

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Μοντελοποίηση και Επίλυση
Σύνθετων Προβλημάτων
Διαχείρισης Εφοδιαστικής
Αλυσίδας με Χρήση
Μεθευρετικών Αλγορίθμων

Διατριβή που υπεβλήθη για τη μερική
ικανοποίηση των απαιτήσεων για την
απόκτηση Διδακτορικού Διπλώματος

ύπο
Εμμανουέλα Ραπανάκη

ΧΑΝΙΑ, Φεβρουάριος 2020

© Copyright Εμμανουέλα Ραπανάκη
Έτος 2020

Η διατριβή της Εμμανουέλας Ραπανάκη εγκρίνεται:

Ιωάννης Μαρινάκης _____
Αναπληρωτής Καθηγητής, Επιβλέπων

Αθανάσιος Μυγδαλάς _____
Καθηγητής, Μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Γεώργιος Σταυρουλάκης _____
Καθηγητής, Μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Νικόλαος Ματσατσίνης _____
Καθηγητής

Αριστομένης Αντωνιάδης _____
Καθηγητής

Άγγελος Σιφαλέρας _____
Αναπληρωτής Καθηγητής

Γεώργιος Σαχαρίδης _____
Επίκουρος Καθηγητής

Περιεχόμενα

1	Σύντομο Βιογραφικό	7
2	Ευχαριστίες	8
3	Εισαγωγή	9
4	Βιβλιογραφική Ανασκόπηση (Literature Review)	14
4.1	Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και Παραλλαγές του . . .	14
4.1.1	Εισαγωγή	14
4.1.2	Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας (Capacitated Vehicle Routing Problem - CVRP)	16
4.1.3	Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (Vehicle Routing Problem with Time Windows - VRPTW)	17
4.1.4	Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων (Location Routing Problem - LRP)	17
4.1.5	Πρόβλημα Δρομολόγησης Αποθεμάτων (Inventory Routing Problem - IRP)	18
4.1.6	Πρόβλημα Δρομολόγησης Παραγωγής (Production Routing Problem-PRP)	18
4.2	Αλγόριθμοι επίλυσης Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων	19
4.3	Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (Multiobjective Vehicle Routing Problem - MOVRP)	21
4.3.1	Εισαγωγή	21
4.3.2	Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας (Multiobjective Capacitated Vehicle Routing Problem - MOCVRP)	21
4.3.3	Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (Multiobjective Vehicle Routing Problem with Time Windows - MOVRPTW)	22
4.3.4	Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων (Multiobjective Location Routing Problem - MO-LRP)	23
4.3.5	Άλλες Παραλλαγές του Πολυαντικειμενικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων	25
4.4	Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (Multi - Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP)	27
4.4.1	Εισαγωγή	27

4.4.2	Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες και παραλλαγές του	27
4.5	Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (Energy Vehicle Routing Problem - EVRP)	30
4.5.1	Εισαγωγή	30
4.5.2	Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και Παράγοντες που Επηρεάζουν την Κατανάλωση και τις Εκπομπές Ρύπων Ενός Οχήματος	31
5	Μοντελοποίηση Πολυαντικειμενικών Ενεργειακών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (Formulation of Multiobjective Energy Multi - Depot Vehicle Routing Problems)	41
5.1	Εισαγωγή	41
5.2	Θεωρητικό Υπόβαθρο για την προτεινόμενη μοντελοποίηση (Theoretical Background for the proposed formulation)	42
5.3	Πολυαντικειμενικά Ενεργειακά Προβλήματα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Energy Multi-Depot Vehicle Routing Problem)	46
5.3.1	Παρουσίαση και Ανάλυση Μοντελοποίησης Προτεινόμενων Πολυαντικειμενικών Προβλημάτων (Presentation and Formulation of Proposed Multi-Objective Problems)	47
6	Εξελικτικοί Πολυαντικειμενικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Multiobjective Algorithms)	52
6.1	Εισαγωγή	52
6.2	Κυριαρχία <i>Pareto</i>	54
6.3	Κοινά Χαρακτηριστικά των Αλγορίθμων	55
6.3.1	Αποτύπωση Διαδρομής-Λύσης	55
6.3.2	Τοπική Αναζήτηση με έναν αλγόριθμο Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS)	56
6.3.3	Μέθοδος Δημιουργίας Πληθυσμού Αρχικών Λύσεων	63
6.3.4	Παράλληλη Πολυεναρκτήρια Μέθοδος (Parallel Multi-Start method - PMS)	64
6.4	Παράλληλοι Πολυεναρκτήριοι Πολυαντικειμενικοί Αλγόριθμοι (Parallel Multi-Start Multiobjective Algorithms)	66
6.4.1	Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II)	67

6.4.2	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE)	70
6.4.3	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO)	74
6.4.4	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA)	80
6.4.5	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC)	86
6.4.6	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY)	94
6.4.7	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm - PMS-GSO)	102
6.4.8	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm - PMS-BA)	111
6.4.9	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm - PMS-KH)	116
6.4.10	Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm - PMS-CS)	127
6.5	Ομοιότητες - Διαφορές των αλγορίθμων	133
7	Μέτρα Αποτελεσματικότητας Μετώπου Pareto (Evaluation Measures)	136
7.1	Εισαγωγή	136
7.2	Αριθμός λύσεων και έκταση Μετώπου <i>Pareto</i> (Number of solutions and extent of the Pareto front)	136
7.3	Διασπορά και Κατανομή Μετώπου <i>Pareto</i> (Spread and Distribution of the Pareto front)	136

7.4	Μέτρο Κάλυψης μεταξύ δύο Μετώπων <i>Pareto</i> (Μέτρο Κάλυψης)(Coverage of Two Sets measure)	137
8	Δεδομένα, Αποτελέσματα και Συμπεράσματα (Instances and Computational Results)	138
8.1	Εισαγωγή	138
8.2	Δεδομένα	138
8.3	Παράμετροι Πολυαντικειμενικών Αλγορίθμων	140
8.4	Ευστάθεια Πολυαντικειμενικών Αλγορίθμων	143
8.5	Ανάλυση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων	144
8.5.1	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-NSPSO</i> , <i>PMS-NSGA II</i> και <i>PMS-NSDE</i>	146
8.5.2	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-MOCSA</i> , <i>PMS-NSGA II</i> και <i>PMS-NSDE</i>	158
8.5.3	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-ABC</i> , <i>PMS-NSPSO</i> , <i>PMS-NSGA II</i> και <i>PMS-NSDE</i>	166
8.5.4	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-BA</i> , <i>PMS-NSPSO</i> , <i>PMS-NSGA II</i> και <i>PMS-NSDE</i>	176
8.5.5	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-GSO</i> , <i>PMS-FIREFLY</i> , <i>PMS-NSPSO</i> και <i>PMS-NSGA II</i>	185
8.5.6	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-CS</i> , <i>PMS-KH</i> , <i>PMS-NSPSO</i> , <i>PMS-NSDE</i> και <i>PMS-NSGA II</i>	195
8.5.7	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: <i>PMS-MOCSA</i> , <i>PMS-ABC</i> , <i>PMS-BA</i> , <i>PMS-GSO</i> και <i>PMS-CS</i>	205
8.6	Σύγκριση των Αποτελεσμάτων όλων των Αλγορίθμων	213
8.7	Συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων	218
9	Επίλογος και Μελλοντική Έρευνα	221
	Βιβλιογραφία	225

1. Σύντομο Βιογραφικό

Η Εμμανουέλα Ραπανάκη γεννήθηκε στα Χανιά Κρήτης, στην Ελλάδα. Πήρε το πτυχίο της από τα Εφαρμοσμένα Μαθηματικά του Πανεπιστημίου Κρήτης, Ηράκλειο, Ελλάδα το 2008 και το μεταπτυχιακό δίπλωμα (M.Sc.) στην Επιχειρησιακή Έρευνα από το τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, Χανιά, Ελλάδα το 2012. Από το 2013 έως το 2020 ήταν υποψήφιος διδάκτορας (Ph.D.) στο Πολυτεχνείο Κρήτης στη σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης υπό την επίβλεψη του Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη. Ταυτόχρονα ήταν Εργαστηριακός Βοηθός του Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη στη Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης για τα προπτυχιακά μαθήματα «Συνδυαστική Βελτιστοποίηση» και «Θεωρία Παιγνίων» για τα έτη 2015-2017. Τα ερευνητικά της ενδιαφέροντα εστιάζονται στις Μεθόδους Εμπνευσμένες από τη Φύση, στην Εφοδιαστική Αλυσίδα, στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και στην Πολυαντικειμενική Βελτιστοποίηση. Οι έρευνές της, μέχρι στιγμής, έχουν δημοσιευθεί σε κεφάλαια επιστημονικών βιβλίων και σε πρακτικά διεθνών συνεδρίων.

Δημοσιεύσεις

1. Rapanaki, E., Psychas, I.-D., Marinaki, M., Marinakis, Y., Migdalas, A. (2018). A Clonal Selection Algorithm for Multiobjective Energy Reduction Multi-Depot Vehicle Routing Problem, In: Nicosia G., Pardalos P., Giuffrida G., Umeton R., Sciacca V. (eds) Machine Learning, Optimization, and Data Science. LOD 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 11331. Springer, 381-393.
2. Rapanaki, E., Psychas, I.-D., Marinaki, M., Marinakis, Y. (2020). Artificial Bee Colony Algorithm for the Multiobjective Energy Reduction Multi-Depot Vehicle Routing Problem, In: Matsatsinis N., Marinakis Y., Pardalos P. (eds) Learning and Intelligent Optimization. LION 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 11968. Springer, 208-223.
3. Rapanaki, E., Psychas, I.-D., Marinaki, M., Matsatsinis, N., Marinakis, Y. (2020). A Krill Herd Algorithm for the Multiobjective Energy Reduction Multi-Depot Vehicle Routing Problem, Machine Learning, Optimization, and Data Science. LOD 2020 (submitted).

2. Ευχαριστίες

Πρώτα από όλα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέπων καθηγητή μου Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη και τη Δρ. Μαγδαληνή Μαρινάκη για την πολύτιμη βοήθειά τους, καθώς και τις γνώσεις που μου προσέφεραν καθόλη τη διάρκεια της συνεργασίας μας. Αν δεν είχα την στήριξη και τη βοήθειά τους δεν θα βρισκόμουν σε αυτή τη θέση σήμερα. Με στήριζαν σε δύσκολες στιγμές και μου στάθηκαν όσο κανείς, για αυτό και το ευχαριστώ είναι πολύ λίγο. Ακόμα, ευχαριστώ θερμά τον Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη για την ευκαιρία που μου έδωσε να είμαι βοηθός του στα εργαστήρια των μαθημάτων του για δύο χρόνια και να συμμετέχω στην διαδικασία της διεξαγωγής των μαθημάτων του, κάτι που αποτέλεσε για μένα ένα πολύ σημαντικό εφόδιο για την υπόλοιπη σταδιοδρομία μου. Η συνεργασία μου με τον Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη και τη Δρ. Μαγδαληνή Μαρινάκη ήταν άψογη και εύχομαι (και ελπίζω) να συνεχιστεί για πολλά πολλά χρόνια. Σε αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω, επίσης, τον Δρ. Ηρακλή-Δημήτρη Ψύχα για την πολύτιμη βοήθειά του και την άψογη συνεργασία που είχαμε. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα μέλη της τριμελούς επιτροπής μου: τον Καθηγητή κ. Αθανάσιο Μυγδαλά και τον Καθηγητή κ. Γεώργιο Σταυρουλάκη, καθώς επίσης και τα υπόλοιπα μέλη της επταμελούς επιτροπής: τους Καθηγητές κ. Νικόλαο Ματσατσίνη, κ. Αριστομένη Αντωνιάδη, τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Άγγελο Σιφαλέρα και τον Επίκουρο Καθηγητή κ. Γεώργιο Σαχαρίδη που αφιέρωσαν μέρος του πολύτιμου χρόνου τους για να κρίνουν την εργασία μου, έτσι ώστε να επιτευχθεί το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα.

Κλείνοντας, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την πίστη, την ανιδιοτελή στήριξή τους και για τους κόπους που έχουν κάνει για μένα όλα αυτά τα χρόνια, καθώς και για την παιδεία που μου έδωσαν. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω το Νίκο για την άπειρη στήριξή του, την πίστη του σε μένα και την υπομονή του καθόλη τη διάρκεια της εκπόνησης του διδακτορικού μου. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου, οι οποίοι με στήριζαν και με στηρίζουν σε όλες τις επιλογές που έχω κάνει καθόλη τη διάρκεια της ζωής μου.

Εύχομαι με τη γνώση που έλαβα και θα λάβω, να καταφέρω να τη μεταλαμπαδεύσω και στις επόμενες γενιές είτε ως εκπαιδευτικός σε κάποιο εκπαιδευτικό ίδρυμα ή φορέα είτε μέσω της έρευνας που θα συνεχίσω να κάνω ως μεταδιδάκτορας. Ελπίζω να κάνω περήφανους όσους με έχουν στηρίξει και με έχουν βοηθήσει όλα αυτά τα χρόνια.

3. Εισαγωγή

Μια *εφοδιαστική αλυσίδα* (supply chain) ή και *δίκτυο εφοδιαστικής* (logistics network) αποτελείται από όλα τα στάδια που εμπλέκονται, έμμεσα ή άμεσα, στην ικανοποίηση των απαιτήσεων του πελάτη. Επομένως η εφοδιαστική αλυσίδα αποτελείται από κατασκευαστές και προμηθευτές, καθώς και από χώρους αποθήκευσης, κέντρα διανομών, μεταφορείς, πωλητές λιανικής, πελάτες, αλλά και από τις πρώτες ύλες, αποθέματα κατά την διαδικασία παραγωγής, και έτοιμα προϊόντα που ρέουν μεταξύ αυτών των σημείων [340].

Η σωστή διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας για όλες τις επιχειρήσεις παίζει σημαντικό ρόλο όσον αφορά τη συντήρηση και την ανάπτυξή τους. Επίσης, στην σύγχρονη κοινωνία, οι επιχειρήσεις, που πολλές φορές έχουν παραπάνω από μία αποθήκες, πρέπει να εκπληρώνουν, εκτός από τους χρονικούς στόχους των δρομολογίων τους, και κάποιους ενεργειακούς στόχους. Ένα παράδειγμα τέτοιων στόχων είναι η ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου των οχημάτων τους και η ελαχιστοποίηση των εκπεμπόμενων ρύπων τους, έτσι ώστε να κάνουν οικονομικότερη διαχείριση των πόρων τους αλλά και να μειώσουν την μόλυνση του περιβάλλοντος που οι ίδιες προκαλούν με τη λειτουργία τους.

Ένας από τους κύριους στόχους αυτής της διδακτορικής διατριβής είναι η μοντελοποίηση ενός προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες με χρήση ενεργειακών στόχων, λαμβάνοντας υπόψη παραμέτρους που προέρχονται από πραγματικές συνθήκες. Επειδή τα προβλήματα που προέκυψαν έχουν παραπάνω από ένα στόχους, η μοντελοποίησή τους έγινε ως πολυαντικειμενικά ενεργειακά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες. Έτσι, δημιουργήθηκαν, παρουσιάζονται και αναλύονται τέσσερα νέα προβλήματα. Στα τέσσερα νέα πολυαντικειμενικά ενεργειακά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες που προτείνονται, για τον υπολογισμό της κατανάλωσης καυσίμου, εκτός από την διανυόμενη απόσταση και το βάρος του φορτίου που μεταφέρεται, λαμβάνονται υπόψη και επιπλέον παράμετροι διαδρομής, οι οποίες είναι εύκολο να συλλεχθούν και δεν σχετίζονται με το είδος και τα χαρακτηριστικά του οχήματος. Οι παράμετροι που λαμβάνονται υπόψη σε αυτή την διατριβή είναι η κλίση του οδοστρώματος, η κατεύθυνση και η δύναμη του ανέμου και οι στροφές ανά λεπτό του κινητήρα του οχήματος.

Τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή έχουν δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση και των τεσσάρων προβλημάτων έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της χρονικής διάρκειας του δρομολογίου, ενώ η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση διαφέρει ανάλογα με το πρόβλημα το οποίο επιλύεται. Στο πρώτο πρόβλημα, το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρ-

κειας του δρομολογίου, ενώ η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου, όταν οι παράμετροι διαδρομής δεν υπάρχουν (ή θεωρούνται ιδανικές, δηλαδή δεν υπάρχει κλίση στο έδαφος, υπάρχει άπνοια και ο οδηγός οδηγεί το όχημα σε χαμηλές στροφές ανά λεπτό). Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι το ότι δεν υπάρχουν οι παράμετροι διαδρομής, μετατρέπει το πρόβλημα αυτό σε συμμετρικό, όπως θα εξηγήσουμε στη συνέχεια. Στο δεύτερο πρόβλημα, το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολογία Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου, όταν υπάρχουν οι παράμετροι της διαδρομής. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι το ότι υπάρχουν οι παράμετροι διαδρομής, μετατρέπει το πρόβλημα αυτό σε μη-συμμετρικό. Στο τρίτο πρόβλημα, το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολογία Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου, όταν δεν υπάρχουν οι παράμετροι της διαδρομής, ενώ στο Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολογία Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου, όταν υπάρχουν οι παράμετροι της διαδρομής. Η βασική διαφορά του πρώτου από το τρίτο πρόβλημα είναι ότι στο πρώτο πρόβλημα έχουμε διανομές προϊόντων στους πελάτες από τις αποθήκες, ενώ στο τρίτο πρόβλημα έχουμε συλλογή προϊόντων από τους πελάτες. Η ίδια ακριβώς διαφορά ισχύει και μεταξύ του δεύτερου και τέταρτου προβλήματος.

Για να επιλυθούν τα παραπάνω προβλήματα, στα πλαίσια της παρούσας διδακτορικής διατριβής, υλοποιήθηκε και χρησιμοποιήθηκε ένας αριθμός από εξελικτικούς αλγόριθμους και αλγόριθμους εμπνευσμένους από τη φύση. Ένας από τους κύριους στόχους της παρούσας διδακτορικής διατριβής ήταν η ενσωμάτωση νέων διαδικασιών και μεθόδων σε διάφορους Εξελικτικούς αλγορίθμους, ώστε να παράξουν όσο το δυνατό καλύτερα αποτελέσματα. Γενικά, χρησιμοποιήθηκαν δύο ομάδες αλγορίθμων. Η μία ομάδα αλγορίθμων είχε χρησιμοποιηθεί σε προηγούμενη διδακτορική διατριβή [342] και οι αλγόριθμοι αυτοί τροποποιήθηκαν κατάλληλα για να χρησιμοποιηθούν στα προβλήματα που επιλύονται σε αυτή τη διδακτορική διατριβή. Ενώ η δεύτερη ομάδα αλγορίθμων, είναι αλγόριθμοι εμπνευσμένοι από τη φύση και αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους, όπου τροποποιήθηκαν κατάλληλα στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής, ώστε να μπορούν να επιλύσουν πολυαντικειμενικά προβλήματα. Αρχικά, οι αλγόριθμοι που τροποποιήθηκαν για την επίλυση των προτεινόμενων προβλημάτων είναι: ο *Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II* (*Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II*), ο *Παράλληλος Πολυεναρ-*

κτήριος Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE*) και ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO*). Οι αλγόριθμοι που υλοποιήθηκαν με την ενσωμάτωση νέων διαδικασιών και μεθόδων είναι από δύο κατηγορίες Εξελικτικών αλγορίθμων. Από την κατηγορία των Τεχνητών Ανοσοποιητικών Συστημάτων υλοποιήθηκε ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (*Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA*), ενώ από την κατηγορία των αλγορίθμων Εμπνευσμένων από τη Φύση: ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (*Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (*Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (*Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm - PMS-GSO*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (*Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm - PMS-BA*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (*Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm - PMS-KH*) και ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (*Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm - PMS-CS*).

Όλοι οι αλγόριθμοι, που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της συγκεκριμένης διδακτορικής διατριβής, δεν χρησιμοποιήθηκαν με τον τρόπο που παρουσιάζονται στη βιβλιογραφία, αλλά προσαρμόστηκαν κατάλληλα με στόχο να μπορέσουν να επιλύσουν πολυαντικειμενικά προβλήματα δρομολόγησης, ενώ κάποιοι από αυτούς χρησιμοποιήθηκαν για πρώτη φορά και σε πολυαντικειμενικά προβλήματα γενικά, αλλά και σε προβλήματα δρομολόγησης. Σε όλους τους αλγόριθμους προτείνουμε ένα συγκεκριμένο τρόπο για να πραγματοποιηθεί η προσαρμογή των αλγορίθμων για την επίλυση αυτού του είδους των προβλημάτων. Για τη δοκιμή των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από τη βιβλιογραφία, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν αρχικά στη διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα [342], και τροποποιήθηκαν κατάλληλα για να μπορούν να χρησιμοποιηθούν στα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διδακτορική διατριβή. Μια αρχική μορφή αυτής της μεθοδολογίας, όπου τα βασικά της βήματα δίνονται στη συνέχεια, προτάθηκε στη διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα [342] και στην παρούσα διδακτορική διατριβή παρουσιάζουμε την εξέλιξή της και την τροποποίησή της, για να μπορέσει να λειτουργήσει αποτελεσματικά στα προβλήματα

που επιλύονται σε αυτή τη διατριβή.

1. Ο τρόπος δημιουργίας του αρχικού πληθυσμού λύσεων [342]. Πιο αναλυτικά, κάθε πληθυσμός χωρίζεται σε τόσους υποπληθυσμούς όσες είναι και οι αντικειμενικές συναρτήσεις του προβλήματος. Εδώ πρέπει να επισημανθεί ότι η παραγωγή των λύσεων κάθε υποπληθυσμού βασίζεται στον συνδυασμό τριών συγκεκριμένων μεθόδων, όπως θα περιγραφεί στη συνέχεια.
2. Η *Παράλληλη Πολυεναρκτήρια Μέθοδος*, στην οποία δημιουργούνται και εξελίσσονται στους αλγόριθμους περισσότεροι από ένας διαφορετικοί πληθυσμοί αρχικών λύσεων.
3. Μια μέθοδος τοπικής αναζήτησης, ένας αλγόριθμος *Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης*, ο οποίος χρησιμοποιεί τροποποιημένες, κατάλληλες για τα προβλήματα που επιλύονται παραλλαγές γνωστών μεθόδων τοπικής αναζήτησης.
4. Η προσθήκη ενός επιπλέον βήματος ταξινόμησης των λύσεων στους προτεινόμενους αλγορίθμους.
5. Η τροποποίηση των βασικών συναρτήσεων, που αναγράφονται στην βιβλιογραφία των αλγορίθμων και χρησιμοποιούνται στην επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης μίας αντικειμενικής συνάρτησης, ώστε να βελτιωθεί η απόδοση των προτεινόμενων αλγορίθμων στην επίλυση των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών προβλημάτων.

Πιο συγκεκριμένα, τα δεδομένα, όσον αφορά τις συντεταγμένες των κόμβων, αντλήθηκαν από τα παραδείγματα 100 κόμβων από τη βάση δεδομένων *TSPLIB* (*kroA100*, *kroB100*, *kroC100*, *kroD100* και *kroE100*), τα οποία χρησιμοποιούνται για την επίλυση του Προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή [343]. Επίσης, τα δεδομένα, όσον αφορά τη χωρητικότητα των οχημάτων, τα χρονικά περιθώρια (διάρκεια δρομολογίου οχήματος και χρόνος εξυπηρέτησης) και τη ζήτηση των πελατών, αντλήθηκαν από το τρίτο παράδειγμα (*par3*) από τα κλασσικά παραδείγματα των *Christofides et al.* που δίνονται στο [56] για την επίλυση του Περιορισμένης Χωρητικότητας Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων.

Τα αποτελέσματα κάθε προβλήματος, από κάθε έναν από τους προτεινόμενους πολυαντικειμενικούς αλγορίθμους που υλοποιήθηκαν, αποτελούνται από τις τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων κάθε μίας εξαγόμενης μη - κυριαρχούμενης λύσης και απεικονίζονται σε δισδιάστατα διαγράμματα, τα Μέτωπα Pareto (Pareto Fronts). Κάθε ένας άξονας αντιπροσωπεύει τις τιμές κάθε αντικειμενικής συνάρτησης. Εδώ πρέπει να επισημανθεί ότι, για την επίλυση των προτεινόμενων προβλημάτων, δεν υπάρχει κάποιο μέτωπο *Pareto* ως δεδομένο σύγκρισης, οπότε γίνεται σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων, ώστε να βγουν συμπεράσματα για την αποτελεσματικότητά τους. Για την

σύγκριση της αποτελεσματικότητας των υλοποιημένων αλγορίθμων, για καθένα από τα προτεινόμενα πολυαντικειμενικά προβλήματα, χρησιμοποιούνται τέσσερα διαφορετικά μέτρα αποτελεσματικότητας: ο αριθμός των μη κυριαρχούμενων λύσεων, το εύρος του διαγράμματος, η διασπορά των λύσεων του κάθε διαγράμματος και το μέτρο «κάλυψης» (Coverage measure), δηλαδή το ποσοστό κυριαρχίας των λύσεων του μετώπου *Pareto* μίας μεθόδου στις λύσεις του μετώπου *Pareto* μίας άλλης μεθόδου.

4. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση (Literature Review)

4.1. Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και Παραλλαγές του

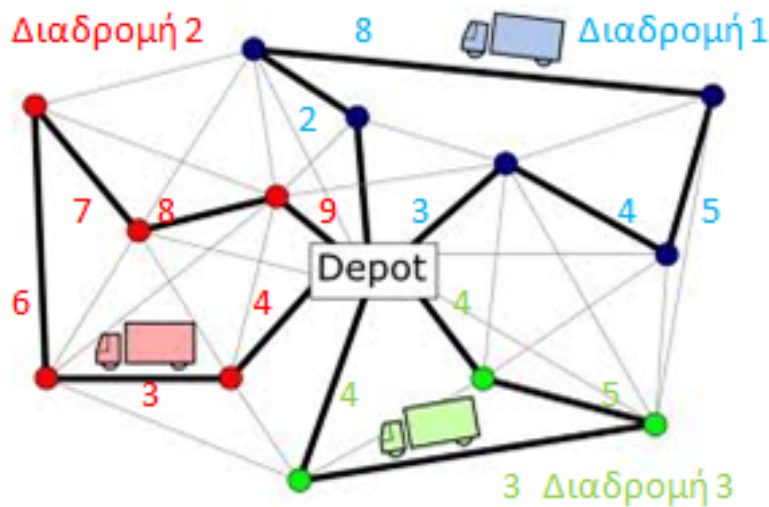
4.1.1. Εισαγωγή

Το Πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων (Vehicle Routing Problem - VRP) είναι πρόβλημα βελτιστοποίησης, που ανήκει στην κατηγορία των μη - πολυωνυμικά δύσκολων ($NP - hard$), και σχετίζεται με τη διανομή προϊόντων από τις αποθήκες στους πελάτες μιας επιχείρησης. Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων προτάθηκε αρχικά από τους Dantzig και Ramser [62] και είναι μια επέκταση του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή ([157], [340]). Στο πρόβλημα αυτό, η μεταφορά των προϊόντων μιας επιχείρησης από τις αποθήκες προς τους πελάτες της, γίνεται με την χρήση ενός ή περισσότερων οχημάτων, τα οποία οδηγούνται από μία ομάδα χειριστών - οδηγών, και κινούνται μέσα στα πλαίσια ενός συγκεκριμένου δικτύου διαδρομών. Για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος, απαιτείται η ελαχιστοποίηση του ολικού κόστους μεταφοράς όταν κάθε όχημα ξεκινάει από μια αποθήκη και επιστρέφει σε αυτήν, έχοντας όμως ικανοποιήσει τις απαιτήσεις των πελατών και τους «λειτουργικούς» περιορισμούς. Στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 1), το δίκτυο μεταφοράς απεικονίζεται με ένα γράφημα όπου οι ακμές (ή τόξα) αποτελούν τους δρόμους που έχουν επιλεγεί για την διανομή των προϊόντων και οι κορυφές τους πελάτες και τις αποθήκες (στο γράφημα αυτό η αποθήκη είναι μία). Όσον αφορά τα τόξα, αυτά μπορούν να είναι είτε μίας κατεύθυνσης (π.χ. μονόδρομος) είτε δύο κατευθύνσεων (π.χ. δρόμος διπλής κυκλοφορίας). Επίσης, πρέπει να σημειωθεί ότι σε κάθε τόξο αντιστοιχεί μία τιμή κόστους, η οποία αποτελεί συνήθως το μήκος της απόστασης από τον ένα κόμβο στον άλλο ή το χρόνο μετάβασης.

Στο σημείο αυτό, πρέπει να αναφερθούν τα βασικά χαρακτηριστικά των πελατών, τα οποία είναι [289]:

1. Οι κορυφές των γραφημάτων, οι οποίες είναι οι τοποθεσίες των πελατών.
2. Η ζήτηση (*demand*) των πελατών στα προβλήματα διανομής και η ποσότητα συλλογής στα προβλήματα παραλαβής προϊόντων.
3. Το χρονικό διάστημα της ημέρας στη διάρκεια της οποίας μπορούν να εξυπηρετηθούν οι πελάτες (*time windows*).
4. Ο χρόνος που απαιτείται για τη φόρτωση ή την εκφόρτωση προϊόντων από τις τοποθεσίες των πελατών (*unloading - loading times*).
5. Το σύνολο των διαθέσιμων οχημάτων που μπορούν να εξυπηρετήσουν τους πελάτες.

Όσον αφορά το στόλο οχημάτων με τον οποίο γίνεται η μεταφορά των προϊόντων, αυτός μπορεί να έχει σταθερό ή μεταβλητό μέγεθος, ανάλογα με τις



Σχήμα 1: Γράφημα Δρομολόγησης Οχημάτων.

απαιτήσεις ή τον αριθμό των πελατών. Τα βασικά χαρακτηριστικά των οχημάτων είναι [289]:

1. Η αποθήκη αφετηρίας του οχήματος και η δυνατότητα να επιστρέψει σε μια άλλη αποθήκη της επιχείρησης.
2. Η χωρητικότητα του οχήματος (μέγιστο βάρος ή αριθμός παλετών που χωράνε στο όχημα).
3. Η υποδιαίρεση του οχήματος σε διαμερίσματα, όπου το καθένα μπορεί να μεταφέρει διαφορετικά είδη προϊόντων.
4. Οι διαθέσιμες συσκευές για τη φόρτωση και εκφόρτωση προϊόντων.
5. Το σύνολο των τόξων του γραφήματος που μπορεί να χρησιμοποιήσει κάποιο όχημα.
6. Το κόστος της χρήσης του οχήματος (π.χ. ανά μονάδα χρόνου ή απόστασης).
7. Οι οδηγοί πρέπει να τηρούν τις συνθήκες και τις προδιαγραφές της εργασίας που ορίζονται από την επιχείρηση και το κράτος.

Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι τα δρομολόγια πρέπει να ικανοποιούν διάφορες παραμέτρους, όσον αφορά τη φύση του μεταφερόμενου εμπορεύματος, την ποιότητα εξυπηρέτησης και τα χαρακτηριστικά των πελατών και των οχημάτων. Επιπλέον, ορισμένοι βασικοί στόχοι των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων είναι [289]:

1. Ελαχιστοποίηση του κόστους και του χρόνου μεταφοράς.

2. Ελαχιστοποίηση του αριθμού των χρησιμοποιούμενων οχημάτων.
3. Εξισορρόπηση των διαδρομών για το χρόνο και το φορτίο του οχήματος.
4. Ελαχιστοποίηση των «τιμωριών», σε περίπτωση που χρησιμοποιούνται συναρτήσεις τιμωρίας για τους πελάτες που δεν έχουν εξυπηρετηθεί ή έχουν εξυπηρετηθεί μερικώς.
5. Ελαχιστοποίηση ενός σταθμισμένου συνδυασμού κάποιων από τους παραπάνω στόχους.

Μερικές από τις βασικές παραλλαγές του προβλήματος παρουσιάζονται στη συνέχεια.

4.1.2. Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας (*Capacitated Vehicle Routing Problem - CVRP*)

Για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων (*VRP*) ή αλλιώς του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας (*CVRP*), στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του κόστους με την επίτευξη όσο το δυνατό λιγότερων και συντομότερων δρομολογίων και με όσο το δυνατό λιγότερα οχήματα, αλλά πάντα ικανοποιώντας όλους τους περιορισμούς ([289], [340]). Στο πρόβλημα αυτό, όλοι οι πελάτες ανταποκρίνονται στις παραδόσεις των προϊόντων, εξυπηρετούνται όλοι μόνο μια φορά και η ζήτησή τους είναι προκαθορισμένη και δεν μεταβάλλεται ([289], [340]). Επιπλέον, τα οχήματα είναι πανομοιότυπα μεταξύ τους, με προκαθορισμένη χωρητικότητα, με αφετηρία και τερματικό σταθμό την ίδια αποθήκη και κάθε ένα όχημα επισκέπτεται ένα υποσύνολο πελατών με δεδομένο ότι το άθροισμα της ζήτησης των πελατών που επισκέπτεται είναι μικρότερο ή ίσο με τη χωρητικότητά του ([289], [340]). Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι λόγοι της μη εξυπηρέτησης όλων των πελατών από ένα όχημα θα μπορούσε να είναι είτε ότι η συνολική ζήτηση των πελατών υπερβαίνει την χωρητικότητα του οχήματος είτε ότι η ζήτηση πρέπει να ικανοποιηθεί μέσα σε συγκεκριμένα χρονικά περιθώρια και κάτι τέτοιο δεν μπορεί να επιτευχθεί με ένα μόνο όχημα είτε ότι η ζήτηση διάφορων πελατών αφορά διαφορετικά προϊόντα που δεν γίνεται να αναμειχθούν κ.ά. [340].

Στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων υπάρχουν πολλές μοντελοποιήσεις ανάλογα με την μορφή που θέλουν να δώσουν στο μοντέλο και ανάλογα με τον τρόπο που θα επιλεγεί για την επίλυση του προβλήματος. Για παράδειγμα, υπάρχουν μοντελοποιήσεις που σχετίζονται με την μετακίνηση των οχημάτων, άλλες που σχετίζονται με την μεταφορά των προϊόντων, με το αν είναι δυναμικού ή ακέραιου προγραμματισμού, με το αν το γράφημα είναι προσανατολισμένο ή όχι, με το αν επιτρέπεται ή όχι η εξυπηρέτηση ενός πελάτη σε μια διαδρομή κ.ά. Ο σκοπός όλων αυτών των μοντελοποιήσεων είναι να μετατρέψουν το πρόβλημα αυτό σε μορφή που να είναι διαχειρίσιμη και να μπορεί να προσομοιώνει τις πραγματικές συνθήκες ([289], [340]). Μερικές από τις πιο βασικές

παραλλαγές σύνθετων προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων παρατίθενται στην συνέχεια.

4.1.3. Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (*Vehicle Routing Problem with Time Windows - VRPTW*)

Στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (*VRPTW*) γίνεται η υπόθεση ότι κάθε πελάτης i πρέπει να εξυπηρετηθεί μέσα σε ένα δεδομένο χρονικό πλαίσιο $[t1_i, t2_i]$. Επομένως, το όχημα επιτρέπεται να φτάσει νωρίτερα από τον χρόνο $t1_i$ στον πελάτη i και να περιμένει μέχρι αυτός να είναι διαθέσιμος, αλλά όχι μετά την χρονική στιγμή $t2_i$ [340]. Για να επιτευχθεί αυτό, χρησιμοποιείται ένας επιπλέον περιορισμός, σύμφωνα με τον οποίο η εξυπηρέτηση για κάθε πελάτη πρέπει να ξεκινήσει και, τις περισσότερες φορές, να ολοκληρωθεί μέσα σε ένα χρονικό παράθυρο $[t1_i, t2_i]$, ενώ το όχημα παραμένει στο χώρο του πελάτη για χρόνο s_i (χρόνος εξυπηρέτησης) μέχρι να ξεφορτώσει. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι στα δεδομένα του προβλήματος προστίθενται η χρονική στιγμή που φεύγουν τα οχήματα από την αποθήκη και ο χρόνος μετάβασης (t_{ij}) από τον πελάτη i στον j ([289], [32], [100], [340]).

4.1.4. Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων (*Location Routing Problem - LRP*)

Το Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων (*LRP*) είναι ένα σύνθετο πρόβλημα δρομολόγησης, το οποίο συνδυάζει το Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων με το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων. Εδώ πρέπει να αναφερθεί ότι στα προβλήματα χωροθέτησης θεωρείται ότι η κάθε επιχείρηση έχει δύο εναλλακτικές: είτε παρέχει τις υπηρεσίες της στον πελάτη αφού ο πελάτης μεταφερθεί σε αυτή, όπως είναι για παράδειγμα η επίσκεψη ασθενή στο νοσοκομείο, είτε κάθε εξυπηρέτηση προς κάποιον πελάτη γίνεται με μια αμφίδρομη διαδρομή από την επιχείρηση προς τον πελάτη, δηλαδή επιχείρηση - πελάτης - επιχείρηση, όπως είναι για παράδειγμα το δρομολόγιο ασθενοφόρου - νοσοκομείου. Επιπλέον, σε πραγματικές συνθήκες, υπάρχει το ενδεχόμενο ένα όχημα να μπορεί να εξυπηρετήσει μία ομάδα πελατών.

Στο Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων χωροθετείται ένας αριθμός από εγκαταστάσεις στα υποψήφια σημεία και έπειτα, από κάθε μία εγκατάσταση, σχεδιάζονται διαδρομές που θα ακολουθούν τα οχήματα, ώστε να ελαχιστοποιείται το συνολικό κόστος. Το πρόβλημα αυτό είναι αρκετά δύσκολο στην μοντελοποίησή του, μιας και πρέπει να ληφθούν πολλές αποφάσεις, όπως είναι για παράδειγμα ο αριθμός και η τοποθέτηση των εγκαταστάσεων που θα χωροθετηθούν, ο αριθμός των πελατών που θα ανατεθεί σε κάθε εγκατάσταση, ποιοι πελάτες θα ανατεθούν σε κάθε διαδρομή και η προτεραιότητα των πελατών σε κάθε διαδρομή [340].

Ανάλογα με τους περιορισμούς, αλλά και τους αλγόριθμους που έχουν χρησιμοποιηθεί για την επίλυσή του προβλήματος αυτού, έχουν υπάρξει διάφορες μοντελοποιήσεις του. Ορισμένες από αυτές βρίσκονται στα ([67], [174], [192], [198], [320], [238], [340]).

4.1.5. Πρόβλημα Δρομολόγησης Αποθεμάτων (*Inventory Routing Problem - IRP*)

Η ιδιαιτερότητα του προβλήματος αυτού έγκυται στο γεγονός ότι ο προμηθευτής έχει τον έλεγχο των αποθεμάτων του πελάτη, σε αντίθεση με τα βασικά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων, όπου ο πελάτης παραγγέλλει από τον προμηθευτή, όταν το πλήθος των αποθεμάτων του μειωθεί μέχρι κάποιο επίπεδο. Αυτός είναι και ο λόγος που επιτυγχάνεται σημαντική ελαχιστοποίηση κόστους, μιας και λαμβάνεται υπόψη η ελαχιστοποίηση του κόστους αποθεματοποίησης προϊόντων συγχρόνως με το κόστος μεταφοράς. Πιο συγκεκριμένα, σε αυτό το πρόβλημα η εταιρεία διανομής αποφασίζει την ποσότητα που θα παραγγελθεί και το πότε θα γίνει η παραγγελία του κάθε πελάτη, όπως επίσης φροντίζει να μην μείνει κανένας πελάτης χωρίς απόθεμα. Επιπλέον, η εταιρεία αποφασίζει κάθε μέρα ποιους πελάτες θα επισκεφθεί, λαμβάνοντας υπόψη ότι οι σημερινές αποφάσεις θα επηρεάσουν και τις μελλοντικές [340]. Για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Αποθεμάτων, στόχος είναι η μείωση του κόστους της μέσης ημερήσιας διανομής κατά τη διάρκεια της χρονικής περιόδου, χωρίς όμως να προκαλέσει ελλείψεις σε κανέναν πελάτη. Πρέπει να τονιστεί ότι οι τρεις βασικές αποφάσεις που πρέπει να ληφθούν είναι: πότε θα εξυπηρετηθεί ένας πελάτης, πόση ποσότητα πρέπει να διανεμηθεί στον πελάτη και πόσες και ποιες διαδρομές θα πρέπει να ακολουθηθούν [340]. Ορισμένες μοντελοποιήσεις του προβλήματος αυτού βρίσκονται στα ([7], [323]).

4.1.6. Πρόβλημα Δρομολόγησης Παραγωγής (*Production Routing Problem - PRP*)

Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Παραγωγής είναι συνδυασμός του προγραμματισμού παραγωγής με τη διαδικασία δρομολόγησης. Πιο αναλυτικά, αν υπάρχει παραγωγή μια συγκεκριμένη περίοδο, τότε πρέπει να ληφθούν υπόψη τα έξοδα ενεργοποίησης των μηχανημάτων και της παραγωγής. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι το κόστος παραγωγής εξαρτάται μόνο από τον όγκο της παραγωγής και όχι από τον όγκο της προετοιμασίας. Επιπλέον, οι πόροι σε ένα σύστημα παραγωγής μπορεί να είναι το εργατικό δυναμικό, ο εξοπλισμός, τα μηχανήματα κ.λ.π. Επίσης, τα προϊόντα που μεταφέρονται στους πελάτες πρέπει να πληρούν την χρονικά μεταβαλλόμενη ζήτηση και η μεταφορά πρέπει να γίνεται στους πελάτες πριν ανακοινωθεί η εξωτερική ζήτηση. Άλλο που πρέπει να σημειωθεί είναι ότι οποιαδήποτε υπέρβαση ζήτησης τόσο στην ενεργοποίηση των μηχανημάτων όσο και σε έναν πελάτη, μεταφέρεται ως απόθεμα για την επόμενη περίοδο και ταυ-

τόχρονα ορίζεται και ένα κόστος αποθέματος. Επομένως, η ζήτηση ενός πελάτη μπορεί να καλυφθεί και από τα αποθέματα της προηγούμενης περιόδου. Καθώς οι πελάτες εξυπηρετούνται με χρήση οχημάτων, για κάθε όχημα που ξεκινάει για να εξυπηρετήσει ένα σύνολο πελατών υπολογίζεται και ένα κόστος μεταφοράς. Τέλος, στόχος του προβλήματος αυτού είναι η ικανοποίηση της ζήτησης των πελατών με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους της διανομής, της ενεργοποίησης της παραγωγής και των αποθεμάτων, λαμβάνοντας πάντα υπόψη τους περιορισμούς ([7], [340]).

4.2. Αλγόριθμοι επίλυσης Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων

Για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων έχουν χρησιμοποιηθεί πολλοί αλγόριθμοι. Ο αλγόριθμος *Διακλάδωσης και Οριοθέτησης (Branch-and-Bound)* ήταν από τους πρώτους αλγόριθμους που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση αυτού του προβλήματος ([289], [340]). Σε αυτόν τον αλγόριθμο αναπτύσσεται ένα δέντρο απαρίθμησης, όπου μετά το πέρας ενός αριθμού επαναληπτικών διαδικασιών, μέσα από ένα σύνολο εφικτών λύσεων, μπορεί να οδηγήσει στην εύρεση της βέλτιστης λύσης. Πρέπει να σημειωθεί ότι η πλήρης απαρίθμηση δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε παραδείγματα με μεγάλο αριθμό κόμβων, εξαιτίας των υπερβολικών απαιτήσεων μνήμης και χρόνου για την επίλυση του προβλήματος. Άλλοι αλγόριθμοι που ανήκουν στην ίδια κατηγορία είναι ο αλγόριθμος *Διακλάδωσης και Τομής (Branch-and-cut)* [289] και η Μέθοδος *Επικάλυψης Συνόλου (Set-Covering-Based)* [289].

Οι *Ευρετικοί* αλγόριθμοι και οι αλγόριθμοι *Τοπικής Αναζήτησης* είναι μία άλλη κατηγορία αλγορίθμων όπου, για να επιλυθεί ένα πρόβλημα δρομολόγησης, πρώτα σχεδιάζεται μια αρχική λύση με έναν αλγόριθμο απληστίας ή κατασκευαστικό αλγόριθμο και στη συνέχεια η λύση αυτή βελτιώνεται με τη χρήση ενός αλγορίθμου τοπικής αναζήτησης ([289], [340], [341]). Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι παρόλο που οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι υλοποιούνται εύκολα και εκτελούν τις επαναλήψεις τους αρκετά γρήγορα, υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να μην μπορέσουν να ξεκολλήσουν εύκολα από κάποιο τοπικό ελάχιστο και να παγιδευτούν.

Η επόμενη κατηγορία αλγορίθμων που έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυση Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων είναι οι *Μεθευρετικοί* αλγόριθμοι, οι οποίοι έχουν την ικανότητα να ξεφεύγουν πιο εύκολα από ένα τοπικό ελάχιστο σε σχέση με τους Ευρετικούς ([289], [340], [341]). Οι διαδικασίες που χρησιμοποιούν αυτοί οι αλγόριθμοι για να ξεφεύγουν πιο εύκολα από ένα τοπικό ελάχιστο είναι: η χρήση επαναληπτικών διαδικασιών που αρχίζουν από διαφορετικές αρχικές λύσεις (αλγόριθμοι Πολυεναρκτήριας Τοπικής Αναζήτησης (Multistart Local Search), αλγόριθμοι Επαναληπτικής Τοπικής Αναζήτησης (Iterated Local Search) και η Διαδικασία Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure)), η

αποδοχή κινήσεων που δεν βελτιώνουν την λύση (αλγόριθμοι Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu Search) και Προσομοιωμένης Ανόπτησης (Simulated Annealing)) και η αλλαγή της γειτονιάς αναζήτησης (αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search)).

Άλλη κατηγορία αλγορίθμων είναι οι *Εξελικτικοί* και οι *Γενετικοί Αλγόριθμοι* (Evolutionary and Genetic algorithms) ([289], [340], [341]), οι οποίοι είναι αλγόριθμοι εμπνευσμένοι από τη βιολογική διαδικασία της εξέλιξης των ειδών στη φύση. Το χαρακτηριστικό αυτών των αλγορίθμων είναι ότι χρησιμοποιούν και εξελίσσουν από επανάληψη σε επανάληψη έναν πληθυσμό λύσεων, ο οποίος ονομάζεται γενιά (generation). Ένας από τους πιο γνωστούς εξελικτικούς αλγόριθμους είναι ο αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (DE) Algorithm), ο οποίος είναι ένας στοχαστικός αλγόριθμος που λειτουργεί με πληθυσμό λύσεων, προτάθηκε από τους Storn και Price [271] και έχει την ιδιαιτερότητα ότι εστιάζει στην απόσταση μεταξύ των μελών του πληθυσμού και στις διαφορετικές κατευθύνσεις που μπορεί να κινηθεί κάποιο μέλος του πληθυσμού ([340], [341]).

Άλλη κατηγορία αλγορίθμων είναι οι αλγόριθμοι *Νοημοσύνης Σμήνους*, όπου προσομοιώνουν τις λειτουργίες που συμβαίνουν μεταξύ των ατόμων ενός πληθυσμού ([340], [341]). Ένας τέτοιος αλγόριθμος είναι ο αλγόριθμος *Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών* (Ant Colony Optimization Algorithm), ο οποίος προσομοιώνει την ικανότητα των μυρμηγκιών να βρίσκουν τη συντομότερη διαδρομή από την φωλιά τους προς την τροφή και αντίστροφα, λαμβάνοντας υπόψη την ποσότητα της φερομόνης που εναποτίθεται στο εκάστοτε μονοπάτι που ακολουθεί κάθε μυρμήγκι. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι προτιμάται η διαδρομή με την περισσότερη φερομόνη. Άλλος αλγόριθμος που είναι εμπνευσμένος από την φύση είναι ο αλγόριθμος *Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων* (Particle Swarm Optimization Algorithm) ο οποίος προσομοιώνει την συμπεριφορά κάποιων οργανισμών, όπως για παράδειγμα το πέταγμα των πουλιών σε σμήνος και την ομαδική κίνηση των ψαριών ([140], [340]).

Μια σχετικά νέα κατηγορία αλγορίθμων είναι οι αλγόριθμοι *Τεχνητών Ανοσοποιητικών Συστημάτων* (Artificial Immune Systems), οι οποίοι προσομοιώνουν την λειτουργία του ανοσοποιητικού συστήματος ([66], [69]). Ένα αλγόριθμος αυτής της κατηγορίας είναι ο αλγόριθμος της *Επιλογής Κλώνων*, στον οποίο η κάθε λύση αντιστοιχεί σε ένα αντίσωμα του οργανισμού και, ανάλογα με το πόσο ισχυρό είναι το κάθε αντίσωμα, δημιουργεί ανάλογο αριθμό από κλώνους του για να αντιμετωπίσει τα αντιγόνα των ξενιστών που προσβάλλουν τον οργανισμό. Τέλος, ανάλογα με την τιμή που δίνει ο χρήστης σε έναν τελεστή ωρίμανσης, γίνεται επιλογή για κάθε αντίσωμα αν θα υποβληθεί στη διαδικασία υπερμετάλλαξης (αλλαγή έως και το 80% της λύσης) ή στη διαδικασία της διόρθωσης των υποδοχέων, ώστε να ξεφύγει από κάποιο τοπικό ελάχιστο.

4.3. Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (*Multiobjective Vehicle Routing Problem - MOVRP*)

4.3.1. Εισαγωγή

Η μοντελοποίηση και επίλυση ενός προβλήματος δρομολόγησης με ένα μόνο κριτήριο (αντικειμενική συνάρτηση), πολλές φορές δεν περιγράφει πλήρως το προς επίλυση πρόβλημα στην σύγχρονη κοινωνία. Οπότε πάρα πολλοί ερευνητές και πολλές επιχειρήσεις μοντελοποιούν πλέον τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων ως πολυαντικειμενικά προβλήματα δρομολόγησης. Αυτός είναι και ο λόγος διεξαγωγής πολλών ερευνών που αφορούν την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων. Στη συνέχεια, γίνεται μία αναφορά στις σημαντικότερες μελέτες που αφορούν το Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας, αλλά και τις πιο γνωστές παραλλαγές του.

4.3.2. Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας (*Multiobjective Capacitated Vehicle Routing Problem - MOCVRP*)

Τα έτη 1986 και 1989 έγιναν οι πρώτες έρευνες για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Περιορισμένης Χωρητικότητας, οι οποίες έβαλαν στην ίδια αντικειμενική συνάρτηση την ελαχιστοποίηση της απόστασης όλου του ταξιδιού, της καταστροφής των προϊόντων κατά την διάρκεια της μεταφοράς τους και την μεγιστοποίηση της εκπλήρωσης των υπηρεσιών έκτακτης ανάγκης με χρήση ενός ευρετικού αλγορίθμου ([224], [225]). Το 1999 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα στην οποία συμπεριλήφθηκε στην ίδια αντικειμενική συνάρτηση η βελτιστοποίηση της διαδρομής και της ανάθεσης φορτίου μεταξύ των οχημάτων [160].

Το 2002 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα που αφορούσε την επίλυση ενός προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων δύο αντικειμενικών συναρτήσεων, στο οποίο η μία αντικειμενική συνάρτηση ήταν υπεύθυνη για την ελαχιστοποίηση της απόστασης και η δεύτερη στη διαφορά μεταξύ του μήκους των διαδρομών (*VRPRB*) [122]. Για την επίλυσή του χρησιμοποιήθηκε ένας παράλληλος πολυαντικειμενικός εξελικτικός αλγόριθμος (*Parallel multi-objective evolutionary algorithm*) και ένας υβριδικός αλγόριθμος στον οποίο εμπεριέχεται και ο αλγόριθμος Παράλληλου *Pareto* Περιορισμένης Αναζήτησης (*Parallel Pareto Tabu Search*). Το 2003 επιλύθηκε το ίδιο πρόβλημα από τους ίδιους συγγραφείς με τη χρήση της μεθόδου Στοχευμένης Διαδικασίας Αναζήτησης *Pareto* (*Target Aiming Pareto Search*) [123], το 2005 με τη χρήση του Γενετικού Αλγορίθμου Μη Κυριαρχού-μενης Ταξινόμησης II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA II*) [124] και το 2009 με την χρήση ενός εξελικτικού αλγορίθμου [126].

Τέλος, το 2007 έγινε μία έρευνα που αφορούσε την επίλυση δύο διαφορετικών πολυαντικειμενικών προβλημάτων περιορισμένης χωρητικότητας δρομολόγησης οχημάτων με τη χρήση ενός μιμητικού εξελικτικού αλγορίθμου [197]. Το ένα πρόβλημα ήταν με περίοδο κανονικής ζήτησης (Normal Demand Period), ενώ το άλλο με περίοδο υψηλής ζήτησης (High Demand Period) και τα κριτήρια ήταν η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους διανομής, της καθυστέρησης από την μέρα παράδοσης, καθώς και η ελαχιστοποίηση του πλήθους των οχημάτων. Σκοπός της έρευνας αυτής ήταν ο υπολογισμός των κυρίαρχων λύσεων για κάθε είδος περιόδου και η εύρεση της ομοιότητας των κυρίαρχων διαδρομών.

4.3.3. Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (Multiobjective Vehicle Routing Problem with Time Windows - MOVRPTW)

Το 1991 έγινε μία από τις πρώτες έρευνες για το Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα [194], το οποίο επιλύθηκε με χαλαρούς χρονικούς περιορισμούς, δηλαδή μπορεί ένα όχημα να φτάσει στον προορισμό του πριν τον νωρίτερο χρόνο και/ή να φύγει από αυτόν μετά τον αργότερο χρόνο παίρνοντας μια «ποινή». Στο πρόβλημα αυτό τοποθετήθηκε στην ίδια αντικειμενική συνάρτηση το ενδεχόμενο της νωρίτερης άφιξης και της αργότερης αναχώρησης και η επίλυσή του έγινε με τη χρήση ενός λογισμικού βασιζόμενο στην μέθοδο Διακλάδωσης και Οριοθέτησης (branch and bound). Το 1999 έγινε η επίλυση του προβλήματος με την χρήση ενός ευρετικού αλγορίθμου και συμπεριλήφθηκε σε μία αντικειμενική συνάρτηση η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου ταξιδιού του οχήματος και του συνολικού χρόνου αναμονής των πελατών [115].

Το 2001 παρουσιάστηκε μία έρευνα, στην οποία έγινε η ελαχιστοποίηση τεσσάρων κριτηρίων του προβλήματος με διαφορετικές αντικειμενικές συναρτήσεις και η εξαγωγή των κατά Pareto κυρίαρχων λύσεων [96]. Τα προς ελαχιστοποίηση κριτήρια ήταν η συνολική απόσταση ταξιδιού, ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων οχημάτων, το μέγεθος της παραβίασης των χρονικών παραθύρων και ο αριθμός των παραβιασμένων χρονικών παραθύρων. Η επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε με τη χρήση ενός γενετικού αλγορίθμου. Το ίδιο έτος (2001) παρουσιάστηκε μία έρευνα, στην οποία έγινε η ελαχιστοποίηση τριών αντικειμενικών συναρτήσεων [245]. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση ελαχιστοποιούσε την απόσταση που διανύει ένα όχημα, η δεύτερη το πλήθος των χρησιμοποιούμενων οχημάτων και η τρίτη την συνολική απόσταση του δρομολογίου. Η επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε με τη χρήση δύο παραλλαγών του Γενετικού Αλγορίθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (NSGA).

Το 2003 έγινε η παρουσίαση μίας έρευνας που αφορούσε την επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος δρομολόγησης με χρονικά παράθυρα με τη

χρήση ενός αλγορίθμου που βασίζεται στο σύστημα αποικίας μυρμηγκιών [22]. Το πρόβλημα αυτό είχε τρεις αντικειμενικές συναρτήσεις, οι οποίες βελτιστοποιούσαν, συγχρόνως, τον αριθμό των οχημάτων, τον συνολικό χρόνο ταξιδιού του οχήματος και τον συνολικό χρόνο διανομής. Το 2006 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα για την ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του κόστους της διαδρομής και του αριθμού των οχημάτων με τη χρήση ενός υβριδικού πολυαντικειμενικού εξελικτικού αλγορίθμου [278]. Το ίδιο έτος (2006) έγινε η επίλυση του ίδιου προβλήματος με τις ίδιες αντικειμενικές συναρτήσεις, αλλά με τη χρήση ενός πολυαντικειμενικού γενετικού αλγορίθμου [207]. Το 2007 έγινε η επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης με χρονικά παράθυρα για την περίπτωση της συλλογής απορριμμάτων [208]. Το πρόβλημα αυτό είχε ως στόχο την ελαχιστοποίηση του συνολικού αριθμού των χρησιμοποιούμενων οχημάτων και της απόστασης του ταξιδιού, τη μεγιστοποίηση της περιεκτικότητας κάθε διαδρομής και την ελαχιστοποίηση της διαφοράς του φόρτου εργασίας κάθε οχήματος και η επίλυσή του έγινε με χρήση ενός πολυαντικειμενικού γενετικού αλγορίθμου.

Το 2010 έγινε μία έρευνα που αφορούσε την επίλυση του προβλήματος με δύο αντικειμενικές συναρτήσεις με χρήση ενός γενετικού αλγορίθμου [98]. Τα προς ελαχιστοποίηση κριτήρια του προβλήματος αυτού ήταν το μέγεθος του στόλου και η συνολική απόσταση που διανύει αυτός. Το 2011 έγινε μία άλλη έρευνα που αφορούσε την επίλυση του προβλήματος, όπου τα προς ελαχιστοποίηση κριτήρια ήταν ο αριθμός των διαδρομών, η απόσταση ταξιδιού και ο χρόνος παράδοσης [94]. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός πολυαντικειμενικού εξελικτικού αλγορίθμου, ο οποίος συγκρίθηκε με τον Γενετικό Αλγόριθμο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (*NSGA II*).

Μία άλλη έρευνα έγινε το 2015 που αφορούσε την επίλυση ενός πολυαντικειμενικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα με τη χρήση του πολυαντικειμενικού εξελικτικού αλγορίθμου *MOEA/D* [242]. Τα προς ελαχιστοποίηση κριτήρια του προβλήματος αυτού ήταν η συνολική διανυόμενη απόσταση και ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων οχημάτων. Τέλος, το 2017 παρουσιάστηκε μία έρευνα για την επίλυση του προβλήματος με τη χρήση ενός μιμητικού αλγορίθμου (*MA – MOVRPTW*) [259].

4.3.4. Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων (*Multiobjective Location Routing Problem - MOLRP*)

Το 1998 έγινε η πρώτη έρευνα στο Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων και αφορούσε την τοποθέτηση εγκαταστάσεων για διαχείριση αποβλήτων κοντά σε πόλεις [99]. Τα προς ελαχιστοποίηση κριτήρια, τα οποία τοποθετήθηκαν με χρήση συγκεκριμένων βαρών σε μία αντικειμενική συνάρτηση, ήταν το συνολικό κόστος λειτουργίας, η συνολική αντίληψη του κινδύνου, η διαφορά του όγκου του κινδύνου

μεταξύ των εμπλεκόμενων πόλεων (ισότιμη κατανομή βλαβών μεταξύ των πόλεων) και η διαφορά του βαθμού δυσχέρειας μεταξύ των εμπλεκόμενων πόλεων (ισότιμη κατανομή δυσχέρειας μεταξύ των πόλεων). Η επίλυση αυτού του προβλήματος έγινε με το σύστημα βελτιστοποίησης *FORTMP* συνδυασμένο με τη γλώσσα μοντελοποίησης *MPL*.

Το 2006 παρουσιάστηκε μία άλλη έρευνα πάνω στο Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων με περισσότερες από μια αντικειμενικές συναρτήσεις [171]. Τα προς ελαχιστοποίηση κριτήρια ήταν το συνολικό κόστος, δηλαδή το σταθερό κόστος επιλογής τοποθεσιών, το κόστος ταξιδιού και το κόστος των οχημάτων και του πληρώματος, και η διαφορά του φόρτου εργασίας κάθε οχήματος. Εδώ πρέπει να επισημανθεί ότι η ελαχιστοποίηση της διαφοράς του φόρτου εργασίας κάθε οχήματος αντανακλά την ισότητα στην ανάθεση εργασιών και επηρεάζει την ικανοποίηση των εργαζομένων. Έγιναν δύο μορφές σε αυτό το πρόβλημα: με ταυτόχρονη ανάθεση διαδρομών στα οχήματα ή με διαδοχική και για την επίλυσή του έγινε χρήση των μεθευρετικών αλγορίθμων Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu search) και Προσομοιωμένης Ανόπτωσης (Simulated annealing).

Το 2007 έγινε μία έρευνα πάνω στο Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων, η οποία βασίζονταν σε πρόβλημα πραγματικών συνθηκών. Το πρόβλημα αφορούσε την σωστή τοποθέτηση κάποιων εργοστασίων αποτέφρωσης ζωικών αποβλήτων σε ένα σύνολο από πιθανές τοποθεσίες, με σκοπό την ικανοποίηση των απαιτήσεων ενός αριθμού πελατών. Πιο συγκεκριμένα, το πρόβλημα αφορούσε τη δημιουργία δύο μονάδων αποτέφρωσης σε ένα σύνολο από προκαθορισμένες περιοχές της Ανδalousίας και τη σχεδίαση των διαδρομών προς αυτές από τα διάφορα σφαγεία της περιοχής. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τον μεθευρετικό αλγόριθμο MOAMP (Multiobjective Metaheuristic using an Adaptive Memory Procedure), ο οποίος βασίζεται στη μέθοδο Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu search). [35]. Τα προς βελτιστοποίηση κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση του προβλήματος ήταν δύο ειδών: οικονομικής φύσεως και κοινωνικής φύσεως. Τα οικονομικά κριτήρια προς ελαχιστοποίηση ήταν: το σταθερό κόστος έναρξης και συντήρησης και το κόστος μεταφοράς μετρημένο σε χιλιόμετρα ανά διαδρομή. Τα κοινωνικά κριτήρια προς ελαχιστοποίηση ήταν: η απόρριψη των διαδρομών των οχημάτων που διέρχονται μέσα από πόλεις στο δρομολόγιό τους για τα εργοστάσια, η διαφορά του όγκου των βλαβών μεταξύ των εμπλεκόμενων πόλεων (ισότιμη κατανομή βλαβών μεταξύ των πόλεων) και η κοινωνική απόρριψη από τις πόλεις συναρτήσει της απόστασής τους από τα εργοστάσια και του μεγέθους τους σε πληθυσμό κατοίκων.

Τέλος, το 2015 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στο Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων και Δρομολόγησης Οχημάτων με δύο αντικειμενικές συναρτήσεις [178]. Η μία αντικειμενική συνάρτηση αφορούσε την

ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους, ενώ η άλλη τη μεγιστοποίηση της συνολικής ζήτησης των πελατών. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με χρήση του πολυαντικειμενικού αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων. Στο πρόβλημα αυτό είχε υιοθετηθεί μια συγκεκριμένη αποτύπωση λύσης και είχαν σχεδιαστεί δύο διαφορετικές μέθοδοι αποκωδικοποίησής του.

4.3.5. Άλλες Παραλλαγές του Πολυαντικειμενικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων

Το 2004 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στην επίλυση του πολυαντικειμενικού δυναμικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χρήση ενός υβριδικού αλγορίθμου, ο οποίος ήταν βασισμένος στη βελτιστοποίηση αποικίας μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization) [54]. Στο πρόβλημα αυτό υπήρχε αβεβαιότητα στο χρόνο διέλευσης από μία διαδρομή που ενώνει δύο κόμβους, μιας και το πρόβλημα ήταν δυναμικό. Τα κριτήρια προς ελαχιστοποίηση ήταν ο συνολικός χρόνος διέλευσης μίας ακμής και η συνολική διακύμανση του χρόνου διέλευσης.

Το 2006 έγινε μία έρευνα πάνω στο Πολυαντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και Ρυμουλκούμενων (Truck and Trailer VRP [43]), η οποία είχε ως στόχο την ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση της απόστασης και του αριθμού των οχημάτων [278]. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός υβριδικού πολυαντικειμενικού εξελικτικού αλγορίθμου.

Ένα χρόνο αργότερα, το 2007, έγινε μία έρευνα πάνω στο Στοχαστικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων, στο οποίο η ζήτηση κάθε πελάτη ανακοινώνεται όταν το όχημα φτάσει στον πελάτη αυτό [279]. Οι αντικειμενικές συναρτήσεις του προβλήματος αυτού αφορούσαν την ελαχιστοποίηση του αριθμού των οχημάτων, της απόστασης του ταξιδιού και του μισθού των οδηγών. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός πολυαντικειμενικού εξελικτικού αλγορίθμου, ο οποίος εμπεριείχε δύο συγκεκριμένους ευρετικούς αλγορίθμους για την τοπική αναζήτηση λύσεων. Οι ευρετικοί αλγόριθμοι ήταν η Αναζήτηση του Συντομότερου Μονοπατιού (Shortest Path Search), στην οποία γίνεται η ανακατάταξη της ακολουθίας όλων των κόμβων μιας διαδρομής ώστε ο πρώτος κόμβος να γίνει τελευταίος και ο τελευταίος πρώτος, και η Αναζήτηση Συγκεκριμένης Κατεύθυνσης, στην οποία, λαμβάνοντας υπόψη μια δοσμένη λύση, γίνεται η δημιουργία μίας νέας λύσης που κινείται προς την αντίθετη κατεύθυνση.

Το 2012 έγινε μία έρευνα στην επίλυση ενός πολυαντικειμενικού ανοικτού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα με τη χρήση ενός πολυαντικειμενικού αλγορίθμου Σμήνους Σωματιδίων (multi-objective particle swarm optimization algorithm - MOPSO) [204]. Έπειτα, έγινε σύγκριση με τρία διαφορετικά μέτρα αποτελεσματικότητας των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου αυτού με τα αποτελέσματα που έδωσε ο Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

II - NSGA II) με τον προτεινόμενο αλγόριθμο να δίνει αρκετά αξιολογικά αποτελέσματα.

Κατά την περίοδο 2014-2016 δημοσιεύτηκαν και άλλες έρευνες πάνω στα πολυαντικειμενικά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων που αφορούν την ταυτόχρονη διανομή και παραλαβή προϊόντων ([104], [205], [95], [337]). Τα κριτήρια προς ελαχιστοποίηση που χρησιμοποιήθηκαν ήταν ο αριθμός των οχημάτων, το συνολικό κόστος του ταξιδιού, το μήκος της διαδρομής και το μεταφερόμενο φορτίο. Το 2015 έγινε μία έρευνα πάνω στο Γενικευμένης Συνέπειας Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (generalized consistent vehicle routing problem - GenConVRP) με ταυτόχρονη βελτιστοποίηση της συνέπειας του οδηγού, της συνέπειας στο χρόνο άφιξης και του κόστους της διαδρομής [143]. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση ενός πολυκατευθυντήριου εκτεταμένης γειτονιάς αναζήτησης αλγορίθμου (multi-directional large neighborhood search - MDLNS).

Το 2018 έγινε μία έρευνα πάνω στο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (Bi-objective Vehicle Routing Problem - BOVRP), όπου οι στόχοι ήταν η ελαχιστοποίηση της απόστασης και του κόστους του ταξιδιού [127]. Αυτοί οι δύο στόχοι μπορεί να είναι συγκρουσιακοί, μιας και στο αυτοκίνητο, ο χρόνος διαδρομής διαφέρει από την κατανάλωση καυσίμου. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση του αλγορίθμου Branch-and-price.

Το 2019 έγινε μία έρευνα πάνω στο πολυαντικειμενικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με ευέλικτα χρονικά παράθυρα (Multi-objective Vehicle Routing Problem with flexible Time Windows - MOVRPFlexTW), όπου το συνολικό κόστος διανομής (συμπεριλαμβανομένων των εξόδων ταξιδιού και του σταθερού κόστους οχημάτων) ελαχιστοποιείται και μεγιστοποιείται η συνολική ικανοποίηση του πελάτη [333]. Σε αυτό το πρόβλημα, ένας στόλος οχημάτων μπορεί να εξυπηρετήσει ένα σύνολο πελατών νωρίτερα και αργότερα από τον απαιτούμενο χρόνο. Αυτή η ευελιξία επιτρέπει σε μια εταιρεία να εξοικονομήσει έξοδα διανομής εις βάρος της ικανοποίησης του πελάτη. Η μέθοδος που χρησιμοποιείται για την επίλυση του προβλήματος είναι βασισμένη στη βελτιστοποίηση της αποικίας μυρμηγκιών και σε τρεις χειριστές μετάλλαξης, οι οποίοι ενσωματώνουν την ιδέα του βέλτιστου *Pareto* για πολυαντικειμενική βελτιστοποίηση.

Την ίδια χρονιά (2019) έγινε μία έρευνα πάνω στο πολυαντικειμενικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων και drones με χρονικά παράθυρα (Multi-Objective Vehicle and Drone Routing Problem with Time Windows - MOVDRPTW), το οποίο ορίζεται σε ένα αστικό δίκτυο παράδοσης [226]. Στο πρόβλημα αυτό, θεωρείται ένα σύστημα διπλής μεταφοράς που αποτελείται από drones και οχήματα, όπου τα drones χρησιμοποιούνται ως συμπλήρωμα του οχήματος και λειτουργούν από σημείο σε σημείο μεταξύ της αποθήκης και του πελάτη. Οι πελάτες προτιμούν να λαμβάνουν τις υπηρεσίες παράδοσης εντός του προκα-

θορισμένου χρονικού εύρους και ορισμένοι από αυτούς χρειάζονται γρήγορη παράδοση. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με χρήση ενός υβριδικού πολυαντικειμενικού εξελικτικού αλγορίθμου.

Για επιπρόσθετες έρευνες πάνω στα πολυαντικειμενικά προβλήματα δρομολόγησης μπορεί κάποιος να απευθυνθεί στο [125].

4.4. Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (*Multi - Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP*)

4.4.1. Εισαγωγή

Το πρόβλημα αυτό είναι μία παραλλαγή του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με τη διαφορά ότι σε αυτό χρησιμοποιούνται παραπάνω από μία αποθήκες. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού υπάρχουν δύο τρόποι [340]: είτε η κάθε μία από τις αποθήκες έχει το δικό της αριθμό οχημάτων και τους δικούς της πελάτες να εξυπηρετήσει είτε ένα όχημα που ξεκινάει από μία αποθήκη τερματίζει σε μία άλλη ή ενδιάμεσα σταματάει σε κάποια άλλη αποθήκη για να φορτώσει επιπλέον προϊόντα και να συνεχίσει την διαδρομή του. Στόχος του συγκεκριμένου προβλήματος είναι να βρεθούν οι διαδρομές των οχημάτων που ανήκουν σε κάθε μία αποθήκη. Αξίζει να σημειωθεί ότι το πρόβλημα μπορεί να επιλυθεί σαν πρόβλημα δύο φάσεων, όπου στην πρώτη φάση γίνεται η ανάθεση των πελατών στις αποθήκες και στη δεύτερη γίνεται η δημιουργία των δρομολογίων για κάθε μία αποθήκη και για κάθε ένα όχημα [340].

Ο Tillman [286], το 1969, ήταν ο πρώτος που πρότεινε το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (*Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP*) για την επίλυση του προβλήματος πολλαπλών τερματικών παράδοσης με πιθανές ζητήσεις. Το πρόβλημα αυτό θεωρείται πρόβλημα *NP – hard*, όπου επιλέγονται ταυτόχρονα οι διαδρομές για έναν αριθμό οχημάτων από περισσότερες από μία αποθήκες σε μια ομάδα σημείων παράδοσης και στη συνέχεια επιστρέφουν τα οχήματα στην ίδια αποθήκη, χωρίς όμως να υπερβαίνουν την χωρητικότητά τους ([180], [269]). Στην συνέχεια, γίνεται αναφορά σε έρευνες που πραγματοποιήθηκαν για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος, καθώς και των παραλλαγών του.

4.4.2. Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες και παραλλαγές του

Για την επίλυση αυτού του προβλήματος χρησιμοποιήθηκαν πολλά μοντέλα. Το 2002, οι Wu et al. [302] πρότειναν μια μεθοδολογία για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης και Χωροθέτησης με Πολλαπλές Αποθήκες (*Multi-Depot Location Routing Problem - MDLRP*), διαιρώντας το σε Πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων (*Facility Location Problem - FLP*) και σε γενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (*Vehicle Routing Problem - VRP*). Στη συνέχεια έλυσαν τα επιμέρους υπο-προβλήματα με μια διαδοχική και

επαναληπτική προσέγγιση, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο προσομοιωμένης ανόπτησης (SA). Το 2009, αναπτύχθηκε ένα μοντέλο προβλήματος δρομολόγησης οχήματος με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP) για την επίλυση του Προβλήματος Στοχαστικής Δρομολόγησης και Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων (Stochastic Location-Routing Problem - SLRP), το οποίο ελαχιστοποιεί το κόστος μεταφοράς και τοποθέτησης των εγκαταστάσεων, μεγιστοποιώντας παράλληλα την πιθανότητα παράδοσης στους πελάτες [110]. Το μοντέλο αυτό έγινε σε δύο στάδια: στην επίλυση του προβλήματος της χωροθέτησης εγκαταστάσεων (Facility Location Problem - FLP) και στην επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος δρομολόγησης οχήματος με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Objective Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MO-MDVRP) με τη χρήση ενός υβριδικού αλγορίθμου προσομοιωμένης ανόπτησης (SA) που χρησιμοποίησε γενετικούς χειριστές, και συγκεκριμένα, τη μετάλλαξη και τη διασταύρωση.

Το 2010 προτάθηκε ένα ολοκληρωμένο μοντέλο Προβλήματος Δρομολόγησης και Χωροθέτησης με Πολλαπλές Αποθήκες (Multi-Depot Location Routing Problem - MDLRP) δύο αντικειμενικών συναρτήσεων για την κάλυψη της συνολικής ζήτησης και την ελαχιστοποίηση του σταθερού και μεταβλητού κόστους των αποθηκών και των εξόδων παράδοσης [282]. Στο μοντέλο αυτό, αναπτύχθηκε ένας αλγόριθμος πολλαπλών στόχων αναζήτησης (MOSS) για την απόκτηση του συνόρου *Pareto* και χρησιμοποιήθηκε η Ελιτιστική Περιορισμένη Αναζήτηση (Elite Tabu Search -ETS) για την επίλυση του μοντέλου, όσον αφορά την ποιότητα της λύσης και την ποικιλομορφία των λύσεων. Το 2011 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα, για την επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP), στην οποία έγινε συνδυασμός των προβλημάτων δρομολόγησης και χωροθέτησης και των περιοδικών προβλημάτων δρομολόγησης και χρησιμοποιήθηκε, για την επίλυση του προβλήματος, ένας υβριδικός ευρετικός αλγόριθμος βασισμένος στον εκτεταμένο με τυχαιότητα αλγόριθμο *Clarke* και *Wright* (Randomized Extended Clarke and Wright Algorithm (RECWA)) [237].

Την ίδια χρονιά (2011) έγινε μία έρευνα σύμφωνα με την οποία η μοντελοποίηση του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP) έγινε ως συνδυασμός του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χωριστές παραδόσεις (split delivery vehicle routing problem) με το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες. Το μοντέλο αυτό επιλύθηκε χρησιμοποιώντας ένα ευρετικό μοντέλο βασισμένο σε ακέραιο προγραμματισμό [105]. Την ίδια χρονιά (2011) ένα ακόμη μοντέλο αναπτύχθηκε στο οποίο μια εικονική κεντρική αποθήκη προστίθεται για να μετατρέψει το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP) σε πρόβλημα

δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες με εικονική κεντρική αποθήκη (Multi-Depot Vehicle Routing Problem with the Virtual central depot - V-MDVRP), ώστε να γίνει όμοιο με το κλασσικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων. Για την επίλυση του μοντέλου αυτού, υλοποιήθηκε ένας βελτιωμένος αλγόριθμος βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (ACO) με παράλληλη στρατηγική που στηρίζεται σε όχι συχνή επικοινωνία των μυρμηγκιών, στρατηγική βάρους των μυρμηγκιών και χειριστές μετάλλαξης [321]. Επίσης, το 2011, διερευνήθηκε μία εφαρμογή του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP) σε επείγουσα εφοδιαστική, χρησιμοποιώντας έναν παράλληλο γενετικό αλγόριθμο (GA) [163].

Το 2012, για την επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες με χρονικά παράθυρα (Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows - MD-VRPTW), χρησιμοποιήθηκε μία κατηγορία υβριδικών αλγορίθμων στους μεθευρετικούς που εκτελούνται στη σειρά (High-Level Relay Hybrid - HRH). Ο αλγόριθμος αυτός λειτουργεί σε τρία επίπεδα και χρησιμοποιεί ένα γενετικό αλγόριθμο (GA) ως κύριο αλγόριθμο βελτιστοποίησης και την Περιορισμένη Αναζήτηση (Tabu Search) ως μέθοδο τοπικής αναζήτησης [203]. Το 2014, διερευνήθηκε το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP) με ετερογενή οχήματα και υλοποιήθηκε μια αποτελεσματική έκδοση του αλγορίθμου της μεταβλητής γειτονιάς αναζήτησης (VNS), η οποία περιλαμβάνει μια στρατηγική προεπεξεργασίας για τον εντοπισμό οριακών σημείων παράδοσης, έναν μηχανισμό, που συγκεντρώνει και αποσυνθέτει τις διαδρομές μεταξύ των πολλαπλών αποθηκών, και μια δοκιμή μείωσης γειτονιάς, που μειώνει σημαντικά τον χρόνο υπολογισμού σε μεγάλα παραδείγματα [256]. Την ίδια χρονιά (2014), για την επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP) σε σύντομο υπολογιστικό χρόνο, προτάθηκε ένας τροποποιημένος αλγόριθμος αναπήδησης βατράχου πολλών φάσεων (Multi-Phase Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm - MPMSFLA), στον οποίο χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος K-μέσου (K-means) για την ομαδοποίηση όλων των πελατών [180].

Το 2016 μελετήθηκε μία νέα παραλλαγή του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες με χρονικά παράθυρα, όπου η αποθήκη που τελειώνει το δρομολόγίό του το όχημα είναι ευέλικτη, δηλαδή μπορεί να μην είναι η ίδια με την αποθήκη από την οποία ξεκινά. Το πρόβλημα μοντελοποιήθηκε ως ένας ακέραιος προγραμματισμός, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς του προβλήματος του χρονικού παραθύρου, της χωρητικότητας και της διάρκειας της διαδρομής του οχήματος, του μεγέθους του στόλου και του αριθμού των χώρων στάθμευσης κάθε αποθήκης. Για την υλοποίησή του χρησιμοποιήθηκε ένας υβριδικός γενετικός αλγόριθμος (GA) με προσαρμοστική τοπική αναζήτηση

[168].

Το 2017 επιλύθηκε το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες με χρονικά παραθύρα (Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows - MDVRPTW) με τη χρήση ενός γενετικού αλγορίθμου δομής πληθυσμού που χρησιμοποιεί ένα τελεστή παλαιότητας στα μέλη του πληθυσμού (Age-Layered Population Structure - ALPS) [30]. Ο στόχος αυτής της έρευνας ήταν η βελτιστοποίηση του αριθμού των οχημάτων και της συνολικής απόστασης που διανύθηκε από τον στόλο, χρησιμοποιώντας την τεχνική *Pareto*. Την ίδια χρονιά (2017), έγινε μία έρευνα όπου επιλύθηκε το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες με χρονικά παραθύρα (Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows - MDVRPTW) με τη χρήση ενός βελτιωμένου αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (ACO) [181].

Το 2017, για την επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP), προτάθηκε μια προσέγγιση βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων δύο επιπέδων (*PSO*). Σε αυτόν τον αλγόριθμο χρησιμοποιείται μία εξωτερική βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (*PSO*), για τον προσδιορισμό των βέλτιστων θέσεων των αποθηκών, και μία εσωτερική βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (*PSO*), για τον προσδιορισμό της βέλτιστης λύσης του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP). Την ίδια χρονιά (2017), για την επίλυση του ίδιου προβλήματος, αναπτύχθηκε ένα ασαφές μοντέλο προγραμματισμού δύο επιπέδων, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την ελαχιστοποίηση του συνολικού αναμενόμενου μεταφορικού κινδύνου κατά την παράδοση επικίνδυνων υλικών στους πελάτες από τις αποθήκες [79]. Το 2018 προτάθηκε το πολυαντικειμενικό πρόβλημα δρομολόγησης με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Objective Problem of Multi-Depot Vehicle Routing - MOMDVRP) με σκοπό την ελαχιστοποίηση του κόστους ταξιδιού και της ισορροπίας των διαδρομών [89]. Σε αυτή τη μελέτη αναπτύχθηκε μία μεθοδολογία λύσης τριών σταδίων χρησιμοποιώντας έναν ευρετικό αλγόριθμο, επαναλαμβανόμενους πολυαντικειμενικούς μεθευρετικούς αλγόριθμους τοπικής αναζήτησης (Iterated Local Search Multi-Objective metaheuristics - ILSMO) και τις έννοιες της κυριαρχίας.

4.5. Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (*Energy Vehicle Routing Problem - EVRP*)

4.5.1. Εισαγωγή

Στη σύγχρονη κοινωνία, η αύξηση της βιομηχανίας οδήγησε στην αύξηση των περιβαλλοντολογικών και οικολογικών επιπτώσεων των προϊόντων στον πλανήτη. Είναι φανερό, λοιπόν, ότι οι βιομηχανικές αποφάσεις διαδραματίζουν

ένα σημαντικό ρόλο στη διατήρηση του περιβάλλοντος μας, μιας και είναι υπεύθυνες για την υπερθέρμανση του πλανήτη, την καταστροφή του όζοντος και την εξάντληση των φυσικών πόρων. Σήμερα, πολλές βιομηχανίες, με σκοπό την ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας για την παραγωγή και την μεταφορά των προϊόντων τους και για να κάνουν τα προϊόντα τους περισσότερο οικολογικά, κάνουν μια ανάλυση του κύκλου ζωής του προϊόντος. Επομένως, οι επιχειρήσεις μελετούν τις οικολογικές επιπτώσεις όλων των σταδίων της ζωής του προϊόντος από την σύλληψη της ιδέας, το σχεδιασμό, την επεξεργασία των πρώτων υλών, τη συναρμολόγηση, την αποθήκευση έως την συσκευασία, τη μεταφορά και την επαναχρησιμοποίησή τους [83].

Τα τελευταία χρόνια έχουν δημοσιευθεί πληθώρα ερευνών με στόχο την παρουσίαση μοντέλων για την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου των οχημάτων και συγχρόνως την ελαχιστοποίηση των εκπεμπόμενων ρύπων. Σε ορισμένες από αυτές παρουσιάζονται απλά μοντέλα, τα οποία λαμβάνουν υπόψη τους την διανυόμενη απόσταση και το μεταφερόμενο φορτίο του οχήματος για τον υπολογισμό της κατανάλωσης καυσίμου ενός οχήματος [130], ενώ σε άλλες παρουσιάζονται μοντέλα τα οποία, για τον υπολογισμό της κατανάλωσης καυσίμου, λαμβάνουν υπόψη πολλές συγκεκριμένες παραμέτρους. Με αυτόν τον τρόπο λειτουργούν με αρκετή ακρίβεια πάνω στα πραγματικά δεδομένα και για τον συγκεκριμένο τύπο οχημάτων για τα οποία σχεδιάστηκαν [277]. Επιπλέον, σημαντικές έρευνες έχουν γίνει όσον αφορά τα πολυαντικειμενικά μοντέλα σχεδιασμένα πάνω σε πραγματικά προβλήματα δρομολόγησης ([74], [195]), ενώ άλλη έρευνα έχει γίνει με πιο απλή μοντελοποίηση, στην οποία ελαχιστοποιείται συγχρόνως η διανυόμενη απόσταση και οι εκπομπές των ρύπων του οχήματος [120]. Στη συνέχεια, γίνεται αναφορά σε έρευνες πάνω στο Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων ή αλλιώς στο Πράσινο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και σε έρευνες που αναφέρουν παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν την κατανάλωση και τις εκπομπές ρύπων ενός οχήματος.

4.5.2. Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων και Παράγοντες που Επηρεάζουν την Κατανάλωση και τις Εκπομπές Ρύπων Ενός Οχήματος

Το 1997 έγινε μία από τις πρώτες έρευνες πάνω στις εκπομπές ρύπων των οχημάτων, η οποία απέδειξε ότι η μεταβολή της ταχύτητας και η κλίση του δρόμου πάνω στον οποίο κινείται ένα όχημα μπορούν να συμβάλλουν στην αύξηση της κατανάλωσης καυσίμου και στην απόδοση μονοξειδίου του άνθρακα (CO) [57]. Οι μετρήσεις έγιναν σε δρόμους του Los Angeles με κλίση από 0% έως 7%. Η έρευνα αυτή απέδειξε, επίσης, ότι οι εκπομπές σχεδόν τριπλασιάζονταν σε περίπτωση λειτουργίας κλιματιστικού.

Το 2002 έγινε μία παρουσίαση της πρώτης μοντελοποίησης του Ενεργειακού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων για τον υπολογισμό και την ελαχιστοποίηση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO_2) ενός οχήματος [288]. Ο

σκοπός της έρευνας αυτής ήταν η ελαχιστοποίηση της απόστασης των διαδρομών και των ρύπων, λαμβάνοντας υπόψη το φορτίο του οχήματος και ενός παράγοντα της μέσης εκπομπής CO_2 ανά τονοχιλιόμετρο (tkm [191]) (E_f). Για την επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε χρήση του αλγορίθμου Αποκλεισμού και Ανασυνδυασμού (Block Recombination Algorithm).

Το 2004 έγινε μία αναφορά των παραγόντων που επηρεάζουν τις εκπομπές ρύπων [161]. Αυτοί οι παράγοντες είναι: η σωστή επιλογή του οχήματος, όσον αφορά τον όγκο του φορτίου που πρέπει να μεταφερθεί, η τεχνολογία με την οποία είναι εξοπλισμένο το όχημα, η σωστή εκπαίδευση των οδηγών, όσον αφορά την οδηγική τους συμπεριφορά, και η σωστή χρήση των πληροφοριών για τις συνθήκες της διαδρομής (π.χ. πληροφορίες κυκλοφοριακής συμφόρησης). Επιπλέον, σε αυτήν την έρευνα έγινε αναφορά στον τύπο που υπολογίζει την «Αποδοτικότητα της χρήσης του οχήματος» (Efficiency of vehicle use (E_{vu})) και στον τύπο της «Απόδοσης CO_2 » (CO_2 Efficiency (E)).

Το 2007 έγινε μία βιβλιογραφική έρευνα πάνω στη χρήση μεθόδων διακριτής βελτιστοποίησης σε τομείς της Πράσινης Εφοδιαστικής Αλυσίδας [264]. Σε αυτή την έρευνα βγαίνει το συμπέρασμα ότι η ελαχιστοποίηση του χρόνου εκτέλεσης του δρομολογίου συμβάλλει στην ελαχιστοποίηση των εκπεμπόμενων ρύπων. Πιο συγκεκριμένα, η σωστή επιλογή διαδρομών οδηγεί στην αύξηση της ταχύτητας εκτέλεσης του δρομολογίου και η σωστή επιλογή ταχύτητας ταξιδιού προκαλεί λιγότερους ρύπους και μειώνει το χρόνο εκτέλεσης του δρομολογίου. Το 2010 έγινε μία έρευνα η οποία κατέληγε στο ίδιο ακριβώς συμπέρασμα με την προηγούμενη έρευνα [182].

Το 2007 παρουσιάστηκε η μοντελοποίηση του Ενεργειακής Ελαχιστοποίησης Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων (Energy Minimizing Vehicle Routing Problem) με την αντικειμενική συνάρτηση να είναι βασισμένη στον πολλαπλασιασμό του συνολικού φορτίου του οχήματος (φορτίο και βάρος άδειου οχήματος) με τη διανύμενη απόσταση [130]. Σκοπός της έρευνας αυτής ήταν η εύρεση της κατάλληλης διαδρομής που ελαχιστοποιεί την συνολική κατανάλωση ενέργειας. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην έρευνα αυτή γίνεται η διαπίστωση ότι τα προβλήματα που αφορούν την ελαχιστοποίηση της ενέργειας-κατανάλωσης έχουν άλλη μοντελοποίηση αν πρόκειται για προβλήματα διανομής και άλλη αν πρόκειται για προβλήματα συλλογής προϊόντων. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε χρήση της *CPLEX* 8.0.

Το 2010 έγινε μία έρευνα πάνω στο Χρονικά Εξαρτώμενο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (Time Dependent Vehicle Routing Problem), όπου έγινε η εισαγωγή στην αντικειμενική συνάρτηση της παραμέτρου της τιμής της ταχύτητας με την οποία διανύεται η απόσταση μεταξύ δύο κόμβων [154]. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε χρήση του αλγορίθμου Προσομοιωμένης Ανόπτησης. Το ίδιο έτος (2010) έγινε μία μοντελοποίηση του προβλήματος για τον υπολογισμό της κατανάλωσης ενέργειας των λεωφορείων της περιοχής

Chiang Rai της Ταϊλάνδης λαμβάνοντας υπόψη την διανυόμενη απόσταση, το βάρος του οχήματος και άλλες παραμέτρους όπως η ταχύτητα των οχημάτων, το βάρος των επιβατών κ.ά [45]. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε χρήση των αλγορίθμων Διακλάδωσης και Οριοθέτησης, Ανίχνευσης Κατά Βάθος (*DFS*), Ανίχνευσης Κατά Πλάτος (*BFS*) και Καλύτερου Τοπικού Ορίου (Best Local Bound - BLB).

Το 2011 παρουσιάστηκε μία έρευνα η οποία απέδειξε τη σημαντικότητα της παραμέτρου της ταχύτητας στην ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας [27]. Η επίλυση του προβλήματος, το οποίο ονομάστηκε Πρόβλημα Ρύπανσης - Δρομολόγησης (Pollution-Routing Problem), έγινε με την χρήση του προγράμματος βελτιστοποίησης *CPLEX* 12.1, το οποίο χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο Διακλάδωσης και Τομής. Στα προβλήματα που επιλύθηκαν υπήρχαν και περιπτώσεις με χρονικά παράθυρα και τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αποτελούσαν πραγματικά δεδομένα πόλεων του Ηνωμένου Βασιλείου.

Την ίδια χρονιά (2011) έγινε μία έρευνα που αφορούσε την παρουσίαση έξι μοντέλων βασισμένων στην ταχύτητα και την επιτάχυνση που ανέπτυξε ένα όχημα, στο βάρος που μετέφερε, στην κλίση του οδοστρώματος και σε άλλες παραμέτρους ([72], [73]). Το 2013 έγινε μία μοντελοποίηση του Χρονικά εξαρτημένου Προβλήματος Ρύπανσης- Δρομολόγησης (Time dependent Pollution-Routing Problem) [87], ενώ το 2014 έγινε η εξέλιξη των συγκεκριμένων ερευνών με την προσθήκη της παραμέτρου της ανομοιογένειας μεταξύ των οχημάτων [142]. Το 2014 έγινε η επίλυση του Προβλήματος Ρύπανσης - Δρομολόγησης με την χρήση ενός ευρετικού αλγορίθμου μαθηματικού προγραμματισμού (ILS-SP-SOA matheuristic Algorithm).

Το 2011 παρουσιάστηκε ένα μοντέλο από τον Suzuki για την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου και των εκπεμπόμενων ρύπων ενός οχήματος μεταφορών *class* – 8 με χρήση πραγματικών δεδομένων από μία εταιρεία μεταφορών των Ηνωμένων Πολιτειών [275]. Στο μοντέλο αυτό, για τον υπολογισμό της κατανάλωσης και των ρύπων, ήταν απαραίτητη η γνώση της ταχύτητας του οχήματος και πολλές άλλες παράμετροι, εκτός από το φορτίο του οχήματος και την απόσταση. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση της μεθόδου Συμπιεσμένης Ανόπτησης (Compressed Annealing) [206]. Το ίδιο έτος (2011) παρουσιάστηκε και η μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Ελαχιστοποίηση Εκπομπών Ρύπων (Emissions VRP), όπου στην αντικειμενική συνάρτησή του υπήρχε σαν παράμετρος η τιμή της ταχύτητας ταξιδιού [85]. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στο πρόβλημα αυτό ήταν τα παραδείγματα για το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα που προτάθηκαν από τον Solomon [268], με την κατάλληλη προσαρμογή τους. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση μιας παραλλαγής της Διαδικασίας της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - GRASP) [84]. Επιπλέον μοντελοποιήσεις

που αφορούν στη χρήση της ταχύτητας των οχημάτων με σκοπό την εκτίμηση της κατανάλωσης καυσίμου υπάρχουν στα ([234], [301]).

Το 2012 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στην επίλυση του προβλήματος που μοντελοποίησε ο Suzuki [275] με τη χρήση ενός αλγορίθμου Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu Search) σε υβριδική μορφή με έναν αλγόριθμο Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) [164]. Η δημιουργία των αρχικών λύσεων έγινε με τη χρήση ενός προσαρμοστικού παράλληλου ευρετικού αλγορίθμου (adaptive parallel route construction heuristic (APRCH)). Σε αυτήν την έρευνα αποδείχθηκε ότι η ελαχιστοποίηση ενός δρομολογίου ως προς την απόσταση μπορούσε να παράγει ενεργειακά οικονομικότερες διαδρομές από αυτές που παράγονταν από την ελαχιστοποίηση του δρομολογίου ως προς τους χρόνους μετάβασης. Το ίδιο έτος (2012) παρουσιάστηκε και μία έρευνα όπου στην αντικειμενική συνάρτηση συμπεριλαμβάνονταν η κλίση του εδάφους, η πυκνότητα του αέρα, το εμβαδόν της μπροστινής επιφάνειας του οχήματος, η δύναμη της μηχανής του οχήματος και πολλές άλλες επιπλέον παράμετροι, εκτός από τις παραμέτρους της ταχύτητας, του φορτίου και της απόστασης [246]. Η επίλυση έγινε με τη χρήση αλγορίθμων τοπικής αναζήτησης.

Το ίδιο έτος (2012) παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στο Πράσινο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (Green Vehicle Routing Problem - G-VRP) [82] με τα οχήματα να κινούνται με εναλλακτικά και πιο φιλικά προς το περιβάλλον καύσιμα, όπως το βιοντίζελ (biodiesel) και το φυσικό αέριο (liquid natural gas - LNG, compressed natural gas - CNG). Σε αυτήν την έρευνα γίνεται η μοντελοποίηση του προβλήματος αυτού με την αντικειμενική συνάρτηση να προσπαθεί να μειώσει το μήκος του δρομολογίου προσπαθώντας να δημιουργήσει δρομολόγια, ώστε να μην χρειάζεται να γίνει ανεφοδιασμός του οχήματος ή να μην χρειάζεται να υπάρξει μεγάλη απόκλιση από το κυρίως δρομολόγιο για την εύρεση σημείου ανεφοδιασμού. Επιπλέον, στην μοντελοποίηση του προβλήματος λαμβάνεται υπόψη και επιπλέον παράμετροι, όπως το σύνολο και η θέση των σημείων ανεφοδιασμού και η χωρητικότητα της δεξαμενής καυσίμου των οχημάτων. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν ένα πλήθος συντεταγμένων πραγματικών σημείων στο χάρτη των τοποθεσιών της Virginia, του Maryland και της Columbia. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση τριών διαφορετικών ευρετικών αλγορίθμων, οι οποίοι σχεδιάστηκαν στο πακέτο της Java «ILOG's CPLEX Concert Technology 11.2».

Το ίδιο έτος (2012) δημοσιεύτηκε μία έρευνα από τους Xiao et al., όπου στην αντικειμενική συνάρτηση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων γίνεται η προσθήκη του βαθμού κατανάλωσης καυσίμου (Fuel Consumption Rate - FCR) των οχημάτων μετρημένο σε λίτρα κατανάλωσης ανά χιλιόμετρο [305]. Το κόστος καυσίμου ενός κινούμενου οχήματος εξαρτάται από πολλούς παράγοντες που χωρίζονται σε δύο σύνολα. Στο πρώτο σύνολο είναι η απόσταση,

το φορτίο, η ταχύτητα και οι συνθήκες του οδικού δικτύου, ο βαθμός κατανάλωσης καυσίμου (*FCR*) και η τιμή του καυσίμου και άλλοι παράγοντες που σχετίζονται άμεσα με την διαδικασία του προγραμματισμού του ταξιδιού και θεωρούνται μεταβλητό κόστος. Το δεύτερο σύνολο, το οποίο δεν έχει άμεση σχέση με την διαδικασία του ταξιδιού, περιλαμβάνει παράγοντες όπως τα ελαστικά του οχήματος, η συντήρησή του, οι αμοιβές των οδηγών, οι φόροι κ.α. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση του προβλήματος ήταν τα παραδείγματα για το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων που προτάθηκαν από τους Christofides et al. [56] και τους Golden et al. [101]. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός υβριδικού αλγορίθμου Προσομοιωμένης Ανόπτησης.

Το 2014 δημοσιεύτηκε μία έρευνα πάνω στο Περιβαλλοντολογικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (Environmental Vehicle Routing Problem - EVRP) [327], στο οποίο έγινε χρήση και εξέλιξη του μοντέλου των Xiao et al. [305]. Στην αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου αυτού γίνεται ο πολλαπλασιασμός του βαθμού κατανάλωσης καυσίμου, που υπολογίζεται στο μοντέλο των Xiao et al., επί την τιμή των εκπομπών CO_2 σε κιλά ανά λίτρο καυσίμου (CO_2 emission rate - CER). Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση του προβλήματος ήταν το σύνολο δεδομένων που προτάθηκε από τους Christofides και Eilon [55] και η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός υβριδικού αλγορίθμου αποικίας μελισσών (Hybrid artificial bee colony).

