

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

**Μοντελοποίηση Προβλημάτων
Βελτιστοποίησης με Χρήση Θεωρίας
Παιγνίων και Επίλυση τους μέσω
Μεθευρετικών Αλγορίθμων**

Μανούσος Ρηγάκης

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

5 Νοεμβρίου 2021

Το έργο συγχρηματοδοτείται από την Ελλάδα και την Ευρωπαϊκή Ένωση (Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο) μέσω του Επιχειρησιακού Προγράμματος «Ανάπτυξη Ανθρώπινου Δυναμικού, Εκπαίδευση και Διά Βίου Μάθηση», στο πλαίσιο της Πράξης «Ενίσχυση του ανθρώπινου ερευνητικού δυναμικού μέσω της υλοποίησης διδακτορικής έρευνας» (MIS-5000432), που υλοποιεί το Ίδρυμα Κρατικών Υποτροφιών (ΙΚΥ).



Επιχειρησιακό Πρόγραμμα
**Ανάπτυξη Ανθρώπινου Δυναμικού,
Εκπαίδευση και Διά Βίου Μάθηση**

Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης



Η διατριβή του Μανούσου Ρηγάκη εγκρίνεται:

- 1) Ιωάννης Μαρινάκης, Αναπληρωτής Καθηγητής
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης
Πολυτεχνείο Κρήτης
Επιβλέπων-Μέλος τριμελούς επιτροπής _____
- 2) Νικόλαος Ματσατσίνης, Καθηγητής
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης
Πολυτεχνείο Κρήτης
Μέλος τριμελούς επιτροπής _____
- 3) Αθανάσιος Μυγδαλάς, Καθηγητής
Industrial Logistics
Lulea Technical University, Sweden
Μέλος τριμελούς επιτροπής _____
- 4) Γεώργιος Δούνιας, Καθηγητής
Τμήμα Μηχανικών Οικονομίας και Διοίκησης
Πανεπιστήμιο Αιγαίου _____
- 5) Γεώργιος Σταυρουλάκης, Καθηγητής
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης
Πολυτεχνείο Κρήτης _____
- 6) Άγγελος Σιφαλέρας, Αναπληρωτής Καθηγητής
Τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής
Πανεπιστήμιο Μακεδονίας _____
- 7) Γεώργιος Σαχαρίδης, Αναπληρωτής Καθηγητής
Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών
Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας _____

Στον άνθρωπο της ζωής μου,
Δήμητρα.

Περιεχόμενα

Σύντομο Βιογραφικό	vii
Ευχαριστίες	ix
Κατάλογος Σχημάτων	x
Κατάλογος Πινάκων	xi
Συντομογραφίες	xiii
Σημειογραφίες και Σύμβολα	xv
Εισαγωγή	1
1 Παρουσίαση και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση Προβλημάτων	6
1.1 Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (<i>CTOP</i>)	10
1.2 Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (<i>PCVRP</i>)	13
1.2.1 Μονο-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου	14
1.2.2 Πολυ-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου	16
2 Παρουσίαση και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση Αλγορίθμων	19
2.1 Αλγόριθμος της Νυχτερίδας	21
2.2 Αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης	23
2.3 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας	25
2.4 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων	27
2.5 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Διδασκαλίας-Μάθησης	29
3 Διαχείριση Προτιμήσεων Ενός Ατόμου κατά τη Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών	32
3.1 Πολυκριτήρια Βελτιστοποίηση και Ανάλυση Αποφάσεων	34
3.2 Αλληλεπιδραστικές Μέθοδοι Βελτιστοποίησης	35
3.2.1 Ταξινόμηση των Αλληλεπιδραστικών Μεθόδων	37
3.2.2 Είδος Πληροφοριών Προτίμησης	37
3.2.3 Πρότυπο Αλληλεπίδρασης	38
3.2.4 Μοντέλο Προτίμησης	39

3.2.5	Μέθοδος Αναζήτησης	39
3.2.6	Αναφορικά με τον αποφασίζοντα	40
3.3	Μέθοδος <i>UTASTAR</i>	40
3.4	Προτεινόμενη Μέθοδος Σχεδιασμού Τουριστικών Διαδρομών Ενός Ατόμου	43
4	Διαχείριση Προτιμήσεων Ομάδας Ατόμων κατά τη Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών	47
4.1	Θεωρία Παιγνίων	49
4.1.1	Η Μάχη των Φύλων (<i>BOS</i>)	51
4.1.2	Η n -Ατόμων Μάχη των Φύλων ($n - BOS$)	52
4.2	Προτεινόμενη Μέθοδος Σχεδιασμού Τουριστικών Διαδρομών Ομάδας Ατόμων	54
4.2.1	Επιλογή Σημείων Ενδιαφέροντος μέσω του Παιγνίου $n - BOS$	55
5	Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών Ενός Ατόμου	58
5.1	Αλγοριθμική Επίλυση του <i>CTOP</i>	59
5.1.1	Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (<i>DRDE</i>))	60
5.1.2	Υπολογιστικά Αποτελέσματα Επίλυσης του <i>CTOP</i>	67
5.2	Αλγοριθμική Επίλυση του <i>PCVRP</i>	70
5.2.1	Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates (<i>FACR</i>))	71
5.2.2	Υπολογιστικά Αποτελέσματα Επίλυσης του <i>PCVRP</i>	78
6	Αλληλεπιδραστική Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών Ενός Ατόμου	85
6.1	Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (<i>PGFA</i>))	86
6.1.1	Εξαγωγή Προτιμήσεων	89
6.1.2	Τεχνικές Τοπικής Αναζήτησης	90
6.2	Υπολογιστικά Πειράματα της Μεθόδου <i>PGFA</i>	92
6.2.1	Εξεταζόμενα Σενάρια	94
7	Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών Ομάδας Ατόμων	103
7.1	Μαθηματική Μοντελοποίηση του $n - PCVRP$	104
7.2	Αλγοριθμική Επίλυση του $n - PCVRP$	107
7.2.1	Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις (Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance (<i>FACRD</i>))	107
7.3	Υπολογιστικά Αποτελέσματα Επίλυσης του $n - PCVRP$	112
	Επίλογος	119
	Βιβλιογραφία	124

Σύντομο Βιογραφικό

Ο Μανούσος Ρηγάκης γεννήθηκε στα Χανιά το 1989. Πήρε το δίπλωμα του από το Τμήμα Εφαρμοσμένων Μαθηματικών του Πανεπιστημίου Κρήτης, το 2013, και μεταπτυχιακό (M.Sc.) στην Επιχειρησιακή Έρευνα από τη Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, το 2016. Από το 2016 έως το 2021 ήταν υποψήφιος διδάκτορας (Ph.D.) στο Πολυτεχνείο Κρήτης στη σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης υπό την επίβλεψη του Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη, με υποτροφία από το Ίδρυμα Κρατικών Υποτροφιών. Έχει ολοκληρώσει την πρακτική του άσκηση στο Οικονομικό Επιμελητήριο του Δήμου Ηρακλείου (2012) και έχει ολοκληρώσει τις στρατιωτικές του υποχρεώσεις. Από το 2017 έως το 2019, τέλεσε εργαστηριακός βοηθός του Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη στη Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης για τα προπτυχιακά μαθήματα θεωρία Παιγνίων και Συνδυαστική Βελτιστοποίηση. Στα ερευνητικά του ενδιαφέροντα περιλαμβάνονται η θεωρία παιγνίων, η αλγοριθμική βελτιστοποίηση και η δρομολόγηση οχημάτων, ενώ στις δημοσιευμένες εργασίες του συμπεριλαμβάνονται οι εξής:

- Rigakis, M., Trachanatzi, D., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2021). Tourist group itinerary design: When the firefly algorithm meets the n-person Battle of Sexes. *Knowledge-Based Systems*, 107257. (I.F.: 8.038)
- Trachanatzi, D., Rigakis, M., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2020). A Firefly Algorithm for the Environmental Prize-Collecting Vehicle Routing Problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, 100712. (I.F.: 7.177, Total number of citations: 15)
- Trachanatzi, D., Rigakis, M., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2020). An interactive preference-guided firefly algorithm for personalized tourist itineraries. *Expert Systems with Applications*, 113563. (I.F.: 6.954, Total number of citations: 5)
- Trachanatzi, D., Rigakis, M., Marinaki, M., Marinakis, Y., & Matsatsinis, N. (2020). Distance related: a procedure for applying directly Artificial Bee Colony algorithm in routing problems. *Soft Computing*, 24:9071-9089. (I.F.: 3.050, Total number of citations: 1)

- Trachanatzi, D., Rigakis, M., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2020). A Discrete Inspired Bat Algorithm for Firetruck Dispatch in Emergency Situations. In *Natural Risk Management and Engineering* (pp. 203-223). Springer, Cham.
- Rigakis, M., Trachanatzi, D., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2020). A Hybrid Firefly Algorithm Based on Coordinates for the Prize-Collecting Vehicle Routing Problem. In *Operational Research in Agriculture and Tourism* (pp. 145-167). Springer, Cham.
- Trachanatzi, D., Rigakis, M., Taxidou, A., Marinaki, M., Marinakis, Y., & Matsatsinis, N. (2019, May). A novel solution encoding in the differential evolution algorithm for optimizing tourist trip design problems. In *International conference on learning and intelligent optimization* (pp. 253-267). Springer, Cham. (Total number of citations: 2)
- Rigakis, M., Trachanatzi, D., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2017, September). A Differential Evolution Algorithm to Develop Strategies for the Iterated Prisoner's Dilemma. In *International Workshop on Machine Learning, Optimization, and Big Data* (pp. 133-145). Springer, Cham.
- Rigakis, M., Trachanatzi, D., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2016). Artificial Bee Colony Optimization Approach to Develop Strategies for the Iterated Prisoner's Dilemma. In *7th International Conference of Bioinspired Methods and Their Applications, Bled, Slovenia* (pp. 18-20). (Total number of citations: 1)

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της διδακτορικής διατριβής μου, θα ήθελα να απευθύνω ένα βαθύ ευχαριστώ σε όσους στάθηκαν δίπλα μου σ' αυτή την επίπονη προσπάθεια και με βοήθησαν να τη φέρω σε πέρας.