Το ίδιο έτος (2014) έγινε μία έρευνα πάνω στο Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων για Διανομή και Συλλογή (Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup - VRPSDP) [172]. Η έρευνα αυτή αφορούσε την διανομή μπουκαλιών νερού και τη συλλογή των άδειων μπουκαλιών για ανακύκλωση από τους αντίστοιχους πελάτες και έκανε σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ δύο διαφορετικών προβλημάτων και των αντίστοιχων μοντέλων τους για την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους της διαδικασίας. Τα προβλήματα αυτά ήταν το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων για Διανομή και Πλήρη Συλλογή προϊόντων, όπου το όχημα κάνει πλήρη συλλογή προϊόντων από κάθε πελάτη κατά την διάρκεια του δρομολογίου, και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων για Διανομή και Μερική Συλλογή προϊόντων για πελάτες με διαφορετική ζήτηση και ποσότητα προς ανακύκλωση, όπου το όχημα κάνει μερική συλλογή προϊόντων ανάλογα με τον ελεύθερο χώρο που διαθέτει το όχημα ώστε να ολοκληρώσει μια διαδρομή. Στόχος, και στις δύο περιπτώσεις, ήταν η εύρεση των βέλτιστων διαδρομών με την ελάχιστη απόσταση με δεδομένο ότι όλα τα προϊόντα ήταν πανομοιότυπα, όλα τα οχήματα ήταν ίδια, η ταχύτητα των οχημάτων ήταν ίδια και σταθερή για όλα τα οχήματα και η ζήτηση και η ποσότητα προς ανακύκλωση για κάθε πελάτη ήταν γνωστή. Έπειτα, έγινε ο υπολογισμός διαφόρων κόστων, όπως το κόστος κατανάλωσης καυσίμου, το κόστος σε εκπομπές CO_2 , το κόστος παραγωγής και ανακύκλωσης

προϊόντων και τα αθροιστικά κόσθη, λαμβάνοντας υπόψην αρκετές οικονομικές παραμέτρους με γνωστές τιμές και έχοντας ως δεδομένα τις βέλτιστες ως προς την απόσταση διαδρομές και τις αντίστοιχες βέλτιστες αποστάσεις. Τέλος, η επίλυση των δύο προβλημάτων έγινε με τη χρήση ενός γενετικού αλγορίθμου.

Το ίδιο έτος (2014) έγινε μία έρευνα πάνω στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων για Ελαχιστοποίηση της Ρύπανσης για Διανομή και Συλλογή με Χρονικά Παράθυρα και αβέβαιη ζήτηση (Time Window Pickup-Delivery Pollution Routing Problem (TWPDPRP) with uncertain input data), στο οποίο στόχος ήταν η ελαχιστοποίηση του κόστους μιας διαδρομής [277]. Για τη μοντελοποίηση του προβλήματος έγινε χρήση πολλών παραμέτρων τόσο της διαδρομής όσο και του οχήματος. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν, εκτός από τις παραμέτρους που ορίζουν τα χρονικά όρια και τα όρια χωρητικότητας και ζήτησης, ήταν: το κόστος μεταφοράς μεταξύ δύο σημείων, το κόστος της κατανάλωσης καυσίμου, το κόστος της εκπομπής ρύπων, το βάρος του άδειου οχήματος, το ωριαίο κόστος του οδηγού, το εμβαδόν του μπροστινού μέρους του οχήματος και η ταχύτητά του, η τιμή της αντίστασης του αέρα και η τιμή της ολισθηρότητας του οδοστρώματος, η πυκνότητα του αέρα, η βαρυτική έλξη και η κλίση του εδάφους.

Το ίδιο έτος (2014) έγινε μία έρευνα που υπολόγιζε την κατανάλωση καυσίμου και τις εκπομπές ρύπων με δύο διαφορετικά μοντέλα [21]. Στο πρώτο μοντέλο έγινε χρήση της μέτρησης της στιγμιαίας ταχύτητας των οχημάτων με χρήση συσκευής πλοήγησης (*GPS*), ενώ στο δεύτερο έγινε χρήση της μέτρησης της μέσης ταχύτητας των οχημάτων. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν πραγματικά. Από την έρευνα αυτή βγαίνει το συμπέρασμα ότι το είδος του οχήματος και τα χαρακτηριστικά του παίζουν σημαντικό ρόλο στη μέτρηση των εκπεμπόμενων ρύπων.

Το 2015 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα που αφορούσε την ανάπτυξη ενός μοντέλου για την ελαχιστοποίηση των εκπεμπόμενων ρύπων στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Τράκτορα και Ρυμουλκούμενου με Υπερβολική Ζήτηση (Tractor and Semitrailer Routing Problem with Many-to-Many Demand - TSRP-MMD) [167], το οποίο είναι μία επέκταση του Προβλήματος Δρομολόγησης Φόρτωσης και Εκφόρτωσης (Rollon-Rolloff Vehicle Routing Problem - RRVRP). Στην αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος αυτού, γίνεται ο υπολογισμός των εκπομπών ρύπων ανά τονοχιλιόμετρο. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν παραδείγματα που δημιουργήθηκαν από την συνάρτηση «*RANDOM*» του προγραμματιστικού περιβάλλοντος της *Matlab* και κάποια από αυτά που έχουν προτείνει οι Christofides et al. ([55], [56]). Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός ευρετικού αλγορίθμου τριών φάσεων (Modified Clarke and Wright Savings Heuristic Algorithm (CW) with an Improvement Phase and a Local Search Phase). Το ίδιο έτος (2015) έγινε και μία έρευνα που αφορούσε στην επίλυση του πράσινου προβλήματος δρομο-

λόγησης οχημάτων και χρονοπρογραμματισμού με τη χρήση ενός αλγορίθμου προσομοιωμένης ανόπτησης [306]. Σε αυτήν την έρευνα έγινε ελαχιστοποίηση των εκπομπών ρύπων, λαμβάνοντας υπόψη την απόσταση και έναν παράγοντα εκπομπών ρύπων ανά μονάδα απόστασης, τον χρόνο άφιξης του οχήματος και το συνολικό χρόνο ταξιδιού, λαμβάνοντας υπόψη τη μέση ταχύτητα του οχήματος.

Το 2017 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα πάνω στο Υβριδικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων (Hybrid Vehicle Routing Problem - HVRP), το οποίο αποτελεί επέκταση του Πράσινου Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων ($G - VRP$) [322]. Στην έρευνα αυτή χρησιμοποιήθηκαν οχήματα που χρησιμοποιούν υβριδικές πηγές ενέργειας και αναπτύχθηκε ένα μαθηματικό μοντέλο για την ελαχιστοποίηση του κόστους των ταξιδιών των οχημάτων. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού έγινε χρήση του αλγορίθμου προσομοιωμένης ανόπτησης με στρατηγική επανεκκίνησης (*SARS*) σε δύο εκδόσεις. Η πρώτη έκδοση ρυθμίζει την πιθανότητα αποδοχής μιας χειρότερης λύσης από μια συνάρτηση *Boltzmann*, ενώ η δεύτερη χρησιμοποιεί τη συνάρτηση *Cauchy* για την παραγωγή της πιθανότητας αποδοχής μιας χειρότερης λύσης.

Το 2018 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στο οικολογικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με μια στάση σε ένα σταθμό ανεφοδιασμού, που ονομάζεται Πράσινο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων [8]. Ο στόχος αυτού του προβλήματος ήταν η ελαχιστοποίηση της συνολικής απόστασης, του χρόνου αναμονής και του αριθμού των ηλεκτρικών οχημάτων (*EV*) για την εξυπηρέτηση ενός συνόλου πελατών με την ενσωμάτωση εναλλακτικών κόμβων σταθμών καυσίμων σε κάθε διαδρομή, ώστε να εξαλειφθεί ο κίνδυνος εξάντλησης των καυσίμων. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση του τροποποιημένου αλγορίθμου εξοικονόμησης Clarke και Wright (*MCWS*).

Την ίδια χρονιά (2018) παρουσιάστηκε μία έρευνα, όπου σχεδιάστηκε το μαθηματικό μοντέλο του πράσινου ανοιχτού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα (*GOVRPTW*) με βάση το μοντέλο συνολικής εκπομπής (*CMEM*) [202]. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση ενός υβριδικού αλγορίθμου Περιορισμένης Αναζήτησης (*tabu search*) με αναζήτηση γειτονιάς.

Στη συνέχεια θα αναφερθούν οι έρευνες που αφορούν την επίλυση πολυαντικειμενικών ενεργειακών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων. Το 2012 παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε ένα πράσινο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (*bi-objective Green Vehicle Routing Problem*), στο οποίο στόχος ήταν να βρεθούν οι λύσεις που ελαχιστοποιούν την διανυόμενη απόσταση του οχήματος και τις εκπομπές ρύπων του οχήματος [120]. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση του Γενετικού Αλγορίθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA II*). Η μέθοδος με την οποία υπολογίζονταν οι

εκπομές CO_2 ήταν ο πολλαπλασιασμός της απόστασης που διένυε το όχημα με έναν παράγοντα εκπομπών ρύπων. Η έρευνα αυτή ήταν μια αρκετά καλή προσπάθεια για να παρουσιαστεί ένα από τα πρώτα πολυαντικειμενικά ενεργειακά προβλήματα δρομολόγησης με δεδομένα της *VRPLIB*, όμως τα αποτελέσματα δεν έδωσαν πολλές μη κυριαρχούμενες λύσεις, μιας και ο τρόπος υπολογισμού των εκπεμπόμενων ρύπων εξαρτιόταν από την διανυόμενη απόσταση.

Το 2014 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στο Πρόβλημα Ρύπανσης - Δρομολόγησης δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (Bi-objective Pollution - Routing Problem) [74], η οποία ήταν βασισμένη στη μοντελοποίηση του Προβλήματος Ρύπανσης-Δρομολόγησης (Pollution-Routing Problem) [27]. Η μία αντικειμενική συνάρτηση ελαχιστοποιούσε τη συνολική εκπομπή ρύπων, λαμβάνοντας υπόψη όλες τις παραμέτρους που είχαν συμπεριληφθεί στο [27], και η άλλη ελαχιστοποιούσε την συνολική κατανάλωση χρόνου για το εκάστοτε δρομολόγιο. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν παραδείγματα με πραγματικές γεωγραφικές συντεταγμένες και η επίλυση του προβλήματος έγινε με χρήση των παραλλαγών του προσαρμοστικού αλγόριθμου Μεγάλης Γειτονιάς Αναζήτησης (Adaptive Large Neighborhood Search Algorithm - ALNS) [73].

Το ίδιο έτος (2014) παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε την επίλυση ενός πολυαντικειμενικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα με τρεις αντικειμενικές συναρτήσεις [195]. Στην πρώτη αντικειμενική συνάρτηση γινόταν η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους δρομολόγησης, στη δεύτερη των εκπομπών ρύπων σε CO_2 και στην τρίτη των εκπομπών ρύπων σε NO_x . Η επίλυση του προβλήματος έγινε για ένα πραγματικό παράδειγμα με τη χρήση ενός ευρετικού αλγορίθμου, όπου τα οχήματα είχαν διαφορετικά κόστη, χωρητικότητες και συντελεστές εκπομπών ρύπων. Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε περιείχε πολλές παραμέτρους, όπως είναι η αμοιβή του οδηγού ανά μονάδα χρόνου, η κατανάλωση του άδειου οχήματος, η κατανάλωση ανά μονάδα αύξησης του φορτίου και η ποσότητα εκπομπών ρυπογόνων ουσιών ανάλογα με την τεχνολογία του κάθε οχήματος.

Το 2016 παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε την ελαχιστοποίηση, ταυτοχρόνως, του κόστους παραγωγής και της κατανάλωσης καυσίμου ενός προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με τη χρήση ενός αλγόριθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων [153]. Για να φανεί η απόδοση του αλγορίθμου αυτού, έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων του με τα αποτελέσματα του Γενετικού Αλγορίθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (*NSGA II*).

Το 2018 παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε το Πράσινο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με δύο αντικειμενικές συναρτήσεις ($F - GVRP$) [233]. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων με άπληστο χειριστή μεταλλάξεων και συντελεστή επιτάχυνσης που μεταβάλλεται με το χρόνο ($TVa - PSOGMO$). Το ίδιο έτος (2018) παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία αναπτύχθηκε ένα κοινό μοντέλο

βελτιστοποίησης του πράσινου προβλήματος προγραμματισμού και δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά μεταβαλλόμενες ταχύτητες (green vehicle scheduling and routing problem with time-varying speeds), στο οποίο εξετάστηκαν και οι πρόσθετοι μισθοί κατά τη διάρκεια μη εργάσιμων περιόδων, καθώς και οι περιορισμοί χρονικού παραθύρου [330]. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση ενός προσαρμοστικού αλγορίθμου αναζήτησης μεγάλης γειτονιάς. Η έρευνα αυτή αναφέρει ότι η συντομότερη διαδρομή δεν εξασφαλίζει λιγότερη κατανάλωση ενέργειας και ότι ο χρόνος αναχώρησης επηρεάζει σημαντικά την κατανάλωση καυσίμων και τα επίπεδα CO_2 .

Στη συνέχεια θα αναφερθούν οι έρευνες που διεξήχθησαν πάνω στο Πολυαντικειμενικό Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες. Το 2017 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα πάνω στο Πράσινο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες, το οποίο είχε ως στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους και των εκπομπών [116]. Για την επίλυση του προβλήματος έγινε χρήση ενός αλγορίθμου βασισμένου στη Βελτιστοποίηση Αποικίας Μυρμηγκιών (ACO) με τη χρήση μεταβλητής γειτονιάς αναζήτησης, η οποία χρησιμοποιήθηκε για την επίλυση περιπτώσεων μεγάλης κλίμακας. Το 2019 αναπτύχθηκε ένα μοντέλο προβλήματος δρομολόγησης με πολλαπλές αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP), λαμβάνοντας υπόψη τα πράσινα κριτήρια, και επιλύθηκε με τη χρήση του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (ACO) [331]. Η λύση για το μοντέλο αυτό είναι χρήσιμη για τις εταιρείες που χρησιμοποιούν Εναλλακτικά Καύσιμα (AFV), ώστε να αντιμετωπιστούν τα εμπόδια που προκαλούνται από τον περιορισμένο αριθμό σταθμών εναλλακτικών καυσίμων.

Το 2019, επίσης, έγινε μία έρευνα πάνω σε ένα μοντέλο στο οποίο ένα πρόβλημα πολλαπλών αποθηκών δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα (Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows - MDVRPTW) ενσωματώθηκε στις στρατηγικές αποφάσεις που σχετίζονται με το σχεδιασμό του δικτύου [103]. Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO), ο αλγόριθμος μηχανισμού ηλεκτρομαγνητισμού (EMA) και ο αλγόριθμος τεχνητής αποικίας μελισσών (ABC), όπου κάθε ένας αλγόριθμος από αυτούς υβριδοποιήθηκε με ένα αλγόριθμο μεταβλητής γειτονιάς αναζήτησης (VNS). Τα αποτελέσματα των αλγορίθμων συγκρίθηκαν μεταξύ τους και με έναν υβριδικό γενετικό αλγόριθμο (GA) και από τη σύγκριση αυτή βγήκε το συμπέρασμα ότι τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον υβριδικό αλγόριθμο μηχανισμού ηλεκτρομαγνητισμού (EMA) κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους υπόλοιπους αλγορίθμους.

Το ίδιο έτος (2019) παρουσιάστηκε μία έρευνα για το Πολυαντικειμενικό Ενεργειακό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες, στο οποίο γινόταν η μεγιστοποίηση των εσόδων και η ελαχιστοποίηση του κόστους,

του χρόνου και των εκπομπών [169]. Η επίλυση του προβλήματος έγινε με τη χρήση ενός βελτιωμένου αλγορίθμου βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (*IACO*), ο οποίος χρησιμοποίησε μία καινοτόμο προσέγγιση για την ενημέρωση της φερομόνης και αυτό είχε ως αποτέλεσμα να οδηγήσει σε καλύτερες λύσεις.

Μια πλήρη βιβλιογραφική έρευνα πάνω στην Ενεργειακή Εφοδιαστική Αλυσίδα υπάρχει στα ([270], [328]), ενώ για το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με έμφαση στη μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης και των ρύπων υπάρχει στα ([156], [173], [65]). Τέλος, μια συνοπτική περιγραφή αρκετών μοντέλων για την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης και των εκπεμπόμενων ρύπων των οχημάτων υπάρχει στο [75].

5. Μοντελοποίηση Πολυαντικειμενικών Ενεργειακών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (Formulation of Multiobjective Energy Multi - Depot Vehicle Routing Problems)

5.1. Εισαγωγή

Προβλήματα της πραγματικής ζωής, που αφορούν κυρίως δίκτυα διανομής, είναι πολύ πιο περίπλοκα και πολύπλευρα όταν ικανοποιούν επιχειρησιακούς, τακτικούς και στρατηγικούς στόχους ([193], [64]). Όπως είναι ήδη γνωστό, το κλασικό *VRP* είναι κατάλληλο για την επίλυση προβλημάτων μιας αποθήκης, ενώ σε πολλά δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας απαιτούνται πιο ισχυρές και ολοκληρωμένες προσεγγίσεις, όπως είναι το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP), μιας και αποτελούνται από πολλές αποθήκες και πολλαπλά σημεία παράδοσης. Επιπλέον, υπάρχει μια αυξανόμενη πίεση στις επιχειρήσεις, κυρίως σε αυτές που σχετίζονται με μεταφορές και εφοδιασμό, όσον αφορά την ελαχιστοποίηση των περιβαλλοντικών τους αποτυπωμάτων. Επομένως, είναι σε αυξανόμενη ζήτηση η ανάπτυξη μοντέλων ικανών να αντιμετωπίσουν τις οικονομικές, κοινωνικές και περιβαλλοντικές προκλήσεις, όσον αφορά τη διαχείριση και τη λειτουργία των δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας.

Από τα παραπάνω είναι εμφανής η επιτακτική ανάγκη για δημιουργία μίας μοντελοποίησης για την επίλυση ενεργειακών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων με πολλαπλές αποθήκες. Το πρόβλημα, όπως μοντελοποιήθηκε στην παρούσα διδακτορική διατριβή, υπολογίζει κατά προσέγγιση την κατανάλωση καυσίμου σε μονάδες όγκου σε παραδείγματα βιβλιογραφίας, στα οποία λαμβάνονται υπόψη, αρχικά, η διανυόμενη απόσταση και το μεταφερόμενο φορτίο, και στη συνέχεια σε πιο περίπλοκα παραδείγματα στη βιβλιογραφία, στα οποία λαμβάνονται υπόψη επιπλέον παράμετροι μιας διαδρομής (κλίση του οδοστρώματος, καιρικές συνθήκες, συμπεριφορά του οδηγού). Εκτός από τον παραπάνω στόχο της παρούσας διδακτορικής διατριβής, άλλος στόχος είναι η παρουσίαση των μοντελοποιήσεων τεσσάρων πολυαντικειμενικών προβλημάτων με πολλαπλές αποθήκες, που έχουν στόχο την ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του χρόνου ενός δρομολογίου και της κατανάλωσης καυσίμου του οχήματος τόσο σε περιβάλλοντα όπου δεν λαμβάνονται υπόψη (ή δεν είναι γνωστές) οι επιπλέον παράμετροι μιας διαδρομής, όσο και σε περιβάλλοντα όπου λαμβάνονται υπόψη (ή είναι γνωστές) οι επιπλέον παράμετροι μιας διαδρομής.

Στο επόμενο κεφάλαιο θα αναφερθεί το σκεπτικό που ακολουθήθηκε για τη δημιουργία της προτεινόμενης μοντελοποίησης στην παρούσα διδακτορική διατριβή. Πρέπει να σημειωθεί ότι η προτεινόμενη μοντελοποίηση είχε ως βάση την μοντελοποίηση τριών διαφορετικών κατηγοριών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων: των Ενεργειακών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχη-

μάτων, των Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες και των Πολυαντικειμενικών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων. Τέλος, στο τελευταίο κεφάλαιο θα παρουσιαστεί η μοντελοποίηση των προτεινόμενων Πολυαντικειμενικών Ενεργειακών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες.

5.2. Θεωρητικό Υπόβαθρο για την προτεινόμενη μοντελοποίηση (*Theoretical Background for the proposed formulation*)

Στη συνέχεια παρατίθενται τα προβλήματα από τα οποία αντλήθηκαν οι κατάλληλες πληροφορίες για τις μοντελοποιήσεις των προτεινόμενων προβλημάτων. Ένα μεγάλο τμήμα της πρώτης αντικειμενικής συνάρτησης, που θα χρησιμοποιηθεί στα πολυαντικειμενικά προβλήματα που θα παρουσιαστούν στη συνέχεια, είναι απόρροια της μοντελοποίησης του *Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Χρονικής Διάρκειας Διαδρομής (Time Reduction Vehicle Routing Problem - TRVRP)*. Η συγκεκριμένη αντικειμενική συνάρτηση ελαχιστοποιεί τη συνολική διάρκεια του ταξιδιού, δηλαδή ελαχιστοποιεί το χρόνο εκτέλεσης (Time Reduction - TR) ενός δρομολογίου από τη στιγμή που τα οχήματα ξεκινούν από την αποθήκη έως τη στιγμή που επιστρέφουν σε αυτή, και δεν αλλάζει είτε πρόκειται για ένα πρόβλημα διανομής είτε για ένα πρόβλημα συλλογής προϊόντων.

Για την μοντελοποίηση των προτεινόμενων προβλημάτων χρησιμοποιήθηκε η μοντελοποίηση του *Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια με Παραμέτρους Διαδρομής (Route-based Fuel Consumption Vehicle Routing Problem - RFCVRP)* που προτάθηκε από τους Xiao et al [305]. Στη μοντελοποίηση αυτή, η Κατανάλωση Καυσίμου (όγκος των καυσίμων) ενός οχήματος (Fuel Consumption - FC) μετρημένη σε μονάδες όγκου καυσίμου (π.χ. λίτρα) από έναν κόμβο i σε έναν κόμβο j υπολογίζεται από την συνάρτηση:

$$FC_{ij} = d_{ij}(1 + \frac{y_{ij}}{Q}), \quad (1)$$

όπου d_{ij} είναι η απόσταση από έναν κόμβο i σε έναν κόμβο j , Q είναι η συνολική χωρητικότητα του οχήματος και y_{ij} είναι το φορτίο που μεταφέρει το όχημα από τον κόμβο i στον κόμβο j . Αξίζει να σημειωθεί ότι ο βαθμός κατανάλωσης καυσίμου (FCR) είναι η ποσότητα που υπολογίζεται από την πράξη της παρένθεσης του τύπου και συνήθως μετράται σε λίτρα ανά χιλιόμετρο (lt/km) (μονάδες όγκου ανά μονάδα απόστασης).

Στο συγκεκριμένο τύπο, όμως, υπάρχει ένα σημαντικό μειονέκτημα: δεν λαμβάνεται καθόλου υπόψη ότι μια διαδρομή μπορεί να περιλαμβάνει και άλλες παραμέτρους πραγματικών συνθηκών, κάτι που αποτελεί σημαντικό παράγοντα

στον υπολογισμό της κατανάλωσης καυσίμου ενός οχήματος ([161], [120], [57]). Κάποιοι παράγοντες είναι η κλίση του οχήματος, η οδηγική συμπεριφορά και άλλες παράμετροι διαδρομής [161], ενώ άλλες είναι η ταχύτητα και η επιτάχυνση του οχήματος, οι καιρικές συνθήκες (κατά μέτωπο και κατά πλάτη άνεμο) και η κυκλοφοριακή συμφόρηση [120]. Επίσης, άλλος παράγοντας είναι η κλίση του εδάφους [57] και συγκεκριμένα το επιτρεπτό εύρος κλίσης του οδοστρώματος πάνω στο οποίο μπορεί να κινηθεί ένα όχημα είναι από 0% έως 10% βαθμούς, σύμφωνα με τη συγκεκριμένη έρευνα.

Για την αντιμετώπιση αυτού του μειονεκτήματος, προστέθηκε, στον προηγούμενο τύπο, ένας επιπλέον παράγοντας που αντιπροσωπεύει τις συνθήκες της διαδρομής. Ο παράγοντας αυτός συμβολίζεται ως r και είναι ένας θετικός αριθμός που αποτελεί συνάρτηση της κλίσης του οδοστρώματος, της ταχύτητας και της φοράς του ανέμου και της οδηγικής συμπεριφοράς του οδηγού. Επομένως, ο τύπος της κατανάλωσης καυσίμου, λαμβάνοντας υπόψη και τις επιπλέον παραμέτρους διαδρομής, συμπεριλαμβανομένων της διανυόμενης απόστασης και του φορτίου που μεταφέρει το όχημα σε αυτή την απόσταση, δίνεται από την παρακάτω συνάρτηση της Κατανάλωσης Καυσίμου με Παραμέτρους Διαδρομής (Route-based Fuel Consumption - RFC) [342]:

$$RFC_{ij} = d_{ij}(1 + \frac{y_{ij}}{Q})r_{ij} = FC_{ij}r_{ij}, \quad (2)$$

όπου d_{ij} είναι η απόσταση από έναν κόμβο i σε έναν κόμβο j , Q είναι η συνολική χωρητικότητα του οχήματος, y_{ij} είναι το φορτίο που μεταφέρει το όχημα από τον κόμβο i στον κόμβο j και r_{ij} είναι οι παράμετροι της διαδρομής από τον κόμβο i στον κόμβο j . Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι θα μπορούσε το $r_{ij} \neq r_{ji}$, μιας και αν από ένα σημείο i προς ένα σημείο j θεωρηθεί ότι ο δρόμος είναι ανηφορικός, τότε και από το σημείο j προς το σημείο i ο δρόμος θα είναι ίδιας απόστασης αλλά κατηφορικός, αν υπάρχει επιπλέον η παραδοχή ότι όλοι οι δρόμοι είναι διπλής κατεύθυνσης. Αυτές οι παραδοχές οδηγούν το πρόβλημα που επιλύεται σε μη-συμμετρικό. Επιπλέον, αν $r_{ij} < 1$, τότε θεωρούμε ότι η διαδρομή από το i στο j είναι κατηφορική ή ο αέρας είναι δυνατός και χτυπάει το όχημα κατά πλάτη ή ότι ο οδηγός οδηγεί αρκετά ομαλά το όχημά του. Ενώ αν $r_{ij} > 1$, υποθέτουμε ότι η διαδρομή από το i στο j είναι ανηφορική ή ο αέρας είναι δυνατός και χτυπάει το όχημα κατά μέτωπο ή ότι ο οδηγός οδηγεί αρκετά «επιθετικά» το όχημά του. Τέλος, αν $r_{ij} = 1 \forall (i, j)$ που ανήκει στην διαδρομή, τότε θεωρούμε ότι δεν υπάρχει κλίση στο έδαφος, υπάρχει άπνοια και ότι ο οδηγός οδηγεί με τον καλύτερο τρόπο, οπότε το πρόβλημα μετατρέπεται σε συμμετρικό και ισχύει ότι $RFC_{ij} = FC_{ij}$.

Η παράμετρος r_{ij} υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη ότι η κλίση του οδοστρώματος μπορεί να είναι από 0% έως 10% βαθμούς (*Grades*) είτε ανηφόρα

είτε κατηφόρα, ότι η ταχύτητα του ανέμου μετρημένη στην κλίμακα *Beaufort* μπορεί να φτάσει από 0 έως 12 μονάδες της κλίμακας [60] (είτε κατά μέτωπο είτε κατά πλάτη) και ότι η πράσινη περιοχή (περιοχή χαμηλής κατανάλωσης) του ρολογιού μέτρησης των στροφών ανά λεπτό του κινητήρα (rounds per minute - rpm) ενός τράκτορα μάρκας «*Scania*» (Χωρητικότητα Μηχανής: 9 λίτρα, Ενεργειακής Κλάσης: *Euro 5* και με απόδοση 230 ίππους (*Hp*) στις 1900 rpm) [344] είναι μεταξύ 1000 rpm και 1500 rpm με μέγιστο αριθμό στροφών στις 3000 rpm, δηλαδή η κατανάλωση παραμένει σε χαμηλά επίπεδα όσο ο οδηγός αλλάζει τη σχέση των ταχυτήτων ομαλά πριν το όχημα ξεπεράσει τις 1500 στροφές. Επομένως, η τιμή της παραμέτρου r_{ij} από ένα κόμβο i προς ένα κόμβο j δίνεται από τον ακόλουθο τύπο [342]:

$$r_{ij} = \frac{G_{ij} + B_{ij}}{2} \cdot \frac{rpm_{ij}}{1500}, \quad (3)$$

όπου G_{ij} είναι ένας Δείκτης Κλίσης (Grade Index), B_{ij} είναι Δείκτης *Beaufort* (Beaufort Index) και rpm_{ij} είναι οι στροφές ανά λεπτό του κινητήρα του οχήματος. Στο μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί, υπάρχουν δύο διαφορετικοί τύποι για τον υπολογισμό των δύο δεικτών, λαμβάνοντας υπόψη τον άνεμο (κατά μέτωπο ή κατά πλάτη) ή το οδόστρωμα (ανηφόρα ή κατηφόρα), όπως φαίνεται και στον ακόλουθο πίνακα [342]:

Πίνακας 1: Δείκτης Κλίσης και Δείκτης *Beaufort*

Grade Index (G_{ij})		Beaufort Index (B_{ij})	
Ανηφόρα	Κατηφόρα	Άνεμος κατά μέτωπο	Άνεμος κατά πλάτη
$1+(Grade/10\%)$	$1-(Grade/10\%)$	$1+(Beaufort/12)$	$1-(Beaufort/12)$

Για την προτεινόμενη μοντελοποίηση, σημαντικό ρόλο έπαιξαν και οι μοντελοποιήσεις δύο Ενεργειακών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων: του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής (*Delivery Route-based Fuel Consumption Vehicle Routing Problem - DRFCVRP*) και του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής (*Pickup Route-based Fuel Consumption Vehicle Routing Problem - PRFCVRP*). Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής (*DRFCVRP*) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου, λαμβάνοντας υπόψη τη διανυόμενη απόσταση που διανύει ένα φορτωμένο όχημα πολλαπλασιασμένη και με άλλες παραμέτρους διαδρομής, όταν το όχημα εκτελεί μόνο διανομή προϊόντων. Στο πρόβλημα αυτό, το όχημα ξεκινάει με τόσο φορτίο

όση και η ζήτηση των πελατών που έχει προγραμματιστεί να επισκεφθεί και να εξυπηρετήσει στο δρομολόγιό του και όχι γεμάτο (εκτός αν η ζήτηση των πελατών είναι ίση με την μέγιστη χωρητικότητά του), μιας και κάτι τέτοιο οδηγεί στην άσκοπη κατανάλωση περισσότερου καυσίμου. Τέλος, πρέπει να τονιστεί ότι κάθε φορά που το όχημα εξυπηρετεί έναν πελάτη, το φορτίο του μειώνεται τόσο όση ήταν και η ζήτηση του πελάτη αυτού και ότι όταν τελειώσει και η εξυπηρέτηση του τελευταίου πελάτη, το όχημα επιστρέφει στην αποθήκη άδειο. Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής (*PRFCVRP*) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου, λαμβάνοντας υπόψη την διανυόμενη απόσταση που διανύει ένα φορτωμένο όχημα πολλαπλασιασμένη με άλλες παραμέτρους διαδρομής, όταν το όχημα εκτελεί μόνο συλλογή προϊόντων. Στο πρόβλημα αυτό, το όχημα ξεκινάει άδειο από την αποθήκη και επιστρέφει με τόσο φορτίο όση και η προς συλλογή ποσότητα των πελατών που έχει προγραμματιστεί να επισκεφθεί και να εξυπηρετήσει στο δρομολόγιό του. Τέλος, πρέπει να τονιστεί ότι κάθε φορά που το όχημα εξυπηρετεί έναν πελάτη, το φορτίο του αυξάνεται τόσο όση ήταν και η ποσότητα που συλλέχθηκε από τον πελάτη αυτόν και ότι όταν τελειώσει και η εξυπηρέτηση του τελευταίου πελάτη, το όχημα επιστρέφει στην αποθήκη με τόσο φορτίο όση και η συνολική ποσότητα που του έχουν εναποθέσει οι πελάτες.

Σημαντικό ρόλο για την προτεινόμενη μοντελοποίηση έπαιξε και η μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (*Multi-Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP*). Το πρόβλημα αυτό είναι μια παραλλαγή του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων που χρησιμοποιεί παραπάνω από μία αποθήκες και στόχος του είναι να βρεθούν οι διαδρομές των οχημάτων που ανήκουν σε κάθε μία αποθήκη. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος υπάρχουν δύο περιπτώσεις. Η μία περίπτωση είναι η κάθεμία από τις αποθήκες να έχει το δικό της αριθμό οχημάτων και τους δικούς της πελάτες, ενώ στην άλλη περίπτωση ένα όχημα ξεκινάει από μια αποθήκη και ή τερματίζει σε μια άλλη ή ενδιάμεσα σταματάει σε κάποια άλλη αποθήκη για να φορτώσει και συνεχίζει τη διαδρομή του. Το πρόβλημα μπορεί να επιλυθεί σαν πρόβλημα δύο φάσεων, όπου στην πρώτη φάση υπάρχει η ανάθεση των πελατών στις αποθήκες και στη δεύτερη φάση υπάρχει η δημιουργία των δρομολογίων για κάθε μία αποθήκη και για κάθε ένα όχημα.

Η προτεινόμενη μοντελοποίηση είναι απόρροια και της μοντελοποίησης των Πολυαντικειμενικών Ενεργειακών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων (*Multiobjective Energy Vehicle Routing Problems - MEVRP*) και συγκεκριμένα του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού και Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής (*Multiobjective Symmetric and Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Vehicle Routing Problem*) και του Πολυαντι-

κειμενικού Συμμετρικού και Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής (*Multiobjective Symmetric and Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Vehicle Routing Problem*) [342]. Το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρκειας του δρομολογίου και, συγχρόνως, την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου για δρομολόγια διανομής, όταν όλοι οι πελάτες έχουν ζήτηση. Το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής έχει τον ίδιο στόχο με το προηγούμενο πρόβλημα με τη διαφορά ότι στη μοντελοποίηση συμμετέχει η αυστηρά θετική παράμετρος r_{ij} για την οποία ισχύει $r_{ij} \neq r_{ji}$, μιας και το πρόβλημα είναι μη-συμμετρικό. Το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρκειας του δρομολογίου και, συγχρόνως, την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου για δρομολόγια συλλογής, όταν όλοι οι πελάτες έχουν μια ποσότητα προϊόντων που πρέπει να συλλεχθεί από το όχημα. Τέλος, το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής έχει τον ίδιο στόχο με το προηγούμενο πρόβλημα με τη διαφορά ότι στη μοντελοποίηση συμμετέχει η αυστηρά θετική παράμετρος r_{ij} για την οποία ισχύει $r_{ij} \neq r_{ji}$, μιας και το πρόβλημα είναι μη-συμμετρικό.

5.3. Πολυαντικειμενικά Ενεργειακά Προβλήματα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες (*Multiobjective Energy Multi-Depot Vehicle Routing Problem*)

Στην σύγχρονη κοινωνία, πολλές φορές οι επιχειρήσεις συνήθως έχουν να αντιμετωπίσουν την ελαχιστοποίηση παραπάνω του ενός κριτηρίου. Επιπλέον, υπάρχουν πολλές εταιρείες που έχουν παραπάνω από μία αποθήκες, και θα ήθελαν να τις διαχειριστούν με τον καλύτερο δυνατό τρόπο για την επίτευξη των στόχων τους. Επίσης, πολλές φορές μια εταιρεία μπορεί να χρειαστεί να θέσει διαφορετική βαρύτητα σε κάθε κριτήριο. Για παράδειγμα, μπορεί μια μέρα τα μεταφερόμενα προϊόντα μιας εταιρείας να είναι ευπαθή, κάτι που χρήζει άμεσης μεταφοράς, οπότε θα πρέπει να επιλέξει ένα δρομολόγιο που να εκτελείται σε σύντομο χρονικό διάστημα ακόμα και με το ενδεχόμενο υψηλότερης κατανάλωσης καυσίμου. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις, όπου δεν είναι άμεσα εμφανές το κριτήριο στο οποίο θα πρέπει να δώσει έμφαση μια εταιρεία, οπότε εκεί θα πρέπει να έχει από πριν έτοιμες στρατηγικές, ώστε να επιλέξει εκείνη που θα κάνει ανάλογα με τα συμφέροντά της. Από τα παραπάνω είναι εμφανής η ανάγκη για

μοντελοποίηση των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών προβλημάτων που θα παρουσιαστούν στη συνέχεια.

5.3.1. Παρουσίαση και Ανάλυση Μοντελοποίησης Προτεινόμενων Πολυαντικειμενικών Προβλημάτων (*Presentation and Formulation of Proposed Multi-Objective Problems*)

Το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) χρησιμοποιεί και ελαχιστοποιεί συγχρόνως δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση (objective function 1 - OF1) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρκειας του δρομολογίου, ενώ η δεύτερη (objective function 2 - OF2) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου για δρομολόγια διανομής, όταν όλοι οι πελάτες έχουν ζήτηση.

Η διαδικασία μοντελοποίησης του προβλήματος είναι η εξής: έστω ότι t_{ij}^k είναι ο χρόνος μετάβασης ενός οχήματος k , μέγιστης χωρητικότητας Q , από ένα κόμβο i σε ένα κόμβο j και s_j^k είναι ο χρόνος που απαιτείται από το όχημα k να εξυπηρετήσει τον πελάτη j με ζήτηση D_j . Επιπλέον, έστω ότι το n είναι ο αριθμός των κόμβων του προβλήματος, το m είναι ο αριθμός των πανομοιότυπων οχημάτων που χρησιμοποιούνται, το y_{ij}^k είναι το φορτίο ενός οχήματος k που μεταφέρεται από ένα κόμβο i σε ένα κόμβο j , οι αποθήκες είναι το σύνολο $\Pi = \{I_1, I_2, \dots, I_\pi\}$ του συνόλου των n κόμβων, όπου $i = j = I_1, I_2, \dots, I_\pi$, το π είναι ο αριθμός των πανομοιότυπων αποθηκών, το $\{I_1, I_2, \dots, I_\pi, 2, 3, \dots, n\}$ είναι το σύνολο των κόμβων και για τις αποθήκες ισχύει $D_{I_1} = D_{I_2} = \dots = D_{I_\pi} = 0$. Επίσης, έστω ότι οι πελάτες έχουν ήδη κατανεμηθεί στα οχήματα, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς της χωρητικότητας των οχημάτων και της χρονικής

διάρκειας, τότε $y_{I_1 j}^k = \sum_{i=I_1}^n D_i$ για κάθε όχημα, μιας και κάθε όχημα ξεκινάει από

την αποθήκη με τόσο φορτίο όσο και το άθροισμα της ζήτησης των πελατών του δρομολογίου του. Άλλα δεδομένα του προβλήματος είναι ότι το c_{ij} είναι η απόσταση από έναν κόμβο i σε έναν κόμβο j και ότι το x_{ij}^k έχει τιμή 1, εάν το όχημα k επισκέπτεται τον πελάτη j αμέσως μετά τον πελάτη i , και 0 σε κάθε άλλη περίπτωση. Αξίζει να σημειωθεί ότι κάθε όχημα επιστρέφει πάντα στην αποθήκη από όπου ξεκινά και δεν επισκέπτεται άλλη αποθήκη κατά τη διάρκεια του δρομολογίου του. Επιπλέον, δεν υπάρχει μετάβαση μεταξύ των αποθηκών (για παράδειγμα από την αποθήκη I_1 στην I_3). Τέλος, πρέπει να σημειωθεί ότι, αφού το πρόβλημα είναι συμμετρικό, δεν είναι απαραίτητο να συμμετάσχει στη μοντελοποίηση η παράμετρος r_{ij} , μιας και στην περίπτωση αυτή θεωρείται ότι δεν υπάρχει κλίση στο έδαφος, υπάρχει άπνοια και ο οδηγός οδηγεί με τον

καλύτερο τρόπο, δηλαδή υπάρχουν τέλειες συνθήκες παραμέτρων διαδρομής. Επομένως, στην περίπτωση αυτή, η παράμετρος r_{ij} ισούται με 1. Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα παραπάνω, παρουσιάζεται στη συνέχεια η μοντελοποίηση του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) [240]:

$$\min OF1 = \sum_{i=I_1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{\kappa=1}^m (t_{ij}^{\kappa} + s_j^{\kappa}) x_{ij}^{\kappa} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \min OF2 = & \sum_{h=I_1}^{I_{\pi}} \sum_{j=2}^n \sum_{\kappa=1}^m c_{hj} x_{hj}^{\kappa} (1 + \frac{y_{hj}^{\kappa}}{Q}) r_{hj} + \\ & + \sum_{i=2}^n \sum_{j=I_1}^n \sum_{\kappa=1}^m c_{ij} x_{ij}^{\kappa} (1 + \frac{y_{i-1,i}^{\kappa} - D_i}{Q}) r_{ij} \end{aligned} \quad (5)$$

υπό:

$$\sum_{j=I_1}^n \sum_{\kappa=1}^m x_{ij}^{\kappa} = 1, i = I_1, \dots, n \quad (6)$$

$$\sum_{i=I_1}^n \sum_{\kappa=1}^m x_{ij}^{\kappa} = 1, j = I_1, \dots, n \quad (7)$$

$$\sum_{j=2}^n D_i \sum_{j=1}^n x_{ij}^{\kappa} \leq Q^{\kappa}, i = I_1, \dots, n, \kappa = 1, \dots, m \quad (8)$$

$$\sum_{j=I_1}^n x_{ij}^{\kappa} - \sum_{j=I_1}^n x_{ji}^{\kappa} = 0, i = I_1, \dots, n, \kappa = 1, \dots, m \quad (9)$$

$$\sum_{j=I_1, j \neq i}^n y_{ji}^{\kappa} - \sum_{j=I_1, j \neq i}^n y_{ij}^{\kappa} = D_i, i = I_1, \dots, n, \kappa = 1, \dots, m \quad (10)$$

$$Qx_{ij}^{\kappa} \geq y_{ij}^{\kappa}, i, j = I_1, \dots, n, \kappa = 1, \dots, m \quad (11)$$

$$\sum_{j=I_1}^n x_{ij}^{\kappa} \leq |S| - 1, \text{ για όλα τα } S \subseteq \{2, \dots, n\}, \kappa = 1, \dots, m \quad (12)$$

$$x_{ij}^{\kappa} = \begin{cases} 1, & \text{εάν } (i, j) \text{ ανήκουν στην διαδρομή} \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (13)$$

Οι δύο πρώτοι περιορισμοί (6 και 7) εγγυούνται ότι κάθε πελάτης πρέπει να τον επισκεφθεί ένα μόνο όχημα. Ο τρίτος περιορισμός (8) είναι ο περιορισμός της χωρητικότητας του οχήματος, ο οποίος διαβεβαιώνει ότι η αθροιστική ζήτηση των πελατών του δεν θα ξεπεράσει την χωρητικότητά του. Ο τέταρτος περιορισμός (9) διαβεβαιώνει ότι κάθε όχημα που εισέρχεται σε έναν κόμβο πρέπει να αποχωρεί και από αυτόν, ενώ ο πέμπτος περιορισμός (10) εγγυάται ότι η μείωση του φορτίου, όταν ένα όχημα εξυπηρετήσει έναν κόμβο-πελάτη, είναι ίση με την ζήτηση του κόμβου αυτού. Ο επόμενος περιορισμός (11) χρησιμοποιείται για να οριοθετήσει το μέγιστο όριο φορτίου που μεταφέρει ένα όχημα και να θέσει το $y_{ij}^{\kappa} = 0$, όταν $x_{ij}^{\kappa} = 0$. Ο προτελευταίος περιορισμός (12) είναι ο υποχρεωτικός περιορισμός εξάλειψης υποκύκλων (Subtour elimination constraint), ο οποίος εμποδίζει τους υποκύκλους στις διαδρομές. Ο τελευταίος περιορισμός (13) εγγυάται ότι η μεταβλητή απόφασης μπορεί να πάρει τις τιμές 0 ή 1.

Το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) χρησιμοποιεί και ελαχιστοποιεί συγχρόνως δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση (objective function 1 - OF1) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρκειας του δρομολογίου και η δεύτερη (objective function 2 - OF2) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου για δρομολόγια διανομής, όταν όλοι οι πελάτες έχουν ζήτηση. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι δύο αντικειμενικές συναρτήσεις που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση του προβλήματος, καθώς και η διαδικασία μοντελοποίησης είναι όπως περιγράφηκε στο Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες. Η διαφορά έγκυται στο ότι, αφού το

πρόβλημα είναι μη-συμμετρικό, συμμετέχει στη μοντελοποίηση η αυστηρά θετική παράμετρος r_{ij} για την οποία ισχύει: $r_{ij} \neq r_{ji}$.

Το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) χρησιμοποιεί και ελαχιστοποιεί συγχρόνως δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση (objective function 1 - OF1) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρκειας του δρομολογίου, και είναι ίδια με αυτή που περιγράφηκε στο Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες. Η δεύτερη (objective function 3 - OF3) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου για δρομολόγια συλλογής, όταν όλοι οι πελάτες έχουν μια ποσότητα προϊόντων που πρέπει να συλλεχθεί από το όχημα. Η εξίσωσή της δίνεται παρακάτω:

$$\min OF3 = \sum_{h=I_1}^{I_\pi} \sum_{j=2}^n \sum_{\kappa=1}^m c_{hj} x_{hj}^\kappa r_{hj} + \sum_{i=2}^n \sum_{j=I_1}^n \sum_{\kappa=1}^m c_{ij} x_{ij}^\kappa \left(1 + \frac{y_{i-1,i}^\kappa + D_i}{Q}\right) r_{ij} \quad (14)$$

Η διαδικασία μοντελοποίησης του προβλήματος είναι ίδια με του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες. Η διαφορά είναι ότι $y_{I_1,j}^\kappa = 0$ για κάθε όχημα, μιας και ξεκινάει από την αποθήκη άδεια και επιστρέφει σε αυτή με τόσο φορτίο όσο και το άθροισμα της ποσότητας που συλλέχθηκε από τους πελάτες του δρομολογίου του. Επίσης, ότι σε αυτήν την περίπτωση, το D_i είναι η ποσότητα συλλογής από τον πελάτη i .

Το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) χρησιμοποιεί και ελαχιστοποιεί συγχρόνως δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση (objective function 1 - OF1) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής χρονικής διάρκειας του δρομολογίου, ενώ η δεύτερη (objective function 3 - OF3) έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου για δρομολόγια συλλογής, όταν όλοι οι πελάτες έχουν μια ποσότητα προϊόντων που πρέπει να συλλεχθεί από το όχημα. Οι δύο αντικειμενικές συναρτήσεις, καθώς και η διαδικασία μοντελοποίησης, είναι ίδιες με αυτές του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές

Αποθήκες. Η διαφορά είναι ότι, αφού εδώ το πρόβλημα είναι μη-συμμετρικό, ισχύει: $r_{ij} \neq r_{ji}$.

6. Εξελικτικοί Πολυαντικειμενικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Multiobjective Algorithms)

6.1. Εισαγωγή

Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν οι αλγόριθμοι οι οποίοι υλοποιήθηκαν στην συγκεκριμένη διατριβή. Υπάρχουν δύο κατηγορίες αλγορίθμων: αυτοί οι οποίοι είχαν υλοποιηθεί σε προηγούμενη έρευνα στο εργαστήριο και τροποποιήθηκαν κατάλληλα στα πλαίσια αυτής της διδακτορικής διατριβής για τα προβλήματα που περιγράφουμε προηγουμένως και η κατηγορία των αλγορίθμων, η οποία είναι η πλειοψηφία των αλγορίθμων, η οποία υλοποιήθηκε για πρώτη φορά στα πλαίσια αυτής της διατριβής και κάποιοι από αυτούς δεν έχουν εφαρμοστεί ποτέ ξανά σε πολυαντικειμενικό πρόβλημα βελτιστοποίησης και ιδιαίτερα σε πολυαντικειμενικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων.

Αρχικά, στο πρώτο υποκεφάλαιο γίνεται μία σύντομη αναφορά στις μεθόδους εύρεσης των κυρίαρχων λύσεων (Κυριαρχία *Pareto*). Έπειτα, στα υπόλοιπα υποκεφάλαια θα γίνει μία αναλυτική περιγραφή των εξελικτικών πολυαντικειμενικών αλγορίθμων που προτείνονται για την επίλυση των τεσσάρων πολυαντικειμενικών προβλημάτων που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Οι αλγόριθμοι που υλοποιήθηκαν καλύπτουν δύο βασικές κατηγορίες αλγορίθμων: των Γενετικών και Εξελικτικών αλγορίθμων (Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II, Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων και Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης) και των αλγορίθμων Εμπνευσμένων από τη Φύση (Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων, Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών, Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας, Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών, Αλγόριθμος Νυχτερίδας, Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ και Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου).

Ο πρώτος αλγόριθμος που αναλύεται και περιγράφεται παρακάτω είναι ένας γενετικός υβριδικός αλγόριθμος, ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II). Στην συνέχεια, αναλύεται και περιγράφεται μία διαφορετική παραλλαγή ενός υβριδικού αλγορίθμου Διαφορικής Εξέλιξης, ο οποίος είναι ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Διαφορικής Εξέλιξης Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Defferential Evolution Algorithm - PMS-NSDE). Έπειτα, αναλύεται και περιγράφεται μία διαφορετική παραλλαγή ενός υβριδικού αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων, του Παράλληλου Πολυεναρκτηρίου Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO). Στην συνέχεια, θα αναλυθεί και θα υλοποιηθεί ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Al-

gorithm - PMSMOCSA), ο οποίος είναι από την κατηγορία των αλγορίθμων των Τεχνητών Ανοσοποιητικών Συστημάτων. Τέλος, από την κατηγορία των αλγορίθμων Εμπνευσμένων από τη Φύση, θα αναλυθούν και θα περιγραφούν: ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm -PMS-ABC), ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm -PMS-FIREFLY), ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm -PMS-GSO), ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm -PMS-BA), ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm -PMS-KH) και ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm -PMS-CS).

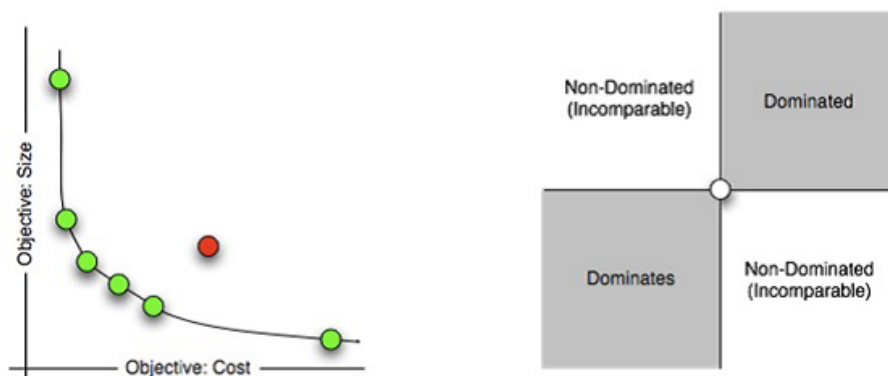
Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι όλοι οι αλγόριθμοι, οι οποίοι θα περιγραφούν παρακάτω, χρησιμοποιούν τον ίδιο αριθμό εξωτερικών επαναλήψεων (για τον οποίο βρέθηκε με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος ότι έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα, όπως θα αναλυθεί στο αντίστοιχο κεφάλαιο, και για τις επαναλήψεις και για τις υπόλοιπες μεταβλητές), τον ίδιο τρόπο αποτύπωσης και δημιουργίας αρχικών λύσεων και την ίδια μέθοδο τοπικής αναζήτησης. Ο λόγος που έγινε αυτό είναι γιατί θέλουμε να δούμε ακριβώς κάτω από ίδιες συνθήκες πως συμπεριφέρεται το εξελικτικό μέρος του αλγόριθμου και όχι η τοπική αναζήτηση. Επίσης, όλοι οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν διαδικασίες και συναρτήσεις για βελτίωση της ικανότητάς τους στην παραγωγή ενός αρχικού πληθυσμού λύσεων [342]. Τέλος, όλοι οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν καινοτόμες διαδικασίες και συναρτήσεις για επιλογή λύσεων και την εξελίξή τους κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων.

Αρχικά, όλοι οι αλγόριθμοι έχουν τον ίδιο τρόπο δημιουργίας του αρχικού πληθυσμού λύσεων, ο οποίος χωρίζεται σε τόσους υποπληθυσμούς όσες είναι και οι αντικειμενικές συναρτήσεις του προβλήματος. Επίσης, η παραγωγή των λύσεων κάθε υποπληθυσμού γίνεται με τον συνδυασμό τριών συγκεκριμένων μεθόδων και όχι μόνο μίας. Με την διαδικασία αυτή γίνεται η παραγωγή ομοιόμορφα κατανομημένων αρχικών λύσεων σε όλη την έκταση του χώρου λύσεων. Επιπλέον, όλοι οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν την Παράλληλη Πολυενακτική Μέθοδο, στην οποία γίνεται η παραγωγή και εξέλιξη περισσότερων από ενός πληθυσμών αρχικών λύσεων στους αλγορίθμους. Αξίζει να σημειωθεί ότι στο τέλος της εκτέλεσης του κάθε αλγορίθμου, γίνεται η παρουσίαση των μη-κυριαρχούμενων λύσεων από τα μέτωπα *Pareto* όλων των πληθυσμών.

Για τη βελτίωση των λύσεων χρησιμοποιείται μία μέθοδος τοπικής αναζήτησης που βασίζεται στον αλγόριθμο Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης. Ο αλγόριθμος αυτός, όπως υλοποιήθηκε στη συγκεκριμένη διδακτορική διατριβή, χρησιμοποιεί γνωστές μεθόδους τοπικής αναζήτησης, οι οποίες έχουν τη δυνατότητα επιλογής μεταξύ τυχαίων ή μη μεταβολών του διανύσματος της λύσης, και επιπλέον έχουν την ικανότητα επανέναρξης των επαναλήψεων τους σε περίπτωση που βελτιώσουν μια λύση. Επίσης, σε όλους τους αλγόριθμους ενσωματώθηκε (κάτι που γίνεται για πρώτη φορά) η μέθοδος ταξινόμησης των λύσεων που προτείνεται στον αλγόριθμο *NSGA II* ως ένα επιπλέον βήμα των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών Εξελικτικών αλγορίθμων και συγκεκριμένα των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών αλγορίθμων Εμπνευσμένων από τη Φύση, που θα αναλυθούν παρακάτω. Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο, οι λύσεις «γονείς» (W σε αριθμό) μιας επανάληψης και οι λύσεις «απογόνοι» (W σε αριθμό) συγκεντρώνονται σε έναν ενιαίο πίνακα, όπου στη συνέχεια γίνεται η ταξινόμησή τους και διατηρούνται και εξελίσσονται οι πρώτες W λύσεις. Η βασική καινοτομία των αλγορίθμων είναι η τροποποίηση των βασικών συναρτήσεων που αναγράφονται στην βιβλιογραφία των αλγορίθμων, ώστε να γίνουν κατάλληλοι για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων, αφού οι περισσότεροι από αυτούς έχουν εφαρμοστεί κυρίως για την επίλυση μονοαντικειμενικών προβλημάτων και όσοι από αυτούς έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολυαντικειμενικά προβλήματα δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων.

6.2. Κυριαρχία Pareto

Η διαδικασία επίλυσης μέσω χρήσης κυριαρχίας *Pareto*, της οποίας ο όρος δημιουργήθηκε από τον ιταλό οικονομολόγο Vilfredo Pareto, χρησιμοποιείται συχνά για την εύρεση των βέλτιστων λύσεων στα προβλήματα πολλαπλών αντικειμενικών συναρτήσεων (ή κριτηρίων). Η διαδικασία είναι η εξής: έστω δυο διανύσματα Y_1 και Y_2 για τα οποία ισχύει $Y_1 = \{y_{1,1}, y_{1,2}, \dots, y_{1,K}\}$, $Y_2 = \{y_{2,1}, y_{2,2}, \dots, y_{2,K}\}$. Έστω, επίσης, ότι K είναι ο αριθμός των κριτηρίων ενός προβλήματος πολλαπλών συναρτήσεων-κριτηρίων και τα $y_{1,i}$ και $y_{2,i}$ είναι οι τιμές των Y_1 και Y_2 για το κριτήριο i . Επιπλέον, έστω ότι οι αντικειμενικές συναρτήσεις είναι προς ελαχιστοποίηση με $y_{1,i} \leq y_{2,i}$, για κάθε $i \in [1, K]$. Οπότε, στη περίπτωση αυτή, το Y_1 κυριαρχεί επί του Y_2 . Επομένως, ένα διάνυσμα Y_1 λέγεται μη κυριαρχούμενη λύση, όταν δεν υπάρχει κανένα άλλο Y_2 το οποίο να κυριαρχεί επί του Y_1 . Επίσης, ένα διάνυσμα Y_1 λέγεται βέλτιστο κατά *Pareto* αν δεν κυριαρχείται. Επιπροσθέτως, το σύνολο βέλτιστων κατά *Pareto* σημείων λέγεται βέλτιστο μέτωπο *Pareto* (Pareto front) ([5], [59], [341]). Στο Σχήμα 2 απεικονίζεται ένα μέτωπο *Pareto* των λύσεων ενός πολυαντικειμενικού προβλήματος που ελαχιστοποιεί δύο αντικειμενικές συναρτήσεις, το μέγεθος (Size) και το κόστος (Cost), όπως επίσης και ένα σχήμα το οποίο επεξηγεί, όσον αφο-



Σχήμα 2: Κυριαρχία Pareto [345].

ρά ένα γράφημα, ποιες λύσεις κυριαρχούν σε ένα σημείο (Dominates), ποιες κυριαρχούνται από ένα σημείο (Dominated) και ποιες δεν μπορούν να συγκριθούν με το σημείο αυτό, δηλαδή ούτε κυριαρχούν ούτε κυριαρχούνται (Non-Dominated).

6.3. Κοινά Χαρακτηριστικά των Αλγορίθμων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο θα αναλυθούν όλα τα κοινά χαρακτηριστικά των εξελικτικών πολυαντικειμενικών αλγορίθμων που υλοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή, τα οποία είναι: ο τρόπος αποτύπωσης μιας διαδρομής-λύσης, η χρήση της μεθόδου της τοπικής αναζήτησης, η μέθοδος δημιουργίας των αρχικών λύσεων και η Παράλληλη Πολυεναρκτήρια μέθοδος στην εκτέλεση των αλγορίθμων με χρήση πολλαπλών πληθυσμών αρχικών λύσεων.

6.3.1. Αποτύπωση Διαδρομής-Λύσης

Η αποτύπωση της Διαδρομής-Λύσης έγινε όμοια με τον τρόπο αποτύπωσης της Διαδρομής-Λύσης στην διατριβή του Δρ. Ψύχα [342]. Πιο συγκεκριμένα, οι λύσεις όλων των αλγορίθμων αποτυπώνονται με ένα βοηθητικό διάνυσμα με την ακολουθία των κόμβων, όπου η αποθήκη είναι ο κόμβος 1. Σε περίπτωση που μία λύση δεν ξεκινάει από τον κόμβο 1, τότε γίνεται επανατοποθέτηση στους κόμβους, ώστε το βοηθητικό διάνυσμα να ξεκινάει από την αποθήκη. Στο βοηθητικό διάνυσμα γίνονται όλες οι μεταβολές που γίνονται στις λύσεις, κατά την διάρκεια της εκτέλεσης των αλγορίθμων. Η μοναδική περίπτωση όπου οι κόμβοι του βοηθητικού διανύσματος διαχωρίζονται σε δρομολόγια οχημάτων μιας διαδρομής, χωρίς να παραβιάζονται οι περιορισμοί του μέγιστου χρόνου εκτέλεσης ενός δρομολογίου ενός οχήματος και της μέγιστης χωρητικότητας του κάθε οχήματος, είναι όταν αξιολογείται μία λύση, δηλαδή όταν υπολογίζεται το κόστος της είτε ως προς τον χρόνο εκτέλεσης της διαδρομής είτε ως προς την ποσότητα του καυσίμου που καταναλώθηκε. Τέλος, πρέπει να αναφερθεί

ότι κάθε φορά που παρουσιάζεται ο κόμβος 1 μέσα στο διάνυσμα της διαδρομής, αυτό σημαίνει ότι ένα δρομολόγιο ολοκληρώθηκε και ξεκινάει ένα άλλο.

6.3.2. Τοπική Αναζήτηση με έναν αλγόριθμο Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (*Variable Neighborhood Search - VNS*)

Η διαδικασία τοπικής αναζήτησης χρησιμοποιείται, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα στις νέες παραγόμενες λύσεις του κάθε αλγορίθμου για επιπλέον βελτίωση. Στην παρούσα διατριβή χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (*Variable Neighborhood Search - VNS*) [109, 341, 342]. Σε αυτόν τον αλγόριθμο, προκειμένου η λύση να μπορέσει να ξεφύγει από ενδεχόμενα τοπικά ελάχιστα, εκτελούνται μια σειρά από διαφορετικές μέθοδοι τοπικής αναζήτησης σε κάθε λύση. Εδώ, πρέπει να τονιστεί ότι με τον όρο «βελτιωμένη λύση» εννοείται μια λύση που κυριαρχεί στην προηγούμενή της, όσον αφορά τα κόστη που υπολογίζονται με βάση τις αντικειμενικές συναρτήσεις. Η κυριαρχία μίας λύσης, η οποία βελτιστοποιείται σε K αντικειμενικές συναρτήσεις, επί μιας άλλης λύσης ορίζεται από την τιμή του κόστους κάθε k αντικειμενικής συνάρτησης της λύσης, το οποίο πρέπει να είναι μικρότερο ή ίσο με το κόστος της αντίστοιχης k αντικειμενικής συνάρτησης της άλλης λύσης.

Οι αλγόριθμοι τοπικής αναζήτησης που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι οι ακόλουθοι:

1. Αλγόριθμος 2-opt [159, 341]

Σε αυτόν τον αλγόριθμο, διαγράφονται δύο ακμές από τη διαδρομή και αυτό έχει ως αποτέλεσμα η διαδρομή να χωρίζεται σε δύο μονοπάτια, όπου στη συνέχεια τα μονοπάτια αυτά επανασυνδέονται με διαφορετικό τρόπο για να δημιουργηθεί μια νέα διαδρομή. Υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι για την επιλογή των τόξων που πρέπει να διαγραφούν, όπως για παράδειγμα να διαγραφούν τα δύο χειρότερα τόξα, δηλαδή αυτά με τα μεγαλύτερα κόστη μετάβασης, και να αντικατασταθούν με δύο καινούρια. Μία άλλη μέθοδος είναι να διαγράφεται το χειρότερο τόξο και ένα τυχαίο και στην συνέχεια να αντικαθίστανται με δύο καινούρια. Η πιο γρήγορη μέθοδος, όσον αφορά το χρόνο εκτέλεσης μιας και δεν χρειάζεται να βρεθούν ποια είναι τα χειρότερα κόστη μετάβασης μεταξύ των κόμβων, είναι να διαγράφονται δύο τυχαία τόξα και να αντικαθίστανται με δύο άλλα.

Πρέπει να επισημανθεί ότι στην διαδικασία της επανένωσης των δύο μονοπατιών είναι αναγκαίο να σχηματίζεται μια νέα διαδρομή χωρίς να υπάρχουν ενδιάμεσοι κύκλοι και χωρίς να περνάει το όχημα δεύτερη φορά από κάποιον κόμβο. Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι όταν επιλύεται κάποιο πρόβλημα με μη-συμμετρικά κόστη μετάβασης μεταξύ των τόξων, τότε τα κόστη στα ενδιάμεσα τόξα δεν είναι τα ίδια (κάτι που ισχύει στα συμμετρικά προβλήματα) και χρειάζεται επανυπολογισμός του κόστους ολόκληρης της νέας διαδρομής.

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένας γρήγορος αλγόριθμος $2-opt$, ο οποίος δεν βασίζεται εξ ολοκλήρου σε τυχαία επιλογή τόξων, και είναι [342]:

Για κάθε λύση i

Για $local_{max}$ επαναλήψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:

Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 0 και 1 σε

μια προσωρινή μεταβλητή $temp$

Αν $temp \leq 0.5$ τότε

Εύρεση τόξου με τη χειρότερη μετάβαση και δεύτερου τυχαίου τόξου για αλλαγή με δύο νέα τόξα

Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Αλλιώς

Εύρεση δύο τυχαίων τόξων για αλλαγή με δύο άλλα τόξα

Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Τέλος αν

Αν το κόστος της νέας διαδρομής είναι καλύτερο από της προηγούμενης (η καινούργια λύση κυριαρχεί της παλιάς) τότε

Αντικατάσταση της παλιάς λύσης με την νέα

Τέλος αν

Τέλος για

Τέλος για

2. Αλγόριθμος 3-opt [159, 341]

Σύμφωνα με αυτήν τη μέθοδο, τρεις ακμές διαγράφονται από τη διαδρομή, οπότε η διαδρομή χωρίζεται σε τρία μονοπάτια. Τα μονοπάτια αυτά επανασυνδέονται με διαφορετικό τρόπο ώστε να δημιουργηθεί μια νέα διαδρομή. Υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι για επιλογή των τόξων που διαγράφονται. Όπως και στην μέθοδο 2-opt, στη διαδικασία της επανένωσης των τριών μονοπατιών, θα πρέπει ο σχηματισμός μιας νέας διαδρομής να δημιουργείται χωρίς να υπάρχουν ενδιάμεσοι κύκλοι και χωρίς να περνάει το όχημα δεύτερη φορά από κάποιον κόμβο. Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι, όπως και στην μέθοδο 2-opt, όταν επιλύεται κάποιο πρόβλημα με μη-συμμετρικά κόστη μετάβασης μεταξύ των τόξων, τότε τα κόστη στα ενδιάμεσα τόξα δεν είναι τα ίδια (κάτι που ισχύει στα συμμετρικά προβλήματα) και χρειάζεται επανυπολογισμός του κόστους ολόκληρης της νέας διαδρομής.

Στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκε ένας γρήγορος αλγόριθμος $3-opt$, ο οποίος δεν βασίζεται εξ ολοκλήρου σε τυχαία επιλογή τόξων, και είναι [342]:

Για κάθε λύση i

Για $local_{max}$ επαναλήψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:
 Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 0 και 1 σε
 μια προσωρινή μεταβλητή $temp$
Αν $temp \leq 0.5$ **τότε**
 Εύρεση τόξου με τη χειρότερη μετάβαση και δύο
 τυχαίων τόξων για αλλαγή με δύο νέα τόξα
 Σχεδιασμός της νέας διαδρομής
Αλλιώς
 Εύρεση τριών τυχαίων τόξων για αλλαγή με δύο
 άλλα τόξα
 Σχεδιασμός της νέας διαδρομής
Τέλος αν
Αν το κόστος της νέας διαδρομής είναι καλύτερο από της
 προηγούμενης **τότε**
 Αντικατάσταση της παλιάς λύσης με την νέα
Τέλος αν
Τέλος για
Τέλος για

3. Αλγόριθμος 1-1 ανταλλαγή (1-1 exchange) [159, 341]

Εδώ, γίνεται η ανταλλαγή θέσεων δύο κόμβων του διανύσματος της λύσης μεταξύ τους. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένας γρήγορος αλγόριθμος 1-1 ανταλλαγής, ο οποίος δεν βασίζεται εξ ολοκλήρου σε τυχαία επιλογή τόξων, και είναι [342]:

Για κάθε λύση i
Για $local_{max}$ επαναλήψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:
 Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 0 και 1 σε
 μια προσωρινή μεταβλητή $temp$
Αν $temp \leq 0.5$ **τότε**
 Εύρεση τόξου με τη χειρότερη μετάβαση και διατήρηση
 του δεύτερου και ενός τυχαίου κόμβου του για
 ανταλλαγή μεταξύ τους
 Σχεδιασμός της νέας διαδρομής
Αλλιώς
 Εύρεση δύο τυχαίων κόμβων για ανταλλαγή μεταξύ τους
 Σχεδιασμός της νέας διαδρομής
Τέλος αν
Αν το κόστος της νέας διαδρομής είναι καλύτερο από της
 προηγούμενης **τότε**

Αντικατάσταση της παλιάς λύσης με την νέα
Τέλος αν
Τέλος για
Τέλος για

4. Αλγόριθμος 2-2 ανταλλαγή (2-2 exchange) [159, 341]

Εδώ, σε αυτήν τη μέθοδο, γίνεται η ανταλλαγή θέσεων δύο κόμβων του διανύσματος της λύσης με δύο άλλους κόμβους. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένας γρήγορος αλγόριθμος 2-2 ανταλλαγής, ο οποίος δεν βασίζεται εξ ολοκλήρου σε τυχαία επιλογή τόξων, και είναι [342]:

Για κάθε λύση i

Για $local_{max}$ επαναλήψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:

Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 0 και 1 σε

μια προσωρινή μεταβλητή $temp$

Αν $temp \leq 0.5$ **τότε**

Εύρεση τόξου με τη χειρότερη μετάβαση και διατήρηση
του δεύτερου, του αμέσως επόμενου και δύο άλλων
διαδοχικών τυχαίων κόμβων του για ανταλλαγή
μεταξύ τους

Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Αλλιώς

Εύρεση δύο διαδοχικών τυχαίων κόμβων για ανταλλαγή
με δύο άλλους διαδοχικούς τυχαίους κόμβους

Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Τέλος αν

Αν το κόστος της νέας διαδρομής είναι καλύτερο από της
προηγούμενης **τότε**

Αντικατάσταση της παλιάς λύσης με την νέα

Τέλος αν

Τέλος για

Τέλος για

5. Αλγόριθμος 1-0 επανατοποθέτηση (1-0 relocate) [159, 341]

Σε αυτή την μέθοδο γίνεται επανατοποθέτηση ενός κόμβου του διανύσματος της λύσης από το σημείο που βρίσκεται σε κάποιο άλλο σημείο στο διάνυσμα της λύσης. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένας γρήγορος αλγόριθμος 1-0 επανατοποθέτησης, ο οποίος δεν βασίζεται εξ ολοκλήρου σε τυχαία επιλογή τόξων, και είναι [342]:

Για κάθε λύση i

Για $local_{max}$ επαναλήψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:

Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 0 και 1 σε
μια προσωρινή μεταβλητή $temp$

Αν $temp \leq 0.5$ τότε

Εύρεση τόξου με τη χειρότερη μετάβαση, διατήρηση του
δεύτερου κόμβου του και τυχαία επιλογή των κόμβων
μεταξύ των οποίων θα γίνει επανατοποθέτησή του
Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Αλλιώς

Εύρεση ενός τυχαίου κόμβου και τυχαία επιλογή των
κόμβων μεταξύ των οποίων θα γίνει
επανατοποθέτησή του
Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Τέλος αν

Αν το κόστος της νέας διαδρομής είναι καλύτερο από της
προηγούμενης τότε

Αντικατάσταση της παλιάς λύσης με την νέα

Τέλος αν

Τέλος για

Τέλος για

6. Αλγόριθμος 2-0 επανατοποθέτηση (2-0 relocate) [159, 341]

Στην παρούσα μέθοδο, γίνεται επανατοποθέτηση δύο διαδοχικών κόμβων του διανύσματος της λύσης από το σημείο που βρίσκονται σε κάποιο άλλο σημείο στο διάνυσμα της λύσης. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένας γρήγορος αλγόριθμος 2-0 επανατοποθέτησης, ο οποίος δεν βασίζεται εξ ολοκλήρου σε τυχαία επιλογή τόξων, και είναι [342]:

Για κάθε λύση i

Για $local_{max}$ επαναλήψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:

Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 0 και 1 σε
μια προσωρινή μεταβλητή $temp$

Αν $temp \leq 0.5$ τότε

Εύρεση τόξου με τη χειρότερη μετάβαση, διατήρηση του
δεύτερου και του αμέσως επόμενου κόμβου του και
τυχαία επιλογή των κόμβων μεταξύ των οποίων
θα γίνει επανατοποθέτησή τους
Σχεδιασμός της νέας διαδρομής

Αλλιώς

Εύρεση ενός τυχαίου κόμβου και του επόμενου του
και τυχαία επιλογή των κόμβων μεταξύ των
οποίων θα γίνει επανατοποθέτησή τους
Σχεδιασμός της νέας διαδρομής
Τέλος αν
Αν το κόστος της νέας διαδρομής είναι καλύτερο από της
προηγούμενης **τότε**
Αντικατάσταση της παλιάς λύσης με την νέα
Τέλος αν
Τέλος για
Τέλος για

Ο ψευδοκώδικας του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (*VNS*) είναι [342]:

Για κάθε λύση i
Για ups_{max} επανάληψεις, επανάληψη της παρακάτω διαδικασίας:
 $ep = 1$
Όσο $ep \leq local_{max}$, επανάληψη της μεθόδου 2 – *opt*
Αν η λύση βελτιωθεί **τότε**
Αντικατάσταση της προηγούμενης λύσης με τη νέα
 $ep = 1$
Αλλιώς
 $ep = ep + 1$
Τέλος αν
Τέλος όσο
 $ep = 1$
Όσο $ep \leq local_{max}$, επανάληψη της μεθόδου 3 – *opt*
Αν η λύση βελτιωθεί **τότε**
Αντικατάσταση της προηγούμενης λύσης με τη νέα
 $ep = 1$
Αλλιώς
 $ep = ep + 1$
Τέλος αν
Τέλος όσο
 $ep = 1$
Όσο $ep \leq local_{max}$, επανάληψη της μεθόδου 1-1 ανταλλαγή
Αν η λύση βελτιωθεί **τότε**
Αντικατάσταση της προηγούμενης λύσης με τη νέα
 $ep = 1$

```

    Αλλιώς
     $ep = ep + 1$ 
    Τέλος αν
Τέλος όσο
 $ep = 1$ 
Όσο  $ep \leq local_{max}$ , επανάληψη της μεθόδου 2-2 ανταλλαγή
    Αν η λύση βελτιωθεί τότε
        Αντικατάσταση της προηγούμενης λύσης με τη νέα
         $ep = 1$ 
    Αλλιώς
         $ep = ep + 1$ 
    Τέλος αν
Τέλος όσο
 $ep = 1$ 
Όσο  $ep \leq local_{max}$ , επανάληψη της μεθόδου 1-0 επανατοποθέτηση
    Αν η λύση βελτιωθεί τότε
        Αντικατάσταση της προηγούμενης λύσης με τη νέα
         $ep = 1$ 
    Αλλιώς
         $ep = ep + 1$ 
    Τέλος αν
Τέλος όσο
 $ep = 1$ 
Όσο  $ep \leq local_{max}$ , επανάληψη της μεθόδου 2-0 επανατοποθέτηση
    Αν η λύση βελτιωθεί τότε
        Αντικατάσταση της προηγούμενης λύσης με τη νέα
         $ep = 1$ 
    Αλλιώς
         $ep = ep + 1$ 
    Τέλος αν
Τέλος όσο
Τέλος για
Τέλος για

```

Από τον παραπάνω ψευδοκώδικα φαίνεται ότι για κάθε λύση γίνεται εφαρμογή της μεθόδου *VNS* για uns_{max} επαναλήψεις. Επίσης, κάθε φορά που υπάρχει βελτίωση μίας λύσης με μια μέθοδο τοπικής αναζήτησης, στη διάρκεια των $local_{max}$ επαναλήψεων, αρχικοποιείται ο αριθμός των εσωτερικών της επαναλήψεων ($local_{max}$). Αν δεν υπάρχει βελτίωση, στη διάρκεια των $local_{max}$ επαναλήψεων, τότε η λύση περνάει στην επόμενη μέθοδο τοπικής αναζήτησης.

6.3.3. Μέθοδος Δημιουργίας Πληθυσμού Αρχικών Λύσεων

Στους εξελικτικούς αλγόριθμους υπάρχουν πολλές διαδικασίες παραγωγής αρχικών λύσεων. Μία διαδικασία είναι η παραγωγή ενός πληθυσμού τυχαίων λύσεων, ενώ μία άλλη είναι η παραγωγή ομάδων λύσεων, οι οποίες βελτιστοποιούνται με συγκεκριμένο αλγόριθμο ως προς τις διαφορετικές αντικειμενικές συναρτήσεις (μία ομάδα για κάθε αντικειμενική συνάρτηση), και στη συνέχεια μέσω ενός αλγόριθμου γίνεται αναζήτηση των γειτονικών τους λύσεων, οι οποίες αν είναι εφικτές και μη-κυριαρχούμενες, εισάγονται στο μέτωπο *Pareto* [152]. Στην παρούσα διατριβή χρησιμοποιήθηκε μια διαδικασία, η οποία συνδυάζει τις παραπάνω μεθόδους [342]. Στην διαδικασία αυτή, αρχικά, ο πληθυσμός των αρχικών λύσεων είναι ίσος με W λύσεις. Έπειτα, κάθε πληθυσμός χωρίζεται σε τόσους υποπληθυσμούς όσες είναι και οι K διαφορετικές αντικειμενικές συναρτήσεις. Οπότε, κάθε υποπληθυσμός αποτελείται από $w = W/K$ λύσεις, οι οποίες βελτιώνονται ως προς την αντίστοιχη αντικειμενική συνάρτηση.

Για κάθε k διαφορετικό υποπληθυσμό γίνεται η παρακάτω διαδικασία. Αρχικά, γίνεται η δημιουργία μιας «μητρικής» λύσης-διαδρομής, η οποία βασίζεται στη βελτιστοποίηση της k αντικειμενικής συνάρτησης. Η παραγωγή μιας λύσης γίνεται με την χρήση του αλγορίθμου του Πλησιέστερου Γείτονα [341] ως προς την k αντικειμενική συνάρτηση και η βελτίωσή της, ως προς την k αντικειμενική συνάρτηση, γίνεται με τη χρήση του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης, ο οποίος αναφέρθηκε στο προηγούμενο υποκεφάλαιο. Έπειτα, γίνεται η δημιουργία των λύσεων από την δεύτερη έως την $\frac{w}{3}$ λύση, χρησιμοποιώντας τον παρακάτω αλγόριθμο εναλλαγής κόμβων (*Swap*):

Για κάθε λύση i από την 2 έως την $\frac{w}{3}$
Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ 2 και 20 σε
μια προσωρινή μεταβλητή *temp*
Τυχαία επιλογή δύο κόμβων, ανά *temp* κελιά της «μητρικής» λύσης,
και εναλλαγή μεταξύ τους
Αποθήκευση της λύσης στον πίνακα αρχικών λύσεων
Τέλος για

Στη συνέχεια, γίνεται η δημιουργία των λύσεων από την $\frac{w}{3} + 1$ έως την $\frac{2w}{3}$ λύση, χρησιμοποιώντας τον παρακάτω 2 – *opt* αλγόριθμο:

Για κάθε λύση i από την $\frac{w}{3} + 1$ έως την $\frac{2w}{3}$
Για τη λύση $\frac{w}{3} + 1$
Εκτέλεση της 2 – *opt* στην «μητρική» λύση
Αποθήκευση της λύσης στον πίνακα αρχικών λύσεων
Τέλος για

Για τις υπόλοιπες λύσεις
 Εκτέλεση της $2 - opt$ στην $i - 1$ λύση,
 που δημιουργήθηκε στην προηγούμενη επανάληψη
 Αποθήκευση της λύσης στον πίνακα αρχικών λύσεων
Τέλος για
Τέλος για

Τέλος, για την δημιουργία των λύσεων από την $\frac{2w}{3} + 1$ έως την w λύση
 γίνεται παραγωγή τυχαίων λύσεων, σύμφωνα με τον παρακάτω αλγόριθμο:

Για κάθε λύση i από την $\frac{2w}{3} + 1$ έως την w
 Τυχαίος σχεδιασμός μιας λύσης
 Αποθήκευση της λύσης στον πίνακα αρχικών λύσεων
Τέλος για

Με αυτόν τον τρόπο δημιουργείται ο πίνακας με τον πληθυσμό των W αρχικών λύσεων, ο οποίος αποτελείται από K υποπληθυσμούς των w λύσεων ο καθένας. Συμπερασματικά, από την παραπάνω διαδικασία, γίνεται η παραγωγή των ακραίων-«μητρικών» λύσεων του μετώπου *Pareto*, η παραγωγή μίας ομάδας από λύσεις στην γειτονιά της κάθε «μητρικής» λύσης, η παραγωγή μίας ομάδας από λύσεις, στις οποίες δίνεται η δυνατότητα να ξεφύγουν από την γειτονιά της κάθε «μητρικής» λύσης χωρίς όμως να καταλήγουν σε τελείως τυχαία αποτελέσματα και, τέλος, η παραγωγή μίας ομάδας από τυχαίες λύσεις, από τις οποίες ίσως υπάρξει η πιθανότητα, ύστερα από την κατάλληλη εξέλιξη στις επόμενες επαναλήψεις, να συμμετάσχουν στην ομάδα των μη-κυριαρχούμενων λύσεων.

6.3.4. Παράλληλη Πολυεναρκτήρια Μέθοδος (Parallel Multi-Start method - PMS)

Στο παρόν υποκεφάλαιο θα γίνει ανάλυση της Παράλληλης Πολυεναρκτήριας Μεθόδου (Parallel Multi-Start method - PMS) [342], η οποία χρησιμοποιήθηκε σε όλους τους αλγόριθμους που περιγράφονται στη συνέχεια. Στην παρούσα διδακτορική διατριβή παράγουμε X πληθυσμούς αρχικών λύσεων, όπου ο καθένας πληθυσμός αποτελείται όχι πάντα από τις βέλτιστες λύσεις, αλλά και από διαφορετικές λύσεις κοντά στο βέλτιστο. Ο λόγος του ότι γίνεται η παραγωγή πληθυσμών που δημιουργούνται από διαφορετική «μητρική» λύση κάθε φορά είναι για να καλύπτονται από μη-κυριαρχούμενες λύσεις περισσότερες περιοχές στο τελικό μέτωπο *Pareto*. Αυτή η μέθοδος οδηγεί στη βελτίωση της διασποράς των μη-κυριαρχούμενων λύσεων στο διάγραμμα του μετώπου *Pareto*, με

αποτέλεσμα να καλύπτεται πιο ομοιόμορφα η περιοχή του χώρου λύσεων. Είναι εμφανές ότι αυτή η μέθοδος δεν εξασφαλίζει τη βελτίωση του αριθμού των μη-κυριαρχούμενων λύσεων ή τη βελτίωση της έκτασης του μετώπου, υπάρχει όμως ενδεχόμενο για ένα μέτωπο *Pareto* που παράγεται με την πολυεναρκτήρια μέθοδο να κυριαρχεί σε ένα μέτωπο που παράχθηκε με την χρήση ενός πληθυσμού λύσεων. Ο λόγος είναι ότι οι λύσεις του μετώπου *Pareto* που παράγεται με την πολυεναρκτήρια μέθοδο είναι καλύτερα διεσπαρμένες στο μέτωπο κυρίως μεταξύ των μεσαίων και των ακραίων λύσεων.

Πιο αναλυτικά, αρχικά, γίνεται παραγωγή της «μητρικής» λύσης για κάθε έναν υποπληθυσμό για το πρώτο 40% των πληθυσμών με την χρήση του αλγορίθμου του Πλησιέστερου Γείτονα ως προς την αντίστοιχη αντικειμενική του (του υποπληθυσμού) συνάρτηση και έπειτα γίνεται βελτίωσή της με τη χρήση του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (πάντα σύμφωνα με την αντικειμενική συνάρτηση του κάθε υποπληθυσμού). Στη συνέχεια, γίνεται παραγωγή της «μητρικής» λύσης για κάθε έναν υποπληθυσμό για το επόμενο 20% των πληθυσμών με την χρήση του αλγορίθμου του Πλησιέστερου Γείτονα βελτιστοποιώντας την αντίστοιχη αντικειμενική του (του υποπληθυσμού) συνάρτηση. Έπειτα, γίνεται παραγωγή της «μητρικής» λύσης για κάθε έναν υποπληθυσμό για το τελευταίο 40% των πληθυσμών με την χρήση μίας περιορισμένης μορφής της Διαδικασίας Άπληστης Τυχοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - GRASP) [84] βελτιστοποιώντας την αντίστοιχη αντικειμενική συνάρτηση του υποπληθυσμού. Ο ψευδοκώδικας για την παραπάνω διαδικασία είναι:

Εισαγωγή στο διάνυσμα της λύσης τον κόμβο 1 (αποθήκη)

Για κάθε κόμβο i που έχει εισαχθεί στο διάνυσμα

Επιλογή μιας τυχαίας τιμής μεταξύ του 0 και του 1 σε
μια προσωρινή μεταβλητή $temp$

Αν $temp \leq 0.5$ **τότε**

Εισαγωγή στο διάνυσμα τον κοντινότερο στον i κόμβο

Αλλιώς

Εισαγωγή στο διάνυσμα τον δεύτερο πιο κοντινό στον i κόμβο

Τέλος αν

Τέλος για

Από τα παραπάνω είναι εμφανές ότι στο πρώτο 40% των πληθυσμών, για κάθε αντικειμενική συνάρτηση, η εύρεση της πρώτης λύσης γίνεται με τη χρήση του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης, από την δεύτερη έως την $\frac{w}{3}$ λύση χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο εναλλαγής κόμβων (*Swap*), από την $\frac{w}{3} + 1$ έως την $\frac{2w}{3}$ λύση, χρησιμοποιώντας τον $2 - opt$ αλγόριθμο και από την

$\frac{2w}{3} + 1$ έως την w λύση με την παραγωγή τυχαίων λύσεων. Στο επόμενο 20% των πληθυσμών, για κάθε αντικειμενική συνάρτηση, η εύρεση της πρώτης λύσης γίνεται με τη χρήση του αλγορίθμου Πλησιέστερου Γείτονα, ενώ οι υπόλοιπες λύσεις βρίσκονται όμοια με παραπάνω. Στο τελευταίο 40% των πληθυσμών, για κάθε αντικειμενική συνάρτηση, η εύρεση της πρώτης λύσης γίνεται με την χρήση μίας περιορισμένης μορφής της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - GRASP), ενώ οι υπόλοιπες λύσεις βρίσκονται όμοια με παραπάνω.

Στην συνέχεια, γίνεται παραγωγή ενός μετώπου *Pareto* (*Pop Pareto*) από κάθε έναν πληθυσμό από τους X πληθυσμούς. Τέλος, γίνεται συγκέντρωση σε έναν πίνακα όλων των λύσεων των *Pop Pareto*, τα οποία είναι τα τελικά μέτωπα *Pareto* των πληθυσμών, και, από αυτές τις λύσεις, γίνεται ο υπολογισμός των συνολικών και τελικών μη-κυριαρχούμενων λύσεων (*Total Pareto*). Ο ψευδοκώδικας της Παράλληλης Πολυενακτικήρας Μεθόδου είναι:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε
Αρχικοποίηση

Επιλογή ενός αριθμού αρχικών λύσεων του πληθυσμού (W)

Σχεδιασμός των λύσεων του πληθυσμού

Επιλογή τιμών στις παραμέτρους του αλγορίθμου

Αρχικοποίηση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου

Εκτέλεση των βημάτων του αλγορίθμου

Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)

6.4. Παράλληλοι Πολυενακτήριοι Πολυαντικειμενικοί Αλγόριθμοι (*Parallel Multi-Start Multiobjective Algorithms*)

Στα επόμενα υποκεφάλαια γίνεται μία εκτενής αναφορά των Παράλληλων Πολυενακτήριων Πολυαντικειμενικών Αλγορίθμων που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της διδακτορικής διατριβής. Στο σημείο αυτό, πρέπει να αναφερθεί ότι μία αρχική μορφή των πρώτων τριών αλγορίθμων υλοποιήθηκε στην διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα [342] και στη συνέχεια τροποποιήθηκαν κατάλληλα, ώστε να επιλύουν τα προβλήματα της παρούσας διδακτορικής διατριβής. Στο τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι ομοιότητες και οι διαφορές των αλγορίθμων.

6.4.1. Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (*Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II*)

Ο Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm - NSGA II) αναπτύχθηκε από τους Deb et al. [71] και είναι ένας από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Έχει χρησιμοποιηθεί στην επίλυση πολλών πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως στο πολυαντικειμενικό πρόβλημα βελτιστοποίησης χρόνου σήματος (multiobjective signal timing optimization problem) [273], στη βελτιστοποίηση της διαδικασίας επεξεργασίας με ηλεκτρική εκκένωση καλωδίου (Multi-objective optimization of wire-electro discharge machining process) [155], στη βελτιστοποίηση χαρακτηριστικών μηχανικής ηλεκτρικής εκφόρτισης σύνθετων υλικών WC / Co (Optimization of electrical discharge machining characteristics of WC/Co composites) [129], στη ρύθμιση ενός *PID* ελεγκτή για έναν σταθεροποιητή βασισμένο στο ευέλικτο σύστημα μετάδοσης AC (the tuning of a Proportional Integral Derivate (PID) controller for a Flexible AC Transmission System (FACTS)-based stabilizer) [221], στο πολυαντικειμενικό πρόβλημα βελτιστοποίησης παραμέτρων κοπής κατά τη διαδικασία περιστροφής [313], στον αυτόματο έλεγχο παραγωγής συστήματος πολλαπλών επιφανειών (Automatic generation control of multi-area power system) [222] και στην πολυδιάστατη βελτιστοποίηση με περιορισμό των πόρων σε διακριτό χρόνο και κόστος κατά τον προγραμματισμό των έργων (Multi-mode resource-constrained discrete time-cost-resource optimization in project scheduling) [97]. Άλλα πολυαντικειμενικά προβλήματα που έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυσή τους είναι: στο πολυαντικειμενικό προγραμματισμό βέλτιστων διαδρομών [10], στο σχεδιασμό του ελεγκτή *FOPID* για το σύστημα ρύθμισης της υδραυλικής τουρμπίνας (design of the FOPID controller for hydraulic turbine regulating system (HTRS)) [49], στη θερμο-οικονομική βελτιστοποίηση της αντλίας θερμότητας *Stirling* [9] και στην πολυαντικειμενική βελτιστοποίηση κτιρίου σχεδόν μηδενικής ενέργειας με βάση την ελαχιστοποίηση της θερμικής και οπτικής δυσφορίας (Multi-objective optimization of a nearly zero-energy building based on thermal and visual discomfort minimization) [39].

Η διαφορά του αλγορίθμου αυτού σε σχέση με τους άλλους γνωστούς αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται μέχρι την ημέρα που προτάθηκε για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων είναι ότι κατατάσσει όλες τις λύσεις (άτομα) κάθε επανάληψης σε διάφορα μέτωπα *Pareto* με την χρήση των τελεστών *rank* και *crowding distance*, έτσι ώστε να διατηρείται η ποικιλομορφία του πληθυσμού και του μετώπου *Pareto*. Αρχικά, χρησιμοποιείται ο τελεστής *rank*, η οποία υποδηλώνει σε πιο από τα μέτωπα *Pareto* στα οποία κατατάχθηκαν οι λύσεις ανήκει κάθε λύση. Έπειτα, χρησιμοποιείται ο τελεστής *crowding*

distance, η οποία αναφέρεται σε λύσεις μόνο του ίδιου μετώπου και υπολογίζει την απόσταση που έχει μία λύση από την προηγούμενη και την επόμενη της [71].

Πιο αναλυτικά, από έναν πληθυσμό ατόμων υπολογίζεται αρχικά το πρώτο μέτωπο *Pareto* λύσεων και για κάθε μία από αυτές τις λύσεις το $rank = 1$. Έπειτα, από τον πληθυσμό λύσεων που δεν έχουν ταξινομηθεί, υπολογίζεται το μέτωπο *Pareto* τους και οι λύσεις του νέου μετώπου παίρνουν τιμή $rank = 2$ κ.ο.κ. Αφού έχουν ταξινομηθεί όλες οι λύσεις και έχουν μια τιμή $rank$, στη συνέχεια, οι λύσεις ταξινομούνται μέσα σε κάθε μέτωπο με βάση τον τελεστή *crowding distance*. Οι δύο ακραίες λύσεις έχουν τιμή *crowding distance* ίση με άπειρο, ενώ για κάθε ενδιάμεση λύση i η τιμή *crowding distance* υπολογίζεται από τον τύπο:

$$crowding\ distance(i) = \sum_{k=1}^K \frac{|f_k^{i+1} - f_k^{i-1}|}{f_k^{max} - f_k^{min}}, \quad (15)$$

όπου i είναι το μέλος του πληθυσμού, f_k^{max} και f_k^{min} είναι η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή κόστους της αντικειμενικής συνάρτησης k , αντίστοιχα. Επίσης, το f_k^{i+1} και το f_k^{i-1} είναι η τιμή κόστους της k αντικειμενικής συνάρτησης για το $i+1$ και το $i-1$ μέλος του πληθυσμού του μετώπου που εξετάζεται, αντίστοιχα.

Παρακάτω θα αναλυθεί ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II), ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί για την επίλυση των προβλημάτων που εξετάζονται στην παρούσα διατριβή. Για τις λύσεις κάθε αρχικού πληθυσμού λύσεων από τους X αρχικούς πληθυσμούς λύσεων υπολογίζονται οι τιμές των τελεστών $rank$ και *crowding distance* για κάθε μέλος του πληθυσμού, αφού πρώτα γίνει η μετατροπή των λύσεων από διάνυσμα ακέραιων στοιχείων σε διάνυσμα δεκαδικών. Η μετατροπή γίνεται διαιρώντας όλα τα στοιχεία του διανύσματος της λύσης με τον αριθμό των στοιχείων του διανύσματος [188], όπου κάθε λύση (άτομο) συμβολίζεται x_{ij} με $i = 1, 2, \dots, W$, $j = 1, 2, \dots, n$.

Στη συνέχεια, κατά την διάρκεια των επαναλήψεων, για κάθε επανάληψη it βρίσκονται δύο λύσεις γονείς x_{i1j} και x_{i2j} του τρέχοντος πληθυσμού, με σκοπό να παραχθούν δύο λύσεις απόγονοι o_{i1j} και o_{i2j} με την διαδικασία της διασταύρωσης. Για την επιλογή του κάθε γονέα αρχικά επιλέγονται τυχαία δύο λύσεις από τις W λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού και από αυτές επιλέγεται η λύση με την μικρότερη τιμή $rank$ και την μεγαλύτερη τιμή *crowding distance* για γονέας. Αφού γίνει η επιλογή των δύο γονέων, χρησιμοποιούνται οι παρακάτω συναρτήσεις για την παραγωγή των δύο απογόνων:

$$o_{i1j}(it) = (1 - g) \cdot x_{i1j}(it) + g \cdot x_{i2j}(it), \quad (16)$$

$$o_{i2j}(it) = g \cdot x_{i1j}(it) + (1 - g) \cdot x_{i2j}(it), \quad (17)$$

όπου g ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $(0,1)$.

Έπειτα, γίνεται ο υπολογισμός του κόστους των αντικειμενικών συναρτήσεων, αφού πρώτα γίνει η μετατροπή των στοιχείων των δύο απογόνων σε ακέραια μορφή δίνοντας την τιμή 1 στο στοιχείο με την μικρότερη τιμή, την τιμή 2 στο στοιχείο με την αμέσως μεγαλύτερη κ.ο.κ. έως ότου να πάρει το μεγαλύτερο των στοιχείων την τιμή n .

Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι στους αλγόριθμους που για την λειτουργία τους χρειάζεται οι λύσεις τους να βρίσκονται σε διάνυσμα δεκαδικών αριθμών, θα πρέπει οι λύσεις να μετατρέπονται πάντα σε ακέραια μορφή κάθε φορά που πρέπει να υπολογιστεί το κόστος τους για κάθε αντικειμενική συνάρτηση. Όσον αφορά την υπόλοιπη διαδικασία του αλγορίθμου, οι λύσεις εξακολουθούν να εξελίσσονται σε μορφή διανύσματος δεκαδικών αριθμών.

Η διαδικασία παραγωγής απογόνων επαναλαμβάνεται έως ότου παραχθούν W απόγονοι. Έπειτα, υπολογίζεται το κόστος κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε απόγονο και εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (*VNS*) για κάθε απόγονο, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα στους απογόνους για περαιτέρω βελτίωση.

Εδώ πρέπει να τονιστεί ότι στην περίπτωση που κατά την εφαρμογή της μεθόδου *VNS* χρειαστεί να αναζητηθεί το τόξο της λύσης με το χειρότερο κόστος μετάβασης, τότε υπάρχουν δύο ενδεχόμενα. Στην περίπτωση που η λύση ανήκει στην πρώτη ομάδα των w λύσεων του πληθυσμού, θα πρέπει να αναζητηθεί το τόξο με τον μεγαλύτερο χρόνο μετάβασης, ενώ για την περίπτωση που η λύση ανήκει στην δεύτερη ομάδα των w λύσεων του πληθυσμού, θα πρέπει να αναζητηθεί το τόξο με την μεγαλύτερη απόσταση μετάβασης, εάν επιλύεται πολυαντικειμενικό συμμετρικό πρόβλημα ή το τόξο με την μεγαλύτερη τιμή του πολλαπλασιασμού της απόστασης επί τον αντίστοιχο συντελεστή παραμέτρων διαδρομής, εάν επιλύεται πολυαντικειμενικό μη-συμμετρικό πρόβλημα. Η συγκεκριμένη παρατήρηση ισχύει και για όλους τους αλγορίθμους που περιγράφονται στη συνέχεια κάθε φορά που εκτελείται η μέθοδος *VNS*.

Στη συνέχεια, γίνεται η τοποθέτηση των γονέων και των απογόνων της επανάληψης it στον ίδιο πίνακα και η ταξινόμησή τους με βάση τις τιμές των τελεστών *rank* και *crowding distance*. Οπότε, στην επόμενη επανάληψη περνάνε οι W πρώτες ταξινομημένες λύσεις. Τέλος, γίνεται η συγκέντρωση των λύσεων της τελευταίας επανάληψης με $rank = 1$ του καθενός από τους X πληθυσμούς (*Pop Pareto*) σε έναν πίνακα και στην συνέχεια από αυτές επιλέγονται οι μη-κυριαρχούμενες, οι οποίες αποτελούν το *Total Pareto*.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Γενετικού Αλγορίθμου

Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II) είναι:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:
 Αρχικοποίηση
 Επιλογή αριθμού αρχικών ατόμων πληθυσμού (W)
 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού ατόμων
 Υπολογισμός του κόστους κάθε λύσης του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση
 Αρχικοποίηση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
 Κύρια φάση αλγορίθμου
 Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:
 Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* κάθε ατόμου
 Για κάθε δύο επιλεγμένους γονείς
 Δημιουργία δύο απογόνων με διασταύρωση
 Υπολογισμός του κόστους κάθε λύσης των απογόνων για κάθε αντικειμενική συνάρτηση
 Τέλος για
 Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε απόγονο
 Υπολογισμός του κόστους κάθε ατόμου για κάθε αντικειμενική συνάρτηση
 Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* κάθε γονέα και απογόνου
 Ταξινόμηση με βάση τα *rank* και *crowding distance*
 Επιλογή των πρώτων W ατόμων
 Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
 Τέλος όσο
 Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
Τέλος όσο
Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)

6.4.2. Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE)

Ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE) αναλύεται παρακάτω. Όπως αναφέρθηκε προηγούμενα, στη συγκεκριμένη διδακτορική διατριβή, χρησιμοποιήθηκαν κατάλληλα προσαρμοσμένοι τρεις αλγόριθμοι από τη διδακτορική διατριβή

του Δρ. Ψύχα [342]. Ένας από αυτούς είναι και ο *NSDE*. Στην διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα για το συγκεκριμένο αλγόριθμο είχαν προταθεί τρεις παραλλαγές. Εμείς χρησιμοποιήσαμε την πρώτη παραλλαγή, η οποία είχε ονομαστεί *PMS – NSDE1*. Τέλος, για συντομία θα αναγράφεται ο αλγόριθμος *PMS – NSDE1* ως *PMS – NSDE* στην παρούσα διατριβή.

Ο Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution Algorithm - DE), όπως και παραλλαγές του, έχουν χρησιμοποιηθεί στην επίλυση πολλών προβλημάτων, όπως είναι το πρόβλημα βελτιστοποίησης των γραμμικών συστημάτων [52], τα μη γραμμικά προβλήματα προγραμματισμού που περιέχουν ακέραιες και διακριτές μεταβλητές [210], το πρόβλημα βέλτιστης ροής ισχύος με καμπύλες κόστους μη καμπύλης και μη κυρτή γεννήτρια καυσίμων [263], τα προβλήματα Περιορισμένης Βελτιστοποίησης Ροής Ρεύματος με Μεταβαλλόμενη Σταθερότητα (Transient Stability Constrained Optimal Power Flow) [36] και το πρόβλημα βέλτιστης ροής ισχύος [81]. Ορισμένες παραλλαγές του είναι ο Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης με αυτο-προσαρμοστική διασταύρωση και μετάλλαξη [1], ο Αλγόριθμος Ασαφούς Προσαρμοστικής Διαφορικής Εξέλιξης που χρησιμοποιήθηκε στην επίλυση αριθμητικών προβλημάτων [175], ο Διακριτός Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης για το πρόβλημα προγραμματισμού μετάθεσης ροής [217], ο αυτο-προσαρμοστικός Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης που χρησιμοποιήθηκε στην επίλυση των κλασικών προβλημάτων ολικής βελτιστοποίησης [243] και ο Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης με σύνολα παραμέτρων και στρατηγικές μετάλλαξης [184].

Πολλές μελέτες έχουν δημοσιευθεί και για την χρήση του Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Διαφορικής Εξέλιξης (Multiobjective Differential Evolution Algorithm - MODE) στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως για παράδειγμα στα περιορισμένα προβλήματα βελτιστοποίησης (constrained optimization problems) [102] και την εύρεση βέλτιστου μεγέθους ενός φωτοβολταϊκού συστήματος άντλησης νερού (optimally size a photovoltaic water pumping system) [196]. Επίσης, ο Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - NSDE) έχει χρησιμοποιηθεί και αυτός στην επίλυση ορισμένων πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως είναι το πολυαντικειμενικό πρόβλημα βελτιστοποίησης λήψης αποφάσεων της γενικευμένης προσφοράς (multi-objective decision-making optimization problem of generation bidding) [274], η πολυαντικειμενική βελτιστοποίηση αποστολής φορτίου (multi-objective optimal load dispatch) [230], η πολυαντικειμενική βέλτιστη τοποθέτηση μονάδας μέτρησης φάσης [231], το πολυαντικειμενικό πρόβλημα βελτιστοποίησης ενός πλεονάζοντος ρομπότ (multi-objective optimization problem of a redundant robot) [177] και η πολυαντικειμενική βελτιστοποίηση της προστασίας από αστοχίες σε σύνθετα δίκτυα (multi-objective optimization of cascading failures protection in complex networks) [165]. Κάποιες παραλλαγές του αλγόριθμου αυτού χρη-

σιμοποιήθηκαν για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως είναι ο Υβριδικός Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης με τη μέθοδο simplex Nelder-Mead [335] και ο Συνεργατικός Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Non-Dominated Sorting Cooperative Co-Evolutionary Differential Evolution Algorithm) [329].

Αρχικά, για τις λύσεις κάθε αρχικού πληθυσμού λύσεων από τους X αρχικούς πληθυσμούς λύσεων ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία. Πρώτα επιλέγεται η παράμετρος $\beta = 0.5$. Έπειτα, γίνεται η μετατροπή κάθε μίας από τις W λύσεις του αρχικού πληθυσμού σε διάνυσμα δεκαδικών αριθμών, όπως περιγράφεται στην προηγούμενη παράγραφο, και στη συνέχεια γίνεται η τοποθέτηση των λύσεων στον πίνακα *Individual Best* (Προσωπικό Βέλτιστο κάθε ατόμου). Η αρχικοποίηση του πίνακα *Individual Best* γίνεται με την τοποθέτηση της βέλτιστης, μέχρι την τρέχουσα επανάληψη, λύσης κάθε ατόμου. Στην συνέχεια, γίνεται ο υπολογισμός του πρώτου μέτρου *Pareto* του αρχικού πληθυσμού από τον πίνακα *Individual Best*, πριν ακόμα ξεκινήσουν οι επαναλήψεις.

Έπειτα, κατά την διάρκεια των επαναλήψεων, πρώτα δημιουργείται το δοκιμαστικό διάνυσμα για κάθε μία από τις W λύσεις-άτομα $x_{ij}(it)$ του τρέχοντος πληθυσμού, χρησιμοποιώντας την εξίσωση:

$$u_{ij}(it) = x_{i1j}(it) + \beta(x_{i2j}(it) - x_{i3j}(it)), \quad (18)$$

όπου όλες οι λύσεις x_{ij} είναι τυχαία επιλεγμένες και διαφορετικές μεταξύ τους λύσεις από τον τρέχοντα πληθυσμό λύσεων.

Μετά τον υπολογισμό του δοκιμαστικού διανύσματος του κάθε ατόμου του τρέχοντα πληθυσμού, τα στοιχεία των λύσεων των δοκιμαστικών διανυσμάτων παίρνουν ακέραια μορφή μόνο για τον υπολογισμό του κόστους κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε δοκιμαστικό διάνυσμα. Έπειτα, γίνεται η τοποθέτηση των λύσεων του τρέχοντος πληθυσμού ($x_{ij}(it - 1)$) και των αντίστοιχων δοκιμαστικών διανυσμάτων ($u_{ij}(it)$) σε έναν κοινό πίνακα και γίνεται η ταξινόμησή τους με βάση τις τιμές των τελεστών *rank* και *crowding distance*, όπως περιγράφεται σε προηγούμενο υποκεφάλαιο. Η διαδικασία αυτή γίνεται προκειμένου να δοθεί η δυνατότητα στα άτομα-γονείς του πληθυσμού της τρέχουσας επανάληψης, που κυριαρχούν στις λύσεις των δοκιμαστικών διανυσμάτων που παράχθηκαν, να έχουν μία επιπρόσθετη ευκαιρία για περαιτέρω βελτίωση. Οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις αποτελούν τους απογόνους της τρέχουσας επανάληψης. Με τον τρόπο αυτό, δίνεται η δυνατότητα να κρατηθούν οι λύσεις με καλά χαρακτηριστικά της προηγούμενης γενιάς στην επόμενη επανάληψη για επιπλέον εξέλιξη και να γίνει εξισορρόπηση της πιθανής απώλειας καλών πληροφοριών που μπορεί να προκύψουν κατά την διαδικασία της μετατροπής των τιμών των διανυσμάτων των λύσεων από διακριτή μορφή σε συνεχή.

Στη συνέχεια, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (VNS) για κάθε απόγονο $x'_{ij}(it)$ και οι απόγονοι αυτοί δημιουργούν τα άτομα του πληθυσμού της επόμενης επανάληψης. Έπειτα, γίνεται ο υπολογισμός του κόστους κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε απόγονο και στη συνέχεια γίνεται η αντικατάσταση της βέλτιστης λύσης για κάθε άτομο στον πίνακα *Individual Best*. Εδώ πρέπει να τονιστεί ότι για να γίνει αντικατάσταση μίας βέλτιστης έως την $it - 1$ επανάληψη λύση ενός ατόμου του πίνακα *Individual Best* με μία λύση απόγονο της επανάληψης it του ίδιου ατόμου, θα πρέπει η λύση απόγονος να κυριαρχεί επί της βέλτιστης. Μόλις τελειώσει αυτή η διαδικασία, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του ανανεωμένου πίνακα *Individual Best*, ώστε να υπάρξει πιθανότητα περαιτέρω βελτίωσης στις έως τώρα βέλτιστες λύσεις, και κυρίως σε αυτές που δεν αντικαταστήθηκαν από τους απόγονους. Επιπλέον, οι παράμετροι vns_{max} και $local_{max}$ είναι ίσοι με 10. Στην συνέχεια, γίνεται η παραγωγή των λύσεων *Pareto* της επανάληψης it από τις λύσεις *Pareto* της επανάληψης $it - 1$ και από τις λύσεις του πίνακα *Individual Best* της επανάληψης it . Στην τελευταία από τις επαναλήψεις του αλγορίθμου για κάποιον από τους X πληθυσμούς γίνεται ο υπολογισμός του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*). Τέλος, γίνεται η συγχέντρωση σε ένα πίνακα των λύσεων *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς (*Pop Pareto*) και από αυτές κρατούνται οι μη-κυριαρχούμενες, οι οποίες δημιουργούν το *Total Pareto*.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Αλγόριθμου Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE) είναι:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

 Επιλογή αριθμού αρχικών ατόμων πληθυσμού (W)

 Επιλογή της τιμής του β

 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού ατόμων

 Υπολογισμός του κόστους κάθε λύσης του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Αρχικοποίηση του πίνακα Individual Best

Αρχικοποίηση του μετώπου Pareto του πληθυσμού (Pop Pareto)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

Για κάθε άτομο

 Υπολογισμός του δοκιμαστικού διανύσματος

 Υπολογισμός του κόστους κάθε δοκιμαστικού διανύσματος για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Τέλος για

Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των ατόμων του τρέχοντος
πληθυσμού και των αντίστοιχων δοκιμαστικών διανυσμάτων
Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* κάθε ατόμου
και κάθε δοκιμαστικού διανύσματος
Ταξινόμηση με βάση τα *rank* και *crowding distance*
Επιλογή των πρώτων W λύσεων για απογόνους
Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε απόγονο
Υπολογισμός του κόστους κάθε απογόνου για κάθε αντικειμενική
συνάρτηση
Ενημέρωση του πίνακα *Individual Best*
Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε άτομο του *Individual Best*
Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων
όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)

6.4.3. Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO*)

Στη συνέχεια παρουσιάζεται μια παραλλαγή του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO*). Όπως αναφέρθηκε προηγούμενα, στη συγκεκριμένη διδακτορική διατριβή, χρησιμοποιήθηκαν κατάλληλα προσαρμοσμένοι τρεις αλγόριθμοι από τη διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα [342]. Ένας από αυτούς είναι και ο *NSPSO*. Στην διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα για το συγκεκριμένο αλγόριθμο είχαν προταθεί τρεις παραλλαγές. Εμείς χρησιμοποιήσαμε την τρίτη παραλλαγή, η οποία είχε ονομαστεί *PMS – NSPSO3*. Επιπλέον, στην παρούσα διατριβή, για συντομία θα αναγράφεται ο αλγόριθμος *PMS – NSPSO3* ως *PMS – NSPSO*.

Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (*Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO*) προτάθηκε το 1995 από τους *Kennedy* και *Eberhart* [140] και προσομοιώνει τη συμπεριφορά των ζώων που κινούνται σε μορφή σμήνους, όπως για παράδειγμα τα πουλιά και τα ψάρια. Από τότε έχουν πραγματοποιηθεί πολλές έρευνες που αφορούν τον συγκεκριμένο αλγόριθμο. Το 2002 χρησιμοποιήθηκε σε ένα πολυδιάστατο πολύπλοκο χώρο

[58], ενώ το 2007 έγινε η χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση προβλημάτων με πολλά τοπικά βέλτιστα [33]. Το 2010 παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του συγκεκριμένου αλγόριθμου στον προσδιορισμό του βέλτιστου τύπου και της θέσης των πηγαδιών για την εξόρυξη πετρελαίου και φυσικού αερίου [211]. Ο αλγόριθμος, επίσης, χρησιμοποιήθηκε το 2012 στην ανάλυση ομαδοποίησης [47]. Επιπλέον, σε πολλές έρευνες έχουν χρησιμοποιηθεί και παραλλαγές του συγκεκριμένου αλγόριθμου, όπως είναι ο δυαδικός διακριτός αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων με τη μέθοδο επανάληψης *Lambda* για την επίλυση προβλημάτων δέσμησης μονάδων (discrete binary particle swarm optimization (BPSO) method with the Lambda-iteration method for solving unit commitment (UC) problems) [88], ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων βάσει της κατανομής πιθανότητας *Gaussian* [151], ένας υβριδικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων για την επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων περιορισμένης χωρητικότητας [46], ο δυναμικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων αδρανείας (dynamic inertia weight particle swarm optimization algorithm) [121], ο διακριτός αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στην επίλυση του προβλήματος προγραμματισμού ροής χωρίς αναμονή [218] και ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων μάθησης για την κλιμακούμενη βελτιστοποίηση (social learning particle swarm optimization algorithm for scalable optimization) [53].

Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO) έχει χρησιμοποιηθεί όμως και στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως είναι τα πολυαντικειμενικά προβλήματα σχεδιασμού [113], το πρόβλημα της αλληλουχίας ροής ανάμειξης (permutation flowshop sequencing problem) με αντικειμενικές συναρτήσεις την ελαχιστοποίηση του κριτηρίου *makespan* και του συνολικού χρόνου ροής των εργασιών [281], τα συνεχή προβλήματα βελτιστοποίησης [229], το πολυαντικειμενικό ευέλικτο πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών (multi-objective flexible job-shop scheduling problem) [325] και το περιβαλλοντικό/οικονομικό πρόβλημα (environmental/economic dispatch (EED) problem) με αντικειμενικές συναρτήσεις την ελαχιστοποίηση του κόστους και των εκπομπών [3]. Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - NSPSO) παρουσιάστηκε από τον *Li* [162] το 2003. Ορισμένες έρευνες έχουν χρησιμοποιήσει τον συγκεκριμένο αλγόριθμο στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως για παράδειγμα στο πολυαντικειμενικό πρόβλημα σταθερότητας τάσης [28] και στον προγραμματισμό εργασιών σε ένα ετερογενές περιβάλλον και συγκεκριμένα στην ελαχιστοποίηση της ροής και, συγχρόνως, του κριτηρίου *makespan* [272]. Κάποιες παραλλαγές του που έχουν δημοσιευθεί είναι μία παραλλαγή του Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμή-

νους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης, στην οποία συνδυάζονται λειτουργίες του Γενετικού Αλγόριθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (NSGA-II) με του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO) [176] και ο Προηγμένος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης Μετώπου *Pareto*, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στη βέλτιστη διαμόρφωση (τοποθέτηση και μέτρηση διαστάσεων) της κατανεμμένης γενιάς στο σύστημα ακτινικής διανομής (Advanced Pareto Front Non-Dominated Sorting Multi-Objective Particle Swarm Optimization for optimal configuration (placement and sizing) of distributed generation (DG) in the radial distribution system) [183].

Αρχικά, για τις λύσεις κάθε αρχικού σμήνους σωματιδίων από τους X αρχικούς πληθυσμούς λύσεων, επιλέγονται οι παράμετροι επιτάχυνσης c_1 και c_2 . Στη συνέχεια, γίνεται η μετατροπή κάθε μίας από τις W λύσεις (θέσεις σωματιδίων) του αρχικού πληθυσμού λύσεων (αρχικού σμήνους) σε διάνυσμα δεκαδικών αριθμών. Έπειτα, γίνεται η τοποθέτηση των λύσεων στον πίνακα *Personal Best* (Προσωπικό Βέλτιστο), όπου θα τοποθετείται η βέλτιστη μέχρι την τρέχουσα επανάληψη λύση (θέση) κάθε σωματιδίου. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται η αρχικοποίηση του πίνακα *Personal Best*. Στην συνέχεια, από τον πίνακα *Personal Best*, γίνεται ο υπολογισμός του πρώτου μετώπου *Pareto* του αρχικού σμήνους, πριν ακόμα ξεκινήσουν οι επαναλήψεις.

Κατά την διάρκεια των επαναλήψεων, χρησιμοποιείται η παρακάτω συνάρτηση δημιουργίας του διανύσματος της ταχύτητας (v_{ij}) για κάθε μία από τις W λύσεις $x_{ij}(it)$ του τρέχοντος πληθυσμού λύσεων:

$$v_{ij}(it + 1) = \bar{x}(v_{ij}(it) + c_1 rand_1(pbest_{ij} - x_{ij}(it)) + c_2 rand_2(gPareto_j(it) - x_{ij}(it))), \quad (19)$$

όπου it είναι η τρέχουσα επανάληψη, c_1 και c_2 είναι οι μεταβλητές επιτάχυνσης που συνήθως παίρνουν την τιμή 2, τα $rand_1$ και $rand_2$ είναι τυχαίες μεταβλητές στο διάστημα $[0,1]$. Επίσης, η βέλτιστη θέση ενός σωματιδίου ($pbest_{ij}$) υπολογίζεται από την ακόλουθη εξίσωση για προβλήματα ελαχιστοποίησης:

$$pbest_{ij} = \begin{cases} x_{ij}(it + 1), & \text{εάν } f(x_{ij}(it + 1)) \leq f(x_{ij}(it)) \\ pbest_{ij}, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (20)$$

όπου $f(x_{ij}(it))$ είναι η συνάρτηση ποιότητας της θέσης του σωματιδίου x_{ij} στην επανάληψη it . Τέλος, το \bar{x} βρίσκεται από την εξίσωση:

$$\bar{x} = \frac{2}{|2 - c - \sqrt{c^2 - 4c}|} \quad \mu\epsilon \quad c = c_1 + c_2, c > 4 \quad (21)$$

και το $gPareto$ είναι ένα τυχαία επιλεγμένο σωματίδιο από το μέτωπο $Pareto$ της επανάληψης it . Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι σε ένα πολυαντικειμενικό πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι δύσκολο να επιλεγεί με απλή σύγκριση μόνο μία λύση και αυτός είναι ο λόγος όπου επιλέγεται τυχαία μία λύση από το μέτωπο $Pareto$ του πίνακα $Personal Best$, μιας και όλες αυτές οι λύσεις μεταξύ τους θεωρούνται ισοδύναμες.

Έπειτα, γίνεται ο υπολογισμός της νέας θέσης του κάθε σωματιδίου από τη συνάρτηση:

$$x_{ij}(it + 1) = x_{ij}(it) + v_{ij}(it + 1) \quad (22)$$

Μετά τη διαδικασία του υπολογισμού της νέας θέσης του κάθε σωματιδίου του τρέχοντος πληθυσμού (σμήνους), τα στοιχεία των λύσεων παίρνουν ακέραια μορφή μόνο για να υπολογιστεί το κόστος κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα θέση σωματιδίου. Έπειτα, γίνεται η τοποθέτηση των λύσεων των θέσεων του τρέχοντος πληθυσμού ($x_{ij}(it)$) και των αντίστοιχων νέων θέσεων τους ($x_{ij}(it + 1)$) σε έναν κοινό πίνακα και γίνεται η ταξινόμησή τους με βάση τους τελειοτέες $rank$ και $crowding distance$, όπως ακριβώς περιγράφεται σε προηγούμενη υποπαράγραφο, έτσι ώστε να δίνεται η δυνατότητα στις θέσεις των σωματιδίων του πληθυσμού της επανάληψης it , που κυριαρχούν στις λύσεις των νέων θέσεων που παράχθηκαν στην επανάληψη $it + 1$, να έχουν μία επιπρόσθετη ευκαιρία για περαιτέρω βελτίωση. Οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις αποτελούν τις νέες θέσεις των σωματιδίων της επανάληψης $it + 1$, δηλαδή τον πίνακα $x_{ij}(it + 1)$. Με αυτόν τον τρόπο, υπάρχει η δυνατότητα να κρατηθούν οι λύσεις του προηγούμενου σμήνους με καλά χαρακτηριστικά για επιπλέον εξέλιξη στην επόμενη επανάληψη και να γίνει εξισορρόπηση της πιθανής απώλειας καλών πληροφοριών που μπορεί να προκύψει κατά την διαδικασία της μετατροπής των τιμών των διανυσμάτων των λύσεων από διακριτή μορφή σε συνεχή.

Στην συνέχεια εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (VNS) για κάθε νέα θέση $x_{ij}(it + 1)$, οι οποίες αποτελούν τις θέσεις των σωματιδίων του πληθυσμού της επόμενης επανάληψης. Με την εφαρμογή του VNS , δίνεται η δυνατότητα στις νέες θέσεις για περαιτέρω βελτίωση. Έπειτα, γίνεται ο υπολογισμός του κόστους κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα θέση σωματιδίου και στη συνέχεια γίνεται η ανανέωση της βέλτιστης, έως την προηγούμενη επανάληψη, θέσης για κάθε σωματίδιο στον πίνακα $Personal Best$. Εδώ πρέπει να επισημανθεί ότι για να αντικατασταθεί μία βέλτιστη θέση ενός σωματιδίου του πίνακα $Personal Best$ με μία θέση της επανάληψης $it + 1$ του ίδιου σωματιδίου, θα πρέπει η θέση της επανάληψης $it + 1$ να κυριαρχεί στην βέλτιστη θέση έως την επανάληψη it . Στη συνέχεια εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του ανανεωμένου

πίνακα *Personal Best*, ώστε να υπάρξει πιθανότητα στις έως τώρα βέλτιστες λύσεις για περαιτέρω βελτίωση και κυρίως σε αυτές που δεν αντικαταστήθηκαν. Έπειτα, γίνεται η παραγωγή των λύσεων *Pareto* της επανάληψης $it + 1$ από τις λύσεις *Pareto* της επανάληψης it και από τις λύσεις του πίνακα *Personal Best* της επανάληψης $it + 1$. Στην τελευταία από τις επαναλήψεις του αλγορίθμου, γίνεται ο υπολογισμός του μέτωπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*) για κάποιον από τους X πληθυσμούς. Τέλος, οι λύσεις *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς (*Pop Pareto*) συγκεντρώνονται σε έναν πίνακα και από αυτές κρατούνται οι μη-κυριαρχούμενες, οι οποίες δημιουργούν το *Total Pareto*.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO) παρατίθεται παρακάτω:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

 Επιλογή αριθμού αρχικών σωματιδίων σμήνους (W)

 Επιλογή των τιμών των c_1 και c_2

 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού σωματιδίων

 Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε σωματιδίου του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Αρχικοποίηση του πίνακα Personal Best

Αρχικοποίηση του μετώπου Pareto του πληθυσμού (Pop Pareto)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

Για κάθε σωματίδιο

 Υπολογισμός της ταχύτητας και της νέας του θέσης

 Υπολογισμός του κόστους κάθε θέσης για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Τέλος για

 Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των θέσεων του τρέχοντος

 πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων θέσεων των σωματιδίων

 Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* κάθε θέσης

 Ταξινόμηση των θέσεων με βάση το *rank* και το *crowding distance*

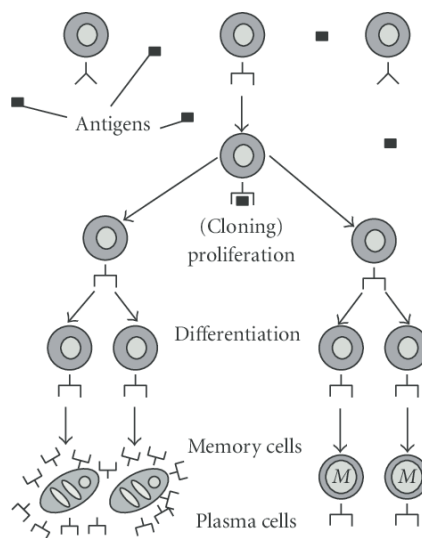
 Επιλογή των πρώτων W λύσεων για νέες θέσεις σωματιδίων

 Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε νέα θέση σωματιδίου

 Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας θέσης για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

 Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Personal Best*
Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
Τέλος όσο
Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
Τέλος όσο
Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων
όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 3: Επιλογή Κλώνων [346].

6.4.4. Παράλληλος Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA)

Τα Τεχνητά Ανοσοποιητικά Συστήματα (AIS) [66, 69] εμπνέονται από το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα. Οι αλγόριθμοι AIS ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες [31]: α) ο Αλγόριθμος Θετικής/Αρνητικής Επιλογής [86], β) ο Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων [68, 70] και γ) ο Αλγόριθμος Δικτύου [287]. Για αναλυτικές πληροφορίες σχετικά με το τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα μπορεί κάποιος να ανατρέξει στα [31, 69, 228].

Ο Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm - CSA) εμπνεύστηκε από τη λειτουργία του ανοσοποιητικού συστήματος [66, 69, 339] και συγκεκριμένα από τα λεμφοκύτταρα, τα οποία παράγονται στον μυελό των οστών. Η κύρια λειτουργία των λεμφοκυττάρων είναι η αναγνώριση και η αντίδρασή τους απέναντι στα αντιγόνα, τα οποία βρίσκονται στην επιφάνεια των παθογόνων κυττάρων, όταν αυτά εισέρχονται στον οργανισμό [339]. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος χρησιμοποιεί τη διαδικασία της κλωνοποίησης των λεμφοκυττάρων (cloning process) και της μετάλλαξης αυτών με την έκκριση αντισωμάτων (υπερμετάλλαξη - hypemutation process). Ο συνδυασμός των παραπάνω αποτελεί την ωρίμανση της συγγένειας (affinity maturation). Ο λόγος ύπαρξης της παραπάνω διαδικασίας είναι η σωστή άμυνα του οργανισμού απέναντι στα αντιγόνα ενός ξένου κυττάρου μετά την εισβολή τους στον οργανισμό. Για περισσότερες πληροφορίες πάνω στην φυσική διαδικασία επιλογής κλώνων μπορεί κάποιος να ανατρέξει στα [341, 232].

Για τον Αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm - CSA)

έχουν δημοσιευθεί πολλές έρευνες για την επίλυση διαφόρων προβλημάτων, όπως είναι η δημιουργία ενός τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος για αντιμετώπιση ιού υπολογιστή [319], το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων περιορισμένης χωρητικότητας [61], το ανοικτό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων [219], το δυναμικό πρόβλημα διάταξης εγκατάστασης [292], το πρόβλημα βραχυπρόθεσμου υδροθερμικού προγραμματισμού (short-term hydrothermal scheduling problem) [276], η βελτιστοποίηση ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής πολλαπλών εισόδων-εξόδων [6] και το πρόβλημα προγραμματισμού συντήρησης γεννητριών ισχύος [80]. Επίσης, έχουν δημοσιευθεί και έρευνες με παραλλαγές του, όπως είναι ο πραγματικής κωδικοποίησης αλγόριθμος επιλογής κλώνων (real-coded clonal selection algorithm (RCSA)), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στη βελτιστοποίηση του ηλεκτρομαγνητικού σχεδιασμού [38], ο αλγόριθμος επιλογής κλώνων ανοσοποιητικής μνήμης, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στο σχεδιασμό φίλτρων στοίβας (Immune memory clonal selection algorithms for designing stack filters) [77] και ο πραγματικής κωδικοποίησης κατανεμημένος αλγόριθμος επιλογής κλώνων (real-coded Distributed Clonal Selection Algorithm), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στη βελτιστοποίηση του ηλεκτρομαγνητικού σχεδιασμού [24].

Ο Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm - CSA), καθώς και παραλλαγές του, έχουν χρησιμοποιηθεί και για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Ορισμένα από αυτά είναι: η πολυαντικειμενική βελτιστοποίηση σχεδιασμού σύνθετων υλικών χρησιμοποιώντας τον αντικειμενικής εναλλαγής αλγόριθμο επιλογής κλώνων (Objective Switching Clonal Selection Algorithm) [209], τα προβλήματα μηχανικής σχεδίασης χρησιμοποιώντας τον δυναμικό πολυαντικειμενικό αλγόριθμο επιλογής κλώνων [25], τα πολυαντικειμενικά προβλήματα σακιδίου 0/1 χρησιμοποιώντας τον Κβαντικό Ανοσοποιητικό Αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων (Quantum Immune Clonal Selection Algorithm) [265], το σύνθετο πρόβλημα περιβαλλοντικής/οικονομικής κατανομής των θερμικών γεννητριών στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας, όπου χρησιμοποιήθηκε ο προσαρμοστικός αλγόριθμος επιλογής κλώνων (Adaptive Clonal Selection Algorithm (ACSA)) [247] και η διαδικασία σχεδίασης των ινών άνθρακα χρησιμοποιώντας τον synergetic ανοσοποιητικό αλγόριθμο επιλογής κλώνων (synergetic immune clonal selection algorithm) [48]. Επίσης, είτε ο αλγόριθμος αυτός είτε παραλλαγές του έχουν παρουσιαστεί και σε άλλες έρευνες, όπως είναι το πολυαντικειμενικό πρόβλημα βέλτιστης ροής ισχύος χρησιμοποιώντας έναν προσαρμοστικό αλγόριθμο επιλογής κλώνων (ACSA) [248], τα δυναμικά πολυαντικειμενικά προβλήματα βελτιστοποίησης χρησιμοποιώντας τον κβαντικό ανοσοποιητικό αλγόριθμο επιλογής κλώνων (Quantum immune clonal coevolutionary algorithm) [266], το πρόβλημα βέλτιστης ροής ισχύος με αβεβαιότητα φορτίου, όπου χρησιμοποιήθηκε ο πολυαντικειμενικός προσαρμοστικός αλγόριθμος επιλογής κλώνων (MOACSA) [249], το πολυαντικειμενικό

πρόβλημα δρομολόγησης τόξων περιορισμένης χωρητικότητας χρησιμοποιώντας τον ανοσοποιητικό αλγόριθμο επιλογής κλώνων βασισμένο στην κατευθυνόμενη εξέλιξη (Immune Clonal Algorithm Based on Directed Evolution) [267], τα προβλήματα πρόβλεψης [16] και τα πολυαντικειμενικά ενεργειακά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες [250].

Στον Αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm - CSA), αρχικά, επιλέγεται ένας αρχικός πληθυσμός από W αντισώματα (λύσεις), όπου κάθε αντίσωμα, x_{ij} , με $i = 1, 2, \dots, W$ και $j = 1, 2, \dots, n$, έχει μία απόδοση που εκτιμάται από μια προκαθορισμένη συνάρτηση ποιότητας (*fitness function*). Από τον αρχικό πληθυσμό των W λύσεων γίνεται η επιλογή των Fb καλύτερων λύσεων. Έπειτα, από τα Fb αντισώματα γίνεται η δημιουργία των Fc κλώνων με βάση την απόδοση της συνάρτησης ποιότητας (το κόστος της αντικειμενικής συνάρτησης - συγγένεια). Είναι ευνόητο ότι η πιο ισχυρή λύση (αντίσωμα) παράγει τον μεγαλύτερο αριθμό κλώνων. Ο αριθμός των κλώνων για κάθε αντίσωμα υπολογίζεται από την συνάρτηση:

$$Fc = \sum_{i=1}^{Fb} \text{round} \frac{\beta_1 W}{i}, \quad (23)$$

όπου το β_1 είναι μια παράμετρος πολλαπλασιασμού. Μετά ακολουθεί η εφαρμογή του τελεστή υπερμετάλλαξης (*hypermutation*), όπου γίνεται τυχαία επιλογή των στοιχείων ενός αντισώματος που μεταβάλλονται. Οι αλλαγές αυτές μπορούν να ξεπεράσουν έως και το 80 % της λύσης. Στη συνέχεια, γίνεται η διαδικασία διόρθωσης των υποδοχέων (διαφοροποίηση των λύσεων), ώστε να ξεφύγει μια λύση από ένα τοπικό ελάχιστο. Οι δύο παραπάνω διαδικασίες μπορούν να εφαρμοστούν είτε διαδοχικά στους κλώνους είτε να εφαρμοστεί η μία από τις δύο χρησιμοποιώντας έναν τελεστή ωρίμανσης Mr . Η επιλογή γίνεται ως εξής: για κάθε κλώνο, παράγεται τυχαία ένας αριθμός μεταξύ του 0 και του 1 και αν αυτός ο αριθμός είναι μικρότερος ή ίσος με το Mr , τότε εφαρμόζεται ο τελεστής υπερμετάλλαξης. Διαφορετικά εφαρμόζεται ο τελεστής διόρθωσης των υποδοχέων.

Το επόμενο στάδιο είναι ο υπολογισμός του κόστους της αντικειμενικής συνάρτησης κάθε κλώνου και η επιλογή των Fs καλύτερων, ώστε να αντικαταστήσουν κάποια από τα W μέλη του τρέχοντος πληθυσμού αντισωμάτων. Τέλος, γίνεται η δημιουργία ενός μικρού αριθμού τυχαίων αντισωμάτων με σκοπό την αντικατάσταση κάποιων από τα χειρότερα αντισώματα του τρέχοντος πληθυσμού αντισωμάτων. Στην επόμενη επανάληψη επιβιώνουν μόνο τα W αντισώματα, ενώ διαγράφονται όλα τα υπόλοιπα (Fb , Fc , Fs).

Στον Παράλληλο Πολυεναρκτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm -

PMS-MOCSA) επιλέγεται ο πληθυσμός των λύσεων (αντισωμάτων) X ως ακολουθώντας: Αρχικά δίνονται τιμές στα Mr και β_1 και στη συνέχεια οι λύσεις του αρχικού πληθυσμού τοποθετούνται στον πίνακα *Antibody Best* (Προσωπικό Βέλτιστο κάθε αντισώματος), από όπου δημιουργείται το μέτωπο *Pareto* του αρχικού πληθυσμού. Σε κάθε επανάληψη, προκειμένου να βρεθούν τα καλύτερα αντισώματα του τρέχοντος πληθυσμού αντισωμάτων (Fb), εντοπίζονται τα μη-κυριαρχούμενα αντισώματα (*Pareto* αντισωμάτων). Έπειτα, γίνεται η ταξινόμησή τους ως εξής: αρχικά υπολογίζεται ο μέσος όρος των τιμών κόστους για κάθε αντικειμενική συνάρτηση. Στην πορεία, υπολογίζεται η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του μέσου όρου και κάθε μίας από τις μη-κυριαρχούμενες λύσεις των αντισωμάτων. Τέλος, οι λύσεις ταξινομούνται ανάλογα με την απόστασή τους από το μέσο όρο. Μετά από όλα τα παραπάνω, οι Fb μη-κυριαρχούμενες λύσεις αντισωμάτων ταξινομούνται πάλι ως εξής: πρώτο αντίσωμα στην λίστα των Fb αντισωμάτων τοποθετείται το κοντινότερο στον μέσο όρο και δεύτερο εκείνο που είναι το πιο απομακρυσμένο από το μέσο όρο. Το τρίτο αντίσωμα τοποθετείται το δεύτερο πιο κοντά στον μέσο όρο και το τέταρτο αντίσωμα τοποθετείται το δεύτερο πιο απομακρυσμένο από τον μέσο όρο κλπ. Λόγω αυτής της διαδικασίας παράγεται ένας επαρκής αριθμός κλώνων από τον συνδυασμό των ακραίων μη-κυριαρχούμενων λύσεων του *Pareto* μετώπου και αυτών που βρίσκονται στο κέντρο του *Pareto* μετώπου.

Στη συνέχεια, ένας αριθμός κλώνων των Fb αντισωμάτων παράγεται χρησιμοποιώντας την εξίσωση (23), όπου η παράμετρος β_1 έχει τιμή 1. Επίσης, γίνεται η προσθήκη δέκα τυχαίων δημιουργημένων αντισωμάτων στο σύνολο των κλώνων, ώστε να υπάρχουν επιπλέον ικανότητες εξερεύνησης στον πίνακα των κλώνων.

Μετά την δημιουργία των κλώνων, δημιουργείται ένας τυχαίος αριθμός για κάθε κλώνο στο διάστημα $(0, 1)$. Αν αυτός ο αριθμός είναι μικρότερος ή ίσος με έναν τελεστή ωρίμανσης $Mr = 0,5$, τότε στον εξεταζόμενο κλώνο εφαρμόζεται η διαδικασία της υπερμετάλλαξης, όπου επιλέγεται τυχαία ένας αριθμός κόμβων του διανύσματος του κλώνου και ανταλλάσσονται τυχαία μεταξύ τους. Διαφορετικά, ο κλώνος υποβάλλεται σε διαδικασία διόρθωσης των υποδοχέων και εκτελείται μια αλλαγή στον εξεταζόμενο κλώνο με την μέθοδο $2-opt$, όπου η επιλογή των διαγράψιμων τόξων είναι τυχαία.

Στο επόμενο στάδιο του αλγορίθμου, υπολογίζεται το κόστος για κάθε μία αντικειμενική συνάρτηση κάθε κλώνου και επιλέγονται οι μη-κυριαρχούμενοι κλώνοι (*Pareto* κλώνων). Οπότε, αν ο αριθμός των μη-κυριαρχούμενων κλώνων είναι μικρότερος ή ίσος με το W , τυχαία επιλεγμένα αντισώματα από τον τρέχοντα πληθυσμό αντισωμάτων αντικαθίστανται με τους μη-κυριαρχούμενους κλώνους. Διαφορετικά, όλα τα αντισώματα αντικαθίστανται από τυχαία επιλεγμένους μη-κυριαρχούμενους κλώνους. Στην συνέχεια, για τη βελτίωση των νέων αντισωμάτων, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Ανα-

ζήτησης (*VNS*) για κάθε αντίσωμα. Τα νέα αντισώματα αποτελούν τα αντισώματα του πληθυσμού στην επόμενη επανάληψη.

Έπειτα, υπολογίζεται το κόστος κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέο αντίσωμα και ανανεώνεται η βέλτιστη έως την προηγούμενη επανάληψη λύση για κάθε αντίσωμα στον πίνακα *Antibody Best*. Μία βέλτιστη έως την $it - 1$ επανάληψη λύση ενός αντισώματος του πίνακα *Antibody Best* αντικαθίσταται με μία λύση της επανάληψης it του ίδιου αντισώματος, μόνο αν η λύση της επανάληψης it κυριαρχεί στην βέλτιστη έως την επανάληψη $it - 1$ λύση. Στην πορεία, για περαιτέρω βελτίωση των έως τώρα βέλτιστων λύσεων, εκτελείται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του ανανεωμένου πίνακα *Antibody Best*. Τέλος, παράγονται οι λύσεις *Pareto* της επανάληψης it από τις λύσεις *Pareto* της επανάληψης $it - 1$ και από τις λύσεις του πίνακα *Antibody Best* της επανάληψης it και στην τελευταία από τις επαναλήψεις του αλγορίθμου για κάποιον από τους X πληθυσμούς, υπολογίζεται το μέτωπο *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*). Τέλος, οι *Pareto* λύσεις της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς (*Pop Pareto*) συγκεντρώνονται σε έναν πίνακα από όπου στη συνέχεια κρατούνται οι μη-κυριαρχούμενες λύσεις, οι οποίες αποτελούν το *Total Pareto*.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγορίθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA) είναι:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

 Αρχικοποίηση

 Επιλογή αριθμού αρχικών αντισωμάτων (W)

 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού αντισωμάτων

 Υπολογισμός του κόστους κάθε αντισώματος του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

 Επιλογή των τιμών των β_1 και Mr

 Αρχικοποίηση του πίνακα *Antibody Best*

 Αρχικοποίηση του *Pareto* μετώπου του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

 Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

 Δημιουργία του *Pareto* μετώπου των αντισωμάτων

Για κάθε αντίσωμα του *Pareto* μετώπου των αντισωμάτων

 Δημιουργία των αντίστοιχων κλώνων του

 Υπολογισμός του κόστους κάθε κλώνου για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Τέλος για

 Προσθήκη στο διάνυσμα κλώνων δέκα επιπλέον τυχαίων λύσεων

Για κάθε κλώνο

Επιλογή και εφαρμογή μεταξύ υπερμετάλλαξης ή διόρθωσης των υποδοχέων

Υπολογισμός του κόστους κάθε κλώνου για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Τέλος για

Δημιουργία του μετώπου *Pareto* των κλώνων

Αντικατάσταση των λύσεων των κλώνων με τυχαία αντισώματα του τρέχοντος πληθυσμού

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε αντίσωμα

Υπολογισμός του κόστους κάθε αντισώματος για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Ενημέρωση του πίνακα *Antibody Best*

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Antibody Best*

Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 4: Μέλισσα [347].

6.4.5. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (*Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC*)

Για την καλύτερη κατανόηση του αλγορίθμου, είναι προτιμότερο να γίνει μία σύντομη αναφορά της συμπεριφοράς των μελισσών στην καθημερινότητα. Ο κύριος λόγος της απομάκρυνσης των μελισσών από την κυψέλη είναι η αναζήτηση τροφής. Όταν εντοπίσουν την τροφή, συνήθως δεν μπορούν μόνες τους να την συλλέξουν και να την μεταφέρουν στην κυψέλη. Επομένως, γυρνάνε στην κυψέλη τοποθετώντας το νέκταρ που έχουν συλλέξει. Έπειτα, προσπαθούν να ενημερώσουν τις υπόλοιπες μέλισσες που βρίσκονται μέσα στην κυψέλη για την πηγή τροφής που βρήκαν, κάνοντας ειδικές κινήσεις, τις οποίες οι επιστήμονες ονόμασαν χορό (waggle dance).

Γενικά, ο Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Artificial Bee Colony Algorithm - ABC) [131, 133] εφαρμόζεται κυρίως σε συνεχή προβλήματα βελτιστοποίησης και βασίζεται στη διαδικασία του χορού των μελισσών (waggled dance) κατά τη διαδικασία αναζήτησης τροφής. Είναι ο πιο γνωστός αλγόριθμος που προσομοιώνει τη συμπεριφορά των πραγματικών μελισσών και έχει εφαρμοστεί σε πολλές μελέτες. Το 2007 παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του Αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Artificial Bee Colony Algorithm - ABC) στην επίλυση του προβλήματος γενικευμένης ανάθεσης (Generalized Assignment Problem) [26]. Την ίδια χρονιά, παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιήθηκε στη βελτιστοποίηση συναρτήσεων πολλαπλών μεταβλητών και τα αποτελέσματα που παράγονται από τον αλγόριθμο αυτό, συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα που παράγονται από τους: Γενετικό Αλγόριθμο (Genetic Algorithm - GA), Αλγόριθμο

Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO) και Εξελικτικό Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Inspired Evolutionary Algorithm - PS-EA) [131]. Επίσης, την ίδια χρονιά, σε μία έρευνα έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού στα νευρωνικά δίκτυα [132]. Το 2008 παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε τη χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση πολυδιάστατων αριθμητικών προβλημάτων και τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τον αλγόριθμο αυτό, συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα που παράγονται από τους: Αλγόριθμο Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution Algorithm - DE), Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO) και Εξελικτικό Αλγόριθμο (Evolutionary Algorithm - EA) [133]. Το 2009 παρουσιάστηκε μία βιβλιογραφική έρευνα στους αλγορίθμους που έχουν ως βάση την ευφυΐα στα σμήνη μελισσών, καθώς και τις εφαρμογές τους [134]. Επιπλέον, την ίδια χρονιά, παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού για τη βελτιστοποίηση μιας μεγάλης σειράς αριθμητικών συναρτήσεων και έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων που παράγονται από τον αλγόριθμο αυτό με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τους: Γενετικό Αλγόριθμο (Genetic Algorithm - GA), Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO), Αλγόριθμο Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution Algorithm - DE) και στρατηγικές εξέλιξης [135]. Το 2010, σε άλλη έρευνα έγινε χρήση του Αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Artificial Bee Colony Algorithm - ABC) για την επίλυση των γενικευμένων προβλημάτων εκχώρησης (generalized assignment problems - GAP) [216], ενώ σε άλλη έρευνα έγινε χρήση του αλγορίθμου αυτού για την εξαγωγή των παραμέτρων ενός μοντέλου κυκλώματος ισοδύναμου σήματος της συσκευής τρανζίστορ επιφανείας ημιαγωγού *GaAs* [254]. Ένα χρόνο αργότερα, το 2011, σε άλλη έρευνα έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού για τη συγκέντρωση δεδομένων σε προβλήματα συγκριτικής αξιολόγησης (benchmark problems) και η απόδοση του αλγόριθμου συγκρίνεται με τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm - PSO) και με άλλες εννέα τεχνικές [136].

Πολλές μελέτες έχουν γίνει, όμως, και πάνω στον Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm - MOABC), καθώς και για τη χρήση του στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Το 2012 παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε τη χρήση του Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm - MOABC) στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων [11]. Την ίδια χρονιά (2012) παρουσιάστηκε σε μία έρευνα ο Υβριδικός Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Hybrid Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm - HMOABC), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για την βελτιστοποίηση της

επιβάρυνσης της παραγωγής λωρίδων χαλκού [326]. Το 2014 παρουσιάστηκε μία έρευνα για το σχεδιασμό διαρρύθμισης εργοταξίου με τη χρήση του Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm - MOABC) με πτήσεις *Levy* [307]. Το 2015 παρουσιάστηκε σε μία έρευνα ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm - MOABC) που χρησιμοποιεί ένα αρχείο σταθερού μεγέθους, στο οποίο, με βάση την απόσταση από το πλήθος (crowding-distance), αποθηκεύει μη κυρίαρχες λύσεις που έχουν βρεθεί κατά τη διαδικασία αναζήτησης [304]. Το 2018, σε άλλη έρευνα παρουσιάστηκε ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών (Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm - MOABC) ενσωματωμένος με μη κυριαρχούμενη διαδικασία ταξινόμησης και με γενετικούς χειριστές [108]. Την ίδια χρονιά (2018), σε μια έρευνα παρουσιάστηκε η χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση του προβλήματος προσανατολισμού δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (bi-objective orienteering problem) [190]. Τέλος, το 2019 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στην χρήση του αλγόριθμου αυτού για την ταυτόχρονη προσανατολισμένη σειρά παραγγελίας και την εξισορρόπηση της γραμμής συναρμολόγησης [255], ενώ το 2020 παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία χρησιμοποιήθηκε ο Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας των Μελισσών για την επίλυση του Πολυαντικειμενικού Ενεργειακού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Αποθήκες [251].

Στον αλγόριθμο υπάρχουν τρεις υποομάδες μελισσών: οι ανιχνεύτριες (scout bees), οι θεατές (onlookers bees) και οι εξερευνητριες (employed bees). Οι εξερευνητριες βρίσκουν την πηγή τροφής (πιθανή λύση στο πρόβλημα) από μια προκαθορισμένη σειρά πιθανών πηγών τροφίμων και μοιράζονται αυτές τις πληροφορίες μέσω του χορού με τις άλλες μέλισσες στην κυψέλη. Οι θεατές μέλισσες περιμένουν στην κυψέλη και με βάση τις πληροφορίες που λαμβάνουν από τις εξερευνητριες, αναζητούν μία καλύτερη πηγή τροφής στη γειτονιά όπου βρίσκεται η τροφή που τους έχουν υποδείξει. Τέλος, οι ανιχνεύτριες μέλισσες γίνονται εξερευνητριες, όταν η πηγή τροφής έχει τελειώσει και αναζητούν τυχαία μια νέα πηγή τροφής στο χώρο της λύσης.

Αρχικά, οι εξερευνητριες μέλισσες επιλέγουν τυχαία ένα σύνολο από πηγές τροφής (πιθανές λύσεις) και υπολογίζεται η διαθέσιμη ποσότητα νέκταρ τους (τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης). Αν το πρόβλημα είναι συνεχές, τότε οι αρχικές τιμές καθορίζονται τυχαία στο πεδίο τιμών που το πρόβλημα θα πρέπει να επιλυθεί, διαφορετικά πρέπει να γίνει μετατροπή των τιμών από συνεχείς σε διακριτές. Για την μετατροπή αυτή χρησιμοποιείται η εξίσωση:

$$sig(x_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp(-x_{ij})}, \quad (24)$$

καθώς επίσης και η παρακάτω εξίσωση, η οποία χρησιμοποιείται για την διακριτοποίηση των τιμών των πηγών τροφής:

$$y_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{εάν } rand1 < sig(x_{ij}) \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (25)$$

όπου το x_{ij} είναι η λύση (πηγή τροφής), $i = 1, \dots, N$ (N είναι ο αριθμός των πηγών τροφής), $j = 1, \dots, d$ (d είναι η διάσταση του προβλήματος), y_{ij} είναι η μετασχηματισμένη ακέραια λύση (όπου χρησιμοποιείται μόνο για επίλυση προβλημάτων με χρήση δυαδικών τιμών) και $rand1$ είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $(0,1)$.

Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης και σε κάθε μία πηγή τροφής αντιστοιχίζεται μία εξερευνητρια μέλισσα. Οι εξερευνητριες μέλισσες επιστρέφουν στην κυψέλη και πραγματοποιούν τον αποκαλούμενο χορό της μέλισσας (waggle dance) με σκοπό να ενημερώσουν τις μέλισσες που έχουν παραμείνει στην κυψέλη, τις θεατές μέλισσες, που βρίσκονται οι πηγές τροφής. Αξίζει να σημειωθεί ότι στο αρχικό άρθρο που προτάθηκε ο αλγόριθμος [131], προτείνεται ο αριθμός των εξερευνητριών και ο αριθμός των θεατών μελισσών να είναι ίδιος, κάτι όμως που δεν είναι απόλυτο, μιας και εξαρτάται από το πρόβλημα που θέλουμε να επιλύσουμε.

Κατόπιν, οι θεατές μέλισσες επιλέγουν την πηγή τροφής που θα επισκεφθούν, βασιζόμενες στην πληροφορία που λαμβάνουν για το νέκταρ της κάθε πηγής, από τη διαδικασία του χορού της μέλισσας. Η πιθανότητα επιλογής μίας πηγής τροφής δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{n=1}^N f_n}, \quad (26)$$

όπου το f_i είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε πηγή τροφής. Στη συνέχεια, οι εξερευνητριες και οι θεατές μέλισσες τοποθετούνται στις επιλεγμένες πηγές, όπου κάθε μία πηγή τροφής αντιστοιχίζεται σε κάθε μία μέλισσα. Για την παραγωγή μίας καινούριας πηγής τροφής χρησιμοποιείται η ακόλουθη εξίσωση:

$$x'_{ij} = x_{ij} + rand2(x_{ij} - x_{kj}), \quad (27)$$

όπου το x'_{ij} είναι η υποψήφια πηγή τροφής, το k είναι μία διαφορετική πηγή τροφής από την i και το $rand2$ είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $(0,1)$.

Αξίζει να σημειωθεί ότι αν για κάποια πηγή τροφής οι θεατές μέλισσες, μέσω των κινήσεων τοπικής αναζήτησης, βρουν καλύτερη πηγή τροφής, τότε η

πηγή τροφής αντικαθίσταται στην μνήμη των μελισσών από την καλύτερή της. Επιπλέον, αν υπάρχουν πολλές μέλισσες σε μία πηγή τροφής, τότε, από τις κινήσεις τοπικής αναζήτησης της κάθε μέλισσας, η συνάρτηση ποιότητας της συγκεκριμένης πηγής τροφής έχει καλύτερες τιμές σε διαφορετικά σημεία του χώρου λύσεων.

Στη συνέχεια, όλες οι μέλισσες επιστρέφουν ξανά στην κυψέλη και η διαδικασία ξεκινάει από την αρχή με το χορό της μέλισσας. Εάν η λύση δεν μπορεί να βελτιωθεί για ένα αριθμό επαναλήψεων, τότε αυτή η πηγή τροφής θεωρείται ότι έχει εξαντληθεί και μία ανιχνεύτρια μέλισσα τοποθετείται σε μία καινούρια τυχαία θέση μέσα στο χώρο λύσεων (μία καινούρια πηγή τροφής). Η καινούρια τυχαία θέση βρίσκεται μέσα σε κάποιο προκαθορισμένο πεδίο τιμών, ώστε να μπορεί να οδηγήσει πιο γρήγορα σε μία καλή λύση και υπολογίζεται από τον τύπο:

$$x'_{ij} = x_{min,j} + rand3(x_{max,j} - x_{min,j}), \quad (28)$$

όπου τα $x_{min,j}$ και $x_{max,j}$ είναι η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή που μπορεί να πάρει μία μεταβλητή στο πεδίο τιμών αντίστοιχα και $rand3$ ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα (0,1).

Τέλος, θα πρέπει να τονιστεί ότι οι μέλισσες δεν είναι λύσεις, όπως συμβαίνει σε άλλους αλγόριθμους, αλλά διαδικασίες που εφαρμόζονται σε κάποια λύση (πηγή τροφής) με σκοπό να την βελτιώσουν. Οπότε, αν σε κάποια πηγή τροφής εμφανιστεί ότι θα ακολουθήσουν 10 μέλισσες την εξερευνητρια που βρήκε την πηγή τροφής, αυτό σημαίνει ότι θα εφαρμοστούν 10 προσπάθειες για εύρεση νέας πηγής τροφής. Επομένως, το πλήθος των πηγών τροφής πρέπει να είναι μεγαλύτερο από το σύνολο των εξερευνητριών, ώστε να μπορούν να τοποθετηθούν πάνω στις πηγές τροφής χωρίς να περισσέψει κάποια μέλισσα.

Τα πλεονεκτήματα του συγκεκριμένου αλγόριθμου είναι ότι είναι απλός, ευέλικτος, έχει την ικανότητα εξερεύνησης τοπικών λύσεων και την ικανότητα χειρισμού αντικειμενικού κόστους, είναι εύκολος στην εφαρμογή και αρκετά δημοφιλής. Επιπλέον, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολλά διαφορετικά προβλήματα.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC). Αρχικά, ένα σύνολο πηγών τροφής (πιθανές λύσεις) (X) επιλέγεται τυχαία από τις ανιχνεύτριες μέλισσες και υπολογίζεται το διαθέσιμο νέκταρ τους (τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης). Στη συνέχεια, κάθε μία από τις W λύσεις του αρχικού πληθυσμού λύσεων μετατρέπεται σε διάνυσμα δεκαδικών αριθμών και οι λύσεις τοποθετούνται στον πίνακα (Personal Best) (Προσωπικό Βέλτιστο). Εκεί, θα

τοποθετείται η βέλτιστη μέχρι την τρέχουσα επανάληψη λύση (πηγή τροφής) κάθε μέλισσας και από τον πίνακα αυτό δημιουργείται το πρώτο *Pareto* μέτωπο του αρχικού πληθυσμού, πριν ακόμα ξεκινήσουν οι επαναλήψεις. Σε κάθε επανάληψη, εντοπίζονται οι μη κυριαρχούμενες λύσεις. Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης και σε κάθε πηγή τροφής αποδίδεται μια ανιχνεύτρια μέλισσα.

Οι ανιχνεύτριες μελισσες επιστρέφουν στην κυψέλη και κάνουν το χορό των μελισσών, ώστε να ενημερώνουν τις μέλισσες που έχουν παραμείνει στην κυψέλη, τις θεατές μέλισσες, πού είναι οι πηγές τροφής και να επιλέξουν την πηγή τροφής που θα επισκεφθούν. Στη συνέχεια, οι ανιχνεύτριες και οι θεατές μέλισσες τοποθετούνται στις επιλεγμένες πηγές τροφής, ταιριάζοντας με την πηγή τροφής κάθε μέλισσα. Ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC) χρησιμοποιεί την εξίσωση (27) για να παράγει μια νέα πηγή τροφής για κάθε μέλισσα. Έπειτα, δημιουργείται ένας πίνακας με τις νέες πηγές τροφής και τις ήδη υπάρχουσες. Εδώ αξίζει να αναφερθεί ότι, έπειτα από δοκιμές, επιλέχθηκε ο αριθμός των νέων πηγών τροφής να είναι ίσος με 100. Στη συνέχεια, γίνεται ταξινόμησή τους μέσω του *rank*. Ο αριθμός των επιλεγόμενων πηγών τροφής πρέπει να είναι ίσος με τον αρχικό αριθμό πηγών τροφής, οπότε επιλέγονται οι πηγές τροφής με το καλύτερο *rank*. Σε περίπτωση που στο τελευταίο *rank* υπάρχουν παραπάνω πηγές τροφής, τότε η επιλογή γίνεται τυχαία μέχρι να συμπληρωθεί ο πίνακας των πηγών τροφής.

Μετά την δημιουργία του πίνακα των νέων πηγής τροφής κάθε μέλισσας του τρέχοντος πληθυσμού, τα στοιχεία των λύσεων παίρνουν αμέσως μορφή μόνο για τον υπολογισμό του κόστους κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα πηγή τροφής. Επειδή η χρήση της εξίσωσης (27) για τον υπολογισμό των νέων πηγών τροφίμων θα μπορούσε να προκαλέσει κάποια αναποτελεσματικότητα εξαιτίας του μετασχηματισμού των λύσεων από συνεχείς τιμές, οι οποίες είναι κατάλληλες για τις εξισώσεις του Αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Artificial Bee Colony Algorithm - ABC), σε διακριτές (αναπαράσταση διαδρομής) και αντίστροφα, και επειδή κυριαρχούνται από το προσωπικό βέλτιστο κάθε πηγής τροφής και από το ολικό βέλτιστο όλων των λύσεων, αποφασίστηκε να προστεθεί μία άλλη διαδικασία για τον υπολογισμό των νέων θέσεων στον αλγόριθμο, προκειμένου να αξιοποιηθούν οι πιθανές καλές νέες και παλαιές θέσεις στο σύνολο των πηγών τροφών. Οπότε, οι λύσεις των δύο τελευταίων επαναλήψεων (επανάληψη *it* και *it + 1*) συνδυάζονται σε ένα νέο διάνυσμα και, στη συνέχεια, τα μέλη του νέου διανύσματος ταξινομούνται χρησιμοποιώντας το *rank* και το *crowding distance*, όπως στον αλγόριθμο *NSGA II* που τροποποιήθηκε στο [239]. Οι πρώτες πηγές τροφών του *W* του νέου διανύσματος είναι οι παραγόμενες λύσεις (οι νέες πηγές τροφών) της επανάληψης

$it + 1$. Η κατανομή των νέων πηγών τροφών γίνεται με βάση τις τιμές των *rank* και *crowding distance*. Με τη διαδικασία αυτή, αποφεύγεται η προσθήκη αναποτελεσματικών λύσεων στις επόμενες επαναλήψεις, που ενδεχομένως να προκύψουν χρησιμοποιώντας την εξίσωση (27).

Οι νέες πηγές τροφών W αξιολογούνται από κάθε αντικειμενική συνάρτηση χωριστά. Ο Αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) εφαρμόζεται στις πηγές τροφίμων με vns_{max} και $local_{max}$ ίσο με 10 [239]. Στη συνέχεια, υπολογίζεται το κόστος κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα πηγή τροφής και έπειτα ανανεώνεται η βέλτιστη, έως την προηγούμενη επανάληψη, πηγή τροφής στον πίνακα *Personal Best*. Αξίζει να σημειωθεί ότι για την αντικατάσταση της βέλτιστης λύσης εργαστήκαμε ως εξής: εάν μια λύση στην επανάληψη $it + 1$ κυριαρχεί στην προηγούμενη καλύτερη λύση της επανάληψης it , τότε η προηγούμενη βέλτιστη λύση αντικαθίσταται από την τρέχουσα λύση. Από την άλλη πλευρά, αν η προηγούμενη βέλτιστη λύση κυριαρχεί στην τρέχουσα λύση, τότε η προηγούμενη βέλτιστη λύση παραμένει η ίδια. Τέλος, εάν σε αυτές τις δύο λύσεις δεν υπάρχει κυριαρχία μεταξύ τους, τότε δεν αντικαθίσταται η προηγούμενη βέλτιστη λύση. Εδώ, αξίζει να σημειωθεί ότι οι μη κυριαρχούμενες λύσεις δεν διαγράφονται από το *Pareto* μέτωπο και έτσι οι καλές λύσεις δεν θα εξαφανιστούν από τον πληθυσμό. Στις επόμενες επαναλήψεις για την εισαγωγή μιας πηγής τροφής στο *Pareto* μέτωπο υπάρχουν δύο επιλογές: είτε η πηγή τροφής δεν είναι κυριαρχούμενη από οποιαδήποτε πηγή τροφής είτε κυριαρχεί σε οποιαδήποτε πηγή τροφής. Και στις δύο περιπτώσεις, όλες οι κυριαρχούμενες πηγές τροφών, που ήδη ανήκουν στην κυψέλη, πρέπει να διαγραφούν από αυτή. Στη συνέχεια εφαρμόζεται ξανά ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του ανανεωμένου πίνακα *Personal Best*, για περαιτέρω βελτίωση των λύσεων που δεν αντικαταστήθηκαν. Μετά, γίνεται η παραγωγή των λύσεων *Pareto* της επανάληψης $it + 1$ από τις λύσεις *Pareto* της επανάληψης it και από τις λύσεις του πίνακα *Personal Best* της επανάληψης $it + 1$. Στην τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου, για κάποιον από τους X πληθυσμούς, υπολογίζεται το *Pareto* μέτωπο του πληθυσμού, το οποίο βρίσκεται στον πίνακα *Pop Pareto*. Στο τέλος κάθε επανάληψης, από τις μη κυριαρχούμενες λύσεις από όλους τους πληθυσμούς, το *Total Pareto* μέτωπο ενημερώνεται, λαμβάνοντας υπόψη τις μη κυριαρχούμενες λύσεις του τελευταίου αρχικού πληθυσμού.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC) είναι ο εξής:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

Επιλογή αριθμού αρχικών πηγών τροφής (W)

Επιλογή νέου αριθμού πηγών τροφής
 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού πηγών τροφής
 Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε πηγής τροφής του
 πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση
 Αρχικοποίηση του πίνακα *Personal Best*
 Αρχικοποίηση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
 Κύρια φάση αλγορίθμου
 Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:
 Για κάθε πηγή τροφής
 Δημιουργία των W νέων πηγών τροφής χρησιμοποιώντας την
 εξίσωση (27)
 Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των πηγών τροφής του τρέχοντος
 πληθυσμού και τις αντίστοιχες νέες πηγές τροφής
 Υπολογισμός του *rank* των πηγών τροφής
 Ταξινόμηση των πηγών τροφής με βάση το *rank*
 Επιλογή των καλύτερων πηγών τροφής με βάση το *rank*
 Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας πηγής τροφής για κάθε
 αντικειμενική συνάρτηση
 Τέλος για
 Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των πηγών τροφής του τρέχοντος
 πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων πηγών τροφής
 Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* των πηγών
 τροφής
 Ταξινόμηση των πηγών τροφής με βάση το *rank* και το *crowding*
 distance
 Επιλογή των πρώτων W λύσεων για νέες πηγές τροφής
 Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε νέα πηγή τροφής
 Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας πηγής τροφής για κάθε
 αντικειμενική συνάρτηση
 Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*
 Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Personal Best*
 Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
 Τέλος όσο
 Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
 Τέλος όσο
 Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων
 όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 5: Πυγολαμπίδα [348].

6.4.6. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (*Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY*)

Σήμερα υπάρχουν περισσότερα από 2000 είδη πυγολαμπίδων παγκοσμίως. Ζουν συνήθως σε ζεστά περιβάλλοντα και είναι πιο δραστήριες σε καλοκαιρινές νύχτες. Οι πυγολαμπίδες είναι από τα πιο χαρισματικά έντομα λόγω του φωτός που αναβοσβήνει, το οποίο παράγεται από τη βιοχημική διεργασία βιοφωταύγειας (bioluminescence). Το φως που αναβοσβήνει μπορεί να χρησιμεύσει είτε ως σήματα για ζευγάρωμα είτε για προειδοποίηση από πιθανούς θηρευτές. Αξίζει να σημειωθεί ότι σε ορισμένα είδη πυγολαμπίδων αντί για παραγωγή βιοφωταύγειας παράγουν φερομόνη, όπως και τα μυρμήγκια, για να προσελκύσουν τους συντρόφους τους.

Υπάρχουν δύο χαρακτηριστικά για την νοημοσύνη του σμήνους των πυγολαμπίδων: η αυτοοργάνωση και η αποκεντρωμένη λήψη αποφάσεων. Αρχικά, οι πυγολαμπίδες ζουν μαζί σε ένα κοινό μέρος. Όμως, για να ζήσουν αρμονικά, τα μέλη της ομάδας πρέπει να έχουν κάποια αλληλεπίδραση ή επικοινωνία μεταξύ τους. Αυτές οι συλλογικές αποφάσεις έχουν άμεση σχέση με τη συμπεριφορά της λάμψης φωτός και αυτός είναι ο λόγος της ανάπτυξης του αλγορίθμου αυτού.

Ο κύριος αλγόριθμος που βασίζεται στην συμπεριφορά των πυγολαμπίδων είναι ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm) που προτάθηκε από τον Yang [308]. Από τότε, πολλοί ερευνητές χρησιμοποίησαν αυτόν τον αλγόριθμο για την επίλυση πολλών προβλημάτων. Το 2009 παρουσιάστηκε σε ένα άρθρο ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm) για την επίλυση εφαρμογών βελτιστοποίησης με πολλαπλά τοπικά βέλτιστα (multimodal optimization) [309]. Την ίδια χρονιά (2009) παρουσιάστηκε ο αλγόριθμος αυτός για

την επίλυση εφαρμογών περιορισμένης συνεχούς βελτιστοποίησης (constrained continuous optimization tasks) [179]. Το 2010, σε μία έρευνα έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση μη γραμμικών προβλημάτων σχεδιασμού (nonlinear design problems) [311]. Την ίδια χρονιά (2010) παρουσιάστηκε μία έρευνα που αφορούσε τη χρήση του διακριτού αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας για την ελαχιστοποίηση του κριτηρίου *makespan* στο πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού εργασιών (permutation flow shop scheduling problem) [262].

Ένα χρόνο αργότερα, το 2011, παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού και του αλγόριθμου Μελισσών (Bees Algorithm) για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων μηχανικής [40]. Την ίδια χρονιά (2011) παρουσιάστηκε σε μία έρευνα ο αλγόριθμος αυτός, ο οποίος συνδυάστηκε με τη Θεωρία συνόλων (Rough Set Theory - RST) [20]. Την ίδια χρονιά (2011) παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση του προβλήματος κατανομής φορτίου οικονομικών εκπομπών (Economic Emissions Load Dispatch Problem) [15]. Επίσης, την ίδια χρονιά (2011), παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού, καθώς και του αλγόριθμου Τεχνητής Αποικίας Μελισσών, για τον σχεδιασμό γραμμικών τόξων ισοτροπικών πηγών [23]. Επιπλέον, την ίδια χρονιά (2011), παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού για την επίλυση μικτών συνεχών / διακριτών δομικών προβλημάτων βελτιστοποίησης (mixed continuous/discrete structural optimization problems) [90]. Την ίδια χρονιά (2011) πραγματοποιήθηκε μία έρευνα στην οποία χρησιμοποιήθηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος στην επίλυση πραγματικών προβλημάτων βελτιστοποίησης. Ο αλγόριθμος αυτός τροποποιήθηκε στο στάδιο της κίνησης των τεχνητών πυγολαμπίδων, ώστε να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητά του [18].

Το 2012 παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία χρησιμοποιήθηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος στην επίλυση του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών (Job shop scheduling problem - JSSP) [141]. Την ίδια χρονιά (2012) πραγματοποιήθηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση μη κυρτών οικονομικών προβλημάτων αποστολής (non-convex economic dispatch problems) [314]. Το 2013 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στην χρήση του αλγόριθμου αυτού στην επίλυση διακριτών προβλημάτων βελτιστοποίησης, και συγκεκριμένα του Προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή (Traveling Salesman Problem - TSP) [117]. Το 2018 παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του Δυαδικού Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας (Binary Firefly Algorithm), στον οποίο συμπεριλαμβάνεται μία συνάρτηση ποινής, για τη διάγνωση του καρκίνου του μαστού, του τραχήλου της μήτρας και του ηπατοκυττάρου - του καρκίνου του ήπατος [261]. Την ίδια χρονιά (2018) παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στη χρήση του αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας (Multi Measure Improved Firefly Algorithm) στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων βελτιστοποίησης [37].

Πολλές έρευνες έχουν πραγματοποιηθεί για τη χρήση του αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Το 2013 έγινε μία έρευνα στην οποία χρησιμοποιήθηκε ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων βελτιστοποίησης [316]. Την ίδια χρονιά (2013) παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του Διακριτού Αλγόριθμου Πυγολαμπίδας για την επίλυση πολυαντικειμενικών υβριδικών προβλημάτων προγραμματισμού (Multi-Objective Hybrid Flowshop Scheduling Problems) [186]. Την ίδια χρονιά (2013) πραγματοποιήθηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του Πολυαντικειμενικού Ενισχυμένου Αλγόριθμου Πυγολαμπίδας (Multi-objective Enhanced Firefly Algorithm) για την επίλυση του προβλήματος ανίχνευσης κοινότητας σε σύνθετα δίκτυα [14]. Το 2014 παρουσιάστηκε ένα άρθρο όπου χρησιμοποιήθηκε ο διακριτός Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας για την επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος προγραμματισμού ευέλικτων εργασιών με περιορισμούς πόρων (flexible job shop scheduling problem with limited resource constraints) [137]. Την ίδια χρονιά (2014) παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία συνδυάστηκε ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με τον Γενετικό Αλγόριθμο για την επίλυση του οικονομικού προβλήματος αποστολής ισχύος [318]. Το 2015 παρουσιάστηκε μία έρευνα πάνω στην χρήση του υβριδικού διακριτού αλγόριθμου πυγολαμπίδας στην επίλυση πολυαντικειμενικών ευέλικτων προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών (multi-objective flexible job shop scheduling problems) [138]. Τέλος, το 2017 παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας με βάση την αποσύνθεση (Decomposition-based multi-objective firefly algorithm) για το σχεδιασμό της Πύθμισης δικτύου ραδιοσυχνοτήτων (Radio frequency identification - RFID network planning with uncertainty) με αβεβαιότητα [334].

Ο αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας προσομοιώνει τη διαδικασία έλξης χρησιμοποιώντας τη λάμψη του φωτός. Σε αυτόν τον αλγόριθμο, έχουμε μία ομάδα πυγολαμπίδων, όπου x_i είναι η θέση της πυγολαμπίδας στο χώρο και $f(x_i)$ είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης. Κάθε πυγολαμπίδα έχει μια ποσότητα βιοφωταύγειας που ονομάζεται λουσιφερίνη, η οποία χρησιμοποιείται για την επικοινωνία με τις άλλες πυγολαμπίδες. Επιπλέον, κάθε πυγολαμπίδα προσελκύεται από την φωτεινότερη πυγολαμπίδα της γειτονιάς της. Αξίζει να αναφερθεί ότι η ελκυστικότητα μειώνεται όσο αυξάνεται η απόσταση. Αν δεν υπάρχει φωτεινότερη πυγολαμπίδα, τότε η πυγολαμπίδα κινείται τυχαία στο χώρο. Ο αλγόριθμος έχει τρία βασικά χαρακτηριστικά:

- Οι πυγολαμπίδες προσελκύονται μεταξύ τους ανεξάρτητα από το φύλο, οπότε δεν απαιτείται χειριστής μετάλλαξης.
- Η ανταλλαγή πληροφοριών (ή φαγητού) μεταξύ των πυγολαμπίδων είναι ανάλογη προς την ελκυστικότητά τους, δηλαδή είναι ανάλογη της απόστα-

σης τους. Έτσι, όσο πιο κοντά βρίσκονται οι δύο πυγολαμπίδες, τόσο πιο πιθανό είναι να προσελκύσουν η μία την άλλη. Εάν δεν υπάρχει πιο φωτεινή πυγολαμπίδα από αυτήν που κοιτάζουμε, τότε αυτή κινείται τυχαία στο χώρο.

- Η φωτεινότητα μιας πυγολαμπίδας εξαρτάται από την τιμή της αντικειμενικής της συνάρτησης. Στα προβλήματα μεγιστοποίησης ισχύει ότι όσο υψηλότερη είναι η τιμή της αντικειμενικής της συνάρτησης, τόσο πιο φωτεινή είναι. Στα προβλήματα ελαχιστοποίησης ισχύει το αντίστροφο, δηλαδή όσο μικρότερη είναι η τιμή της αντικειμενικής της συνάρτησης, τόσο πιο φωτεινή είναι.

Ο αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας λειτουργεί ως εξής: αρχικά όλες οι πυγολαμπίδες τοποθετούνται σε τυχαία θέση στο χώρο και κάθε πυγολαμπίδα έχει τη δική της διακριτή λάμψη β που καθορίζει πόσο δυνατά μπορεί να έλξει τα άλλα μέλη του σμήνους. Η απόσταση μεταξύ δύο πυγολαμπίδων συμβολίζεται με $r_{ij} = d(x_i, x_j)$ και η εξίσωση είναι:

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (29)$$

Το πόσο λαμπερά I βλέπει ή αισθάνεται η πυγολαμπίδα i την πυγολαμπίδα j δίνεται από την παρακάτω εξίσωση, η οποία στην απλή της μορφή είναι μονότονη και εκθετική:

$$I = I_0 e^{-\gamma r_{ij}}, \quad (30)$$

όπου το I_0 είναι η αρχική λάμψη και το γ είναι η σταθερά που δείχνει την απορροφητικότητα της λάμψης.

Η ελκυστικότητα μιας πυγολαμπίδας είναι ανάλογη με την ένταση του φωτός που εκπέμπει προς τις άλλες πυγολαμπίδες. Κάθε πυγολαμπίδα έχει την δική της λάμψη β , η οποία καθορίζει πόσο δυνατά έλκει τις άλλες πυγολαμπίδες του σμήνους. Όμως, η έλξη είναι σχετική, μιας και εξαρτάται και από την απόσταση ανάμεσα στις 2 πυγολαμπίδες. Η συνάρτηση ελκυστικότητας $\beta(r)$ της κάθε πυγολαμπίδας δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2}, \quad (31)$$

όπου β_0 είναι η ελκυστικότητα στο σημείο $r = 0$ και το γ είναι η σταθερά που δείχνει την απορροφητικότητα της λάμψης.

Τέλος, η κίνηση μιας πυγολαμπίδας i που βρίσκεται στην θέση x_i και έλκεται από μια άλλη πυγολαμπίδα j που βρίσκεται στην θέση x_j , μιας και λάμπει περισσότερο από την i , καθορίζεται από την εξίσωση:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma_{ij}^2} (x_j(t) - x_i(t)) + \alpha \epsilon_i, \quad (32)$$

όπου ο πρώτος όρος είναι η τρέχουσα θέση, ο δεύτερος όρος δείχνει πόσο θα δει μια πυγολαμπίδα μια πιο λαμπερή πυγολαμπίδα που βρίσκεται στην περιοχή της και ο τρίτος όρος είναι μια τυχαία κίνηση που κάνει μια πυγολαμπίδα, όταν δεν υπάρχει καμιά πιο λαμπερή από αυτή στην περιοχή της. Η σταθερά α είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0, 1]$ και ϵ_i είναι ένας τυχαίος αριθμός που προέρχεται από την κατανομή *Gaussian*. Επίσης, καθώς το γ προσεγγίζει το μηδέν, η λάμψη $\beta = \beta_0$ είναι σταθερή και δεν μεταβάλλεται από την απόσταση, δηλαδή η λάμψη μιας πυγολαμπίδας μπορεί να είναι ορατή από όλες τις άλλες. Σε αντίθετη περίπτωση, δηλαδή όσο το γ μεγαλώνει, η ελκυστικότητα της κάθε πυγολαμπίδας μειώνεται, κάτι που σημαίνει ότι καμιά πυγολαμπίδα δεν μπορεί να δει την άλλη και όλες οι πυγολαμπίδες κινούνται τυχαία στο χώρο.

Στη συνέχεια θα αναλυθεί ο προτεινόμενος Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY). Αρχικά, ένα σύνολο πυγολαμπίδων (πιθανές λύσεις) (X) τοποθετείται σε τυχαίες θέσεις στο χώρο. Στη συνέχεια, κάθε μία από τις W λύσεις του αρχικού πληθυσμού λύσεων μετατρέπεται σε διάνυσμα δεκαδικών αριθμών και οι λύσεις τοποθετούνται στον πίνακα (Personal Best) (Προσωπικό Βέλτιστο). Εκεί, θα τοποθετείται η βέλτιστη μέχρι την τρέχουσα επανάληψη λύση (θέση) κάθε πυγολαμπίδας και από τον πίνακα αυτό δημιουργείται το πρώτο *Pareto* μέτωπο του αρχικού πληθυσμού, πριν ακόμα ξεκινήσουν οι επαναλήψεις.

Στη συνέχεια επιλέγεται τυχαία η πρώτη πυγολαμπίδα από τις λύσεις του πίνακα Personal Best. Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης της κάθε πυγολαμπίδας και ταξινομούνται οι πυγολαμπίδες χρησιμοποιώντας τον τελεστή *rank*, όπως στον αλγόριθμο *NSGA II* [239]. Στη συνέχεια, για κάθε πυγολαμπίδα (x_i) καθορίζεται η ένταση του φωτός (I_i) σύμφωνα με την εξίσωση:

$$I_i = (kostos_{i1} + kostos_{i2}) * rank_i, \quad (33)$$

όπου το $kostos_{i1}$, $kostos_{i2}$ είναι οι τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων της πυγολαμπίδας i και το $rank_i$ είναι η ταξινόμηση της πυγολαμπίδας i με βάση τον τελεστή *rank*.

Επομένως, αν η ένταση του φωτός μίας πυγολαμπίδας j είναι μεγαλύτερη από την ένταση του φωτός της πυγολαμπίδας i , τότε επιλέγεται η πυγολαμπίδα j και βρίσκεται η ευκλείδεια απόστασή της σε σχέση με τις υπόλοιπες. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι η πυγολαμπίδα j είναι εκείνη με την μεγαλύτερη ένταση φωτός σε σχέση με τις υπόλοιπες. Αν δεν βρεθεί κάποια άλλη πυγολαμπίδα που να έχει μεγαλύτερη ένταση φωτός από την πυγολαμπίδα i , τότε επιλέγεται η πυγολαμπίδα i και βρίσκεται η ευκλείδεια απόστασή της σε σχέση με τις υπόλοιπες. Στη συνέχεια βρίσκεται η συνάρτηση ελκυστικότητας της πυγολαμπίδας i σύμφωνα με την εξίσωση (31). Τέλος, η κίνηση μιας πυγολαμπίδας i που βρίσκεται στην θέση x_i και έλκεται από μια άλλη πυγολαμπίδα j που βρίσκεται στην θέση x_j βρίσκεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_i(x_j(t) - x_i(t)) + \alpha rank_i, \quad (34)$$

όπου $x_i(t)$, $x_j(t)$ είναι η τρέχουσα θέση και η θέση της πυγολαμπίδας με την μεγαλύτερη ένταση φωτός αντίστοιχα, β_i είναι η συνάρτηση ελκυστικότητας της πυγολαμπίδας i , η σταθερά α είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0, 1]$ και το $rank_i$ είναι η ταξινόμηση της πυγολαμπίδας i με βάση τον τελεστή $rank$.

Για τον υπολογισμό της νέας θέσης κάθε πυγολαμπίδας του τρέχοντος πληθυσμού, τα στοιχεία των λύσεων παίρνουν ακέραια μορφή μόνο για τον υπολογισμό του κόστους κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα πυγολαμπίδα. Στη συνέχεια, οι λύσεις των δύο τελευταίων επαναλήψεων (επανάληψη it και $it+1$) συνδυάζονται σε ένα νέο διάνυσμα και τα μέλη του νέου διανύσματος ταξινομούνται χρησιμοποιώντας τους τελεστές $rank$ και $crowding\ distance$, όπως στον αλγόριθμο *NSGA II* [239]. Με αυτόν τον τρόπο δίνεται η ευκαιρία στις θέσεις των πυγολαμπίδων του πληθυσμού που παράχθηκαν στην επανάληψη it , οι οποίες κυριαρχούν στις λύσεις των νέων θέσεων που παράχθηκαν στην επανάληψη $it+1$, να βελτιωθούν εκ νέου. Οι πρώτες πυγολαμπίδες του W του νέου διανύσματος είναι οι παραγόμενες λύσεις της επανάληψης $it+1$. Με τη διαδικασία αυτή, υπάρχει το ενδεχόμενο να κρατηθούν οι λύσεις των προηγούμενων θέσεων των πυγολαμπίδων με καλά χαρακτηριστικά για επιπλέον βελτίωση στην επόμενη επανάληψη και να εξισορροπηθεί η πιθανή απώλεια καλών πληροφοριών, εξαιτίας της μετατροπής των τιμών των διανυσμάτων των λύσεων από διακριτή σε συνεχή μορφή.

Στη συνέχεια, γίνεται εφαρμογή του αλγόριθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) για κάθε νέα θέση των πυγολαμπίδων που παράχθηκαν στην επανάληψη $it+1$ με uns_{max} και $local_{max}$ ίσο με 10 [239]. Οι νέες θέσεις αποτελούν τις θέσεις των πυγολαμπίδων της επόμενης επανάληψης. Έπειτα, υπολογίζεται το κόστος κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα θέση και ανανεώνεται η βέλτιστη, έως την προηγούμενη

επανάληψη, θέση της κάθε πυγολαμπίδας στον πίνακα *Personal Best*. Η διαδικασία για την αντικάσταση μίας βέλτιστης έως την επανάληψη it θέσης της πυγολαμπίδας του πίνακα *Personal Best* από μία θέση της επανάληψης $it + 1$ της ίδιας πυγολαμπίδας περιγράφηκε λεπτομερέστατα στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC). Μετέπειτα, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του πίνακα *Personal Best* και στη συνέχεια γίνεται η παραγωγή των λύσεων *Pareto* της επανάληψης $it + 1$ από τις λύσεις *Pareto* της επανάληψης it και από τις λύσεις του πίνακα *Personal Best* της επανάληψης $it + 1$. Στην τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου, για κάποιον από τους X πληθυσμούς, υπολογίζεται το *Pareto* μέτωπο του πληθυσμού, το οποίο βρίσκεται στον πίνακα *Pop Pareto*. Τέλος, δημιουργείται το *Total Pareto*, το οποίο αποτελείται από τις μη κυριαρχούμενες λύσεις *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς.

Ο ψευδοκώδικας του αλγορίθμου Παράλληλου Πολυενακτηρίου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY) είναι ο εξής:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

 Επιλογή αριθμού αρχικών πυγολαμπίδων (W)

 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού πυγολαμπίδων

 Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε πυγολαμπίδας του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Αρχικοποίηση του πίνακα Personal Best

Αρχικοποίηση του μετώπου Pareto του πληθυσμού (Pop Pareto)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

 Τυχαία επιλογή της πρώτης πυγολαμπίδας από τον πίνακα *Personal Best*

 Υπολογισμός του *rank* των πυγολαμπίδων

 Ταξινόμηση των πυγολαμπίδων με βάση το *rank*

Για κάθε πυγολαμπίδα

 Καθορισμός της έντασης του φωτός (I_i) από την εξίσωση (33)

 Σύγκριση της έντασης του φωτός της πυγολαμπίδας i με την ένταση του φωτός κάθε άλλης πυγολαμπίδας

 Επιλογή της πυγολαμπίδας j ως εκείνη με τη μεγαλύτερη ένταση φωτός

Εάν ($I_j > I_i$),

 Κίνηση της πυγολαμπίδας i προς την πυγολαμπίδα j

Εύρεση της ευκλείδειας απόστασης της πυγολαμπίδας j σε σχέση με τις υπόλοιπες

Αλλιώς

Εύρεση της ευκλείδειας απόστασης της πυγολαμπίδας i σε σχέση με τις υπόλοιπες

Τέλος εάν

Καθορισμός της συνάστησης ελκυστικότητας (β_i) από την εξίσωση (31)

Δημιουργία των W νέων πυγολαμπίδων χρησιμοποιώντας την εξίσωση (34)

Τέλος για

Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των πυγολαμπίδων του τρέχοντος πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων πυγολαμπίδων

Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* των πυγολαμπίδων

Ταξινόμηση των πυγολαμπίδων με βάση το *rank* και το *crowding distance*

Επιλογή των πρώτων W λύσεων για νέες πυγολαμπίδες

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε νέα πυγολαμπίδα

Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας πυγολαμπίδας για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Personal Best*

Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 6: Φωσφορίζον σκουλήκι [349].

6.4.7. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζόντων Σκουληκιών (*Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm - PMS-GSO*)

Το φωσφορίζον σκουλήκι είναι ένα μεσαίου έως μεγάλου μεγέθους ασπόνδυλο, που είναι γνωστό για το πράσινο και κίτρινο χρώμα του φωτός που εκπέμπει στο τέλος της ουράς του. Συναντάται κυρίως σε πυκνή δασική βλάστηση και σε σπηλιές σε όλο τον κόσμο, με εξαίρεση την Αμερική, και είναι ένα από τα λίγα έντομα που βρίσκονται μέσα στον ψυχρότερο Αρκτικό Κύκλο. Είναι νυχτόβιο ζώο και για το λόγο αυτό έχει πολυάριθμους φυσικούς θηρευτές, όπως αράχνες, μεγάλα έντομα, πουλιά και ερπετά.

Το φωσφορίζον σκουλήκι είναι κοινό όνομα για ποικίλες διαφορετικές ομάδες προνυμφών εντόμων και ενήλικων θηλυκών προνυμφών που λάμπουν λόγω βιοφωταύγειας. Τα φωσφορίζοντα σκουλήκια μπορεί μερικές φορές να μοιάζουν με πραγματικά σκουλήκια, αλλά δεν είναι, μιας και τα περισσότερα είδη είναι σκαθάκια, εκτός από ένα είδος που είναι μύγα. Μόνο τα θηλυκά φωσφορίζοντα σκουλήκια λάμπουν, καθώς περνούν περίπου 2 ώρες κάθε βράδυ, την εποχή ζευγαρώματος, προσπαθώντας να προσελκύσουν έναν σύντροφο. Θεωρούνται είδος υπό εξαφάνιση, καθώς οι πληθυσμοί τους μειώνονται δραματικά. Ο κύριος λόγος είναι ο ανθρώπινος παράγοντας, μιας και είναι ιδιαίτερα ευάλωτα στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους.

Στη συνέχεια θα γίνει μία αναφορά στον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζόντων Σκουληκιών (*Glowworm Swarm Optimization Algorithm - GSO*). Το 2009, οι *Krishnanand* και *Ghose* [146] ανέπτυξαν τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζόντων Σκουληκιών (*Glowworm Swarm Optimization Algorithm - GSO*), ο οποίος μιμείται τη συμπεριφορά

της λάμψης των φωσφορίζοντων σκουληκιών. Πολλά άρθρα έχουν δημοσιευθεί για τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Glowworm Swarm Optimization Algorithm - GSO) από τότε, τα οποία τον χρησιμοποίησαν για την επίλυση διάφορων προβλημάτων. Το 2008 παρουσιάστηκε ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Glowworm Swarm Optimization Algorithm - GSO) για την ανίχνευση κινδύνου σε περιβάλλοντα με τη χρήση παραγόντων ετερογενών σημάτων [144]. Την ίδια χρονιά, το 2008, παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για μια παραλλαγή του προβλήματος συνάντησης με πολλά άτομα (multi-agent rendezvous problem) [145]. Ένα χρόνο αργότερα, το 2009, παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία έγινε χρήση του συγκεκριμένου αλγόριθμου για την επίλυση του προβλήματος αναζήτησης υψηλότερων διαστάσεων (problem of searching higher dimensional spaces) [147]. Την ίδια χρονιά, 2009, δημοσιεύτηκε ένα άρθρο στο οποίο παρουσιάστηκε μια τροποποιημένη έκδοση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών βασισμένου σε ένα σύστημα πολλαπλών ρομπότ για τον εντοπισμό πηγών σημάτων [148]. Την ίδια χρονιά, 2009, παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του συγκεκριμένου αλγόριθμου για τον ταυτόχρονο υπολογισμό συναρτήσεων με πολλαπλά τοπικά βέλτιστα [149], ενώ το 2011 έγινε χρήση του αλγόριθμου αυτού για χώρους αναζήτησης με πολλαπλά τοπικά βέλτιστα [150].

Το 2011 δημοσιεύθηκε ένα άρθρο στο οποίο παρουσιάστηκε ένα σχέδιο ανάπτυξης αισθητήρων βασισμένο στον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για την ενίσχυση της κάλυψης, μετά από μια αρχική τυχαία εγκατάσταση των αισθητήρων [170]. Το 2012 παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου χρησιμοποιήθηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος για την επίλυση συνεχών προβλημάτων βελτιστοποίησης [303]. Την ίδια χρονιά, 2012, παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου συνδυάστηκε η ευρετική στρατηγική με τη Βελτιστοποίηση Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για το πρόβλημα της βελτιστοποίησης της διαμόρφωσης ορθογωνίου με τον περιορισμό ισορροπίας [324]. Το 2013 παρουσιάστηκε σε ένα άρθρο ένας βελτιωμένος Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών με βάση την παράλληλη υβριδική μετάλλαξη [280], ενώ την ίδια χρονιά παρουσιάστηκε και ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών με μοντέλο σύννεφου (Cloud Model Glowworm Swarm Optimization Algorithm) για την επίλυση συναρτήσεων βελτιστοποίησης [336]. Το 2016 πραγματοποιήθηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του συγκεκριμένου αλγόριθμου για την επίλυση συναρτήσεων με πολλαπλά τοπικά βέλτιστα μεγάλων διαστάσεων [12]. Την ίδια χρονιά, 2016, παρουσιάστηκε μία έρευνα στην οποία προτάθηκε ο χαοτικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών βασισμένος στη μετάλλαξη Gauss (chaotic GSO algorithm based on Gauss mutation - GMC GSO)

[220], ενώ την ίδια χρονιά παρουσιάστηκε ένα άρθρο στο οποίο έγινε χρήση μιας υβριδοποιημένης έκδοσης του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχήματος με Στοχαστικές Ζητήσεις (Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands - VRPSD) [189]. Το 2018 παρουσιάστηκε μία έρευνα στην αναζήτηση πολλαπλών πηγών χρησιμοποιώντας τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών και την Κατανεμημένη Εκτίμηση Κλίσης (Multiple Source Seeking using Glowworm Swarm Optimization and Distributed Gradient Estimation) [291], ενώ την ίδια χρονιά έγινε χρήση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για την επίλυση του τρισδιάστατου προγραμματισμού διαδρομής για μη επανδρωμένα οχήματα [223].

Πολλές έρευνες έχουν παρουσιαστεί για τη χρήση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Το 2013 σε ένα άρθρο χρησιμοποιήθηκε ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων βελτιστοποίησης [76]. Το 2014 σε μία έρευνα έγινε η χρήση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών για την επίλυση του πολυαντικειμενικού περιβαλλοντικού οικονομικού προβλήματος αποστολής [118]. Το 2018 παρουσιάστηκε σε μία έρευνα ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών βασισμένος σε δυναμική αναπαραγωγή για κατανεμημένες βάσεις δεδομένων σε πραγματικό χρόνο (Multiobjective Glowworm Swarm Optimization-Based Dynamic Replication Algorithm for Real-Time Distributed Databases) [283]. Την ίδια χρονιά, 2018, έγινε χρήση του τροποποιημένου διακριτού Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών βασισμένου στη διαίρεση χρονικού παραθύρου για την επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα [78]. Ένα χρόνο αργότερα, το 2019, έγινε χρήση του συγκεκριμένου αλγόριθμου στη διαχείριση της συμφόρησης με μία βέλτιστη ροή ισχύος στο πλαίσιο των αναδιαρθρωμένων αγορών ηλεκτρικής ενέργειας [257]. Την ίδια χρονιά, 2019, χρησιμοποιήθηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος στην επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος βέλτιστης ροής ισχύος (multi-objective optimal power flow problem - MO-OPF) [258].

Ο λόγος επιλογής του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Glowworm Swarm Optimization Algorithm - GSO) είναι ότι χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό πολλαπλών κορυφών μιας συνάρτησης με πολλαπλά τοπικά βέλτιστα, επειδή επιτρέπει στα σμήνη των φωσφορίζοντων σκουληκιών να υποδιαιρεθούν αυτόματα σε υποομάδες, τα οποία μπορούν στη συνέχεια να συγκλίνουν σε πολλαπλά τοπικά βέλτιστα ταυτόχρονα. Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών λειτουργεί

ως εξής: αρχικά, υπάρχουν n φωσφορίζοντα σκουλήκια που τοποθετούνται τυχαία στο χώρο λύσεων x_i , $i = 1, \dots, n$. Κάθε φωσφορίζον σκουλήκι αποφασίζει για την κίνησή του με βάση την ένταση του σήματος που δέχεται από τους γείτονές του. Αυτό είναι περίπου όμοιο με την λουσιφερίνη (*luciferin*), δηλαδή την ουσία που προκαλεί λάμψη σε μια πυγολαμπίδα, ώστε να έλξει είτε άλλα φωσφορίζοντα σκουλήκια είτε θηράματα. Είναι φανερό ότι όσο πιο έντονη είναι η λάμψη, τόσο δυνατότερη είναι η έλξη. Επομένως, κάθε φωσφορίζον σκουλήκι i έχει μία αντικειμενική συνάρτηση $f(x_i(t))$ για κάθε τοποθεσία $x_i(t)$ και μία τιμή λάμψης l_i την οποία γνωστοποιεί στους γείτονές της.

Το κάθε φωσφορίζον σκουλήκι εκτιμά μόνο εκείνα τα δεδομένα που προέρχονται από χρήσιμους γείτονες, δηλαδή εκείνους με τη μεγαλύτερη λάμψη. Το σύνολο των γειτόνων ενός φωσφορίζοντος σκουληκιού i αποτελείται από εκείνα τα φωσφορίζοντα σκουλήκια που έχουν μία μεγάλη τιμή λάμψης και βρίσκονται σε μία απόσταση r_d^i , η οποία μπορεί να πάρει τιμές από $0 < r_d^i < r_s$, όπου r_s είναι η ακτίνα δράσης της λουσιφερίνης. Επίσης, κάθε φωσφορίζον σκουλήκι επιλέγει τους γείτονες του j βάσει μίας πιθανότητας p_{ij} και κινείται προς αυτούς. Αυτή η κίνηση, που βασίζεται μόνο σε τοπική πληροφορία, επιτρέπει στα φωσφορίζοντα σκουλήκια να μοιράζονται σε υπο-ομάδες, κάτι που ωφελεί στην επίλυση ενός προβλήματος με πολλά τοπικά βέλτιστα.

Αρχικά, τοποθετούνται n φωσφορίζοντα σκουλήκια τυχαία στο χώρο λύσεων, έτσι ώστε να έχουν όσο το δυνατό μεγαλύτερη διασπορά. Όλα τα φωσφορίζοντα σκουλήκια στη αρχή έχουν ίση ποσότητα λάμψης I_0 . Δύο είναι οι κύριες φάσεις κάθε επανάληψης: Η φάση ενημέρωσης της λάμψης και η φάση κίνησης που βασίζεται σε ένα κανόνα μετάβασης. Η φάση ενημέρωσης της λάμψης εξαρτάται από την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης στο σημείο που βρίσκεται το φωσφορίζον σκουλήκι. Οπότε, σε αυτή τη φάση, κάθε φωσφορίζον σκουλήκι προσθέτει στην προηγούμενή του ποσότητα μία τιμή που είναι ανάλογη της τωρινής του θέσης στο χώρο λύσεων. Επιπλέον, αφαιρείται μία μικρή ποσότητα για να δείξει την εξασθένιση που έχει το φωσφορίζον σκουλήκι στο χρόνο. Η φάση ενημέρωση της λάμψης (λουσιφερίνης) δίνεται από την εξίσωση [146],[147]:

$$l_i(t+1) = (1 - \rho)l_i(t) + \gamma(f(x_i(t+1))), \quad (35)$$

όπου το ρ είναι το πόσο εξασθενίζει η λάμψη κατά τη διάρκεια του χρόνου που ανήκει στο διάστημα $(0,1)$ και γ είναι μία σταθερά που εξαρτάται από την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης σε σχέση με το χρόνο.

Στην φάση της κίνησης, κάθε φωσφορίζον σκουλήκι αποφασίζει, χρησιμοποιώντας μία πιθανότητα, να κινηθεί προς ένα φωσφορίζον σκουλήκι με υψηλότερη τιμή λάμψης από τη δική του. Η πιθανότητα που έχει κάθε φωσφορίζον σκουλήκι i να κινηθεί προς ένα άλλο φωσφορίζον σκουλήκι j δίνεται από:

$$p_{ij}(t) = \frac{l_j(t) - l_i(t)}{\sum_{k \in N_i(t)} (l_k(t) - l_i(t))}, \quad (36)$$

όπου $j \in N_i(t)$, $N_i(t) = \{j : d_{ij}(t) < r_d^i(t), l_i(t) < l_j(t)\}$ είναι το σύνολο των γειτόνων του i τη χρονική στιγμή t , $d_{ij}(t)$ είναι η Ευκλείδεια απόσταση ανάμεσα σε δύο φωσφορίζοντα σκουλήκια i και j τη χρονική στιγμή t , και $r_d^i(t)$ αναπαριστά τη μεταβλητή ακτίνα γειτονιάς που συσχετίζεται με το φωσφορίζον σκουλήκι i τη χρονική στιγμή t .

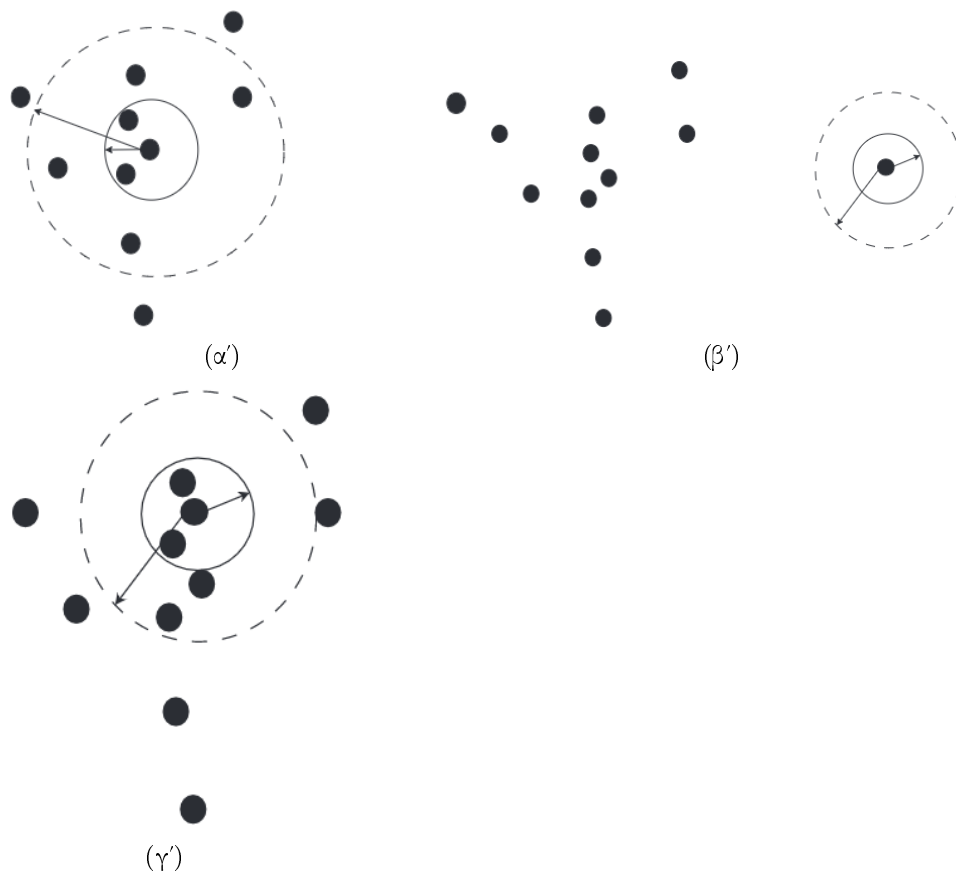
Αν τελικά το φωσφορίζον σκουλήκι i επιλέξει το φωσφορίζον σκουλήκι j , τότε η θέση του ενημερώνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + s \frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|}, \quad (37)$$

όπου $s > 0$ είναι το βήμα που κινείται ένα φωσφορίζον σκουλήκι προς ένα άλλο φωσφορίζον σκουλήκι. Για την αύξηση των ικανοτήτων αναζήτησης του αλγορίθμου, δεν χρησιμοποιείται σταθερό μήκος στην αναζήτηση της γειτονιάς του κάθε φωσφορίζοντος σκουληκιού. Τέλος, αν r_0 είναι το αρχικό μέγεθος που μπορεί να ψάξει για γείτονες ένα φωσφορίζον σκουλήκι τότε:

$$r_d^i(t+1) = \min\{r_s, \max\{0, r_d^i(t) + \beta(n_t - |N_i(t)|)\}\}, \quad (38)$$

όπου β είναι μία σταθερά και n_t είναι το πλήθος των γειτόνων που μπορεί να έχει ένα φωσφορίζον σκουλήκι.