Το πρώτο ευχαριστώ δικαιωματικά το οφείλω στον επιβλέποντα μου Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη για την αμέριστη στήριξη και την πολύπλευρη συμπαράσταση του σε κάθε στάδιο αυτού του εγχειρήματος. Τον ευχαριστώ θερμά για τη διαρκή επιστημονική καθοδήγηση και για την αμέριστη εμπιστοσύνη που μου έδειξε σε κάθε πτυχή της πολυετούς πλέον συνεργασίας μας καθώς και για τις πολύτιμες ευκαιρίες που μου πρόσφερε στους τομείς της έρευνας και της διδασκαλίας.

Οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην Δρ. Μαγδαληνή Μαρινάκη για τον πολύτιμο χρόνο που μου αφιέρωσε όλα αυτά τα χρόνια προσφέροντας μου συνεχώς επιστημονική και ηθική υποστήριξη. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα μέλη της τριμελούς επιτροπής μου, τον Καθηγητή κ. Νικόλαο Ματσατσίνη και τον Καθηγητή κ. Αθανάσιο Μυγδαλά, καθώς επίσης και τα υπόλοιπα μέλη της επταμελούς επιτροπής, τον Καθηγητή κ. Γεώργιο Δούνια, τον Καθηγητή κ. Γεώργιο Σταυρουλάκη, τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Άγγελο Σιφαλέρα και τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Γεώργιο Σαχαρίδη, οι οποίοι αφιέρωσαν μέρος του πολύτιμου χρόνου τους για να κρίνουν την παρούσα διατριβή.

Η ολοκλήρωση της διδακτορικής μου διατριβής, βεβαίως, θα ήταν κυριολεκτικά αδύνατη χωρίς την ηθική και έμπρακτη συμπαράσταση της συντρόφου μου Δήμητρας Τραχανατζή. Ακόμα, την ευχαριστώ για τις ατελείωτες ώρες που αφιερώσαμε στο κοινό ερευνητικό μας έργο ως μέλη του ίδιου εργαστηρίου. Τέλος, οφείλω ένα πολύ μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς μου Μανόλη και Χρυσούλα και στην αδερφή μου, Έφη που όλα αυτά τα χρόνια στάθηκαν δίπλα μου στηρίζοντας τις αποφάσεις μου καθώς και για την κατανόηση και την υπομονή που έδειξαν σε όλο αυτό το διάστημα.

Κατάλογος Σχημάτων

1.1	Σχεδιάγραμμα Τουριστικών Διαδρομών	7
3.1	Διάγραμμα ροής διαδραστικού αλγοριθμικού πλαισίου <i>PGFA</i>	46
4.1	Διάγραμμα ροής προτεινόμενης προσέγγισης	55
6.1	Αναπαράσταση του πληθυσμού λύσεων, του μετώπου <i>Pareto</i> και των κέντρων ομαδοποίησης στον αντικειμενικό χώρο.	89
6.2	Εξέλιξη του μετώπου <i>Pareto</i> στο Σενάριο 1	97
6.3	Εξέλιξη του μετώπου <i>Pareto</i> στο Σενάριο 2	98
6.4	Εξέλιξη του μετώπου <i>Pareto</i> στο Σενάριο 3	99
6.5	Εξέλιξη του μετώπου <i>Pareto</i> στο Σενάριο 4	101
6.6	Εξέλιξη του μετώπου <i>Pareto</i> στο Σενάριο 5	102
7.1	Σχεδιάγραμμα σύγκλισης των αλγορίθμων για το παράδειγμα A- <i>n</i> 53- <i>k</i> 7-1, με 53 διαθέσιμα <i>POI</i> και 7 διαδρομές που θα σχηματιστούν	115
7.2	Σχεδιάγραμμα σύγκλισης των αλγορίθμων για το παράδειγμα M- <i>n</i> 121- <i>k</i> 7-1, με 121 διαθέσιμα <i>POI</i> και 7 διαδρομές που θα σχηματιστούν	115
7.3	Μέση ποσοστιαία απόκλιση από τα αποτελέσματα του <i>Gurobi</i> και των αλγορίθμων, λαμβάνοντας υπόψη τα παραδείγματα αναφοράς με λιγότερα από 60 <i>POI</i>	116
7.4	Μέση ποσοστιαία απόκλιση από τα αποτελέσματα του <i>Gurobi</i> και των αλγορίθμων, λαμβάνοντας υπόψη τα παραδείγματα αναφοράς με περισσότερα από 60 <i>POI</i>	116