Σχήμα 7: (α') Επέκταση της ακτίνας ενός κύκλου ενός φωσφορίζοντος σκουληκιού, (β') Το φωσφορίζον σκουλήκι χωρίς άλλα φωσφορίζοντα σκουλήκια στη γειτονιά του, (γ') Μετεγκατάσταση του φωσφορίζοντος σκουληκιού μαζί με άλλα φωσφορίζοντα σκουλήκια [189]

Παρακάτω θα αναλυθεί ο προτεινόμενος Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm - PMS-GSO). Αρχικά, ένα σύνολο φωσφορίζοντων σκουληκιών (πιθανές λύσεις) (X) τοποθετείται σε τυχαίες θέσεις στο χώρο. Στη συνέχεια, κάθε μία από τις W λύσεις του αρχικού πληθυσμού λύσεων μετατρέπεται σε διάνυσμα δεκαδικών αριθμών και οι λύσεις τοποθετούνται στον πίνακα (Personal Best) (Προσωπικό Βέλτιστο). Εκεί, θα τοποθετείται η βέλτιστη, μέχρι την τρέχουσα επανάληψη, (λύση - θέση) κάθε φωσφορίζοντος σκουληκιού και από τον πίνακα αυτό δημιουργείται το πρώτο *Pareto* μέτωπο του αρχικού πληθυσμού, πριν ακόμα ξεκινήσουν οι επαναλήψεις.

Στη συνέχεια επιλέγεται τυχαία το πρώτο φωσφορίζον σκουλήκι από τις λύσεις του πίνακα Personal Best. Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντι-

κειμενικής συνάρτησης του κάθε φωσφορίζοντος σκουληκιού και ταξινομούνται τα φωσφορίζοντα σκουλήκια χρησιμοποιώντας τον τελεστή *rank*, όπως στον παραλαγμένο αλγόριθμο *NSGA II* [239]. Έπειτα, για κάθε φωσφορίζον σκουλήκι βρίσκεται η τιμή της λάμψης (λουσιφερίνης) σύμφωνα με τον τύπο:

$$l_i(t+1) = (1 - \rho)l_i(t) + \gamma(rank_i), \quad (39)$$

όπου το ρ είναι το πόσο εξασθενίζει η λάμψη κατά τη διάρκεια του χρόνου που ανήκει στο διάστημα $(0,1)$, γ είναι μία σταθερά που εξαρτάται από την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης σε σχέση με το χρόνο και $rank_i$ είναι η ταξινόμηση του i φωσφορίζοντος σκουληκιού με βάση τον τελεστή *rank*.

Στην πορεία υπολογίζεται η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του φωσφορίζοντος σκουληκιού i σε σχέση με τα υπόλοιπα, επιλέγονται οι 10 κοντινότεροι γείτονές του και ταξινομούνται κατά αύξουσα σειρά. Αφού βρίσκονται οι 10 πιο πιθανοί γείτονες από την εξίσωση (36), έπειτα γίνεται η επιλογή του φωσφορίζοντος σκουληκιού j ως εξής: Επιλέγεται ένας τυχαίος αριθμός β στο διάστημα $(0,1)$. Αν ο αριθμός αυτός είναι μικρότερος από την πιθανότητα του πρώτου πλησιέστερου γείτονα, τότε επιλέγεται ο πρώτος γείτονας. Αν ο β είναι ανάμεσα στις πιθανότητες του πρώτου και του δεύτερου, επιλέγεται ο δεύτερος κ.ο.κ. Εδώ, στην ουσία γίνεται μία επιλογή που βασίζεται στην μέθοδο της ρουλέτας, όπως εφαρμόζεται στους γενετικούς αλγόριθμους. Τέλος, η θέση του φωσφορίζοντος σκουληκιού i ενημερώνεται από την εξίσωση (37).

Στη συνέχεια, ακολουθείται η διαδικασία όπως περιγράφηκε στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY). Δηλαδή, οι λύσεις παίρνουν ακέραια μορφή, ώστε να υπολογιστεί η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση. Έπειτα, τοποθετούνται οι νέες λύσεις σε ένα κοινό πίνακα με τις λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού και ταξινομούνται με βάση τους τελεστές *rank* και *crowding distance*. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις αποτελούν τις νέες λύσεις. Τέλος, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) για κάθε νέα λύση, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση και ενημερώνεται ο πίνακας *Personal Best*. Έπειτα, γίνεται ξανά εφαρμογή του αλγόριθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του πίνακα *Personal Best* και υπολογίζεται το *Pareto* μέτωπο του πληθυσμού (*Pop Pareto*) στην τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου, για κάποιον από τους X πληθυσμούς. Τέλος, γίνεται η δημιουργία του *Total Pareto*, το οποίο αποτελείται από τις μη κυριαρχούμενες λύσεις *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζόντων Σκουληκιών (Parallel

Multi -Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm - PMS-GSO) είναι ο εξής:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

 Αρχικοποίηση

 Επιλογή αριθμού αρχικών φωσφορίζοντων σκουληκιών (W)

 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού φωσφορίζοντων σκουληκιών

 Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε φωσφορίζοντος σκουληκιού του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

 Αρχικοποίηση του πίνακα *Personal Best*

 Αρχικοποίηση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

 Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

 Τυχαία επιλογή του πρώτου φωσφορίζοντος σκουληκιού από τον πίνακα *Personal Best*

 Υπολογισμός του *rank* των φωσφορίζοντων σκουληκιών

 Ταξινόμηση των φωσφορίζοντων σκουληκιών με βάση το *rank*

Για κάθε φωσφορίζον σκουλήκι

 Φάση ενημέρωση της λάμψης (I_i) από την εξίσωση (39)

 Υπολογισμός της Ευκλείδειας απόστασης μεταξύ του φωσφορίζοντος σκουληκιού i σε σχέση με τα υπόλοιπα

 Επιλογή των 10 κοντινότερων γειτόνων του και ταξινόμηση τους κατά αύξουσα σειρά

 Υπολογισμός της πιθανότητας των 10 γειτόνων από την εξίσωση (36)

 Τυχαία επιλογή αριθμού β μεταξύ (0,1)

Εάν ($p_{i1} > \beta$),

 Κίνηση του φωσφορίζοντος σκουληκιού i προς το πρώτο φωσφορίζον σκουλήκι j

Τέλος εάν

Για κάθε ένα από τα υπόλοιπα 9 φωσφορίζοντα σκουλήκια j

Εάν ($p_{ij-1} < \beta < p_{ij}$),

 Κίνηση του φωσφορίζοντος σκουληκιού i προς το φωσφορίζον σκουλήκι j

Τέλος εάν

Τέλος για

 Δημιουργία των W νέων φωσφορίζοντων σκουληκιών χρησιμοποιώντας την εξίσωση (37)

Τέλος για

 Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των φωσφορίζοντων σκουληκιών του

τρέχοντος πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων
 φωσφοριζόντων σκουληκιών
 Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* των
 φωσφοριζόντων σκουληκιών
 Ταξινόμηση των φωσφοριζόντων σκουληκιών με βάση το *rank* και
 το *crowding distance*
 Επιλογή των πρώτων W λύσεων για νέα φωσφορίζοντα σκουλήκια
 Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε νέο φωσφορίζον σκουλήκι
 Υπολογισμός του κόστους κάθε νέου φωσφορίζοντος σκουληκιού
 για κάθε αντικειμενική συνάρτηση
 Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*
 Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Personal Best*
 Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
Τέλος όσο
Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)
Τέλος όσο
Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων
 όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 8: Νυχτερίδα [350].

6.4.8. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm - PMS-BA)

Στη φύση υπάρχουν περίπου 996 διαφορετικά είδη νυχτερίδων και είναι τα μόνα θηλαστικά με φτερά. Επίσης, έχουν εξελιγμένη ικανότητα ηχοεντοπισμού. Το μέγεθός τους κυμαίνεται από 1,5 έως 2 g (μικροσκοπικές νυχτερίδες) ή γιγαντιαίες νυχτερίδες με φτερά περίπου 2 μέτρων και βάρος έως περίπου 1 kg. Οι νυχτερίδες έχουν τρεις συνήθειες, είτε κουρνιάζουν, είτε έχουν βγει για αναζήτηση φαγητού ή απλά μετακινούνται. Γενικά, η αναζήτηση φαγητού μπορεί να χωριστεί σε τρεις φάσεις: φάση αναζήτησης, φάση καταδίωξης και φάση εγκλωβισμού.

Οι μικρές νυχτερίδες (*microbats*) είναι μήκους 4 έως 16 cm και χρησιμοποιούν ηχοεντοπισμό, ενώ οι μεγάλες νυχτερίδες (*megabats*) όχι. Ο ηχοεντοπισμός είναι ένας τύπος σόναρ και χρησιμοποιείται για την ανίχνευση θηράματος, την αποφυγή εμποδίων και τον εντοπισμό των χαραμάδων για κούρνιασμα στο σκοτάδι. Οι μικρές νυχτερίδες εκπέμπουν έναν πολύ δυνατό ηχητικό παλμό και δημιουργείται ηχώ που παράγεται από την αντανάκλαση των ηχητικών κυμάτων πάνω σε επιφάνειες. Μέσα από την ανάλυση των επιστρεφόμενων ήχων από το ακουστικό τους σύστημα, οι νυχτερίδες μπορούν εύκολα να προσανατολιστούν στο περιβάλλον τους και να μετακινηθούν στον δικό τους χώρο, καθώς και να εντοπίσουν το φαγητό τους.

Ένας αριθμός αλγορίθμων που βασίζονται στη συμπεριφορά του ηχοεντοπισμού έχουν προταθεί τα τελευταία χρόνια, αλλά ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας (Bat Algorithm - BA) είναι ο σημαντικότερος από αυτούς. Ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας αναπτύχθηκε από τον *Xin – She Yang* [312], ο οποίος χρησιμοποίησε

ορισμένους βασικούς κανόνες. Ένας από αυτούς είναι ότι οι νυχτερίδες, μέσω του ηχοεντοπισμού, μπορούν να εντοπίσουν την απόσταση και να ξεχωρίσουν μεταξύ φαγητού και εμποδίων, ακόμα και στο σκοτάδι. Για αυτό το λόγο πρέπει να καθοριστεί η ταχύτητα (v_i), η θέση (x_i), μια καθορισμένη συχνότητα (f_{min}), ένα μεταβλητό μήκος κύματος (λ) και η ένταση του ήχου (A_0). Ο τελευταίος κανόνας είναι ότι η ένταση του ήχου κυμαίνεται από μια μεγάλη τιμή (A_0), όταν ψάχνει για μια λεία, προς μια μικρή σταθερή τιμή (A_{min}), όταν κυκλώνει το θήραμα.

Λίγα χρόνια αργότερα, ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας χρησιμοποιήθηκε σε ένα ευρύ φάσμα πεδίων και προβλημάτων. Μερικά από αυτά είναι: ομαδοποίηση [4], ρομποτική μηχανική [244] και επεξεργασία εικόνας [93]. Επίσης, πολλές παραλλαγές του Αλγόριθμου Νυχτερίδας έχουν προταθεί όπως: ο υβριδικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας με τον Αλγόριθμο Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (*ABC*) [201], ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας με νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών [107], ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας με κατευθυνόμενο ηχοεντοπισμό για συνεχή προβλήματα βελτιστοποίησης [41] και ο παράλληλος Αλγόριθμος Νυχτερίδας για την βελτιστοποίηση του κριτηρίου *makespan* σε προβλήματα προγραμματισμού εργασιών [63]. Τέλος, ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας χρησιμοποιήθηκε σε προβλήματα δρομολόγησης όπως: συμμετρικά και ασύμμετρα Προβλήματα Πλανόδιου Πωλητή [212], πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα [213], πρόβλημα διανομής ιατρικών ειδών με φαρμακευτική συλλογή αποβλήτων [214] και πρόβλημα δρομολόγησης φορτηγού και ρυμουλκούμενου [300].

Πολλές έρευνες έχουν δημοσιευθεί, όμως, και για τη χρήση του Αλγόριθμου Νυχτερίδας στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Το 2012 χρησιμοποιήθηκε ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων, όπως για παράδειγμα στο σχεδιασμό δοκών με συγκόλληση [315], ενώ το 2015 προτάθηκε ο δυάδικος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας για την πολυαντικειμενική βελτιστοποίηση σε δυαδική αναζήτηση χώρου [13]. Το 2016 χρησιμοποιήθηκε ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας για τους κανόνες εξόρυξης συσχέτισης [112] και το 2017 χρησιμοποιήθηκε ο Αλγόριθμος Νυχτερίδας στη θερμική μηχανική [284]. Το 2018 χρησιμοποιήθηκε ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας σε προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης [158] και την ίδια χρονιά χρησιμοποιήθηκε για την εύρεση του βέλτιστου μετώπου *Pareto* για πολυαντικειμενικές συναρτήσεις με μεταβαλλόμενα βάρη [235]. Τέλος, το 2019 προτάθηκε ένας βελτιωμένος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας για την επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος βέλτιστης ροής ισχύος με αντιφατικούς στόχους και περιορισμούς [51].

Το πλεονέκτημα του συγκεκριμένου αλγόριθμου είναι ότι είναι ακριβής και αποτελεσματικός. Αρχικά, στον Αλγόριθμο Νυχτερίδας οι τεχνητές νυχτερίδες

πετάνε τυχαία προσαρμόζοντας τη συχνότητα τους αρχικά και στη συνέχεια ενημερώνοντας την ταχύτητα και την θέση τους, όπως οι πραγματικές. Οι εξισώσεις της συχνότητας, της ταχύτητας και της θέσης είναι, αντίστοιχα:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta, \quad (40)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*)f_i, \quad (41)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t, \quad (42)$$

όπου το β παίρνει τυχαίες τιμές από το 0 έως 1, f_i είναι η τρέχουσα συχνότητα f_{min} και f_{max} είναι η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή των συχνοτήτων και x_* είναι το τρέχον βέλτιστο.

Για την φάση της τοπικής αναζήτησης, γίνεται η χρήση τυχαίων βημάτων για τη δημιουργία μιας καινούριας λύσης για κάθε νυχτερίδα και η εξίσωση είναι:

$$x_{new} = x_{old} + \epsilon A^t, \quad (43)$$

όπου το $\epsilon \in [-1, 1]$ είναι ένας τυχαίος αριθμός και το $A^t = \langle A_i^t \rangle$ είναι η μέση ένταση του ήχου για όλες τις νυχτερίδες σε αυτό το χρονικό βήμα.

Γενικά, όταν μια νυχτερίδα βρει θήραμα, η ένταση του ήχου μειώνεται, καθώς ο ρυθμός των εκπομπών των παλμών αυξάνεται. Οι παρακάτω εξισώσεις είναι για την ένταση του ήχου και για την ένταση του παλμού της i νυχτερίδας, αντίστοιχα:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t, \quad (44)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)], \quad (45)$$

όπου A_i^{t+1}, A_i^t είναι οι προηγούμενες και οι ενημερωμένες τιμές της έντασης του ήχου για την i νυχτερίδα, α και γ είναι σταθερές και r_i^{t+1} είναι η ένταση του παλμού της i νυχτερίδας στην επανάληψη $t + 1$. Το r χρησιμοποιείται ως συνθήκη αποδοχής μίας λύσης. Για κάθε $0 < \alpha < 1$ και $\gamma > 0$ ισχύει ότι $A_i^t \rightarrow 0, r_i^t \rightarrow r_i^0$, ως $t \rightarrow \infty$.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο προτεινόμενος αλγόριθμος, ο οποίος είναι ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας

(Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm - PMS-BA). Αρχικά, ένα σύνολο νυχτερίδων (πιθανές λύσεις) (X) τοποθετούνται σε τυχαίες θέσεις στο χώρο. Στη συνέχεια, κάθε μία από τις λύσεις W του αρχικού πληθυσμού μετατρέπεται σε ένα διάνυσμα δεκαδικού αριθμού και οι λύσεις τοποθετούνται στον πίνακα (*Personal Best*). Εκεί, θα τοποθετηθεί η βέλτιστη θέση, μέχρι την τρέχουσα επανάληψη, κάθε νυχτερίδας και από αυτόν τον πίνακα θα δημιουργηθεί το πρώτο *Pareto* μέτωπο του αρχικού πληθυσμού, πριν ξεκινήσουν οι επαναλήψεις. Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης κάθε νυχτερίδας και οι νυχτερίδες ταξινομούνται χρησιμοποιώντας τον τελεστή *rank*, όπως στον παραλλαγμένο αλγόριθμο *NSGA II* [239].

Στη συνέχεια, επιλέγονται οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές καθενιάς από τις δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Μετά, υπολογίζεται η συχνότητα (f_i) κάθε νυχτερίδας σύμφωνα με την εξίσωση:

$$f_i = f_{1,min} + (f_{1,max} - f_{1,min})\beta_1 + (f_{2,max} - f_{2,min})\beta_2, \quad (46)$$

όπου τα β_1, β_2 παίρνουν τυχαίες τιμές από 0 μέχρι 1, το f_i είναι η τρέχουσα συχνότητα, τα $f_{1,min}$ και $f_{1,max}$ είναι η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή της πρώτης αντικειμενικής συνάρτησης, αντίστοιχα, και τα $f_{2,min}$ και $f_{2,max}$ είναι η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή της δεύτερης αντικειμενικής συνάρτησης αντίστοιχα. Επίσης, η ταχύτητα και η θέση κάθε νυχτερίδας υπολογίζεται σύμφωνα με τις εξισώσεις (41) και (42), αντίστοιχα.

Στη συνέχεια, ακολουθείται η διαδικασία όπως περιγράφηκε στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY). Συγκεκριμένα, γίνεται μετατροπή των λύσεων σε ακέραια μορφή, ώστε να υπολογιστεί η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση. Στη συνέχεια, γίνεται τοποθέτηση των νέων λύσεων σε ένα κοινό πίνακα μαζί με τις λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού και έπειτα γίνεται ταξινόμησή τους με βάση τους τελεστές *rank* και *crowding distance*. Μετέπειτα, οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις αποτελούν τις νέες λύσεις, στις οποίες εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS). Στη συνέχεια, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση και ενημερώνεται ο πίνακας *Personal Best*. Μετά, εφαρμόζεται ξανά για κάθε λύση του πίνακα *Personal Best* ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης και υπολογίζεται το *Pareto* μέτωπο του πληθυσμού (*Pop Pareto*) στην τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου, για κάποιον από τους X πληθυσμούς. Τέλος, όλες οι μη κυριαρχούμενες λύσεις *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς δημιουργούν το *Total Pareto*.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγορίθμου Νυχτερίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm -

PMS-BA) είναι ο εξής:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

Επιλογή αριθμού αρχικών νυχτερίδων (W)

Δημιουργία αρχικού πληθυσμού νυχτερίδων

Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε νυχτερίδας του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Αρχικοποίηση του πίνακα *Personal Best*

Αρχικοποίηση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

Υπολογισμός του *rank* των νυχτερίδων

Ταξινόμηση των νυχτερίδων με βάση τον τελεστή *rank*

Επιλογή των μεγίστων και ελαχίστων τιμών κάθε αντικειμενικής συνάρτησης

Για κάθε νυχτερίδα

Υπολογισμός της συχνότητας (f_i), της ταχύτητας (v_i) και της θέσης (x_i), σύμφωνα με τις εξισώσεις (46), (41) και (42) αντίστοιχα

Τέλος για

Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των νυχτερίδων του τρέχοντος πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων νυχτερίδων

Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* των νυχτερίδων

Ταξινόμηση των νυχτερίδων με βάση το *rank* και το *crowding distance*

Επιλογή των πρώτων W λύσεων για νέες νυχτερίδες

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε νέα νυχτερίδα

Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας νυχτερίδας για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Personal Best*

Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 9: Κριλ - Βικιπαίδεια (el.wikipedia.org).

6.4.9. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (*Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm - PMS-KH*)

Το κριλ (*krill*) είναι κοινή ονομασία που αναφέρεται σε κάθε μέλος του ζωοπλαγκτονικού πληθυσμού της τάξης Ευφauσεώδη (*Euphausiacea*) ή του γένους Ευφauσία (*Euphausia*), τα οποία είναι μαλακόστραχα. Συνήθως, η ονομασία αυτή χρησιμοποιείται μόνο για το είδος Ευφauσία η υπερήφανος (*Euphausia superba*). Το όνομα κριλ προέρχεται από τη νορβηγική λέξη "*krill*", που σημαίνει "μικρά τηγανητά ψάρια". Το μέγεθός τους κυμαίνεται από 8 ως 60 χιλιοστόμετρα και έχουν καταγραφεί 82 είδη κριλ. Τα περισσότερα διαθέτουν βιοφωσφορίζοντα όργανα στην κάτω πλευρά του σώματος, που τα καθιστούν ορατά την νύχτα.

Τα κριλ έχουν μεγάλη οικολογική σημασία σε ορισμένες θαλάσσιες περιοχές, μιας και είναι τροφή ορισμένων ψαριών, πουλιών και κητωδών, κυρίως της μπλε φάλαινας. Τα κρύα νερά κοντά στην Ανταρκτική είναι πλουσιότατα σε θρεπτικά συστατικά, κάτι που ευνοεί την τεράστια παραγωγή φυτοπλαγκτού και κατά συνέπεια του μεγάλου αριθμού κριλ, μιας και είναι η βασική πηγή τροφής τους. Αυτός είναι και ο λόγος που ζουν κυρίως σε ψυχρά νερά, από $-1,8^{\circ}$ ως $+1,8^{\circ} C$. Τα κριλ είναι ως επί το πλείστον παμφάγα, αν και μερικά είδη είναι σαρκοβόρα και κυνηγούν μικρά ζωοπλαγκτόν και προνύμφες ψαριών. Εμφανίζεται σε τεράστια σμήνη, που μπορεί να συσσωρευθούν κοντά στην επιφάνεια του ωκεανού ή και σε μεγάλα βάθη κάτω των 2000 μέτρων. Η πυκνότητα του πληθυσμού τους μπορεί να φτάσει τα 20.000 άτομα ανά κυβικό μέτρο νερού. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι το κριλ αποτελεί σημαντικό στοιχείο της υδρόβιας τροφικής αλυσίδας, μιας και μετατρέπει την πρωτογενή παραγωγή του θηράματός του σε μορφή κατάλληλη για κατανάλωση από μεγαλύτερα ζώα που

δεν μπορούν να τραφούν άμεσα από τα φύκια.

Ο αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Krill Herd Algorithm - KH) είναι ένας αλγόριθμος νοσημοσύνης σμήνους που έχει προταθεί αρχικά για συνεχή προβλήματα βελτιστοποίησης. Έχει αποδειχθεί ότι έχει συγκρίσιμη απόδοση με κάποιους άλλους υπάρχοντες αλγόριθμους. Προτάθηκε από τους *Gandomi* και *Alavi* [91] και είναι από τους πιο πρόσφατους αλγόριθμους. Πολλές μελέτες έχουν δημοσιευθεί και αφορούν τον συγκεκριμένο αλγόριθμο. Το 2014 προτάθηκε ο χαοτικός αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ [294], καθώς και ο αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ [295]. Την ίδια χρονιά, 2014, παρουσιάστηκε ο βιογεωγραφικός αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (biogeography-based krill herd algorithm - BBKH) για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων βελτιστοποίησης [296] και χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ στην επίλυση διαφορετικών οικονομικών προβλημάτων αποστολής φορτίου (Economic load dispatch problems) [185]. Την ίδια χρονιά, 2014, έγινε χρήση ενός βελτιωμένου αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ για την επίλυση ολικών προβλημάτων βελτιστοποίησης [106], όπως επίσης προτάθηκε ένας συνδυασμός του αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ με τον αλγόριθμο Αναζήτησης της Μουσικής Αρμονίας για την επίλυση αριθμητικών προβλημάτων βελτιστοποίησης [297]. Την ίδια χρονιά, 2014, παρουσιάστηκε ένας υβριδικός αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ με διαφορική εξέλιξη, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στην αριθμητική βελτιστοποίηση [298] και προτάθηκε και ένας βελτιωμένος αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ με γραμμικό μειωτικό βήμα (improved KH-krill herd with linear decreasing step - KHL D) [166]. Το 2016 προτάθηκε ένας βελτιωμένος αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ με εναντίωση λόγω μάθησης, θέση πίεσης και μετάλλαξη *Cauchy* για την επίλυση δύο προβλημάτων βελτιστοποίησης μηχανικής [299].

Πολλές έρευνες έχουν γίνει για τη χρήση του Αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Το 2015 παρουσιάστηκε μία έρευνα όπου έγινε χρήση του Αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ για την επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος αναδιευθέτησης, λαμβάνοντας υπόψη τις κατανεμημένες γενιές [2]. Την ίδια χρονιά, 2015, χρησιμοποιήθηκε ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ στην ηλεκτρομαγνητική βελτιστοποίηση [17], ενώ το 2016 έγινε χρήση του Αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ, βασισμένου σε πραγματική ανακατανομή ηλεκτρικής ενέργειας, για βελτίωση της κατανομής τάσης στην επίλυση πολυαντικειμενικών συναρτήσεων [119]. Το 2018 χρησιμοποιήθηκε ο Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ για την επίλυση πολυαντικειμενικών βέλτιστων προβλημάτων ροής ισχύος σε ένα δίκτυο συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας [241]. Την ίδια χρονιά, 2018, έγινε χρήση του Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ στην τοποθέτηση εικονικών μη-

χανών στο υπολογιστικό σύννεφο [19], ενώ το 2019 στην δυναμική κατανομή πόρων σε Περιβάλλον Σύννεφου [200].

Ο αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Krill Herd Algorithm - KH) βασίζεται στην προσομοίωση της εύρεσης τροφής των σμήνων των κριλ και σχεδόν όλοι οι απαραίτητοι συντελεστές για την υλοποίηση του λαμβάνονται από εμπειρικές μελέτες των πραγματικών κριλ, που υπάρχουν στην βιβλιογραφία. Η συνάρτηση καταλληλότητας κάθε κριλ ορίζεται από την απόσταση του από την τροφή και από την υψηλότερη πυκνότητα του σμήνους. Υπάρχουν τρεις βασικές ενέργειες που θεωρούνται ότι καθορίζουν τη χρονικά εξαρτώμενη θέση ενός μεμονωμένου κριλ και είναι: (1) επηρεασμός από την κίνηση των άλλων ατόμων κριλ, (2) η δραστηριότητα της τροφής και (3) η τυχαία διάχυση. Η εύρεση τροφής του κριλ είναι μια πολυαντικειμενική διαδικασία που περιλαμβάνει δύο κύριους στόχους: (1) την αύξηση της πυκνότητας κριλ και (2) την επίτευξη της τροφής. Η προσέλκυση του κριλ (αυξανόμενη πυκνότητα) και η εξεύρεση τροφής (περιοχές υψηλής συγκέντρωσης τροφίμων) χρησιμοποιούνται ως στόχοι που οδηγούν τελικά τα κριλ γύρω από τα ολικά ελάχιστα. Οπότε, το κριλ κινείται προς την καλύτερη λύση όταν ψάχνει για την υψηλότερη πυκνότητα των κριλ και για τροφή. Άρα, όσο πιο κοντά είναι η απόσταση από την υψηλή πυκνότητα των κριλ και την τροφή, τόσο μικρότερη είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης.

Η φάση αρχικοποίησης του αλγορίθμου είναι όταν οι θηρευτές μειώνουν τη μέση πυκνότητα των κριλ και απομακρύνουν το σμήνος από την πηγή τροφής τους. Όπως προαναφέρθηκε, στη φύση, η καταλληλότητα του κάθε ατόμου υποτίθεται ότι είναι ένας συνδυασμός της απόστασης από την τροφή και από την υψηλότερη πυκνότητα του σμήνους των κριλ. Επομένως, η καταλληλότητα είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης για τον αλγόριθμο. Η χρονικά εξαρτώμενη θέση ενός μεμονωμένου κριλ δίνεται από το ακόλουθο *Lagrangian* μοντέλο, το οποίο είναι γενικευμένο σε ένα n -διάστατο χώρο:

$$\frac{dX_i}{dt} = N_i + F_i + D_i, \quad (47)$$

όπου N_i είναι η κίνηση που προκαλείται από τα άλλα κριλ, F_i είναι η κίνηση της τροφής και D_i είναι η φυσική διάχυση των i ατόμων κριλ.

Έχει διαπιστωθεί ότι τα κριλ προσπαθούν να διατηρήσουν υψηλή πυκνότητα και να κινηθούν λόγω των αμοιβαίων τους επιδράσεων [114]. Η καθοδηγούμενη κατεύθυνση κίνησης (a_i) υπολογίζεται από τρεις πυκνότητες: την τοπική πυκνότητα σμήνους (τοπική επίδραση), την πυκνότητα του σμήνους στόχου (επίδραση στόχου) και την απωστική πυκνότητα του σμήνους (απόρριψη) [114]. Για ένα κριλ, η επαγόμενη κίνηση ορίζεται ως:

$$N_i^{new} = N^{max} a_i + \omega_n N_i^{old}, \quad (48)$$

όπου

$$a_i = a_i^{local} + a_i^{target}, \quad (49)$$

και N^{max} είναι η μέγιστη επαγόμενη ταχύτητα, ω_n είναι το βάρος αδράνειας της κίνησης που προκαλείται στην περιοχή $[0, 1]$, N_i^{old} είναι η τελευταία πρόκληση κινήσεων, a_i^{local} είναι το τοπικό αποτέλεσμα που προκαλείται από τους γείτονες και a_i^{target} είναι το αποτέλεσμα κατεύθυνσης-στόχου που προκύπτει από το καλύτερο άτομο κριλ. Οι μετρημένες τιμές της μέγιστης επαγόμενης ταχύτητας σε πραγματικά κριλ είναι ίσες με $0,01 \text{ (ms}^{-1}\text{)}$ [114].

Η επίδραση των γειτόνων μπορεί να είναι είτε ελκτική είτε απωστική μεταξύ των ατόμων σε μια τοπική αναζήτηση και ορίζεται, όσον αφορά την κίνηση ενός ατόμου κριλ, ως εξής:

$$a_i^{local} = \sum_{j=1}^{NN} \hat{K}_{i,j} \hat{X}_{i,j}, \quad (50)$$

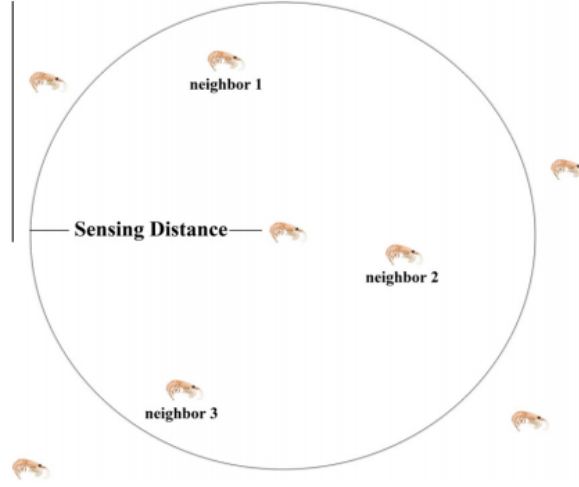
$$\hat{X}_{i,j} = \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\| + \epsilon}, \quad (51)$$

$$\hat{K}_{i,j} = \frac{K_i - K_j}{K^{worst} - K^{best}}, \quad (52)$$

όπου K^{best} και K^{worst} είναι οι καλύτερες και οι χειρότερες τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων των ατόμων κριλ μέχρι στιγμής, τα K_i και K_j αντιπροσωπεύουν τις τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων των ατόμων i και j αντίστοιχα, όπου j είναι ο γείτονας με $j = 1, 2, \dots, NN$, το X αντιπροσωπεύει τις σχετικές θέσεις, το NN είναι ο αριθμός των γειτόνων και το ϵ είναι ένας μικρός θετικός αριθμός.

Οι δεξιές πλευρές των εξισώσεων (50) - (52) περιέχουν διανύσματα, τα οποία δείχνουν τις επαγόμενες κατευθύνσεις από διαφορετικούς γείτονες, και κανονικοποιημένες τιμές, όπου κάθε τιμή παρουσιάζει την επίδραση ενός γείτονα. Το διάνυσμα των γειτόνων μπορεί να είναι ελκτικό ή απωστικό ανάλογα με το αν η κανονικοποιημένη τιμή είναι αρνητική ή θετική, αντίστοιχα.

Για την εύρεση του γείτονα υπάρχουν πολλές στρατηγικές. Για παράδειγμα, μία γειτονιά μπορεί απλά να οριστεί ως η εύρεση του αριθμού των πλησιέστερων ατόμων κριλ. Έχοντας ως γνώμονα την πραγματική συμπεριφορά των ατόμων κριλ, προσδιορίζεται μια απόσταση ανίχνευσης (d_s) γύρω από ένα άτομο κριλ (όπως φαίνεται στο σχήμα (10)), ώστε να βρεθούν οι γείτονες. Ο τύπος για



Σχήμα 10: Μια σχηματική αναπαράσταση του αισθητήριου πεδίου γύρω από ένα άτομο κριλ [91].

την απόσταση αντίχνησης για κάθε άτομο κριλ σε κάθε επανάληψη είναι ο ακόλουθος:

$$d_{s,i} = \frac{1}{5N} \sum_{j=1}^N \|X_i - X_j\|, \quad (53)$$

όπου $d_{s,i}$ είναι η απόσταση αντίχνησης για το i άτομο κριλ και N είναι ο αριθμός των ατόμων κριλ. Από την παραπάνω εξίσωση (53) και από το σχήμα (10) είναι εμφανές ότι δύο άτομα κριλ είναι γείτονες, όταν η απόσταση μεταξύ τους είναι μικρότερη από την καθορισμένη απόσταση αντίχνησης.

Το διάνυσμα στόχου κάθε ατόμου κριλ είναι η ελάχιστη τιμή καταλληλότητας του ατόμου. Επιπλέον, λαμβάνεται υπόψη η επίδραση του ατόμου κριλ με την καλύτερη τιμή καταλληλότητας για το i κριλ, σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση, κάτι που οδηγεί στο ολικό βέλτιστο:

$$d_i^{target} = C^{best} \hat{K}_{i,best} \hat{X}_{i,best}, \quad (54)$$

όπου το C^{best} είναι ένας συντελεστής του ατόμου κριλ με την καλύτερη τιμή καταλληλότητας στο i άτομο και ορίζεται ως:

$$C^{best} = 2(rand + \frac{I}{I_{max}}), \quad (55)$$

όπου το $rand$ παίρνει τυχαίες τιμές μεταξύ 0 και 1, το I είναι ο αριθμός της τρέχουσας επανάληψης και το I_{max} είναι ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.

Στη συνέχεια θα γίνει μία αναφορά σχετικά με την κίνηση της τροφής. Η κίνηση της τροφής διαμορφώνεται με βάση δύο κύριες παραμέτρους: την θέση των τροφών και την προηγούμενη εμπειρία σχετικά με τη θέση των τροφών. Αυτή η κίνηση μπορεί να εκφραστεί όσον αφορά το i άτομο ως εξής:

$$F_i = V_f \beta_i + \omega_f F_i^{old}, \quad (56)$$

όπου

$$\beta_i = \beta_i^{food} + \beta_i^{best}, \quad (57)$$

και το V_f είναι η ταχύτητα αναζήτησης τροφής, το ω_f είναι το βάρος αδράνειας της κίνησης της τροφής στην περιοχή $[0,1]$, το F_i^{old} είναι η τελευταία κίνηση τροφής, το β_i^{food} είναι η τροφή έλξης και το β_i^{best} είναι το αποτέλεσμα της καλύτερης τιμής καταλληλότητας του i κριλ μέχρι τώρα. Οι μετρημένες τιμές της ταχύτητας αναζήτησης τροφής σε πραγματικά κριλ είναι ίσες με $0,02 \text{ (ms}^{-1}\text{)}$ [236].

Η επίδραση της τροφής ορίζεται κυρίως από την θέση της. Αρχικά, βρίσκεται το κέντρο των τροφών και στη συνέχεια γίνεται η μορφοποίηση της έλξης της τροφής. Το εικονικό κέντρο της συγκέντρωσης τροφών εκτιμάται σύμφωνα με την κατανομή των ατόμων κριλ, η οποία εμπνέεται από το "κέντρο μάζας". Το κέντρο των τροφών για κάθε επανάληψη βρίσκεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$X^{food} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{K_i} X_i}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{K_i}} \quad (58)$$

Ως εκ τούτου, η έλξη των τροφών για το i κριλ μπορεί να καθοριστεί ως εξής:

$$\beta_i^{food} = C^{food} \hat{K}_{i,food} \hat{X}_{i,food}, \quad (59)$$

όπου C^{food} είναι ο συντελεστής τροφής. Λόγω του ότι η επίδραση της τροφής στην διατροφή του κριλ μειώνεται κατά τη διάρκεια του χρόνου, ο συντελεστής τροφής προσδιορίζεται ως:

$$C^{food} = 2(1 - \frac{I}{I_{max}}), \quad (60)$$

όπου I και I_{max} είναι η τρέχουσα επανάληψη και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, αντίστοιχα.

Η έλξη των τροφών ορίζεται έτσι ώστε να προσελκύσει, πιθανώς, το σμήνος κριλ το ολικό βέλτιστο και ως εκ τούτου τα άτομα κριλ πλησιάζουν το ολικό βέλτιστο έπειτα από κάποια επανάληψη.

Η επίδραση της καλύτερης τιμής καταλληλότητας του ατόμου i βρίσκεται χρησιμοποιώντας την ακόλουθη εξίσωση:

$$\beta_i^{best} = \hat{K}_{i,ibest} \hat{X}_{i,ibest}, \quad (61)$$

όπου $\hat{K}_{i,ibest}$ είναι η καλύτερη θέση που επισκέφθηκε προηγουμένως το άτομο i .

Όσον αφορά τη φυσική διάχυση των ατόμων κριλ, η οποία θεωρείται τυχαία διαδικασία, διατυπώνεται ως εξής:

$$D_i = D^{max} \left(1 - \frac{I}{I_{max}}\right) \delta, \quad (62)$$

όπου D^{max} είναι η μέγιστη ταχύτητα διάχυσης και παίρνει τυχαίες τιμές μεταξύ 0,002 και 0,010 (ms^{-1}), δ είναι ο τυχαίος φορέας κατεύθυνσης, όπου τα στοιχεία του παίρνουν τυχαίες τιμές μεταξύ -1 και 1, και I , I_{max} είναι η τρέχουσα επανάληψη και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, αντίστοιχα.

Έπειτα, χρησιμοποιώντας τις διαφορετικές παραμέτρους της κίνησης στη διάρκεια του χρόνου, όπως παρουσιάστηκαν παραπάνω, το διάνυσμα θέσης ενός ατόμου κριλ κατά τη διάρκεια του διαστήματος $(t, t + \Delta t)$ δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$X_i(t + \Delta t) = X_i(t) + \Delta t \frac{dX_i}{dt}, \quad (63)$$

όπου Δt είναι η παράμετρος που λειτουργεί ως συντελεστής κλίμακας του διανύσματος ταχύτητας, εξαρτάται από το χώρο αναζήτησης και υπολογίζεται σύμφωνα με τον τύπο:

$$\Delta t = C_t \sum_{j=1}^{NV} (UB_j - LB_j), \quad (64)$$

όπου NV είναι ο συνολικός αριθμός μεταβλητών, το C_t είναι μια σταθερά στο διάστημα $[0,2]$ και τα LB_j , UB_j είναι τα χαμηλότερα και ανώτερα όρια των μεταβλητών j ($j = 1, 2, \dots, NV$), αντίστοιχα.

Από τα παραπάνω φαίνεται ότι το απόλυτο της αφαίρεσής τους δείχνει τον χώρο αναζήτησης και ότι οι χαμηλές τιμές του C_t επιτρέπουν στα άτομα κριλ να ψάξουν πιο προσεκτικά το χώρο. Μετά τον υπολογισμό της κίνησης, για τη βελτισίωση της απόδοσης του αλγορίθμου, προστέθηκαν οι τελεστές διασταύρωσης και μεταλλάξης στον αλγόριθμο.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο προτεινόμενος αλγόριθμος, ο οποίος είναι ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm - PMS-KH). Αρχικά, ένα σύνολο κριλ (πιθανές λύσεις) (X) τοποθετούνται σε τυχαίες θέσεις στο χώρο. Στη συνέχεια, κάθε μία από τις λύσεις W του αρχικού πληθυσμού μετατρέπεται σε ένα διάνυσμα δεκαδικού αριθμού και οι λύσεις τοποθετούνται στον πίνακα (*Personal Best*). Εκεί, θα τοποθετηθεί η βέλτιστη θέση, μέχρι την τρέχουσα επανάληψη, κάθε ατόμου κριλ και από αυτόν τον πίνακα θα δημιουργηθεί το πρώτο *Pareto* μέτωπο του αρχικού πληθυσμού, πριν ξεκινήσουν οι επαναλήψεις. Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης κάθε κριλ και τα κριλ ταξινομούνται χρησιμοποιώντας τον τελεστή *rank*, όπως στον τροποποιημένο αλγόριθμο *NSGA II* [239].

Έπειτα, από τα κριλ που είχαν τον τελεστή *rank* ίσο με 1, δημιουργήθηκε ένας πίνακας με τις θέσεις τους και ένα διάνυσμα με τη θέση τους στον αρχικό πληθυσμό. Επίσης, βρέθηκε η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων του προβλήματος, αντίστοιχα. Στη συνέχεια, υπολογίζεται το $\hat{K}_{i,j}$ για κάθε κριλ σύμφωνα με την εξίσωση (52). Για τον υπολογισμό του $\hat{X}_{i,j}$ χρησιμοποιείται ο τύπος (51), αφού πρώτα υπολογίζεται η ευκλείδεια απόσταση του κάθε ατόμου κριλ με σχέση τα υπόλοιπα. Τέλος, επιλέγονται τα 10 κριλ που έχουν την μικρότερη ευκλείδεια απόσταση από το i κριλ και βρίσκεται το a_i^{local} σύμφωνα με την εξίσωση (50). Το διάνυσμα στόχου κάθε ατόμου κριλ βρίσκεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$a_i^{target} = 2(rand + \frac{I}{I_{max}})(\hat{K}_{i,best1} + \hat{K}_{i,best2})\hat{X}_{i,best}, \quad (65)$$

όπου το *rand* παίρνει τυχαίες τιμές μεταξύ 0 και 1, το I είναι ο αριθμός της τρέχουσας επανάληψης, το I_{max} είναι ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, τα *best1* και *best2* είναι η καλύτερη τιμή για την πρώτη και δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση, αντίστοιχα, και το *best* είναι ένα τυχαίο κριλ από εκείνα με τελεστή *rank* = 1. Τέλος, η επαγόμενη κίνηση του κριλ βρίσκεται από τις εξισώσεις (48) και (49).

Για τον υπολογισμό της κίνησης της τροφής χρησιμοποιήθηκαν οι εξισώσεις (56) και (57). Επιπλέον, για την έλξη των τροφών για το i κριλ χρησιμοποιήθηκαν οι εξισώσεις (59) και (60), όπου το κέντρο των τροφών για κάθε επανάληψη (X^{food}) δίνεται από την εξίσωση:

$$X^{food} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{K_1+K_2} X_i}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{K_1+K_2}}, \quad (66)$$

όπου K_1 και K_2 είναι οι τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων των ατόμων κριλ και X_i είναι η θέση τους στο χώρο. Εδώ, πρέπει να αναφερθεί ότι αν το X^{food} είναι αρνητικό, τότε επιλέγεται τυχαία μία τιμή από το πληθυσμό των κριλ, ενώ αν βγει μεγαλύτερο από τον πληθυσμό των κριλ, επιλέγεται το μέγιστο του πληθυσμού.

Για τον υπολογισμό της καλύτερης τιμής καταλληλότητας του i κριλ χρησιμοποιήθηκε η εξίσωση (61), για την έλξη των τροφών για το i κριλ η (59) και για τη φυσική διάχυση των ατόμων κριλ η εξίσωση (62). Τέλος, για την νέα θέση του i κριλ χρησιμοποιήθηκε ο τύπος (63), με τη βοήθεια των τύπων (64) και (47). Όσο αναφορά τις τιμές του χαμηλότερου (LB_j) και του ανώτερου ορίου (UB_j) των μεταβλητών j ($j = 1, \dots, m$), που χρησιμοποιήθηκαν στις παραπάνω εξισώσεις, επιλέχτηκαν το ελάχιστο και το μέγιστο κάθε στήλης του πίνακα θέσεων των ατόμων κριλ του τρέχοντος πληθυσμού, αντίστοιχα. Εδώ, αξίζει να αναφερθεί ότι σε αυτόν τον αλγόριθμο δεν προστέθηκαν οι τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης, μίας και χρησιμοποιήθηκε η τοπική αναζήτηση *VNS* για την βελτίωση των λύσεων, η οποία αναλύθηκε σε προηγούμενη παράγραφο.

Στη συνέχεια, η διαδικασία πραγματοποιείται όπως περιγράφηκε αναλυτικά στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY). Εν συντομία, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση μετατρέποντας τις λύσεις σε ακέραια μορφή. Έπειτα, σε ένα κοινό πίνακα γίνεται τοποθέτηση των νέων λύσεων μαζί με τις λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού και στη συνέχεια γίνεται ταξινόμησή τους με βάση τους τελεστές *rank* και *crowding distance*. Στη συνέχεια, οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις είναι οι νέες λύσεις στις οποίες εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS), υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση και ενημερώνεται ο πίνακας *Personal Best*. Μετά, ακολουθεί ξανά η εφαρμογή του αλγόριθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του πίνακα *Personal Best* και υπολογίζεται το *Pareto* μέτωπο του πληθυσμού (*Pop Pareto*) στην τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου, για κάποιον από τους X πληθυσμούς. Τέλος, το *Total Pareto* αποτελείται από όλες τις μη κυριαρχούμενες λύσεις *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm - PMS-KH) είναι ο εξής:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

Επιλογή αριθμού αρχικών κριλ (W)

Επιλογή αριθμού ϵ

Επιλογή τιμής επαγόμενης ταχύτητας (N^{max})

Επιλογή τιμής ταχύτητας αναζήτησης τροφής (V_f)

Δημιουργία αρχικού πληθυσμού κριλ

Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε κριλ του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Αρχικοποίηση του πίνακα *Personal Best*

Αρχικοποίηση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

Υπολογισμός του *rank* των ατόμων κριλ

Ταξινόμηση των ατόμων κριλ με βάση τον τελεστή *rank*

Επιλογή των ατόμων κριλ με τελεστή *rank* = 1

Επιλογή της μέγιστης και της ελάχιστης τιμής
κάθε αντικειμενικής συνάρτησης

Για κάθε κριλ

Υπολογισμός της ευκλείδειας απόστασης κάθε κριλ σε
σχέση με τα υπόλοιπα

Επιλογή των 10 κοντινότερων γειτόνων του κριλ με βάση την
ευκλείδεια απόσταση

Υπολογισμός των τιμών $\hat{K}_{i,j}$ και $\hat{X}_{i,j}$, και της κίνησης
του κριλ (a_i^{local}), σύμφωνα με τις εξισώσεις (51),
(52) και (50) αντίστοιχα

Υπολογισμός του διανύσματος στόχου κάθε ατόμου κριλ
(a_i^{target}) από την εξίσωση (65)

Υπολογισμός της επαγόμενης κίνησης του κριλ (N_i^{new}) από
τις εξισώσεις (48) και (49)

Υπολογισμός του κέντρου των τροφών (X^{food}) από την
εξίσωση (66)

Υπολογισμός της έλξης των τροφών (β_i^{food}) από την
εξίσωση (59)

Υπολογισμός της καλύτερης τιμής καταλληλότητας του i κριλ
(β_i^{best}) από την εξίσωση (61)

Υπολογισμός της κίνησης της τροφής (F_i) από τις εξισώσεις
(56) και (57)

Υπολογισμός της φυσικής διάχυσης των ατόμων κριλ (D_i)
από την εξίσωση (62)

Υπολογισμός του χαμηλότερου (LB_j) και του ανώτερου ορίου (UB_j) των μεταβλητών j ($j = 1, \dots, m$)

Υπολογισμός της νέας θέσης του κριλ από την εξίσωση (63), με τη βοήθεια των εξισώσεων (64) και (47)

Τέλος για

Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των θέσεων των κριλ του τρέχοντος πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων θέσεων των κριλ

Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* κάθε θέσης

Ταξινόμηση των κριλ με βάση το *rank* και το *crowding distance*

Επιλογή των πρώτων W λύσεων για τις νέες θέσεις των κριλ

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε νέα θέση των κριλ

Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας θέσης για κάθε αντικειμενική συνάρτηση

Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*

Εφαρμογή της μεθόδου *VNS* σε κάθε λύση του *Personal Best*

Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)



Σχήμα 11: Κούκος - Βικιπαίδεια (el.wikipedia.org)

6.4.10. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm - PMS-CS)

Προτού γίνει η αναλυτική περιγραφή του αλγορίθμου, είναι σημαντική η περιγραφή της αναπαραγωγής του κούκου στη φύση. Ο κούκος είναι ευρύτατα γνωστός για τη χαρακτηριστική φωνή του, ένα δισύλλαβο κάλεσμα που ακούγεται από το αρσενικό κάθε άνοιξη, και για το φαινόμενο του αναπαραγωγικού παρασιτισμού (brood parasitism) που εμφανίζει. Πιο συγκεκριμένα, ο θηλυκός κούκος γεννάει τα αυγά του στις φωλιές άλλων πουλιών, αφού μετακινήσει από την εκάστοτε φωλιά τον αντίστοιχο αριθμό αυγών του ιδιοκτήτη (συνήθως 1 αυγό ανά φωλιά, σπάνια 2), με στόχο να αυξηθεί η πιθανότητα επιβίωσης των δικών του αυγών. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι η μετακίνηση των αυγών του πτηνού από τον κούκο γίνεται πάντα λίγο μετά την στιγμή που ο ιδιοκτήτης της φωλιάς έχει αφήσει τα δικά του αυγά. Έπειτα, απομακρύνεται γρήγορα, με την όλη διαδικασία να διαρκεί περίπου 10 δευτερόλεπτα. Ένα θηλυκό μπορεί να επισκεφθεί μέχρι και 25 φωλιές κατά τη διάρκεια της περιόδου αναπαραγωγής.

Υπάρχουν τρεις διαφορετικές κατηγορίες παρασιτικής ανατροφής απογόνων: είτε αντικατάσταση κάποιων αυγών άλλων πτηνών με τα δικά τους αυγά, είτε συνεργατική ανατροφή με άλλα πτηνά είτε κατάληψη της φωλιάς. Αντίστοιχα, υπάρχουν τρεις διαφορετικοί τρόποι αντιμετώπισης από τα πτηνά που ανακαλύπτουν αυτή τη διαδικασία: είτε αντιμετώπιση των εισβολέων κούκων, είτε

απομάκρυνση των ξένων αυγών από την φωλιά τους, είτε απλά εγκατάλειψη της φωλιά τους και ξαναφτιάξιμο μιας άλλης φωλιάς κάπου αλλού.

Το χρονοδιάγραμμα της ωοτοκίας ορισμένων ειδών κούκου είναι επίσης εκπληκτικό. Οι παρασιτικοί κούκοι επιλέγουν συχνά μια φωλιά όπου το πτηνό μόλις έβαλε τα δικά του αυγά. Γενικά, τα αυγά του κούκου εκκολάπτονται λίγο νωρίτερα από τα αυγά των πτηνών. Μόλις ο νεοσσός-κούκος εκκολαφθεί, η πρώτη ενστικτώδης ενέργειά του είναι να απωθήσει τα αυγά του ξενιστή με τυφλό τρόπο από τη φωλιά, κάτι που θα αυξήσει το μερίδιό του στην τροφή. Άλλος τρόπος συχνής σίτισης του νεογνού-κούκου είναι η μίμηση μίας ολόκληρης γκάμας φωνών «επαιτείας», που παραπέμπουν στις φωνές των αυθεντικών νεοσσών του ξενιστή. Αυτό συμβαίνει γιατί ο νεοσσός-κούκος χρειάζεται ποσότητα τροφής ίση με το σύνολο της τροφής που θα έδιναν οι ξενιστές-γονείς σε όλους τους δικούς τους νεοσσούς.

Ο αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search Algorithm - CS) είναι μια από τις τελευταίες προσθήκες στην ομάδα των αλγορίθμων εμπνευσμένων από τη φύση. Έχει προταθεί από τους *Yang* και *Deb* [310] το 2009 και έχει αποδειχθεί πολύ ελπιδοφόρος αλγόριθμος για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης. Ορισμένα προβλήματα όπου έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυσή τους είναι: τα προβλήματα χωρίς περιορισμούς [290], το πολυαντικειμενικό πρόβλημα σχεδιασμού [42], τα προβλήματα δομικής βελτιστοποίησης [92], τα προβλήματα βελτιστοποίησης αξιοπιστίας [293], το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή [215], τα υβριδικά προβλήματα προγραμματισμού ροής για την ελαχιστοποίηση του *makespan* [187], τα προβλήματα θερμικής μεταβίβασης αντίστροφης γεωμετρίας [50] και το πρόβλημα προγραμματισμού ροής [332]. Το 2019 τα αποτελέσματα του Αλγόριθμου Αναζήτησης του Κούκου, που προέκυψαν από την επίλυση τεσσάρων διαφορετικών συναρτήσεων της βιβλιογραφίας (benchmark functions), συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα ενός Εξελικτικού Αλγόριθμου και του Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας [253].

Πολλές έρευνες έχουν πραγματοποιηθεί όσον αφορά τον Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Αναζήτησης του Κούκου, καθώς και για τη χρήση του Αλγόριθμου Αναζήτησης του Κούκου στην επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Ο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου έχει χρησιμοποιηθεί σε προβλήματα βελτιστοποίησης σχεδιασμού [317], στην αναγνώριση αριθμητικού κανόνα σύνδεσης [128], σε προβλήματα βελτιστοποίησης σχεδιασμού μηχανικής [139] και σε πρόβλημα ελαχιστοποίησης απωλειών ισχύος ενσωματώνοντας ένα στατικό αντισταθμιστή VAR (SVC) [199]. Το 2014 παρουσιάστηκε ο Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου σε συνδυασμό με τη μη κυριαρχούμενη ταξινόμηση, καθώς και με τεχνικές αρχειοθέτησης, για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων [111]. Το 2017 παρουσιάστηκε μία βελτιωμένη έκδοση του Αλγόριθμου Αναζήτησης του Κούκου, η οποία ήταν συνδυασμένη με μη κυριαρχούμενη ταξινόμηση, με τον τελεστή *crowding distance* και τις

Lévy πτήσεις [285], ενώ το 2018 παρουσιάστηκε ο Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου με έναν ασαφή προσαρμοστικό ελεγκτή για την επίλυση πολυαντικειμενικών προβλημάτων [44]. Την ίδια χρονιά, 2018, παρουσιάστηκε και ένας τροποποιημένος Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου για την επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης προγραμματισμού σε ένα ευέλικτο περιβάλλον παραγωγής [29].

Εδώ αξίζει να αναφερθεί και ο λόγος της επιλογής της Lévy πτήσης στον αλγόριθμο Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search Algorithm - CS). Στη φύση, το μονοπάτι εύρεσης τροφής ενός ζώου είναι ένας τυχαίος περίπατος, γιατί η επόμενη κίνηση βασίζεται στην τρέχουσα θέση/κατάσταση. Η κατεύθυνση που θα επιλεγεί εξαρτάται από μια πιθανότητα που μπορεί να μοντελοποιηθεί μαθηματικά. Για παράδειγμα, πάρα πολλές έρευνες έχουν δείξει ότι η συμπεριφορά στην κίνηση/πτήση πολλών ζώων, πτηνών και εντόμων έχει τα τυπικά χαρακτηριστικά μιας Lévy πτήσης [34, 252, 227].

Ο αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search Algorithm - CS) χρησιμοποιεί, για την απλοποίησή του, τρεις κανόνες:

1) Κάθε κούκος γεννάει ένα αυγό τη φορά και το αφήνει σε μια τυχαία επιλεγμένη φωλιά.

2) Οι καλύτερες φωλιές, αυτές με τα πιο ισχυρά αυγά (λύσεις) θα μεταφερθούν στην επόμενη επανάληψη.

3) Ο αριθμός των διαθέσιμων φωλιών που μπορούν να φιλοξενήσουν αυγά είναι καθορισμένος, και το πουλί στο οποίο ανήκει η φωλιά μπορεί να ανακαλύψει ένα ξένο αυγό με πιθανότητα $p_\alpha \in [0,1]$. Σε αυτή την περίπτωση, το συγκεκριμένο πουλί είτε θα πετάξει το αυγό μακριά ή θα εγκαταλείψει τη φωλιά και θα χτίσει μια καινούρια φωλιά σε μια τελείως διαφορετική τοποθεσία.

Για απλότητα, η τελευταία παρατήρηση μπορεί να προσεγγιστεί με μια αναλογία από p_α φωλιές από τις n που μπορούν να αντικατασταθούν από νέες φωλιές (με καινούριες νέες λύσεις σε νέες τοποθεσίες). Για ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, η ποιότητα της λύσης είναι ανάλογη με την αντικειμενική συνάρτηση.

Με γνώμονα αυτούς τους τρεις κανόνες, το πρώτο βήμα του αλγορίθμου είναι η δημιουργία νέων λύσεων $x^{(t+1)}$ για τον κούκο i με την εφαρμογή της Lévy πτήσης, σύμφωνα με τον τύπο:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus Lévy(\lambda), \quad (67)$$

όπου το $\alpha > 0$ είναι το μέγεθος του βήματος το οποίο συσχετίζεται με την κλίμακα του προβλήματος που επιλύεται. Στις περισσότερες περιπτώσεις, μπορούμε να πούμε ότι α είναι πολυπλοκότητας $O(1)$. Επίσης, το γινόμενο \oplus σημαίνει πολλαπλασιασμός δύο πινάκων στοιχείο με στοιχείο και όχι γινόμενο πινάκων. Οι Lévy πτήσεις ουσιαστικά παρέχουν ένα τυχαίο περίπατο, ενώ τα

τυχαία βήματα τους σχεδιάζονται από μία Lévy κατανομή για μεγάλα βήματα, σύμφωνα με την εξίσωση:

$$Lévy \sim u = t^{-\lambda}, (1 < \lambda \leq 3), \quad (68)$$

η οποία έχει άπειρη διακύμανση με άπειρο μέσο. Εδώ, τα συνεχόμενα βήματα ενός κούκου ουσιαστικά σχεδιάζουν μια διαδικασία τυχαίου περιπάτου που ακολουθεί μια πολύ ισχυρή βηματική κατανομή.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, στη φύση, αν ένα αυγό του κούκου είναι πολύ παρόμοιο με τα αυγά ενός ξενιστή, τότε αυτό το αυγό του κούκου είναι λιγότερο πιθανό να ανακαλυφθεί, οπότε η καταλληλότητα πρέπει να σχετίζεται με τη διαφορετικότητα στις λύσεις. Αυτός είναι ο λόγος της επιλογής του τυχαίου περιπάτου με προκαθορισμένο τρόπο για κάποια τυχαία μεγέθη βημάτων.

Παρακάτω παρουσιάζεται ο προτεινόμενος αλγόριθμος, ο οποίος είναι ο Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm - PMS-CS). Αρχικά, ένα σύνολο κούκων (πιθανές λύσεις) (X) τοποθετούνται σε τυχαίες θέσεις στο χώρο. Στη συνέχεια, κάθε μία από τις λύσεις W του αρχικού πληθυσμού μετατρέπεται σε ένα διάνυσμα δεκαδικού αριθμού και οι λύσεις τοποθετούνται στον πίνακα (*Personal Best*). Εκεί, θα τοποθετηθεί η βέλτιστη θέση, μέχρι την τρέχουσα επανάληψη, κάθε κούκου και από αυτόν τον πίνακα θα δημιουργηθεί το πρώτο *Pareto* μέτωπο του αρχικού πληθυσμού, πριν ξεκινήσουν οι επαναλήψεις. Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης κάθε κούκου και οι κούκοι ταξινομούνται χρησιμοποιώντας τον τελεστή *rank*, όπως στον τροποποιημένο αλγόριθμο *NSGA II* [239].

Στη συνέχεια, επιλέγονται οι λύσεις που έχουν τιμή *rank* = 1. Έπειτα, υπολογίζεται η συνάρτηση σ , η οποία δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$\sigma = \left(\frac{\gamma(1 + \beta) \cdot \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\gamma(\frac{1+\beta}{2}) \cdot \beta \cdot 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{\frac{1}{\beta}}, \quad (69)$$

όπου γ είναι η κατανομή Γάμμα και το β είναι ίσο με $3/2$.

Έπειτα, για το κάθε κούκο i υπολογίζονται τα διανύσματα u και v σύμφωνα με τους τύπους:

$$u_i = rand \cdot \sigma, \quad (70)$$

$$v_i = rand_1, \quad (71)$$

όπου τα $rand$ και $rand_1$ παίρνουν τυχαίες ακέραιες τιμές μεταξύ 1 και m με m να είναι ο αριθμός των κούκων. Τα u και v είναι απαραίτητα για την επιλογή του βήματος (*step*) του κάθε κούκου i , ο οποίος βρίσκεται από την εξίσωση:

$$step_i = \frac{u.}{|v.|^{\frac{1}{\beta}}}, \quad (72)$$

Στη συνέχεια υπολογίζεται το μέγεθος του βήματος ($stepsize_i$) κάθε κούκου i από τον τύπο:

$$stepsize_i = 0.01 \cdot step. \cdot (x_i - best_i), \quad (73)$$

όπου x_i είναι η θέση του κούκου i και $best_i$ είναι η θέση του τυχαίου κούκου που έχει $rank = 1$.

Η δημιουργία των νέων λύσεων x_i^{t+1} των κούκων υπολογίζονται από τον τύπο:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + stepsize. \cdot rand_2, \quad (74)$$

όπου x_i^t είναι οι λύσεις της προηγούμενης επανάληψης και το $rand_2$ παίρνει τυχαίες ακέραιες τιμές μεταξύ 1 και m με m να είναι ο αριθμός των κούκων. Τέλος, γίνεται ο υπολογισμός των τιμών των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων του προβλήματος για τις καινούριες λύσεις που βρέθηκαν και γίνεται σύγκριση κάθε μίας καινούριας λύσης (x_i^{t+1}) με την παλιά λύση (x_i^t), όσον αφορά είτε την τιμή της πρώτης είτε της δεύτερης αντικειμενικής συνάρτησης, ώστε να κρατηθεί η καλύτερη. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι οι λύσεις συγκρίνονται με βάση είτε την τιμή της πρώτης είτε της δεύτερης αντικειμενικής συνάρτησης και επιλέγονται οι λύσεις με την μικρότερη τιμή στις αντικειμενικές συναρτήσεις.

Στη συνέχεια, η διαδικασία γίνεται όπως περιγράφηκε αναλυτικά στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY). Εν συντομία, γίνεται ο υπολογισμός των τιμών της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση, αφού πρώτα μετατρέπονται οι λύσεις σε ακέραια μορφή. Κατόπιν, τοποθετούνται σε ένα κοινό πίνακα οι νέες λύσεις μαζί με τις λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού. Στη συνέχεια, γίνεται η ταξινόμησή τους με βάση τους τελεστές *rank* και *crowding distance* και οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις αποτελούν τις νέες λύσεις, όπου εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS). Έπειτα, υπολογίζεται η τιμή της κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση και ενημερώνεται ο πίνακας *Personal Best*. Κατόπιν, εφαρμόζεται ξανά ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για κάθε λύση του πίνακα *Personal Best* και υπολογίζεται το *Pareto* μέτωπο του πληθυσμού (*Pop Pareto*) στην τελευταία επανάληψη του αλγορίθμου, για κάποιον από τους X πληθυσμούς. Τέλος,

στο *Total Pareto* τοποθετούνται όλες οι μη κυριαρχούμενες λύσεις *Pareto* της τελευταίας επανάληψης του καθενός από τους X πληθυσμούς.

Ο ψευδοκώδικας του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm - PMS-CS) είναι ο εξής:

Όσο δεν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός πληθυσμών (X) επανάλαβε:

Αρχικοποίηση

 Επιλογή αριθμού αρχικών κούκων (W)

 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού κούκων

 Υπολογισμός του κόστους της λύσης (θέσης) κάθε κούκου του πληθυσμού για κάθε αντικειμενική συνάρτηση ($kostos_1$ και $kostos_2$ αντίστοιχα)

Αρχικοποίηση του πίνακα Personal Best

Αρχικοποίηση του μετώπου Pareto του πληθυσμού (Pop Pareto)

Κύρια φάση αλγορίθμου

Όσο δεν έχουν ολοκληρωθεί οι επαναλήψεις του αλγορίθμου:

 Υπολογισμός του *rank* των κούκων

 Ταξινόμηση των κούκων με βάση τον τελεστή *rank*

 Επιλογή των κούκων με τελεστή *rank* = 1

 Επιλογή της τιμής του β

 Υπολογισμός της συνάστησης σ από τον τύπο (69)

Για κάθε κούκο

 Υπολογισμός των διανυσμάτων u_i και v_i από τους τύπους (70) και (71)

 Υπολογισμός του βήματος ($step_i$) από την εξίσωση (72)

 Υπολογισμός του μεγέθους του βήματος ($stepsize_i$) σύμφωνα με τον τύπο (73)

 Υπολογισμός της νέας θέσης του κούκου από την εξίσωση (74).

 Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας θέσης για κάθε αντικειμενική συνάρτηση ($kostos_{new_1}$ και $kostos_{new_2}$ αντίστοιχα)

Εάν ($kostos_{new_1} < kostos_1$) ή ($kostos_{new_2} < kostos_2$)

 Επιλογή της νέας λύσης x_i^{t+1}

Τέλος εάν

Τέλος για

 Τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των θέσεων των κούκων του τρέχοντος πληθυσμού και των αντίστοιχων νέων θέσεων των κούκων

 Υπολογισμός του *rank* και του *crowding distance* κάθε θέσης

 Ταξινόμηση των κούκων με βάση το *rank* και το *crowding distance*

Επιλογή των πρώτων W λύσεων για τις νέες θέσεις των κούκων
 Εφαρμογή της μεθόδου VNS σε κάθε νέα θέση των κούκων
 Υπολογισμός του κόστους κάθε νέας θέσης για κάθε
 αντικειμενική συνάρτηση
 Ενημέρωση του πίνακα *Personal Best*
 Εφαρμογή της μεθόδου VNS σε κάθε λύση του *Personal Best*
 Ενημέρωση του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* του πληθυσμού (*Pop Pareto*)

Τέλος όσο

Επιστροφή του μετώπου *Pareto* όλων των μη-κυριαρχούμενων λύσεων
 όλων των πληθυσμών (*Total Pareto*)

6.5. Ομοιότητες - Διαφορές των αλγορίθμων

Οι ομοιότητες και οι διαφορές των αλγορίθμων συνοψίζονται στη συνέχεια.

Ομοιότητες

1. Η αποτύπωση της Διαδρομής-Λύσης, δηλαδή οι λύσεις όλων των αλγορίθμων αποτυπώνονται με ένα βοηθητικό διάνυσμα με την ακολουθία των κόμβων, όπου η αποθήκη είναι ο κόμβος 1.
2. Η μέθοδος Δημιουργίας Πληθυσμού Αρχικών Λύσεων.
3. Η χρήση του αλγόριθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης για τη βελτίωση των λύσεων.
4. Η χρήση της Παράλληλης Πολυεναρκτήριας Μεθόδου για την παραγωγή των X πληθυσμών αρχικών λύσεων.

Διαφορές

1. Σε όλους τους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), γίνεται μετατροπή κάθε μίας από τις λύσεις W του αρχικού πληθυσμού σε ένα διάνυσμα δεκαδικού αριθμού.
2. Τοποθέτηση του αρχικού πληθυσμού λύσεων στον πίνακα (*Personal Best*), πλην του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), όπου τοποθετούνται στον πίνακα (*Antibody Best*), και του Παράλληλου Πολυεναρκτήριου Γενετικού Αλγόριθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II), που τοποθετούνται στον πίνακα (*Individual Best*).

3. Σε όλους τους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), γίνεται μετατροπή των στοιχείων των λύσεων σε ακέραια μορφή για τον υπολογισμό του κόστους κάθε αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέα λύση.
4. Σε όλους τους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA) και του Παράλληλου Πολυενακτήριου Γενετικού Αλγόριθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II), γίνεται τοποθέτηση σε ένα κοινό πίνακα των νέων λύσεων με τις λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού.
5. Σε όλους τους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), γίνεται ταξινόμηση των νέων λύσεων με βάση τους τελεστές rank και crowding distance.
6. Η ταξινόμηση των νέων λύσεων με βάση τους τελεστές rank και crowding distance γίνεται στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Γενετικό Αλγόριθμο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II) σε δύο φάσεις: στην αρχή του αλγόριθμου για την επιλογή του κάθε γονέα και μετά την εφαρμογή του αλγόριθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS), ενώ στους υπόλοιπους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), μετά την τοποθέτηση σε ένα κοινό πίνακα των νέων λύσεων με τις λύσεις του τρέχοντος πληθυσμού.
7. Σε όλους τους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), μετά την ταξινόμηση των νέων λύσεων με βάση τους τελεστές rank και crowding distance, οι πρώτες W ταξινομημένες λύσεις αποτελούν τις λύσεις της τρέχουσας επανάληψης.
8. Στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Γενετικό Αλγόριθμο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II) εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) για κάθε λύση μία φορά, ενώ σε όλους τους υπόλοιπους αλγόριθμους δύο φορές.
9. Σε όλους τους αλγόριθμους, πλην του Παράλληλου Πολυενακτήριου Γενετικού Αλγόριθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-

Start NSGA II - PMS-NSGA II), μετά τη δεύτερη εφαρμογή του αλγόριθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) γίνεται ανανέωση της βέλτιστης λύσης για κάθε άτομο του πίνακα (*Personal Best*) ή του πίνακα (*Antibody Best*) (Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA)) ή του πίνακα (*Individual Best*) (Παράλληλος Πολυενακτήριος Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II)).

10. Σε όλους τους αλγόριθμους, εκτός του Παράλληλου Πολυενακτήριου Γενετικού Αλγόριθμου Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II), του Παράλληλου Πολυενακτήριου Πολυαντικειμενικού Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), του Παράλληλου Πολυενακτήριου Αλγόριθμου Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE) και του Παράλληλου Πολυενακτήριου Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO), γίνεται ταξινόμηση των λύσεων με βάση τον τελεστή rank. Πιο συγκεκριμένα, στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm - PMS-ABC) η διαδικασία αυτή γίνεται μετά την τοποθέτηση σε κοινό πίνακα των πηγών τροφής του τρέχοντος πληθυσμού με τις αντίστοιχες νέες πηγές τροφής, ενώ στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm - PMS-FIREFLY) και τον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm - PMS-GSO) η ταξινόμηση γίνεται μετά την τυχαία επιλογή της πρώτης λύσης από τον πίνακα (*Personal Best*). Τέλος, στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Νυχτερίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm - PMS-BA), στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm - PMS-KH) και στον Παράλληλο Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικό Αλγόριθμο Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm - PMS-CS) η ταξινόμηση εφαρμόζεται μετά τη δημιουργία του πρώτου *Pareto* μετώπου του αρχικού πληθυσμού, πριν ξεκινήσουν οι επαναλήψεις.

7. Μέτρα Αποτελεσματικότητας Μετώπου Pareto (Evaluation Measures)

7.1. Εισαγωγή

Για την αξιολόγηση ενός πολυαντικειμενικού προβλήματος είναι απαραίτητη η επίτευξη τεσσάρων στόχων ([260],[338]). Ένας στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της απόστασης σε σχέση με το βέλτιστο Μέτωπο *Pareto* (αν είναι γνωστό), ενώ ένας άλλος είναι η επίτευξη ομοιόμορφης κατανομής των λύσεων πάνω στο Μέτωπο *Pareto* (*spread* και *distribution*). Οι άλλοι δύο στόχοι είναι η επίτευξη της επέκτασης του διαγράμματος σε όσο μεγαλύτερη έκταση σε όλους τους άξονες και η μεγιστοποίηση του αριθμού των λύσεων του Μετώπου *Pareto*.

Υπάρχουν τρεις τρόποι σύγκρισης για την σύγκριση ενός συνόλου μετώπων *Pareto*. Ένας τρόπος είναι η σύγκριση όλων με το βέλτιστο Μέτωπο *Pareto*, ενώ ένας άλλος τρόπος είναι η σύγκριση όλων μεταξύ τους. Ο τελευταίος τρόπος είναι η χρήση τύπων για τον υπολογισμό της επίδοσης κάθε διαγράμματος ξεχωριστά, όσον αφορά την έκτασή του, την κατανομή ή την διασπορά των λύσεων του πάνω στους άξονες, την ομαλότητα του διαγράμματος και τον αριθμό των λύσεων του.

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή χρησιμοποιήθηκαν κάποια μέτρα αποτελεσματικότητας, μιας και δεν υπήρχε, για τα προβλήματα που επιλύθηκαν, κάποιο Μέτωπο *Pareto* Αναφοράς ή κάποιο σημείο αναφοράς ή βέλτιστο *Pareto*. Τα μέτρα αυτά παρουσιάζονται στη συνέχεια.

7.2. Αριθμός λύσεων και έκταση Μετώπου Pareto (Number of solutions and extent of the Pareto front)

Το μέτρο αποτελεσματικότητας L δείχνει τον αριθμό των λύσεων του Μετώπου *Pareto*. Το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k ή αλλιώς η έκταση Μετώπου *Pareto* (M_k) δείχνει το πόσο εκτείνεται το μέτωπο *Pareto* ως προς κάθε διάσταση και υπολογίζεται από την εξίσωση [338]:

$$M_k = \sqrt{\sum_{i=1}^K \max\{\|p' - q'\|\}}, \quad (75)$$

όπου K είναι ο αριθμός των αντικειμενικών και p' , q' είναι η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή της αξίας κάθε αντικειμενικής συνάρτησης, αντίστοιχα.

7.3. Διασπορά και Κατανομή Μετώπου Pareto (Spread and Distribution of the Pareto front)

Το μέτρο αποτελεσματικότητας Δ περιλαμβάνει πληροφορίες τόσο για την κατανομή όσο και για την διασπορά των λύσεων ενός μετώπου *Pareto*. Για το υπολογισμό του μέτρου απόδοσης Δ χρησιμοποιείται η παρακάτω εξίσωση:

$$\Delta = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{|S|-1} |dist_i - \overline{dist}|}{d_f + d_l + (|S| - 1)\overline{dist}}, \quad (76)$$

όπου τα d_f και d_l είναι οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ των ακραίων και των ενδιάμεσων λύσεων του μη κυριαρχούμενου συνόλου λύσεων, το S είναι ο αριθμός των ενδιάμεσων λύσεων (εκτός των δύο ακραίων), τα $dist_i$ είναι οι αποστάσεις των ενδιάμεσων λύσεων με $i = 1, 2, \dots, (S - 1)$ και το \overline{dist} είναι η μέση τιμή όλων των αποστάσεων $dist_i$.

7.4. Μέτρο Κάλυψης μεταξύ δύο Μετώπων Pareto (Μέτρο Κάλυψης) (Coverage of Two Sets measure)

Το μέτρο Κάλυψης (*C measure*) βοηθάει στον υπολογισμό του κατά πόσο κυριαρχούν οι λύσεις του ενός μετώπου Pareto, που δημιουργείται από τον έναν αλγόριθμο, στις λύσεις του άλλου μετώπου Pareto, που δημιουργείται από τον άλλο αλγόριθμο. Πιο συγκεκριμένα, έστω ότι συγκρίνουμε δύο αλγόριθμους τον A_1 και τον A_2 . Επιπλέον, έστω ότι A' είναι το σύνολο των λύσεων Pareto του A_1 και B' του A_2 , αντίστοιχα. Το μέτρο $C(A', B')$ υπολογίζει το ποσοστό των λύσεων B' του αλγορίθμου A_2 που κυριαρχούνται από τις λύσεις A' του A_1 και ο τύπος είναι:

$$C(A', B') = \frac{|\{b \in B'; \exists a \in A' : a \succeq b\}|}{|B'|}. \quad (77)$$

8. Δεδομένα, Αποτελέσματα και Συμπεράσματα (Instances and Computational Results)

8.1. Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει ανάλυση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την υλοποίηση των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών προβλημάτων. Αρχικά, θα γίνει αναφορά στη δημιουργία των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν και στις τιμές των παραμέτρων που επιλέχθηκαν να αποδοθούν σε κάθε έναν αλγόριθμο, ενώ στη συνέχεια θα γίνει η ανάλυση των αποτελεσμάτων με τρόπο που περιγράφεται σε επόμενο υποκεφάλαιο.

Η επίλυση πολυαντικειμενικών ενεργειακών προβλημάτων δρομολόγησης είναι ένα πεδίο έρευνας σχετικά νέο και οι αλγόριθμοι που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι κυρίως είτε ευρετικοί αλγόριθμοι είτε ο αλγόριθμος *NSGA II*. Επομένως, οι στόχοι αυτής της διατριβής δεν είναι μόνο η παρουσίαση τεσσάρων νέων πολυαντικειμενικών προβλημάτων, αλλά και η προσθήκη νέων και εξίσου αποτελεσματικών πολυαντικειμενικών αλγορίθμων για την επίλυση των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών προβλημάτων, που βασίζονται στην κατηγορία των αλγορίθμων οι οποίοι είναι εμπνευσμένοι από τη φύση.

Σκοπός των συγκρίσεων, που παρατείνονται σε παρακάτω υποκεφάλαιο, είναι η διερεύνηση της επίδοσης των προτεινόμενων αλγορίθμων. Επιπλέον, η ανάλυση των αποτελεσμάτων γίνεται, αρχικά, με αριθμητική καταμέτρηση των παραδειγμάτων στα οποία υπερτερεί ο κάθε αλγόριθμος και έπειτα με μια πιο ποιοτική ανάλυση των επιδόσεων των αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται η παρουσίαση των συμπερασμάτων με βάση τα προβλήματα που μοντελοποιήθηκαν και επιλύθηκαν στη παρούσα διατριβή.

8.2. Δεδομένα

Αξίζει να σημειωθεί ότι η υλοποίηση όλων των αλγορίθμων για την επίλυση των πολυαντικειμενικών προβλημάτων που αναλύθηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο έγινε στη γλώσσα προγραμματισμού *Visual C++*. Τα δεδομένα έχουν δημιουργηθεί σύμφωνα με την διατριβή του Δρ. Ψύχα [342], δηλαδή δημιουργήθηκε μία νέα ομάδα δεδομένων από το συνδυασμό δύο διαφορετικών ομάδων παραδειγμάτων της βιβλιογραφίας. Πιο συγκεκριμένα, τα δεδομένα, όσον αφορά τις συντεταγμένες των κόμβων, αντλήθηκαν από τα παραδείγματα 100 κόμβων από τη βάση δεδομένων *TSPLIB* (*kroA100*, *kroB100*, *kroC100*, *kroD100* και *kroE100*), τα οποία χρησιμοποιούνται για την επίλυση του Προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή [343]. Επίσης, τα δεδομένα, όσον αφορά την χωρητικότητα των οχημάτων, τα χρονικά περιθώρια (διάρκεια δρομολογίου οχήματος και χρόνος εξυπηρέτησης) και τη ζήτηση των πελατών, αντλήθηκαν από το τρίτο παράδειγμα (*par3*) από τα κλασσικά παραδείγματα των *Christofides et*

al. που δίνονται στο [56] για την επίλυση του Περιορισμένης Χωρητικότητας Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων. Εδώ πρέπει να αναφερθεί ότι το παράδειγμα *par3* αποτελείται από 101 κόμβους, ενώ στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα από τους πρώτους 100 κόμβους, όσον αφορά τη ζήτηση των πελατών, στους οποίους ο πρώτος κόμβος αποτελεί την αποθήκη που έχει μηδενική ζήτηση. Επομένως, για τη δημιουργία των νέων δεδομένων, έγινε συνδυασμός των παραδειγμάτων *kro#100* (όπου το # αντιστοιχεί στο *A* ή *B* ή *C* ή *D* ή *E*) με το παράδειγμα *par3*, οπότε δημιουργήθηκαν τα παραδείγματα *kroA100par3*, *kroB100par3*, *kroC100par3*, *kroD100par3* και *kroE100par3*. Η δημιουργία των τριών αποθηκών έγινε ως εξής: Η πρώτη αποθήκη είναι ο πρώτος πελάτης, η δεύτερη αποθήκη έχει συντεταγμένες ίσες με $x_2 = y_1$ και $y_2 = x_1$, όπου (x_1, y_1) είναι οι συντεταγμένες της πρώτης αποθήκης, και η τρίτη αποθήκη έχει συντεταγμένες μεταξύ (100,100) και (500,500) ανάλογα με την περίπτωση. Τέλος, 33 πελάτες τοποθετούνται σε κάθε αποθήκη.

Για την επίλυση των δύο συμμετρικών προβλημάτων, όπου η παράμετρος $r_{ij} = 1$ για κάθε τόξο που ανήκει στην διαδρομή, συνδυάστηκαν τα παραδείγματα *kro#100par3* ανά δύο. Πιο συγκεκριμένα, οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ των συντεταγμένων των κόμβων του πρώτου σε σειρά παραδείγματος αντιστοιχούν στους χρόνους μετάβασης μεταξύ των κόμβων, ενώ οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ των συντεταγμένων των κόμβων του δεύτερου σε σειρά παραδείγματος αντιστοιχούν στις αποστάσεις μεταξύ των κόμβων. Τα δέκα παραδείγματα που δημιουργήθηκαν είναι: *kroAB100par3*, *kroAC100par3*, *kroAD100par3*, *kroAE100par3*, *kroBC100par3*, *kroBD100par3*, *kroBE100par3*, *kroCD100par3*, *kroCE100par3* και *kroDE100par3*. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι για να εξοικονομηθεί χώρος στους πίνακες των αποτελεσμάτων, τα παραδείγματα θα αναφέρονται με την μορφή «*A – B*» αντί για *kroAB100par3* κ.ο.κ.

Αντίστοιχα, για την επίλυση των δύο μη-συμμετρικών προβλημάτων, όπου η παράμετρος $r_{ij} \neq 1$ και $r_{ij} \neq r_{ji}$ για κάθε τόξο που ανήκει στη διαδρομή, συνδυάστηκαν τα παραδείγματα *kro#100par3* ανά τέσσερα. Πιο αναλυτικά, οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ των συντεταγμένων των κόμβων του πρώτου σε σειρά παραδείγματος αντιστοιχούν στους χρόνους μετάβασης μεταξύ των κόμβων, οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ των συντεταγμένων των κόμβων του δεύτερου σε σειρά παραδείγματος αντιστοιχούν στις αποστάσεις μεταξύ των κόμβων και οι Ευκλείδειες αποστάσεις των κόμβων από τα δύο τελευταία παραδείγματα χρησιμεύουν για την δημιουργία του πίνακα της παραμέτρου r_{ij} . Πιο συγκεκριμένα, για τον πίνακα των παραμέτρων διαδρομής r_{ij} , ο οποίος είναι ένας μη συμμετρικός πίνακας με θετικούς αριθμούς, τα στοιχεία κάτω της κυρίας διαγωνίου του πίνακα αποτελούνται από τις Ευκλείδειες αποστάσεις των κόμβων του τρίτου παραδείγματος, ενώ τα στοιχεία άνω της κυρίας διαγωνίου του πίνακα αποτελούνται από τις Ευκλείδειες αποστάσεις των κόμβων του τέταρτου παραδείγματος. Τέλος, για τη δημιουργία του πίνακα αυτού, γίνεται η διαίρεση

κάθε στοιχείου του πίνακα με το αντίστοιχο στοιχείο του πίνακα που περιέχει τις Ευκλείδειες αποστάσεις των κόμβων του δεύτερου παραδείγματος. Αξίζει να τονιστεί ότι με την χρήση των τριών διαφορετικών αρχείων δεδομένων γίνεται προσομοίωση των πραγματικών συνθηκών, κάτι που είναι απαραίτητο στα μη-συμμετρικά προβλήματα. Τα παραδείγματα των μη-συμμετρικών προβλημάτων που χρησιμοποιήθηκαν είναι: kroABCD100par3, kroACBD100par3, kroADBE100par3, kroAEBD100par3, kroBCAD100par3, kroBDAC100par3, kroBEAD100par3, kroCDAE100par3, kroCEAB100par3 και kroDEBC100par3. Για συντομία, στην παρούσα διατριβή τα παραδείγματα θα αναφέρονται με την μορφή « $A - B - CD$ » αντί για το παράδειγμα kroABCD100par3 κ.ο.κ.

8.3. Παράμετροι Πολυαντικειμενικών Αλγορίθμων

Παρακάτω αναφέρονται οι τιμές όλων των παραμέτρων των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν, οι οποίοι παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Οι τιμές αυτές δόθηκαν μετά από δοκιμές και λαμβάνοντας υπόψη ότι οι αλγόριθμοι δεν ξεπερνούν ένα συγκεκριμένο όριο υπολογιστικού χρόνου, ο οποίος είναι περίπου 2.5 ώρες, όμως, για αυτόν τον χρόνο εκτέλεσης, δίνουν όσο καλύτερα αποτελέσματα μπορούν. Επιπλέον, όλοι οι αλγόριθμοι έχουν τον ίδιο αριθμό επαναλήψεων, πληθυσμών και αρχικών λύσεων. Επίσης, πρέπει να σημειωθεί ότι στον αλγόριθμο *PMS - NSGA II*, ισχύει ότι $vn_{s_{max}} = 20$, ενώ στους άλλους αλγορίθμους ισχύει ότι $vn_{s_{max}} = 10$. Αυτό συμβαίνει γιατί στον αλγόριθμο *PMS - NSGA II* η *VNS* καλείται μόνο μία φορά, ενώ στους άλλους αλγορίθμους καλείται δύο φορές. Τέλος, αξίζει να αναφερθεί ότι ο αριθμός των επαναλήψεων της μεθόδου *VNS*, που χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της "μητρικής" λύσης του αρχικού πληθυσμού λύσεων για κάθε αντικειμενική συνάρτηση, ανέρχεται στις 1.5×10^6 επαναλήψεις.

1. Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (*Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός ατόμων κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $vn_{s_{max}} = 20$, $local_{max} = 10$

2. Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10

- Αριθμός ατόμων κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $\beta = 0.5$
- $vn s_{max} = 10, local_{max} = 10$

3. Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*Parallel Multi-Start Nondominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm - PMS-NSPSO*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός σωματιδίων κάθε αρχικού πληθυσμού (σμήνους): 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $c_1 = 2.1, c_2 = 2$
- $vn s_{max} = 10, local_{max} = 10$

4. Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (*Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός αντισωμάτων κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $Mr = 0.5, \beta = 1$
- $vn s_{max} = 10, local_{max} = 10$

5. Παράλληλος Πολυεναρκτήριοις Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (*Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm -PMS-ABC*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός πηγών τροφής κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500

- Αριθμός νέων πηγών τροφής: 100
- $vn_{s_{max}} = 10$, $local_{max} = 10$

6. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (*Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm -PMS-FIREFLY*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός πυγολαμπίδων κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $vn_{s_{max}} = 10$, $local_{max} = 10$

7. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (*Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm -PMS-GSO*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός φωσφορίζοντων σκουληκιών κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $vn_{s_{max}} = 10$, $local_{max} = 10$

8. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (*Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm -PMS-BA*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός νυχτερίδων κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $vn_{s_{max}} = 10$, $local_{max} = 10$

9. Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (*Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm -PMS-KH*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός ατόμων κριλ κάθε αρχικού πληθυσμού: 100

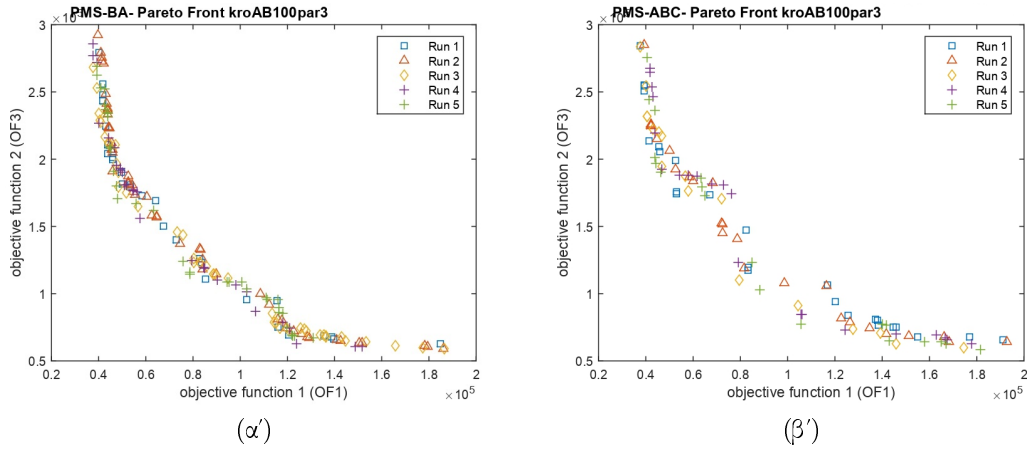
- Αριθμός γενιών: 500
- $\epsilon = 0.0001$, $N^{max} = 0.01$, $V_f = 0.02$
- $vnS_{max} = 10$, $local_{max} = 10$

10. Παράλληλος Πολυενακτήριο Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (*Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm -PMS-CS*)

- Αριθμός αρχικών πληθυσμών: 10
- Αριθμός κούκων κάθε αρχικού πληθυσμού: 100
- Αριθμός γενιών: 500
- $\beta = 3/2$
- $vnS_{max} = 10$, $local_{max} = 10$

8.4. Ευστάθεια Πολυαντικειμενικών Αλγορίθμων

Σε αυτήν την παράγραφο εξετάζεται η ευστάθεια των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι όλοι οι αλγόριθμοι εκτελέστηκαν για τον ίδιο αριθμό επαναλήψεων, δηλαδή 500 επαναλήψεις, στο ίδιο πρόβλημα και για το ίδιο παράδειγμα. Στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 12) παρουσιάζεται το αποτέλεσμα των αλγορίθμων *PMS – BA* και του *PMS – ABC* αντίστοιχα, για πέντε διαδοχικές εκτελέσεις με το ίδιο παράδειγμα *kroAB100par3* στο ίδιο πρόβλημα, δηλαδή στο Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες. Από τα σχήματα γίνεται αντιληπτό ότι τα διαγράμματα και των πέντε εκτελέσεων σχεδόν συμπίπτουν, κάτι που αποδεικνύει την ευστάθειά τους, όσον αφορά την βελτίωση των λύσεων. Όμως, από τα σχήματα φαίνεται επίσης ότι υπάρχουν μικρές μεταβολές στα διαγράμματα των πέντε εκτελέσεων τόσο στον αριθμό όσο και στη θέση των λύσεων επάνω στο διάγραμμα. Αυτό οφείλεται στο παράγοντα της τυχειότητας που μπορεί να επηρεάσει την εξέλιξη των λύσεων σε κάθε εκτέλεση του εκάστοτε αλγορίθμου. Όμοια, αποδεικνύεται η ευστάθεια και για τους υπόλοιπους αλγορίθμους που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή.



Σχήμα 12: Μέτωπα *Pareto* πέντε διαδοχικών εκτελέσεων για τους αλγόριθμους (α') *PMS-BA* και (β') *PMS-ABC* για το παράδειγμα *kroAB100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem).

8.5. Ανάλυση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο αναλύονται τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι προτεινόμενοι πολυαντικειμενικοί αλγόριθμοι για κάθε ένα από τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που περιγράφηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο. Ένα πολύ σημαντικό στοιχείο της διδακτορικής διατριβής ήταν πώς θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα των αλγορίθμων. Θεωρώντας ως δεδομένο ότι δεν υπήρχε μέτρο σύγκρισης και δεν υπήρχε ένα βέλτιστο *Pareto* μέτωπο και σκεπτόμενοι ότι αν παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα δέκα αλγορίθμων με πέντε τρεξίματα ανά παράδειγμα μαζί, οι πίνακες θα ήταν τεράστιοι και πολύ δύσκολα θα μπορούσαν να βγουν κάποια συμπεράσματα, αποφασίσαμε να παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα με συγκρίσεις μεταξύ κάποιων αλγορίθμων και στο τέλος, οι αλγόριθμοι που υπερίσχυαν μεταξύ τους να συγκριθούν, για να οδηγηθούμε σε τελικά συμπεράσματα. Πιο αναλυτικά, για κάθε προτεινόμενο πολυαντικειμενικό πρόβλημα, αρχικά γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων: Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm - PMS-NSDE), Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (Parallel Multi-Start NSGA II - PMS-NSGA II) και Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (Parallel Multi-Start Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm- PMS-NSPSO). Ο λόγος που εξετάσαμε αυτούς τους τρεις αλγόριθμους, αρχικά, είναι γιατί θέλαμε να δούμε

την αποτελεσματικότητα των τριών αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν και προσαρμόστηκαν κατάλληλα από τη διδακτορική διατριβή του Δρ. Ψύχα [342] στα προβλήματα που επιλύονται στην συγκεκριμένη διδακτορική διατριβή. Έπειτα, επιλέξαμε να συγκρίνουμε τον κάθε καινούργιο αλγόριθμο που υλοποιούσαμε με τους τρεις προηγούμενους αλγόριθμους, για να δούμε ποιοι από αυτούς, αν υπήρχαν, απέδιδαν καλύτερα, ώστε να οδηγηθούμε σε μία τελική σύγκριση των δέκα αποτελεσματικών καινούργιων αλγορίθμων μεταξύ τους. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων: Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Parallel Multi-Start Multiobjective Clonal Selection Algorithm - PMS-MOCSA), *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*. Στη συνέχεια, γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων: Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (Parallel Multi-Start Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm -PMS-ABC), *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*. Έπειτα, γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων: Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Bat Algorithm -PMS-BA), *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*. Στη συνέχεια, γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων: Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (Parallel Multi-Start Multiobjective Firefly Algorithm -PMS-FIREFLY), Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληχιών (Parallel Multi-Start Multiobjective Glowworm Swarm Optimization Algorithm -PMS-GSO), *PMS – NSGA II* και *PMS – NSPSO*. Έπειτα, γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων: Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (Parallel Multi-Start Multiobjective Krill Herd Algorithm -PMS-KH), Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Parallel Multi-Start Multiobjective Cuckoo Search Algorithm -PMS-CS), *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*. Στις δύο τελευταίες περιπτώσεις, που συγκρίναμε δύο καινούργιους αλγόριθμους με τους παλιούς, έγινε γιατί οι δύο αλγόριθμοι (Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας και Παράλληλος Πολυενακτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ) δεν απέδιδαν τόσο καλά όσο οι άλλοι πέντε καινούργιοι αλγόριθμοι, κρίναμε, λοιπόν, ότι δεν είχε νόημα να τους παρουσιάσουμε χωριστά. Έπειτα, γίνεται η σύγκριση των αλγορίθμων: *PMS – MOCSA*, *PMS – ABC*, *PMS – BA*, *PMS – GSO* και *PMS – CS*, ενώ στο τέλος γίνεται η σύγκριση όλων των αλγορίθμων.

Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι από τις δύο τελευταίες συγκρίσεις μπορεί να βρεθεί ποιος αλγόριθμος είναι πιο αποτελεσματικός και για ποιο μέτρο αποτελεσματικότητας για κάθε πολυαντικειμενικό πρόβλημα. Έπειτα, γίνεται ο

σχολιασμός των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των αλγορίθμων, από όλα τα προβλήματα, σε σύγκριση μεταξύ τους και στη συνέχεια γίνεται ο σχολιασμός της συνολικής επίδοσης όλων των αλγορίθμων, ύστερα από σύγκριση μεταξύ τους, με βάση τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα που προέκυψαν. Όσον αφορά την ανάλυση των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των αλγορίθμων, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση των επιδόσεων τους από την σύγκριση μεταξύ τους, ανάλογα με την εκάστοτε σύγκριση, αλλά και μία συνολική διαγραμματική απεικόνιση των επιδόσεων όλων των αλγορίθμων.