Κατάλογος Πινάκων

4.1	Πίνακας αμοιβών του παιγνίου η Μάχη των Φύλων	52
5.1	Παράδειγμα κωδικοποίησης λύσης της μεθόδου Συσχέτιση Αποστάσεων (<i>DR</i>)	62
5.2	Παράδειγμα αποκωδικοποίησης λύσης της μεθόδου Συσχέτιση Αποστάσεων	63
5.3	Παραμετροποίηση αλγορίθμου <i>DRDE</i>	68
5.4	Υπολογιστικά αποτελέσματα επίλυσης του <i>CTOP</i>	69
5.5	Υπολογιστικά αποτελέσματα επίλυσης του <i>CTOP</i> (συνέχεια)	70
5.6	Παράδειγμα υπολογισμού απόστασης r_{ij} του αλγορίθμου <i>FACR</i>	73
5.7	Παράδειγμα κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης μεθόδου <i>CR</i> , όπου $f(x_i) < f(x_j) \Rightarrow I_j < I_i$	75
5.8	Παραμετροποίηση αλγορίθμου <i>FACR</i>	79
5.9	Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου A	81
5.10	Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου B	82
5.11	Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου E	83
5.12	Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου M	84
6.1	Παραμετρική μελέτη των αλληλεπιδραστικών παραμέτρων με βάση την τιμή της καλύτερης λύσης στον πληθυσμό, f^* και τη μέση τιμή όλων των λύσεων στον τελικό πληθυσμό, f_{avg}	93
6.2	Ρύθμιση παραμέτρων <i>PGFA</i>	94
6.3	Ο <i>DM</i> δίνει έμφαση στο κριτήριο f_1 (Σενάριο 1)	96
6.4	Σενάριο 2: Ο <i>DM</i> δίνει έμφαση στο κριτήριο f_2 (Σενάριο 2)	98
6.5	Ο <i>DM</i> δίνει έμφαση στο κριτήριο f_3 (Σενάριο 3)	99
6.6	Ο <i>DM</i> δίνει έμφαση στα κριτήρια f_2 και f_1 , με αυτήν την σειρά προτίμησης (Σενάριο 4)	100
6.7	Ο <i>DM</i> δίνει έμφαση στα κριτήρια f_2 και f_3 , με αυτήν την σειρά προτίμησης (Σενάριο 5)	102
7.1	Παράδειγμα κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης μεθόδου <i>CRD</i> , όπου $f(x_i) < f(x_j) \Rightarrow I_j < I_i$	111
7.2	Ρύθμιση Παραμέτρων	113
7.3	Υπολογιστικά αποτελέσματα για παραδείγματα με λιγότερα από 60 <i>POIs</i>	114
7.4	Υπολογιστικά αποτελέσματα για παραδείγματα με περισσότερα από 60 <i>POIs</i>	114
7.5	Μη-παραμετρική στατιστική ανάλυση για τα 120 παραδείγματα αναφοράς	117

7.6	<i>Post – hoc</i> ανάλυση	117
-----	-------------------------------------	-----

Συντομογραφίες

<i>BA</i>	Bat Algorithm Αλγόριθμος της Νυχτερίδας
<i>BOS</i>	Battle of Sexes Μάχη των Φύλων
<i>CR</i>	Coordinates Related Συσχέτιση Συντεταγμένων
<i>CRD</i>	Coordinates and Distance Related Συσχέτιση Συντεταγμένων και Αποστάσεων
<i>CTOP</i>	Capacitated Team Orienteering Problem Πρόβλημα Προσανατολισμού ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα
<i>DE</i>	Differential Evolution Διαφορική Εξέλιξη
<i>DM</i>	Decision Maker Αποφασίζων
<i>DR</i>	Distance Related Συσχέτιση Αποστάσεων
<i>DRDE</i>	Distance Related Differential Evolution Διαφορική Εξέλιξη Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις
<i>FA</i>	Firefly Algorithm Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας
<i>FACR</i>	Firefly Algorithm based on Coordinates Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες
<i>FACRD</i>	Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις

<i>IMO</i>	Interactive Multiobjective Optimization Αλληλεπιδραστική Πολυκριτήρια Βελτιστοποίηση
<i>MO – PCVRP</i>	Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem Πολυ-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου
<i>n – BOS</i>	<i>n</i> -Person Battle of Sexes <i>n</i> -Ατόμων Μάχη των Φύλων
<i>n – PCVRP</i>	<i>n</i> -Person Prize-Collecting Vehicle Routing Problem Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου <i>n</i> -Ατόμων
<i>OP</i>	Orienteering Problem Πρόβλημα Προσανατολισμού
<i>PCVRP</i>	Prize-Collecting Vehicle Routing Problem Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου
<i>PGFA</i>	Preference-Guided Firefly Algorithm Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων
<i>POI</i>	Point of Interest Σημείο Ενδιαφέροντος
<i>PSO</i>	Particle Swarm Optimization Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων
<i>ROI</i>	Region of Interest Περιοχή Ενδιαφέροντος
<i>TLBO</i>	Teaching Learning Based Optimization Βελτιστοποίηση Διδασκαλίας-Μάθησης
<i>TOP</i>	Team Orienteering Problem Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας
<i>TTDP</i>	Tourist Trip Design Problem Πρόβλημα Σχεδιασμού Τουριστικών Ταξιδιών
<i>VRP</i>	Vehicle Routing Problem Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων

Σημειογραφίες και Σύμβολα

Παράμετροι	Προβλημάτων
N	Πλήθος κόμβων
M	Αριθμός διαδρομών
M^+	Μέγιστος επιτρεπτός αριθμός διαδρομών
M^-	Ελάχιστος επιτρεπτός αριθμός διαδρομών
Q	Χωρητικότητα διαδρομής
T_{max}	Μέγιστη επιτρεπτή απόσταση διαδρομής
G	Σταθερό κόστος διαδρομής
t_{ij}	Ευκλείδεια απόσταση των σημείων i, j
dm_i	Ζήτηση σημείου i
pr_i	Βραβείο σημείου i
r	Παράμετρος ελάχιστης κάλυψης ζήτησης
D_{min}	Ελάχιστο επίπεδο ζήτησης
RP	Διάνυσμα αποφάσεων $n - BOS$
F	Απαγορευμένα σημεία προς επίσκεψη
C	Υποχρεωτικά σημεία προς επίσκεψη
U	Προαιρετικά σημεία προς επίσκεψη
Παράμετροι	Αλγοριθμικών Μεθόδων
W	Μέγεθος πληθυσμού λύσεων
I_{pop}	Αριθμός επαναλήψεων βελτιστοποίησης
I_{ls}	Αριθμός επαναλήψεων τοπικής αναζήτησης
I_{DM}	Βήμα επανάληψης της αλληλεπίδρασης του αποφασίζοντα
F	Ρυθμός μετάλλαξης
Cr	Ρυθμός διασταύρωσης

I	Ένταση λύσης
α_0	Αρχικός συντελεστής τυχαιότητας
β_0	Αρχικός συντελεστής ελκυστικότητας
γ	Συντελεστής απορρόφησης
δ	Παράμετρος κλιμάκωσης
$f(x)$	Τιμή αντικειμενικής συνάρτησης της λύσης x
r_a	Παράμετρος ακτίνας ομαδοποίησης

Εισαγωγή

Ο τουρισμός είναι μια παγκόσμια βιομηχανία που περιλαμβάνει τη διάδοση μεγάλου όγκου πληροφοριών. Σε όλο τον κόσμο, οι τουριστικοί προορισμοί προσφέρουν πολλά ενδιαφέροντα αξιοθέατα και μέρη για ταξιδιώτες και τουρίστες. Δεδομένου ότι κάθε επισκέπτης έχει διαφορετικά ενδιαφέροντα όταν επισκέπτεται έναν προορισμό (π.χ. περιπέτεια, ψώνια, πολιτιστικά/ιστορικά), πρέπει να ολοκληρώσει μία απαιτητική και χρονοβόρα διαδικασία για την επιλογή των σημείων ενδιαφέροντος (Points of Interest (*POIs*)) ή δραστηριοτήτων που ικανοποιούν τις προτιμήσεις του αλλά και τους πρακτικούς περιορισμούς του ταξιδιού του. Ως αποτέλεσμα, στον τομέα του τουρισμού έχουν προκύψει εξατομικευμένοι σχεδιαστές ταξιδιών και συστήματα ταξιδιωτικών προτάσεων, προσελκύοντας ολοένα και μεγαλύτερη προσοχή, διευκολύνοντας τις προσπάθειες προγραμματισμού των τουριστικών ταξιδιών και βελτιώνοντας την ποιότητα τους.

Αυτά τα εξατομικευμένα συστήματα περιέχουν δύο διαδικασίες, οι οποίες λειτουργούν είτε ανεξάρτητα είτε συνδυαστικά, την επιλογή (σύσταση) σημείων ενδιαφέροντος προς επίσκεψη, που ικανοποιούν τις προτιμήσεις του χρήστη, και το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών σε αυτά τα σημεία. Ο βέλτιστος σχεδιασμός των τουριστικών διαδρομών αντιστοιχεί στην επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων, τα οποία προσομοιώνουν τα απαιτούμενα χαρακτηριστικά. Η κατηγορία των προβλημάτων αυτών δηλώνεται ως Προβλήματα Σχεδιασμού Τουριστικών Ταξιδιών (Tourist Trip Design Problem (*TTDP*)) [1] και η μοντελοποίηση τους ποικίλει. Βασικό χαρακτηριστικών των *TTDP* είναι ότι περιλαμβάνουν τη μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη από την επίσκεψη των επιλεγμένων σημείων ενδιαφέροντος ως κριτήριο βελτιστοποίησης, με βάση την προτίμηση που έχει δηλώσει σε κάθε διαθέσιμο *POI*. Συνεπώς, ο σχεδιασμός των τουριστικών διαδρομών βασίζεται στις προτιμησιακές πληροφορίες ενός χρήστη, οι οποίες έχουν προηγουμένως δηλωθεί με τη χρήση διακριτών τιμών κέρδους ή βραβείου.