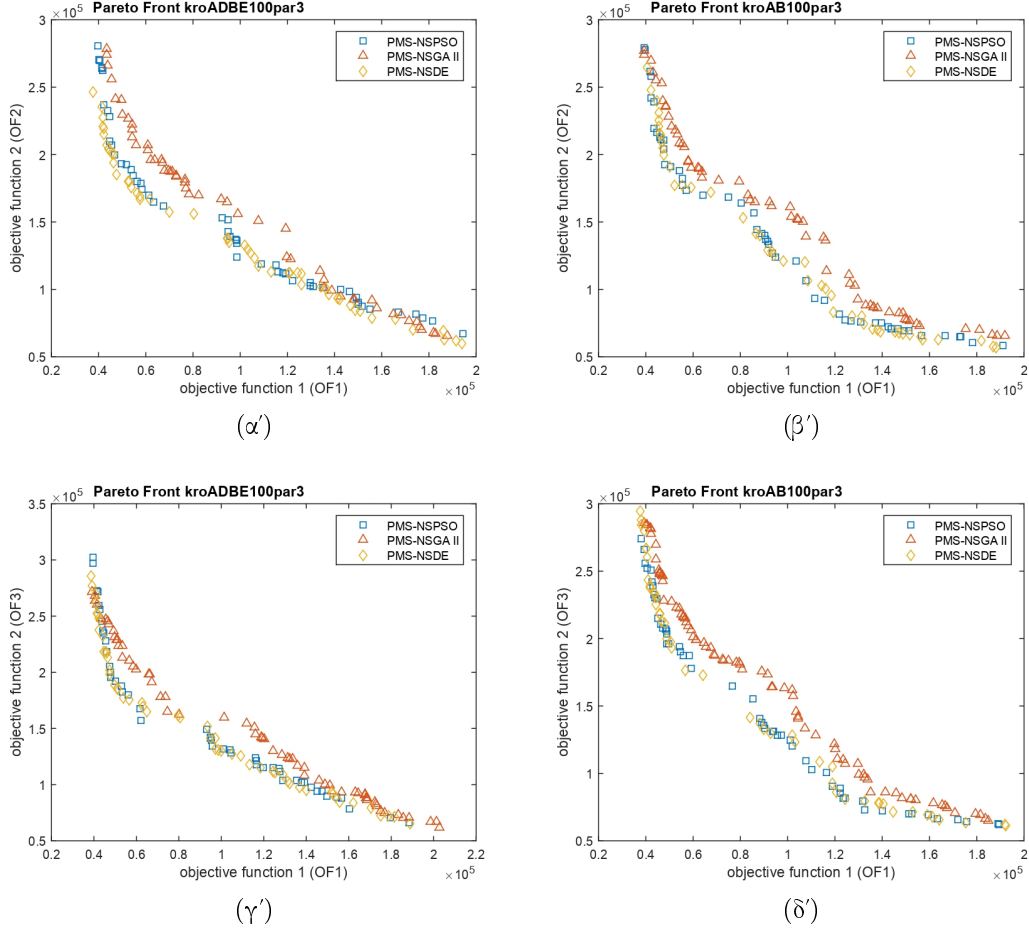
Αξίζει να επισημανθεί ότι, για κάθε πρόβλημα και για κάθε ομάδα αλγορίθμων που συγκρίνονται μεταξύ τους, παρουσιάζονται δύο ομάδες πινάκων. Η πρώτη ομάδα πινάκων περιέχει τα αποτελέσματα των τριών πρώτων μέτρων αποτελεσματικότητας, τα οποία είναι: ο αριθμός μη-κυριαρχούμενων λύσεων (L), το μέγιστο μήκος έκτασης ως προς τους άξονες (M_k) και η διασπορά και κατανομή των λύσεων του μετώπου *Pareto* (Δ) για κάθε μία από τις πέντε επαναλήψεις, καθώς και τον μέσο όρο και το καλύτερο τρέξιμο για κάθε αλγόριθμο. Τέλος, υπάρχει ένας συγκεντρωτικός πίνακας με τους μέσους όρους και τα καλύτερα τρεξίματα κάθε αλγορίθμου που συγκρίνεται.

Η άλλη ομάδα πινάκων περιέχει τα αποτελέσματα που δείχνουν το ποσοστό των μη-κυριαρχούμενων λύσεων του κάθε αλγορίθμου, ο οποίος λαμβάνει μέρος στη σύγκριση, που κυριαρχούνται από τις μη-κυριαρχούμενες λύσεις του αλγορίθμου που εξετάζεται (μέτρο αποτελεσματικότητας C). Εδώ πρέπει να τονιστεί ότι ο στόχος του κάθε αλγορίθμου είναι να αποδίδει όσο το δυνατόν μεγαλύτερες τιμές για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L , M_k και C , ενώ όσο το δυνατόν μικρότερες τιμές για το μέτρο αποτελεσματικότητας Δ . Τέλος, για κάθε ομάδα αλγορίθμων που συγκρίνεται παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* τους για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα και γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

8.5.1. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*

Στη συνέχεια παρατίθενται τα αποτελέσματα των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων, που εξετάζονται σε αυτήν την σύγκριση, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Αρχικά, παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 13). Έπειτα, δίνονται οι πίνακες των αποτελεσμάτων για τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας για τους παραπάνω αλγόριθμους (Πίνακες 2 - 4). Εν συνεχεία, στον Πίνακα 5 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους τρεις αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις.

Κατόπιν, στους Πίνακες 6 - 9 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C των τριών αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$, $PMS - NSGA II$ και $PMS - NSDE$ στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 6 - 9) αναφέρονται εν συντομία $NSPSO$, $NSGA II$ και $NSDE$, αντίστοιχα. Επιπλέον, πρέπει να επισημανθεί ότι στους Πίνακες 2-4 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση του κάθε αλγορίθμου για τις πέντε επαναλήψεις, ενώ στους Πίνακες 5 - 9 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των τριών αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 14). Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι, στην διαγραμματική απεικόνιση, το 1^ο Πρόβλημα είναι το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), το 2^ο Πρόβλημα είναι το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), το 3^ο Πρόβλημα είναι το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και το 4^ο Πρόβλημα είναι το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem).



Σχήμα 13: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS-NSPSO*, *PMS-NSGA II* και *PMS-NSDE* για το παράδειγμα *kroADBE100par3* του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroAB100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 2: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επιανομήσεις χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο $PMS - NSPSO$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
Παράδειγμα	Τρέξιμο 1			Τρέξιμο 2			Τρέξιμο 3			Τρέξιμο 4			Τρέξιμο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο Τρέξιμο		
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ
A - B - CD	53	592.84	0.68	45	601.65	0.66	50	587.11	0.76	48	610.48	0.70	36	599.97	0.68	46.40	598.41	0.70	53	592.84	0.68
A - C - BD	44	590.12	0.66	49	602.39	0.65	51	611.96	0.68	59	598.12	0.67	35	599.04	0.75	47.60	600.33	0.68	51	611.96	0.68
A - D - BE	53	582.17	0.70	45	604.50	0.68	52	606.60	0.62	43	581.82	0.62	51	587.76	0.61	48.80	592.57	0.64	52	606.60	0.62
A - E - BD	43	569.18	0.63	58	595.07	0.63	43	599.01	0.70	50	588.01	0.58	46	580.92	0.69	48.00	586.44	0.65	58	595.07	0.63
B - C - AD	45	587.39	0.69	41	571.94	0.60	36	602.87	0.71	44	581.77	0.67	44	593.29	0.62	42.00	587.45	0.66	45	587.39	0.69
B - D - AC	53	591.38	0.66	39	587.97	0.67	48	590.97	0.54	31	584.07	0.61	39	594.54	0.61	42.00	589.78	0.62	53	591.38	0.66
B - E - AD	45	543.81	0.52	41	591.17	0.64	40	596.31	0.59	43	607.07	0.54	41	583.72	0.67	42.00	584.42	0.59	45	543.81	0.52
C - D - AE	57	593.63	0.66	45	608.12	0.69	38	584.47	0.64	38	572.22	0.66	47	611.16	0.69	45.00	593.92	0.67	57	593.63	0.66
C - E - AB	45	612.75	0.69	37	562.49	0.63	47	582.35	0.69	48	577.86	0.54	48	597.47	0.74	45.00	586.58	0.66	48	577.86	0.66
D - E - BC	35	560.20	0.77	46	551.88	0.54	45	586.86	0.71	37	591.13	0.61	50	568.50	0.69	42.60	571.71	0.67	50	568.50	0.69
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	48	630.71	0.62	43	612.42	0.65	52	610.29	0.62	49	602.46	0.76	47	613.71	0.77	47.80	613.92	0.68	52	610.29	0.62
A - C	51	598.30	0.72	48	594.50	0.58	50	606.08	0.68	49	606.41	0.67	53	615.43	0.67	50.20	604.15	0.66	53	615.43	0.67
A - D	50	592.78	0.74	41	566.85	0.53	54	575.63	0.61	52	572.55	0.61	45	578.43	0.63	48.40	577.25	0.62	54	575.63	0.61
A - E	55	597.98	0.71	41	598.70	0.65	50	598.26	0.67	47	579.46	0.66	47	602.24	0.69	48.00	595.33	0.68	47	602.24	0.69
B - C	37	591.43	0.68	38	583.72	0.64	33	584.37	0.72	46	598.63	0.75	51	587.03	0.62	41.00	589.04	0.68	51	587.03	0.62
B - D	48	597.87	0.63	55	598.42	0.54	38	589.12	0.72	35	598.83	0.73	41	589.76	0.65	43.40	594.08	0.65	55	598.42	0.54
B - E	47	590.17	0.54	52	590.66	0.53	54	618.08	0.68	45	618.41	0.57	49	614.80	0.67	49.40	606.42	0.60	52	590.66	0.53
C - D	49	591.49	0.76	46	602.85	0.59	46	583.65	0.63	40	567.85	0.56	63	576.69	0.68	48.80	584.51	0.64	46	602.85	0.59
C - E	51	604.81	0.65	42	597.79	0.64	49	594.23	0.67	47	601.96	0.60	51	593.46	0.62	48.00	598.45	0.64	51	604.81	0.65
D - E	49	609.17	0.68	57	615.14	0.74	46	591.10	0.78	37	598.11	0.55	57	620.98	0.80	49.20	606.90	0.71	57	620.98	0.80
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B - CD	41	594.79	0.66	56	609.09	0.62	54	601.77	0.68	38	582.81	0.68	46	598.67	0.66	47.00	597.42	0.66	56	609.09	0.62
A - C - BD	52	579.11	0.58	53	595.13	0.59	47	615.11	0.65	47	605.83	0.63	40	613.32	0.76	47.80	601.70	0.64	53	595.13	0.59
A - D - BE	38	619.73	0.65	48	620.73	0.65	45	587.37	0.62	45	610.34	0.71	54	605.83	0.65	46.00	608.80	0.66	48	620.73	0.65
A - E - BD	44	593.32	0.59	48	583.73	0.69	49	600.02	0.67	44	598.11	0.71	60	610.34	0.69	49.00	597.10	0.67	60	610.34	0.69
B - C - AD	41	590.93	0.66	41	602.76	0.70	38	616.66	0.57	48	603.53	0.75	48	595.44	0.66	43.20	601.86	0.67	38	616.66	0.57
B - D - AC	34	581.64	0.75	50	589.53	0.75	47	581.24	0.64	41	572.59	0.66	39	580.16	0.80	42.20	581.03	0.68	50	589.53	0.75
B - E - AD	53	594.36	0.60	41	609.47	0.73	47	611.90	0.62	55	601.36	0.70	44	590.05	0.59	48.00	601.43	0.65	47	611.90	0.62
C - D - AE	50	582.96	0.75	43	593.63	0.74	40	589.88	0.68	51	594.36	0.64	36	602.11	0.55	44.00	592.59	0.67	36	602.11	0.55
C - E - AB	49	598.35	0.67	49	598.42	0.73	41	601.76	0.53	43	575.79	0.66	52	569.59	0.55	46.80	588.78	0.63	41	601.76	0.53
D - E - BC	41	573.46	0.51	43	586.54	0.68	44	573.72	0.68	33	588.73	0.55	37	569.68	0.57	39.60	578.42	0.60	44	573.72	0.68
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	52	605.38	0.71	42	615.54	0.82	54	602.86	0.62	58	602.63	0.63	52	612.37	0.68	51.60	607.75	0.69	54	602.86	0.62
A - C	53	608.06	0.72	46	608.22	0.73	45	588.90	0.51	50	607.46	0.63	43	612.16	0.80	47.40	604.96	0.68	53	608.06	0.72
A - D	54	581.16	0.65	58	594.99	0.64	44	600.33	0.65	50	576.89	0.55	39	577.11	0.85	49.00	586.10	0.63	58	594.99	0.64
A - E	45	588.51	0.66	36	581.84	0.59	46	612.23	0.81	44	591.72	0.63	42	590.10	0.68	41.60	592.88	0.68	46	612.23	0.81
B - C	45	583.55	0.62	51	585.37	0.73	50	604.02	0.66	49	605.91	0.64	42	596.72	0.69	47.40	595.11	0.67	49	605.91	0.64
B - D	49	591.30	0.73	49	600.78	0.54	38	598.85	0.68	40	578.02	0.59	40	586.42	0.67	43.20	591.07	0.64	49	600.78	0.54
B - E	37	599.29	0.80	40	618.80	0.63	46	579.90	0.67	42	614.77	0.73	42	611.43	0.64	41.40	604.84	0.68	40	618.80	0.63
C - D	38	570.47	0.67	56	594.19	0.73	51	588.29	0.66	46	587.52	0.73	42	593.80	0.55	46.60	586.85	0.67	56	594.19	0.73
C - E	33	609.57	0.59	46	593.69	0.65	47	594.30	0.76	46	592.31	0.64	44	608.67	0.74	43.20	599.71	0.67	33	609.57	0.59
D - E	45	598.77	0.64	49	615.41	0.62	55	617.27	0.70	43	595.27	0.80	48	620.61	0.69	48.00	609.46	0.69	55	617.27	0.70

Πίνακας 3: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποώντας τον αλγόριθμο $PMS - NSGA II$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
Παράδειγμα	Τρέξιμο 1			Τρέξιμο 2			Τρέξιμο 3			Τρέξιμο 4			Τρέξιμο 5		
	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
A - B - CD	45	601.64	0.56	54	585.77	0.6	62	598.84	0.54	56	591.21	0.69	65	584.17	0.68
A - C - BD	64	597.79	0.61	72	602.67	0.68	56	585.76	0.58	63	599.21	0.55	54	589.17	0.62
A - D - BE	51	598.87	0.62	54	597.52	0.55	58	591.66	0.60	56	608.96	0.60	52	611.68	0.65
A - E - BD	62	592.51	0.57	56	604.81	0.56	64	589.77	0.59	50	596.85	0.61	54	592.58	0.56
B - C - AD	64	602.55	0.60	44	577.71	0.64	49	597.46	0.51	45	606.89	0.62	54	596.15	0.69
B - D - AC	50	594.01	0.68	63	618.00	0.53	55	589.94	0.63	45	578.74	0.55	60	586.46	0.65
B - E - AD	53	596.55	0.53	57	599.73	0.56	48	613.03	0.67	51	590.27	0.47	45	588.03	0.59
C - D - AE	57	598.25	0.59	59	588.25	0.56	50	604.54	0.54	49	589.81	0.53	53	605.36	0.69
C - E - AB	57	611.77	0.62	47	602.86	0.57	59	592.67	0.59	57	567.09	0.58	55	590.38	0.70
D - E - BC	44	585.37	0.61	48	503.05	0.53	41	513.29	0.76	40	508.97	0.60	45	523.04	0.61
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	58	613.94	0.70	42	594.42	0.62	64	602.75	0.67	61	603.41	0.62	57	599.94	0.68
A - C	60	608.10	0.66	50	607.77	0.67	74	606.78	0.68	63	612.37	0.63	66	611.80	0.54
A - D	52	606.71	0.64	61	590.44	0.73	57	587.50	0.63	53	593.40	0.66	49	586.20	0.69
A - E	51	608.34	0.60	48	601.32	0.60	54	582.13	0.64	54	604.68	0.67	49	597.77	0.59
B - C	66	592.37	0.60	55	602.55	0.55	50	582.71	0.77	67	583.80	0.66	56	596.01	0.66
B - D	56	609.20	0.63	65	588.52	0.65	58	592.76	0.66	53	594.53	0.56	61	594.55	0.70
B - E	61	594.11	0.58	56	606.00	0.70	48	602.24	0.56	64	607.18	0.63	59	607.87	0.60
C - D	59	604.68	0.64	63	571.04	0.63	50	585.70	0.77	49	592.68	0.55	62	585.78	0.56
C - E	56	601.42	0.71	62	607.06	0.62	57	607.87	0.67	64	585.91	0.60	63	592.77	0.58
D - E	64	601.03	0.73	68	596.21	0.69	63	605.46	0.64	52	610.06	0.66	54	595.42	0.62
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B - CD	63	608.39	0.65	47	604.35	0.53	66	594.02	0.63	64	588.31	0.65	59	599.56	0.57
A - C - BD	65	606.68	0.57	43	607.00	0.42	63	590.81	0.66	67	603.71	0.68	56	613.08	0.64
A - D - BE	57	594.35	0.69	63	610.88	0.60	58	607.19	0.64	52	601.04	0.59	43	600.65	0.53
A - E - BD	61	581.64	0.61	48	588.60	0.59	56	588.05	0.58	60	615.11	0.53	57	585.24	0.59
B - C - AD	60	609.71	0.65	54	611.92	0.67	42	586.10	0.52	56	588.97	0.65	56	616.48	0.67
B - D - AC	46	606.69	0.51	52	592.44	0.60	43	582.43	0.62	57	579.90	0.69	59	577.17	0.56
B - E - AD	48	592.69	0.53	52	602.70	0.65	55	600.52	0.58	52	582.44	0.62	44	596.09	0.61
C - D - AE	45	592.49	0.63	51	594.02	0.58	47	589.97	0.65	57	601.76	0.70	59	610.64	0.59
C - E - AB	42	572.52	0.63	51	606.14	0.61	65	608.99	0.74	47	598.62	0.61	50	591.64	0.64
D - E - BC	43	573.64	0.72	55	577.02	0.55	50	582.17	0.62	56	602.31	0.69	50	570.25	0.70
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	50	605.81	0.73	53	611.67	0.65	56	595.80	0.64	55	565.85	0.72	79	605.27	0.60
A - C	62	605.73	0.70	50	598.27	0.49	51	611.54	0.73	63	615.56	0.61	57	601.67	0.64
A - D	65	596.32	0.68	40	558.10	0.72	62	584.65	0.66	60	581.30	0.64	66	582.86	0.60
A - E	57	600.60	0.77	47	587.19	0.64	68	613.30	0.65	74	598.90	0.59	59	592.83	0.62
B - C	61	590.74	0.61	61	602.99	0.63	53	606.93	0.72	50	587.20	0.60	56	598.53	0.69
B - D	54	608.67	0.66	52	586.39	0.63	53	579.18	0.63	62	589.18	0.68	58	599.34	0.67
B - E	57	603.74	0.61	52	600.37	0.65	63	618.11	0.55	59	602.86	0.74	62	593.81	0.59
C - D	57	587.41	0.60	46	582.23	0.56	55	586.57	0.56	43	595.29	0.61	55	580.63	0.63
C - E	53	621.47	0.72	68	600.35	0.62	61	613.53	0.60	50	607.61	0.70	70	594.45	0.62
D - E	52	606.76	0.67	64	601.86	0.67	74	610.92	0.58	52	596.08	0.66	53	617.50	0.57
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	50	605.81	0.73	53	611.67	0.65	56	595.80	0.64	55	565.85	0.72	79	605.27	0.60
A - C	62	605.73	0.70	50	598.27	0.49	51	611.54	0.73	63	615.56	0.61	57	601.67	0.64
A - D	65	596.32	0.68	40	558.10	0.72	62	584.65	0.66	60	581.30	0.64	66	582.86	0.60
A - E	57	600.60	0.77	47	587.19	0.64	68	613.30	0.65	74	598.90	0.59	59	592.83	0.62
B - C	61	590.74	0.61	61	602.99	0.63	53	606.93	0.72	50	587.20	0.60	56	598.53	0.69
B - D	54	608.67	0.66	52	586.39	0.63	53	579.18	0.63	62	589.18	0.68	58	599.34	0.67
B - E	57	603.74	0.61	52	600.37	0.65	63	618.11	0.55	59	602.86	0.74	62	593.81	0.59
C - D	57	587.41	0.60	46	582.23	0.56	55	586.57	0.56	43	595.29	0.61	55	580.63	0.63
C - E	53	621.47	0.72	68	600.35	0.62	61	613.53	0.60	50	607.61	0.70	70	594.45	0.62
D - E	52	606.76	0.67	64	601.86	0.67	74	610.92	0.58	52	596.08	0.66	53	617.50	0.57
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	50	605.81	0.73	53	611.67	0.65	56	595.80	0.64	55	565.85	0.72	79	605.27	0.60
A - C	62	605.73	0.70	50	598.27	0.49	51	611.54	0.73	63	615.56	0.61	57	601.67	0.64
A - D	65	596.32	0.68	40	558.10	0.72	62	584.65	0.66	60	581.30	0.64	66	582.86	0.60
A - E	57	600.60	0.77	47	587.19	0.64	68	613.30	0.65	74	598.90	0.59	59	592.83	0.62
B - C	61	590.74	0.61	61	602.99	0.63	53	606.93	0.72	50	587.20	0.60	56	598.53	0.69
B - D	54	608.67	0.66	52	586.39	0.63	53	579.18	0.63	62	589.18	0.68	58	599.34	0.67
B - E	57	603.74	0.61	52	600.37	0.65	63	618.11	0.55	59	602.86	0.74	62	593.81	0.59
C - D	57	587.41	0.60	46	582.23	0.56	55	586.57	0.56	43	595.29	0.61	55	580.63	0.63
C - E	53	621.47	0.72	68	600.35	0.62	61	613.53	0.60	50	607.61	0.70	70	594.45	0.62
D - E	52	606.76	0.67	64	601.86	0.67	74	610.92	0.58	52	596.08	0.66	53	617.50	0.57
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	50	605.81	0.73	53	611.67	0.65	56	595.80	0.64	55	565.85	0.72	79	605.27	0.60
A - C	62	605.73	0.70	50	598.27	0.49	51	611.54	0.73	63	615.56	0.61	57	601.67	0.64
A - D	65	596.32	0.68	40	558.10	0.72	62	584.65	0.66	60	581.30	0.64	66	582.86	0.60
A - E	57	600.60	0.77	47	587.19	0.64	68	613.30	0.65	74	598.90	0.59	59	592.83	0.62
B - C	61	590.74	0.61	61	602.99	0.63	53	606.93	0.72	50	587.20	0.60	56	598.53	0.69
B - D	54	608.67	0.66	52	586.39	0.63	53	579.18	0.63	62	589.18	0.68	58	599.34	0.67
B - E	57	603.74	0.61	52	600.37	0.65	63	618.11	0.55	59	602.86	0.74	62	593.81	0.59
C - D	57	587.41	0.60	46	582.23	0.56	55	586.57	0.56	43	595.29	0.61	55	580.63	0.63
C - E	53	621.47	0.72	68	600.35	0.62	61	613.53	0.60	50	607.61	0.70	70	594.45	0.62
D - E	52	606.76	0.67	64	601.86	0.67	74	610.92	0.58	52	596.08	0.66	53	617.50	0.57
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	50	605.81	0.73	53	611.67	0.65	56	595.80	0.64	55	565.85	0.72	79	605.27	0.60
A - C	62	605.73	0.70	50	598.27	0.49	51	611.54	0.73						

Πίνακας 4: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποίησης του αλγόριθμου $PMS - NSDE$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
Παράδειγμα	Ταξίδιο 1			Ταξίδιο 2			Ταξίδιο 3			Ταξίδιο 4			Ταξίδιο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο Ταξίδιο		
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ
A - B - CD	50	586.42	0.56	50	599.40	0.63	44	609.83	0.67	47	591.16	0.65	59	604.03	0.53	50.00	598.17	0.61	59	604.03	0.53
A - C - BD	55	600.03	0.65	38	581.83	0.61	54	594.58	0.64	44	590.67	0.61	56	603.86	0.64	49.40	594.19	0.63	56	603.86	0.64
A - D - BE	44	558.70	0.66	48	621.75	0.73	44	595.93	0.76	47	595.21	0.66	51	585.05	0.58	46.80	591.33	0.68	51	585.05	0.58
A - E - BD	55	602.13	0.72	53	579.04	0.64	50	588.02	0.68	53	582.36	0.61	58	595.89	0.66	53.80	589.49	0.66	58	595.89	0.66
B - C - AD	37	576.45	0.70	47	602.34	0.62	45	592.98	0.65	35	607.66	0.64	47	586.51	0.56	42.20	593.19	0.63	47	586.51	0.56
B - D - AC	47	569.89	0.65	39	576.11	0.63	46	604.95	0.77	48	611.63	0.72	36	595.39	0.77	43.20	591.59	0.71	48	611.63	0.72
B - E - AD	39	590.81	0.72	44	596.50	0.74	37	604.75	0.59	47	611.30	0.61	42	578.57	0.64	41.80	596.38	0.66	47	611.30	0.61
C - D - AE	42	610.84	0.60	43	591.83	0.63	39	593.57	0.54	46	587.52	0.67	42	588.98	0.68	42.40	594.55	0.63	42	610.84	0.60
C - E - AB	36	578.99	0.67	43	624.08	0.72	39	597.07	0.65	47	569.13	0.63	32	593.66	0.69	39.40	592.59	0.67	47	569.13	0.63
D - E - BC	36	586.09	0.64	50	581.62	0.67	40	588.64	0.70	44	589.22	0.64	40	566.94	0.73	42.00	582.50	0.68	44	589.22	0.68
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	54	594.24	0.71	44	612.41	0.80	45	596.04	0.55	35	623.75	0.62	45	602.19	0.66	44.60	605.73	0.67	45	596.04	0.55
A - C	57	602.61	0.69	49	597.97	0.60	50	599.77	0.63	52	592.63	0.67	49	590.66	0.67	51.40	596.73	0.65	57	602.61	0.69
A - D	62	565.49	0.67	40	591.46	0.67	45	590.73	0.66	45	588.39	0.71	39	572.44	0.59	46.20	581.70	0.66	40	591.46	0.67
A - E	49	608.11	0.63	52	602.18	0.64	43	612.51	0.84	39	598.95	0.65	40	598.93	0.65	44.60	604.13	0.68	49	608.11	0.63
B - C	55	599.87	0.78	34	542.36	0.72	54	594.99	0.58	60	610.81	0.56	46	600.89	0.63	49.80	589.78	0.66	60	610.81	0.56
B - D	43	601.15	0.64	42	597.40	0.71	45	595.43	0.60	47	589.81	0.73	39	594.45	0.78	43.20	595.65	0.69	45	595.43	0.60
B - E	45	609.40	0.60	42	596.15	0.72	49	604.36	0.64	67	604.44	0.72	36	601.22	0.66	47.80	603.11	0.67	45	609.40	0.60
C - D	43	588.66	0.69	51	594.58	0.61	38	572.14	0.56	29	542.25	0.65	53	589.39	0.75	42.80	577.40	0.65	51	594.58	0.61
C - E	52	593.19	0.67	50	597.23	0.72	53	611.88	0.75	39	583.05	0.77	53	589.39	0.75	49.40	594.95	0.73	53	611.88	0.75
D - E	47	592.40	0.65	47	605.86	0.69	46	619.96	0.55	54	602.75	0.75	55	603.12	0.64	49.80	604.82	0.66	46	619.96	0.55
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B - CD	52	605.83	0.62	40	593.04	0.66	48	601.06	0.61	41	588.26	0.54	49	605.87	0.62	46.00	598.81	0.61	49	605.87	0.62
A - C - BD	50	612.67	0.62	47	589.60	0.63	46	590.56	0.68	39	584.28	0.56	40	609.14	0.65	44.40	597.25	0.63	50	612.67	0.62
A - D - BE	44	561.83	0.69	44	607.74	0.64	47	601.01	0.61	43	592.57	0.68	53	608.66	0.58	46.20	594.36	0.64	53	608.66	0.58
A - E - BD	49	578.64	0.52	40	615.02	0.75	45	590.04	0.65	47	607.86	0.63	46	602.82	0.63	45.40	598.88	0.64	49	578.64	0.52
B - C - AD	47	594.45	0.61	43	592.38	0.68	42	602.74	0.77	39	601.00	0.65	49	589.90	0.75	44.00	596.09	0.69	47	594.45	0.61
B - D - AC	44	591.05	0.67	50	586.14	0.65	50	586.71	0.58	30	602.39	0.70	50	594.70	0.69	44.80	592.20	0.66	50	586.71	0.58
B - E - AD	40	601.77	0.63	43	603.36	0.67	46	622.57	0.66	39	585.15	0.66	37	580.36	0.66	41.00	598.64	0.66	46	622.57	0.66
C - D - AE	42	610.00	0.75	46	601.58	0.67	40	579.52	0.67	51	591.47	0.71	43	591.79	0.70	44.40	594.87	0.70	51	591.47	0.71
C - E - AB	47	612.40	0.57	46	591.16	0.63	52	586.93	0.65	47	590.29	0.67	44	588.04	0.64	47.20	593.76	0.63	47	612.40	0.57
D - E - BC	44	574.19	0.59	43	581.18	0.56	40	584.06	0.58	52	588.35	0.64	39	579.13	0.64	43.60	581.38	0.60	52	588.35	0.64
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	53	567.38	0.73	41	603.92	0.63	46	622.10	0.62	46	600.93	0.70	37	620.46	0.75	44.60	602.96	0.68	46	622.10	0.62
A - C	44	607.51	0.61	53	606.22	0.62	54	606.35	0.74	51	591.05	0.62	44	606.45	0.68	49.20	603.51	0.65	44	607.51	0.61
A - D	47	587.30	0.64	51	582.70	0.74	47	577.96	0.58	56	575.59	0.69	34	571.58	0.64	47.00	579.02	0.66	47	577.96	0.58
A - E	37	604.21	0.64	47	602.03	0.63	42	598.53	0.62	50	601.53	0.65	43	605.73	0.58	43.80	602.41	0.62	43	605.73	0.58
B - C	41	575.59	0.75	37	579.24	0.63	43	592.17	0.84	40	589.03	0.73	49	613.07	0.64	42.00	589.82	0.72	49	613.07	0.64
B - D	36	609.77	0.73	33	513.71	0.76	47	595.96	0.68	54	600.87	0.68	36	592.60	0.66	41.20	582.58	0.70	54	600.87	0.68
B - E	46	573.63	0.58	41	609.96	0.64	40	599.97	0.61	48	549.05	0.73	47	568.55	0.76	44.40	580.23	0.66	46	573.63	0.58
C - D	45	583.09	0.74	48	581.78	0.74	51	573.07	0.57	44	599.35	0.69	46	594.31	0.58	46.80	586.32	0.66	51	573.07	0.57
C - E	50	586.85	0.66	60	615.53	0.72	54	604.85	0.69	50	601.23	0.62	47	600.70	0.67	52.20	601.83	0.67	60	615.53	0.66
D - E	43	625.40	0.82	54	622.74	0.64	55	590.81	0.65	48	624.63	0.72	45	613.48	0.69	49.00	615.41	0.70	54	622.74	0.64

Πίνακας 5: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
$A - B - CD$	$PMS - NSPSO$	46.40(53)	598.41(592.84)	0.70(0.68)	47.00(56)	597.42(609.09)	0.66(0.62)
	$PMS - NSGA II$	56.40(62)	592.33(598.84)	0.61(0.54)	59.80(63)	598.92(608.39)	0.61(0.65)
	$PMS - NSDE$	50.00(59)	598.17(604.03)	0.61(0.53)	46.00(49)	598.81(605.87)	0.61(0.62)
$A - C - BD$	$PMS - NSPSO$	47.60(51)	600.33(611.96)	0.68(0.68)	47.80(53)	601.70(595.13)	0.64(0.59)
	$PMS - NSGA II$	61.80(72)	594.92(602.67)	0.61(0.68)	58.80(56)	604.25(613.08)	0.59(0.64)
	$PMS - NSDE$	49.40(56)	594.19(603.86)	0.63(0.64)	44.40(50)	597.25(612.67)	0.63(0.62)
$A - D - BE$	$PMS - NSPSO$	48.80(52)	592.57(606.60)	0.64(0.62)	46.00(48)	608.80(620.73)	0.66(0.65)
	$PMS - NSGA II$	54.20(54)	601.74(597.52)	0.61(0.55)	54.60(63)	602.82(610.88)	0.61(0.60)
	$PMS - NSDE$	46.80(51)	591.33(585.05)	0.68(0.58)	46.20(53)	594.36(608.66)	0.64(0.58)
$A - E - BD$	$PMS - NSPSO$	48.00(58)	586.44(595.07)	0.65(0.63)	49.00(60)	597.10(610.34)	0.67(0.69)
	$PMS - NSGA II$	57.20(56)	595.30(604.81)	0.58(0.56)	56.40(60)	591.73(615.11)	0.58(0.53)
	$PMS - NSDE$	53.80(58)	589.49(595.89)	0.66(0.66)	45.40(49)	598.88(578.64)	0.64(0.52)
$B - C - AD$	$PMS - NSPSO$	42.00(45)	587.45(587.39)	0.66(0.69)	43.20(38)	601.86(616.66)	0.67(0.57)
	$PMS - NSGA II$	51.20(64)	596.11(602.55)	0.61(0.60)	53.60(60)	602.63(609.71)	0.63(0.65)
	$PMS - NSDE$	42.20(47)	593.19(586.51)	0.63(0.56)	44.00(47)	596.09(594.45)	0.69(0.61)
$B - D - AC$	$PMS - NSPSO$	42.00(53)	589.78(591.38)	0.62(0.66)	42.20(50)	581.03(589.53)	0.68(0.75)
	$PMS - NSGA II$	54.60(63)	593.43(618.00)	0.61(0.53)	51.40(46)	587.73(606.69)	0.60(0.51)
	$PMS - NSDE$	43.20(48)	591.59(611.63)	0.71(0.72)	44.80(50)	592.20(586.71)	0.66(0.58)
$B - E - AD$	$PMS - NSPSO$	42.00(45)	584.42(543.81)	0.59(0.52)	48.00(47)	601.43(611.90)	0.65(0.62)
	$PMS - NSGA II$	50.80(57)	597.52(599.73)	0.56(0.56)	50.20(55)	594.89(600.52)	0.60(0.58)
	$PMS - NSDE$	41.80(47)	596.38(611.30)	0.66(0.61)	41.00(46)	598.64(622.57)	0.66(0.66)
$C - D - AE$	$PMS - NSPSO$	45.00(57)	593.92(593.63)	0.67(0.66)	44.00(36)	592.59(602.11)	0.67(0.55)
	$PMS - NSGA II$	53.60(49)	597.24(589.81)	0.58(0.53)	51.80(59)	597.78(610.64)	0.63(0.59)
	$PMS - NSDE$	42.40(42)	594.55(610.84)	0.63(0.60)	44.40(51)	594.87(591.47)	0.70(0.71)
$C - E - AB$	$PMS - NSPSO$	45.00(48)	586.58(577.86)	0.66(0.54)	46.80(41)	588.78(601.76)	0.63(0.53)
	$PMS - NSGA II$	55.00(47)	592.95(602.86)	0.61(0.57)	51.00(65)	595.58(608.99)	0.65(0.74)
	$PMS - NSDE$	39.40(47)	592.59(569.13)	0.67(0.63)	47.20(47)	593.76(612.40)	0.63(0.57)
$D - E - BC$	$PMS - NSPSO$	42.60(50)	571.71(568.50)	0.67(0.69)	39.60(44)	578.42(573.72)	0.60(0.68)
	$PMS - NSGA II$	43.60(48)	526.74(503.05)	0.62(0.53)	50.80(56)	581.08(602.31)	0.66(0.69)
	$PMS - NSDE$	42.00(44)	582.50(589.22)	0.68(0.64)	43.60(52)	581.38(588.35)	0.60(0.64)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
$A - B$	$PMS - NSPSO$	47.80(52)	613.92(610.29)	0.68(0.62)	51.60(54)	607.75(602.86)	0.69(0.62)
	$PMS - NSGA II$	56.40(61)	602.89(603.41)	0.66(0.62)	58.60(79)	596.88(605.27)	0.66(0.60)
	$PMS - NSDE$	44.60(45)	605.73(596.04)	0.67(0.55)	44.60(46)	602.96(622.10)	0.68(0.62)
$A - C$	$PMS - NSPSO$	50.20(53)	604.15(615.43)	0.66(0.67)	47.40(53)	604.96(608.06)	0.68(0.72)
	$PMS - NSGA II$	62.60(66)	609.36(611.80)	0.63(0.54)	56.60(63)	606.55(615.56)	0.64(0.61)
	$PMS - NSDE$	51.40(57)	596.73(602.61)	0.65(0.69)	49.20(44)	603.51(607.51)	0.65(0.61)
$A - D$	$PMS - NSPSO$	48.40(54)	577.25(575.63)	0.62(0.61)	49.00(58)	586.10(594.99)	0.63(0.64)
	$PMS - NSGA II$	54.40(57)	592.85(587.50)	0.67(0.63)	58.60(66)	580.64(582.86)	0.66(0.60)
	$PMS - NSDE$	46.20(40)	581.70(591.46)	0.66(0.67)	47.00(47)	579.02(577.96)	0.66(0.58)
$A - E$	$PMS - NSPSO$	48.00(47)	595.33(602.24)	0.68(0.69)	41.60(46)	592.88(612.23)	0.68(0.81)
	$PMS - NSGA II$	51.20(51)	598.85(608.34)	0.62(0.60)	61.00(74)	598.56(598.90)	0.65(0.59)
	$PMS - NSDE$	44.60(49)	604.13(608.11)	0.68(0.63)	43.80(43)	602.41(605.73)	0.62(0.58)
$B - C$	$PMS - NSPSO$	41.00(51)	589.04(587.03)	0.68(0.62)	47.40(49)	595.11(605.91)	0.67(0.64)
	$PMS - NSGA II$	58.80(55)	591.49(602.55)	0.65(0.55)	56.20(61)	597.28(590.74)	0.65(0.61)
	$PMS - NSDE$	49.80(60)	589.78(610.81)	0.66(0.56)	42.00(49)	589.82(613.07)	0.72(0.64)
$B - D$	$PMS - NSPSO$	43.40(55)	594.80(598.42)	0.65(0.54)	43.20(49)	591.07(600.78)	0.64(0.54)
	$PMS - NSGA II$	58.60(56)	595.91(609.20)	0.64(0.63)	55.80(54)	592.55(608.67)	0.65(0.66)
	$PMS - NSDE$	43.20(45)	595.65(595.43)	0.69(0.60)	41.20(54)	582.58(600.87)	0.70(0.68)
$B - E$	$PMS - NSPSO$	49.40(52)	606.42(590.66)	0.60(0.53)	41.40(40)	604.84(618.80)	0.68(0.63)
	$PMS - NSGA II$	57.60(59)	603.48(607.87)	0.61(0.60)	58.60(63)	603.78(618.11)	0.63(0.55)
	$PMS - NSDE$	47.80(45)	603.11(609.40)	0.67(0.60)	44.40(46)	580.23(573.63)	0.66(0.58)
$C - D$	$PMS - NSPSO$	48.80(46)	584.51(602.85)	0.64(0.59)	46.60(56)	586.85(594.19)	0.67(0.73)
	$PMS - NSGA II$	56.60(59)	587.97(604.68)	0.63(0.64)	51.20(57)	586.43(587.41)	0.59(0.60)
	$PMS - NSDE$	42.80(51)	577.40(594.58)	0.65(0.61)	46.80(51)	586.32(573.07)	0.66(0.57)
$C - E$	$PMS - NSPSO$	48.00(51)	598.45(604.81)	0.64(0.65)	43.20(33)	599.71(609.57)	0.67(0.59)
	$PMS - NSGA II$	60.40(63)	599.00(592.77)	0.64(0.58)	60.40(61)	607.48(613.53)	0.65(0.60)
	$PMS - NSDE$	49.40(53)	594.95(611.88)	0.73(0.75)	52.20(60)	601.83(615.53)	0.67(0.72)
$D - E$	$PMS - NSPSO$	49.20(57)	606.90(620.98)	0.71(0.80)	48.00(55)	609.46(617.27)	0.69(0.70)
	$PMS - NSGA II$	60.20(52)	601.63(610.06)	0.67(0.66)	59.00(53)	606.62(617.50)	0.63(0.57)
	$PMS - NSDE$	49.80(46)	604.82(619.96)	0.66(0.55)	49.00(54)	615.41(622.74)	0.70(0.64)

Πίνακας 6: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A - B - CD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D - AC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.25	0.82	<i>NSPSO</i>	-	0.63	0.89		
<i>NSDE</i>	0.55	-	0.90	<i>NSDE</i>	0.30	-	0.63		
<i>NSGA II</i>	0.04	0.08	-	<i>NSGA II</i>	0.02	0.17	-		
A - C - BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E - AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.59	0.78	<i>NSPSO</i>	-	0.15	0.75		
<i>NSDE</i>	0.39	-	0.83	<i>NSDE</i>	0.73	-	0.93		
<i>NSGA II</i>	0.02	0.04	-	<i>NSGA II</i>	0.07	0	-		
A - D - BE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D - AE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.16	0.74	<i>NSPSO</i>	-	0.38	0.82		
<i>NSDE</i>	0.79	-	0.93	<i>NSDE</i>	0.65	-	0.82		
<i>NSGA II</i>	0.15	0.02	-	<i>NSGA II</i>	0.07	0.07	-		
A - E - BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E - AB	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.21	0.89	<i>NSPSO</i>	-	0.45	0.79		
<i>NSDE</i>	0.55	-	0.91	<i>NSDE</i>	0.48	-	0.81		
<i>NSGA II</i>	0.03	0	-	<i>NSGA II</i>	0.13	0.13	-		
B - C - AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E - BC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.28	0.86	<i>NSPSO</i>	-	0.16	0.38		
<i>NSDE</i>	0.38	-	0.94	<i>NSDE</i>	0.50	-	0.40		
<i>NSGA II</i>	0.04	0	-	<i>NSGA II</i>	0.56	0.64	-		

Πίνακας 7: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A - B	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.33	0.97	<i>NSPSO</i>	-	0.67	0.96		
<i>NSDE</i>	0.42	-	0.97	<i>NSDE</i>	0.22	-	0.84		
<i>NSGA II</i>	0.02	0	-	<i>NSGA II</i>	0	0.07	-		
A - C	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.54	0.97	<i>NSPSO</i>	-	0.38	0.78		
<i>NSDE</i>	0.34	-	0.98	<i>NSDE</i>	0.54	-	0.90		
<i>NSGA II</i>	0	0	-	<i>NSGA II</i>	0.10	0.07	-		
A - D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.96	<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.81		
<i>NSDE</i>	0.59	-	0.82	<i>NSDE</i>	0.35	-	0.90		
<i>NSGA II</i>	0	0.10	-	<i>NSGA II</i>	0.07	0.06	-		
A - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.39	0.92	<i>NSPSO</i>	-	0.42	0.81		
<i>NSDE</i>	0.60	-	0.86	<i>NSDE</i>	0.53	-	0.86		
<i>NSGA II</i>	0.06	0.06	-	<i>NSGA II</i>	0.20	0.15	-		
B - C	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>		
<i>NSPSO</i>	-	0.38	0.78	<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.92		
<i>NSDE</i>	0.63	-	0.91	<i>NSDE</i>	0.51	-	0.98		
<i>NSGA II</i>	0.12	0.10	-	<i>NSGA II</i>	0.02	0	-		

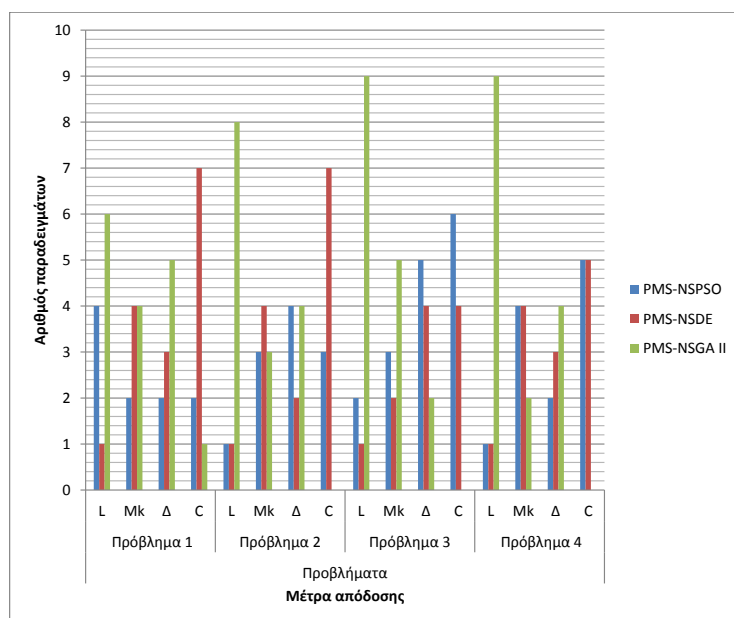
Πίνακας 8: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

$OF1 - OF3$	Multiobjective Asymmetric Pick - Up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP						
A - B - CD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D - AC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.41	0.67	<i>NSPSO</i>	-	0.48	0.96
<i>NSDE</i>	0.43	-	0.76	<i>NSDE</i>	0.38	-	0.98
<i>NSGA II</i>	0.09	0.14	-	<i>NSGA II</i>	0	0	-
A - C - BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E - AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.40	0.91	<i>NSPSO</i>	-	0.50	0.75
<i>NSDE</i>	0.49	-	0.82	<i>NSDE</i>	0.49	-	0.84
<i>NSGA II</i>	0.02	0.06	-	<i>NSGA II</i>	0.11	0.11	-
A - D - BE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D - AE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.25	0.87	<i>NSPSO</i>	-	0.55	0.90
<i>NSDE</i>	0.63	-	0.87	<i>NSDE</i>	0.19	-	0.83
<i>NSGA II</i>	0.08	0.02	-	<i>NSGA II</i>	0.03	0.02	-
A - E - BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E - AB	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.22	0.80	<i>NSPSO</i>	-	0.40	0.85
<i>NSDE</i>	0.65	-	0.82	<i>NSDE</i>	0.32	-	0.86
<i>NSGA II</i>	0.08	0.10	-	<i>NSGA II</i>	0.10	0.04	-
B - C - AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E - BC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.74	0.90	<i>NSPSO</i>	-	0.50	0.77
<i>NSDE</i>	0.18	-	0.68	<i>NSDE</i>	0.36	-	0.73
<i>NSGA II</i>	0	0.17	-	<i>NSGA II</i>	0.09	0.17	-

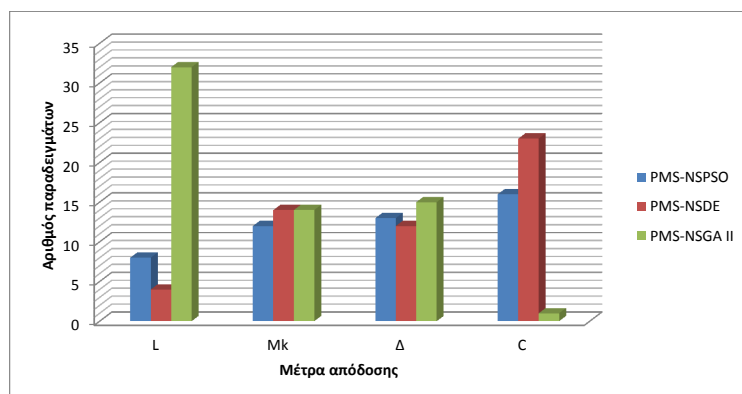
Πίνακας 9: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

$OF1 - OF3$	Multiobjective Symmetric Pick - Up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP						
A - B	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.48	1.00	<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.94
<i>NSDE</i>	0.31	-	1.00	<i>NSDE</i>	0.51	-	0.89
<i>NSGA II</i>	0	0	-	<i>NSGA II</i>	0.02	0.02	-
A - C	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.30	0.84	<i>NSPSO</i>	-	0.50	0.68
<i>NSDE</i>	0.75	-	0.90	<i>NSDE</i>	0.43	-	0.71
<i>NSGA II</i>	0.08	0	-	<i>NSGA II</i>	0.15	0.11	-
A - D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.23	0.86	<i>NSPSO</i>	-	0.65	0.88
<i>NSDE</i>	0.62	-	0.94	<i>NSDE</i>	0.13	-	0.81
<i>NSGA II</i>	0.07	0.04	-	<i>NSGA II</i>	0.07	0.14	-
A - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.49	0.85	<i>NSPSO</i>	-	0.58	0.85
<i>NSDE</i>	0.30	-	0.85	<i>NSDE</i>	0.36	-	0.92
<i>NSGA II</i>	0.09	0.12	-	<i>NSGA II</i>	0.03	0.03	-
B - C	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.31	0.95	<i>NSPSO</i>	-	0.33	0.89
<i>NSDE</i>	0.57	-	1.00	<i>NSDE</i>	0.49	-	0.94
<i>NSGA II</i>	0	0	-	<i>NSGA II</i>	0.02	0	-

Από τους Πίνακες 2 - 5, καθώς και από το Σχήμα 14, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 75% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$ στο 12,5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$ έχουν την ίδια απόδοση στο 5% των περιπτώσεων,



(α')



(β')

Σχήμα 14: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ έχουν ίδια απόδοση σε 2,5% των περιπτώσεων. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , οι αλγόριθμοι $PMS - NSGA II$ και $PMS - NSDE$ έχουν ίδιο ποσοστό σε 35% των περιπτώσεων, ενώ ο αλγόριθμος $PMS - NSPSO$ στο 30% των περιπτώσεων. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 37,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$ στο 30% και 27,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επίσης, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$ και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ έχουν ίδια απόδοση σε 2,5% των περιπτώσεων. Τέλος, από τους Πίνακες 6 - 9 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 57,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ στο 40% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 14 η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα. Κάτι τέτοιο είναι λογικό, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 13 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με καλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (70% και 45% των παραδειγμάτων αντίστοιχα). Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (40% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - NSDE$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (70% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις (μέτρο απόδοσης L) σε σχέση με τις λύσεις που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (80% των παραδειγμάτων). Επιπρόσθετα, οι αλγόριθμοι $PMS - NSGA II$ και $PMS - NSPSO$ παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την

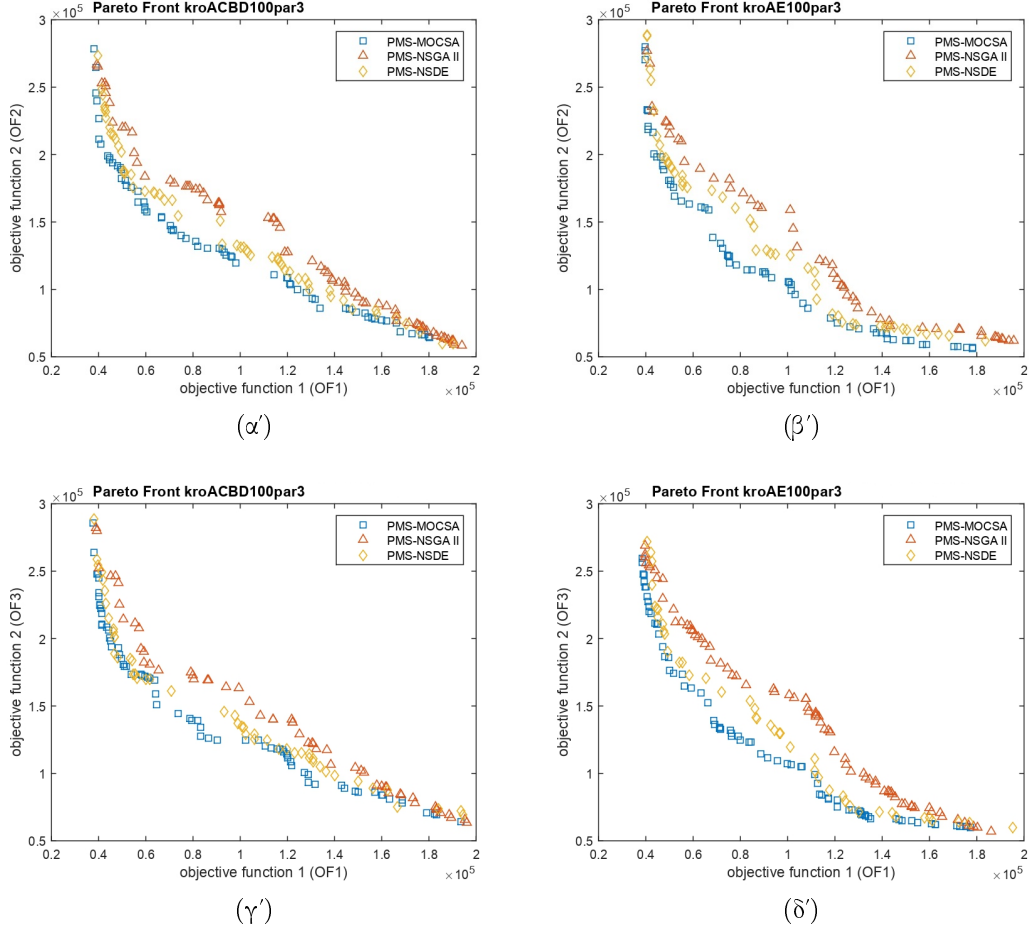
έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα του άλλου αλγορίθμου (35% των παραδειγμάτων ο καθένας). Επιπλέον, όλοι οι αλγόριθμοι παράγουν μέτωπα *Pareto* με ίση διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρο απόδοσης Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα του άλλου αλγορίθμου (30% των παραδειγμάτων ο καθένας). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS – NSPSO* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (55% των παραδειγμάτων). Η τελευταία, όμως, παρατήρηση είναι πολύ σημαντική, δηλαδή στην ουσία, ενώ σε όλα τα μέτρα απόδοσης ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* δίνει σημαντικά καλύτερες τιμές, στο τελευταίο μέτρο απόδοσης και στα διαγράμματα των μετώπων *Pareto* παρατηρείται ότι, ναι μεν οι λύσεις έχουν κάποια χαρακτηριστικά, αλλά είναι σαφώς υποδεέστερες από τις λύσεις που δίνει ο αλγόριθμος *PMS – NSDE*. Κάτι που στην ουσία μας δείχνει ότι συνολικά ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* είναι ο λιγότερο αποτελεσματικός από τους τρεις αλγόριθμους.

Από τις επιδόσεις των τριών αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , σε ποσοστό 85% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας M_k και C , ο αλγόριθμος *PMS – NSDE* έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 40% και 60% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Από τις επιδόσεις των τριών αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L , M_k και Δ , σε ποσοστό 70%, 45% και 35% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος *PMS – NSDE* έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 55% των παραδειγμάτων.

Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με καλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Οι αλγόριθμοι *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα του άλλου αλγορίθμου. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS – NSDE* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους.

8.5.2. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: *PMS – MOCSA*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*

Στη συνέχεια παρατίθενται τα αποτελέσματα των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων, που εξετάζονται σε αυτήν την σύγκριση, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι ίδια όπως και στην προηγούμενη σύγκριση στην υποπαράγραφο 8.5.1. Αρχικά, παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων *PMS – MOCSA*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 15). Έπειτα, στον Πίνακα 10 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας για τον αλγόριθμο *PMS – MOCSA*, ενώ στον Πίνακα 11 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους τρεις αλγόριθμους. Κατόπιν, στους Πίνακες 12 - 15 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας *C* των τριών αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι *PMS – MOCSA*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 6-9) αναφέρονται εν συντομία *MOCSA*, *NSGA II* και *NSDE*, αντίστοιχα. Επιπλέον, πρέπει να επισημανθεί ότι στον Πίνακα 10 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση του αλγορίθμου *PMS – MOCSA* για τις πέντε επαναλήψεις, ενώ στους Πίνακες 11-15 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των τριών αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 16). Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι τα προβλήματα 1-4 είναι τα ίδια προβλήματα με τη διαγραμματική απεικόνιση (Σχήμα 14) στην υποπαράγραφο 8.5.1.



Σχήμα 15: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS-MOCSA*, *PMS-NSGA II* και *PMS-NSDE* για το παράδειγμα *kroACBD100par3* του του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroAE100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 10: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο *PMS – MOCSA*

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
Παράδειγμα	Τρέξιμο 1			Τρέξιμο 2			Τρέξιμο 3			Τρέξιμο 4			Τρέξιμο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο Τρέξιμο		
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ
A – B – CD	62	608.70	0.66	60	610.08	0.73	63	577.84	0.55	64	580.71	0.53	58	579.86	0.54	61.40	591.44	0.60	64	580.71	0.53
A – C – BD	51	593.14	0.76	58	602.44	0.62	61	606.48	0.76	50	579.29	0.54	68	597.10	0.62	57.60	595.69	0.66	68	597.10	0.62
A – D – BE	50	607.29	0.66	64	604.52	0.60	59	613.32	0.63	59	597.16	0.56	46	615.36	0.69	55.60	607.53	0.63	64	604.52	0.60
A – E – BD	64	596.31	0.52	59	589.31	0.57	57	589.62	0.59	61	604.27	0.65	65	592.97	0.62	61.20	594.50	0.59	64	596.31	0.52
B – C – AD	58	609.17	0.64	47	593.33	0.71	47	600.97	0.70	53	593.42	0.72	54	598.42	0.72	51.80	599.06	0.70	58	609.17	0.64
B – D – AC	60	603.77	0.71	57	521.72	0.55	56	571.21	0.53	61	607.76	0.56	49	591.38	0.53	56.60	567.17	0.58	61	607.76	0.56
B – E – AD	50	548.29	0.56	61	606.11	0.56	52	593.80	0.70	54	591.32	0.71	58	594.46	0.54	55.00	586.79	0.61	61	606.11	0.56
C – D – AE	50	592.44	0.53	71	599.24	0.68	53	596.45	0.62	65	589.67	0.65	54	578.96	0.52	58.60	591.35	0.60	71	599.24	0.68
C – E – AB	46	579.20	0.58	59	594.15	0.55	58	590.30	0.62	56	546.01	0.57	62	576.29	0.62	56.20	577.19	0.59	59	594.15	0.55
D – E – BC	58	598.44	0.53	55	593.18	0.74	46	599.47	0.62	64	597.70	0.63	45	535.02	0.65	53.60	584.76	0.64	58	598.44	0.53
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A – B	73	608.59	0.66	62	611.94	0.72	60	602.00	0.66	60	589.45	0.60	71	611.70	0.59	65.20	604.74	0.65	71	611.70	0.59
A – C	70	609.97	0.66	71	597.86	0.58	72	600.56	0.61	66	615.67	0.63	67	614.84	0.69	69.20	607.78	0.63	72	600.56	0.61
A – D	78	589.98	0.72	81	576.68	0.66	67	580.20	0.56	79	584.42	0.71	71	574.39	0.59	75.20	581.14	0.65	78	589.98	0.72
A – E	65	596.01	0.59	68	593.60	0.67	61	581.82	0.65	66	592.68	0.67	65	601.41	0.64	65.00	593.11	0.65	65	601.41	0.64
B – C	58	536.06	0.66	73	621.22	0.70	69	602.41	0.47	63	594.65	0.54	53	523.23	0.65	63.20	575.51	0.60	73	621.22	0.70
B – D	62	608.56	0.72	72	593.97	0.61	62	578.88	0.66	63	611.85	0.69	71	595.56	0.64	66.00	597.77	0.66	72	593.97	0.61
B – E	60	594.91	0.68	57	608.20	0.56	51	540.50	0.61	64	616.37	0.60	59	608.97	0.61	58.20	593.79	0.61	64	616.37	0.60
C – D	61	595.05	0.54	73	609.02	0.69	66	590.98	0.67	71	589.66	0.59	66	594.34	0.56	67.40	593.81	0.61	73	609.02	0.69
C – E	78	600.56	0.50	57	604.89	0.75	64	551.48	0.71	64	605.58	0.68	64	608.88	0.67	65.40	594.28	0.66	78	600.56	0.50
D – E	75	619.27	0.64	62	599.92	0.57	66	601.14	0.60	73	597.19	0.60	82	612.39	0.58	71.60	605.98	0.60	82	612.39	0.58
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A – B – CD	60	608.30	0.61	48	614.71	0.55	62	574.93	0.67	58	593.83	0.70	62	575.73	0.55	58.00	593.50	0.61	48	614.71	0.55
A – C – BD	65	593.37	0.64	56	595.90	0.64	64	608.93	0.60	67	589.86	0.61	72	614.65	0.64	64.80	600.54	0.63	72	614.65	0.64
A – D – BE	54	610.68	0.54	52	632.40	0.68	50	588.74	0.55	57	599.81	0.63	59	604.09	0.58	54.40	607.14	0.60	54	610.68	0.54
A – E – BD	57	579.46	0.56	60	588.89	0.48	60	575.82	0.64	62	611.69	0.57	67	590.89	0.66	61.20	589.35	0.58	62	611.69	0.57
B – C – AD	52	533.47	0.63	55	580.36	0.69	66	600.06	0.62	52	533.02	0.50	62	599.76	0.60	57.40	569.33	0.61	66	600.06	0.62
B – D – AC	44	534.00	0.61	72	569.85	0.61	38	606.86	0.67	51	535.29	0.65	55	528.83	0.57	52.00	554.96	0.62	72	569.85	0.61
B – E – AD	48	594.05	0.72	73	584.76	0.63	56	611.58	0.64	50	611.35	0.62	65	587.64	0.57	58.40	597.88	0.64	65	587.64	0.57
C – D – AE	62	585.05	0.61	60	594.94	0.55	57	579.30	0.63	58	595.58	0.69	63	582.20	0.55	60.00	587.42	0.61	60	594.94	0.55
C – E – AB	45	596.44	0.57	62	592.53	0.63	59	592.09	0.61	60	581.63	0.51	62	604.50	0.54	57.60	593.44	0.57	62	604.50	0.54
D – E – BC	59	579.13	0.62	58	512.10	0.67	66	572.10	0.57	56	582.51	0.65	75	573.38	0.56	62.80	563.84	0.61	75	573.38	0.56
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A – B	59	616.83	0.70	62	600.53	0.55	75	620.04	0.65	58	586.58	0.64	56	603.97	0.70	62.00	605.59	0.65	75	620.04	0.65
A – C	65	612.67	0.59	67	597.46	0.62	69	606.80	0.63	60	606.44	0.54	59	604.22	0.68	64.00	605.52	0.61	65	612.67	0.59
A – D	64	578.51	0.57	74	600.68	0.69	63	597.29	0.57	72	572.20	0.62	71	595.77	0.55	68.80	588.89	0.60	74	600.68	0.69
A – E	73	611.32	0.65	72	603.71	0.64	58	596.27	0.64	63	581.63	0.63	76	582.02	0.62	68.40	594.99	0.63	76	582.02	0.62
B – C	55	589.65	0.77	65	592.57	0.64	68	579.04	0.63	55	531.97	0.52	64	602.47	0.56	61.40	579.14	0.63	64	602.47	0.56
B – D	89	593.98	0.64	66	598.44	0.76	60	602.14	0.65	76	602.77	0.64	57	602.99	0.67	69.60	600.06	0.67	89	593.98	0.64
B – E	63	614.74	0.63	59	592.94	0.75	57	592.22	0.62	60	598.21	0.64	57	614.36	0.64	59.20	591.89	0.66	63	614.74	0.63
C – D	71	591.01	0.65	70	605.05	0.67	71	579.98	0.69	64	582.92	0.76	67	587.76	0.63	68.60	589.35	0.68	71	591.01	0.65
C – E	69	598.29	0.67	68	602.78	0.56	69	598.09	0.62	61	611.81	0.58	57	592.74	0.63	64.80	600.74	0.61	68	602.78	0.56
D – E	67	608.18	0.60	70	597.40	0.52	76	604.25	0.66	62	619.25	0.54	82	615.17	0.62	71.40	608.85	0.59	70	597.40	0.52

Πίνακας 11: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
$A - B - CD$	$PMS - MOCSA$	61.40(64)	591.44(580.71)	0.60(0.53)	58.00(48)	593.50(614.71)	0.61(0.55)
	$PMS - NSGA II$	56.40(62)	592.33(598.84)	0.61(0.54)	59.80(63)	598.92(608.39)	0.61(0.65)
	$PMS - NSDE$	50.00(59)	598.17(604.03)	0.61(0.53)	46.00(49)	598.81(605.87)	0.61(0.62)
$A - C - BD$	$PMS - MOCSA$	57.60(68)	595.69(597.10)	0.66(0.62)	64.80(72)	600.54(614.65)	0.63(0.64)
	$PMS - NSGA II$	61.80(72)	594.92(602.67)	0.61(0.68)	58.80(56)	604.25(613.08)	0.59(0.64)
	$PMS - NSDE$	49.40(56)	594.19(603.86)	0.63(0.64)	44.40(50)	597.25(612.67)	0.63(0.62)
$A - D - BE$	$PMS - MOCSA$	55.60(64)	607.53(604.52)	0.63(0.60)	54.40(54)	607.14(610.68)	0.60(0.54)
	$PMS - NSGA II$	54.20(54)	601.74(597.52)	0.61(0.55)	54.60(63)	602.82(610.88)	0.61(0.60)
	$PMS - NSDE$	46.80(51)	591.33(585.05)	0.68(0.58)	46.20(53)	594.36(608.66)	0.64(0.58)
$A - E - BD$	$PMS - MOCSA$	61.20(64)	594.50(596.31)	0.59(0.52)	61.20(62)	589.35(611.69)	0.58(0.57)
	$PMS - NSGA II$	57.20(56)	595.30(604.81)	0.58(0.56)	56.40(60)	591.73(615.11)	0.58(0.53)
	$PMS - NSDE$	53.80(58)	589.49(595.89)	0.66(0.66)	45.40(49)	598.88(578.64)	0.64(0.52)
$B - C - AD$	$PMS - MOCSA$	51.80(58)	599.06(609.17)	0.70(0.64)	57.40(66)	569.33(600.06)	0.61(0.62)
	$PMS - NSGA II$	51.20(64)	596.11(602.55)	0.61(0.60)	53.60(60)	602.63(609.71)	0.63(0.65)
	$PMS - NSDE$	42.20(47)	593.19(586.51)	0.63(0.56)	44.00(47)	596.09(594.45)	0.69(0.61)
$B - D - AC$	$PMS - MOCSA$	56.60(61)	567.17(607.76)	0.58(0.56)	52.00(72)	554.96(569.85)	0.62(0.61)
	$PMS - NSGA II$	54.60(63)	593.43(618.00)	0.61(0.53)	51.40(46)	587.73(606.69)	0.60(0.51)
	$PMS - NSDE$	43.20(48)	591.59(611.63)	0.71(0.72)	44.80(50)	592.20(586.71)	0.66(0.58)
$B - E - AD$	$PMS - MOCSA$	55.00(61)	586.79(606.11)	0.61(0.56)	58.40(65)	597.88(587.64)	0.64(0.57)
	$PMS - NSGA II$	50.80(57)	597.52(599.73)	0.56(0.56)	50.20(55)	594.89(600.52)	0.60(0.58)
	$PMS - NSDE$	41.80(47)	596.38(611.30)	0.66(0.61)	41.00(46)	598.64(622.57)	0.66(0.66)
$C - D - AE$	$PMS - MOCSA$	58.60(71)	591.35(599.24)	0.60(0.68)	60.00(60)	587.42(594.94)	0.61(0.55)
	$PMS - NSGA II$	53.60(49)	597.24(589.81)	0.58(0.53)	51.80(59)	597.78(610.64)	0.63(0.59)
	$PMS - NSDE$	42.40(42)	594.55(610.84)	0.63(0.60)	44.40(51)	594.87(591.47)	0.70(0.71)
$C - E - AB$	$PMS - MOCSA$	56.20(59)	577.19(594.15)	0.59(0.55)	57.60(62)	593.44(604.50)	0.57(0.54)
	$PMS - NSGA II$	55.00(47)	592.95(602.86)	0.61(0.57)	51.00(65)	595.58(608.99)	0.65(0.74)
	$PMS - NSDE$	39.40(47)	592.59(569.13)	0.67(0.63)	47.20(47)	593.76(612.40)	0.63(0.57)
$D - E - BC$	$PMS - MOCSA$	53.60(58)	584.76(598.44)	0.64(0.53)	62.80(75)	563.84(573.38)	0.61(0.56)
	$PMS - NSGA II$	43.60(48)	526.74(503.05)	0.62(0.53)	50.80(56)	581.08(602.31)	0.66(0.69)
	$PMS - NSDE$	42.00(44)	582.50(589.22)	0.68(0.64)	43.60(52)	581.38(588.35)	0.60(0.64)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
$A - B$	$PMS - MOCSA$	65.20(71)	604.74(611.70)	0.65(0.59)	62.00(75)	605.59(620.04)	0.65(0.65)
	$PMS - NSGA II$	56.40(61)	602.89(603.41)	0.66(0.62)	58.60(79)	596.88(605.27)	0.66(0.60)
	$PMS - NSDE$	44.60(45)	605.73(596.04)	0.67(0.55)	44.60(46)	602.96(622.10)	0.68(0.62)
$A - C$	$PMS - MOCSA$	69.20(72)	607.78(600.56)	0.63(0.61)	64.00(65)	605.52(612.67)	0.61(0.59)
	$PMS - NSGA II$	62.60(66)	609.36(611.80)	0.63(0.54)	56.60(63)	606.55(615.56)	0.64(0.61)
	$PMS - NSDE$	51.40(57)	596.73(602.61)	0.65(0.69)	49.20(44)	603.51(607.51)	0.65(0.61)
$A - D$	$PMS - MOCSA$	75.20(78)	581.14(589.98)	0.65(0.72)	68.80(74)	588.89(600.68)	0.60(0.69)
	$PMS - NSGA II$	54.40(57)	592.85(587.50)	0.67(0.63)	58.60(66)	580.64(582.86)	0.66(0.60)
	$PMS - NSDE$	46.20(40)	581.70(591.46)	0.66(0.67)	47.00(47)	579.02(577.96)	0.66(0.58)
$A - E$	$PMS - MOCSA$	65.00(65)	593.11(601.41)	0.65(0.64)	68.40(76)	594.99(582.02)	0.63(0.62)
	$PMS - NSGA II$	51.20(51)	598.85(608.34)	0.62(0.60)	61.00(74)	598.56(598.90)	0.65(0.59)
	$PMS - NSDE$	44.60(49)	604.13(608.11)	0.68(0.63)	43.80(43)	602.41(605.73)	0.62(0.58)
$B - C$	$PMS - MOCSA$	63.20(73)	575.51(621.22)	0.60(0.70)	61.40(64)	579.14(602.47)	0.63(0.56)
	$PMS - NSGA II$	58.80(55)	591.49(602.55)	0.65(0.55)	56.20(61)	597.28(590.74)	0.65(0.61)
	$PMS - NSDE$	49.80(60)	589.78(610.81)	0.66(0.56)	42.00(49)	589.82(613.07)	0.72(0.64)
$B - D$	$PMS - MOCSA$	66.00(72)	597.77(593.97)	0.66(0.61)	69.60(89)	600.06(593.98)	0.67(0.64)
	$PMS - NSGA II$	58.60(56)	595.91(609.20)	0.64(0.63)	55.80(54)	592.55(608.67)	0.65(0.66)
	$PMS - NSDE$	43.20(45)	595.65(595.43)	0.69(0.60)	41.20(54)	582.58(600.87)	0.70(0.68)
$B - E$	$PMS - MOCSA$	58.20(64)	593.79(616.37)	0.61(0.60)	59.20(63)	591.89(614.74)	0.66(0.63)
	$PMS - NSGA II$	57.60(59)	603.48(607.87)	0.61(0.60)	58.60(63)	603.78(618.11)	0.63(0.55)
	$PMS - NSDE$	47.80(45)	603.11(609.40)	0.67(0.60)	44.40(46)	580.23(573.63)	0.66(0.58)
$C - D$	$PMS - MOCSA$	67.40(73)	593.81(609.02)	0.61(0.69)	68.60(71)	589.35(591.01)	0.68(0.65)
	$PMS - NSGA II$	56.60(59)	587.97(604.68)	0.63(0.64)	51.20(57)	586.43(587.41)	0.59(0.60)
	$PMS - NSDE$	42.80(51)	577.40(594.58)	0.65(0.61)	46.80(51)	586.32(573.07)	0.66(0.57)
$C - E$	$PMS - MOCSA$	65.40(78)	594.28(600.56)	0.66(0.50)	64.80(68)	600.74(602.78)	0.61(0.56)
	$PMS - NSGA II$	60.40(63)	599.00(592.77)	0.64(0.58)	60.40(61)	607.48(613.53)	0.65(0.60)
	$PMS - NSDE$	49.40(53)	594.95(611.88)	0.73(0.75)	52.20(60)	601.83(615.53)	0.67(0.72)
$D - E$	$PMS - MOCSA$	71.60(82)	605.98(612.39)	0.60(0.58)	71.40(70)	608.85(597.40)	0.59(0.52)
	$PMS - NSGA II$	60.20(52)	601.63(610.06)	0.67(0.66)	59.00(53)	606.62(617.50)	0.63(0.57)
	$PMS - NSDE$	49.80(46)	604.82(619.96)	0.66(0.55)	49.00(54)	615.41(622.74)	0.70(0.64)

Πίνακας 12: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP						
A - B - CD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D - AC	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.81	0.90	<i>MOCSA</i>	-	0.94	0.87
<i>NSDE</i>	0.05	-	0.90	<i>NSDE</i>	0	-	0.63
<i>NSGA II</i>	0.03	0.08	-	<i>NSGA II</i>	0.05	0.17	-
A - C - BD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E - AD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.95	0.90	<i>MOCSA</i>	-	0.74	0.95
<i>NSDE</i>	0	-	0.83	<i>NSDE</i>	0.13	-	0.93
<i>NSGA II</i>	0	0.04	-	<i>NSGA II</i>	0.03	0	-
A - D - BE	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D - AE	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.82	1	<i>MOCSA</i>	-	0.74	0.94
<i>NSDE</i>	0.14	-	0.93	<i>NSDE</i>	0.20	-	0.82
<i>NSGA II</i>	0	0.02	-	<i>NSGA II</i>	0.04	0.07	-
A - E - BD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E - AB	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.93	0.93	<i>MOCSA</i>	-	0.59	0.87
<i>NSDE</i>	0.08	-	0.91	<i>NSDE</i>	0.25	-	0.83
<i>NSGA II</i>	0.02	0	-	<i>NSGA II</i>	0.14	0.13	-
B - C - AD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E - BC	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.79	0.89	<i>MOCSA</i>	-	0.68	0.60
<i>NSDE</i>	0.19	-	0.94	<i>NSDE</i>	0.09	-	0.40
<i>NSGA II</i>	0.14	0	-	<i>NSGA II</i>	0.36	0.64	-

Πίνακας 13: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP						
A - B	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.67	0.97	<i>MOCSA</i>	-	0.93	0.96
<i>NSDE</i>	0.20	-	0.97	<i>NSDE</i>	0.01	-	0.84
<i>NSGA II</i>	0.03	0	-	<i>NSGA II</i>	0	0.07	-
A - C	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.86	1	<i>MOCSA</i>	-	0.76	0.83
<i>NSDE</i>	0.03	-	0.98	<i>NSDE</i>	0.11	-	0.90
<i>NSGA II</i>	0	0	-	<i>NSGA II</i>	0.06	0.07	-
A - D	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.65	0.91	<i>MOCSA</i>	-	0.90	0.98
<i>NSDE</i>	0.33	-	0.82	<i>NSDE</i>	0.01	-	0.90
<i>NSGA II</i>	0.04	0.10	-	<i>NSGA II</i>	0	0.06	-
A - E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	1	1	<i>MOCSA</i>	-	0.75	0.94
<i>NSDE</i>	0	-	0.86	<i>NSDE</i>	0.18	-	0.86
<i>NSGA II</i>	0	0.06	-	<i>NSGA II</i>	0.03	0.15	-
B - C	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.77	0.91	<i>MOCSA</i>	-	0.65	0.96
<i>NSDE</i>	0.18	-	0.91	<i>NSDE</i>	0.26	-	0.98
<i>NSGA II</i>	0.05	0.10	-	<i>NSGA II</i>	0.07	0	-

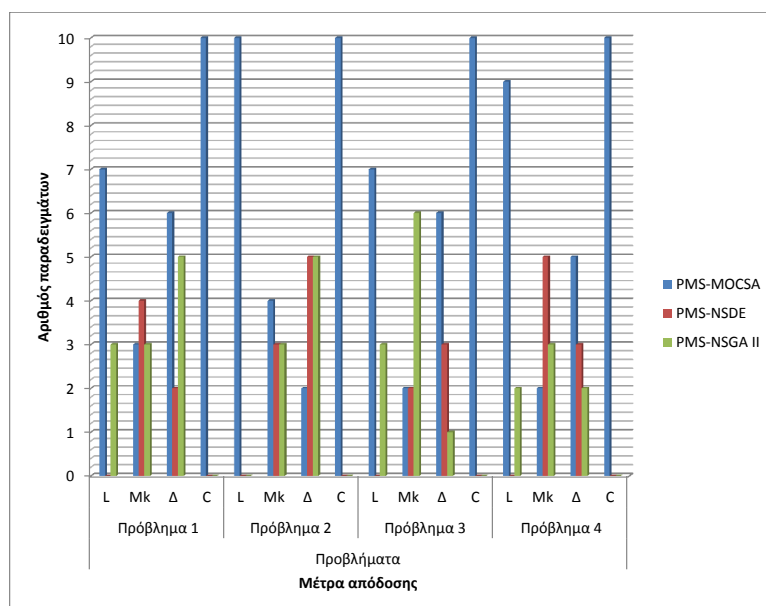
Πίνακας 14: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1-OF3$

$OF1 - OF3$	Multiobjective Asymmetric Pick - Up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP						
A - B - CD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D - AC	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.78	0.76	<i>MOCSA</i>	-	0.80	0.98
<i>NSDE</i>	0.15	-	0.76	<i>NSDE</i>	0.10	-	0.98
<i>NSGA II</i>	0.13	0.14	-	<i>NSGA II</i>	0	0	-
A - C - BD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E - AD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.86	0.93	<i>MOCSA</i>	-	0.89	0.85
<i>NSDE</i>	0.13	-	0.82	<i>NSDE</i>	0.17	-	0.84
<i>NSGA II</i>	0	0.06	-	<i>NSGA II</i>	0.05	0.11	-
A - D - BE	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D - AE	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.83	0.90	<i>MOCSA</i>	-	0.94	0.90
<i>NSDE</i>	0.15	-	0.87	<i>NSDE</i>	0.02	-	0.83
<i>NSGA II</i>	0	0.02	-	<i>NSGA II</i>	0.03	0.02	-
A - E - BD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E - AB	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.59	0.83	<i>MOCSA</i>	-	0.89	1
<i>NSDE</i>	0.34	-	0.82	<i>NSDE</i>	0.15	-	0.86
<i>NSGA II</i>	0.03	0.10	-	<i>NSGA II</i>	0	0.04	-
B - C - AD	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E - BC	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.91	0.90	<i>MOCSA</i>	-	0.62	0.89
<i>NSDE</i>	0.02	-	0.68	<i>NSDE</i>	0.39	-	0.73
<i>NSGA II</i>	0.06	0.17	-	<i>NSGA II</i>	0.01	0.17	-

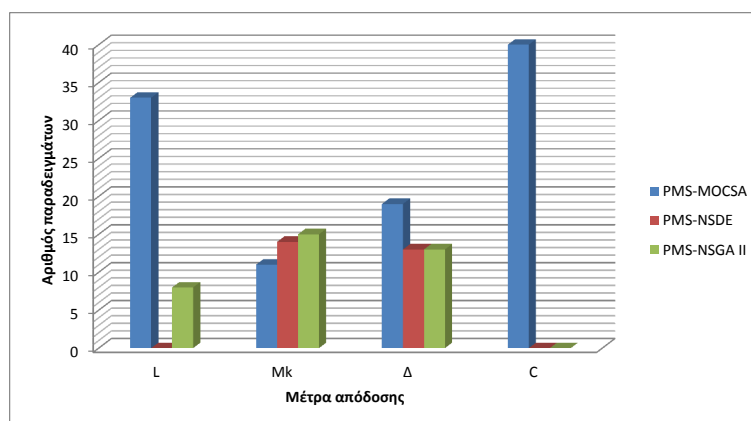
Πίνακας 15: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τρεις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

$OF1 - OF3$	Multiobjective Symmetric Pick - Up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP						
A – B	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B – D	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.76	0.96	<i>MOCSA</i>	-	1	0.98
<i>NSDE</i>	0.12	-	1	<i>NSDE</i>	0	-	0.89
<i>NSGA II</i>	0	0	-	<i>NSGA II</i>	0	0.02	-
A – C	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B – E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.75	0.97	<i>MOCSA</i>	-	0.91	0.81
<i>NSDE</i>	0.18	-	0.90	<i>NSDE</i>	0.11	-	0.71
<i>NSGA II</i>	0.05	0	-	<i>NSGA II</i>	0.02	0.11	-
A – D	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C – D	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.62	0.94	<i>MOCSA</i>	-	0.94	0.96
<i>NSDE</i>	0.24	-	0.94	<i>NSDE</i>	0.03	-	0.81
<i>NSGA II</i>	0.08	0.04	-	<i>NSGA II</i>	0.01	0.14	-
A – E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C – E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.98	0.97	<i>MOCSA</i>	-	0.87	0.90
<i>NSDE</i>	0.01	-	0.85	<i>NSDE</i>	0.10	-	0.92
<i>NSGA II</i>	0	0.12	-	<i>NSGA II</i>	0.04	0.03	-
B – C	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D – E	<i>MOCSA</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>MOCSA</i>	-	0.88	1	<i>MOCSA</i>	-	0.89	0.98
<i>NSDE</i>	0.03	-	1	<i>NSDE</i>	0.04	-	0.94
<i>NSGA II</i>	0	0	-	<i>NSGA II</i>	0	0	-

Από τους Πίνακες 10 και 11, καθώς και από το Σχήμα 16, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 80% των περιπτώσεων, ενώ ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ στο 17,5% των περιπτώσεων. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - MOCSA$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων. Λαμ-



(α')



(β')

Σχήμα 16: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων *PMS – MOCSA*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

βάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 37,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - MOCSA$ στο 35% και 27,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 37,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ στο 27,5% και 25% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επίσης, οι αλγόριθμοι $PMS - MOCSA$ και $PMS - NSGA II$ και οι αλγόριθμοι $PMS - MOCSA$ και $PMS - NSDE$ έχουν ίδια απόδοση σε 5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, όλοι οι αλγόριθμοι έχουν το ίδιο ποσοστό στο 2,5% των περιπτώσεων. Τέλος, από τους Πίνακες 12 - 15 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους δύο αλγόριθμους στο 100% των περιπτώσεων.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 16 ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στο Σχήμα 14. Σύμφωνα με αυτήν τη διαδικασία, η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα, κάτι που είναι λογικό, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 15 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις (μέτρο απόδοσης L) σε σχέση με τις λύσεις που παρατηρούνται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (85% των παραδειγμάτων). Επίσης, οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - MOCSA$ παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα του άλλου αλγορίθμου (35% των παραδειγμάτων ο καθένας). Επιπλέον, ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρο απόδοσης Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (35% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - MOCSA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (100% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων

λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (75% και 55% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Επιπρόσθετα, ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (45% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - MOCSA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (100% των παραδειγμάτων).

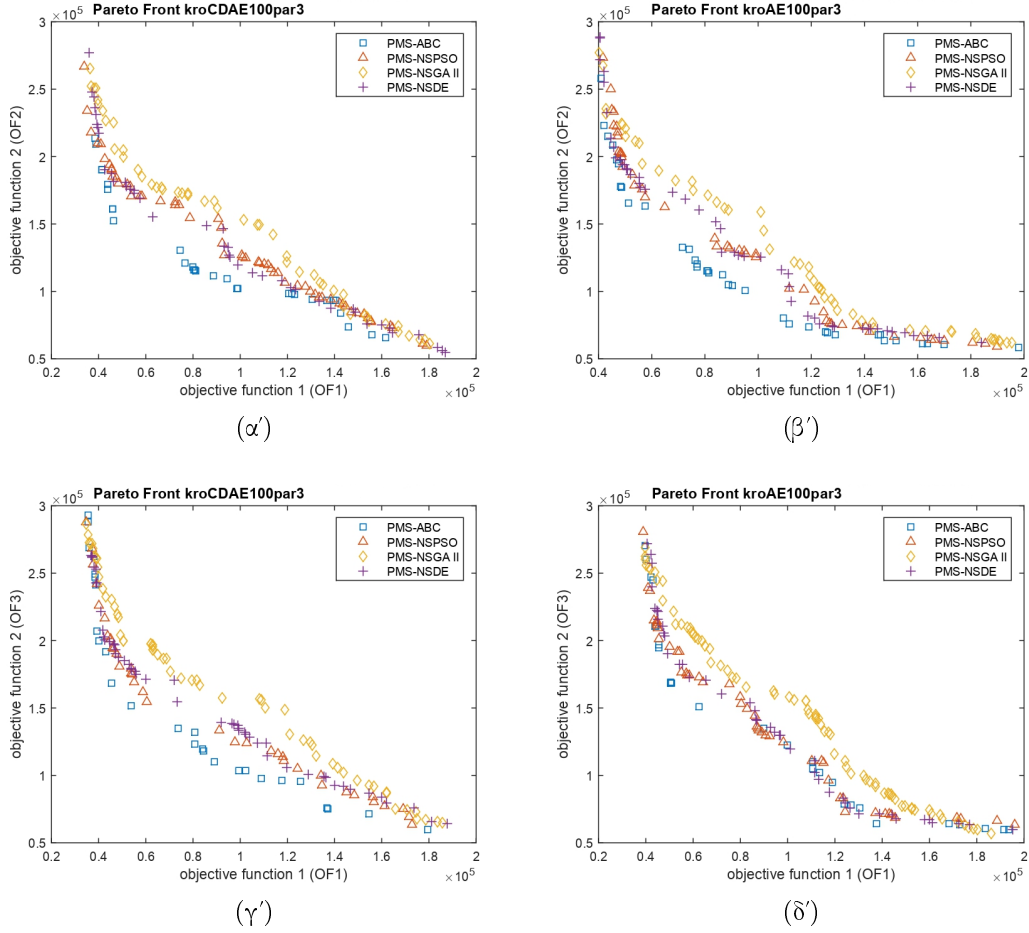
Από τις επιδόσεις των τριών αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και C , σε ποσοστό 90% και 100% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας M_k και Δ , ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 40% και 35% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Από τις επιδόσεις των τριών αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L , Δ και C , σε ποσοστό 70%, 45% και 100% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 45% των παραδειγμάτων.

Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με καλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - MOCSA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους δύο αλγόριθμους.

8.5.3. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: $PMS - ABC$, $PMS - NSPSO$, $PMS - NSGA II$ και $PMS - NSDE$

Σε αυτό το υποκεφάλαιο παρατίθενται τα αποτελέσματα των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων, που εξετάζονται σε αυτήν την σύγκριση, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι ίδια όπως και στην σύγκριση στην υποπαράγραφο 8.5.1. Πρώτα, παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων $PMS - ABC$, $PMS - NSPSO$, $PMS - NSGA II$ και $PMS - NSDE$ για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 17) και έπειτα, στον Πίνακα 16, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας για τον αλγόριθμο

$PMS-ABC$, ενώ στον Πίνακα 17 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους τέσσερις αλγόριθμους. Στη συνέχεια, στους Πίνακες 18 - 21 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C των τεσσάρων αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι $PMS-ABC$, $PMS-NSPSO$, $PMS-NSGA II$ και $PMS-NSDE$ στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 18-21) αναφέρονται εν συντομία ABC , $NSPSO$, $NSGA II$ και $NSDE$, αντίστοιχα. Επιπλέον, πρέπει να επισημανθεί ότι στον Πίνακα 16 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση του αλγορίθμου $PMS-ABC$ για τις πέντε επαναλήψεις, ενώ στους Πίνακες 17-21 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των τεσσάρων αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 18). Πρέπει να σημειωθεί ότι τα προβλήματα 1-4 είναι τα ίδια προβλήματα με τη διαγραμματική απεικόνιση (Σχήμα 14) στην υποπαράγραφο 8.5.1.