Έτσι, στην παρούσα διδακτορική διατριβή, επιλέχθηκαν προς βελτιστοποίηση προβλήματα της κατηγορίας *TTDP*, δηλαδή το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας

με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Team Orienteering Problem (*CTOP*)) και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*PCVRP*)). Τα δύο αυτά προβλήματα εμφανίζουν διαφορετικούς στόχους και περιορισμούς. Συγκεκριμένα, το *CTOP* αποσκοπεί στο σχεδιασμό ενός πεπερασμένου αριθμού διαδρομών στα σημεία ενδιαφέροντος με μοναδικό στόχο τη μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη, βάση της προκαθορισμένης τιμής κέρδους κάθε *POI*. Ενώ, το *PCVRP* αφορά στην ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης και του σταθερού κόστους του ταξιδιού, και στη μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη. Στην περίπτωση του *CTOP* θεωρείται ότι κάθε ημερήσια διαδρομή που δημιουργείται χαρακτηρίζεται από μέγιστη επιτρεπτή συνολικά διανυθείσα απόσταση, ενώ δεν πρέπει να υπερβαίνει τον προκαθορισμένο ημερήσιο προϋπολογισμό. Ενώ, το *PCVRP* δεν περιορίζει τη διανυθείσα απόσταση, αλλά επιβάλλει την κάλυψη ενός ελάχιστου επιπέδου ζήτησης, το οποίο αντιστοιχεί στο σχηματισμό ικανοποιητικών διαδρομών με αρκετά και επιθυμητά σημεία ενδιαφέροντος. Όμως, και τα δύο προβλήματα βασίζονται στο κλασσικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων (Vehicle Routing Problem (*VRP*)) [2], όπου κάθε σημείο είναι επισκέψιμο μία μόνο φορά σε μία μόνο διαδρομή, αλλά διαφέρουν από αυτό στο ότι δεν απαιτούν την επίσκεψη όλων των διαθέσιμων σημείων, αλλά μόνο ενός υποσυνόλου αυτών.

Τα παραπάνω προβλήματα βασίζονται στις προτιμησιακές πληροφορίες ενός χρήστη σε ότι αφορά τα σημεία ενδιαφέροντος και το βαθμό που τον ικανοποιούν. Συνεπώς, η βέλτιστη επίλυση τους καταλήγει σε ένα σύνολο τουριστικών διαδρομών που ικανοποιούν τις συγκεκριμένες προτιμήσεις. Εξελίσσοντας αυτή την προσέγγιση, στην παρούσα διδακτορική διατριβή λαμβάνονται υπόψιν και οι προτιμήσεις του χρήστη στα χαρακτηριστικά της διαδρομής, δηλαδή στα εξεταζόμενα κριτήρια βελτιστοποίησης. Για παράδειγμα, εάν εξετάσουμε το Πολυ-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*MO – PCVRP*)), για το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών θεωρούνται τρία διαφορετικά και αντικρουόμενα κριτήρια βελτιστοποίησης, το σύνολο της διανυθείσας απόστασης, το συνολικό κόστος του ταξιδιού και το επίπεδο ικανοποίησης. Για παράδειγμα, μπορεί κάποιος να μην επιθυμεί να περπατήσει μεγάλη απόσταση ή να επιθυμεί ένα σύντομο ταξίδι (λίγες ημέρες) στον τουριστικό προορισμό, σε βάρος της επίσκεψης σημείων που θα ήθελε να επισκεφτεί. Το ερώτημα που τίθεται είναι πως ένας χρήστης μπορεί να δηλώσει την προτίμηση του σε αυτά τα κριτήρια, δοθέντος ότι οι διαδρομές που σχηματίζονται δεν μπορούν εύκολα να συγκριθούν μεταξύ τους. Η απάντηση δίνεται μέσα από την θεωρία της

Αλληλεπιδραστικής Πολυκριτήριας Βελτιστοποίησης (Interactive Multiobjective Optimization (*IMO*)) και της Αναλυτικής Συνθετικής Προσέγγισης (Preference Disaggregation Approach (*PDA*)). Συγκεκριμένα, προτείνεται ένα αλληλεπιδραστικό αλγοριθμικό πλαίσιο, το οποίο δηλώνεται ως Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (*PGFA*)). Σύμφωνα με την προτεινόμενη μεθοδολογία, ο χρήστης μετατρέπεται σε αποφασίζοντα, ο οποίος δηλώνει την προτίμηση του σε ένα μικρό αντιπροσωπευτικό δείγμα (μη-κυριαρχούμενων) λύσεων, οι οποίες παρέχονται από την αλγοριθμική βελτιστοποίηση του *MO-PCVRP*. Η προτίμηση αυτή δηλώνεται με τη μορφή ταξινόμησης και αποτελεί είσοδο της μεθόδου *UTASTAR*, η οποία αποδίδει μία αντιπροσωπευτική συνάρτηση αξίας για την αξιολόγηση των λύσεων βάση των προτιμήσεων του αποφασίζοντα. Έτσι, ο αποφασίζων αλληλεπιδρά με την αλγοριθμική διαδικασία κατά την εξέλιξη της, δηλώνοντας κάθε φορά έμμεσα την προτίμηση του στα κριτήρια βελτιστοποίησης. Η διαδικασία αυτή εφαρμόζεται για να κατευθύνει ο αποφασίζοντα την αναζήτηση καθώς αυτή εξελίσσεται και αποτελεί πρωτοτυπία της παρούσας διδακτορικής διατριβής.

Μέχρι αυτό το σημείο, έχει εξεταστεί ο σχεδιασμός εξατομικευμένων τουριστικών διαδρομών με ή χωρίς την παρέμβαση του χρήστη. Αναπόφευκτα, διατυπώνεται το εξής ερώτημα, πως αυτή η διαδικασία μεταβάλλεται όταν δεν εξυπηρετεί τις προτιμήσεις ενός ατόμου, αλλά πολλών; Συγκεκριμένα, η περίπτωση που εξετάζεται είναι ο σχεδιασμός του ταξιδιού μίας ομάδας ατόμων με διαφορετικές προτιμήσεις, που όμως επιθυμούν να ταξιδεύουν και να επισκέπτονται τα σημεία ενδιαφέροντος μαζί, όπως θα μπορούσε να κάνει μία οικογένεια, μία παρέα φίλων ή ένα οργανωμένο τουριστικό γκρουπ. Για το σκοπό αυτόν, στην παρούσα διατριβή προτείνεται η χρήση μίας αλγοριθμικής μεθόδου που ενσωματώνει στοιχεία της Θεωρίας Παιγνίων και συγκεκριμένα την επέκταση του παιγνίου Μάχη των Φύλων (Battle of Sexes (*BOS*)), το παίγνιο *n*-Ατόμων Μάχη των Φύλων (*n*-Person Battle of Sexes (*n-BOS*)), όπου *n* τα μέλη της ομάδας. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται η επαναληπτική προσομοίωση του παιγνίου *n-BOS*, προσομοιώνοντας (μέσω πρακτόρων) την αλληλεπίδραση των μελών της ομάδας τουριστών καθώς προσπαθούν να επιτύχουν μία ομόφωνη απόφαση σχετικά με τα *POIs* που θα επισκεφθούν. Έτσι, μέσα από την παραπάνω διαδικασία τα διαθέσιμα σημεία ενδιαφέροντος κατηγοριοποιούνται σε αυτά που θέλει οπωσδήποτε η ομάδα να επισκεφθεί, σε αυτά που δεν θέλει και στα υπόλοιπα που η επίσκεψη τους θεωρείται προαιρετική. Η κατηγοριοποίηση αυτή τροφοδοτείται στην αλγοριθμική διαδικασία, η οποία καταλήγει σε ένα σύνολο τουριστικών διαδρομών, σύμφωνα με τις απαιτήσεις της ομάδας. Μάλιστα, προτείνεται μία παραλλαγή του κλασσικού προβλήματος *PCVRP*, η οποία περιλαμβάνει με τη μορφή περιορισμών το αποτέλεσμα της προσομοίωσης του παιγνίου, δηλαδή

τη συλλογική απόφαση της ομάδας, η οποία δηλώνεται ως Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου n -Ατόμων (n -Person Prize-Collecting Vehicle Routing Problem ($n - PCVRP$)).

Για τη βελτιστοποίηση των προβλημάτων που χρησιμοποιούνται στην παρούσα διατριβή, με στόχο το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, προτείνονται καινοτόμα αλγοριθμικά πλαίσια, τα οποία βασίζονται σε κλασσικούς μεθευρετικούς αλγόριθμους. Συγκεκριμένα, για τη βελτιστοποίηση του $CTOP$ προτείνεται ο αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution ($DRDE$)), ο οποίος βασίζεται στο αλγοριθμικό πλαίσιο της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (DE)). Ενώ, για την επίλυση του $PCVRP$, προτείνεται ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates ($FACR$)) που βασίζεται στον κλασσικό Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (FA)). Ο ίδιος αλγόριθμος ενσωματώνεται και στην προτεινόμενη αλληλεπιδραστική μέθοδο $PGFA$. Επίσης, για τη βελτιστοποίηση του προτεινόμενου $n - PCVRP$ προτείνεται ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις (Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance ($FACRD$)).