Σχήμα 17: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS-ABC*, *PMS-NSPSO*, *PMS-NSGA II* και *PMS-NSDE* για το παράδειγμα *kroCDAE100par3* του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroAE100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 16: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο $PMS - ABC$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																											
Παροδότηματα	Ταξίδιο 1			Ταξίδιο 2			Ταξίδιο 3			Ταξίδιο 4			Ταξίδιο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο			Τελικό					
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ			
A - B - CD	29	516.02	0.77	25	487.76	0.64	26	537.22	0.69	14	525.10	0.54	32	530.87	0.76	25.2	514.57	0.68	26	537.22	0.69	30	523.10	0.94	30	523.10	0.94
A - C - BD	27	512.31	0.89	26	513.64	0.69	26	509.60	0.75	23	514.19	0.70	23	523.10	0.94	26.4	514.57	0.80	30	523.10	0.94	25	533.70	0.84	25	533.70	0.84
A - D - BE	18	522.05	0.67	20	520.56	0.83	22	500.81	0.83	21	490.47	0.79	25	533.70	0.84	21.2	513.52	0.79	25	533.70	0.84	30	519.05	0.64	24.4	515.43	0.71
A - E - BD	17	515.82	0.71	23	509.46	0.61	23	517.29	0.75	29	515.53	0.84	30	519.05	0.64	24.4	515.43	0.71	30	519.05	0.64	23	507.12	0.78	19.6	479.34	0.87
B - C - AD	23	507.12	0.78	14	482.00	1.05	20	478.85	0.86	20	464.49	0.86	21	494.23	0.78	19.6	479.34	0.87	26	510.33	0.86	26	510.33	0.86	21.2	489.52	0.76
B - D - AC	26	514.13	0.86	21	498.94	0.92	25	470.98	0.74	22	498.24	0.57	22	512.75	0.70	23.0	508.53	0.72	26	510.33	0.86	30	520.80	0.76	25.8	520.80	0.76
B - E - AD	26	510.33	0.86	21	496.94	0.92	25	470.98	0.74	22	498.24	0.57	22	512.75	0.70	23.0	508.53	0.72	26	510.33	0.86	30	520.80	0.76	25.8	520.80	0.76
C - D - AE	30	520.80	0.76	24	509.52	0.82	20	510.73	0.82	23	500.48	0.69	26	545.99	0.86	25.4	524.53	0.82	30	520.80	0.76	33	520.80	0.76	25.4	524.53	0.82
C - E - AB	27	518.79	0.91	33	520.96	0.85	20	536.80	0.84	23	500.48	0.69	26	545.99	0.86	25.4	524.53	0.82	30	520.80	0.76	33	520.80	0.76	25.4	524.53	0.82
D - E - BC	24	502.93	0.76	23	514.93	0.60	23	516.24	0.76	25	513.47	0.75	21	505.98	0.63	23.2	510.71	0.70	23	514.93	0.60	33	514.93	0.60	23.2	510.71	0.70
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																											
A - B	35	603.65	0.74	22	590.99	0.57	24	607.52	0.93	33	603.14	0.87	31	610.84	0.69	29.0	603.23	0.76	31	610.84	0.69	36	602.18	0.83	36	602.18	0.83
A - C	35	600.87	0.89	32	597.31	0.85	36	602.18	0.70	33	607.11	0.80	25	602.72	0.92	32.2	602.04	0.83	36	602.18	0.83	35	610.10	0.88	35	610.10	0.88
A - D	25	578.07	0.80	29	576.04	0.80	23	571.98	0.88	34	586.21	0.80	35	610.10	0.88	29.0	584.48	0.83	36	596.71	0.74	36	596.71	0.74	36	596.71	0.74
A - E	36	596.71	0.74	32	603.25	0.84	26	595.58	0.84	26	598.14	0.81	45	599.44	0.89	35.0	598.62	0.83	36	596.71	0.74	36	596.71	0.74	36	596.71	0.74
B - C	20	577.17	0.70	25	527.07	0.85	21	521.37	0.82	28	590.73	0.95	26	558.34	0.85	24.4	554.94	0.83	38	590.73	0.95	38	590.73	0.95	38	590.73	0.95
B - D	29	570.66	0.87	30	598.79	0.93	28	592.98	0.73	26	596.71	0.75	29	587.54	0.76	28.0	589.34	0.81	30	598.79	0.93	30	598.79	0.93	30	598.79	0.93
B - E	30	601.17	0.98	27	615.58	0.85	31	614.93	0.78	26	606.40	0.69	28	535.69	0.97	28.4	594.76	0.85	31	614.93	0.78	31	614.93	0.78	31	614.93	0.78
C - D	25	577.24	0.77	36	582.10	0.93	22	595.59	0.79	32	585.57	0.62	30	593.72	0.70	29.0	586.84	0.76	32	585.57	0.62	32	585.57	0.62	32	585.57	0.62
C - E	37	603.20	0.86	29	616.56	0.98	38	599.04	0.86	31	592.37	0.85	31	608.04	0.74	33.0	603.84	0.80	29	616.56	0.98	29	616.56	0.98	29	616.56	0.98
D - E	38	595.05	0.76	31	609.91	0.74	28	601.25	0.86	29	616.90	0.79	33	599.06	0.68	31.8	604.43	0.77	33	599.06	0.68	33	599.06	0.68	33	599.06	0.68
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																											
A - B - CD	39	608.17	0.72	31	615.83	0.70	27	592.63	0.75	31	570.85	0.74	23	585.03	0.68	30.2	594.50	0.72	31	615.83	0.70	33	609.91	0.73	33	609.91	0.73
A - C - BD	33	598.21	0.70	37	595.75	0.79	27	608.82	0.74	18	585.50	0.61	33	609.91	0.73	29.6	599.64	0.72	33	609.91	0.73	33	614.92	0.80	33	614.92	0.80
A - D - BE	28	593.85	0.78	28	595.78	0.72	31	602.29	0.80	33	614.92	0.85	32	615.39	0.85	30.4	594.45	0.80	33	614.92	0.80	33	614.92	0.80	33	614.92	0.80
A - E - BD	28	600.35	0.87	32	598.43	0.79	28	603.00	0.72	31	591.22	0.79	35	595.86	0.81	30.8	597.77	0.80	28	603.00	0.72	28	603.00	0.72	28	603.00	0.72
B - C - AD	25	587.78	0.81	31	585.40	0.76	27	605.47	0.81	26	580.15	0.74	19	595.08	0.84	25.6	590.78	0.79	31	585.40	0.76	31	585.40	0.76	31	585.40	0.76
B - D - AC	31	570.47	0.72	24	583.56	0.78	22	589.89	0.76	25	602.09	0.67	20	598.23	0.66	24.4	590.85	0.72	25	602.09	0.67	25	602.09	0.67	25	602.09	0.67
B - E - AD	27	591.80	0.66	34	599.91	0.73	30	600.24	0.83	30	600.24	0.83	26	595.85	0.73	29.4	598.01	0.72	37	599.91	0.73	37	599.91	0.73	37	599.91	0.73
C - D - AE	29	595.02	0.73	32	607.07	0.74	27	590.48	0.79	27	614.45	0.63	28	583.33	0.78	28.6	598.07	0.72	37	614.45	0.63	37	614.45	0.63	37	614.45	0.63
C - E - AB	23	599.61	0.80	27	597.77	0.76	29	583.60	0.83	26	600.55	0.87	25	589.61	0.94	26.0	594.23	0.84	27	597.77	0.76	27	597.77	0.76	27	597.77	0.76
D - E - BC	26	606.77	0.96	25	587.13	0.76	34	571.41	0.78	25	566.57	0.70	30	577.52	0.63	28.0	581.88	0.77	30	577.52	0.63	30	577.52	0.63	30	577.52	0.63
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																											
A - B	25	609.69	0.78	25	611.89	0.69	17	600.23	0.72	21	583.23	0.79	19	598.76	0.76	21.4	600.76	0.75	25	611.89	0.69	25	611.89	0.69	25	611.89	0.69
A - C	25	593.96	0.88	25	601.56	0.76	19	604.92	0.72	18	592.86	0.67	24	604.56	0.86	22.2	599.57	0.79	25	601.56	0.88	25	601.56	0.88	25	601.56	0.88
A - D	26	582.98	0.59	24	596.21	0.74	22	568.85	0.65	27	581.50	0.62	27	587.25	0.85	25.2	583.36	0.69	26	582.98	0.59	26	582.98	0.59	26	582.98	0.59
A - E	25	594.05	0.64	23	603.89	0.72	18	595.22	0.77	15	593.26	0.75	19	595.29	0.71	20.8	596.34	0.72	27	603.89	0.67	27	603.89	0.67	27	603.89	0.67
B - C	24	598.34	0.73	23	590.06	0.79	26	604.70	0.69	25	591.60	0.91	23	590.35	0.66	24.2	595.01	0.76	26	604.70	0.69	26	604.70	0.69	26	604.70	0.69
B - D	22	584.64	0.69	17	535.37	0.52	20	589.68	0.84	19	602.32	0.71	24	600.10	0.69	20.0	583.20	0.69	24	600.10	0.69	24	600.10	0.69	24	600.10	0.69
B - E	18	604.22	0.67	17	600.16	0.87	20	605.79	0.70	14	595.38	0.66	19	606.64	0.67	17.6	602.44	0.72	19	606.64	0.67	19	606.64	0.67	19	606.64	0.67
C - D	23	545.61	0.62	22	606.27	0.57	16	592.48	0.76	16	577.65	0.60	20	594.91	0.51	19.4	583.38	0.61	22	606.27	0.57	22	606.27	0.57	22	606.27	0.57
C - E	22	586.68	0.73	21	592.58	0.60	23	601.78	0.92	23	619.16	0.65	23	601.53	0.65	22.4	600.29	0.71	23	619.16	0.65	23	619.16	0.65	23	619.16	0.65
D - E	26	620.04	0.58	22	594.31	0.82	22	608.68	0.66	18	608.79	0.73	32	609.61	0.73	24.0	608.29	0.71	26	620.04	0.58	26	620.04	0.58	26	620.04	0.58

Πίνακας 17: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ	<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ
<i>A - B - CD</i>	<i>PMS - ABC</i>	25.20(26)	519.39(537.22)	0.68(0.69)	30.20(31)	594.50(615.83)	0.72(0.70)
	<i>PMS - NSPSO</i>	46.40(53)	598.41(592.84)	0.70(0.68)	47.00(56)	597.42(609.09)	0.66(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.40(62)	592.33(598.84)	0.61(0.54)	59.80(63)	598.92(608.39)	0.61(0.65)
	<i>PMS - NSDE</i>	50.00(59)	598.17(604.03)	0.61(0.53)	46.00(49)	598.81(605.87)	0.61(0.62)
<i>A - C - BD</i>	<i>PMS - ABC</i>	26.40(30)	514.57(523.10)	0.80(0.94)	29.60(33)	599.64(609.91)	0.72(0.73)
	<i>PMS - NSPSO</i>	47.60(51)	600.33(611.96)	0.68(0.68)	47.80(53)	601.70(595.13)	0.64(0.59)
	<i>PMS - NSGA II</i>	61.80(72)	594.92(602.67)	0.61(0.68)	58.80(56)	604.25(613.08)	0.59(0.64)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.40(56)	594.19(603.86)	0.63(0.64)	44.40(50)	597.25(612.67)	0.63(0.62)
<i>A - D - BE</i>	<i>PMS - ABC</i>	21.20(25)	513.52(533.70)	0.79(0.84)	30.40(33)	604.45(614.92)	0.80(0.85)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.80(52)	592.57(606.60)	0.64(0.62)	46.00(48)	608.80(620.73)	0.66(0.65)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.20(54)	601.74(597.52)	0.61(0.55)	54.60(63)	602.82(610.88)	0.61(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	46.80(51)	591.33(585.05)	0.68(0.58)	46.20(53)	594.36(608.66)	0.64(0.58)
<i>A - E - BD</i>	<i>PMS - ABC</i>	24.40(30)	515.43(519.05)	0.71(0.64)	30.80(28)	597.77(603.00)	0.80(0.72)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(58)	586.44(595.07)	0.65(0.63)	49.00(60)	597.10(610.34)	0.67(0.69)
	<i>PMS - NSGA II</i>	57.20(56)	595.30(604.81)	0.58(0.56)	56.40(60)	591.73(615.11)	0.58(0.53)
	<i>PMS - NSDE</i>	53.80(58)	589.49(595.89)	0.66(0.66)	45.40(49)	598.88(578.64)	0.64(0.52)
<i>B - C - AD</i>	<i>PMS - ABC</i>	19.60(23)	479.34(507.12)	0.87(0.78)	25.60(31)	590.78(585.40)	0.79(0.76)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(45)	587.45(587.39)	0.66(0.69)	43.20(38)	601.86(616.66)	0.67(0.57)
	<i>PMS - NSGA II</i>	51.20(64)	596.11(602.55)	0.61(0.60)	53.60(60)	602.63(609.71)	0.63(0.65)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.20(47)	593.19(586.51)	0.63(0.56)	44.00(47)	596.09(594.45)	0.69(0.61)
<i>B - D - AC</i>	<i>PMS - ABC</i>	21.00(26)	508.53(514.14)	0.72(0.69)	24.40(25)	590.85(602.09)	0.72(0.67)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(53)	589.78(591.38)	0.62(0.66)	42.20(50)	581.03(589.53)	0.68(0.75)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.60(63)	593.43(618.00)	0.61(0.53)	51.40(46)	587.73(606.69)	0.60(0.51)
	<i>PMS - NSDE</i>	43.20(48)	591.59(611.63)	0.71(0.72)	44.80(50)	592.20(586.71)	0.66(0.58)
<i>B - E - AD</i>	<i>PMS - ABC</i>	23.20(26)	489.52(510.33)	0.76(0.86)	29.40(34)	598.01(599.91)	0.77(0.73)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(45)	584.42(543.81)	0.59(0.52)	48.00(47)	601.43(611.90)	0.65(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	50.80(57)	597.52(599.73)	0.56(0.56)	50.20(55)	594.89(600.52)	0.60(0.58)
	<i>PMS - NSDE</i>	41.80(47)	596.38(611.30)	0.66(0.61)	41.00(46)	598.64(622.57)	0.66(0.66)
<i>C - D - AE</i>	<i>PMS - ABC</i>	25.40(30)	524.53(520.80)	0.82(0.76)	28.60(27)	598.07(614.45)	0.72(0.63)
	<i>PMS - NSPSO</i>	45.00(57)	593.92(593.63)	0.67(0.66)	44.00(36)	592.59(602.11)	0.67(0.55)
	<i>PMS - NSGA II</i>	53.60(49)	597.24(589.81)	0.58(0.53)	51.80(59)	597.78(610.64)	0.63(0.59)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.40(42)	594.55(610.84)	0.63(0.60)	44.40(51)	594.87(591.47)	0.70(0.71)
<i>C - E - AB</i>	<i>PMS - ABC</i>	25.80(33)	520.43(520.96)	0.81(0.85)	26.00(27)	594.23(597.77)	0.84(0.76)
	<i>PMS - NSPSO</i>	45.00(48)	586.58(577.86)	0.66(0.54)	46.80(41)	588.78(601.76)	0.63(0.53)
	<i>PMS - NSGA II</i>	55.00(47)	592.95(602.86)	0.61(0.57)	51.00(65)	595.58(608.99)	0.65(0.74)
	<i>PMS - NSDE</i>	39.40(47)	592.59(569.13)	0.67(0.63)	47.20(47)	593.76(612.40)	0.63(0.57)
<i>D - E - BC</i>	<i>PMS - ABC</i>	23.20(23)	510.71(514.93)	0.70(0.60)	28.00(30)	581.88(577.52)	0.77(0.63)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.60(50)	571.71(568.50)	0.67(0.69)	39.60(44)	578.42(573.72)	0.60(0.68)
	<i>PMS - NSGA II</i>	43.60(48)	526.74(503.05)	0.62(0.53)	50.80(56)	581.08(602.31)	0.66(0.69)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.00(44)	582.50(589.22)	0.68(0.64)	43.60(52)	581.38(588.35)	0.60(0.64)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
<i>A - B</i>	<i>PMS - ABC</i>	29.00(31)	603.23(610.84)	0.76(0.69)	21.40(25)	600.76(611.89)	0.75(0.69)
	<i>PMS - NSPSO</i>	47.80(52)	613.92(610.29)	0.68(0.62)	51.60(54)	607.75(602.86)	0.69(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.40(61)	602.89(603.41)	0.66(0.62)	58.60(79)	596.88(605.27)	0.66(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	44.60(45)	605.73(596.04)	0.67(0.55)	44.60(46)	602.96(622.10)	0.68(0.62)
<i>A - C</i>	<i>PMS - ABC</i>	32.20(36)	602.04(602.18)	0.83(0.70)	22.20(25)	599.57(601.56)	0.79(0.76)
	<i>PMS - NSPSO</i>	50.20(53)	604.15(615.43)	0.66(0.67)	47.40(53)	604.96(608.06)	0.68(0.72)
	<i>PMS - NSGA II</i>	62.60(66)	609.36(611.80)	0.63(0.54)	56.60(63)	606.55(615.56)	0.64(0.61)
	<i>PMS - NSDE</i>	51.40(57)	596.73(602.61)	0.65(0.69)	49.20(44)	603.51(607.51)	0.65(0.61)
<i>A - D</i>	<i>PMS - ABC</i>	29.20(35)	584.48(610.10)	0.84(0.88)	25.20(26)	583.36(582.98)	0.69(0.59)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.40(54)	577.25(575.63)	0.62(0.61)	49.00(58)	586.10(594.99)	0.63(0.64)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.40(57)	592.85(587.50)	0.67(0.63)	58.60(66)	580.64(582.86)	0.66(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	46.20(40)	581.70(591.46)	0.66(0.67)	47.00(47)	579.02(577.96)	0.66(0.58)
<i>A - E</i>	<i>PMS - ABC</i>	35.00(36)	598.62(596.71)	0.83(0.74)	20.80(27)	596.34(603.89)	0.72(0.72)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(47)	595.33(602.24)	0.68(0.69)	41.60(46)	592.88(612.23)	0.68(0.81)
	<i>PMS - NSGA II</i>	51.20(51)	598.85(608.34)	0.62(0.60)	61.00(74)	598.56(598.90)	0.65(0.59)
	<i>PMS - NSDE</i>	44.60(49)	604.13(608.11)	0.68(0.63)	43.80(43)	602.41(605.73)	0.62(0.58)
<i>B - C</i>	<i>PMS - ABC</i>	24.00(28)	554.94(590.73)	0.83(0.95)	24.20(26)	595.01(604.70)	0.76(0.69)
	<i>PMS - NSPSO</i>	41.00(51)	589.04(587.03)	0.68(0.62)	47.40(49)	595.11(605.91)	0.67(0.64)
	<i>PMS - NSGA II</i>	58.80(55)	591.49(602.55)	0.65(0.55)	56.20(61)	597.28(590.74)	0.65(0.61)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.80(60)	589.78(610.81)	0.66(0.56)	42.00(49)	589.82(613.07)	0.72(0.64)
<i>B - D</i>	<i>PMS - ABC</i>	28.40(30)	589.34(598.79)	0.81(0.93)	20.40(24)	583.20(600.10)	0.69(0.69)
	<i>PMS - NSPSO</i>	43.40(55)	594.80(598.42)	0.65(0.54)	43.20(49)	591.07(600.78)	0.64(0.54)
	<i>PMS - NSGA II</i>	58.60(56)	595.91(609.20)	0.64(0.63)	55.80(54)	592.55(608.67)	0.65(0.66)
	<i>PMS - NSDE</i>	43.20(45)	595.65(595.43)	0.69(0.60)	41.20(54)	582.58(600.87)	0.70(0.68)
<i>B - E</i>	<i>PMS - ABC</i>	28.40(31)	594.76(614.93)	0.85(0.78)	17.60(19)	602.44(606.64)	0.72(0.67)
	<i>PMS - NSPSO</i>	49.40(52)	606.42(590.66)	0.60(0.53)	41.40(40)	604.84(618.80)	0.68(0.63)
	<i>PMS - NSGA II</i>	57.60(59)	603.48(607.87)	0.61(0.60)	58.60(63)	603.78(618.11)	0.63(0.55)
	<i>PMS - NSDE</i>	47.80(45)	603.11(609.40)	0.67(0.60)	44.40(46)	580.23(573.63)	0.66(0.58)
<i>C - D</i>	<i>PMS - ABC</i>	29.00(32)	586.84(585.57)	0.76(0.62)	19.40(22)	583.38(606.27)	0.61(0.57)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.80(46)	584.51(602.85)	0.64(0.59)	46.60(56)	586.85(594.19)	0.67(0.73)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.60(59)	587.97(604.68)	0.63(0.64)	51.20(57)	586.43(587.41)	0.59(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.80(51)	577.40(594.58)	0.65(0.61)	46.80(51)	586.32(573.07)	0.66(0.57)
<i>C - E</i>	<i>PMS - ABC</i>	33.20(29)	603.84(616.56)	0.80(0.68)	22.40(23)	600.35(619.16)	0.71(0.65)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(51)	598.45(604.81)	0.64(0.65)	43.20(33)	599.71(609.57)	0.67(0.59)
	<i>PMS - NSGA II</i>	60.40(63)	599.00(592.77)	0.64(0.58)	60.40(61)	607.48(613.53)	0.65(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.40(53)	594.95(611.88)	0.73(0.75)	52.20(60)	601.83(615.53)	0.67(0.72)
<i>D - E</i>	<i>PMS - ABC</i>	31.80(33)	604.43(599.06)	0.77(0.68)	24.00(26)	608.29(620.04)	0.71(0.58)
	<i>PMS - NSPSO</i>	49.20(57)	606.90(620.98)	0.71(0.80)	48.00(55)	609.46(617.27)	0.69(0.70)
	<i>PMS - NSGA II</i>	60.20(52)	601.63(610.06)	0.67(0.66)	59.00(53)	606.62(617.50)	0.63(0.57)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.80(46)	604.82(619.96)	0.66(0.55)	49.00(54)	615.41(622.74)	0.70(0.64)

Πίνακας 18: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A - B - CD	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - D - AC	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>ABC</i>	-	0.87	0.69	0.85	<i>ABC</i>	-	0.66	0.96	0.83
<i>NSPSO</i>	0	-	0.25	0.82	<i>NSPSO</i>	0.08	-	0.63	0.89
<i>NSDE</i>	0.12	0.55	-	0.90	<i>NSDE</i>	0	0.30	-	0.63
<i>NSGA II</i>	0	0.04	0.08	-	<i>NSGA II</i>	0	0.02	0.17	-
A - C - BD	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	B - E - AD	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>ABC</i>	-	0.63	0.66	0.69	<i>ABC</i>	-	0.82	0.38	0.77
<i>NSPSO</i>	0.37	-	0.59	0.78	<i>NSPSO</i>	0.04	-	0.15	0.75
<i>NSDE</i>	0.17	0.39	-	0.83	<i>NSDE</i>	0.23	0.73	-	0.93
<i>NSGA II</i>	0	0.02	0.04	-	<i>NSGA II</i>	0	0.07	0	-
A - D - BE	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - D - AE	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>ABC</i>	-	0.83	0.57	0.93	<i>ABC</i>	-	0.88	0.76	0.88
<i>NSPSO</i>	0	-	0.16	0.74	<i>NSPSO</i>	0	-	0.38	0.82
<i>NSDE</i>	0.16	0.79	-	0.93	<i>NSDE</i>	0.10	0.65	-	0.82
<i>NSGA II</i>	0	0.15	0.02	-	<i>NSGA II</i>	0	0.07	0.07	-
A - E - BD	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	C - E - AB	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>ABC</i>	-	0.76	0.67	0.88	<i>ABC</i>	-	0.73	0.64	0.79
<i>NSPSO</i>	0.03	-	0.21	0.89	<i>NSPSO</i>	0.21	-	0.45	0.79
<i>NSDE</i>	0.10	0.55	-	0.91	<i>NSDE</i>	0.15	0.48	-	0.81
<i>NSGA II</i>	0	0.03	0	-	<i>NSGA II</i>	0.09	0.13	0.13	-
B - C - AD	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	D - E - BC	<i>ABC</i>	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>
<i>ABC</i>	-	0.82	0.72	0.78	<i>ABC</i>	-	0.82	0.68	0.52
<i>NSPSO</i>	0.13	-	0.28	0.86	<i>NSPSO</i>	0.17	-	0.16	0.38
<i>NSDE</i>	0.04	0.38	-	0.94	<i>NSDE</i>	0.30	0.50	-	0.40
<i>NSGA II</i>	0	0.04	0	-	<i>NSGA II</i>	0.52	0.56	0.64	-

Πίνακας 19: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

OF1 – OF2	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	B – D	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II
ABC	-	0.81	0.69	0.95	ABC	-	0.65	0.87	0.93
NSPSO	0.06	-	0.33	0.97	NSPSO	0.27	-	0.67	0.96
NSDE	0.13	0.42	-	0.97	NSDE	0.07	0.22	-	0.84
NSGA II	0.03	0.02	0	-	NSGA II	0	0	0.07	-
A – C	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	B – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II
ABC	-	0.83	0.86	1.00	ABC	-	0.90	0.69	0.85
NSPSO	0.11	-	0.54	0.97	NSPSO	0.03	-	0.38	0.78
NSDE	0.08	0.34	-	0.98	NSDE	0.19	0.54	-	0.90
NSGA II	0	0	0	-	NSGA II	0.03	0.10	0.07	-
A – D	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	C – D	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II
ABC	-	0.70	0.60	0.84	ABC	-	0.87	0.90	1.00
NSPSO	0.20	-	0.35	0.96	NSPSO	0.03	-	0.35	0.81
NSDE	0.17	0.59	-	0.82	NSDE	0.03	0.35	-	0.90
NSGA II	0.14	0	0.10	-	NSGA II	0	0.07	0.06	-
A – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	C – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II
ABC	-	0.96	0.88	0.98	ABC	-	0.82	0.62	0.87
NSPSO	0	-	0.39	0.92	NSPSO	0.17	-	0.42	0.81
NSDE	0	0.60	-	0.86	NSDE	0.28	0.53	-	0.86
NSGA II	0	0.06	0.06	-	NSGA II	0.14	0.20	0.15	-
B – C	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	D – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II
ABC	-	0.82	0.82	0.82	ABC	-	0.70	0.50	0.96
NSPSO	0.11	-	0.38	0.78	NSPSO	0.15	-	0.35	0.92
NSDE	0.11	0.63	-	0.91	NSDE	0.33	0.51	-	0.98
NSGA II	0.14	0.12	0.10	-	NSGA II	0.03	0.02	0	-

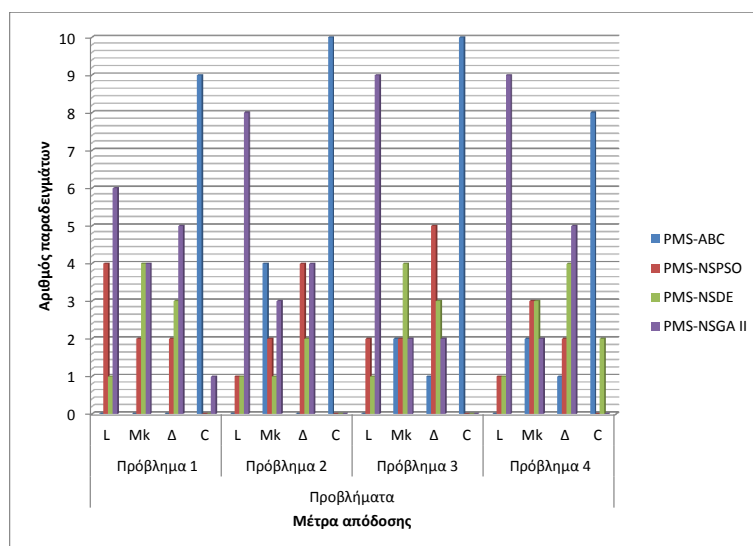
Πίνακας 20: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 – OF3	Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP									
A – B – CD	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	B – D – AC	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.70	0.63	0.75	ABC	-	0.92	0.94	1.00	
NSPSO	0.13	-	0.41	0.67	NSPSO	0.12	-	0.48	0.96	
NSDE	0.26	0.43	-	0.76	NSDE	0.08	0.38	-	0.98	
NSGA II	0.16	0.09	0.14	-	NSGA II	0	0	0	-	
A – C – BD	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	B – E – AD	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.70	0.50	0.88	ABC	-	0.70	0.78	0.84	
NSPSO	0.09	-	0.40	0.91	NSPSO	0.12	-	0.50	0.75	
NSDE	0.27	0.49	-	0.82	NSDE	0.18	0.49	-	0.84	
NSGA II	0.03	0.02	0.06	-	NSGA II	0.09	0.11	0.11	-	
A – D – BE	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	C – D – AE	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.73	0.64	0.89	ABC	-	0.83	0.92	0.88	
NSPSO	0.09	-	0.25	0.87	NSPSO	0.07	-	0.55	0.90	
NSDE	0.36	0.63	-	0.87	NSDE	0.04	0.19	-	0.83	
NSGA II	0.15	0.08	0.02	-	NSGA II	0.07	0.03	0.02	-	
A – E – BD	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	C – E – AB	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.70	0.47	0.77	ABC	-	0.61	0.74	0.98	
NSPSO	0.21	-	0.22	0.80	NSPSO	0.26	-	0.40	0.85	
NSDE	0.29	0.65	-	0.82	NSDE	0.19	0.32	-	0.86	
NSGA II	0.11	0.08	0.10	-	NSGA II	0	0.10	0.04	-	
B – C – AD	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	D – E – BC	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.58	0.87	0.93	ABC	-	0.64	0.69	0.82	
NSPSO	0.16	-	0.74	0.90	NSPSO	0.30	-	0.50	0.77	
NSDE	0.06	0.18	-	0.68	NSDE	0.17	0.36	-	0.73	
NSGA II	0.03	0	0.17	-	NSGA II	0.13	0.09	0.17	-	

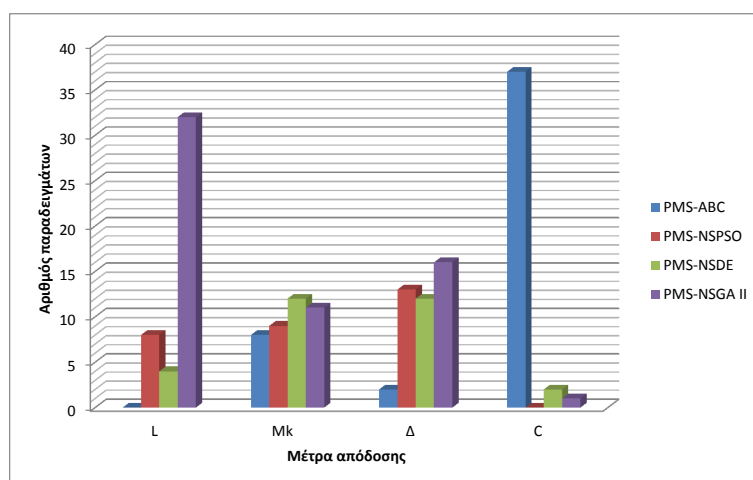
Πίνακας 21: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 – OF3	Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP									
A – B	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	B – D	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.54	0.43	0.95	ABC	-	0.71	0.59	0.87	
NSPSO	0.32	-	0.48	1.00	NSPSO	0.13	-	0.35	0.94	
NSDE	0.28	0.31	-	1.00	NSDE	0.21	0.51	-	0.89	
NSGA II	0	0	0	-	NSGA II	0.08	0.02	0.02	-	
A – C	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	B – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.89	0.59	0.95	ABC	-	0.95	0.89	0.92	
NSPSO	0.12	-	0.30	0.84	NSPSO	0	-	0.50	0.68	
NSDE	0.32	0.75	-	0.90	NSDE	0	0.43	-	0.71	
NSGA II	0	0.08	0	-	NSGA II	0	0.15	0.11	-	
A – D	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	C – D	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.78	0.49	0.94	ABC	-	0.52	0.73	0.84	
NSPSO	0.19	-	0.23	0.86	NSPSO	0.23	-	0.65	0.88	
NSDE	0.35	0.62	-	0.94	NSDE	0.05	0.13	-	0.81	
NSGA II	0.15	0.07	0.04	-	NSGA II	0.14	0.07	0.14	-	
A – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	C – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.54	0.60	0.86	ABC	-	0.58	0.58	0.93	
NSPSO	0.19	-	0.49	0.85	NSPSO	0.26	-	0.58	0.85	
NSDE	0.19	0.30	-	0.85	NSDE	0.43	0.36	-	0.92	
NSGA II	0.19	0.09	0.12	-	NSGA II	0	0.03	0.03	-	
B – C	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	D – E	ABC	NSPSO	NSDE	NSGA II	
ABC	-	0.67	0.41	0.98	ABC	-	0.67	0.43	0.92	
NSPSO	0.27	-	0.31	0.95	NSPSO	0.19	-	0.33	0.89	
NSDE	0.42	0.57	-	1.00	NSDE	0.54	0.49	-	0.94	
NSGA II	0	0	0	-	NSGA II	0.04	0.02	0	-	

Από τους Πίνακες 16 και 17, καθώς και από το Σχήμα 18, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος



(α')



(β')

Σχήμα 18: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων *PMS – ABC*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

$PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 75% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$ στο 12,5% και στο 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 5%, 2,5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 30% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSGA II$, $PMS - NSPSO$ και $PMS - ABC$ στο 27,5%, 22,5% και 20% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 37,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$, $PMS - NSDE$ και $PMS - ABC$ στο 30%, 22,5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - ABC$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων το κάθε ζεύγος, αντίστοιχα. Τέλος, από τους Πίνακες 18 - 21 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - ABC$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 92,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ στο 5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 18 ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στο Σχήμα 14. Σύμφωνα με αυτήν τη διαδικασία, η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 17 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - ABC$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις, μεγαλύτερη έκταση και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L , M_k και Δ) σε σχέση με τις λύσεις που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (70%, 35% και 45% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - ABC$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (95% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις (μέτρο απόδοσης L) σε σχέση με τις λύσεις που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (80% των παραδειγμάτων). Επιπρόσθετα, ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (35% των παραδειγμάτων). Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρο απόδοσης Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (30% των παραδειγμάτων ο καθένας). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - ABC$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (90% των παραδειγμάτων).

Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , σε ποσοστό 80% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας M_k και C , ο αλγόριθμος $PMS - ABC$ έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 30% και 90% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , σε ποσοστό 70% και 35% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 40% των παραδειγμάτων. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS - ABC$ έχει καλύτερη απόδοση σε ποσοστό 95% των παραδειγμάτων.

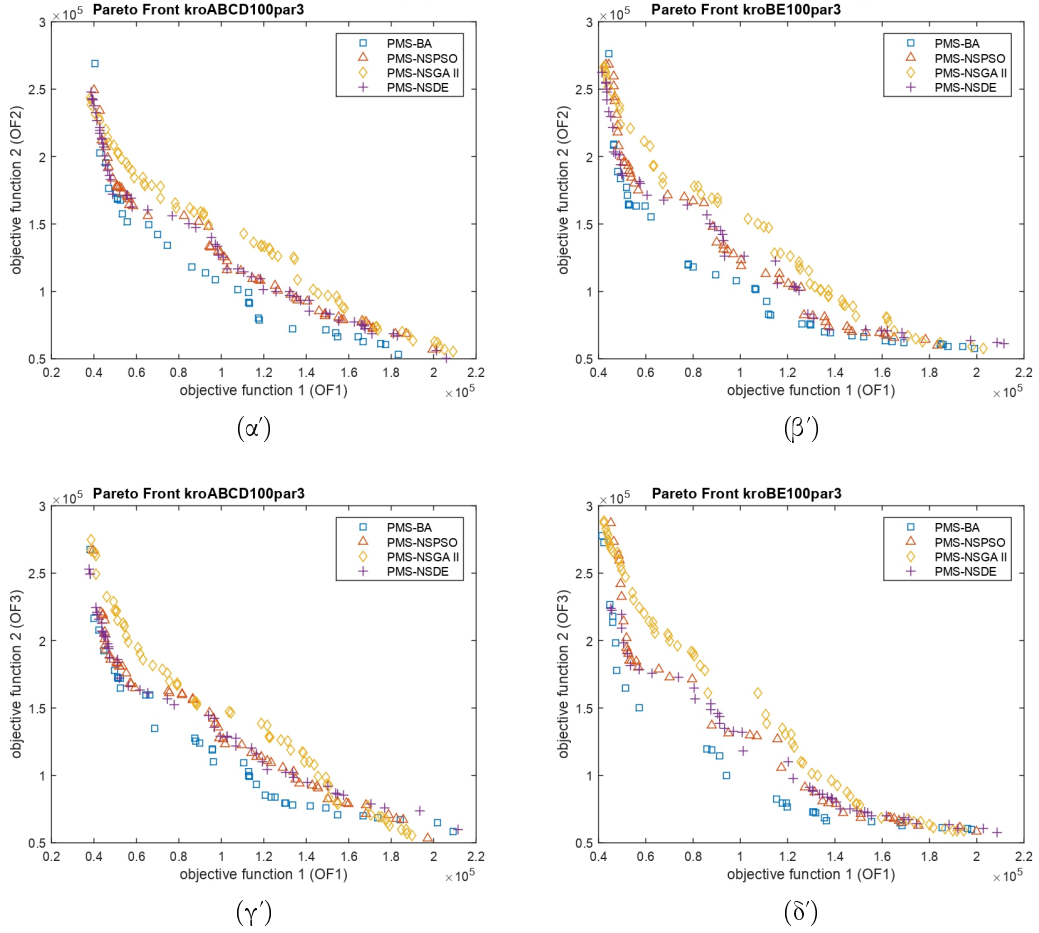
Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με καλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - ABC$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους.

Γενικά, αυτό που παρατηρείται σε όλες τις επιμέρους συγκρίσεις με τους τρεις αρχικούς αλγόριθμους, είναι ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος κυριαρχεί στο τέταρτο μέτρο και στα *Pareto* μέτωπα και υπολείπεται στα άλλα τρία μέτρα.

Όμως, η απόλυτη κυριαρχία του στο τέταρτο μέτρο, που στην ουσία δείχνει πόσο καλύτερες είναι οι λύσεις, αφού μας δείχνει ότι το *Pareto* μέτωπο που προήλθε από τον αλγόριθμο είναι πολύ καλύτερο από τα άλλα *Pareto* μέτωπα, δείχνει τη σημαντικότητα του τέταρτου μέτρου.

8.5.4. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: *PMS – BA*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE*

Στη συνέχεια παρατίθενται τα αποτελέσματα των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων, που εξετάζονται σε αυτήν την σύγκριση, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι ίδια όπως και στην σύγκριση στην υποπαράγραφο 8.5.1. Πιο αναλυτικά, αρχικά, παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων *PMS – BA*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 19). Έπειτα, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας για τον αλγόριθμο *PMS – BA* στον Πίνακα 22, ενώ στον Πίνακα 23 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους τέσσερις αλγόριθμους. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας *C* των τεσσάρων αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται στους Πίνακες 24 - 27. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι *PMS – BA*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 24-27) αναφέρονται εν συντομία *BA*, *NSPSO*, *NSGA II* και *NSDE*, αντίστοιχα. Επιπλέον, πρέπει να επισημανθεί ότι στον Πίνακα 22 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση του αλγορίθμου *PMS – BA* για τις πέντε επαναλήψεις, ενώ στους Πίνακες 23-27 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των τεσσάρων αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 20). Εδώ, πρέπει να αναφερθεί ότι τα προβλήματα 1-4 είναι τα ίδια προβλήματα με τη διαγραμματική απεικόνιση (Σχήμα 14) στην υποπαράγραφο 8.5.1.



Σχήμα 19: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS – BA*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSGA II* και *PMS – NSDE* για το παράδειγμα *kroABCD100par3* του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroBE100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 22: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποίησης του αλγόριθμου $PMS - BA$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																						
Παράδειγμα		Τεξέμιο 1			Τεξέμιο 2			Τεξέμιο 3			Τεξέμιο 4			Τεξέμιο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο Τεξέμιο		
		L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ
A - B - CD	30	580.50	0.76	31	599.15	0.64	42	590.94	0.94	39	601.09	0.76	28	618.50	0.65	34.00	598.03	0.75	31	599.15	0.64	
A - C - BD	37	597.93	0.78	38	613.72	0.80	45	586.80	0.81	40	575.86	0.72	35	575.29	0.66	39.00	589.92	0.76	38	613.72	0.80	
A - D - BE	40	599.79	0.81	39	586.04	0.68	34	612.74	0.77	39	605.68	0.64	30	604.51	0.71	36.40	601.75	0.72	39	605.68	0.80	
A - E - BD	35	609.07	0.62	38	577.53	0.75	40	589.23	0.67	32	615.81	0.70	33	593.09	0.67	35.60	596.95	0.68	35	609.07	0.62	
B - C - AD	44	583.52	0.81	37	591.83	0.68	49	602.33	0.83	41	575.79	0.84	36	584.15	0.89	41.40	587.53	0.81	49	602.33	0.83	
B - D - AC	42	575.96	0.76	44	584.12	0.75	33	594.52	0.83	40	610.46	0.84	30	615.40	0.73	37.80	596.09	0.78	30	615.40	0.73	
B - E - AD	39	599.89	0.73	37	583.41	0.74	42	579.62	0.78	43	596.05	0.76	31	590.61	0.73	38.40	589.92	0.75	39	599.89	0.73	
C - D - AE	40	607.04	0.75	47	614.79	0.75	47	588.33	0.76	41	575.01	0.79	35	605.52	0.80	42.00	598.14	0.77	47	614.79	0.75	
C - E - AB	35	584.46	0.86	44	564.71	0.74	38	604.09	0.78	35	583.35	0.65	47	596.46	0.77	39.80	586.61	0.76	47	596.46	0.77	
D - E - BC	37	599.34	0.83	32	577.69	0.70	36	575.67	0.62	33	576.70	0.82	28	557.47	0.75	33.20	577.37	0.74	37	599.34	0.83	
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																						
A - B	38	616.06	0.75	35	595.97	0.71	29	610.56	0.94	48	605.39	0.72	49	608.58	0.73	39.80	607.31	0.77	49	608.58	0.73	
A - C	41	594.12	0.83	44	616.77	0.73	30	596.90	0.65	41	618.44	0.89	42	625.86	0.66	39.60	610.42	0.75	42	625.86	0.66	
A - D	26	589.68	0.60	48	592.69	0.76	49	591.29	0.77	44	573.00	0.73	45	579.60	0.77	42.40	585.25	0.73	48	592.69	0.76	
A - E	42	600.61	0.81	43	589.81	0.76	37	590.26	0.95	48	601.59	0.78	29	592.79	1.03	39.80	595.01	0.87	48	601.59	0.78	
B - C	39	592.63	0.81	16	470.15	0.53	35	536.41	0.71	39	602.84	0.78	35	593.15	0.78	32.80	599.03	0.72	39	602.84	0.78	
B - D	32	581.85	0.89	35	604.85	0.90	34	586.18	1.05	47	598.83	0.88	35	584.74	0.70	36.60	591.29	0.89	47	598.83	0.88	
B - E	43	599.59	0.82	41	596.68	0.81	39	611.05	0.79	25	587.25	0.68	39	589.26	0.83	37.40	596.77	0.79	39	611.05	0.79	
C - D	42	600.83	0.87	24	554.40	0.80	24	598.24	0.85	36	586.23	0.74	42	588.70	0.73	32.60	585.68	0.80	42	600.83	0.87	
C - E	41	598.15	0.75	47	596.56	0.77	40	614.61	0.73	40	600.48	0.75	45	597.06	0.71	42.60	601.37	0.74	45	597.06	0.71	
D - E	38	618.93	0.77	43	594.24	0.78	46	601.26	0.79	33	608.10	0.70	55	611.56	0.78	43.00	606.82	0.76	38	618.93	0.77	
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																						
A - B - CD	41	586.16	0.74	38	595.27	0.81	41	593.31	0.73	37	616.98	0.67	47	581.85	0.71	40.80	594.71	0.73	37	616.98	0.67	
A - C - BD	44	586.75	0.85	44	577.95	0.70	36	597.52	0.72	40	598.79	0.80	33	597.54	0.77	39.40	591.71	0.77	44	577.95	0.70	
A - D - BE	33	608.95	0.77	48	610.10	0.71	41	585.51	0.74	32	597.72	0.82	38	570.58	0.67	38.40	594.57	0.74	48	610.10	0.71	
A - E - BD	39	596.93	0.82	41	599.95	0.66	47	584.02	0.78	40	580.30	0.81	41	606.12	0.78	41.60	593.47	0.77	41	599.95	0.66	
B - C - AD	32	595.17	0.68	45	600.50	0.72	34	582.83	0.71	27	591.71	0.70	35	613.08	0.72	34.60	596.66	0.71	45	600.50	0.72	
B - D - AC	27	614.54	0.61	45	562.26	0.78	33	603.72	0.71	29	541.39	0.68	38	581.22	0.76	34.40	580.63	0.71	27	614.54	0.61	
B - E - AD	24	603.10	0.84	37	605.15	0.73	27	604.97	0.74	33	530.69	0.75	40	610.38	0.73	32.20	590.86	0.76	40	610.38	0.73	
C - D - AE	35	601.11	0.71	48	581.62	0.77	34	605.78	0.79	32	604.57	0.71	36	610.45	0.67	37.00	600.71	0.73	36	610.45	0.67	
C - E - AB	30	577.59	0.71	33	586.75	0.67	27	590.59	0.78	35	590.84	0.78	35	608.46	0.79	32.00	590.85	0.75	35	608.46	0.79	
D - E - BC	41	571.44	0.80	34	582.25	0.77	40	572.26	0.79	39	581.31	0.59	25	586.39	0.69	35.80	578.73	0.73	39	581.31	0.59	
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																						
A - B	28	600.61	0.65	51	616.14	0.78	44	598.79	0.78	29	582.67	0.76	34	541.48	0.76	37.20	587.94	0.74	51	616.14	0.78	
A - C	45	602.03	0.72	41	607.45	0.69	44	597.66	0.78	33	614.60	0.79	45	612.36	0.78	41.60	606.82	0.75	45	602.03	0.72	
A - D	38	573.20	0.65	33	588.71	0.75	40	588.56	0.85	40	579.68	0.60	39	597.98	0.78	38.00	585.63	0.73	40	579.68	0.60	
A - E	32	597.98	0.80	34	587.51	0.71	37	606.00	0.74	35	601.62	0.70	42	594.79	0.85	36.00	597.88	0.76	37	606.00	0.74	
B - C	38	587.12	0.83	43	603.40	0.77	43	605.74	0.78	37	609.52	0.73	33	485.79	0.78	38.80	572.31	0.77	37	609.52	0.73	
B - D	39	584.18	0.91	31	606.37	0.83	30	592.09	0.68	33	523.49	0.85	25	580.68	0.72	31.60	577.36	0.80	31	606.37	0.83	
B - E	33	593.65	0.91	31	556.75	0.76	28	611.97	0.72	41	608.26	0.76	31	593.97	0.78	32.80	592.92	0.80	28	611.97	0.72	
C - D	34	598.67	0.89	31	596.31	0.93	35	568.76	0.73	51	586.70	0.76	27	581.47	0.91	35.60	586.38	0.84	51	586.70	0.76	
C - E	41	601.30	0.82	35	603.17	0.85	43	612.80	0.78	38	596.60	0.81	38	599.63	0.86	39.00	602.70	0.82	43	612.80	0.78	
D - E	48	604.85	0.83	42	607.69	0.80	41	613.14	0.83	45	597.72	0.65	32	618.40	0.74	41.60	608.36	0.77	48	604.85	0.83	

Πίνακας 23: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ	<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ
<i>A - B - CD</i>	<i>PMS - BA</i>	34.00(31)	598.03(599.15)	0.75(0.64)	40.80(37)	594.71(616.98)	0.73(0.67)
	<i>PMS - NSPSO</i>	46.40(53)	598.41(592.84)	0.70(0.68)	47.00(56)	597.42(609.09)	0.66(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.40(62)	592.33(598.84)	0.61(0.54)	59.80(63)	598.92(608.39)	0.61(0.65)
	<i>PMS - NSDE</i>	50.00(59)	598.17(604.03)	0.61(0.53)	46.00(49)	598.81(605.87)	0.61(0.62)
<i>A - C - BD</i>	<i>PMS - BA</i>	39.00(38)	589.92(613.72)	0.76(0.80)	39.40(44)	591.71(577.95)	0.77(0.70)
	<i>PMS - NSPSO</i>	47.60(51)	600.33(611.96)	0.68(0.68)	47.80(53)	601.70(595.13)	0.64(0.59)
	<i>PMS - NSGA II</i>	61.80(72)	594.92(602.67)	0.61(0.68)	58.80(56)	604.25(613.08)	0.59(0.64)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.40(56)	594.19(603.86)	0.63(0.64)	44.40(50)	597.25(612.67)	0.63(0.62)
<i>A - D - BE</i>	<i>PMS - BA</i>	36.40(39)	601.75(605.68)	0.72(0.64)	38.40(48)	594.57(610.10)	0.74(0.71)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.80(52)	592.57(606.60)	0.64(0.62)	46.00(48)	608.80(620.73)	0.66(0.65)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.20(54)	601.74(597.52)	0.61(0.55)	54.60(63)	602.82(610.88)	0.61(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	46.80(51)	591.33(585.05)	0.68(0.58)	46.20(53)	594.36(608.66)	0.64(0.58)
<i>A - E - BD</i>	<i>PMS - BA</i>	35.60(35)	596.95(609.07)	0.68(0.62)	41.60(41)	593.47(599.95)	0.77(0.66)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(58)	586.44(595.07)	0.65(0.63)	49.00(60)	597.10(610.34)	0.67(0.69)
	<i>PMS - NSGA II</i>	57.20(56)	595.30(604.81)	0.58(0.56)	56.40(60)	591.73(615.11)	0.58(0.53)
	<i>PMS - NSDE</i>	53.80(58)	589.49(595.89)	0.66(0.66)	45.40(49)	598.88(578.64)	0.64(0.52)
<i>B - C - AD</i>	<i>PMS - BA</i>	41.40(49)	587.53(602.33)	0.81(0.83)	34.60(45)	596.66(600.50)	0.71(0.72)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(45)	587.45(587.39)	0.66(0.69)	43.20(38)	601.86(616.66)	0.67(0.57)
	<i>PMS - NSGA II</i>	51.20(64)	596.11(602.55)	0.61(0.60)	53.60(60)	602.63(609.71)	0.63(0.65)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.20(47)	593.19(586.51)	0.63(0.56)	44.00(47)	596.09(594.45)	0.69(0.61)
<i>B - D - AC</i>	<i>PMS - BA</i>	37.80(30)	596.09(615.40)	0.78(0.73)	34.40(27)	580.63(614.54)	0.71(0.61)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(53)	589.78(591.38)	0.62(0.66)	42.20(50)	581.03(589.53)	0.68(0.75)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.60(63)	593.43(618.00)	0.61(0.53)	51.40(46)	587.73(606.69)	0.60(0.51)
	<i>PMS - NSDE</i>	43.20(48)	591.59(611.63)	0.71(0.72)	44.80(50)	592.20(586.71)	0.66(0.58)
<i>B - E - AD</i>	<i>PMS - BA</i>	38.40(39)	589.92(599.89)	0.75(0.73)	32.20(40)	590.86(610.38)	0.76(0.73)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(45)	584.42(543.81)	0.59(0.52)	48.00(47)	601.43(611.90)	0.65(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	50.80(57)	597.52(599.73)	0.56(0.56)	50.20(55)	594.89(600.52)	0.60(0.58)
	<i>PMS - NSDE</i>	41.80(47)	596.38(611.30)	0.66(0.61)	41.00(46)	598.64(622.57)	0.66(0.66)
<i>C - D - AE</i>	<i>PMS - BA</i>	42.00(47)	598.14(614.79)	0.77(0.75)	37.00(36)	600.71(610.45)	0.73(0.67)
	<i>PMS - NSPSO</i>	45.00(57)	593.92(593.63)	0.67(0.66)	44.00(36)	592.59(602.11)	0.67(0.55)
	<i>PMS - NSGA II</i>	53.60(49)	597.24(589.81)	0.58(0.53)	51.80(59)	597.78(610.64)	0.63(0.59)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.40(42)	594.55(610.84)	0.63(0.60)	44.40(51)	594.87(591.47)	0.70(0.71)
<i>C - E - AB</i>	<i>PMS - BA</i>	39.80(47)	586.61(596.46)	0.76(0.77)	32.00(35)	590.85(608.46)	0.75(0.79)
	<i>PMS - NSPSO</i>	45.00(48)	586.58(577.86)	0.66(0.54)	46.80(41)	588.78(601.76)	0.63(0.53)
	<i>PMS - NSGA II</i>	55.00(47)	592.95(602.86)	0.61(0.57)	51.00(65)	595.58(608.99)	0.65(0.74)
	<i>PMS - NSDE</i>	39.40(47)	592.59(569.13)	0.67(0.63)	47.20(47)	593.76(612.40)	0.63(0.57)
<i>D - E - BC</i>	<i>PMS - BA</i>	33.20(37)	577.37(599.34)	0.74(0.83)	35.80(39)	578.73(581.31)	0.73(0.59)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.60(50)	571.71(568.50)	0.67(0.69)	39.60(44)	578.42(573.72)	0.60(0.68)
	<i>PMS - NSGA II</i>	43.60(48)	526.74(503.05)	0.62(0.53)	50.80(56)	581.08(602.31)	0.66(0.69)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.00(44)	582.50(589.22)	0.68(0.64)	43.60(52)	581.38(588.35)	0.60(0.64)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
<i>A - B</i>	<i>PMS - BA</i>	39.80(49)	607.31(608.58)	0.77(0.73)	37.20(51)	587.94(616.14)	0.74(0.78)
	<i>PMS - NSPSO</i>	47.80(52)	613.92(610.29)	0.68(0.62)	51.60(54)	607.75(602.86)	0.69(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.40(61)	602.89(603.41)	0.66(0.62)	58.60(79)	596.88(605.27)	0.66(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	44.60(45)	605.73(596.04)	0.67(0.55)	44.60(46)	602.96(622.10)	0.68(0.62)
<i>A - C</i>	<i>PMS - BA</i>	39.60(42)	610.42(625.86)	0.75(0.66)	41.60(45)	606.82(602.03)	0.75(0.72)
	<i>PMS - NSPSO</i>	50.20(53)	604.15(615.43)	0.66(0.67)	47.40(53)	604.96(608.06)	0.68(0.72)
	<i>PMS - NSGA II</i>	62.60(66)	609.36(611.80)	0.63(0.54)	56.60(63)	606.55(615.56)	0.64(0.61)
	<i>PMS - NSDE</i>	51.40(57)	596.73(602.61)	0.65(0.69)	49.20(44)	603.51(607.51)	0.65(0.61)
<i>A - D</i>	<i>PMS - BA</i>	42.40(48)	585.25(592.69)	0.73(0.76)	38.00(40)	585.63(579.68)	0.73(0.60)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.40(54)	577.25(575.63)	0.62(0.61)	49.00(58)	586.10(594.99)	0.63(0.64)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.40(57)	592.85(587.50)	0.67(0.63)	58.60(66)	580.64(582.86)	0.66(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	46.20(40)	581.70(591.46)	0.66(0.67)	47.00(47)	579.02(577.96)	0.66(0.58)
<i>A - E</i>	<i>PMS - BA</i>	39.80(48)	595.01(601.59)	0.87(0.78)	36.00(37)	597.58(606.00)	0.76(0.74)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(47)	595.33(602.24)	0.68(0.69)	41.60(46)	592.88(612.23)	0.68(0.81)
	<i>PMS - NSGA II</i>	51.20(51)	598.85(608.34)	0.62(0.60)	61.00(74)	598.56(598.90)	0.65(0.59)
	<i>PMS - NSDE</i>	44.60(49)	604.13(608.11)	0.68(0.63)	43.80(43)	602.41(605.73)	0.62(0.58)
<i>B - C</i>	<i>PMS - BA</i>	32.80(39)	559.03(602.84)	0.72(0.78)	38.80(37)	572.31(609.52)	0.77(0.73)
	<i>PMS - NSPSO</i>	41.00(51)	589.04(587.03)	0.68(0.62)	47.40(49)	595.11(605.91)	0.67(0.64)
	<i>PMS - NSGA II</i>	58.80(55)	591.49(602.55)	0.65(0.55)	56.20(61)	597.28(590.74)	0.65(0.61)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.80(60)	589.78(610.81)	0.66(0.56)	42.00(49)	589.82(613.07)	0.72(0.64)
<i>B - D</i>	<i>PMS - BA</i>	36.60(47)	591.29(598.83)	0.89(0.88)	31.60(31)	577.36(606.37)	0.80(0.83)
	<i>PMS - NSPSO</i>	43.40(55)	594.80(598.42)	0.65(0.54)	43.20(49)	591.07(600.78)	0.64(0.54)
	<i>PMS - NSGA II</i>	58.60(56)	595.91(609.20)	0.64(0.63)	55.80(54)	592.55(608.67)	0.65(0.66)
	<i>PMS - NSDE</i>	43.20(45)	595.65(595.43)	0.69(0.60)	41.20(54)	582.58(600.87)	0.70(0.68)
<i>B - E</i>	<i>PMS - BA</i>	37.40(39)	596.77(611.05)	0.79(0.79)	32.80(28)	592.92(611.97)	0.80(0.72)
	<i>PMS - NSPSO</i>	49.40(52)	606.42(590.66)	0.60(0.53)	41.40(40)	604.84(618.80)	0.68(0.63)
	<i>PMS - NSGA II</i>	57.60(59)	603.48(607.87)	0.61(0.60)	58.60(63)	603.78(618.11)	0.63(0.55)
	<i>PMS - NSDE</i>	47.80(45)	603.11(609.40)	0.67(0.60)	44.40(46)	580.23(573.63)	0.66(0.58)
<i>C - D</i>	<i>PMS - BA</i>	33.60(42)	585.68(600.83)	0.80(0.87)	35.60(51)	586.38(586.70)	0.84(0.76)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.80(46)	584.51(602.85)	0.64(0.59)	46.60(56)	586.85(594.19)	0.67(0.73)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.60(59)	587.97(604.68)	0.63(0.64)	51.20(57)	586.43(587.41)	0.59(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.80(51)	577.40(594.58)	0.65(0.61)	46.80(51)	586.32(573.07)	0.66(0.57)
<i>C - E</i>	<i>PMS - BA</i>	42.60(45)	601.37(597.06)	0.74(0.71)	39.00(43)	602.70(612.80)	0.82(0.78)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(51)	598.45(604.81)	0.64(0.65)	43.20(33)	599.71(609.57)	0.67(0.59)
	<i>PMS - NSGA II</i>	60.40(63)	599.00(592.77)	0.64(0.58)	60.40(61)	607.48(613.53)	0.65(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.40(53)	594.95(611.88)	0.73(0.75)	52.20(60)	601.83(615.53)	0.67(0.72)
<i>D - E</i>	<i>PMS - BA</i>	43.00(38)	606.82(618.93)	0.76(0.77)	41.60(48)	608.36(604.85)	0.77(0.83)
	<i>PMS - NSPSO</i>	49.20(57)	606.90(620.98)	0.71(0.80)	48.00(55)	609.46(617.27)	0.69(0.70)
	<i>PMS - NSGA II</i>	60.20(52)	601.63(610.06)	0.67(0.66)	59.00(53)	606.62(617.50)	0.63(0.57)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.80(46)	604.82(619.96)	0.66(0.55)	49.00(54)	615.41(622.74)	0.70(0.64)

Πίνακας 24: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B – CD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	B – D – AC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.25	0.82	0.03	<i>NSPSO</i>	-	0.63	0.89	0.07
<i>NSDE</i>	0.55	-	0.90	0.10	<i>NSDE</i>	0.30	-	0.63	0.03
<i>NSGA II</i>	0.04	0.08	-	0.03	<i>NSGA II</i>	0.02	0.17	-	0
<i>BA</i>	0.96	0.78	0.92	-	<i>BA</i>	0.77	0.96	0.92	-
A – C – BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	B – E – AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.59	0.78	0.24	<i>NSPSO</i>	-	0.15	0.75	0.21
<i>NSDE</i>	0.39	-	0.83	0.05	<i>NSDE</i>	0.73	-	0.93	0.33
<i>NSGA II</i>	0.02	0.04	-	0.05	<i>NSGA II</i>	0.07	0	-	0.05
<i>BA</i>	0.75	0.88	0.76	-	<i>BA</i>	0.87	0.49	0.77	-
A – D – BE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	C – D – AE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.16	0.74	0.10	<i>NSPSO</i>	-	0.38	0.82	0.06
<i>NSDE</i>	0.79	-	0.93	0.28	<i>NSDE</i>	0.65	-	0.82	0.06
<i>NSGA II</i>	0.15	0.02	-	0	<i>NSGA II</i>	0.07	0.07	-	0.02
<i>BA</i>	0.83	0.71	1.00	-	<i>BA</i>	0.89	0.83	0.88	-
A – E – BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	C – E – AB	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.21	0.89	0.06	<i>NSPSO</i>	-	0.45	0.79	0.06
<i>NSDE</i>	0.55	-	0.91	0.20	<i>NSDE</i>	0.48	-	0.81	0.06
<i>NSGA II</i>	0.03	0	-	0.03	<i>NSGA II</i>	0.13	0.13	-	0.02
<i>BA</i>	0.88	0.81	0.89	-	<i>BA</i>	0.81	0.79	0.94	-
B – C – AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	D – E – BC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.28	0.86	0.02	<i>NSPSO</i>	-	0.16	0.38	0.03
<i>NSDE</i>	0.38	-	0.94	0.08	<i>NSDE</i>	0.50	-	0.40	0.03
<i>NSGA II</i>	0.04	0	-	0.04	<i>NSGA II</i>	0.56	0.64	-	0.27
<i>BA</i>	0.93	0.83	0.95	-	<i>BA</i>	0.94	0.82	0.79	-

Πίνακας 25: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	B – D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.33	0.97	0	<i>NSPSO</i>	-	0.67	0.96	0.11
<i>NSDE</i>	0.42	-	0.97	0	<i>NSDE</i>	0.22	-	0.84	0
<i>NSGA II</i>	0.02	0	-	0	<i>NSGA II</i>	0	0.07	-	0
<i>BA</i>	0.98	0.91	1.00	-	<i>BA</i>	0.85	1.00	0.96	-
A – C	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	B – E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.54	0.97	0.24	<i>NSPSO</i>	-	0.38	0.78	0.10
<i>NSDE</i>	0.34	-	0.98	0.29	<i>NSDE</i>	0.54	-	0.90	0.03
<i>NSGA II</i>	0	0	-	0.02	<i>NSGA II</i>	0.10	0.07	-	0.03
<i>BA</i>	0.74	0.67	0.95	-	<i>BA</i>	0.94	0.76	0.85	-
A – D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	C – D	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.96	0.15	<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.81	0.02
<i>NSDE</i>	0.59	-	0.82	0.19	<i>NSDE</i>	0.35	-	0.90	0
<i>NSGA II</i>	0	0.10	-	0.04	<i>NSGA II</i>	0.07	0.06	-	0
<i>BA</i>	0.80	0.75	0.88	-	<i>BA</i>	0.96	0.94	0.98	-
A – E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	C – E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.39	0.92	0.10	<i>NSPSO</i>	-	0.42	0.81	0
<i>NSDE</i>	0.60	-	0.86	0.02	<i>NSDE</i>	0.53	-	0.86	0.02
<i>NSGA II</i>	0.06	0.06	-	0	<i>NSGA II</i>	0.20	0.15	-	0.02
<i>BA</i>	0.85	0.94	0.98	-	<i>BA</i>	0.88	0.81	0.87	-
B – C	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	D – E	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.38	0.78	0	<i>NSPSO</i>	-	0.35	0.92	0
<i>NSDE</i>	0.63	-	0.91	0.08	<i>NSDE</i>	0.51	-	0.98	0.08
<i>NSGA II</i>	0.12	0.10	-	0.08	<i>NSGA II</i>	0.02	0	-	0
<i>BA</i>	0.92	0.78	0.85	-	<i>BA</i>	0.95	0.83	0.96	-

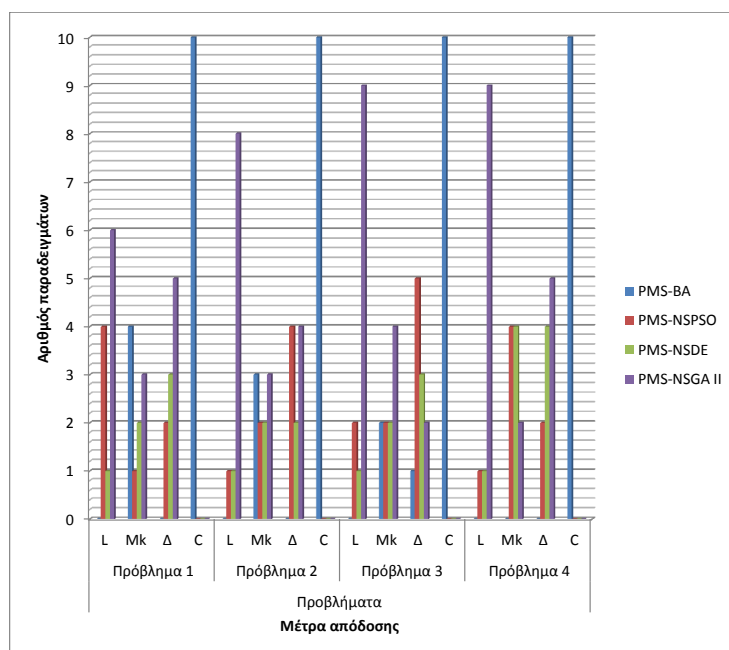
Πίνακας 26: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

$OF1 - OF3$	Multiobjective Asymmetric Pick-up				Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP				
A – B – CD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	B – D – AC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.41	0.67	0.05	<i>NSPSO</i>	-	0.48	0.96	0.04
<i>NSDE</i>	0.43	-	0.76	0.03	<i>NSDE</i>	0.38	-	0.98	0.04
<i>NSGA II</i>	0.09	0.14	-	0.08	<i>NSGA II</i>	0	0	-	0
<i>BA</i>	0.91	0.82	0.87	-	<i>BA</i>	0.94	0.92	0.98	-
A – C – BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	B – E – AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.40	0.91	0.05	<i>NSPSO</i>	-	0.50	0.75	0
<i>NSDE</i>	0.49	-	0.82	0	<i>NSDE</i>	0.49	-	0.84	0
<i>NSGA II</i>	0.02	0.06	-	0	<i>NSGA II</i>	0.11	0.11	-	0
<i>BA</i>	0.96	0.96	0.98	-	<i>BA</i>	0.96	0.89	0.95	-
A – D – BE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	C – D – AE	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.25	0.87	0.02	<i>NSPSO</i>	-	0.55	0.90	0
<i>NSDE</i>	0.63	-	0.87	0	<i>NSDE</i>	0.19	-	0.83	0.03
<i>NSGA II</i>	0.08	0.02	-	0.02	<i>NSGA II</i>	0.03	0.02	-	0.06
<i>BA</i>	0.94	0.91	0.95	-	<i>BA</i>	0.81	0.86	0.81	-
A – E – BD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	C – E – AB	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.22	0.80	0.07	<i>NSPSO</i>	-	0.40	0.85	0.03
<i>NSDE</i>	0.65	-	0.82	0.17	<i>NSDE</i>	0.32	-	0.86	0
<i>NSGA II</i>	0.08	0.10	-	0.02	<i>NSGA II</i>	0.10	0.04	-	0.03
<i>BA</i>	0.87	0.76	0.88	-	<i>BA</i>	0.83	0.91	0.98	-
B – C – AD	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>	D – E – BC	<i>NSPSO</i>	<i>NSDE</i>	<i>NSGA II</i>	<i>BA</i>
<i>NSPSO</i>	-	0.74	0.90	0.24	<i>NSPSO</i>	-	0.50	0.77	0.05
<i>NSDE</i>	0.18	-	0.68	0	<i>NSDE</i>	0.36	-	0.73	0.15
<i>NSGA II</i>	0	0.17	-	0.04	<i>NSGA II</i>	0.09	0.17	-	0.03
<i>BA</i>	0.61	0.96	0.83	-	<i>BA</i>	0.84	0.85	0.88	-

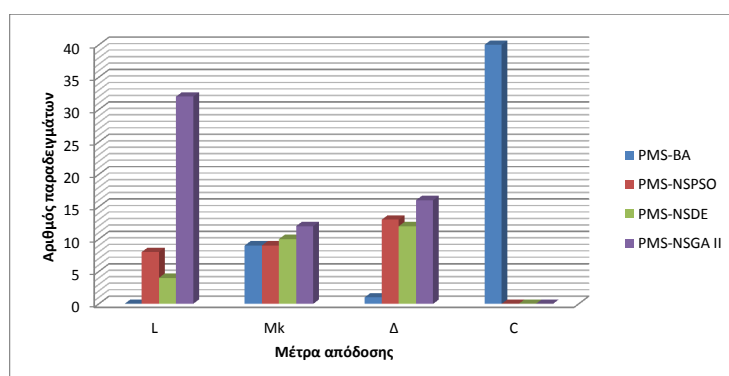
Πίνακας 27: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 – OF3	Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA	B – D	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA
NSPSO	-	0.48	1.00	0.22	NSPSO	-	0.35	0.94	0.03
NSDE	0.31	-	1.00	0.20	NSDE	0.51	-	0.89	0.06
NSGA II	0	0	-	0.02	NSGA II	0.02	0.02	-	0.03
BA	0.80	0.72	0.96	-	BA	0.86	0.80	0.87	-
A – C	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA	B – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA
NSPSO	-	0.30	0.84	0	NSPSO	-	0.50	0.68	0
NSDE	0.75	-	0.90	0	NSDE	0.43	-	0.71	0.04
NSGA II	0.08	0	-	0	NSGA II	0.15	0.11	-	0.07
BA	1.00	0.95	0.98	-	BA	0.93	0.91	0.92	-
A – D	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA	C – D	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA
NSPSO	-	0.23	0.86	0	NSPSO	-	0.65	0.88	0.02
NSDE	0.62	-	0.94	0.18	NSDE	0.13	-	0.81	0
NSGA II	0.07	0.04	-	0.03	NSGA II	0.07	0.14	-	0
BA	0.93	0.66	0.94	-	BA	0.91	1.00	1.00	-
A – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA	C – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA
NSPSO	-	0.49	0.85	0.05	NSPSO	-	0.58	0.85	0.16
NSDE	0.30	-	0.85	0	NSDE	0.36	-	0.92	0.07
NSGA II	0.09	0.12	-	0	NSGA II	0.03	0.03	-	0.05
BA	0.93	0.95	0.93	-	BA	0.73	0.82	0.89	-
B – C	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA	D – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	BA
NSPSO	-	0.31	0.95	0.19	NSPSO	-	0.33	0.89	0
NSDE	0.57	-	1.00	0.16	NSDE	0.49	-	0.94	0.08
NSGA II	0	0	-	0	NSGA II	0.02	0	-	0
BA	0.73	0.71	1.00	-	BA	1.00	0.78	1.00	-

Από τους Πίνακες 22 και 23, καθώς και από το Σχήμα 20, βγαίνει το



(α')



(β')

Σχήμα 20: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων *PMS – BA*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 75% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$ στο 12,5% και στο 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 5%, 2,5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 30% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$, $PMS - NSPSO$ και $PMS - BA$ στο 25%, 22,5% και 22,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 37,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$, $PMS - NSDE$ και $PMS - BA$ στο 30%, 25% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSDE$, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων το κάθε ζεύγος, αντίστοιχα. Τέλος, από τους Πίνακες 24 - 27 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 100% των περιπτώσεων.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 20 ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στο Σχήμα 14. Σύμφωνα με αυτήν τη διαδικασία, η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 19 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - BA$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (70% και 45% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - BA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (35% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους (μέτρο

απόδοσης C) (100% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις (μέτρο απόδοσης L) σε σχέση με τις λύσεις που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (80% των παραδειγμάτων). Επιπρόσθετα, οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$, $PMS - NSGA II$ και $PMS - NSPSO$ παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα του άλλου αλγορίθμου (30% των παραδειγμάτων ο καθένας). Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρο απόδοσης Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (30% των παραδειγμάτων ο καθένας). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (100% των παραδειγμάτων).

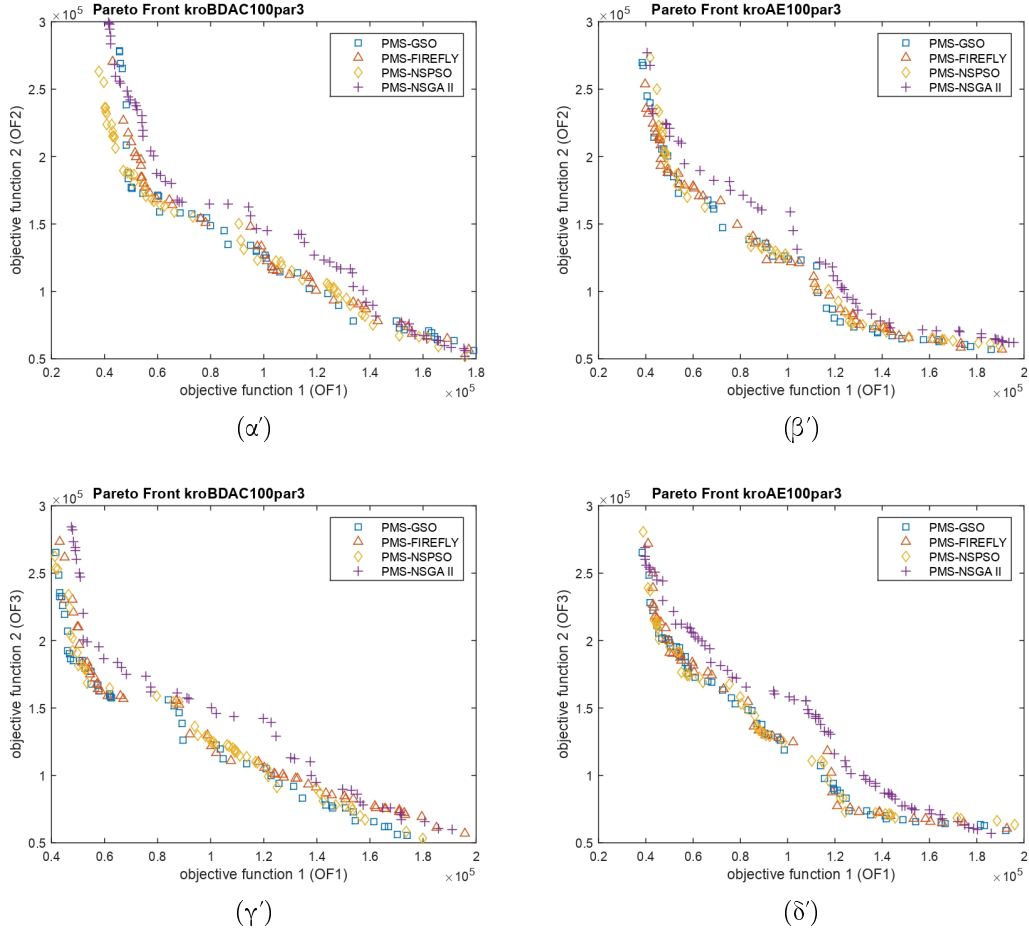
Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , σε ποσοστό 80% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSPSO$ έχουν καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 30% των παραδειγμάτων ο καθένας, αντίστοιχα. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 100% των παραδειγμάτων. Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L , M_k και Δ , σε ποσοστό 70%, 35% και 35% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 100% των παραδειγμάτων.

Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις, με μεγαλύτερη έκταση και με καλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους. Γενικά παρατηρούμε ακριβώς ότι και στην περίπτωση του αλγόριθμου $PMS - ABC$,

ότι δηλαδή ο αλγόριθμος *PMS-BA* κυριαρχεί στο τελευταίο μέτρο σύγκρισης, αλλά με απόλυτο τρόπο, που δείχνει ξεκάθαρα ότι οι λύσεις που βρέθηκαν είναι καλύτερες από τις λύσεις των άλλων αλγορίθμων και ότι είναι καλύτερος από τους άλλους αλγόριθμους που χρησιμοποιήθηκαν στη σύγκριση.

8.5.5. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: *PMS-GSO*, *PMS-FIREFLY*, *PMS-NSPSO* και *PMS-NSGA II*

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων, που εξετάζονται σε αυτήν την σύγκριση, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι ίδια όπως και στην σύγκριση στην υποπαράγραφο 8.5.1. Πιο συγκεκριμένα, πρώτα παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων *PMS-GSO*, *PMS-FIREFLY*, *PMS-NSPSO* και *PMS-NSGA II* για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 21) και στη συνέχεια, στους Πίνακες 28 και 29, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας για τους αλγόριθμους *PMS-FIREFLY* και *PMS-GSO* αντίστοιχα, ενώ στον Πίνακα 30 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους τέσσερις αλγόριθμους. Έπειτα, στους Πίνακες 31 - 34 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας *C* των τεσσάρων αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται. Εδώ αξίζει να αναφερθεί ότι οι αλγόριθμοι *PMS-GSO*, *PMS-FIREFLY*, *PMS-NSPSO* και *PMS-NSGA II* στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 31-34) αναφέρονται εν συντομία *GSO*, *FIREFLY*, *NSPSO* και *NSGA II*, αντίστοιχα. Επιπλέον, πρέπει να τονιστεί ότι στους Πίνακες 28 και 29 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των αλγορίθμων *PMS-FIREFLY* (Πίνακας 28) και *PMS-GSO* (Πίνακας 29) για τις πέντε επαναλήψεις, ενώ στους Πίνακες 30-34 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των τεσσάρων αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 22). Επιπλέον, στη διαγραμματική απεικόνιση, τα προβλήματα 1-4 είναι τα ίδια προβλήματα με τη διαγραμματική απεικόνιση (Σχήμα 14) στην υποπαράγραφο 8.5.1.



Σχήμα 21: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS – GSO*, *PMS – FIREFLY*, *PMS – NSPSO* και *PMS – NSGA II* για το παράδειγμα *kroBDAC100par3* του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroAE100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 28: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποίησης του αλγόριθμου *PMS – FIREFLY*

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																		
Παράδειγμα	Τεξέμιο 1			Τεξέμιο 2			Τεξέμιο 3			Τεξέμιο 4			Τεξέμιο 5			Καλύτερο Τεξέμιο		
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ			
A – B – CD	52	583.30	0.61	50	597.72	0.58	41	604.77	0.79	38	594.63	0.64	50	585.26	0.54	50	585.26	0.54
A – C – BD	51	574.79	0.59	40	585.97	0.70	44	606.89	0.56	43	582.94	0.60	52	595.64	0.68	46	606.89	0.56
A – D – BE	32	593.98	0.64	42	598.36	0.64	53	597.62	0.64	40	589.48	0.63	36	598.85	0.61	40	598.85	0.61
A – E – BD	40	601.90	0.64	52	586.07	0.65	41	580.79	0.60	54	617.97	0.65	61	609.10	0.68	54	617.97	0.65
B – C – AD	43	604.23	0.69	45	590.77	0.67	33	599.60	0.66	41	586.09	0.63	38	596.72	0.64	40	596.72	0.64
B – D – AC	40	586.09	0.78	49	575.01	0.69	52	580.23	0.62	47	588.73	0.61	43	589.69	0.59	46	590.77	0.67
B – E – AD	44	618.64	0.68	40	588.07	0.65	53	610.94	0.74	57	588.32	0.65	55	598.56	0.62	49	598.56	0.62
C – D – AE	55	609.38	0.56	39	569.31	0.65	43	605.49	0.69	37	598.19	0.64	49	608.83	0.73	44	609.38	0.56
C – E – AB	44	601.73	0.59	32	562.45	0.69	42	579.16	0.59	45	588.15	0.59	45	594.45	0.71	41	601.73	0.59
D – E – BC	45	569.15	0.65	44	585.31	0.71	31	584.87	0.66	41	567.40	0.71	45	571.33	0.67	41	569.15	0.65
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																		
A – B	48	611.40	0.64	41	591.74	0.70	48	600.81	0.74	44	596.73	0.63	44	607.81	0.82	45	611.40	0.64
A – C	62	602.37	0.65	51	612.65	0.62	54	620.25	0.69	50	594.21	0.62	42	610.81	0.65	51	602.37	0.65
A – D	44	578.05	0.68	46	583.33	0.64	41	589.65	0.66	52	578.33	0.62	39	559.69	0.76	52	578.33	0.68
A – E	54	589.47	0.58	41	605.45	0.77	47	605.80	0.66	56	590.11	0.64	56	595.09	0.67	54	589.47	0.58
B – C	40	584.30	0.68	43	573.62	0.73	47	614.90	0.60	42	570.23	0.55	59	591.42	0.65	47	614.90	0.60
B – D	42	601.66	0.59	65	605.45	0.60	40	593.91	0.62	70	598.56	0.73	52	605.27	0.73	53	605.45	0.60
B – E	45	605.94	0.59	47	601.91	0.57	50	617.95	0.73	37	603.73	0.69	38	592.39	0.64	43	617.95	0.73
C – D	57	567.94	0.76	40	585.06	0.75	40	609.98	0.69	45	577.24	0.65	38	550.51	0.65	40	609.98	0.69
C – E	47	591.45	0.66	50	598.00	0.76	51	599.48	0.65	47	607.22	0.73	51	602.36	0.75	49	599.48	0.66
D – E	52	610.10	0.67	36	594.59	0.67	51	567.79	0.71	56	616.32	0.63	55	610.36	0.63	56	616.32	0.63
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																		
A – B – CD	50	589.40	0.62	37	599.68	0.59	39	588.00	0.67	37	579.93	0.68	55	587.51	0.63	37	599.68	0.59
A – C – BD	51	589.90	0.81	40	581.46	0.66	34	600.66	0.69	54	586.92	0.66	52	592.41	0.60	52	592.41	0.60
A – D – BE	45	607.02	0.55	46	587.39	0.58	44	625.85	0.76	42	598.03	0.74	42	602.78	0.59	45	607.02	0.55
A – E – BD	38	572.26	0.69	53	603.17	0.69	47	607.59	0.60	42	573.23	0.56	41	595.64	0.71	44	607.59	0.60
B – C – AD	41	572.78	0.60	48	610.76	0.71	46	590.41	0.76	39	583.59	0.69	45	616.06	0.55	45	616.06	0.55
B – D – AC	42	594.09	0.62	50	594.06	0.70	53	607.27	0.69	40	596.25	0.68	37	604.16	0.55	53	607.27	0.69
B – E – AD	40	597.84	0.58	34	591.98	0.71	39	585.90	0.73	51	604.80	0.73	47	595.46	0.67	51	604.80	0.73
C – D – AE	43	610.00	0.63	50	588.64	0.62	33	593.89	0.62	52	610.77	0.71	42	583.40	0.66	52	610.77	0.71
C – E – AB	42	569.75	0.65	37	583.91	0.64	42	582.26	0.61	34	583.13	0.59	43	590.97	0.62	43	590.97	0.62
D – E – BC	46	583.39	0.71	29	588.40	0.72	55	577.05	0.68	47	564.47	0.68	56	593.49	0.62	56	593.49	0.62
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																		
A – B	52	615.63	0.66	54	600.51	0.82	40	598.42	0.66	51	618.08	0.70	41	601.04	0.71	52	615.63	0.66
A – C	44	610.11	0.68	56	586.58	0.61	45	611.98	0.73	45	612.72	0.62	55	611.97	0.66	56	586.58	0.61
A – D	46	583.67	0.71	54	590.69	0.74	45	567.53	0.66	46	591.03	0.66	55	574.20	0.59	55	574.20	0.59
A – E	43	595.80	0.70	44	603.11	0.71	38	592.17	0.65	46	602.84	0.66	42	580.65	0.51	46	602.84	0.66
B – C	50	596.60	0.81	49	604.72	0.76	40	609.86	0.82	41	595.04	0.72	45	594.81	0.62	50	596.60	0.81
B – D	48	599.79	0.60	56	585.27	0.72	43	585.51	0.68	40	585.74	0.70	32	516.53	0.65	48	599.79	0.60
B – E	39	603.46	0.63	41	609.86	0.69	51	597.68	0.63	42	570.88	0.66	52	608.34	0.72	41	603.46	0.63
C – D	50	603.99	0.72	49	602.56	0.74	43	585.03	0.74	52	571.18	0.83	45	578.58	0.68	50	603.99	0.72
C – E	45	598.54	0.63	45	593.38	0.74	55	606.21	0.62	51	591.56	0.70	44	604.55	0.63	55	606.21	0.63
D – E	39	599.43	0.57	53	616.22	0.66	50	613.57	0.69	59	595.66	0.65	44	606.09	0.67	53	616.22	0.66

Πίνακας 29: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποίησης του αλγόριθμου $PMS - GSO$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
Παραδείγματα	Τεξέμιο 1			Τεξέμιο 2			Τεξέμιο 3			Τεξέμιο 4			Τεξέμιο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο Τεξέμιο		
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ
A - B - CD	37	593.71	0.66	49	597.87	0.66	52	593.84	0.65	46	583.15	0.69	50	610.86	0.71	46.8	595.89	0.67	49	597.87	0.66
A - C - BD	39	587.82	0.54	46	606.59	0.64	40	600.77	0.58	52	595.40	0.68	51	588.59	0.57	45.6	595.83	0.60	46	606.59	0.66
A - D - BE	48	572.45	0.58	45	605.60	0.61	44	603.86	0.64	51	595.61	0.65	55	604.44	0.62	48.6	596.39	0.62	48	572.45	0.58
A - E - BD	41	573.73	0.66	54	606.88	0.58	62	590.94	0.58	41	588.93	0.57	51	577.65	0.54	49.8	587.63	0.59	54	606.88	0.58
B - C - AD	40	590.86	0.57	52	588.06	0.71	44	595.43	0.76	43	594.61	0.66	49	606.15	0.60	45.6	595.02	0.66	49	606.15	0.60
B - D - AC	43	589.67	0.63	61	584.68	0.69	42	596.52	0.60	41	573.28	0.53	41	591.95	0.58	45.6	587.22	0.61	42	596.52	0.60
B - E - AD	53	629.19	0.59	45	604.52	0.73	50	605.01	0.63	41	568.78	0.59	44	607.94	0.69	46.6	603.09	0.64	53	629.19	0.59
C - D - AE	55	592.43	0.63	44	595.05	0.54	45	577.57	0.67	54	589.16	0.61	62	600.66	0.73	52.0	590.97	0.63	62	600.66	0.73
C - E - AB	53	591.30	0.64	47	601.40	0.67	55	566.23	0.54	43	595.38	0.56	45	599.24	0.48	48.6	590.71	0.58	47	601.40	0.67
D - E - BC	47	576.78	0.59	46	591.59	0.58	46	578.35	0.62	44	565.36	0.63	44	577.22	0.67	45.4	577.86	0.62	46	591.59	0.58
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	54	604.71	0.59	48	595.97	0.66	57	614.83	0.59	49	600.34	0.69	46	604.84	0.63	50.8	604.14	0.63	57	614.83	0.59
A - C	48	617.68	0.63	51	593.13	0.63	50	569.71	0.58	60	607.93	0.58	49	597.65	0.68	51.6	597.22	0.62	60	607.93	0.58
A - D	37	595.77	0.61	41	576.76	0.59	44	594.60	0.56	50	600.08	0.68	47	591.81	0.67	43.8	591.87	0.65	50	600.08	0.68
A - E	42	607.32	0.72	47	607.00	0.67	45	600.62	0.61	64	593.53	0.64	45	571.36	0.63	48.6	595.97	0.65	45	600.62	0.61
B - C	53	577.46	0.76	48	585.90	0.59	53	595.46	0.58	57	587.04	0.79	33	596.94	0.72	48.8	588.56	0.69	53	595.46	0.58
B - D	46	607.96	0.54	46	616.22	0.70	35	600.25	0.68	37	592.57	0.64	43	590.32	0.74	41.4	601.46	0.66	46	616.22	0.70
B - E	39	606.91	0.47	40	558.89	0.69	45	613.85	0.66	45	610.95	0.70	38	592.04	0.63	41.4	596.53	0.63	45	613.85	0.66
C - D	52	601.34	0.66	51	604.20	0.63	46	604.30	0.66	41	582.99	0.67	50	593.70	0.65	48.0	597.31	0.66	51	604.20	0.63
C - E	47	597.71	0.61	35	603.80	0.78	38	598.16	0.65	38	578.43	0.68	49	586.59	0.66	41.4	592.94	0.68	47	597.71	0.61
D - E	55	601.94	0.64	57	605.52	0.62	48	604.34	0.63	60	617.21	0.64	45	589.35	0.60	53.0	603.67	0.63	60	617.21	0.64
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B - CD	48	582.14	0.55	51	595.04	0.56	41	605.19	0.68	59	612.19	0.56	58	600.68	0.70	51.4	599.05	0.61	59	612.19	0.56
A - C - BD	58	586.26	0.64	44	573.01	0.61	47	600.53	0.61	49	581.76	0.61	52	598.22	0.57	50.0	587.95	0.61	52	598.22	0.57
A - D - BE	50	595.48	0.56	45	604.14	0.62	49	604.29	0.62	50	608.62	0.67	49	583.35	0.58	48.6	598.18	0.61	50	595.48	0.56
A - E - BD	45	574.53	0.60	50	602.87	0.62	39	574.71	0.55	48	607.97	0.57	47	609.38	0.63	45.8	593.89	0.60	50	602.87	0.62
B - C - AD	48	607.03	0.58	42	580.41	0.74	53	582.09	0.59	47	618.18	0.72	52	598.59	0.61	48.4	597.26	0.65	48	607.03	0.58
B - D - AC	37	581.66	0.63	42	583.58	0.73	36	572.28	0.58	42	581.25	0.59	49	585.08	0.57	41.2	580.77	0.62	49	585.08	0.57
B - E - AD	48	586.88	0.62	54	597.52	0.63	37	612.83	0.75	38	589.45	0.71	43	577.94	0.52	44.0	592.92	0.65	54	597.52	0.63
C - D - AE	45	603.63	0.76	49	585.82	0.67	41	592.85	0.55	42	582.31	0.61	49	546.11	0.62	45.2	582.15	0.64	45	603.63	0.76
C - E - AB	50	561.14	0.56	46	581.12	0.64	40	603.24	0.63	40	596.40	0.61	50	597.09	0.62	45.2	587.80	0.61	50	561.14	0.56
D - E - BC	51	572.75	0.59	47	568.93	0.61	49	575.35	0.56	47	578.77	0.58	49	594.10	0.63	48.6	577.98	0.60	49	575.35	0.56
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	29	621.24	0.66	42	571.01	0.62	40	608.57	0.54	47	610.85	0.70	43	626.79	0.60	40.2	607.69	0.63	43	626.79	0.60
A - C	44	624.35	0.65	45	599.47	0.70	50	586.71	0.67	49	589.51	0.62	53	589.41	0.67	48.2	597.89	0.66	49	589.51	0.62
A - D	48	588.43	0.56	57	584.65	0.62	60	608.42	0.70	53	587.39	0.72	48	590.37	0.63	53.2	591.85	0.64	60	608.42	0.70
A - E	56	599.57	0.64	47	599.55	0.69	45	608.60	0.68	54	606.16	0.68	41	602.94	0.73	48.6	603.36	0.68	56	599.57	0.64
B - C	44	541.15	0.66	42	589.07	0.72	32	579.14	0.65	48	585.69	0.78	52	603.36	0.67	43.6	579.68	0.70	52	603.36	0.67
B - D	47	600.51	0.61	49	595.76	0.65	45	587.58	0.50	40	576.10	0.66	49	593.37	0.74	46.0	590.67	0.63	47	600.51	0.61
B - E	33	550.64	0.46	48	607.85	0.68	44	598.87	0.73	45	614.05	0.58	49	603.26	0.67	43.8	594.93	0.62	45	614.05	0.58
C - D	46	584.76	0.62	47	579.83	0.63	42	602.25	0.72	47	589.67	0.64	51	595.81	0.65	46.6	590.46	0.65	51	595.81	0.65
C - E	46	591.14	0.75	59	592.96	0.67	42	595.12	0.60	52	586.67	0.57	53	617.12	0.59	50.4	596.60	0.64	53	617.12	0.59
D - E	53	601.96	0.67	48	602.80	0.66	52	597.57	0.67	47	579.87	0.65	41	595.30	0.54	48.2	595.50	0.64	48	602.80	0.66

Πίνακας 30: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ	<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ
<i>A – B – CD</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	46.20(50)	593.13(585.26)	0.63(0.54)	43.60(37)	588.91(599.68)	0.64(0.59)
	<i>PMS – GSO</i>	46.80(49)	595.89(597.87)	0.67(0.66)	51.40(59)	599.05(612.19)	0.61(0.56)
	<i>PMS – NSPSO</i>	46.40(53)	598.41(592.84)	0.70(0.68)	47.00(56)	597.42(609.09)	0.66(0.62)
	<i>PMS – NSGA II</i>	56.40(62)	592.33(598.84)	0.61(0.54)	59.80(63)	598.92(608.39)	0.61(0.65)
<i>A – C – BD</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	46.00(44)	589.25(606.89)	0.62(0.56)	46.20(52)	590.27(592.41)	0.68(0.60)
	<i>PMS – GSO</i>	45.60(46)	595.83(606.59)	0.60(0.64)	50.00(52)	587.95(598.22)	0.61(0.57)
	<i>PMS – NSPSO</i>	47.60(51)	600.33(611.96)	0.68(0.68)	47.80(53)	601.70(595.13)	0.64(0.59)
	<i>PMS – NSGA II</i>	61.80(72)	594.92(602.67)	0.61(0.68)	58.80(56)	604.25(613.08)	0.59(0.64)
<i>A – D – BE</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	40.60(36)	595.66(598.85)	0.63(0.61)	43.80(45)	604.21(607.02)	0.64(0.55)
	<i>PMS – GSO</i>	48.60(48)	596.39(572.45)	0.62(0.58)	48.60(50)	599.18(595.48)	0.61(0.56)
	<i>PMS – NSPSO</i>	48.80(52)	592.57(606.60)	0.64(0.62)	46.00(48)	608.80(620.73)	0.66(0.65)
	<i>PMS – NSGA II</i>	54.20(54)	601.74(597.52)	0.61(0.55)	54.60(63)	602.82(610.88)	0.61(0.60)
<i>A – E – BD</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	49.60(54)	599.17(617.97)	0.64(0.65)	44.20(47)	590.38(607.59)	0.65(0.60)
	<i>PMS – GSO</i>	49.80(54)	587.63(606.88)	0.59(0.58)	45.80(50)	593.89(602.87)	0.60(0.62)
	<i>PMS – NSPSO</i>	48.00(58)	586.44(595.07)	0.65(0.63)	49.00(60)	597.10(610.34)	0.67(0.69)
	<i>PMS – NSGA II</i>	57.20(56)	595.30(604.81)	0.58(0.56)	56.40(60)	591.73(615.11)	0.58(0.53)
<i>B – C – AD</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	40.00(45)	595.48(590.77)	0.66(0.67)	43.80(45)	594.72(616.06)	0.66(0.55)
	<i>PMS – GSO</i>	45.60(49)	595.02(606.15)	0.66(0.60)	48.40(48)	597.26(607.03)	0.65(0.58)
	<i>PMS – NSPSO</i>	42.00(45)	587.45(587.39)	0.66(0.69)	43.20(38)	601.86(616.66)	0.67(0.57)
	<i>PMS – NSGA II</i>	51.20(64)	596.11(602.55)	0.61(0.60)	53.60(60)	602.63(609.71)	0.63(0.65)
<i>B – D – AC</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	46.20(43)	583.95(589.69)	0.66(0.59)	44.40(53)	599.17(607.27)	0.65(0.69)
	<i>PMS – GSO</i>	45.60(42)	587.22(596.52)	0.61(0.60)	41.20(49)	580.77(585.08)	0.62(0.57)
	<i>PMS – NSPSO</i>	42.00(53)	589.78(591.38)	0.62(0.66)	42.20(50)	581.03(589.53)	0.68(0.75)
	<i>PMS – NSGA II</i>	54.60(63)	593.43(618.00)	0.61(0.53)	51.40(46)	587.73(606.69)	0.60(0.51)
<i>B – E – AD</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	49.80(55)	600.91(598.56)	0.67(0.62)	42.20(51)	595.20(604.80)	0.68(0.73)
	<i>PMS – GSO</i>	46.60(53)	603.09(629.19)	0.64(0.59)	44.00(54)	592.92(597.52)	0.65(0.63)
	<i>PMS – NSPSO</i>	42.00(45)	584.42(543.81)	0.59(0.52)	48.00(47)	601.43(611.90)	0.65(0.62)
	<i>PMS – NSGA II</i>	50.80(57)	597.52(599.73)	0.56(0.56)	50.20(55)	594.89(600.52)	0.60(0.58)
<i>C – D – AE</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	44.60(55)	598.24(609.38)	0.65(0.56)	44.00(52)	597.34(610.77)	0.65(0.71)
	<i>PMS – GSO</i>	52.00(62)	590.97(600.66)	0.63(0.73)	45.20(45)	582.15(603.63)	0.64(0.76)
	<i>PMS – NSPSO</i>	45.00(57)	593.92(593.63)	0.67(0.66)	44.00(36)	592.59(602.11)	0.67(0.55)
	<i>PMS – NSGA II</i>	53.60(49)	597.24(589.81)	0.58(0.53)	51.80(59)	597.78(610.64)	0.63(0.59)
<i>C – E – AB</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	41.60(44)	585.19(601.73)	0.63(0.59)	39.60(43)	582.00(590.97)	0.62(0.62)
	<i>PMS – GSO</i>	48.60(47)	590.71(601.40)	0.58(0.67)	45.20(50)	587.80(561.14)	0.61(0.56)
	<i>PMS – NSPSO</i>	45.00(48)	586.58(577.86)	0.66(0.54)	46.80(41)	588.78(601.76)	0.63(0.53)
	<i>PMS – NSGA II</i>	55.00(47)	592.95(602.86)	0.61(0.57)	51.00(65)	595.58(608.99)	0.65(0.74)
<i>D – E – BC</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	41.20(45)	575.61(569.15)	0.68(0.65)	46.60(56)	581.36(593.49)	0.68(0.62)
	<i>PMS – GSO</i>	45.40(46)	577.86(591.59)	0.62(0.58)	48.60(49)	577.98(575.35)	0.60(0.56)
	<i>PMS – NSPSO</i>	42.60(50)	571.71(568.50)	0.67(0.69)	39.60(44)	578.42(573.72)	0.60(0.68)
	<i>PMS – NSGA II</i>	43.60(48)	526.74(503.05)	0.62(0.53)	50.80(56)	581.08(602.31)	0.66(0.69)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ	<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ
<i>A – B</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	45.00(48)	601.70(611.40)	0.71(0.64)	47.60(52)	606.74(615.63)	0.71(0.66)
	<i>PMS – GSO</i>	50.80(57)	604.14(614.83)	0.63(0.59)	40.20(43)	607.69(626.79)	0.63(0.60)
	<i>PMS – NSPSO</i>	47.80(52)	613.92(610.29)	0.68(0.62)	51.60(54)	607.75(602.86)	0.69(0.62)
	<i>PMS – NSGA II</i>	56.40(61)	602.89(603.41)	0.66(0.62)	58.60(79)	596.88(605.27)	0.66(0.60)
<i>A – C</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	51.80(62)	608.06(602.37)	0.65(0.65)	49.00(56)	606.67(586.58)	0.66(0.61)
	<i>PMS – GSO</i>	51.60(60)	597.22(607.93)	0.62(0.58)	48.20(49)	597.89(589.51)	0.66(0.62)
	<i>PMS – NSPSO</i>	50.20(53)	604.15(615.43)	0.66(0.67)	47.40(53)	604.96(608.06)	0.68(0.72)
	<i>PMS – NSGA II</i>	62.60(66)	609.36(611.80)	0.63(0.54)	56.60(63)	606.55(615.56)	0.64(0.61)
<i>A – D</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	44.40(52)	577.81(578.33)	0.67(0.62)	49.20(55)	581.42(574.20)	0.67(0.59)
	<i>PMS – GSO</i>	43.80(50)	591.80(600.08)	0.62(0.68)	53.20(60)	591.85(608.42)	0.64(0.70)
	<i>PMS – NSPSO</i>	48.40(54)	577.25(575.63)	0.62(0.61)	49.00(58)	586.10(594.99)	0.63(0.64)
	<i>PMS – NSGA II</i>	54.40(57)	592.85(587.50)	0.67(0.63)	58.60(66)	580.64(582.86)	0.66(0.60)
<i>A – E</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	50.80(54)	597.18(589.47)	0.66(0.58)	42.60(46)	594.91(602.84)	0.65(0.66)
	<i>PMS – GSO</i>	48.60(45)	595.97(600.62)	0.65(0.61)	48.60(56)	603.36(599.57)	0.68(0.64)
	<i>PMS – NSPSO</i>	48.00(47)	595.33(602.24)	0.68(0.69)	41.60(46)	592.88(612.23)	0.68(0.81)
	<i>PMS – NSGA II</i>	51.20(51)	598.85(608.34)	0.62(0.60)	61.00(74)	598.56(598.90)	0.65(0.59)
<i>B – C</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	46.20(47)	586.89(614.90)	0.64(0.60)	45.00(50)	600.21(596.60)	0.75(0.81)
	<i>PMS – GSO</i>	48.80(53)	588.56(595.46)	0.69(0.58)	43.60(52)	579.68(603.36)	0.70(0.67)
	<i>PMS – NSPSO</i>	41.00(51)	589.04(587.03)	0.68(0.62)	47.40(49)	595.11(605.91)	0.67(0.64)
	<i>PMS – NSGA II</i>	58.80(55)	591.49(602.55)	0.65(0.55)	56.20(61)	597.28(599.74)	0.65(0.61)
<i>B – D</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	53.80(65)	600.97(605.45)	0.66(0.60)	43.80(48)	574.57(599.79)	0.67(0.60)
	<i>PMS – GSO</i>	41.40(46)	601.46(616.22)	0.66(0.70)	46.00(47)	590.67(600.51)	0.63(0.61)
	<i>PMS – NSPSO</i>	43.40(55)	594.80(598.42)	0.65(0.54)	43.20(49)	591.07(600.78)	0.64(0.54)
	<i>PMS – NSGA II</i>	58.60(56)	595.91(609.20)	0.64(0.63)	55.80(54)	592.55(608.67)	0.65(0.66)
<i>B – E</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	43.40(50)	604.38(617.95)	0.65(0.73)	45.00(41)	598.04(609.86)	0.67(0.69)
	<i>PMS – GSO</i>	41.40(45)	596.53(613.85)	0.63(0.66)	43.80(45)	594.93(614.05)	0.62(0.58)
	<i>PMS – NSPSO</i>	49.40(52)	606.42(590.66)	0.60(0.53)	41.40(40)	604.84(618.80)	0.68(0.63)
	<i>PMS – NSGA II</i>	57.60(59)	603.48(607.87)	0.61(0.60)	58.60(63)	603.78(618.11)	0.63(0.55)
<i>C – D</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	44.00(40)	578.14(609.98)	0.70(0.69)	47.80(50)	588.27(603.99)	0.74(0.72)
	<i>PMS – GSO</i>	48.00(51)	597.31(604.20)	0.66(0.63)	46.60(51)	590.46(595.81)	0.65(0.65)
	<i>PMS – NSPSO</i>	48.80(46)	584.51(602.85)	0.64(0.59)	46.60(56)	586.85(594.19)	0.67(0.73)
	<i>PMS – NSGA II</i>	56.60(59)	587.97(604.68)	0.63(0.64)	51.20(57)	586.43(587.41)	0.59(0.60)
<i>C – E</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	49.20(51)	599.70(599.48)	0.71(0.65)	48.00(55)	598.85(606.21)	0.66(0.62)
	<i>PMS – GSO</i>	41.40(47)	592.94(597.71)	0.68(0.61)	50.40(53)	596.60(617.12)	0.64(0.59)
	<i>PMS – NSPSO</i>	48.00(51)	598.45(604.81)	0.64(0.65)	43.20(33)	599.71(609.57)	0.67(0.59)
	<i>PMS – NSGA II</i>	60.40(63)	599.00(592.77)	0.64(0.58)	60.40(61)	607.48(613.53)	0.65(0.60)
<i>D – E</i>	<i>PMS – FIREFLY</i>	50.00(56)	599.83(616.32)	0.66(0.63)	49.00(53)	606.20(616.22)	0.65(0.66)
	<i>PMS – GSO</i>	53.00(60)	603.67(617.21)	0.63(0.64)	48.20(48)	595.50(602.80)	0.64(0.66)
	<i>PMS – NSPSO</i>	49.20(57)	606.90(620.98)	0.71(0.80)	48.00(55)	609.46(617.27)	0.69(0.70)
	<i>PMS – NSGA II</i>	60.20(52)	601.63(610.06)	0.67(0.66)	59.00(53)	606.62(617.50)	0.63(0.57)

Πίνακας 31: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

OF1 – OF2	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B – CD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B – D – AC	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.82	0.27	0.24	NSPSO	-	0.89	0.45	0.72
NSGA II	0.04	-	0.08	0.06	NSGA II	0.02	-	0.21	0.07
GSO	0.58	0.89	-	0.42	GSO	0.43	0.67	-	0.58
FIREFLY	0.57	0.94	0.37	-	FIREFLY	0.23	0.65	0.29	-
A – C – BD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B – E – AD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.78	0.63	0.59	NSPSO	-	0.75	0.30	0.35
NSGA II	0.02	-	0.07	0.07	NSGA II	0.07	-	0.08	0.05
GSO	0.45	0.68	-	0.36	GSO	0.33	0.75	-	0.31
FIREFLY	0.43	0.68	0.39	-	FIREFLY	0.40	0.84	0.47	-
A – D – BE	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C – D – AE	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.74	0.33	0.28	NSPSO	-	0.82	0.50	0.47
NSGA II	0.15	-	0	0	NSGA II	0.07	-	0.03	0.13
GSO	0.71	0.91	-	0.53	GSO	0.47	0.82	-	0.45
FIREFLY	0.54	0.91	0.33	-	FIREFLY	0.39	0.82	0.39	-
A – E – BD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C – E – AB	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.89	0.37	0.26	NSPSO	-	0.79	0.49	0.48
NSGA II	0.03	-	0.06	0.07	NSGA II	0.13	-	0.17	0.23
GSO	0.40	0.84	-	0.48	GSO	0.46	0.66	-	0.45
FIREFLY	0.38	0.88	0.41	-	FIREFLY	0.42	0.68	0.34	-
B – C – AD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	D – E – BC	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.86	0.47	0.42	NSPSO	-	0.38	0.26	0.24
NSGA II	0.04	-	0.14	0.07	NSGA II	0.56	-	0.59	0.47
GSO	0.42	0.83	-	0.44	GSO	0.44	0.40	-	0.27
FIREFLY	0.38	0.86	0.43	-	FIREFLY	0.62	0.44	0.59	-

Πίνακας 32: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

OF1 – OF2	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B – D	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.97	0.61	0.56	NSPSO	-	0.96	0.28	0.42
NSGA II	0.02	-	0.04	0.02	NSGA II	0	-	0.07	0.03
GSO	0.35	0.95	-	0.56	GSO	0.45	0.82	-	0.46
FIREFLY	0.35	0.92	0.44	-	FIREFLY	0.45	0.93	0.35	-
A – C	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B – E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.97	0.42	0.42	NSPSO	-	0.78	0.18	0.32
NSGA II	0	-	0	0.03	NSGA II	0.10	-	0.02	0.04
GSO	0.53	1.00	-	0.47	GSO	0.52	0.85	-	0.50
FIREFLY	0.43	0.95	0.40	-	FIREFLY	0.50	0.88	0.38	-
A – D	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C – D	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.96	0.50	0.40	NSPSO	-	0.81	0.41	0.30
NSGA II	0	-	0.04	0.06	NSGA II	0.07	-	0.02	0.15
GSO	0.39	0.84	-	0.27	GSO	0.41	0.95	-	0.48
FIREFLY	0.41	0.88	0.42	-	FIREFLY	0.48	0.73	0.31	-
A – E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C – E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.92	0.18	0.31	NSPSO	-	0.81	0.34	0.45
NSGA II	0.06	-	0	0	NSGA II	0.20	-	0.06	0.12
GSO	0.66	0.96	-	0.59	GSO	0.59	0.86	-	0.57
FIREFLY	0.60	1.00	0.36	-	FIREFLY	0.49	0.78	0.21	-
B – C	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	D – E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.78	0.34	0.15	NSPSO	-	0.92	0.40	0.38
NSGA II	0.12	-	0.09	0.11	NSGA II	0.02	-	0.05	0.02
GSO	0.51	0.78	-	0.36	GSO	0.63	0.96	-	0.46
FIREFLY	0.69	0.82	0.42	-	FIREFLY	0.54	0.92	0.40	-

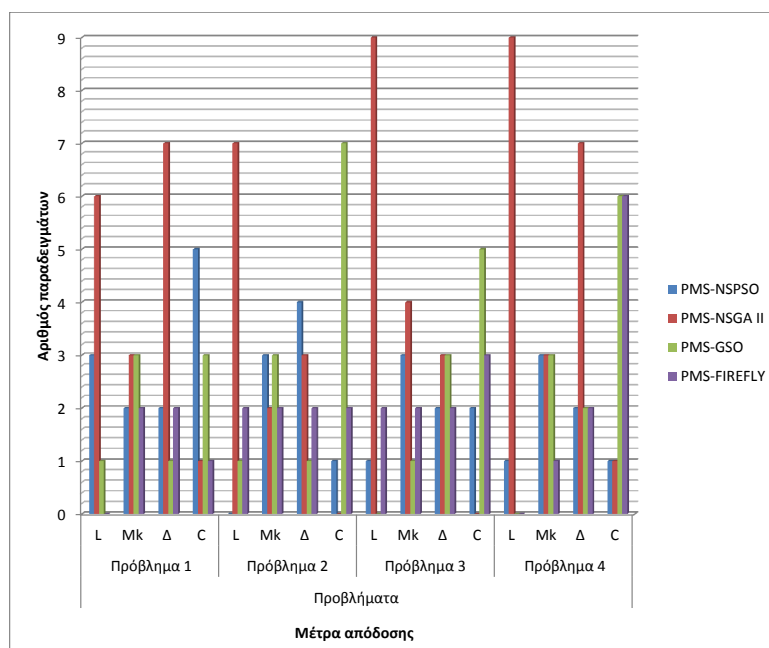
Πίνακας 33: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 – OF3	Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A – B – CD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B – D – AC	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.67	0.51	0.30	NSPSO	-	0.96	0.18	0.75
NSGA II	0.09	-	0.17	0.05	NSGA II	0	-	0	0.06
GSO	0.34	0.75	-	0.14	GSO	0.66	1.00	-	0.79
FIREFLY	0.68	0.83	0.68	-	FIREFLY	0.32	0.83	0.10	-
A – C – BD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B – E – AD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.91	0.44	0.54	NSPSO	-	0.75	0.59	0.51
NSGA II	0.02	-	0	0.08	NSGA II	0.11	-	0.24	0.18
GSO	0.49	0.88	-	0.67	GSO	0.28	0.65	-	0.35
FIREFLY	0.38	0.71	0.17	-	FIREFLY	0.38	0.64	0.44	-
A – D – BE	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C – D – AE	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.87	0.40	0.31	NSPSO	-	0.90	0.51	0.29
NSGA II	0.08	-	0.10	0.07	NSGA II	0.03	-	0.09	0.02
GSO	0.48	0.89	-	0.36	GSO	0.14	0.78	-	0.31
FIREFLY	0.56	0.87	0.40	-	FIREFLY	0.36	0.83	0.44	-
A – E – BD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C – E – AB	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.80	0.48	0.47	NSPSO	-	0.85	0.36	0.33
NSGA II	0.08	-	0.02	0.04	NSGA II	0.10	-	0	0.02
GSO	0.48	0.80	-	0.53	GSO	0.59	0.91	-	0.56
FIREFLY	0.38	0.75	0.40	-	FIREFLY	0.46	0.91	0.42	-
B – C – AD	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	D – E – BC	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.90	0.63	0.69	NSPSO	-	0.77	0.29	0.63
NSGA II	0	-	0.06	0.13	NSGA II	0.09	-	0.08	0.16
GSO	0.24	0.82	-	0.64	GSO	0.52	0.79	-	0.71
FIREFLY	0.13	0.75	0.21	-	FIREFLY	0.20	0.71	0.16	-

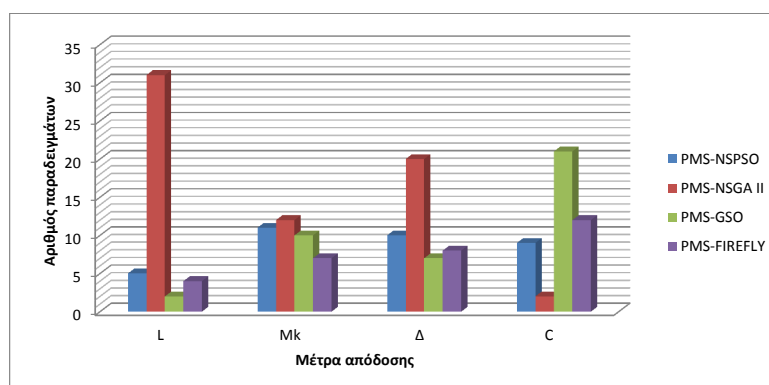
Πίνακας 34: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους τέσσερις αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 - OF3	Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP								
A - B	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B - D	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	1.00	0.35	0.48	NSPSO	-	0.94	0.40	0.42
NSGA II	-	-	0	0	NSGA II	0.02	-	0.02	0
GSO	0.43	0.99	-	0.42	GSO	0.37	0.89	-	0.29
FIREFLY	0.28	1.00	0.33	-	FIREFLY	0.45	0.96	0.30	-
A - C	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	B - E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.84	0.29	0.43	NSPSO	-	0.68	0.42	0.34
NSGA II	0.08	-	0	0.02	NSGA II	0.15	-	0.04	0.12
GSO	0.70	0.95	-	0.64	GSO	0.33	0.89	-	0.39
FIREFLY	0.64	0.92	0.33	-	FIREFLY	0.58	0.83	0.62	-
A - D	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C - D	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.86	0.53	0.29	NSPSO	-	0.88	0.25	0.52
NSGA II	0.07	-	0.07	0.02	NSGA II	0.07	-	0.02	0.10
GSO	0.40	0.89	-	0.24	GSO	0.43	0.88	-	0.58
FIREFLY	0.57	0.94	0.58	-	FIREFLY	0.29	0.79	0.22	-
A - E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	C - E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.85	0.36	0.43	NSPSO	-	0.85	0.42	0.44
NSGA II	0.09	-	0.05	0.04	NSGA II	0.03	-	0.02	0
GSO	0.37	0.88	-	0.59	GSO	0.52	0.95	-	0.33
FIREFLY	0.30	0.85	0.30	-	FIREFLY	0.36	0.97	0.49	-
B - C	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY	D - E	NSPSO	NSGA II	GSO	FIREFLY
NSPSO	-	0.95	0.38	0.50	NSPSO	-	0.89	0.29	0.30
NSGA II	0	-	0	0	NSGA II	0.02	-	0	0.02
GSO	0.51	0.97	-	0.50	GSO	0.55	0.89	-	0.38
FIREFLY	0.57	0.97	0.50	-	FIREFLY	0.55	0.94	0.52	-

Από τους Πίνακες 28 - 30, καθώς και από το Σχήμα 22, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο



(α')



(β')

Σχήμα 22: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων *PMS – BA*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

72,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS-NSPSO$, $PMS-FIREFLY$ και $PMS - GSO$ στο 10%, 7,5% και 5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - FIREFLY$ και $PMS - NSGA II$, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων το κάθε ζεύγος, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 30% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$, $PMS - GSO$ και $PMS - FIREFLY$ στο 27,5%, 25% και 17,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 40% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$, $PMS - FIREFLY$ και $PMS - GSO$ στο 22,5%, 15% και 10% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - FIREFLY$ και $PMS - NSGA II$, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - GSO$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 5% των περιπτώσεων το κάθε ζεύγος, αντίστοιχα, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - GSO$ και $PMS - NSPSO$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Τέλος, από τους Πίνακες 31 - 34 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - GSO$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 47,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - FIREFLY$, $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ έχουν στο 25%, 20% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επίσης, οι αλγόριθμοι $PMS - FIREFLY$ και $PMS - GSO$, καθώς και όλοι οι αλγόριθμοι έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 22 ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στο Σχήμα 14. Σύμφωνα με αυτήν τη διαδικασία, η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L , Δ και C , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 21 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - GSO$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS-NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (65% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - GSO$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατη-

ρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (30% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS – GSO* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης *C*) (50% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις, με μεγαλύτερη έκταση και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης *L*, M_k και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (80%, 35% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS – GSO* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης *C*) (45% των παραδειγμάτων).

Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας *L* και Δ , σε ποσοστό 80% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , οι αλγόριθμοι *PMS – GSO* και *PMS – NSPSO* έχουν καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 30% των παραδειγμάτων ο καθένας, αντίστοιχα. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *C*, ο αλγόριθμος *PMS – GSO* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 55% των παραδειγμάτων. Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας *L*, M_k και Δ , σε ποσοστό 65%, 35% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *C*, ο αλγόριθμος *PMS – GSO* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 40% των παραδειγμάτων.

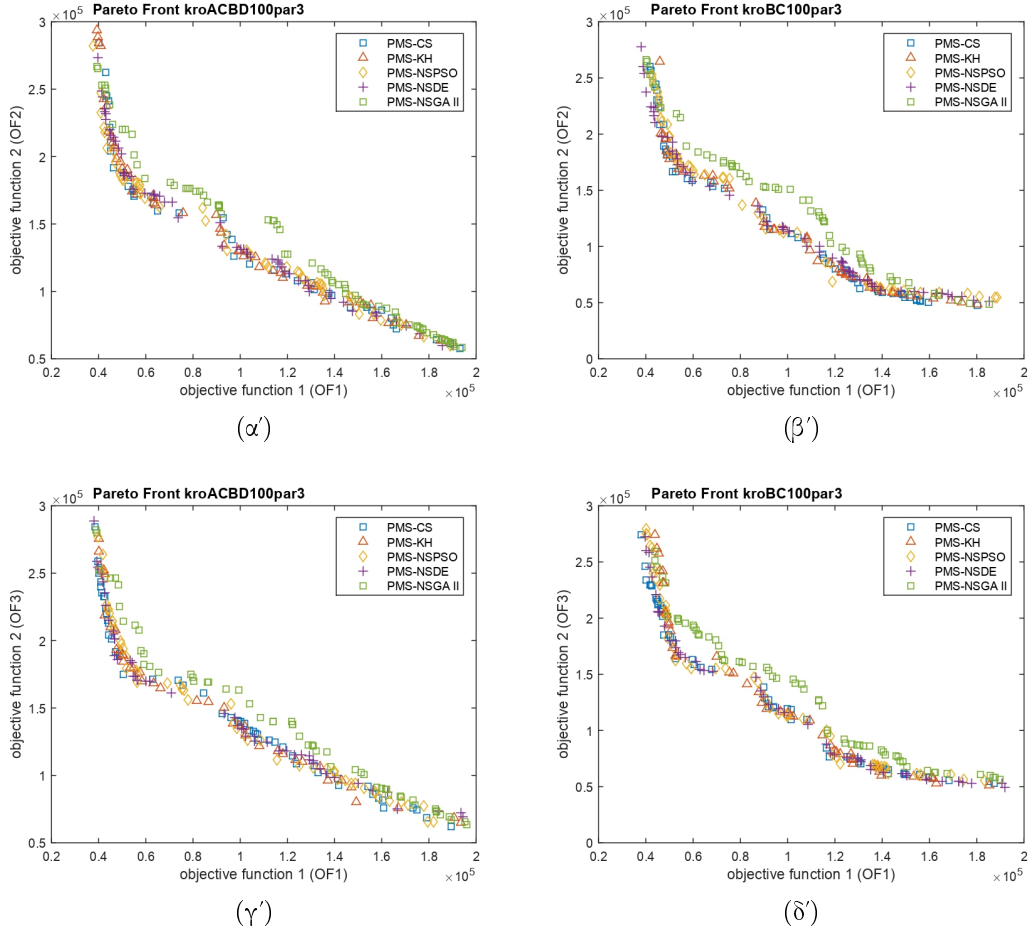
Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις, με μεγαλύτερη έκταση και με καλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS – GSO* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τρεις αλγόριθμους.

Γενικά, το μεγαλύτερο ενδιαφέρον σε σχέση με τις προηγούμενες συγκρίσεις είναι ότι, εδώ, χρησιμοποιήσαμε δύο από τους καινούργιους αλγόριθμους, τον *PMS – GSO* και τον *PMS – FIREFLY*. Αποδείχθηκε ότι καλύτερος από τους δύο αλγόριθμους είναι ο *PMS – GSO*, γιατί σχεδόν σε όλα τα

μέτρα απόδοσης ήταν αρκετά πιο αποτελεσματικός από τον αλγόριθμο *PMS – FIREFLY*.

8.5.6. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: *PMS – CS*, *PMS – KH*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II*

Σε αυτό το υποκεφάλαιο παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα των πολυαντικειμενικών αλγορίθμων, που εξετάζονται σε αυτήν την σύγκριση, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε είναι ίδια όπως και στην προηγούμενη σύγκριση στην υποπαράγραφο 8.5.1. Δηλαδή, αρχικά, παρουσιάζουμε το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων *PMS – CS*, *PMS – KH*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 23). Έπειτα, στους Πίνακες 35 και 36 παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα για τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας για τους αλγόριθμους *PMS – CS* και *PMS – KH* αντίστοιχα, ενώ στον Πίνακα 37 παρουσιάζουμε τους μέσους όρους και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους πέντε αλγόριθμους. Κατόπιν, στους Πίνακες 38 - 41 παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας *C* των πέντε αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι *PMS – CS*, *PMS – KH*, *PMS – NSPSO*, *PMS – NSDE* και *PMS – NSGA II* στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 38-41) αναφέρονται εν συντομία *CS*, *KH*, *NSPSO*, *NSDE* και *NSGA II*, αντίστοιχα. Επίσης, πρέπει να τονιστεί ότι στους Πίνακες 35 και 36 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των αλγορίθμων *PMS – CS* (Πίνακας 35) και *PMS – KH* (Πίνακας 36) για τις πέντε επαναλήψεις, ενώ στους Πίνακες 37-41 τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των πέντε αλγορίθμων. Τέλος, κάνουμε διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 24). Να τονιστεί ότι, στη διαγραμματική απεικόνιση, τα προβλήματα 1-4 είναι τα ίδια προβλήματα με τη διαγραμματική απεικόνιση (Σχήμα 14) στην υποπαράγραφο 8.5.1.



Σχήμα 23: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS-CS*, *PMS-KH*, *PMS-NSPSO*, *PMS-NSDE* και *PMS-NSGA II* για το παράδειγμα *kroACBD100par3* του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroBC100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 35: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποίησης του αλγόριθμου $PMS - CS$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
Παράδειγμα	Τεξέμιο 1			Τεξέμιο 2			Τεξέμιο 3			Τεξέμιο 4			Τεξέμιο 5			Μέσος Όρος			Καλύτερο Τεξέμιο		
	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ	L	M _k	Δ
A - B - CD	40	598.95	0.57	53	587.00	0.63	47	590.53	0.69	50	589.90	0.64	49	606.84	0.60	47.80	594.65	0.63	49	606.84	0.60
A - C - BD	47	590.02	0.61	54	579.05	0.64	41	616.06	0.55	42	601.11	0.63	50	602.01	0.65	46.80	597.65	0.61	41	616.06	0.55
A - D - BE	47	609.52	0.58	53	600.12	0.68	37	610.75	0.73	45	590.57	0.70	43	584.38	0.56	45.00	599.07	0.65	53	600.12	0.68
A - E - BD	46	598.70	0.59	38	591.43	0.63	56	580.41	0.60	41	578.24	0.58	48	583.61	0.62	45.80	586.48	0.60	46	598.70	0.59
B - C - AD	36	593.42	0.65	48	603.70	0.55	54	606.78	0.66	38	601.57	0.62	33	542.47	0.56	41.80	589.59	0.61	54	606.78	0.66
B - D - AC	35	574.99	0.66	44	596.41	0.65	39	583.62	0.64	50	577.93	0.65	43	598.36	0.70	42.20	586.26	0.66	39	583.62	0.64
B - E - AD	42	602.88	0.76	35	600.10	0.60	49	608.83	0.66	39	599.82	0.70	42	581.47	0.77	41.40	598.62	0.69	49	608.83	0.66
C - D - AE	40	617.96	0.59	42	587.82	0.69	50	599.20	0.69	39	576.95	0.63	46	593.77	0.71	43.40	595.14	0.66	40	617.96	0.59
C - E - AB	38	542.99	0.57	40	600.20	0.73	55	627.06	0.75	45	578.65	0.70	45	570.09	0.59	44.60	583.80	0.67	55	627.06	0.75
D - E - BC	41	557.01	0.73	37	575.04	0.62	36	608.16	0.56	38	580.85	0.74	41	586.87	0.60	38.60	581.59	0.65	36	608.16	0.56
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	42	569.39	0.66	56	605.48	0.73	55	601.81	0.64	41	612.38	0.68	43	594.26	0.75	47.40	596.66	0.69	56	605.48	0.73
A - C	43	613.18	0.61	54	608.83	0.78	48	607.63	0.70	67	587.36	0.62	40	595.17	0.66	50.40	602.43	0.67	43	613.18	0.61
A - D	48	574.18	0.61	60	587.50	0.72	35	576.54	0.73	50	582.27	0.60	55	577.71	0.63	49.60	579.64	0.66	60	587.50	0.72
A - E	49	605.28	0.75	47	603.10	0.68	41	600.90	0.71	48	599.26	0.70	58	585.17	0.73	48.60	598.74	0.71	49	605.28	0.75
B - C	40	593.00	0.67	41	552.80	0.82	50	597.02	0.73	43	587.23	0.61	53	592.27	0.72	45.40	584.46	0.71	53	592.27	0.72
B - D	46	591.44	0.67	48	576.56	0.67	40	586.26	0.74	46	580.78	0.64	53	598.77	0.72	46.60	586.76	0.69	53	598.77	0.72
B - E	41	597.40	0.67	52	591.55	0.68	44	549.43	0.63	55	596.03	0.67	50	618.69	0.64	48.40	590.62	0.66	50	618.69	0.64
C - D	43	582.33	0.77	48	594.14	0.63	50	586.45	0.70	47	574.93	0.83	44	589.96	0.75	46.40	585.56	0.74	48	594.14	0.63
C - E	42	591.24	0.57	52	613.48	0.62	45	579.46	0.63	52	610.21	0.69	49	602.31	0.72	48.00	599.34	0.65	52	613.48	0.62
D - E	50	605.88	0.56	48	603.76	0.73	47	613.52	0.57	49	599.47	0.66	51	587.20	0.66	49.00	601.97	0.64	50	605.88	0.56
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B - CD	42	576.50	0.63	44	601.04	0.63	42	618.42	0.69	49	591.95	0.74	40	592.25	0.73	43.40	596.03	0.68	42	618.42	0.69
A - C - BD	46	581.07	0.62	46	597.04	0.67	53	611.03	0.59	43	591.98	0.57	45	576.20	0.61	46.60	591.47	0.61	53	611.03	0.59
A - D - BE	46	616.78	0.76	43	627.35	0.58	40	606.22	0.79	36	617.36	0.64	47	593.09	0.64	42.40	612.16	0.68	43	627.35	0.58
A - E - BD	47	611.54	0.62	45	590.09	0.51	47	601.15	0.58	49	594.77	0.61	49	590.25	0.63	47.40	597.56	0.59	49	594.77	0.61
B - C - AD	46	602.44	0.70	48	582.82	0.76	40	598.89	0.60	47	607.58	0.70	46	591.10	0.73	45.40	596.56	0.70	47	607.58	0.70
B - D - AC	50	592.04	0.61	43	562.49	0.60	42	597.99	0.78	41	590.90	0.74	42	541.46	0.62	43.60	576.98	0.67	50	592.04	0.61
B - E - AD	42	585.84	0.61	44	586.20	0.66	43	592.84	0.72	45	581.33	0.61	53	607.04	0.65	45.60	590.65	0.65	53	607.04	0.65
C - D - AE	49	605.31	0.77	43	593.94	0.62	38	588.63	0.75	53	587.07	0.73	45	605.43	0.69	45.60	596.08	0.71	45	605.43	0.69
C - E - AB	54	609.35	0.76	44	628.43	0.66	41	617.92	0.64	51	588.14	0.61	50	588.47	0.71	48.00	606.46	0.68	54	609.35	0.76
D - E - BC	50	591.67	0.68	49	568.63	0.62	51	575.09	0.67	43	550.32	0.62	43	553.06	0.59	47.20	567.75	0.63	51	575.09	0.67
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP																					
A - B	40	602.12	0.63	46	611.31	0.68	41	601.92	0.64	47	589.41	0.71	44	601.15	0.78	43.60	601.18	0.69	46	611.31	0.68
A - C	52	610.16	0.57	45	600.52	0.68	53	582.19	0.62	51	604.73	0.55	53	605.87	0.65	50.80	600.69	0.61	52	610.16	0.57
A - D	51	585.07	0.65	52	591.41	0.62	49	595.82	0.71	56	595.08	0.59	53	602.90	0.73	52.20	588.85	0.66	56	595.08	0.59
A - E	40	598.04	0.73	49	600.19	0.72	47	586.92	0.65	53	603.44	0.75	64	599.19	0.70	50.60	599.55	0.71	64	599.19	0.70
B - C	30	553.41	0.76	56	608.53	0.74	43	560.17	0.67	45	596.56	0.75	47	587.51	0.80	44.20	581.24	0.74	56	608.53	0.74
B - D	52	573.11	0.65	42	584.23	0.76	43	590.58	0.72	29	600.68	0.71	52	586.54	0.68	43.60	587.03	0.71	52	573.11	0.65
B - E	37	611.38	0.79	37	611.75	0.81	50	626.72	0.72	41	593.93	0.78	49	587.74	0.71	42.80	606.30	0.76	50	626.72	0.72
C - D	50	589.49	0.88	53	588.81	0.80	50	585.64	0.73	49	597.87	0.77	45	574.13	0.77	49.40	587.19	0.79	53	588.81	0.80
C - E	50	613.51	0.77	32	563.31	0.87	42	608.96	0.67	42	605.55	0.70	36	551.36	0.59	40.40	588.54	0.72	50	613.51	0.77
D - E	49	596.73	0.66	42	607.34	0.71	50	602.39	0.67	49	608.43	0.66	42	608.27	0.71	46.40	604.63	0.68	49	608.43	0.66

Πίνακας 36: Αποτελέσματα από τα πρώτα τρία μέτρα αποτελεσματικότητας σε δέκα παραδείγματα για πέντε επαναλήψεις χρησιμοποίησης του αλγόριθμου $PMS - KH$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
Παράδειγμα		Τεξέμιο 1		Τεξέμιο 2		Τεξέμιο 3		Τεξέμιο 4		Τεξέμιο 5		Μέσος Όρος		Καλύτερο Τεξέμιο	
		L	M_k	Δ	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ	L	M_k
A - B - CD	57	594.16	0.60	0.63	29	602.96	0.53	49	601.55	0.74	46	609.25	0.64	46.00	603.32
A - C - BD	52	576.79	0.63	0.63	51	613.14	0.62	50	586.13	0.74	43	586.13	0.63	51	613.14
A - D - BE	42	626.86	0.75	0.63	51	582.94	0.59	47	612.39	0.55	47	602.83	0.65	47	612.39
A - E - BD	46	585.45	0.55	0.42	600.58	0.76	54	607.61	0.72	51	587.21	0.61	47.40	602.83	0.55
B - C - AD	48	576.63	0.71	0.39	602.56	0.77	35	594.63	0.75	41	595.33	0.52	49	604.86	0.70
B - D - AC	46	599.82	0.67	0.39	586.89	0.64	47	596.77	0.75	30	601.52	0.53	56	592.93	0.65
B - E - AD	53	621.68	0.75	0.40	605.16	0.59	58	614.57	0.73	45	593.62	0.65	42	597.50	0.58
C - D - AE	45	595.72	0.62	0.53	580.43	0.67	54	578.50	0.63	49	593.82	0.60	43	588.60	0.68
C - E - AB	44	597.71	0.57	0.50	581.03	0.65	42	597.26	0.64	45	597.96	0.69	51	608.94	0.62
D - E - BC	47	577.60	0.67	0.45	574.45	0.61	62	577.68	0.75	56	595.11	0.63	49	576.36	0.72
Multiobjective Symmetric Delivery Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	40	605.37	0.71	0.52	601.53	0.68	47	599.48	0.75	57	602.62	0.80	51	621.97	0.68
A - C	48	611.56	0.76	0.43	609.18	0.67	60	607.50	0.63	47	597.88	0.70	53	617.01	0.59
A - D	45	559.23	0.72	0.45	586.74	0.65	58	590.78	0.68	42	594.34	0.72	49	598.02	0.62
A - E	44	590.25	0.60	0.54	610.22	0.66	52	610.00	0.69	53	616.24	0.66	40	595.05	0.71
B - C	48	591.97	0.67	0.43	592.67	0.75	40	606.34	0.67	43	573.09	0.72	35	539.06	0.72
B - D	47	587.27	0.57	0.35	584.98	0.60	57	591.15	0.71	54	608.00	0.65	48	591.49	0.70
B - E	30	598.63	0.61	0.32	555.44	0.49	57	598.83	0.71	40	611.63	0.74	40	599.02	0.71
C - D	62	603.59	0.69	0.69	601.88	0.67	44	585.65	0.70	47	578.01	0.64	43	594.74	0.66
C - E	43	608.07	0.66	0.43	595.77	0.71	39	608.96	0.71	44	600.33	0.73	55	596.86	0.64
D - E	51	606.22	0.63	0.44	588.61	0.68	53	612.04	0.63	50	605.88	0.71	57	609.44	0.70
Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B - CD	48	596.03	0.66	0.36	600.55	0.61	55	588.86	0.69	41	579.47	0.67	53	593.94	0.59
A - C - BD	46	599.84	0.54	0.39	603.58	0.62	40	582.62	0.49	43	581.59	0.70	55	592.37	0.70
A - D - BE	43	556.18	0.69	0.45	615.68	0.71	34	611.10	0.55	40	608.04	0.64	50	610.42	0.63
A - E - BD	39	586.74	0.66	0.45	574.00	0.57	50	594.49	0.54	43	580.20	0.67	42	596.91	0.62
B - C - AD	43	591.11	0.68	0.36	594.08	0.79	45	605.06	0.58	41	603.65	0.70	44	587.28	0.67
B - D - AC	43	581.85	0.63	0.46	602.56	0.74	43	600.33	0.57	50	589.43	0.69	35	531.87	0.62
B - E - AD	39	580.48	0.65	0.40	585.95	0.64	48	575.90	0.55	36	603.30	0.57	49	599.28	0.58
C - D - AE	41	597.40	0.60	0.42	600.51	0.53	52	580.97	0.66	38	583.03	0.75	49	594.12	0.62
C - E - AB	46	598.56	0.63	0.48	583.06	0.65	47	590.65	0.68	47	603.50	0.73	42	582.08	0.59
D - E - BC	47	564.06	0.73	0.47	572.31	0.75	39	579.54	0.61	44	580.66	0.71	38	578.25	0.62
Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP															
A - B	45	597.46	0.51	0.42	603.67	0.72	59	618.82	0.73	54	599.44	0.65	49	597.81	0.65
A - C	42	619.55	0.68	0.47	604.84	0.59	58	617.90	0.58	55	616.69	0.71	47	607.95	0.76
A - D	40	585.01	0.69	0.46	596.17	0.68	48	589.20	0.74	40	585.07	0.67	48	570.17	0.70
A - E	54	598.68	0.69	0.39	596.05	0.68	52	619.68	0.64	40	595.34	0.83	34	608.03	0.70
B - C	49	603.54	0.73	0.46	595.55	0.82	35	586.13	0.62	49	600.92	0.74	39	576.67	0.57
B - D	52	589.47	0.69	0.47	545.67	0.63	46	604.64	0.66	33	552.07	0.65	44	555.66	0.64
B - E	43	604.77	0.72	0.50	585.03	0.75	39	568.50	0.64	36	609.97	0.62	35	606.19	0.72
C - D	45	587.21	0.55	0.51	579.69	0.74	36	585.06	0.61	36	592.84	0.69	49	573.33	0.85
C - E	57	601.96	0.69	0.54	618.94	0.67	44	595.53	0.67	59	595.06	0.72	51	600.34	0.69
D - E	47	573.84	0.61	0.50	605.80	0.70	52	614.68	0.70	51	619.18	0.73	60	611.73	0.70

Πίνακας 37: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ	<i>L</i>	<i>M_k</i>	Δ
<i>A - B - CD</i>	<i>PMS - KH</i>	46.00(57)	603.32(594.16)	0.63(0.60)	46.60(53)	591.77(593.94)	0.64(0.59)
	<i>PMS - CS</i>	47.80(49)	594.65(606.84)	0.63(0.60)	43.40(42)	596.03(618.42)	0.68(0.69)
	<i>PMS - NSPSO</i>	46.40(53)	598.41(592.84)	0.70(0.68)	47.00(56)	597.42(609.09)	0.66(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.40(62)	592.33(598.84)	0.61(0.54)	59.80(63)	598.92(608.39)	0.61(0.65)
	<i>PMS - NSDE</i>	50.00(59)	598.17(604.03)	0.61(0.53)	46.00(49)	598.81(605.87)	0.61(0.62)
<i>A - C - BD</i>	<i>PMS - KH</i>	48.20(51)	595.72(613.14)	0.65(0.62)	44.60(39)	592.00(603.58)	0.61(0.62)
	<i>PMS - CS</i>	46.80(41)	597.65(616.06)	0.61(0.55)	46.60(53)	591.47(611.03)	0.61(0.59)
	<i>PMS - NSPSO</i>	47.60(51)	600.33(611.96)	0.68(0.68)	47.80(53)	601.70(595.13)	0.64(0.59)
	<i>PMS - NSGA II</i>	61.80(72)	594.92(602.67)	0.61(0.68)	58.80(56)	604.25(613.08)	0.59(0.64)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.40(56)	594.19(603.86)	0.63(0.64)	44.40(50)	597.25(612.67)	0.63(0.62)
<i>A - D - BE</i>	<i>PMS - KH</i>	47.40(47)	602.83(612.39)	0.65(0.55)	42.40(45)	600.29(615.68)	0.64(0.71)
	<i>PMS - CS</i>	45.00(53)	599.07(600.12)	0.65(0.68)	42.40(43)	612.16(627.35)	0.68(0.58)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.80(52)	592.57(606.60)	0.64(0.62)	46.00(48)	608.80(620.73)	0.66(0.65)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.20(54)	601.74(597.52)	0.61(0.55)	54.60(63)	602.82(610.88)	0.61(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	46.80(51)	591.33(585.05)	0.68(0.58)	46.20(53)	594.36(608.66)	0.64(0.58)
<i>A - E - BD</i>	<i>PMS - KH</i>	46.00(51)	597.29(607.78)	0.65(0.65)	43.80(50)	586.47(594.49)	0.61(0.54)
	<i>PMS - CS</i>	45.80(46)	586.48(598.70)	0.60(0.59)	47.40(49)	597.56(594.77)	0.59(0.61)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(58)	586.44(595.07)	0.65(0.63)	49.00(60)	597.10(610.34)	0.67(0.69)
	<i>PMS - NSGA II</i>	57.20(56)	595.30(604.81)	0.58(0.56)	56.40(60)	591.73(615.11)	0.58(0.53)
	<i>PMS - NSDE</i>	53.80(58)	589.49(595.89)	0.66(0.66)	45.40(49)	598.88(578.64)	0.64(0.52)
<i>B - C - AD</i>	<i>PMS - KH</i>	42.40(49)	580.80(604.86)	0.69(0.70)	41.80(45)	596.24(605.06)	0.68(0.58)
	<i>PMS - CS</i>	41.80(54)	589.59(606.78)	0.61(0.66)	45.40(47)	596.56(607.58)	0.70(0.70)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(45)	587.45(587.39)	0.66(0.69)	43.20(38)	601.86(616.66)	0.67(0.57)
	<i>PMS - NSGA II</i>	51.20(64)	596.11(602.55)	0.61(0.60)	53.60(60)	602.63(609.71)	0.63(0.65)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.20(47)	593.19(586.51)	0.63(0.56)	44.00(47)	596.09(594.45)	0.69(0.61)
<i>B - D - AC</i>	<i>PMS - KH</i>	43.60(30)	595.59(601.52)	0.65(0.53)	43.40(46)	581.21(602.56)	0.65(0.74)
	<i>PMS - CS</i>	42.20(39)	586.26(583.62)	0.66(0.64)	43.60(50)	576.98(592.04)	0.67(0.61)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(53)	589.78(591.38)	0.62(0.66)	42.20(50)	581.03(589.53)	0.68(0.75)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.60(63)	593.43(618.00)	0.61(0.53)	51.40(46)	587.73(606.69)	0.60(0.51)
	<i>PMS - NSDE</i>	43.20(48)	591.59(611.63)	0.71(0.72)	44.80(50)	592.20(586.71)	0.66(0.58)
<i>B - E - AD</i>	<i>PMS - KH</i>	47.60(58)	592.51(614.57)	0.66(0.73)	42.40(48)	588.98(575.90)	0.60(0.55)
	<i>PMS - CS</i>	41.40(49)	598.62(608.83)	0.69(0.66)	45.40(53)	590.65(607.04)	0.65(0.65)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.00(45)	584.42(543.81)	0.59(0.52)	48.00(47)	601.43(611.90)	0.65(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	50.80(57)	597.52(599.73)	0.56(0.56)	50.20(55)	594.89(600.52)	0.60(0.58)
	<i>PMS - NSDE</i>	41.80(47)	596.38(611.30)	0.66(0.61)	41.00(46)	598.64(622.57)	0.66(0.66)
<i>C - D - AE</i>	<i>PMS - KH</i>	48.80(49)	587.41(593.82)	0.64(0.60)	44.40(42)	591.21(600.51)	0.63(0.53)
	<i>PMS - CS</i>	43.40(40)	595.14(617.96)	0.66(0.59)	45.60(45)	596.08(605.43)	0.71(0.69)
	<i>PMS - NSPSO</i>	45.00(57)	593.92(593.63)	0.67(0.66)	44.00(36)	592.59(602.11)	0.67(0.55)
	<i>PMS - NSGA II</i>	53.60(49)	597.24(589.81)	0.58(0.53)	51.80(59)	597.78(610.64)	0.63(0.59)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.40(42)	594.55(610.84)	0.63(0.60)	44.40(51)	594.87(591.47)	0.70(0.71)
<i>C - E - AB</i>	<i>PMS - KH</i>	46.40(51)	588.58(608.94)	0.63(0.62)	46.00(48)	591.57(583.06)	0.65(0.65)
	<i>PMS - CS</i>	44.60(55)	583.80(627.06)	0.67(0.75)	48.00(54)	606.46(609.35)	0.68(0.76)
	<i>PMS - NSPSO</i>	45.00(48)	586.58(577.86)	0.66(0.54)	46.80(41)	588.78(601.76)	0.63(0.53)
	<i>PMS - NSGA II</i>	55.00(47)	592.95(602.86)	0.61(0.57)	51.00(65)	595.58(608.99)	0.65(0.74)
	<i>PMS - NSDE</i>	39.40(47)	592.59(569.13)	0.67(0.63)	47.20(47)	593.76(612.40)	0.63(0.57)
<i>D - E - BC</i>	<i>PMS - KH</i>	51.80(56)	580.24(595.11)	0.68(0.63)	43.00(44)	574.96(580.66)	0.68(0.71)
	<i>PMS - CS</i>	38.60(36)	581.59(608.16)	0.65(0.56)	47.20(51)	567.75(575.09)	0.63(0.67)
	<i>PMS - NSPSO</i>	42.60(50)	571.71(568.50)	0.67(0.69)	39.60(44)	578.42(573.72)	0.60(0.68)
	<i>PMS - NSGA II</i>	43.60(48)	526.74(503.05)	0.62(0.53)	50.80(56)	581.08(602.31)	0.66(0.69)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.00(44)	582.50(589.22)	0.68(0.64)	43.60(52)	581.38(588.35)	0.60(0.64)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
<i>A - B</i>	<i>PMS - KH</i>	49.40(51)	606.19(621.97)	0.72(0.68)	49.80(59)	603.44(618.82)	0.65(0.73)
	<i>PMS - CS</i>	47.40(56)	596.66(605.48)	0.69(0.73)	43.60(46)	601.18(611.31)	0.69(0.68)
	<i>PMS - NSPSO</i>	47.80(52)	613.92(610.29)	0.68(0.62)	51.60(54)	607.75(602.86)	0.69(0.62)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.40(61)	602.89(603.41)	0.66(0.62)	58.60(79)	596.88(605.27)	0.66(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	44.60(45)	605.73(596.04)	0.67(0.55)	44.60(46)	602.96(622.10)	0.68(0.62)
<i>A - C</i>	<i>PMS - KH</i>	50.20(53)	608.63(617.01)	0.67(0.59)	49.80(58)	613.38(617.90)	0.67(0.58)
	<i>PMS - CS</i>	50.40(43)	602.43(613.18)	0.67(0.61)	50.80(52)	600.69(610.16)	0.61(0.57)
	<i>PMS - NSPSO</i>	50.20(53)	604.15(615.43)	0.66(0.67)	47.40(53)	604.96(608.06)	0.68(0.72)
	<i>PMS - NSGA II</i>	62.60(66)	609.36(611.80)	0.63(0.54)	56.60(63)	606.55(615.56)	0.64(0.61)
	<i>PMS - NSDE</i>	51.40(57)	596.73(602.61)	0.65(0.69)	49.20(44)	603.51(607.51)	0.65(0.61)
<i>A - D</i>	<i>PMS - KH</i>	47.80(49)	585.82(598.02)	0.68(0.62)	44.40(46)	585.13(596.17)	0.69(0.68)
	<i>PMS - CS</i>	49.60(60)	579.64(587.50)	0.66(0.72)	52.20(56)	588.85(595.08)	0.66(0.59)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.40(54)	577.25(575.63)	0.62(0.61)	49.00(58)	586.10(594.99)	0.63(0.64)
	<i>PMS - NSGA II</i>	54.40(57)	592.85(587.50)	0.67(0.63)	58.60(66)	580.64(582.86)	0.66(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	46.20(40)	581.70(591.46)	0.66(0.67)	47.00(47)	579.02(577.96)	0.66(0.58)
<i>A - E</i>	<i>PMS - KH</i>	48.60(53)	604.35(616.24)	0.66(0.66)	43.80(52)	603.55(619.68)	0.71(0.64)
	<i>PMS - CS</i>	48.60(49)	598.74(605.28)	0.71(0.75)	50.60(64)	599.55(599.19)	0.71(0.70)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(47)	595.33(602.24)	0.68(0.69)	41.60(46)	592.88(612.23)	0.68(0.81)
	<i>PMS - NSGA II</i>	51.20(51)	598.85(608.34)	0.62(0.60)	61.00(74)	598.56(598.90)	0.65(0.59)
	<i>PMS - NSDE</i>	44.60(49)	604.13(608.11)	0.68(0.63)	43.80(43)	602.41(605.73)	0.62(0.58)
<i>B - C</i>	<i>PMS - KH</i>	41.80(48)	580.63(591.97)	0.70(0.67)	43.60(49)	592.56(603.54)	0.69(0.73)
	<i>PMS - CS</i>	45.40(53)	584.46(592.27)	0.71(0.72)	44.20(56)	581.24(608.53)	0.74(0.74)
	<i>PMS - NSPSO</i>	41.00(51)	589.04(587.03)	0.68(0.62)	47.40(49)	595.11(605.91)	0.67(0.64)
	<i>PMS - NSGA II</i>	58.80(55)	591.49(602.55)	0.65(0.55)	56.20(61)	597.28(590.74)	0.65(0.61)
	<i>PMS - NSDE</i>	49.80(60)	589.78(610.81)	0.66(0.56)	42.00(49)	589.82(613.07)	0.72(0.64)
<i>B - D</i>	<i>PMS - KH</i>	48.20(54)	592.58(608.00)	0.64(0.65)	44.40(52)	575.50(589.47)	0.65(0.69)
	<i>PMS - CS</i>	46.60(53)	586.76(598.77)	0.69(0.72)	43.60(52)	587.03(573.11)	0.71(0.65)
	<i>PMS - NSPSO</i>	43.40(55)	594.80(598.42)	0.65(0.54)	43.20(49)	591.07(600.78)	0.64(0.54)
	<i>PMS - NSGA II</i>	58.60(56)	595.91(609.20)	0.64(0.63)	55.80(54)	592.55(608.67)	0.65(0.66)
	<i>PMS - NSDE</i>	43.20(45)	595.65(595.43)	0.69(0.60)	41.20(54)	582.58(600.87)	0.70(0.68)
<i>B - E</i>	<i>PMS - KH</i>	39.80(57)	592.71(598.83)	0.65(0.71)	44.60(56)	594.89(609.97)	0.69(0.62)
	<i>PMS - CS</i>	48.40(50)	590.62(618.69)	0.66(0.64)	42.80(50)	606.30(626.72)	0.76(0.72)
	<i>PMS - NSPSO</i>	49.40(52)	606.42(590.66)	0.60(0.53)	41.40(40)	604.84(618.80)	0.68(0.63)
	<i>PMS - NSGA II</i>	57.60(59)	603.48(607.87)	0.61(0.60)	58.60(63)	603.78(618.11)	0.63(0.55)
	<i>PMS - NSDE</i>	47.80(45)	603.11(609.40)	0.67(0.60)	44.40(46)	580.23(573.63)	0.66(0.58)
<i>C - D</i>	<i>PMS - KH</i>	49.20(62)	592.77(603.59)	0.67(0.69)	43.40(45)	583.62(587.21)	0.69(0.55)
	<i>PMS - CS</i>	46.40(48)	585.56(594.14)	0.74(0.63)	49.40(53)	587.19(588.81)	0.79(0.80)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.80(46)	584.51(602.85)	0.64(0.59)	46.60(56)	586.85(594.19)	0.67(0.73)
	<i>PMS - NSGA II</i>	56.60(59)	587.97(604.68)	0.63(0.64)	51.20(57)	586.43(587.41)	0.59(0.60)
	<i>PMS - NSDE</i>	42.80(51)	577.40(594.58)	0.65(0.61)	46.80(51)	586.32(573.07)	0.66(0.57)
<i>C - E</i>	<i>PMS - KH</i>	44.80(55)	602.00(596.86)	0.69(0.64)	53.00(54)	602.97(618.94)	0.69(0.67)
	<i>PMS - CS</i>	48.00(52)	599.34(613.48)	0.65(0.62)	40.40(50)	588.54(613.51)	0.72(0.77)
	<i>PMS - NSPSO</i>	48.00(51)	598.45(604.81)	0.64(0.65)	43.20(33)	599.71(609.57)	0.67(0.59)
	<i>PMS - NSGA II</i>	60.40(63)	599.00(592.77)	0.64(0.58)	60.40(61)	607.48(6.	

Πίνακας 38: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP											
OF1 - OF2											
A - B - CD	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B - D - AC	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.25	0.82	0.49	0.29	NSPSO	-	0.63	0.89	0.43	0.36
NSDE	0.55	-	0.90	0.72	0.49	NSDE	0.30	-	0.63	0.23	0.18
NSGA II	0.04	0.08	-	0.09	0.04	NSGA II	0.02	0.17	-	0.10	0
KH	0.25	0.15	0.82	-	0.24	KH	0.43	0.60	0.70	-	0.44
CS	0.51	0.39	0.92	0.65	-	CS	0.49	0.81	0.89	0.50	-
A - C - BD	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B - E - AD	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.59	0.78	0.47	0.44	NSPSO	-	0.15	0.75	0.45	0.22
NSDE	0.39	-	0.83	0.31	0.39	NSDE	0.73	-	0.93	0.69	0.55
NSGA II	0.02	0.04	-	0.10	0.05	NSGA II	0.07	0	-	0.03	0.04
KH	0.45	0.55	0.78	-	0.39	KH	0.49	0.30	0.86	-	0.45
CS	0.55	0.54	0.78	0.41	-	CS	0.64	0.30	0.84	0.59	-
A - D - BE	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C - D - AE	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.16	0.74	0.32	0.32	NSPSO	-	0.38	0.82	0.37	0.20
NSDE	0.79	-	0.93	0.66	0.47	NSDE	0.65	-	0.82	0.53	0.35
NSGA II	0.15	0.02	-	0	0	NSGA II	0.07	0.07	-	0.16	0.08
KH	0.65	0.29	0.91	-	0.40	KH	0.54	0.36	0.76	-	0.53
CS	0.52	0.35	1.00	0.45	-	CS	0.60	0.40	0.82	0.25	-
A - E - BD	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C - E - AB	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.21	0.89	0.12	0	NSPSO	-	0.45	0.79	0.61	0.55
NSDE	0.55	-	0.91	0.29	0.09	NSDE	0.48	-	0.81	0.67	0.55
NSGA II	0.03	0	-	0	0	NSGA II	0.13	0.13	-	0.20	0.16
KH	0.71	0.69	0.84	-	0.26	KH	0.25	0.26	0.68	-	0.38
CS	0.79	0.69	0.93	0.53	-	CS	0.35	0.17	0.68	0.41	-
B - C - AD	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	D - E - BC	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.28	0.86	0.27	0.30	NSPSO	-	0.16	0.38	0.32	0.28
NSDE	0.38	-	0.94	0.43	0.43	NSDE	0.50	-	0.40	0.57	0.56
NSGA II	0.04	0	-	0.04	0	NSGA II	0.56	0.64	-	0.68	0.69
KH	0.64	0.53	0.94	-	0.63	KH	0.44	0.27	0.38	-	0.44
CS	0.60	0.45	0.95	0.47	-	CS	0.56	0.45	0.46	0.50	-

Πίνακας 39: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

OF1 - OF2	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP										
A - B	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B - D	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.33	0.97	0.57	0.46	NSPSO	-	0.67	0.96	0.30	0.43
NSDE	0.42	-	0.97	0.53	0.57	NSDE	0.22	-	0.84	0.19	0.32
NSGA II	0.02	0	-	0.12	0	NSGA II	0	0.07	-	0	0.04
KH	0.33	0.27	0.90	-	0.48	KH	0.55	0.76	0.98	-	0.30
CS	0.33	0.27	0.95	0.43	-	CS	0.55	0.71	0.91	0.50	-
A - C	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B - E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.54	0.97	0.43	0.60	NSPSO	-	0.38	0.78	0.35	0.44
NSDE	0.34	-	0.98	0.21	0.47	NSDE	0.54	-	0.90	0.39	0.46
NSGA II	0	-	-	0	0.09	NSGA II	0.10	0.07	-	0.02	0.10
KH	0.49	0.63	1.00	-	0.56	KH	0.50	0.64	0.92	-	0.64
CS	0.19	0.54	0.86	0.21	-	CS	0.42	0.49	0.86	0.40	-
A - D	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C - D	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.35	0.96	0.43	0.27	NSPSO	-	0.35	0.81	0.40	0.25
NSDE	0.59	-	0.82	0.43	0.27	NSDE	0.35	-	0.90	0.34	0.29
NSGA II	0	0.10	-	0.06	0.02	NSGA II	0.07	0.06	-	0	0.02
KH	0.43	0.33	0.86	-	0.37	KH	0.43	0.51	0.98	-	0.40
CS	0.50	0.45	0.91	0.53	-	CS	0.54	0.61	0.92	0.47	-
A - E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C - E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.39	0.92	0.15	0.10	NSPSO	-	0.42	0.81	0.47	0.31
NSDE	0.60	-	0.86	0.28	0.33	NSDE	0.53	-	0.86	0.47	0.50
NSGA II	0.06	0.06	-	0	0	NSGA II	0.20	0.15	-	0.07	0.13
KH	0.72	0.65	0.98	-	0.63	KH	0.49	0.26	0.86	-	0.44
CS	0.72	0.55	0.94	0.30	-	CS	0.45	0.51	0.86	0.53	-
B - C	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	D - E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO	-	0.38	0.78	0.25	0.15	NSPSO	-	0.35	0.92	0.42	0.30
NSDE	0.63	-	0.91	0.17	0.26	NSDE	0.51	-	0.98	0.53	0.40
NSGA II	0.12	0.10	-	0.02	0.06	NSGA II	0.02	0	-	0.02	0.04
KH	0.57	0.57	0.84	-	0.15	KH	0.58	0.26	0.94	-	0.48
CS	0.75	0.58	0.87	0.52	-	CS	0.53	0.43	0.96	0.40	-

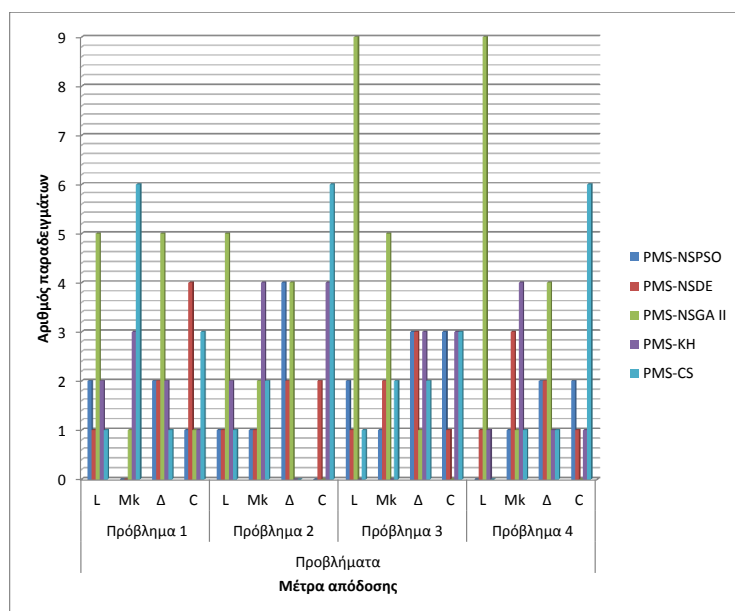
Πίνακας 40: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγηση Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 - OF3		Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP											
A - B - CD		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B - D - AC		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO			0.41	0.67	0.47	0.31	NSPSO			0.48	0.96	0.52	0.54
NSDE		0.43		0.76	0.53	0.48	NSDE		0.38		0.98	0.57	0.48
NSGA II		0.09	0.14		0.13	0.05	NSGA II		0	0		0.02	0
KH		0.39	0.20	0.73		0.38	KH		0.44	0.42	0.93		0.38
CS		0.55	0.49	0.71	0.57		CS		0.28	0.52	0.98	0.50	
A - C - BD		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B - E - AD		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO			0.40	0.91	0.38	0.32	NSPSO			0.50	0.75	0.54	0.74
NSDE		0.49		0.82	0.38	0.38	NSDE		0.49		0.84	0.48	0.62
NSGA II		0.02	0.06		0.08	0	NSGA II		0.11	0.11		0.10	0.17
KH		0.57	0.38	0.82		0.43	KH		0.45	0.37	0.87		0.66
CS		0.66	0.44	0.96	0.51		CS		0.19	0.20	0.62	0.31	
A - D - BE		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C - D - AE		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO			0.25	0.87	0.33	0.14	NSPSO			0.55	0.90	0.40	0.18
NSDE		0.63		0.87	0.33	0.28	NSDE		0.19		0.83	0.40	0.27
NSGA II		0.08	0.02		0.04	0.05	NSGA II		0.03	0.02		0.05	0.04
KH		0.58	0.62	0.92		0.51	KH		0.42	0.61	0.81		0.49
CS		0.48	0.47	0.86	0.27		CS		0.44	0.61	0.76	0.45	
A - E - BD		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C - E - AB		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO			0.22	0.80	0.30	0.35	NSPSO			0.40	0.85	0.40	0.28
NSDE		0.65		0.82	0.58	0.47	NSDE		0.32		0.86	0.27	0.37
NSGA II		0.08	0.10		0.08	0.08	NSGA II		0.10	0.04		0	0
KH		0.57	0.43	0.85		0.45	KH		0.63	0.57	0.92		0.46
CS		0.42	0.37	0.78	0.44		CS		0.41	0.49	0.94	0.31	
B - C - AD		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	D - E - BC		NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS
NSPSO			0.74	0.90	0.51	0.72	NSPSO			0.50	0.77	0.52	0.35
NSDE		0.18		0.68	0.24	0.23	NSDE		0.36		0.73	0.36	0.25
NSGA II		0	0.17		0.09	0.09	NSGA II		0.09	0.17		0.11	0.02
KH		0.32	0.57	0.87		0.40	KH		0.20	0.50	0.73		0.22
CS		0.21	0.53	0.77	0.40		CS		0.66	0.58	0.84	0.57	

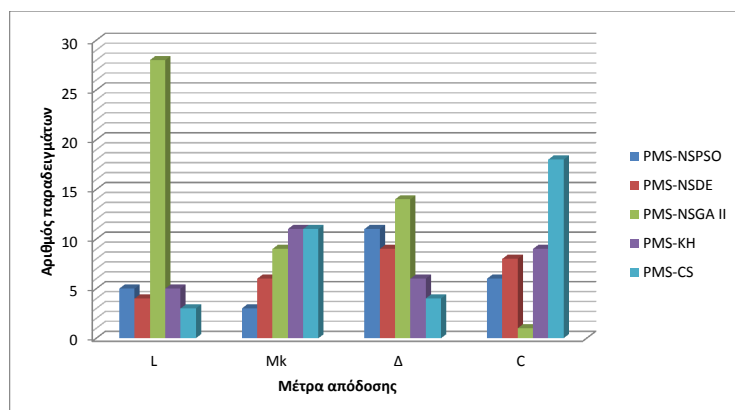
Πίνακας 41: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγηση Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

OF1 – OF3		Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP											
A – B	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B – D	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS		
NSPSO	-	0.48	1.00	0.61	0.20	NSPSO	-	0.35	0.94	0.56	0.35		
NSDE	0.31	-	1.00	0.61	0.20	NSDE	0.51	-	0.89	0.48	0.37		
NSGA II	0	0	-	0.02	0	NSGA II	0.02	0.02	-	0.04	0		
KH	0.24	0.24	0.95	-	0.22	KH	0.37	0.37	0.89	-	0.29		
CS	0.50	0.63	1.00	0.76	-	CS	0.65	0.52	0.94	0.46	-		
A – C	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	B – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS		
NSPSO	-	0.30	0.84	0.21	0.25	NSPSO	-	0.50	0.68	0.20	0.32		
NSDE	0.75	-	0.90	0.38	0.33	NSDE	0.43	-	0.71	0.29	0.26		
NSGA II	0.08	0	-	0	0.06	NSGA II	0.15	0.11	-	0.02	0.12		
KH	0.70	0.39	0.95	-	0.40	KH	0.48	0.61	0.95	-	0.54		
CS	0.68	0.52	0.92	0.52	-	CS	0.58	0.63	0.73	0.39	-		
A – D	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C – D	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS		
NSPSO	-	0.23	0.86	0.24	0.39	NSPSO	-	0.65	0.88	0.29	0.26		
NSDE	0.62	-	0.94	0.48	0.61	NSDE	0.13	-	0.81	0.02	0.08		
NSGA II	0.07	0.04	-	0.09	0.07	NSGA II	0.07	0.14	-	0.04	0.04		
KH	0.52	0.17	0.89	-	0.43	KH	0.46	0.78	0.88	-	0.36		
CS	0.52	0.28	0.89	0.26	-	CS	0.54	0.76	0.89	0.47	-		
A – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	C – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS		
NSPSO	-	0.49	0.85	0.44	0.41	NSPSO	-	0.58	0.85	0.50	0.50		
NSDE	0.30	-	0.85	0.44	0.28	NSDE	0.36	-	0.92	0.28	0.32		
NSGA II	0.09	0.12	-	0.06	0.08	NSGA II	0.03	0.03	-	0.02	0.06		
KH	0.28	0.47	0.93	-	0.45	KH	0.42	0.50	0.95	-	0.44		
CS	0.37	0.44	0.84	0.48	-	CS	0.30	0.55	0.89	0.35	-		
B – C	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS	D – E	NSPSO	NSDE	NSGA II	KH	CS		
NSPSO	-	0.31	0.95	0.49	0.30	NSPSO	-	0.33	0.89	0.40	0.29		
NSDE	0.57	-	1.00	0.53	0.41	NSDE	0.49	-	0.94	0.42	0.39		
NSGA II	0	0	-	0.06	0	NSGA II	0.02	0	-	0.02	0		
KH	0.37	0.45	0.90	-	0.39	KH	0.44	0.43	0.92	-	0.27		
CS	0.59	0.43	1.00	0.51	-	CS	0.69	0.54	0.96	0.67	-		

Από τους Πίνακες 35 - 37, καθώς και από το Σχήμα 24, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους στο 65% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - KH$, $PMS - NSPSO$, $PMS - CS$ και $PMS - NSDE$ στο 12,5%, 5%, 5% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSPSO$,



(α')



(β')

Σχήμα 24: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων $PMS-CS$, $PMS-KH$, $PMS-NSPSO$, $PMS-NSDE$ και $PMS-NSGA II$ βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$, οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$ και $PMS - NSGA II$ και οι αλγόριθμοι $PMS - NSDE$, $PMS - NSPSO$ και $PMS - CS$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων το κάθε ζεύγος, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , οι αλγόριθμοι $PMS - CS$ και $PMS - KH$ έχουν καλύτερη απόδοση από τους άλλους τρεις αλγόριθμους στο 27,5% των περιπτώσεων ο καθένας, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSGA II$, $PMS - NSDE$ και $PMS - NSPSO$ στο 22,5%, 15% και 7,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους στο 30% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - NSPSO$, $PMS - NSDE$, $PMS - KH$ και $PMS - CS$ στο 25%, 20%, 10% και 5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - KH$ και $PMS - NSGA II$ έχουν την ίδια απόδοση στο 5% των περιπτώσεων, καθώς και οι αλγόριθμοι $PMS - CS$ και $PMS - NSPSO$ και οι αλγόριθμοι $PMS - CS$ και $PMS - NSDE$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων το κάθε ζεύγος, αντίστοιχα. Τέλος, από τους Πίνακες 38 - 41 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - CS$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους στο 42,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - KH$, $PMS - NSDE$, $PMS - NSPSO$ και $PMS - NSGA II$ έχουν στο 20%, 17,5%, 15% και 2,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επίσης, οι αλγόριθμοι $PMS - KH$, $PMS - CS$ και $PMS - NSDE$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 24 ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στο Σχήμα 14. Σύμφωνα με αυτήν τη διαδικασία, η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας L , Δ και C , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 23 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - CS$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (50% και 35% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - CS$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (40% των παραδειγμάτων). Τέλος,

τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS-CS* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης *C*) (40% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος *PMS-NSGA II* παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις, με μεγαλύτερη έκταση και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης *L*, *M_k* και *Δ*) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (80%, 30% και 25% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS-CS* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης *C*) (45% των παραδειγμάτων).

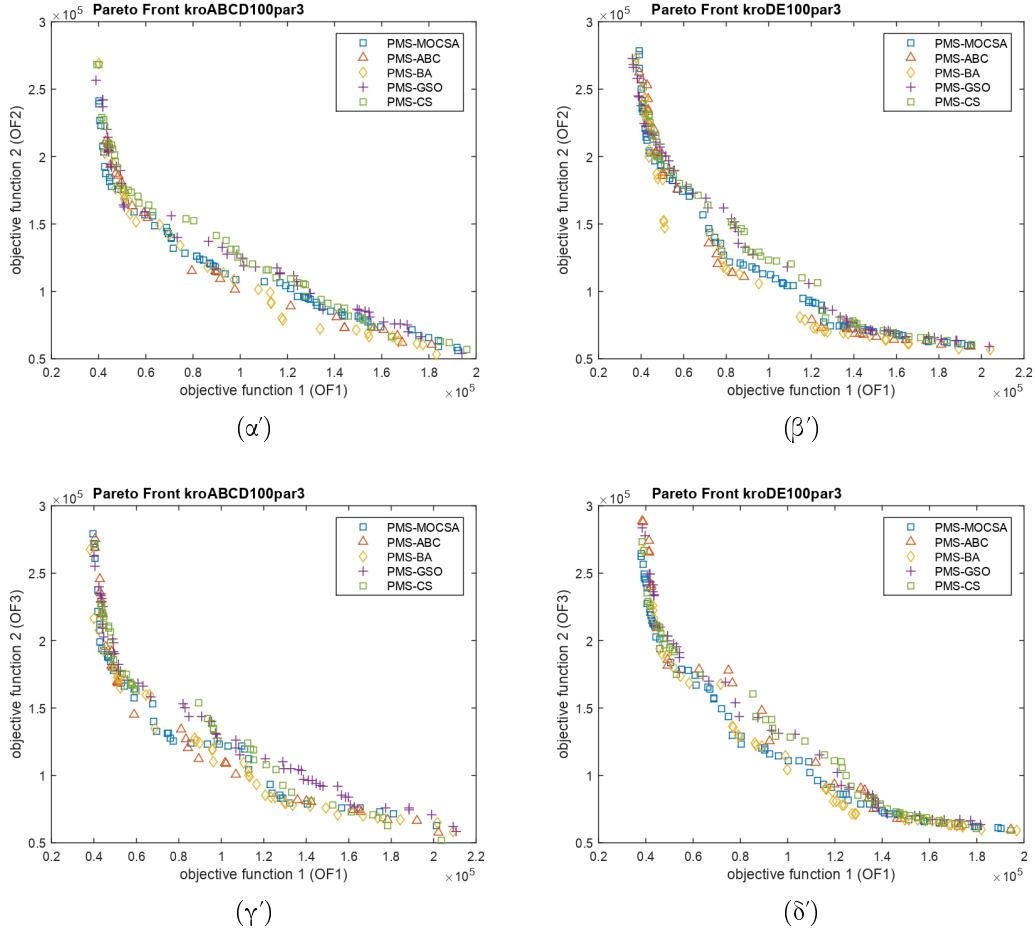
Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος *PMS-NSGA II* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας *L* και *Δ*, σε ποσοστό 65% και 40% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *M_k*, ο αλγόριθμος *PMS-KH* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 40% των παραδειγμάτων. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *C*, ο αλγόριθμος *PMS-CS* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 55% των παραδειγμάτων. Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη-συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος *PMS-NSGA II* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *L*, σε ποσοστό 65% των παραδειγμάτων. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *M_k*, ο αλγόριθμος *PMS-CS* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 40% των παραδειγμάτων. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *Δ*, οι αλγόριθμοι *PMS-NSDE*, *PMS-NSPSO* και *PMS-NSGA II* έχουν καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 20% των παραδειγμάτων ο καθένας. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας *C*, ο αλγόριθμος *PMS-CS* έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 30% των παραδειγμάτων.

Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος *PMS-NSGA II* παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, οι αλγόριθμοι *PMS-CS* και *PMS-KH* παράγουν μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS-CS* κυριαρχούν

στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους.

8.5.7. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων των Αλγορίθμων: *PMS – MOCSA*, *PMS – ABC*, *PMS – BA*, *PMS – GSO* και *PMS – CS*

Σε αυτό το υποκεφάλαιο γίνεται η σύγκριση των αλγορίθμων με τα καλύτερα αποτελέσματα από όλες τις προηγούμενες συγκρίσεις, για όλα τα προβλήματα που επιλύονται στην παρούσα διατριβή. Τα καλύτερα αποτελέσματα πάρθηκαν με γνώμονα το μέτρο αποτελεσματικότητας C , μιας και με αυτό το μέτρο φαίνεται αν τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από έναν αλγόριθμο κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους αλγόριθμους. Αρχικά, παρουσιάζεται το μέτωπο *Pareto* των αλγορίθμων *PMS – MOCSA*, *PMS – ABC*, *PMS – BA*, *PMS – GSO* και *PMS – CS* για τέσσερα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα (Σχήμα 25). Έπειτα, στον Πίνακα 42 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι και τα καλύτερα τρεξίματα, τα οποία βρίσκονται σε παρένθεση, για τους πέντε αλγόριθμους. Κατόπιν, στους Πίνακες 43 - 46 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C των πέντε αλγορίθμων για τα τέσσερα προβλήματα που επιλύονται. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι *PMS – MOCSA*, *PMS – ABC*, *PMS – BA*, *PMS – GSO* και *PMS – CS* στους παραπάνω πίνακες (Πίνακες 43-46) αναφέρονται εν συντομία *MOCSA*, *ABC*, *BA*, *GSO* και *CS*, αντίστοιχα. Επιπλέον, πρέπει να επισημανθεί ότι σε όλους τους πίνακες (Πίνακες 42-46) τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των πέντε αλγορίθμων. Τέλος, γίνεται διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης τόσο των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα, όσο και των αποτελεσμάτων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων των προβλημάτων (Σχήμα 26). Αξίζει να σημειωθεί ότι, στη διαγραμματική απεικόνιση, τα προβλήματα 1-4 είναι τα ίδια προβλήματα με τη διαγραμματική απεικόνιση (Σχήμα 14) στην υποπαράγραφο 8.5.1.



Σχήμα 25: (α'), (γ') Μέτωπα *Pareto* για τους αλγόριθμους *PMS-MOCSA*, *PMS-ABC*, *PMS-BA*, *PMS-GSO* και *PMS-CS* για το παράδειγμα *kroABCD100par3* του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Μη-Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα. (β'), (δ') Μέτωπα *Pareto* για τους παραπάνω αλγόριθμους για το παράδειγμα *kroDE100par3* του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και του Πολυαντικειμενικού Συμμετρικού Προβλήματος Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), αντίστοιχα.

Πίνακας 42: Μέσοι Όροι και Καλύτερα Τρεξίματα για όλους τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

	Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
		L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
$A - B - CD$	$PMS - MOCSA$	61.40(64)	591.44(580.71)	0.60(0.53)	58.00(48)	593.50(614.71)	0.61(0.55)
	$PMS - ABC$	25.20(26)	519.39(537.22)	0.68(0.69)	30.20(31)	594.50(615.83)	0.72(0.70)
	$PMS - BA$	34.00(31)	598.03(599.15)	0.75(0.64)	40.80(37)	594.71(616.98)	0.73(0.67)
	$PMS - GSO$	46.80(49)	595.89(597.87)	0.67(0.66)	51.40(59)	599.05(612.19)	0.61(0.56)
	$PMS - CS$	47.80(49)	594.65(606.84)	0.63(0.60)	43.40(42)	596.03(618.42)	0.68(0.69)
$A - C - BD$	$PMS - MOCSA$	57.60(68)	595.69(597.10)	0.66(0.62)	64.80(72)	600.54(614.65)	0.63(0.64)
	$PMS - ABC$	26.40(30)	514.57(523.10)	0.80(0.94)	29.60(33)	599.64(609.91)	0.72(0.73)
	$PMS - BA$	39.00(38)	589.92(613.72)	0.76(0.80)	39.40(44)	591.71(577.95)	0.77(0.70)
	$PMS - GSO$	45.60(46)	595.83(606.59)	0.60(0.64)	50.00(52)	587.95(598.22)	0.61(0.57)
	$PMS - CS$	46.80(41)	597.65(616.06)	0.61(0.55)	46.60(53)	591.47(611.03)	0.61(0.59)
$A - D - BE$	$PMS - MOCSA$	55.60(64)	607.53(604.52)	0.63(0.60)	54.40(54)	607.14(610.68)	0.60(0.54)
	$PMS - ABC$	21.20(25)	513.52(533.70)	0.79(0.84)	30.40(33)	604.45(614.92)	0.80(0.85)
	$PMS - BA$	36.40(39)	601.75(605.68)	0.72(0.64)	38.40(48)	594.57(610.10)	0.74(0.71)
	$PMS - GSO$	48.60(48)	596.39(572.45)	0.62(0.58)	48.60(50)	599.18(595.48)	0.61(0.56)
	$PMS - CS$	45.00(53)	599.07(600.12)	0.65(0.68)	42.40(43)	612.16(627.35)	0.68(0.58)
$A - E - BD$	$PMS - MOCSA$	61.20(64)	594.50(596.31)	0.59(0.52)	61.20(62)	589.35(611.69)	0.58(0.57)
	$PMS - ABC$	24.40(30)	515.43(519.05)	0.71(0.64)	30.80(28)	597.77(603.00)	0.80(0.72)
	$PMS - BA$	35.60(35)	596.95(609.07)	0.68(0.62)	41.60(41)	593.47(599.95)	0.77(0.66)
	$PMS - GSO$	49.80(54)	587.63(606.88)	0.59(0.58)	45.80(50)	593.89(602.87)	0.60(0.62)
	$PMS - CS$	45.80(46)	586.48(598.70)	0.60(0.59)	47.40(49)	597.56(594.77)	0.59(0.61)
$B - C - AD$	$PMS - MOCSA$	51.80(58)	599.06(609.17)	0.70(0.64)	57.40(66)	569.33(600.06)	0.61(0.62)
	$PMS - ABC$	19.60(23)	479.34(507.12)	0.87(0.78)	25.60(31)	590.78(585.40)	0.79(0.76)
	$PMS - BA$	41.40(49)	587.53(602.33)	0.81(0.83)	34.60(45)	596.66(600.50)	0.71(0.72)
	$PMS - GSO$	45.60(49)	595.02(606.15)	0.66(0.60)	48.40(48)	597.26(607.03)	0.65(0.58)
	$PMS - CS$	41.80(54)	589.59(606.78)	0.61(0.66)	45.40(47)	596.56(607.58)	0.70(0.70)
$B - D - AC$	$PMS - MOCSA$	56.60(61)	567.17(607.76)	0.58(0.56)	52.00(72)	554.96(569.85)	0.62(0.61)
	$PMS - ABC$	21.00(26)	508.53(514.14)	0.72(0.69)	24.40(25)	590.85(602.09)	0.72(0.67)
	$PMS - BA$	37.80(30)	596.09(615.40)	0.78(0.73)	34.40(27)	580.63(614.54)	0.71(0.61)
	$PMS - GSO$	45.60(42)	587.22(596.52)	0.61(0.60)	41.20(49)	580.77(585.08)	0.62(0.57)
	$PMS - CS$	42.20(39)	586.26(583.62)	0.66(0.64)	43.60(50)	576.98(592.04)	0.67(0.61)
$B - E - AD$	$PMS - MOCSA$	55.00(61)	586.79(606.11)	0.61(0.56)	58.40(65)	597.88(587.64)	0.64(0.57)
	$PMS - ABC$	23.20(26)	489.52(510.33)	0.76(0.86)	29.40(34)	598.01(599.91)	0.77(0.73)
	$PMS - BA$	38.40(39)	589.92(599.89)	0.75(0.73)	32.20(40)	590.86(610.38)	0.76(0.73)
	$PMS - GSO$	46.60(53)	603.09(629.19)	0.64(0.59)	44.00(54)	592.92(597.52)	0.65(0.63)
	$PMS - CS$	41.40(49)	598.62(608.83)	0.69(0.66)	45.40(53)	590.65(607.04)	0.65(0.65)
$C - D - AE$	$PMS - MOCSA$	58.60(71)	591.35(599.24)	0.60(0.68)	60.00(60)	587.42(594.94)	0.61(0.55)
	$PMS - ABC$	25.40(30)	524.53(520.80)	0.82(0.76)	28.60(27)	598.07(614.45)	0.72(0.63)
	$PMS - BA$	42.00(47)	598.14(614.79)	0.77(0.75)	37.00(36)	600.71(610.45)	0.73(0.67)
	$PMS - GSO$	52.00(62)	590.97(600.66)	0.63(0.73)	45.20(45)	582.15(603.63)	0.64(0.76)
	$PMS - CS$	43.40(40)	595.14(617.96)	0.66(0.59)	45.60(45)	596.08(605.43)	0.71(0.69)
$C - E - AB$	$PMS - MOCSA$	56.20(59)	577.19(594.15)	0.59(0.55)	57.60(62)	593.44(604.50)	0.57(0.54)
	$PMS - ABC$	25.80(33)	520.43(520.96)	0.81(0.85)	26.00(27)	594.23(597.77)	0.84(0.76)
	$PMS - BA$	39.80(47)	586.61(596.46)	0.76(0.77)	32.00(35)	590.85(608.46)	0.75(0.79)
	$PMS - GSO$	48.60(47)	590.71(601.40)	0.58(0.67)	45.20(50)	587.80(561.14)	0.61(0.56)
	$PMS - CS$	44.60(55)	583.80(627.06)	0.67(0.75)	48.00(54)	606.46(609.35)	0.68(0.76)
$D - E - BC$	$PMS - MOCSA$	53.60(58)	584.76(598.44)	0.64(0.53)	62.80(75)	563.84(573.38)	0.61(0.56)
	$PMS - ABC$	23.20(23)	510.71(514.93)	0.70(0.60)	28.00(30)	581.88(577.52)	0.77(0.63)
	$PMS - BA$	33.20(37)	577.37(599.34)	0.74(0.83)	35.80(39)	578.73(581.31)	0.73(0.59)
	$PMS - GSO$	45.40(46)	577.86(591.59)	0.62(0.58)	48.60(49)	577.98(575.35)	0.60(0.56)
	$PMS - CS$	38.60(36)	581.59(608.16)	0.65(0.56)	47.20(51)	567.75(575.09)	0.63(0.67)
		Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
$A - B$	$PMS - MOCSA$	65.20(71)	604.74(611.70)	0.65(0.59)	62.00(75)	605.59(620.04)	0.65(0.65)
	$PMS - ABC$	29.00(31)	603.23(610.84)	0.76(0.69)	21.40(25)	600.76(611.89)	0.75(0.69)
	$PMS - BA$	39.80(49)	607.31(608.58)	0.77(0.73)	37.20(51)	587.94(616.14)	0.74(0.78)
	$PMS - GSO$	50.80(57)	604.14(614.83)	0.63(0.59)	40.20(43)	607.69(626.79)	0.63(0.60)
	$PMS - CS$	47.40(56)	596.66(605.48)	0.69(0.73)	43.60(46)	601.18(611.31)	0.69(0.68)
$A - C$	$PMS - MOCSA$	69.20(72)	607.78(600.56)	0.63(0.61)	64.00(65)	605.52(612.67)	0.61(0.59)
	$PMS - ABC$	32.20(36)	602.04(602.18)	0.83(0.70)	22.20(25)	599.57(601.56)	0.79(0.76)
	$PMS - BA$	39.60(42)	610.42(625.86)	0.75(0.66)	41.60(45)	606.82(602.03)	0.75(0.72)
	$PMS - GSO$	51.60(60)	597.22(607.93)	0.62(0.58)	48.20(49)	597.89(589.51)	0.66(0.62)
	$PMS - CS$	50.40(43)	602.43(613.18)	0.67(0.61)	50.80(52)	600.69(610.16)	0.61(0.57)
$A - D$	$PMS - MOCSA$	75.20(78)	581.14(589.98)	0.65(0.72)	68.80(74)	588.89(600.68)	0.60(0.69)
	$PMS - ABC$	29.20(35)	584.48(610.10)	0.84(0.88)	25.20(26)	583.36(582.98)	0.69(0.59)
	$PMS - BA$	42.40(48)	585.25(592.69)	0.73(0.76)	38.00(40)	585.63(579.68)	0.73(0.60)
	$PMS - GSO$	43.80(50)	591.80(600.08)	0.62(0.68)	53.20(60)	591.85(608.42)	0.64(0.70)
	$PMS - CS$	49.60(60)	579.64(587.50)	0.66(0.72)	52.20(56)	588.85(595.08)	0.66(0.59)
$A - E$	$PMS - MOCSA$	65.00(65)	593.11(601.41)	0.65(0.64)	68.40(76)	594.99(582.02)	0.63(0.62)
	$PMS - ABC$	35.00(36)	598.62(596.71)	0.83(0.74)	20.80(27)	596.34(603.89)	0.72(0.72)
	$PMS - BA$	39.80(48)	595.01(601.59)	0.87(0.78)	36.00(37)	597.58(606.00)	0.76(0.74)
	$PMS - GSO$	48.60(45)	595.97(600.62)	0.65(0.61)	48.60(56)	603.36(599.57)	0.68(0.64)
	$PMS - CS$	48.60(49)	598.74(605.28)	0.71(0.75)	50.60(64)	599.55(599.19)	0.71(0.70)
$B - C$	$PMS - MOCSA$	63.20(73)	575.51(621.22)	0.60(0.70)	61.40(64)	579.14(602.47)	0.63(0.56)
	$PMS - ABC$	24.00(28)	554.94(590.73)	0.83(0.95)	24.20(26)	595.01(604.70)	0.76(0.69)
	$PMS - BA$	32.80(39)	559.03(602.84)	0.72(0.78)	38.80(37)	572.31(609.52)	0.77(0.73)
	$PMS - GSO$	48.80(53)	588.56(595.46)	0.69(0.58)	43.60(52)	579.68(603.36)	0.70(0.67)
	$PMS - CS$	45.40(53)	584.46(592.27)	0.71(0.72)	44.20(56)	581.24(608.53)	0.74(0.74)
$B - D$	$PMS - MOCSA$	66.00(72)	597.77(593.97)	0.66(0.61)	69.60(89)	600.06(593.98)	0.67(0.64)
	$PMS - ABC$	28.40(30)	589.34(598.79)	0.81(0.93)	20.40(24)	583.20(600.10)	0.69(0.69)
	$PMS - BA$	36.60(47)	591.29(598.83)	0.89(0.88)	31.60(31)	577.36(606.37)	0.80(0.83)
	$PMS - GSO$	41.40(46)	601.46(616.22)	0.66(0.70)	46.00(47)	590.67(600.51)	0.63(0.61)
	$PMS - CS$	46.60(53)	586.76(598.77)	0.69(0.72)	43.60(52)	587.03(573.11)	0.71(0.65)
$B - E$	$PMS - MOCSA$	58.20(64)	593.79(616.37)	0.61(0.60)	59.20(63)	591.89(614.74)	0.66(0.63)
	$PMS - ABC$	28.40(31)	594.76(614.93)	0.85(0.78)	17.60(19)	602.44(606.64)	0.72(0.67)
	$PMS - BA$	37.40(39)	596.77(611.05)	0.79(0.79)	32.80(28)	592.92(611.97)	0.80(0.72)
	$PMS - GSO$	41.40(45)	596.53(613.85)	0.63(0.66)	43.80(45)	594.93(614.05)	0.62(0.58)
	$PMS - CS$	48.40(50)	590.62(618.69)	0.66(0.64)	42.80(50)	606.30(626.72)	0.76(0.72)
$C - D$	$PMS - MOCSA$	67.40(73)	593.81(609.02)	0.61(0.69)	68.60(71)	589.35(591.01)	0.68(0.65)
	$PMS - ABC$	29.00(32)	586.84(585.57)	0.76(0.62)	19.40(22)	583.38(606.27)	0.61(0.57)
	$PMS - BA$	33.60(42)	585.68(600.83)	0.80(0.87)	35.60(51)	586.38(586.70)	0.84(0.76)
	$PMS - GSO$	48.00(51)	597.31(604.20)	0.66(0.63)	46.60(51)	590.46(595.81)	0.65(0.65)
	$PMS - CS$	46.40(48)	585.56(594.14)	0.74(0.63)	49.40(53)	587.19(588.81)	0.79(0.80)
$C - E$	$PMS - MOCSA$	65.40(78)	594.28(600.56)	0.66(0.50)	64.80(68)	600.74(602.78)	0.61(0.56)
	$PMS - ABC$	33.20(29)	603.84(616.56)	0.80(0.68)	22.40(23)	600.35(619.16)	0.71(0.65)
	$PMS - BA$	42.60(45)	601.37(597.06)	0.74(0.71)	39.00(43)	602.70(612.80)	0.82(0.78)
	$PMS - GSO$	41.40(47)	592.94(597.71)	0.68(0.61)	50.40(53)	596.60(617.12)	0.64(0.59)
	$PMS - CS$	48.00(52)	599.34(613.48)	0.6			

Πίνακας 43: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

$OF1 - OF2$	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP										
A - B - CD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	B - D - AC	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.67	0.55	0.10	0.76	ABC	-	0.90	0.36	0.30	0.77
GSO	0.19	-	0.03	0.19	0.59	GSO	0.04	-	0.03	0	0.26
MOCSA	0.31	0.86	-	0.16	0.92	MOCSA	0.19	0.95	-	0.30	0.77
BA	0.73	0.82	0.56	-	0.88	BA	0.38	0.95	0.41	-	0.90
CS	0.08	0.45	0.05	0.03	-	CS	0.19	0.67	0.18	0.23	-
A - C - BD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	B - E - AD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.67	0.38	0.16	0.61	ABC	-	0.68	0.31	0.26	0.49
GSO	0.03	-	0.01	0.05	0.29	GSO	0.08	-	0.02	0.21	0.27
MOCSA	0.33	0.96	-	0.50	0.76	MOCSA	0.31	0.96	-	0.46	0.90
BA	0.47	0.91	0.51	-	0.80	BA	0.35	0.70	0.41	-	0.53
CS	0.20	0.46	0.03	0.16	-	CS	0.19	0.51	0.05	0.15	-
A - D - BE	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	C - D - AE	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.69	0.41	0.38	0.66	ABC	-	0.87	0.46	0.40	0.80
GSO	0.20	-	0.14	0.18	0.43	GSO	0	-	0.18	0.04	0.15
MOCSA	0.40	0.83	-	0.41	0.75	MOCSA	0.27	0.77	-	0.17	0.73
BA	0.40	0.81	0.39	-	0.85	BA	0.27	0.90	0.54	-	0.85
CS	0.16	0.29	0.19	0.10	-	CS	0.07	0.63	0.21	0.02	-
A - E - BD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	C - E - AB	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.74	0.47	0.26	0.39	ABC	-	0.74	0.39	0.17	0.76
GSO	0.03	-	0.05	0.11	0.17	GSO	0.18	-	0.15	0	0.44
MOCSA	0.53	0.89	-	0.46	0.74	MOCSA	0.24	0.83	-	0.19	0.84
BA	0.57	0.76	0.38	-	0.61	BA	0.64	0.98	0.58	-	0.87
CS	0.37	0.70	0.19	0.26	-	CS	0.15	0.45	0.07	0	-
B - C - AD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	D - E - BC	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.78	0.45	0.47	0.74	ABC	-	0.59	0.41	0.30	0.67
GSO	0.09	-	0.12	0	0.44	GSO	0.26	-	0	0	0.36
MOCSA	0.22	0.86	-	0.29	0.80	MOCSA	0.48	0.91	-	0.19	0.86
BA	0.30	0.96	0.52	-	0.91	BA	0.61	0.89	0.52	-	0.92
CS	0	0.53	0.19	0.02	-	CS	0.22	0.35	0.07	0	-

Πίνακας 44: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF2$

OF1 - OF2	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP										
A - B	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	B - D	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.86	0.59	0.29	0.88	ABC	-	0.70	0.38	0.13	0.68
GSO	0.10	-	0	0	0.43	GSO	0.13	-	0.10	0.17	0.43
MOCSA	0.10	0.91	-	0.12	0.73	MOCSA	0.40	0.70	-	0.32	0.74
BA	0.35	1.00	0.83	-	0.96	BA	0.63	0.89	0.44	-	0.83
CS	0.10	0.49	0.20	0	-	CS	0.27	0.30	0.21	0.09	-
A - C	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	B - E	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.78	0.60	0.64	0.86	ABC	-	0.80	0.52	0.28	0.76
GSO	0.19	-	0.17	0.26	0.58	GSO	0.10	-	0.16	0.10	0.52
MOCSA	0.14	0.78	-	0.48	0.88	MOCSA	0.23	0.76	-	0.15	0.84
BA	0.14	0.70	0.36	-	0.79	BA	0.19	0.80	0.55	-	0.80
CS	0.06	0.27	0.06	0.14	-	CS	0.13	0.36	0.09	0.03	-
A - D	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	C - D	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.66	0.47	0.31	0.67	ABC	-	0.90	0.56	0.55	0.85
GSO	0.14	-	0.04	0.04	0.28	GSO	0	-	0.10	0	0.23
MOCSA	0.37	0.92	-	0.48	0.72	MOCSA	0.25	0.84	-	0.14	0.77
BA	0.29	0.88	0.40	-	0.77	BA	0.25	0.86	0.58	-	0.88
CS	0.17	0.62	0.33	0.17	-	CS	0.03	0.65	0.04	0.02	-
A - E	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	C - E	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.80	0.35	0.50	0.90	ABC	-	0.83	0.46	0.33	0.77
GSO	0.11	-	0.05	0.15	0.59	GSO	0.17	-	0.10	0.02	0.42
MOCSA	0.44	0.93	-	0.38	0.96	MOCSA	0.41	0.81	-	0.20	0.79
BA	0.22	0.71	0.35	-	0.82	BA	0.34	0.89	0.54	-	0.88
CS	0	0.36	0.03	0.13	-	CS	0.21	0.45	0.09	0.02	-
B - C	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	D - E	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.83	0.45	0.51	0.62	ABC	-	0.68	0.52	0.11	0.70
GSO	0.11	-	0.01	0	0.21	GSO	0.24	-	0.07	0.16	0.38
MOCSA	0.32	0.81	-	0.18	0.53	MOCSA	0.33	0.78	-	0.16	0.94
BA	0.18	0.98	0.45	-	0.75	BA	0.58	0.82	0.74	-	0.92
CS	0.25	0.68	0.27	0.15	-	CS	0.21	0.32	0.06	0.08	-

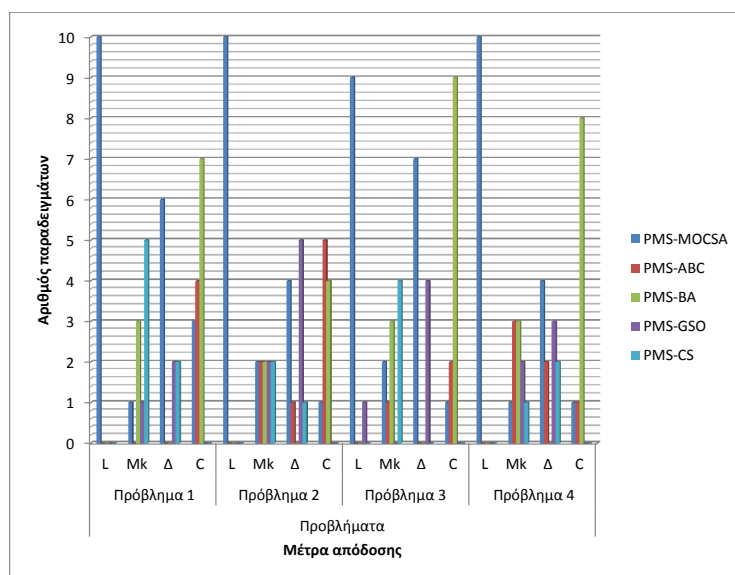
Πίνακας 45: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Μη - Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγηση Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

$OF1 - OF3$	Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP										
A - B - CD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	B - D - AC	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.85	0.29	0.32	0.57	ABC	-	0.82	0.50	0.26	0.94
GSO	0.10	-	0.08	0	0.26	GSO	0.16	-	0.24	0.07	0.80
MOCSA	0.42	0.86	-	0.19	0.83	MOCSA	0.40	0.69	-	0.19	0.86
BA	0.45	0.92	0.54	-	0.81	BA	0.52	0.88	0.58	-	0.94
CS	0.23	0.63	0.08	0.08	-	CS	0.12	0.18	0.03	0	-
A - C - BD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	B - E - AD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.62	0.36	0.20	0.53	ABC	-	1.00	0.54	0.25	0.94
GSO	0.24	-	0.11	0	0.45	GSO	0	-	0.03	0	0.45
MOCSA	0.55	0.71	-	0.11	0.79	MOCSA	0.15	0.96	-	0.10	0.98
BA	0.70	0.90	0.68	-	0.91	BA	0.38	0.98	0.69	-	1.00
CS	0.30	0.38	0.18	0.07	-	CS	0.03	0.43	0	0	-
A - D - BE	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	C - D - AE	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.74	0.39	0.35	0.63	ABC	-	0.98	0.43	0.58	0.93
GSO	0.09	-	0.22	0.04	0.42	GSO	0	-	0.05	0	0.27
MOCSA	0.36	0.82	-	0.44	0.81	MOCSA	0.37	0.89	-	0.36	0.80
BA	0.42	0.92	0.50	-	0.72	BA	0.26	0.93	0.40	-	0.78
CS	0.33	0.50	0.06	0.17	-	CS	0	0.56	0.08	0.14	-
A - E - BD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	C - E - AB	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.78	0.39	0.24	0.78	ABC	-	0.68	0.26	0.17	0.74
GSO	0.18	-	0.10	0.07	0.33	GSO	0.30	-	0.16	0.17	0.50
MOCSA	0.39	0.80	-	0.22	0.78	MOCSA	0.59	0.76	-	0.29	0.87
BA	0.54	0.92	0.58	-	0.98	BA	0.70	0.82	0.53	-	0.89
CS	0.18	0.44	0.13	0	-	CS	0.22	0.30	0.15	0.03	-
B - C - AD	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS	D - E - BC	ABC	GSO	MOCSA	BA	CS
ABC	-	0.77	0.32	0.42	0.81	ABC	-	0.53	0.43	0.23	0.55
GSO	0.06	-	0.02	0.07	0.49	GSO	0.27	-	0.33	0.15	0.43
MOCSA	0.58	0.94	-	0.42	0.96	MOCSA	0.40	0.65	-	0.23	0.61
BA	0.32	0.83	0.47	-	0.96	BA	0.63	0.80	0.61	-	0.88
CS	0.13	0.17	0.03	0.02	-	CS	0.47	0.43	0.39	0.13	-

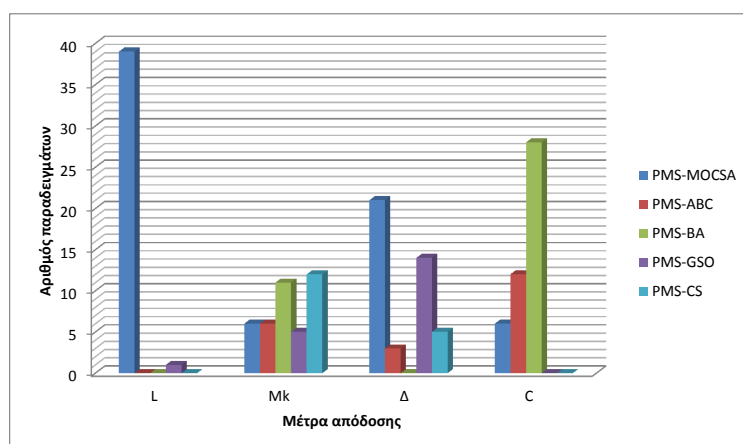
Πίνακας 46: Αποτελέσματα για το μέτρο αποτελεσματικότητας C για τους πέντε αλγόριθμους σε δέκα παραδείγματα, όταν επιλύεται το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου με Πολλαπλές Αποθήκες για Δρομολόγηση Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής χρησιμοποιώντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις $OF1 - OF3$

<i>OF1 - OF3</i>	Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP										
A - B	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>	B - D	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>
<i>ABC</i>	-	0.44	0.09	0.22	0.17	<i>ABC</i>	-	0.70	0.10	0.06	0.56
<i>GSO</i>	0.32	-	0.12	0.25	0.33	<i>GSO</i>	0.29	-	0.04	0.03	0.29
<i>MOCSA</i>	0.76	0.81	-	0.55	0.78	<i>MOCSA</i>	0.83	0.94	-	0.26	0.94
<i>BA</i>	0.60	0.70	0.27	-	0.76	<i>BA</i>	0.50	0.91	0.35	-	0.79
<i>CS</i>	0.64	0.56	0.17	0.31	-	<i>CS</i>	0.42	0.57	0.06	0.13	-
A - C	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>	B - E	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>
<i>ABC</i>	-	0.59	0.40	0.20	0.54	<i>ABC</i>	-	0.82	0.65	0.54	0.90
<i>GSO</i>	0.32	-	0.25	0.04	0.37	<i>GSO</i>	0	-	0.11	0	0.38
<i>MOCSA</i>	0.36	0.76	-	0.11	0.77	<i>MOCSA</i>	0.11	0.89	-	0.18	0.80
<i>BA</i>	0.64	0.80	0.60	-	0.83	<i>BA</i>	0.32	0.96	0.60	-	0.92
<i>CS</i>	0.32	0.45	0.14	0.07	-	<i>CS</i>	0.05	0.49	0.08	0.04	-
A - D	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>	C - D	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>
<i>ABC</i>	-	0.78	0.28	0.20	0.66	<i>ABC</i>	-	0.69	0.11	0.10	0.47
<i>GSO</i>	0.23	-	0.08	0	0.30	<i>GSO</i>	0.32	-	0.07	0	0.49
<i>MOCSA</i>	0.58	0.92	-	0.40	0.80	<i>MOCSA</i>	0.64	0.90	-	0.31	0.70
<i>BA</i>	0.50	0.92	0.49	-	0.86	<i>BA</i>	0.50	0.98	0.58	-	0.92
<i>CS</i>	0.15	0.47	0.15	0.05	-	<i>CS</i>	0.23	0.43	0.21	0.02	-
A - E	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>	C - E	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>
<i>ABC</i>	-	0.55	0.12	0.08	0.59	<i>ABC</i>	-	0.43	0.22	0.23	0.58
<i>GSO</i>	0.30	-	0	0.08	0.63	<i>GSO</i>	0.43	-	0.07	0.12	0.60
<i>MOCSA</i>	0.59	0.95	-	0.14	0.98	<i>MOCSA</i>	0.61	0.75	-	0.42	0.82
<i>BA</i>	0.67	0.95	0.58	-	0.94	<i>BA</i>	0.57	0.68	0.50	-	0.84
<i>CS</i>	0.15	0.43	0.01	0.03	-	<i>CS</i>	0.30	0.30	0.10	0.07	-
B - C	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>	D - E	<i>ABC</i>	<i>GSO</i>	<i>MOCSA</i>	<i>BA</i>	<i>CS</i>
<i>ABC</i>	-	0.58	0.14	0.19	0.55	<i>ABC</i>	-	0.54	0.10	0.08	0.49
<i>GSO</i>	0.23	-	0.05	0.08	0.34	<i>GSO</i>	0.27	-	0.04	0	0.22
<i>MOCSA</i>	0.77	0.92	-	0.38	0.86	<i>MOCSA</i>	0.69	0.92	-	0.27	0.90
<i>BA</i>	0.81	0.87	0.45	-	0.75	<i>BA</i>	0.54	0.88	0.39	-	0.80
<i>CS</i>	0.42	0.46	0.13	0.16	-	<i>CS</i>	0.46	0.56	0.06	0.02	-

Από τον Πίνακα 42, καθώς και από το Σχήμα 26, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους στο 97,5% των περιπτώσεων, ενώ ο αλγόριθμος $PMS - GSO$ μόνο στο 2,5% των περιπτώσε-



(α')



(β')

Σχήμα 26: (α') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων *PMS – MOCSA*, *PMS – ABC*, *PMS – BA*, *PMS – GSO* και *PMS – CS* βάσει των αποτελεσμάτων για κάθε πρόβλημα. (β') Διαγραμματική απεικόνιση της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των παραπάνω αλγορίθμων βάσει των συγκεντρωτικών αποτελεσμάτων.

ων. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS - CS$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους στο 30% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - BA$, $PMS - MOCSA$, $PMS - ABC$ και $PMS - GSO$ στο 27,5%, 15%, 15% και 12,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους στο 47,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - GSO$, $PMS - CS$ και $PMS - ABC$ στο 30%, 10% και 5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι $PMS - MOCSA$ και $PMS - GSO$ έχουν την ίδια απόδοση στο 5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - CS$ και $PMS - ABC$ έχουν την ίδια απόδοση στο 2,5% των περιπτώσεων. Τέλος, από τους Πίνακες 43-46 συμπεραίνουμε ότι, λαμβάνοντας υπόψη το μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους στο 62,5% των περιπτώσεων, ενώ οι αλγόριθμοι $PMS - ABC$ και $PMS - MOCSA$ έχουν στο 22,5% και 7,5% των περιπτώσεων, αντίστοιχα. Επίσης, οι αλγόριθμοι $PMS - BA$, $PMS - ABC$ και $PMS - MOCSA$ έχουν την ίδια απόδοση στο 7,5% των περιπτώσεων.

Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι για το Σχήμα 26 ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στο Σχήμα 14. Σύμφωνα με αυτήν τη διαδικασία, η πρόσθεση των παραδειγμάτων που είναι πιο αποτελεσματικοί οι αλγόριθμοι, για τα μέτρα αποτελεσματικότητας Δ και C , ξεπερνάει το συνολικό άθροισμα των παραδειγμάτων, το οποίο είναι σαράντα, μιας και πολλές φορές δύο ή και περισσότεροι αλγόριθμοι μπορούν να έχουν ισάξια καλύτερη επίδοση από τους υπόλοιπους για κάποιο παράδειγμα, όπως αναφέρθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη παράγραφο. Τέλος, από το Σχήμα 25 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - BA$ κυριαρχεί στα μέτωπα του *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (100% και 45% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - CS$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (35% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (45% των παραδειγμάτων).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων

λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (95% και 50% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα). Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - BA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων (30% των παραδειγμάτων). Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C) (80% των παραδειγμάτων).

Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας L , σε ποσοστό 100% των παραδειγμάτων. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , οι αλγόριθμοι $PMS - BA$ και $PMS - ABC$ έχουν καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 25% των παραδειγμάτων ο καθένας. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας Δ , οι αλγόριθμοι $PMS - MOCSA$ και $PMS - GSO$ έχουν καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 35% των παραδειγμάτων ο καθένας. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 60% των παραδειγμάτων. Από τις επιδόσεις των τεσσάρων αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ , σε ποσοστό 95% και 60% των παραδειγμάτων, αντίστοιχα. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , ο αλγόριθμος $PMS - CS$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 45% των παραδειγμάτων. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους σε ποσοστό 65% των παραδειγμάτων.

Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι αλγόριθμοι από όλα τα πολυαντικειμενικά προβλήματα που επιλύθηκαν, ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - CS$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους.

8.6. Σύγκριση των Αποτελεσμάτων όλων των Αλγορίθμων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο θα γίνει η παρουσίαση των αποτελεσμάτων όλων των αλγορίθμων. Η σύγκριση των αλγορίθμων έγινε λίγο διαφορετικά σε σχέση με τις προηγούμενες συγκρίσεις, μίας και, για τα τρία πρώτα μέτρα απόδοσης, χρησιμοποιήσαμε το μέσο όρο, για κάθε τρέξιμο, των μέσων όρων των παραδειγμάτων όλων των προβλημάτων που επιλύονται. Επίσης, στο μέτρο απόδοσης C , η σύγκριση των αλγορίθμων έγινε με βάση τον αριθμό των παραδειγμάτων, όπου ο κάθε αλγόριθμος έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους υπόλοιπους σε όλα τα προβλήματα. Ο λόγος της διαφορετικής μας προσέγγισης είναι για να βγουν καλύτερα συμπεράσματα, για κάθε μέτρο απόδοσης, υπολογίζοντας όλα τα παραδείγματα σε όλα τα προβλήματα.

Πιο συγκεκριμένα, στον Πίνακα 47 παρουσιάζεται ο μέσος όρος, για κάθε τρέξιμο, των μέσων όρων όλων των παραδειγμάτων κάθε προβλήματος που επιλύονται στην παρούσα διδακτορική διατριβή, στα τρία πρώτα μέτρα απόδοσης για όλους του αλγόριθμους. Έπειτα, στον Πίνακα 48 παρουσιάζεται ο μέσος όρος των μέσων όρων όλων των παραδειγμάτων όλων των προβλημάτων που επιλύονται, για τα τρία πρώτα μέτρα απόδοσης, σε όλους του αλγόριθμους. Στη συνέχεια, στον Πίνακα 49, παρουσιάζεται ο αριθμός των παραδειγμάτων, όπου ο κάθε αλγόριθμος έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους υπόλοιπους, σε κάθε πρόβλημα που επιλύεται, για το μέτρο απόδοσης C , ενώ στον Πίνακα 50, παρουσιάζεται ο αριθμός των παραδειγμάτων, όπου ο κάθε αλγόριθμος έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους υπόλοιπους σε όλα τα προβλήματα, για το ίδιο μέτρο απόδοσης. Εδώ, αξίζει να σημειωθεί ότι σε όλους τους πίνακες (Πίνακες 48 - 50), τα αποτελέσματα με έντονους χαρακτήρες είναι αυτά που έχουν αποδώσει καλύτερα από την σύγκριση των όλων των αλγορίθμων.

Πίνακας 47: Μέσος όρος, για κάθε τρέξιμο, των μέσων όρων όλων των παραδειγμάτων κάθε προβλήματος, για όλους τους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

Αλγόριθμοι	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Asymmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
<i>PMS – MOCSA</i>	56.76	589.55	0.62	58.66	585.74	0.61
<i>PMS – NSGA II</i>	53.84	588.83	0.60	53.84	595.74	0.62
<i>PMS – NSDE</i>	45.10	592.40	0.65	44.70	594.62	0.65
<i>PMS – NSPSO</i>	44.94	589.16	0.65	45.36	594.91	0.65
<i>PMS – ABC</i>	23.54	509.60	0.77	28.30	595.02	0.76
<i>PMS – BA</i>	37.76	592.23	0.75	36.62	591.29	0.74
<i>PMS – GSO</i>	47.46	592.06	0.62	46.84	589.90	0.62
<i>PMS – FIREFLY</i>	44.58	591.66	0.65	43.84	592.36	0.66
<i>PMS – KH</i>	46.82	592.43	0.65	43.84	589.47	0.64
<i>PMS – CS</i>	43.74	591.28	0.64	45.50	593.17	0.66
	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP			Multiobjective Symmetric Pick-up Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP		
	L	M_k	Δ	L	M_k	Δ
<i>PMS – MOCSA</i>	66.64	594.79	0.63	65.82	596.50	0.63
<i>PMS – NSGA II</i>	57.68	598.34	0.64	57.60	597.68	0.64
<i>PMS – NSDE</i>	46.96	595.40	0.67	46.02	594.41	0.67
<i>PMS – NSPSO</i>	47.42	597.08	0.66	45.94	597.87	0.67
<i>PMS – ABC</i>	30.02	592.25	0.81	21.76	595.27	0.71
<i>PMS – BA</i>	38.76	593.89	0.78	37.22	591.80	0.78
<i>PMS – GSO</i>	46.88	596.96	0.65	46.88	594.86	0.65
<i>PMS – FIREFLY</i>	47.86	595.47	0.67	46.70	595.59	0.68
<i>PMS – KH</i>	47.08	597.01	0.68	46.88	596.01	0.68
<i>PMS – CS</i>	47.98	592.62	0.68	46.40	594.52	0.71

Πίνακας 48: Μέσος όρος των μέσων όρων όλων των προβλημάτων για όλους τους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται στις συγκρίσεις

Αλγόριθμοι	L	M_k	Δ
<i>PMS – MOCSA</i>	61.97	591.65	0.62
<i>PMS – NSGA II</i>	55.74	595.15	0.63
<i>PMS – NSDE</i>	45.70	594.21	0.66
<i>PMS – NSPSO</i>	45.92	594.76	0.66
<i>PMS – ABC</i>	25.91	573.03	0.76
<i>PMS – BA</i>	37.59	592.30	0.76
<i>PMS – GSO</i>	47.02	593.45	0.63
<i>PMS – FIREFLY</i>	45.75	593.77	0.66
<i>PMS – KH</i>	46.16	593.73	0.66
<i>PMS – CS</i>	45.91	592.90	0.67

Πίνακας 49: Αριθμός παραδειγμάτων που ο κάθε αλγόριθμος έχει καλύτερη απόδοση από τον άλλο, σε κάθε πρόβλημα που επιλύεται, για το μέτρο αποτελεσματικότητας C

$OF1 - OF2$	Multiobjective Asymmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP									
	$PMS-ABC$	$PMS-NSPSO$	$PMS-NSDE$	$PMS-NSGA II$	$PMS-GSO$	$PMS-MOCSA$	$PMS-FIREFLY$	$PMS-BA$	$PMS-KH$	$PMS-CS$
$PMS - ABC$	-	10	10	9	10	8	10	2	10	10
$PMS - NSPSO$	0	-	2	9	6	0	5	0	3	1
$PMS - NSDE$	0	8	-	9	9	0	7	0	6	5
$PMS - NSGA II$	1	1	1	-	1	0	1	0	1	1
$PMS - GSO$	0	4	1	9	-	0	7	0	3	3
$PMS - MOCSA$	2	10	10	10	10	-	10	3	10	10
$PMS - FIREFLY$	0	5	3	9	3	0	-	0	4	3
$PMS - BA$	8	10	10	10	10	7	10	-	10	10
$PMS - KH$	0	7	4	9	7	0	6	0	-	2
$PMS - CS$	0	9	5	9	7	0	7	0	8	-
$OF1 - OF2$	Multiobjective Symmetric Delivery Route - based Fuel Consumption Multi - Depot VRP									
	$PMS-ABC$	$PMS-NSPSO$	$PMS-NSDE$	$PMS-NSGA II$	$PMS-GSO$	$PMS-MOCSA$	$PMS-FIREFLY$	$PMS-BA$	$PMS-KH$	$PMS-CS$
$PMS - ABC$	-	10	10	10	10	8	10	6	10	10
$PMS - NSPSO$	0	-	3	10	2	0	1	0	3	3
$PMS - NSDE$	0	7	-	10	3	0	4	0	4	3
$PMS - NSGA II$	0	0	0	-	0	0	0	0	0	0
$PMS - GSO$	0	8	7	10	-	0	8	0	3	5
$PMS - MOCSA$	2	10	10	10	10	-	10	3	10	10
$PMS - FIREFLY$	0	9	6	10	2	0	-	0	3	3
$PMS - BA$	4	10	10	10	10	7	10	-	10	10
$PMS - KH$	0	7	6	10	7	0	7	0	-	5
$PMS - CS$	0	7	7	10	5	0	7	0	5	-
$OF1 - OF3$	Multiobjective Asymmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP									
	$PMS-ABC$	$PMS-NSPSO$	$PMS-NSDE$	$PMS-NSGA II$	$PMS-GSO$	$PMS-MOCSA$	$PMS-FIREFLY$	$PMS-BA$	$PMS-KH$	$PMS-CS$
$PMS - ABC$	-	10	10	10	10	5	10	2	10	10
$PMS - NSPSO$	0	-	6	10	4	0	6	0	5	3
$PMS - NSDE$	0	4	-	10	4	0	6	0	5	2
$PMS - NSGA II$	0	0	0	-	0	0	0	0	0	0
$PMS - GSO$	0	6	6	10	-	0	6	0	5	6
$PMS - MOCSA$	5	10	10	10	10	-	10	0	10	10
$PMS - FIREFLY$	0	4	4	10	4	0	-	0	2	3
$PMS - BA$	8	10	10	10	10	10	10	-	10	10
$PMS - KH$	0	5	5	10	5	0	8	0	-	6
$PMS - CS$	0	7	8	10	4	0	7	0	4	-
$OF1 - OF3$	Multiobjective Symmetric Pick-up Route based Fuel Consumption Multi - Depot VRP									
	$PMS-ABC$	$PMS-NSPSO$	$PMS-NSDE$	$PMS-NSGA II$	$PMS-GSO$	$PMS-MOCSA$	$PMS-FIREFLY$	$PMS-BA$	$PMS-KH$	$PMS-CS$
$PMS - ABC$	-	10	8	10	9	2	8	1	9	9
$PMS - NSPSO$	0	-	5	10	3	0	4	0	5	2
$PMS - NSDE$	2	5	-	10	3	0	5	0	4	1
$PMS - NSGA II$	0	0	0	-	0	0	0	0	0	0
$PMS - GSO$	1	7	7	10	-	0	4	0	5	3
$PMS - MOCSA$	8	10	10	10	10	-	10	1	10	10
$PMS - FIREFLY$	2	6	5	10	6	0	-	0	6	3
$PMS - BA$	9	10	10	10	10	9	10	-	10	10
$PMS - KH$	1	5	6	10	5	0	4	0	-	3
$PMS - CS$	1	8	9	10	7	0	7	0	7	-

Πίνακας 50: Αριθμός παραδειγμάτων που ο κάθε αλγόριθμος έχει καλύτερη απόδοση από τον άλλο, σε όλα τα προβλήματα που επιλύονται, για το μέτρο αποτελεσματικότητας C

	$PMS-ABC$	$PMS-NSPSO$	$PMS-NSDE$	$PMS-NSGA II$	$PMS-GSO$	$PMS-MOCSA$	$PMS-FIREFLY$	$PMS-BA$	$PMS-KH$	$PMS-CS$
$PMS-ABC$	-	40	38	39	39	23	38	11	39	39
$PMS-NSPSO$	0	-	16	39	15	0	16	0	16	9
$PMS-NSDE$	2	24	-	39	19	0	22	0	19	11
$PMS-NSGA II$	1	1	1	-	1	0	1	0	1	1
$PMS-GSO$	1	25	21	39	-	0	25	0	16	17
$PMS-MOCSA$	17	40	40	40	40	-	40	7	40	40
$PMS-FIREFLY$	2	24	18	39	15	0	-	0	15	12
$PMS-BA$	29	40	40	40	40	33	40	-	40	40
$PMS-KH$	1	24	21	39	24	0	25	0	-	16
$PMS-CS$	1	31	29	39	23	0	28	0	24	-

Από τον Πίνακα 47, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, στο Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), λαμβάνοντας υπόψη τα μέτρα απόδοσης L , ο αλγόριθμος $PMS-MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους, ενώ στο μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS-KH$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους. Όσον αφορά το μέτρο απόδοσης Δ , ο αλγόριθμος $PMS-NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους. Επίσης, από τον Πίνακα 49, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, στο μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS-BA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους. Στο Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Asymmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem) και το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Delivery Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), λαμβάνοντας υπόψη τα μέτρα απόδοσης L και Δ , πάλι ο αλγόριθμος $PMS-MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους, ενώ στο μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS-NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους.

λους αλγόριθμους. Επίσης, από τον Πίνακα 49, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, στο μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS-BA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους, για το πρώτο πρόβλημα, ενώ ο αλγόριθμος $PMS-ABC$ για το δεύτερο πρόβλημα. Τέλος, στο Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες (Multiobjective Symmetric Pick-up Route-based Fuel Consumption Multi-Depot Vehicle Routing Problem), στα μέτρα απόδοσης L και Δ , πάλι ο αλγόριθμος $PMS-MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους, ενώ στο μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS-NSPSO$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους. Επίσης, από τον Πίνακα 49, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, στο μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS-BA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους.

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι στα δύο προβλήματα διανομής ο αλγόριθμος $PMS-MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις (μέτρο απόδοσης L), ο αλγόριθμος $PMS-NSGA II$ με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων και (μέτρο απόδοσης Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS-KH$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS-BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C).

Από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων μεταξύ τους, παρατηρήθηκε ότι και στα δύο προβλήματα συλλογής ο αλγόριθμος $PMS-MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων (μέτρα απόδοσης L και Δ) σε σχέση με τη διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS-NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση (μέτρο απόδοσης M_k) σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS-BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους αλγόριθμους (μέτρο απόδοσης C).

Από τις επιδόσεις όλων των αλγορίθμων για τα δύο πολυαντικειμενικά συμμετρικά προβλήματα, βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS-MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά τα μέτρα αποτελεσματικότητας L και Δ . Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , ο αλγόριθμος $PMS-NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS-BA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους. Από τις επιδόσεις όλων των αλγορίθμων για τα δύο

πολυαντικειμενικά μη - συμμετρικά προβλήματα βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας L , ενώ στο μέτρο αποτελεσματικότητας Δ , οι αλγόριθμοι $PMS - MOCSA$ και $PMS - NSGA II$ έχουν καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους. Όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSDE$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους. Τέλος, όσον αφορά το μέτρο αποτελεσματικότητας C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους.

Από τον Πίνακα 48, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, στα μέτρα απόδοσης L και Δ , ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους για όλα τα προβλήματα που επιλύονται, ενώ στο μέτρο απόδοσης M_k , ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους. Τέλος, από τον Πίνακα 50, βγαίνει το συμπέρασμα ότι, στο μέτρο απόδοσης C , ο αλγόριθμος $PMS - BA$ έχει καλύτερη απόδοση από τους άλλους αλγόριθμους για όλα τα προβλήματα που επιλύονται. Από τα παραπάνω φαίνεται ότι, ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους αλγόριθμους.

8.7. Συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο θα γίνει η παρουσίαση των γενικών συμπερασμάτων που προέκυψαν από την ανάλυση των αποτελεσμάτων. Το πρώτο συμπέρασμα είναι ότι η μέθοδος VNS , που υλοποιήθηκε στους προτεινόμενους αλγόριθμους, οδηγεί στην βελτίωση των λύσεων που αυτοί παράγουν. Άλλο συμπέρασμα είναι ότι η μέθοδος που χρησιμοποιείται για την δημιουργία του αρχικού πληθυσμού λύσεων παρουσιάζει πολύ πιο διευρυμένα μέτωπα *Pareto* σε σχέση με την παραγωγή ενός πληθυσμού τυχαίων λύσεων. Επιπλέον, η χρήση της Παράλληλης Πολυεναρκτήριας Μεθόδου, όπου η «μητρική» λύση κάθε υποπληθυσμού παράγεται κάθε φορά με διαφορετική μέθοδο, οδηγεί στην αύξηση της ποικιλομορφίας των αρχικών λύσεων που παράγονται και στην βελτίωση της διασποράς τους πάνω στο μέτωπο *Pareto*. Όσον αφορά όλους τους προτεινόμενους αλγόριθμους ($PMS - ABC$, $PMS - BA$, $PMS - GSO$, $PMS - FIREFLY$, $PMS - KH$ και $PMS - CS$), καθώς και τον $PMS - NSPSO$, η χρήση της μεθόδου της ταξινόμησης των λύσεων, που χρησιμοποιήθηκε σαν επιπλέον

βήμα, συντέλεσε στο να παραχθούν πιο διευρυμένα μέτωπα *Pareto* των οποίων οι μη-κυριαρχούμενες λύσεις κυριαρχούν στο μεγαλύτερο ποσοστό των μη-κυριαρχούμενων λύσεων των αντίστοιχων μετώπων *Pareto* που παράγονται από τους ίδιους αλγόριθμους χωρίς την χρήση της μεθόδου αυτής.

Εδώ πρέπει να τονιστεί ότι ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* έχει ως πλεονέκτημα τη χρήση της διαδικασίας ταξινόμησης των λύσεων του κάθε πληθυσμού και των απογόνων του σε κάθε επανάληψη σε μέτωπα *Pareto*, όπως και την κατάταξη των μη-κυριαρχούμενων λύσεων εντός του κάθε μετώπου με την χρήση του τελεστή *crowding distance*, συντελώντας στη δημιουργία μετώπων *Pareto* με έναν αρκετά μεγάλο αριθμό μη-κυριαρχούμενων λύσεων. Το μειονέκτημά του είναι ότι οι λύσεις που παράγει δεν κυριαρχούν των λύσεων που παράγονται από τους άλλους αλγόριθμους, μιας και ο τρόπος σχεδιασμού των άλλων αλγορίθμων δίνει την δυνατότητα για περισσότερη εξέλιξη στις μη-κυριαρχούμενες λύσεις τους.

Άλλο που πρέπει να σημειωθεί ότι όλοι οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι (*PMS – ABC*, *PMS – BA*, *PMS – GSO*, *PMS – FIREFLY*, *PMS – KH* και *PMS – CS*), όπως και ο *PMS – NSPSO* και ο *PMS – NSDE*, έχουν ως πλεονέκτημα, εκτός τη χρήση της διαδικασίας ταξινόμησης που εφαρμόζεται και στον *PMS – NSGA II*, τη χρήση των πινάκων *Individual Best* και *Personal Best*, οι οποίοι συγκρατούν και εξελίσσουν σε κάθε επανάληψη τις καλύτερες λύσεις που έχουν προκύψει έως αυτή την επανάληψη. Το μειονέκτημά τους είναι ότι, στην περίπτωση που εξελίσσουν λύσεις που τα διανύσματά τους περιέχουν ακέραιες τιμές, πρέπει να δημιουργούν νέες λύσεις με την μετατροπή των τιμών των διανυσμάτων των λύσεων από διακριτές τιμές σε συνεχείς και αντίστροφα. Κάτι τέτοιο όμως μπορεί να οδηγήσει σε μερική ή πλήρη απώλεια αρκετών καλών χαρακτηριστικών των λύσεων της προηγούμενης γενιάς. Το μειονέκτημά τους επιλύεται με τη χρήση του βήματος της ταξινόμησης των λύσεων, μιας και οδηγεί στη διατήρηση των λύσεων της προηγούμενης γενιάς που κυριαρχούν σε αυτές της τρέχουσας γενιάς. Επομένως, η νέα γενιά των λύσεων αποτελείται μόνο από τις κυρίαρχες λύσεις δύο συνεχόμενων γενεών.

Τέλος, άλλο που πρέπει να αναφερθεί είναι ότι ο αλγόριθμος *PMS – MOCSA* λειτουργεί τελείως διαφορετικά σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Αυτός ο αλγόριθμος έχει ως πλεονέκτημα την ικανότητα να εξελίσσει συνεχώς τις λύσεις του από γενιά σε γενιά χωρίς απαραίτητα τη χρήση της ταξινόμησης των λύσεων μεταξύ των γενεών του, μιας και οι λύσεις του δεν μετατρέπονται από συνεχείς σε διακριτές και αντίστροφα, ώστε να υπάρχει κίνδυνος απώλειας πληροφορίας. Επομένως, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για επίλυση προβλημάτων τόσο με λύσεις που τα διανύσματά τους αποτελούνται από συνεχείς τιμές όσο και με λύσεις που τα διανύσματά τους αποτελούνται από ακέραιες τιμές.

Όπως αναφέρθηκε στο υποκεφάλαιο 8.5.7, όταν συγκρίθηκαν οι αλγόριθμοι

με τα καλύτερα αποτελέσματα στο μέτρο απόδοσης C , βγήκε το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, ο αλγόριθμος $PMS - CS$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επιπλέον, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους.

Αξίζει να σημειωθεί ότι τα συμπεράσματα από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων, στο υποκεφάλαιο 8.6, παρέμειναν τα ίδια στα περισσότερα μέτρα απόδοσης. Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος $PMS - MOCSA$ παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων, ενώ ο αλγόριθμος $PMS - NSGA II$ παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο $PMS - BA$ κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους αλγόριθμους.

Από την προηγούμενη παράγραφο φαίνεται ότι κανένας από τους αλγόριθμους δεν υπερτερεί περισσότερο σε όλα τα μέτρα αποτελεσματικότητας σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Μιας και κάθε αλγόριθμος έχει διαφορετικό τρόπο δομής, αν και μπορεί να έχουν και πολλά κοινά στοιχεία στη δομή τους, οδηγεί στο συμπέρασμα ότι κάθε αλγόριθμος αποδίδει καλύτερα, όσον αφορά κάποια μέτρα αποτελεσματικότητας, και χειρότερα από κάποιους άλλους αλγορίθμους, όσον αφορά κάποια άλλα μέτρα αποτελεσματικότητας. Στην παρούσα έρευνα αποδείχθηκε ότι όλοι οι αλγόριθμοι ικανοποιούν τους στόχους που έχουν τεθεί, οπότε είναι στην ευχέρεια του αποφασίζοντα η επιλογή του αλγόριθμου ανάλογα με τη σπουδαιότητα που δίνει σε κάθε ένα μέτρο αποτελεσματικότητας.

9. Επίλογος και Μελλοντική Έρευνα

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή παρουσιάστηκαν και επιλύθηκαν τέσσερα νέα πολυαντικειμενικά ενεργειακά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων. Οι αντικειμενικές συναρτήσεις που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτά τα προβλήματα είναι δύο. Η πρώτη αντικειμενική συνάρτηση και των τεσσάρων προβλημάτων έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της χρονικής διάρκειας του δρομολογίου, ενώ η δεύτερη αφορά τον υπολογισμό της κατανάλωσης καυσίμου, λαμβάνοντας υπόψη την διανυόμενη απόσταση, το βάρος του φορτίου που μεταφέρεται και τις παράμετρους της διαδρομής (κλίση του οδοστρώματος, κατεύθυνση και δύναμη του ανέμου, στροφές ανά λεπτό του κινητήρα του οχήματος).

Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι για κάθε ένα από τα προβλήματα η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση είναι διαφορετική. Όσον αφορά το πρώτο πρόβλημα που παρουσιάστηκε, δηλαδή το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει σκοπό την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου όταν όλοι οι πελάτες έχουν ζήτηση και δεν υπάρχουν ή είναι ιδανικές οι παράμετροι της διαδρομής, οπότε το πρόβλημα μετατρέπεται σε συμμετρικό. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι με τον όρο ιδανικές παράμετροι διαδρομής εννοούμε ότι δεν υπάρχει κλίση στο έδαφος, υπάρχει άπνοια και ότι ο οδηγός οδηγεί το όχημα σε χαμηλές στροφές ανά λεπτό. Όσον αφορά το δεύτερο πρόβλημα που παρουσιάστηκε, δηλαδή το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Διανομής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει σκοπό την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου όταν όλοι οι πελάτες έχουν ζήτηση και υπάρχουν οι παράμετροι της διαδρομής, κάτι που μετατρέπει το πρόβλημα σε μη-συμμετρικό. Όσον αφορά το τρίτο πρόβλημα που παρουσιάστηκε, δηλαδή το Πολυαντικειμενικό Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου όταν όλοι οι πελάτες έχουν ποσότητα που πρέπει να συλλέξει το όχημα και δεν υπάρχουν οι παράμετροι της διαδρομής. Τέλος, όσον αφορά το Πολυαντικειμενικό Μη-Συμμετρικό Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης της Κατανάλωσης Καυσίμου για Δρομολόγια Συλλογής με Παραμέτρους Διαδρομής με Πολλαπλές Αποθήκες, η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης καυσίμου όταν όλοι οι πελάτες έχουν ποσότητα που πρέπει να συλλέξει το όχημα και υπάρχουν οι παράμετροι της διαδρομής.

Όσον αφορά τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση των προβλημάτων, αυτά είναι ένας συνδυασμός των δεδομένων των πέντε παραδειγ-

μάτων «*kro*», που χρησιμοποιούνται για την επίλυση του Προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή και δίνονται από το *TSPLIB* (*kroA100*, *kroB100*, *kroC100*, *kroD100*, *kroE100*) [343], και του παραδείγματος *par3* από τα κλασσικά παραδείγματα των Christofides et al. [56], που χρησιμοποιείται για την επίλυση του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων. Η δημιουργία των τριών αποθηκών έγινε ως εξής: Η πρώτη αποθήκη είναι ο πρώτος πελάτης, η δεύτερη αποθήκη έχει συντεταγμένες ίσες με $x_2 = y_1$ και $y_2 = x_1$, όπου (x_1, y_1) είναι οι συντεταγμένες της πρώτης αποθήκης και η τρίτη αποθήκη έχει συντεταγμένες μεταξύ (100,100) και (500,500) ανάλογα με την περίπτωση. Τέλος, 33 πελάτες τοποθετούνται σε κάθε αποθήκη.

Η επίλυση των τεσσάρων προτεινόμενων πολυαντικειμενικών ενεργειακών προβλημάτων έγινε με τη χρήση δέκα Εξελικτικών αλγορίθμων (επτά προτεινόμενων). Οι αλγόριθμοι αυτοί καλύπτουν τέσσερις βασικές κατηγορίες αλγορίθμων. Πιο συγκεκριμένα, από την κατηγορία των Εξελικτικών αλγορίθμων υλοποιήθηκε ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Γενετικός Αλγόριθμος Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης II (*PMS – NSGA II*) και ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*PMS – NSDE*). Από την κατηγορία των αλγορίθμων Εμπνευσμένων από τη Φύση υλοποιήθηκαν ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης (*PMS – NSPSO*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Τεχνητής Αποικίας Μελισσών (*PMS – ABC*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (*PMS – FIREFLY*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Φωσφορίζοντων Σκουληκιών (*PMS – GSO*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Νυχτερίδας (*PMS – BA*), ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης Τροφής των Κριλ (*PMS – KH*) και ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (*PMS – CS*). Τέλος, από την κατηγορία των αλγορίθμων των Τεχνητών Ανοσοποιητικών Συστημάτων υλοποιήθηκε ο Παράλληλος Πολυεναρκτήριος Πολυαντικειμενικός Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (*PMS – MOCSA*).

Για την επίλυση των προβλημάτων χρησιμοποιήθηκαν κάποια κοινά χαρακτηριστικά όσον αφορά τους αλγόριθμους. Αρχικά, το πρώτο κοινό χαρακτηριστικό είναι ο τρόπος δημιουργίας του αρχικού πληθυσμού λύσεων [342], στον οποίο κάθε πληθυσμός χωρίζεται σε τόσους υποπληθυσμούς όσες είναι και οι αντικειμενικές συναρτήσεις του προβλήματος. Επιπλέον, η παραγωγή των λύσεων κάθε υποπληθυσμού βασίζεται στο συνδυασμό τριών συγκεκριμένων μεθόδων. Αυτός ο τρόπος δημιουργίας του αρχικού πληθυσμού λύσεων δημιούργησε μέτωπα *Pareto* με πολύ ικανοποιητική έκταση. Μία από τις μεθοδολογίες που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή είναι η χρήση της Παράλ-

ληλης Πολυεναρκτήριας Μεθόδου [342] σε όλους τους αλγόριθμους (προτεινόμενους και μη), όπου στην οποία παράγονται και εξελίσσονται περισσότεροι από ένας πληθυσμοί αρχικών λύσεων στους αλγόριθμους. Άλλη μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε είναι η προσθήκη ενός αλγόριθμου *Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης* [342] στους προτεινόμενους αλγόριθμους, ο οποίος χρησιμοποιεί βελτιωμένες παραλλαγές γνωστών μεθόδων τοπικής αναζήτησης, συμβάλλοντας σημαντικά στη βελτίωση των παραγόμενων λύσεων. Επιπλέον καινοτομία είναι η προσθήκη, στους προτεινόμενους πολυαντικειμενικούς αλγόριθμους, ενός επιπλέον βήματος ταξινόμησης των λύσεων και η τροποποίηση των βασικών συναρτήσεων που αναγράφονται στην βιβλιογραφία των αλγορίθμων, μιας και οι συναρτήσεις αυτές αφορούν την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης μίας αντικειμενικής συνάρτησης, ώστε να βελτιωθεί η επίδοση των προτεινόμενων αλγορίθμων στην επίλυση των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών προβλημάτων.

Παρόλο, όμως, που τα κοινά χαρακτηριστικά βοήθησαν στην βελτίωση των παραγόμενων λύσεων και στην παραγωγή αρκετά ικανοποιητικών μετώπων *Pareto*, δεν είχαν όλοι οι αλγόριθμοι την ίδια επίδοση. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι τα αποτελέσματα που έδωσαν οι προτεινόμενοι πολυαντικειμενικοί αλγόριθμοι ικανοποίησαν τους στόχους που είχαν τεθεί. Για την σύγκριση της αποτελεσματικότητας των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα μελέτη, για καθένα από τα προτεινόμενα πολυαντικειμενικά προβλήματα, έγινε χρήση τεσσάρων διαφορετικών μέτρων αποτελεσματικότητας. Αυτά είναι: ο αριθμός των μη κυριαρχούμενων λύσεων, το εύρος του διαγράμματος, η διασπορά των λύσεων του κάθε διαγράμματος και το μέτρο «κάλυψης» (*Coverage measure*).

Από τις συγκρίσεις που πραγματοποιήθηκαν στην παρούσα μελέτη, βγαίνουν πολλά συμπεράσματα, όσον αφορά το μέτρο (ή τα μέτρα) απόδοσης στα οποία υπερτερεί ο κάθε αλγόριθμος ανάλογα με το πρόβλημα το οποίο επιλύεται. Από την τελευταία σύγκριση των αποτελεσμάτων (Παράγραφος 8.5.7) όλων των αλγορίθμων που έχουν καλύτερη επίδοση στο μέτρο «κάλυψης», βγαίνει το συμπέρασμα ότι ο *PMS – MOCSA* παράγει μέτωπα *Pareto* με περισσότερες λύσεις και με μεγαλύτερη διασπορά μη-κυριαρχούμενων λύσεων σε σχέση με την διασπορά που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Επίσης, ο αλγόριθμος *PMS – CS* παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων. Τέλος, τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τον αλγόριθμο *PMS – BA* κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους τέσσερις αλγόριθμους. Εδώ αξίζει να σημειωθεί ότι ο λόγος που στην τελευταία σύγκριση (Παράγραφος 8.5.7) πήραμε τους αλγόριθμους με την καλύτερη επίδοση στο μέτρο απόδοσης *C* είναι ότι με αυτό το μέτρο φαίνεται αν τα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από έναν αλγόριθμο κυριαρχούν στα μέτωπα *Pareto* που παράγονται από τους άλλους αλγόριθμους. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα συμπεράσματα από την σύγκριση όλων των αλγορίθμων (Κεφάλαιο 8.6) παρέμειναν τα ίδια στα

περισσότερα μέτρα απόδοσης. Στο μόνο μέτρο όπου άλλαξε ο αλγόριθμος που έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με τους υπόλοιπους είναι στο μέτρο απόδοσης M_k , κάτι που σημαίνει ότι ο αλγόριθμος *PMS – NSGA II* παράγει μέτωπα *Pareto* με μεγαλύτερη έκταση σε σχέση με την έκταση που παρατηρείται στα μέτωπα των άλλων αλγορίθμων.

Η ολοκλήρωση της παρούσας διδακτορικής διατριβής θα δώσει έναυσμα για μια νέα σειρά ερευνών που θα έχουν ως στόχο την περαιτέρω βελτίωση των προτεινόμενων πολυαντικειμενικών αλγορίθμων και την υλοποίηση νέων, καθώς και τον σχεδιασμό νέων πολυαντικειμενικών ενεργειακών προβλημάτων. Τέλος, άλλος στόχος είναι η χρήση των προτεινόμενων αλγορίθμων για την επίλυση άλλων πολυαντικειμενικών προβλημάτων.

Αναφορές

- [1] Abbass, H. A. (2002). The self-adaptive Pareto differential evolution algorithm, *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, IEEE*, doi: 10.1109/CEC.2002.1007033.
- [2] Abdolmohamad, D., Khodakhast, E., Alireza, Z., Mohammad-Ali, R. (2015). A modified KH algorithm to solve the optimal reconfiguration problem in the presence of distributed generations, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 28(1), 383-391.
- [3] Abido, M. A. (2009). Multiobjective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem, *Electric Power Systems Research*, 79(7), 1105-1113.
- [4] Aboubi, Y., Drias, H., Kamel, N. (2016). BAT-CLARA: BAT-inspired algorithm for Clustering LARge Applications, *IFAC- PapersOnLine*, 49(12), 243–248.
- [5] Abraham, A., Jain, L., Goldberg, R. (Eds.) (2005). Evolutionary Multiobjective Optimization: Theoretical Advances and Applications, *Springer*, ISBN: 1852337877.
- [6] Acilar, A. M., Arslan, A. (2011). Optimization of multiple input–output fuzzy membership functions using clonal selection algorithm, *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1374-1381.
- [7] Adulyasak, Y., Cordeau, J.-F., Jans, R. (2013). Formulations and branch-and-cut algorithms for multivehicle production and inventory routing problems, *INFORMS Journal on Computing*, 26(1), 103-120.
- [8] Affi, M., Derbel, H., Jarbouib, B. (2018). Variable neighborhood search algorithm for the green vehicle routing problem, *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(2), 195–204.
- [9] Ahmadi, M. H., Ahmadi, M. A., Bayat, R., Ashouri, M., Feidt, M. (2015). Thermo-economic optimization of Stirling heat pump by using non-dominated sorting genetic algorithm, *Energy Conversion and Management*, 91, 315-322.
- [10] Ahmed, F., Deb, K. (2013). Multi-objective optimal path planning using elitist non-dominated sorting genetic algorithms, *Soft Computing*, 17(7), 1283–1299.

- [11] Akbari, R., Hedayatzadeh, R., Ziarati, K., Hassanizadeh, B. (2012). A multi-objective artificial bee colony algorithm, *Swarm and Evolutionary Computation*, 2, 39-52.
- [12] Aljarah, I., Ludwig, S. A. (2016). A Scalable MapReduce-enabled Glowworm Swarm Optimization Approach for High Dimensional Multimodal Functions, *International Journal of Swarm Intelligence Research (IJSIR)*, 7(1), 32-54.
- [13] Amine, L. M., Nadjat, K. (2015). A Multi-objective Binary Bat Algorithm, *IPAC '15: Proceedings of the International Conference on Intelligent Information Processing, Security and Advanced Communication*, 75, 1-5, doi: 10.1145/2816839.2816901.
- [14] Amiri, B., Hossain, L., Crawford, J. W., Wigand, R. T. (2013). Community Detection in Complex Networks: Multi-objective Enhanced Firefly Algorithm, *Knowledge-Based Systems*, 46, 1-11.
- [15] Apostolopoulos, T., Vlachos, A. (2011). Application of the firefly algorithm for solving the economic emissions load dispatch problem, *International Journal of Combinatorics 2011*, Article ID 523806, 23 pages, doi: 10.1155/2011/523806.
- [16] Astakhova, N. N., Demidova, L. A., Kuzovnikov, A. V., Tishkin, R. V. (2017). Multiobjective clonal selection algorithm for solving forecasting problems, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 173, 1-13.
- [17] Ayala, H. V. H., Segundo, E. H. V., Mariani, V. C., Coelho, L. dos S. (2016). Multiobjective Krill Herd Algorithm for Electromagnetic Optimization, *IEEE Transactions on Magnetics*, 52(3), 1-4.
- [18] Azad, S. K. (2011). Optimum design of structures using an improved firefly algorithm, *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, 1(2), 327-340.
- [19] Baalamurugan, K. M., Bhanu, S. V. (2018). A multi-objective krill herd algorithm for virtual machine placement in cloud computing, *The Journal of Supercomputing*, 1-18.
- [20] Banati, H., Bajaj, M. (2011). Fire Fly based feature selection approach, *International Journal of Computer Science Issues*, 8(2), 473-480.

- [21] Bandeira, J. M., Fontes, T., Pereira, S. R., Fernandes, P., Khattak, A., Coelho, M. C. (2014). Assessing the importance of vehicle type for the implementation of Eco-routing systems, *Transportation Research Procedia*, 3, 800-809.
- [22] Baran, B., Schaerer, M. (2003). A multiobjective ant colony system for vehicle routing problem with time windows, *the 21st IASTED International Multi-Conference on Applied Informatics, February 2003*, Innsbruck, Austria.
- [23] Basu, B., Mahanti, G. K. (2011). Fire Fly and artificial bees colony algorithm for synthesis of scanned and broadside linear array antenna, *Progress In Electromagnetics Research B*, 32(32), 169–190.
- [24] Batista, L., Guimaraes, F. G., Ramirez, J. A. (2009). A Distributed Clonal Selection Algorithm for Optimization in Electromagnetics, *IEEE Transactions on Magnetics*, 45(3), 1598-1601.
- [25] Batista, L., Oliveira, D., Guimaraes, F. G., Silva, E. J., Ramirez, J. A. (2010). Dynamic Multiobjective Clonal Selection Algorithm for Engineering Design, *IEEE Transactions on Magnetics*, 46(8), 3033-3036.
- [26] Baykasoglu, A., Ozbakor, L., Tapkan, P. (2007). Artificial Bee Colony Algorithm and its Application to Generalized Assignment Problem, *Swarm Intelligence, Focus on Ant and Particle Swarm Optimization*, 113-144.
- [27] Bektas, T., Laporte, G. (2011). The pollution-routing problem, *Transportation Research Part B*, 45(8), 1232-1250.
- [28] Benabid, R., Boudour, M., Abido, M. A. (2009). Optimal location and setting of SVC and TCSC devices using non-dominated sorting particle swarm optimization, *Electric Power Systems Research*, 79(12), 1668-1677.
- [29] Bharti, P., Jain, S. (2018). Modified Cuckoo Search Algorithm for multi objective flexible manufacturing system, *International Journal of Mechanical Engineering and Technology (IJMET)*, 9(7), 1035–1044.
- [30] Biswas, S. (2017). Multi-objective Genetic Algorithms for Multi-Depot VRP with Time Windows, *Master of Science, Brock university, St. Catharines, Ontario*.

- [31] Brabazon, A., O'Neill, M. (2006). *Biologically Inspired Algorithms for Financial Modeling, Natural Computing Series*, Springer.
- [32] Braysy, O., Dullaert, W., Gendreau, M. (2004). Evolutionary algorithms for the vehicle routing problem with time windows, *Journal of Heuristics*, 10(6), 587-611.
- [33] Brits, R., Engelbrecht, A. P., van den Bergh, F. (2007). Locating multiple optima using particle swarm optimization, *Applied Mathematics and Computation*, 189(2), 1859-1883.
- [34] Brown, C., Liebovitch, L. S., Glendon, R., (2007). Lévy flights in Dobe Ju/'hoansi foraging patterns, *Human Ecology*, 35(1), 129-138.
- [35] Caballero, R., Gonzalez, M., Guerrero, F. M., Molina, J., Paralera, C. (2007). Solving a multiobjective location routing problem with a metaheuristic based on tabu search. Application to a real case in Andalusia, *European Journal of Operational Research*, 177(3), 1751-1763.
- [36] Cai, H. R., Chung, C. Y., Wong, K. P. (2008). Application of Differential Evolution Algorithm for Transient Stability Constrained Optimal Power Flow, *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(2), 719-728.
- [37] Cai, Z., Niu, J., Yang, X. (2018). A Multi Measure Improved Firefly Algorithm, *2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference*, 20-26.
- [38] Campelo, F., Guimaraes, F. G., Igarashi, H., Ramirez, J. A. (2005). A clonal selection algorithm for optimization in electromagnetics, *IEEE Transactions on Magnetics*, 41(5), 1736-1739.
- [39] Carlucci, S., Cattarin, G., Causone, F., Pagliano, L. (2015). Multi-objective optimization of a nearly zero-energy building based on thermal and visual discomfort minimization using a non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II), *Energy and Buildings*, 104, 378-394.
- [40] Chai-ead, N., Aungkulanon, P., Luangpaiboon, P. (2011). Bees and firefly algorithms for noisy non-linear optimization problems, *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, 2, 1449-1454.
- [41] Chakri, A., Khelif, R., Benouaret, M., Yang, X.-S. (2017). New directional bat algorithm for continuous optimization problems, *Expert Systems with Applications*, 69, 159-175.

- [42] Chandrasekaran, K., Simon, S. P. (2012). Multi-objective scheduling problem: Hybrid approach using fuzzy assisted cuckoo search algorithm, *Swarm and Evolutionary Computation*, 5, 1–16.
- [43] Chao, I.-M. (2002). A tabu search method for the truck and trailer routing problem, *Computers & Operations Research*, 29(1), 33–51.
- [44] Chao, C.-T., Liu, M.-T., Wang, C.-J., Chiou, J.-S. (2018). A fuzzy adaptive controller for cuckoo search algorithm in active suspension system, *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*, 1–11.
- [45] Charoenroop, N., Satayopas, B., Eungwanichayapant, A. (2010). City bus routing model for minimal energy consumption, *Asian Journal on Energy and Environment*, 11(01), 19–31.
- [46] Chen, A.-L., Yang, G.-K., Wu, Z.-M. (2006). Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem, *Journal of Zhejiang University-SCIENCE A*, 7(4), 607–614.
- [47] Chen, C.-Y., Ye, F. (2012). Particle swarm optimization algorithm and its application to clustering analysis, *IEEE, Proceedings of 17th Conference on Electrical Power Distribution*.
- [48] Chen, J., Ding, Y., Jin, Y., Hao, K. (2013). A synergetic immune clonal selection algorithm based multi-objective optimization method for carbon fiber drawing process, *Fibers and Polymers*, 14(10), 1722–1730.
- [49] Chen, Z., Yuan, X., Ji, B., Wang, P., Tian, H. (2014). Design of a fractional order PID controller for hydraulic turbine regulating system using chaotic non-dominated sorting genetic algorithm II, *Energy Conversion and Management*, 84, 390–404.
- [50] Chen, H.-L., Yu, B., Zhou, H.-L., Meng, Z. (2019). Improved Cuckoo Search Algorithm for Solving Inverse Geometry Heat Conduction Problems, *Heat Transfer Engineering*, 40(3–4), 362–374.
- [51] Chen, G., Qian, J., Zhang, Z., Sun, Z. (2019). Multi-objective Improved Bat Algorithm for Optimizing Fuel Cost, Emission and Active Power Loss in Power System, *IAENG International Journal of Computer Science*, 46(1), 118–133.
- [52] Cheng, S.-L., Hwang, C. (2001). Optimal approximation of linear systems by a differential evolution algorithm, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 31(6), 698–707.

- [53] Cheng, R., Jin, Y. (2015). A social learning particle swarm optimization algorithm for scalable optimization, *Information Sciences*, 291, 43-60.
- [54] Chitty, D. M., Hernandez, M. L. (2004). A hybrid ant colony optimization technique for dynamic vehicle routing, *Genetic and Evolutionary Computation - GECCO 2004*, 3102, 48-59.
- [55] Christofides, N., Eilon, S. (1969). An algorithm for the vehicle-dispatching problem, *Journal of the Operational Research Society*, 20(3), 309-318.
- [56] Christofides, N., Mingozzi, A., Toth, P. (1979). The vehicle routing problem, *Combinatorial Optimization*, Christofides, N., Mingozzi, A., Toth, P., Sandi, C. (Eds.), Wiley, Chichester.
- [57] Cicero-Fernandez, P., Long, J. R., Winer, A. M. (1997). Effects of grades and other loads on on-road emissions of hydrocarbons and carbon monoxide, *Journal of the Air & Waste Management Association*, 47(8), 898-904.
- [58] Clerc, M., Kennedy, J. (2002). The particle swarm—explosion, stability and convergence in a multi-dimensional complex space, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(1), 58-73.
- [59] Coello Coello, C. A., Lamont, G. B., Van Veldhuizen, D. A. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, Springer, Second Edition.
- [60] Cullen, S. (2002). Trees and wind: Wind scales and speeds, *Journal of Arboriculture*, 28(5), 237-242.
- [61] Dabrowski, J. (2008). Clonal selection algorithm for vehicle routing, *1st International Conference on Information Technology*, IEEE, doi: 10.1109/INFTECH.2008.4621697.
- [62] Dantzig, G. B., Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem, *Management Science*, 6(1), 80-91.
- [63] Dao, T.-K., Pan, T.-S., Nguyen, T.-T., Pan, J.-S. (2018). Parallel bat algorithm for optimizing makespan in job shop scheduling problems, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(2), 451-462.
- [64] Darbari, J. D., Kannan, D., Agarwal, V., Jha, P. C. (2019). Fuzzy criteria programming approach for optimising the TBL performance of

- closed loop supply chain network design problem, *Annals of Operations Research*, 273 (1–2), 693–738.
- [65] Dascioglu, B. G., Tuzkaya, G. (2019). A Literature Review for Hybrid Vehicle Routing Problem, *Industrial Engineering in the Big Data Era*, 249-257.
 - [66] Dasgupta, D. (1998). *Artificial Immune Systems and their Application*, Springer.
 - [67] Daskin, M. S. (Ed.) (1995). *Network and Discrete Location: Models, Algorithms and Applications*, John Wiley & Sons.
 - [68] De Castro, L. N., Von Zuben, F. J. (2000). The clonal selection algorithm with engineering applications, *Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications (GECCO'00)*, Las Vegas, NV, 36-37.
 - [69] De Castro, L. N., Timmis, J. (2002). *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach*, Springer, Heidelberg.
 - [70] De Castro, L. N, Von Zuben, F. J. (2002). Learning and optimization using the clonal selection principle, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(3), 239-251.
 - [71] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197.
 - [72] Demir, E., Bektas, T., Laporte, G. (2011). A comparative analysis of several vehicle emission models for road freight transportation, *Transportation Research Part D*, 16(5), 347-357.
 - [73] Demir, E., Bektas, T., Laporte, G. (2012). An adaptive large neighborhood search heuristic for the pollution-routing problem, *European Journal of Operational Research*, 223(2), 346-359.
 - [74] Demir, E., Bektas, T., Laport, G. (2014). The bi-objective pollution routing problem, *European Journal of Operational Research*, 232(3), 464-478.
 - [75] Demir, E., Bektaş, T., Laporte, G. (2014). A review of recent research on green road freight transportation, *European Journal of Operational Research*, 237(3), 775-793.

- [76] Deng-Xu, H., Gui-Qing, L., Hua-Zheng, Z. (2013). Glowworm Swarm Optimization Algorithm for Solving Multi-objective Optimization Problem, *Ninth International Conference on Computational Intelligence and Security, IEEE*, 11-15, doi: 10.1109/CIS.2013.10.
- [77] Dong, W., Shi, G., Zhang, L. (2007). Immune memory clonal selection algorithms for designing stack filters, *Neurocomputing*, 70(4-6), 777-784.
- [78] Dong, W., Zhou, K., Zhang, G., Chao, H.-C. (2018). Modified Discrete Glowworm Swarm Optimization Algorithm Based on Time Window Division for Multi-objective VRPTW, *Journal of Internet Technology*, 19(1), 1-13.
- [79] Du, J., Li, X., Yu, L., Dan, R., Zhou, J. (2017). Multi-depot vehicle routing problem for hazardous materials transportation: A fuzzy bilevel programming, *Information Sciences*, 399, 201-218.
- [80] El-Sharkh, M. Y. (2014). Clonal selection algorithm for power generators maintenance scheduling, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 57, 73-78.
- [81] Ela, A. A. A. E., Abido, M. A., Spea, S. R. (2010). Optimal power flow using differential evolution algorithm, *Electric Power Systems Research*, 80(7), 878-885.
- [82] Erdogan, S., Miller-Hooks, E. (2012). A green vehicle routing problem, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(1), 100-114.
- [83] Farahani, R. Z., Asgari, N., Davarzani, H. (Ed.) (2009). *Supply chain and logistics in national, international and governmental environment: concepts and models*, Physica-Verlag, Heidelberg.
- [84] Feo, T. A., Resende, M. G. C. (1995). Greedy randomized adaptive search procedures, *Journal of Global Optimization*, 6(2), 109-133.
- [85] Figliozzi, M. (2011). Vehicle routing problem for emissions minimization, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2, 1-7.
- [86] Forrest, S., Perelson, A. S., Allen, L., Cherukuri, R. (1994). Self-nonsel self discrimination in a computer, *Proceedings of the 1994 IEEE Symposium on Research in Security and Privacy*, IEEE Computer Society Press: Los Alamitos, California, 1994, 202-212.

- [87] Franceschetti, A., Honhon, D., Woensel, T. V., Bektas, T., Laporte, G. (2013). The time-dependent pollution-routing problem, *Transportation Research Part B: Methodological*, 56, 265-293.
- [88] Gaing, Z.-L. (2003). Discrete particle swarm optimization algorithm for unit commitment, *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, doi: 10.1109/PES.2003.1267212.
- [89] Galindres-Guancha, L. F., Toro-Ocampo, E. M. , Gallego-Rendón, R. A. (2018). Multi-objective MDVRP solution considering route balance and cost using the ILS metaheuristic, *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(1), 33-46.
- [90] Gandomi, A. H., Yang, X.-S., Alavi, A. H. (2011). Mixed variable structural optimization using firefly algorithm, *Computers & Structures*, 89(23–24), 2325–2336.
- [91] Gandomi, A. H., Alavi, A. H. (2012). Krill herd: a new bio-inspired optimization algorithm, *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 17(12), 4831-4845.
- [92] Gandomi, A. H., Yang, X.-S., Alavi, A. H. (2013). Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems, *Engineering with Computers*, 29, 17–35.
- [93] Gao, M.-L., Shen, J., Yin, L.-J., Liu, W., Zou, G.-F., Li, H.-T., Fu, G.-X. (2016). A novel visual tracking method using bat algorithm, *Neurocomputing*, 117, 612–619.
- [94] Garcia-Najera, A., Bullinaria, J. A. (2011). An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows, *Computers & Operations Research*, 38(1), 287-300.
- [95] Garcia-Najera, A., Bullinaria, J. A., Gutierrez-Andrade, M. A. (2015). An evolutionary approach for multi-objective vehicle routing problems with backhauls, *Computers & Industrial Engineering*, 81, 90-108.
- [96] Geiger, M. J. (2001). Genetic Algorithms for multiple objective vehicle routing, *Proceedings of the Metaheuristics International Conference MIC 2001*, 349-353.
- [97] Ghoddousi, P., Eshtehardian, E., Jooybanpour, S., Javanmardi, A. (2013). Multi-mode resource-constrained discrete time–cost-resource optimization in project scheduling using non-dominated sorting genetic algorithm, *Automation in Construction*, 30, 216-227.

- [98] Ghoseiri, K., Ghannadpour, S. F. (2010). Multi-objective vehicle routing problem with time windows using goal programming and genetic algorithm, *Applied Soft Computing*, 10(4), 1096-1107.
- [99] Giannikos, I. (1998). A multiobjective programming model for locating treatment sites and routing hazardous wastes, *European Journal of Operational Research*, 104(2), 333-342.
- [100] Gold, H., Caric, T. (Ed.) (2008). Vehicle Routing Problem, In-teh, Croatia, doi: 10.5772/64.
- [101] Golden, B. L., Wasil, E. A., Kelly, J. P., Chao, I.-M. (1998). The impact of metaheuristics on solving the vehicle routing problem: algorithms, problem sets, and computational results, *Fleet management and logistics*, Crainic, T. G., Laporte, G. (Eds.), Kluwer Academic Publisher, Boston, 33-56.
- [102] Gong, W., Cai, Z. (2008). A multiobjective differential evolution algorithm for constrained optimization, *IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, 181-188.
- [103] Govindan, K., Jafarian, A., Nourbakhsh, V. (2019). Designing a sustainable supply chain network integrated with vehicle routing: A comparison of hybrid swarm intelligence metaheuristics, *Computers & Operations Research*, 110, 220-235.
- [104] Grandinetti, L., Guerriero, F., Pezzella, F., Pisacane, O. (2014). The multi-objective multi-vehicle pickup and delivery problem with time windows, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 111, 203-212.
- [105] Gulczynski, D., Golden, B., Wasil, E. (2011). The multi-depot split delivery vehicle routing problem: an integer programming-based heuristic, new test problems, and computational results, *Computers & Industrial Engineering*, 61(3), 794-804.
- [106] Guo, L., Wang, G.-G., Gandomi, A. H., Alavi, A. H., Duan, H. (2014). A new improved krill herd algorithm for global numerical optimization, *Neurocomputing*, 138, 392-402.
- [107] Hafezi, R., Shahrabi, J., Hadavandi, E. (2015). A bat-neural network multi-agent system (BNNMAS) for stock price prediction: Case study of DAX stock price, *Applied Soft Computing*, 29, 196-210.

- [108] Hancer, E., Xue, B., Zhang, M., Karaboga, D., Akay, B. (2018). Pareto front feature selection based on artificial bee colony optimization, *Information Sciences*, 422, 462-479.
- [109] Hansen, P., Mladenovic, N. (2001). Variable neighborhood search: Principles and applications, *European Journal of Operational Research*, 130(3), 449-467.
- [110] Hassan-Pour, H., Mosadegh-Khan, M., Tavakkoli-Moghaddam, R. (2009). Solving a multi-objective multi-depot stochastic location-routing problem by a hybrid simulated annealing algorithm, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 223(8), 1045-1054.
- [111] He, X.-S., Li, N., Yang, X.-S. (2014). Non-dominated sorting cuckoo search for multiobjective optimization, *IEEE Symposium on Swarm Intelligence*, 1-7, doi: 10.1109/SIS.2014.7011772.
- [112] Heraguemi, K. E., Kamel, N., Drias, H. (2016). Multi-objective Bat Algorithm for Mining Interesting Association Rules, International Conference on Mining Intelligence and Knowledge Exploration MIKE 2016: Mining Intelligence and Knowledge Exploration, *Lecture Notes in Computer Science*, 10089, 13-23, doi: 10.1007/978-3-319-58130-9_2.
- [113] Ho, S. L., Yang, S., Ni, G., Lo, E. W. C., Wong, H. C. (2005). A particle swarm optimization-based method for multiobjective design optimizations, *IEEE Transactions on Magnetics*, 41(5), 1756-1759.
- [114] Hofmann, E. E., Haskell, A. G. E., Klinck, J. M., Lascara, C. M., (2004). Lagrangian modelling studies of Antarctic krill (*Euphasia superba*) swarm formation, *ICES Journal of Marine Science*, 61(4), 617-631.
- [115] Hong, S.-C., Park, Y.-B. (1999). A heuristic for bi-objective vehicle routing with time window constraints, *International Journal of Production Economics*, 62(3), 249-258.
- [116] Jabir, E., Panicker, V. V., Sridharan, R. (2017). Design and development of a hybrid ant colony-variable neighbourhood search algorithm for a multi-depot green vehicle routing problem, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 57, 422-457.
- [117] Jati, G. K., Manurung, R., Suyanto, S. (2013). 13 - Discrete Firefly Algorithm for Traveling Salesman Problem: A New Movement Scheme, *Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation*, 295-312.

- [118] Jayakumar, D. N., Venkatesh, P. (2014). Glowworm swarm optimization algorithm with topsis for solving multiple objective environmental economic dispatch problem, *Applied Soft Computing*, 23, 375–386.
- [119] Jayasree, Ch., Kumar, B. S. (2016). Krill Herd Algorithm Based Real Power Generation Reallocation for Improvement of Voltage Profile, *Procedia Computer Science*, 92, 36-41.
- [120] Jemai, J., Zekri, M., Mellouli, K. (2012). An NSGA-II algorithm for the green vehicle routing problem, *European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, Lecture Notes in Computer Science*, 7245, 37-48.
- [121] Jiao, B., Lian, Z., Gu, X. (2008). A dynamic inertia weight particle swarm optimization algorithm, *Chaos, Solitons & Fractals*, 37(3), 698-705.
- [122] Jozefowiez, N., Semet, F., Talbi, E.-G. (2002). Parallel and hybrid models for multi-objective optimization: Application to the vehicle routing problem, *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN VII, Lecture Notes in Computer Science*, 2439, 271-280.
- [123] Jozefowiez, N., Semet, F., Talbi, E.-G. (2003). Target aiming Pareto search and its application to the vehicle routing problem with route balancing, *Journal of Heuristics*, 13(5), 455-469.
- [124] Jozefowiez, N., Semet, F., Talbi, E. G. (2005). Enhancements of NSGA II and its application to the vehicle routing problem with route balancing, *International Conference on Artificial Evolution, Lecture Notes in Computer Science*, 3871, 131-142.
- [125] Jozefowiez, N., Semet, F., Talbi, E.-G. (2008). Multi-objective vehicle routing problems, *European Journal of Operational Research*, 189, 293-309.
- [126] Jozefowiez, N., Semet, F., Talbi, E.-G. (2009). An evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with route balancing, *European Journal of Operational Research*, 195(3), 761-769.
- [127] Jozefowiez, N., Ngueveu, S. U., Glize, E. (2018). Branch-and-price algorithms for the bi-objective vehicle routing problem, *Odysseus Seventh International Workshop on Freight Transportation and Logistics*, Cagliari, Italy.

- [128] Kahvazadeh, I., Abadeh, M. S. (2015). MOCANAR: A Multi-Objective Cuckoo Search Algorithm for Numeric Association Rule Discovery, *Computer Science & Information Technology*, 99–113.
- [129] Kanagarajan, D., Karthikeyan, R., Palanikumar, K., Davim, J. P. (2008). Optimization of electrical discharge machining characteristics of WC/Co composites using non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II), *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 36(11-12), 1124–1132.
- [130] Kara, I., Kara, B. Y., Yetis, M. K. (2007). Energy minimizing vehicle routing problem, *Combinatorial Optimization and Applications, Lecture Notes in Computer Science*, 4616, 62-71.
- [131] Karaboga, D., Basturk, B. (2007). A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, *Journal of Global Optimization*, 39, 459-471.
- [132] Karaboga, D., Akay, B., Ozturk, C. (2007). Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Training Feed-Forward Neural Networks, *International Conference on Modeling Decisions for Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, 4617, 318-329.
- [133] Karaboga, D., Basturk, B. (2008). On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, *Applied Soft Computing*, 8(1), 687-697.
- [134] Karaboga, D., Akay, B. (2009). A Survey: Algorithms Simulating Bee Swarm Intelligence, *Artificial Intelligence Review*, 31(1-4), doi:10.1007/s10462-009-9127-4.
- [135] Karaboga, D., Akay, B. (2009). A Comparative Study of Artificial Bee Colony algorithm, *Applied Mathematics and Computation*, 214(1), 108-132.
- [136] Karaboga, D. Ozturk, C. (2011). A Novel Clustering Approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm, *Applied Soft Computing*, 11(1), 652-657.
- [137] Karthikeyan, S., Asokan, P., Nickolas, S. (2014). A hybrid discrete firefly algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problem with limited resource constraints, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 72, 1567–1579.

- [138] Karthikeyan, S., Asokan, P., Nickolas, S., Page, T. (2015). A hybrid discrete firefly algorithm for solving multi-objective flexible job shop scheduling problems, *International Journal of Bio-Inspired Computation (IJBIC)*, 7(6), 386-401.
- [139] Kaveh, A., Bakhshpoori, T. (2016). An efficient multi-objective cuckoo search algorithm for design optimization, *Advances in Computational Design*, 1(1), 87-103.
- [140] Kennedy, J., Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization, *IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942-1948.
- [141] Khadwilard, A., Chansombat, S., Thepphakorn, T., Thapatsuwan, P., Chainat, W., Pongcharoen, P. (2012). Application of firefly algorithm and its parameter setting for job shop scheduling, *Journal of Industrial Technology*, 8(1), 49-58.
- [142] Koc, C., Bektas, T., Jabali, O., Laporte, G. (2014). The fleet size and mix pollution-routing problem, *Transportation Research Part B: Methodological*, 70, 239-254.
- [143] Kovacs, A. A., Parragh, S. N., Hartl, R. F. (2015). The multi-objective generalized consistent vehicle routing problem, *European Journal of Operational Research*, 247(2), 441-458.
- [144] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2008). Glowworm swarm optimization algorithm for hazard sensing in ubiquitous environments using heterogeneous agent swarms, *Soft computing applications in industry, Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 226, 165-187.
- [145] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2008). Theoretical foundations for rendezvous of glowworm-inspired agent swarms at multiple locations, *Robotics and Autonomous Systems*, 56(7), 549-569.
- [146] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2009). Glowworm swarm optimisation: a new method for optimizing multimodal functions, *International Journal of Computational Intelligence Studies*, 1(1), 93-119.
- [147] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2009). Glowworm swarm optimization for searching higher dimensional spaces, *Innovations in swarm intelligence, Studies in Computational Intelligence*, 248, 61-76.
- [148] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2009). A glowworm swarm optimization based multirobot system for signal source localization, *Design and*

- control of intelligent robotic systems, Studies in Computational Intelligence*, 177, 49–68.
- [149] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2009). Glowworm swarm optimization for simultaneous capture of multiple local optima of multimodal functions, *Swarm Intelligence*, 3(2), 87–124.
 - [150] Krishnanand, K. N., Ghose, D. (2011). Glowworm swarm optimization for multimodal search spaces, *Handbook of swarm intelligence, Adaptation, Learning, and Optimization*, 8, 451–467.
 - [151] Krohling, R. A. (2004). Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm, *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, doi: 10.1109/ICCIS.2004.1460443.
 - [152] Kumar, R., Singh, P. K. (2007). Pareto evolutionary algorithm hybridized with local search for biobjective TSP, *Hybrid Evolutionary Algorithms, Studies in Computational Intelligence*, 75, 361–398.
 - [153] Kumar, R. S., Kondapaneni, K., Dixit, V., Goswami, A., Thakur, L. S., Tiwari, M. K. (2016). Multi-objective modeling of production and pollution routing problem with time window: A self-learning particle swarm optimization approach, *Computers & Industrial Engineering*, 99, 29–40.
 - [154] Kuo, Y. (2010). Using simulated annealing to minimize fuel consumption for the time-dependent vehicle routing problem, *Computers & Industrial Engineering*, 59(1), 157–165.
 - [155] Kuriakose, S., Shunmugam, M. S. (2005). Multi-objective optimization of wire-electro discharge machining process by Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm, *Journal of Materials Processing Technology*, 170(1-2), 133–141.
 - [156] Lahyani, R., Khemakhem, M., Semet, F. (2015). Rich vehicle routing problems: From a taxonomy to a definition, *European Journal of Operational Research*, 241(1), 1–14.
 - [157] Laporte, G. (1992). The traveling salesman problem: An overview of exact and approximate algorithms, *European Journal of Operational Research*, 59(2), 231–247.
 - [158] Laudis, L. L., Shyam, S., Jemila, C., Suresh, V. (2018). MOBA: Multi Objective Bat Algorithm for Combinatorial Optimization in VLSI, *Procedia Computer Science*, 125, 840–846.

- [159] Lawer, E. L., Lenstra, J. K., Rinnoy Kan, A. H. G., Shmoys, D. B. (1985). The Traveling Salesman Problem: A Guided Tour of Combinatorial Optimization, *Wiley and Sons*.
- [160] Lee, T.-R., Ueng, J.-H. (1999). A study of vehicle routing problems with load-balancing, *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 29(10), 646-657.
- [161] Leonardi, J., Baumgartner, M. (2004). CO₂ efficiency in road freight transportation: Status quo, measures and potential, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 9(6), 451-464.
- [162] Li, X. (2003). A Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimizer for Multiobjective Optimization, *Genetic and Evolutionary Computation Conference, Lecture Notes in Computer Science*, 2723, 37-48.
- [163] Li, J., Lv, X., Liu, L. (2011). A Parallel Genetic Algorithm with GPU Accelerated for Large-scale MDVRP in Emergency Logistics, *IEEE International Conference on Computational Science and Engineering*, 602-605, doi: 10.1109/CSE.2011.106.
- [164] Li, J. (2012). Vehicle routing problem with time windows for reducing fuel consumption, *Journal of Computers*, 7(12), 3020-3027.
- [165] Li, Y. F., Sansavini, G., Zio, E. (2013). Non-dominated sorting binary differential evolution for the multi-objective optimization of cascading failures protection in complex networks, *Reliability Engineering & System Safety*, 111, 195-205.
- [166] Li, J., Tang, Y., Hua, C., Guan, X. (2014). An improved krill herd algorithm: Krill herd with linear decreasing step, *Applied Mathematics and Computation*, 234, 356-367.
- [167] Li, H., Lv, T., Li, Y. (2015). The tractor and semitrailer routing problem with many-to-many demand considering carbon dioxide emissions, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 34, 68-82.
- [168] Li, J., Li, Y., Hua, C., Pardalos, P. M. (2016). Multi-depot vehicle routing problem with time windows under shared depot resources, *Journal of Combinatorial Optimization*, 31, 515-532.
- [169] Li, Y., Soleimani, H., Zohal, M. (2019). An improved ant colony optimization algorithm for the multi-depot green vehicle routing problem with multiple objectives, *Journal of Cleaner Production*, 227, 1161-1172.

- [170] Liao, W.-H., Kao, Y., Li, Y.-S. (2011). A sensor deployment approach using glowworm swarm optimization algorithm in wireless sensor networks, *Expert Systems with Applications*, 38(10), 12180–12188.
- [171] Lin, C. K. Y., Kwok, R. C. W. (2006). Multi-objective metaheuristics for a location-routing problem with multiple use of vehicles on real data and simulated data, *European Journal of Operational Research*, 175(3), 1833–1849.
- [172] Lin, C., Choy, K. L., Ho, G. T. S., Ng, T. W. (2014). A genetic algorithm-based optimization model for supporting green transportation operations, *Expert Systems with Applications*, 41(7), 3284–3296.
- [173] Lin, C., Choy, K. L., Ho, G. T. S., Chung, S. H., Lam, H. Y. (2014). Survey of green vehicle routing problem: Past and future trends, *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1, 1118–1138.
- [174] Liu, S. C., Lin, C. C. (2005). A heuristic method for the combined location routing and inventory problem, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26(4), 372–381.
- [175] Liu, J., Lampinen, J. (2005). A Fuzzy Adaptive Differential Evolution Algorithm, *Soft Computing*, 9(6), 448–462.
- [176] Liu, Y. (2008). A fast and elitist multi-objective particle swarm algorithm: NSPSO, *IEEE International Conference on Granular Computing*, 1–6, doi: 10.1109/GRC.2008.4664711.
- [177] Liu, Y., Jiang, Y., Li, L. (2011). Multi-objective performance optimization of redundant robots using differential evolution, *Proceedings of 2011 6th International Forum on Strategic Technology, IEEE*, 410–414, doi: 10.1109/IFOST.2011.6021052.
- [178] Liu, J., Kachitvichyanukul, V. (2015). A pareto-based particle swarm optimization algorithm for multi-objective location routing problem, *International Journal of Industrial Engineering*, 22(3), 314–329.
- [179] Lukasik, S., Zak, S. (2009). Firefly algorithm for continuous constrained optimization tasks, *International Conference on Computational Collective Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, 5796, 97–106.
- [180] Luo, J., Chen, M.-R. (2014). Multi-phase modified shuffled frog leaping algorithm with extremal optimization for the MDVRP and the MDVRPTW, *Computers & Industrial Engineering*, 72, 84–97.

- [181] Ma, Y., Han, J., Kang, K., Yan, F. (2017). An Improved ACO for the Multi-depot Vehicle Routing Problem with Time Windows, *Proceedings of the Tenth International Conference on Management Science and Engineering Management, Advances in Intelligent Systems and Computing*, 502, 1181-1189.
- [182] Maden, W., Eglese, R., Black, D. (2010). Vehicle routing and scheduling with time-varying data: A case study, *Journal of the Operational Research Society*, 61(3), 515-522.
- [183] Mahesh, K., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I. (2016). Advanced Pareto Front Non-Dominated Sorting Multi-Objective Particle Swarm Optimization for Optimal Placement and Sizing of Distributed Generation, *Energies*, 9(12), 982, 1-23.
- [184] Mallipeddi, R., Suganthan, P. N., Pan, Q. K., Tasgetiren, M. F. (2011). Differential evolution algorithm with ensemble of parameters and mutation strategies, *Applied Soft Computing*, 11(2), 1679-1696.
- [185] Mantal, B., Roy, P. K., Mantal, S. (2014). Economic load dispatch using krill herd algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 57, 1-10.
- [186] Marichelvam, M. K., Prabaharan, T., Yang, X. S. (2013). A Discrete Firefly Algorithm for the Multi-Objective Hybrid Flowshop Scheduling Problems, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 18(2), 301-305.
- [187] Marichelvam, M. K., Prabaharan, T., Yang, X. S. (2014). Improved cuckoo search algorithm for hybrid flowshop scheduling problems to minimize makespan, *Applied Soft Computing*, 19, 93-101.
- [188] Marinakis, Y., Iordanidou, G.-R., Marinaki, M. (2013). Particle swarm optimization for the vehicle routing problem with stochastic demands, *Applied Soft Computing*, 13(4), 1693-1704.
- [189] Marinaki, M., Marinakis, Y. (2016). A Glowworm Swarm Optimization algorithm for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands, *Expert Systems with Applications*, 46, 145-163.
- [190] Martin-Moreno, R., Vega-Rodriguez, M. A. (2018). Multi-Objective Artificial Bee Colony algorithm applied to the bi-objective orienteering problem, *Knowledge-Based Systems*, 154, 93-101.

- [191] McKinnon, A. (1999). A logistical perspective on the fuel efficiency of road freight transport, *OECD, ECMT and IEA: Workshop Proceedings*, Paris.
- [192] Melechovsky, J., Prins, C., Calvo, R. W. (2005). A metaheuristic to solve a location-routing problem with non-linear costs, *Journal of Heuristics*, 11(5-6), 375-391.
- [193] Melian-Batista, B., De Santiago, A., AngelBello, F., Alvarez, A. (2014). A bi-objective vehicle routing problem with time windows: a real case in Tenerife, *Applied Soft Computing*, 17, 140-152.
- [194] Min, H. (1991). A multiobjective vehicle routing problem with soft time windows: the case of a public library distribution system, *Socio-Economic Planning Sciences*, 25(3), 179-188.
- [195] Molina, J. C., Eguia, I., Racero, J., Guerrero, F. (2014). Multi-objective vehicle routing problem with cost and emission functions, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 160, 254-263.
- [196] Muhsen, D. H., Ghazali, A. B., Khatib, T. (2016). Multiobjective differential evolution algorithm-based sizing of a standalone photovoltaic water pumping system, *Energy Conversion and Management*, 118, 32-43.
- [197] Murata, T., Itai, R. (2007). Local search in two-fold EMO algorithm to enhance solution similarity for multi-objective vehicle routing problems, *International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Lecture Notes in Computer Science*, 4403, 201-215.
- [198] Nagy, G., Salhi, G. (2007). Location-routing: Issues, models and methods, *European Journal of Operational Research*, 177(2), 649-672.
- [199] Nartu, T. R., Matta, M. S., Koratana, S., Bodda, R. K. (2019). A fuzzified Pareto multiobjective cuckoo search algorithm for power losses minimization incorporating SVC, *Soft Computing*, 23(21), 10811-10820.
- [200] Neelima, P., Reddy, A. R. M. (2019). Hybrid Algorithm using the Advantage of Krill Herd Algorithm with Opposition- Based Learning for Dynamic Resource Allocation in Cloud Environment, *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, 8(6), 306-311.

- [201] Nguyen, T.-T., Pan, J.-S., Dao, T.-K., Kuo, M.-Y., Horng, M.-F. (2014). Hybrid Bat Algorithm with Artificial Bee Colony, *Intelligent Data analysis and its Applications*, 2, 45-55.
- [202] Niu, Y., Yang, Z., Chen, P., Xiao, J. (2018). Optimizing the green open vehicle routing problem with time windows by minimizing comprehensive routing cost, *Journal of Cleaner Production*, 171, 962-971.
- [203] Noori, S., Ghannadpour, S. F. (2012). High-Level Relay Hybrid Metaheuristic Method for Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows, *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, 11, 159-179.
- [204] Norouzi, N., Tavakkoli-Moghaddam, R., Ghazanfari, M., Alinaghian, M., Salamatbakhsh, A. (2012). A new multi-objective competitive open vehicle routing problem solved by particle swarm optimization, *Networks and Spatial Economics*, 12(4), 609-633.
- [205] Nunez, A., Cortes, C. E., Saez, D., Schutter, B. D., Gendreau, M. (2014). Multiobjective model predictive control for dynamic pickup and delivery problems, *Control Engineering Practice*, 32, 73-86.
- [206] Ohlmann, J. W., Thomas, B. W. (2007). A compressed-annealing heuristic for the traveling salesman problem with time windows, *INFORMS Journal on Computing*, 19(1), 80-90.
- [207] Ombuki, B., Ross, B. J., Hanshar, F. (2006). Multi-objective genetic algorithms for vehicle routing problem with time windows, *Applied Intelligence*, 24, 17-30.
- [208] Ombuki-Berman, B. M., Runka, A., Hanshar, F. T. (2007). Waste collection vehicle routing problem with time windows using multi-objective genetic algorithms, *Computational Intelligence*, Canada.
- [209] Omkar, S. N., Khandelwal, R., Yathindra, S., Naik, G. N., Gopalakrishnan, S. (2008). Artificial immune system for multi-objective design optimization of composite structures, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8), 1416-1429.
- [210] Onwubolu, G., Davendra, D. (2006). Scheduling flow shops using differential evolution algorithm, *European Journal of Operational Research*, 171(2), 674-692.

- [211] Onwunalu, J. E., Durlofsky, L. J. (2010). Application of a particle swarm optimization algorithm for determining optimum well location and type, *Computational Geosciences*, 14(1), 183–198.
- [212] Osaba, E., Yang, X.-S., Diaz, F., Lopez-Garcia, P., Carballedo, R. (2016). An improved discrete bat algorithm for symmetric and asymmetric Traveling Salesman Problems, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 48, 59–71.
- [213] Osaba, E., Carballedo, R., Yang, X.-S., Fister Jr., I., Lopez-Garcia, P., Del Ser, J. (2018). On Efficiently Solving the Vehicle Routing Problem with Time Windows Using the Bat Algorithm with Random Reinsertion Operators, *Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization, Studies in Computational Intelligence*, 744, 69-89.
- [214] Osaba, E., Yang, X.-S., Fister Jr., I., Del Ser, J., Lopez-Garcia, P., Vazquez-Pardavila, A. J. (2019). A Discrete and Improved Bat Algorithm for solving a medical goods distribution problem with pharmacological waste collection, *Swarm and Evolutionary Computation*, 44, 273-286.
- [215] Ouaraab, A., Ahiod, B., Yang, X.-S. (2014). Discrete cuckoo search algorithm for the travelling salesman problem, *Neural Computing and Applications*, 24(7-8), 1659–1669.
- [216] Ozbakir, L., Baykasoglu, A., Tapkan, P. (2010). Bees algorithm for Generalized Assignment Problem, *Applied Mathematics and Computation*, 215(11), 3782-3795.
- [217] Pan, Q.-K., Tasgetiren, M. F., Liang, Y.-C. (2008). A discrete differential evolution algorithm for the permutation flowshop scheduling problem, *Computers & Industrial Engineering*, 55(4), 795-816.
- [218] Pan, Q.-K., Tasgetiren, M. F., Liang, Y.-C. (2008). A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem, *Computers & Operations Research*, 35(9), 2807-2839.
- [219] Pan, L., Fu, Z. (2009). A Clone Selection Algorithm for the Open Vehicle Routing Problem, *Third International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, IEEE*, 786-790, doi: 10.1109/WGEC.2009.174.
- [220] Pan, G., Xu, Y. (2016). Chaotic glowworm swarm optimization algorithm based on Gauss mutation, *12th International Conference on*

Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, IEEE, 205-210, doi: 10.1109/FSKD.2016.7603175.

- [221] Panda, S. (2011). Multi-objective PID controller tuning for a FACTS-based damping stabilizer using Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 33(7), 1296-1308.
- [222] Panda, S., Yegireddy, N. K. (2013). Automatic generation control of multi-area power system using multi-objective non-dominated sorting genetic algorithm-II, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53, 54-63.
- [223] Pandey, P., Shukla, A., Tiwari, R. (2018). Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicles using glowworm swarm optimization algorithm, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 9(4), 836–852.
- [224] Park, Y. B., Koelling, C. P. (1986). A solution of vehicle routing problems in a multiple objective environment, *Engineering Costs and Production Economics*, 10(1), 121-132.
- [225] Park, Y. B., Koelling, C. P. (1989). An interactive computerized algorithm for multicriteria vehicle routing problems, *Computers & Industrial Engineering*, 16(4), 477-490.
- [226] Park, T. J., Chung, Y. (2019). Multi Objective Vehicle and Drone Routing Problem with Time Window, *Journal of the Korean Society Of Computer And Information*, 24(1), 167 - 178.
- [227] Pavlyukevich, I. (2007). Lévy flights, non-local search and simulated annealing, *Journal of Computational Physics*, 226(2), 1830-1844.
- [228] Pavone, M., Narzisi, G., Nicosia, G. (2012). Clonal Selection: An Immunological Algorithm for Global Optimization over Continuous Spaces, *Journal of Global Optimization*, 53, 769-808.
- [229] Peng, W., Zhang, Q. (2008). A decomposition-based multi-objective Particle Swarm Optimization algorithm for continuous optimization problems, *IEEE International Conference on Granular Computing*, 1-4, doi: 10.1109/GRC.2008.4664724.
- [230] Peng, C., Sun, H., Guo, J., Li, H. (2009). A new algorithm based on non-dominated sorting differential evolution for multi-objective

- optimal load dispatch, *2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology*, 565-569, doi: 10.1109/ICCSIT.2009.5234886.
- [231] Peng, C., Sun, H., Guo, J. (2010). Multi-objective optimal PMU placement using a non-dominated sorting differential evolution algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 32(8), 886-892.
 - [232] Perelson, A. S., Weisbuch, G. (1997). Immunology for physicists, *Reviews of Modern Physics*, 69(4), 1219-1267.
 - [233] Poonthalir, G., Nadarajan, R. (2018). A Fuel Efficient Green Vehicle Routing Problem with varying speed constraint (F-GVRP), *Expert Systems with Applications*, 100, 131-144.
 - [234] Pradenas, L., Oportus, B., Parada, V. (2013). Mitigation of greenhouse gas emissions in vehicle routing problems with backhauling, *Expert Systems with Applications*, 40(8), 2985-2991.
 - [235] Prakash, R., Lokeshgupta, B., Sivasubramani, S. (2018). Multi-objective bat algorithm for optimal placement and sizing of DG, *20th National Power Systems Conference (NPSC), IEEE*, 1-6, doi: 10.1109/NPSC.2018.8771440.
 - [236] Price, H. J. (1989). Swimming behavior of krill in response to algal patches: a mesocosm study, *Limnology and Oceanography*, 34(4), 649-659.
 - [237] Prodhon, C. (2011). A hybrid evolutionary algorithm for the periodic location-routing problem, *European Journal of Operational Research*, 210(2), 204-212.
 - [238] Prodhon, C., Prins, C. (2014). A survey of recent research on location routing problems, *European Journal of Operational Research*, 238(1), 1-17.
 - [239] Psychas, I.-D., Marinaki, M., Marinakis, Y. (2015). A parallel multi-start NSGA II algorithm for multiobjective energy reduction vehicle routing problem, *8th International Conference on Evolutionary Multi-criterion Optimization, Lecture Notes in Computer Science*, 9018, 336-350.

- [240] Psychas, I.-D., Marinaki, M., Marinakis, Y., Migdalas, A. (2016). Non-dominated Sorting Differential Evolution Algorithm for the Minimization of Route based Fuel Consumption Multiobjective Vehicle Routing Problems, *Energy Systems*, 8, 785-814.
- [241] Pulluri, H., Naresh, R., Sharma, V. (2018). A solution network based on stud krill herd algorithm for optimal power flow problems, *Soft Computing*, 22(1), 159–176.
- [242] Qi, Y., Hou, Z., Li, H., Huang, J., Li, X. (2015). A decomposition based memetic algorithm for multi-objective vehicle routing problem with time windows, *Computers & Operations Research*, 62, 61-77.
- [243] Qin, A. K., Huang, V. L., Suganthan, P. N. (2009). Differential Evolution Algorithm With Strategy Adaptation for Global Numerical Optimization, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 13(2), 398-417.
- [244] Rahmani, M., Ghanbari, A., Ettefagh, M. M. (2016). Robust adaptive control of a bio-inspired robot manipulator using bat algorithm, *Expert Systems with Applications*, 56, 164–176.
- [245] Rahoual, M., Kitoun, B., Mabed, M.-H., Bachelet, V., Benameur, F. (2001). Multicriteria genetic algorithms for the vehicle routing problem with time windows, *4th Metaheuristic International Conference*, Porto, Portugal.
- [246] Rao, W., Jin, C. (2012). A model of vehicle routing problem minimizing energy consumption in urban environment, *Asian Conference of Management Science & Applications*, Chengdu-Jiuzhaigou, 21-29.
- [247] Rao, B. S., Vaisakh, K. (2013). Multi-objective adaptive Clonal selection algorithm for solving environmental/economic dispatch and OPF problems with load uncertainty, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53, 390-408.
- [248] Rao, B. S., Vaisakh, K. (2014). Multi-objective adaptive clonal selection algorithm for solving optimal power flow considering multi-type FACTS devices and load uncertainty, *Applied Soft Computing*, 23, 286-297.
- [249] Rao, B. S., Vaisakh, K. (2016). Multi-objective adaptive clonal selection algorithm for solving optimal power flow problem with load uncertainty, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 8(2), 67-83.

- [250] Rapanaki, E., Psychas, I.-D., Marinaki, M., Marinakis, Y., Migdallas, A. (2019). A Clonal Selection Algorithm for Multiobjective Energy Reduction Multi-Depot Vehicle Routing Problem, In: Nicosia G., Pardalos P., Giuffrida G., Umeton R., Sciacca V. (eds) *Machine Learning, Optimization, and Data Science. LOD 2018*. Lecture Notes in Computer Science, vol 11331. Springer, 381-393.
- [251] Rapanaki, E., Psychas, I.-D., Marinaki, M., Marinakis, Y. (2020). An Artificial Bee Colony Algorithm for the Multiobjective Energy Reduction Multi-Depot Vehicle Routing Problem, In: Matsatsinis N., Marinakis Y., Pardalos P. (eds) *Learning and Intelligent Optimization. LOD 2019*. Lecture Notes in Computer Science, vol 11968. Springer, 208–223.
- [252] Reynolds, A. M., Frye, M. A. (2007). Free-flight odor tracking in *Drosophila* is consistent with an optimal intermittent scale-free search, *PLoS One*, 354(4), 1-9.
- [253] Rosselan, M. Z. B., Sulaiman, S. I. B., Othman, N. (2019). Evaluation of Fast Evolutionary Programming, Firefly Algorithm and Mutate-Cuckoo Search Algorithm In Single-Objective Optimization, *International Journal of Electrical & Electronic Systems Research (IEESR)*, 9(1), 1-5, doi: 10.24191/ieesr.v9i1.1038.
- [254] Sabat, S. L., Udgata, S. K., Abraham, A. (2010). Artificial Bee Colony Algorithm for Small Signal Model Parameter Extraction of MEFSET, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(5), 689-694.
- [255] Saif, U., Guan, Z., Zhang, L., Zhang, F., Wang, B., Mirza, J. (2019). Multi-objective artificial bee colony algorithm for order oriented simultaneous sequencing and balancing of multi-mixed model assembly line, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 30(3), 1195–1220.
- [256] Salhi, S., Imran, A., Wassan, N. A. (2014). The multi-depot vehicle routing problem with heterogeneous vehicle fleet: Formulation and a variable neighborhood search implementation, *Computers & Operations Research*, 52B, 315-325.
- [257] Salkuti, S. R., Kim, S.-C. (2019). Congestion Management Using Multi-Objective Glowworm Swarm Optimization Algorithm, *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 14(4), 1565–1575.
- [258] Salkuti, S. R. (2019). Optimal power flow using multi-objective glowworm swarm optimization algorithm in a wind energy integrated power system, *International Journal of Green Energy*, 16(15), 1547–1561.

- [259] Sangamithra, B., Neelima, P., Sunil Kumar, M. (2017). A Memetic Algorithm for Multi Objective Vehicle Routing Problem with Time Windows, *IEEE International Conference on Electrical, Instrumentation and Communication Engineering (ICEICE2017)*, 1-8, doi: 10.1109/ICEICE.2017.8191931.
- [260] Sarker, R., Coello Coello, C. A. (2003). Assessment methodologies for multiobjective evolutionary algorithms, *Evolutionary Optimization, International Series in Operations Research and Management Science*, 48, 177-195.
- [261] Sawhney, R., Mathur, P., Shankar, R. (2018). A Firefly Algorithm Based Wrapper-Penalty Feature Selection Method for Cancer Diagnosis, *International Conference on Computational Science and Its Applications, Lecture Notes in Computer Science*, 10960, 438-449.
- [262] Sayadi, M. K., Ramezani, R., Ghaffari-Nasab, N. (2010). A discrete firefly meta-heuristic with local search for makespan minimization in permutation flow shop scheduling problems, *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 1(1), 1-10.
- [263] Sayah, S., Zehar, K. (2008). Modified differential evolution algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions, *Energy Conversion and Management*, 49(11), 3036-3042.
- [264] Sbihi, A., Eglese, R. W. (2007). Combinatorial optimization and green logistics, *JOR*, 5(2), 99-116.
- [265] Shang, R.-H., Jiao, L.-C., Li, Y.-Y., Wu, J.-S. (2010). Quantum Immune Clonal Selection Algorithm for Multi-objective 0/1 Knapsack Problems, *Chinese Physics Letters*, 27(1), 1-4.
- [266] Shang, R., Jiao, L., Ren, Y., Li, L., Wang, L. (2014). Quantum immune clonal coevolutionary algorithm for dynamic multiobjective optimization, *Soft Computing*, 18, 743-756.
- [267] Shang, R., Du, B., Ma, H., Jiao, L., Xue, Y., Stolkin, R. (2016). Immune clonal algorithm based on directed evolution for multi-objective capacitated arc routing problem, *Applied Soft Computing*, 49, 748-758.
- [268] Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the vehicle-routing and scheduling problems with time window constraints, *Operations Research*, 35(2), 254-265.

- [269] Soto, M., Sevaux, M., Rossi, A., Reinholz, A. (2017). Multiple neighborhood search, tabu search and ejection chains for the multi-depot open vehicle routing problem, *Computers & Industrial Engineering*, 107, 211-222.
- [270] Srivastava, S. K. (2007). Green supply-chain management: A state-of-the-art literature review, *International Journal of Management Reviews*, 9(1), 53-80.
- [271] Storn, R., Price, K. (1997). Differential evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, *Journal of Global Optimization*, 11, 341-359.
- [272] Subashini, G., Bhuvaneswari, M. C. (2011). Non Dominated Particle Swarm Optimization For Scheduling Independent Tasks On Heterogeneous Distributed Environments, *International Journal of Advances in Soft Computing and its Applications*, 3(1), 1-17.
- [273] Sun, D., Benekohal, R. F., Waller, S. T. (2003). Multiobjective traffic signal timing optimization using non-dominated sorting genetic algorithm, *IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No.03TH8683)*, doi: 10.1109/IVS.2003.1212908.
- [274] Sun, H. J., Peng, C. H., Guo, J. F., Li, H. S. (2009). Non-dominated sorting differential evolution algorithm for multi-objective optimal integrated generation bidding and scheduling, *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, 372-376, doi: 10.1109/ICICISYS.2009.5357823.
- [275] Suzuki, Y. (2011). A new truck-routing approach for reducing fuel consumption and pollutants emission, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 16(1), 73-77.
- [276] Swain, R. K., Barisal, A. K., Hota, P. K., Chakrabarti, R. (2011). Short-term hydrothermal scheduling using clonal selection algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 33(3), 647-656.
- [277] Tajik, N., Tavakkoli-Moghaddam, R., Vahdani, B., Mousavi, S. M. (2014). A robust optimization approach for pollution routing problem with pickup and delivery under uncertainty, *Journal of Manufacturing Systems*, 33(2), 277-286.

- [278] Tan, K. C., Chew, Y. H., Lee, L. H. (2006). A Hybrid Multiobjective Evolutionary Algorithm for Solving Vehicle Routing Problem with Time Windows, *Computational Optimization and Applications*, 34, 115-151.
- [279] Tan, K. C., Cheong, C. Y., Goh, C. K. (2007). Solving multiobjective vehicle routing problem with stochastic demand via evolutionary computation, *European Journal of Operational Research*, 177(2), 813-839.
- [280] Tang, Z., Zhou, Y., Chen, X. (2013). An improved glowworm swarm optimization algorithm based on parallel hybrid mutation, *International Conference on Intelligent Computing, Lecture Notes in Computer Science*, 7996, 198-206.
- [281] Tasgetiren, M. F., Liang, Y.-C., Sevkli, M., Gencyilmaz, G. (2007). A particle swarm optimization algorithm for makespan and total flowtime minimization in the permutation flowshop sequencing problem, *European Journal of Operational Research*, 177(3), 1930-1947.
- [282] Tavakkoli-Moghaddam, R., Makui, A., Mazloomi, Z. (2010). A new integrated mathematical model for a bi-objective multi-depot location-routing problem solved by a multi-objective scatter search algorithm, *Journal of Manufacturing Systems*, 29(2-3), 111-119.
- [283] Thalij, S. H., Hakkoymaz, V. (2018). Multiobjective Glowworm Swarm Optimization-Based Dynamic Replication Algorithm for Real-Time Distributed Databases, *Scientific Programming*, 1-16, doi: <https://doi.org/10.1155/2018/2724692>.
- [284] Tharakeshwar, T. K., Seetharamu, K. N., Prasad, B. D. (2017). Multiobjective optimization using bat algorithm for shell and tube heat exchangers, *Applied Thermal Engineering*, 110, 1029-1038.
- [285] Tian, M., Hou, K., Wang, Z., Wan, Z. (2017). An improved Cuckoo search algorithm for multi-objective optimization, *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, 22(4), 289-294.
- [286] Tillman, F. A. (1969). The multiple terminal delivery problem with probabilistic demands, *Transportation Science*, 3(3), 192-204.
- [287] Timmis, J., Neal, M. (2001). A resource limited artificial immune system for data analysis, *Research and Development in Intelligent Systems*, Springer, Cambridge, UK, 14, 19-32.

- [288] Tiwari, A., Chang, P.-C. (2002). A block recombination approach to solve green vehicle routing problem, *International Journal of Production Economics*, 164, 379-387.
- [289] Toth, P., Vigo, D. (2001). The vehicle routing problem, *Society for Industrial and Applied Mathematics*, Philadelphia.
- [290] Tuba, M., Subotic, M., Stanarevic, N. (2012). Performance of a Modified Cuckoo Search Algorithm for Unconstrained Optimization Problems *WSEAS TRANSACTIONS on SYSTEMS*, 2(11), 62-74.
- [291] Turgeman, A., Werner, H. (2018). Multiple Source Seeking using Glowworm Swarm Optimization and Distributed Gradient Estimation, *Annual American Control Conference (ACC)*, 3558-3563, doi: 10.23919/ACC.2018.8430843.
- [292] Ulutas, B. H., Islier, A. A. (2009). A clonal selection algorithm for dynamic facility layout problems, *Journal of Manufacturing Systems*, 28(4), 123-131.
- [293] Valian, E., Tavakoli, S., Mohanna, S., Haghi, A. (2013). Improved cuckoo search for reliability optimization problems, *Computers & Industrial Engineering*, 64, 459-468.
- [294] Wang, G.-G., Guo, L., Gandomi, A. H., Hao, G.-S., Wang, H. (2014). Chaotic Krill Herd algorithm, *Information Sciences*, 274, 17-34.
- [295] Wang, G.-G., Gandomi, A. H., Alavi, A. H. (2014). Stud krill herd algorithm, *Neurocomputing*, 128, 363-370.
- [296] Wang, G.-G., Gandomi, A. H., Alavi, A. H. (2014). An effective krill herd algorithm with migration operator in biogeography-based optimization, *Applied Mathematical Modelling*, 38(9-10), 2454-2462.
- [297] Wang, G., Guo, L., Wang, H., Duan, H., Liu, L., Li, J. (2014). Incorporating mutation scheme into krill herd algorithm for global numerical optimization, *Neural Computing and Applications*, 24, 853-871.
- [298] Wang, G.-G., Gandomi, A. H., Alavi, A. H., Hao, G.-S. (2014). Hybrid krill herd algorithm with differential evolution for global numerical optimization, *Neural Computing and Applications*, 25, 297-308.
- [299] Wang, G.- G., Deb, S., Gandomi, A. H., Alavi, A. H. (2016). Opposition-based krill herd algorithm with Cauchy mutation and position clamping, *Neurocomputing*, 177, 147-157.

- [300] Wang, C., Zhou, S., Gao, Y., Liu, C. (2018). A self-adaptive bat algorithm for the truck and trailer routing problem, *Engineering Computations*, 35(1), 108-135.
- [301] Wen, L., Eglese, R. (2015). Minimum cost VRP with time-dependent speed data and congestion charge, *Computers & Operations Research*, 56, 41-50.
- [302] Wu, T.-H., Low, C., Bai, J.-W. (2002). Heuristic solutions to multi-depot location-routing problems, *Computers & Operations Research*, 29(10), 1393-1415.
- [303] Wu, B., Qian, C., Ni, W., Fan, S. (2012). The improvement of glowworm swarm optimization for continuous optimization problems, *Expert Systems with Applications*, 39(7), 6335-6342.
- [304] Xiang, Y., Zhou, Y., Liu, H. (2015). An elitism based multi-objective artificial bee colony algorithm, *European Journal of Operational Research*, 245 (1), 168-193.
- [305] Xiao, Y., Zhao, Q., Kaku, I., Xu, Y. (2012). Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem, *Computers and Operations Research*, 39(7), 1419-1431.
- [306] Xiao, Y., Konak, A. (2015). A simulating annealing algorithm to solve the green vehicle routing & scheduling problem with hierarchical objectives and weighted tardiness, *Applied Soft Computing*, 34, 372-388.
- [307] Yahya, M., Saka, M. P. (2014). Construction site layout planning using multi-objective artificial bee colony algorithm with Levy flights, *Automation in Construction*, 38, 14-29.
- [308] Yang, X.-S. (2008). Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm, Bristol, U.K., Luniver.
- [309] Yang, X.-S. (2009). Firefly algorithms for multimodal optimization, *International Symposium on Stochastic Algorithms, Lecture Notes in Computer Sciences*, 5792, 169-178.
- [310] Yang, X.-S., Deb, S. (2009). Cuckoo search via Lévy flights, *World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, IEEE*, 210-214, doi: 10.1109/NABIC.2009.5393690.

- [311] Yang, X.-S. (2010). Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2(2), 78–84.
- [312] Yang, X.-S. (2010). A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm, *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NISCO 2010)*, *Studies in Computational Intelligence*, 284, 65–74.
- [313] Yang, S. H., Natarajan, U. (2010). Multi-objective optimization of cutting parameters in turning process using differential evolution and non-dominated sorting genetic algorithm-II approaches, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 49(5-8), 773–784.
- [314] Yang, X.-S., Hosseini, S. S. S., Gandomi, A. H. (2012). Firefly algorithm for solving non-convex economic dispatch problems with valve loading effect, *Applied Soft Computing*, 12(3), 1180–1186.
- [315] Yang, X.-S. (2012). Bat Algorithm for Multi-objective Optimisation, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 3(5), 267–274.
- [316] Yang, X.-S. (2013). Multiobjective firefly algorithm for continuous optimization, *Engineering with Computers*, 29(2), 175–184.
- [317] Yang, X.-S., Deb, S. (2013). Multiobjective cuckoo search for design optimization, *Computers & Operations Research*, 40(6), 1616–1624.
- [318] Younes, M., Khodja, F., Kherfane, R. L. (2014). Multi-objective economic emission dispatch solution using hybrid FFA (firefly algorithm) and considering wind power penetration, *Energy*, 67, 595–606.
- [319] Yu, Y., Hou, C.-Z. (2004). A clonal selection algorithm by using learning operator, *A Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, doi: 10.1109/ICMLC.2004.1378532.
- [320] Yu, V. F., Lin, S.-W., Lee, W., Ting, C.-J. (2010). A simulated annealing heuristic for the capacitated location routing problem, *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 288–299.
- [321] Yu, B., Yang, Z.-Z., Xie, J.-X. (2011). A parallel improved ant colony optimization for multi-depot vehicle routing problem, *Journal of the Operational Research Society*, 62(1), 183–188.
- [322] Yu, V. F., Redi, A. A. N. P., Hidayat, Y. A., Wibowo, O. J. (2017). A simulated annealing heuristic for the hybrid vehicle routing problem, *Applied Soft Computing*, 53, 119–132.

- [323] Zachariadis, E. E., Tarantilis, C. D., Kiranoudis, C. T. (2009). An integrated local search method for inventory and routing decisions, *Expert Systems with Applications*, 36(7), 10239-10248.
- [324] Zeng, Y., Yang, J. (2012). Glowworm Swarm Optimization and Heuristic Algorithm for Rectangle Packing Problem, *IEEE International Conference on Information Science and Technology*, 136-140, doi: 10.1109/ICIST.2012.6221623.
- [325] Zhang, G., Shao, X., Li, P., Gao, L. (2009). An effective hybrid particle swarm optimization algorithm for multi-objective flexible job-shop scheduling problem, *Computers & Industrial Engineering*, 56(4), 1309-1318.
- [326] Zhang, H., Zhu, Y., Zou, W., Yan, X. (2012). A hybrid multi-objective artificial bee colony algorithm for burdening optimization of copper strip production, *Applied Mathematical Modelling*, 36(6), 2578-2591.
- [327] Zhang, S., Lee, C. K. M., Choy, K. L., Ho, W., Ip, W. H. (2014). Design and development of a hybrid artificial bee colony algorithm for the environmental vehicle routing problem, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 31, 85-99.
- [328] Zhang, S., Lee, C. K. M., Chan, H. K., Choy, K. L., Wu, Z. (2015). Swarm intelligence applied in green logistics: A literature review, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 37, 154-169.
- [329] Zhang, Z.-H., Zhong, C.-Q., Xu, Z.-Z., Teng, H.-F. (2017). A Non-Dominated Sorting Cooperative Co-Evolutionary Differential Evolution Algorithm for Multi-Objective Layout Optimization, *IEEE Access*, 5, 14468-14477.
- [330] Zhang, D., Wang, X., Li, S., Ni, N., Zhang, Z. (2018). Joint optimization of green vehicle scheduling and routing problem with time-varying speeds, *PLoS One*, 13(2), 1-20.
- [331] Zhang, S., Zhang, W., Gajpal, Y., Appadoo, S. S. (2019). Ant colony algorithm for routing alternate fuel vehicles in multi-depot vehicle routing problem, *Decision Science in Action, Asset Analytics*, 251-260.
- [332] Zhang, Y., Yu, Y., Zhang, S., Luo, Y., Zhang, L. (2019). Ant colony optimization for Cuckoo Search algorithm for permutation flow shop scheduling problem, *Systems Science & Control Engineering An Open Access Journal*, 7(1), 20-27.

- [333] Zhang, H., Zhang, Q., Ma, L., Zhang, Z., Liu, Y. (2019). A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows, *Information Sciences*, 490, 166-190.
- [334] Zhao, C., Wu, C., Chai, J., Wang, X., Yang, X., Lee, J.-M., Kim, M. J. (2017). Decomposition-based multi-objective firefly algorithm for RFID network planning with uncertainty, *Applied Soft Computing*, 55, 549-564.
- [335] Zhong, X., Fan, W., Lin, J., Zhao, Z. (2010). Hybrid Non-dominated Sorting Differential Evolutionary Algorithm with Nelder-Mead, *Second WRI Global Congress on Intelligent Systems*, 306-311, doi: 10.1109/GCIS.2010.198.
- [336] Zhou, Q., Zhou, Y., Chen, X. (2013). Cloud model glowworm swarm optimization algorithm for functions optimization, *International Conference on Intelligent Computing, Lecture Notes in Computer Science*, 7996, 189-197.
- [337] Zhu, Z., Xiao, J., He, S., Ji, Z., Sun, Y. (2016). A multi-objective memetic algorithm based on locality-sensitive hashing for one-to-many-to-one dynamic pickup-and-delivery problem, *Information Sciences*, 329, 73-89.
- [338] Zitzler, E., Deb, K., Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results, *Evolutionary Computation*, 8(2), 173-195.
- [339] Zitzler, E., Thiele, L., Bader, J. (2008). SPAM: Set preference algorithm for multiobjective optimization, *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Lecture Notes in Computer Science*, 5199, 847-858.
- [340] Μαρινάκης, Ι., Μυγδαλάς, Α. (2008). *Σχεδιασμός και Βελτιστοποίηση Εφοδιαστικής Αλυσίδας*, Εκδόσεις Σοφία.
- [341] Μαρινάκης, Ι., Μαρινάκη, Μ., Ματσατσίνης, Ν. Φ., Ζοπουνίδης, Κ. (2011). *Μεθευρετικοί και Εξελικτικοί Αλγόριθμοι σε Προβλήματα Διοικητικής Επιστήμης*, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
- [342] Ψύχας, Η.- Δ. (2015). *Επίλυση Πολυαντικειμενικών Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων και Παραλλαγών τους με Χρήση Εξελικτικών Αλγορίθμων*, Πολυτεχνείο Κρήτης, Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

- [343] <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>.
- [344] <http://www.topspeed.com/trucks/truck-reviews/scania/2010-scania-p-series-ar126354.html>
- [345] <http://shark-project.sourceforge.net/MOO-EALib/>
- [346] *https : //www.researchgate.net/figure/The – clonal – selection – principle – 1fig126501959*
- [347] *https : //www.omlet.co.uk/guide/bees/about_bees/history*
- [348] <https://www.treehugger.com/natural-sciences/are-there-more-fireflies-year.html>
- [349] <https://www.northcoastjournal.com/NewsBlog/archives/2016/12/11/humbug-glow-worm-vs-snail>
- [350] <http://www.conserveireland.com/mammals/brown-longeared-bat.php>