Μάλιστα, οι αλγόριθμοι που αναφέρονται παραπάνω, αποτελούν επεκτάσεις των αντίστοιχων γνωστών μεθευρετικών αλγορίθμων και περιέχουν ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές μεθόδους κατασκευής αρχικών λύσεων και βελτίωσης τους, που αντιστοιχούν στο εκάστοτε πρόβλημα δρομολόγησης προς επίλυση. Όμως, η βασική τους καινοτομία βρίσκεται στον τρόπο κωδικοποίησης και αποκωδικοποίησης των λύσεων των προβλημάτων δρομολόγησης. Συγκεκριμένα, μία εφικτή λύση των εξεταζόμενων προβλημάτων δρομολόγησης αναπαρίσταται σε ένα διάνυσμα διακριτών τιμών που δηλώνει την αλληλουχία επίσκεψης των επιλεγμένων σημείων. Ενώ, οι αλγόριθμοι DE και FA βασίζονται στην ενημέρωση των διανυσμάτων λύσεων κάνοντας χρήση εξισώσεων που εφαρμόζονται στο συνεχές χώρο λύσεων. Έτσι, προκειμένου να εναρμονιστούν οι αλγοριθμικές μέθοδοι με τις ανάγκες των προβλημάτων που επιλύουν, προτείνονται διαφορετικές μέθοδοι χαρτογράφησης των λύσεων από το διακριτό χώρο στο συνεχές και αντίστροφα.

Έτσι, στο πλαίσιο του $DRDE$ προτείνεται η μέθοδος κωδικοποίησης/αποκωδικοποίησης των λύσεων που ονομάζεται Συσχέτιση Αποστάσεων (Distance Related (DR)), η οποία βασίζεται στην Ευκλείδεια Απόσταση μεταξύ των σημείων κάθε διαδρομής, αντιστοιχώντας τη διακριτή αλληλουχία με συνεχείς τιμές και αντίστροφα. Στο πλαίσιο του $FACR$ προτείνεται η αντίστοιχη μέθοδος που δηλώνεται ως Συσχέτιση Συντεταγμένων (Coordinates Related (CR)), η οποία κάνει χρήση των καρτεσιανών συντεταγμένων κάθε σημείου που ανήκει στο εκάστοτε εξεταζόμενο

διάνυσμα λύσης. Η αποκωδικοποίηση των ενημερωμένων συντεταγμένων βασίζεται στην αναζήτηση υπαρκτού σημείου στο χώρο λύσεων, κοντά στα νοητά σημεία που δημιουργούνται, αναζητώντας μόνο προς μία κατεύθυνση, κατά τον άξονα $-x$ ή κατά τον άξονα $-y$. Τέλος, στο πλαίσιο του *FACRD* προτείνεται η μέθοδος Συσχέτιση Συντεταγμένων και Αποστάσεων (Coordinates and Distance Related (*CRD*)), η οποία κωδικοποιεί τα διακριτά διανύσματα λύσεων ως συνεχή βάση των αντίστοιχων καρτεσιανών συντεταγμένων αλλά τα αποκωδικοποιεί κάνοντας χρήση της Ευκλείδειας Απόστασης μεταξύ των νοητών σημείων που δημιουργούνται και των διαθέσιμων σημείων ενδιαφέροντος, βάση των δεδομένων του προβλήματος που εξετάζεται.

Η παρούσα διδακτορική διατριβή διαρθρώνεται ως ακολούθως. Στο Κεφάλαιο 1 δίνεται η βιβλιογραφική ανασκόπηση και μαθηματική διατύπωση των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων που χρησιμοποιούνται στο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, όπως το *CTOP*, το *PCVRP* και το *MO – PCVRP*. Στο Κεφάλαιο 2 δίνονται οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται ως βάση για τη βελτιστοποίηση των παραπάνω προβλημάτων. Το Κεφάλαιο 3 δίνει το υπόβαθρο και τη μεθοδολογία που χρησιμοποιείται για τη διαχείριση των προτιμήσεων ενός ατόμου κατά τη δημιουργία εξατομικευμένων τουριστικών διαδρομών. Ενώ, αντίστοιχα το Κεφάλαιο 4 αναφέρεται στη διαχείριση προτιμήσεων των μελών μίας ομάδας ατόμων που ταξιδεύουν μαζί διατυπώνοντας διαφορετικές προτιμήσεις. Στη συνέχεια, στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία αλγοριθμικής βελτιστοποίησης των επιλεγμένων προβλημάτων για το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών. Στο Κεφάλαιο 6 προτείνεται και περιγράφεται μία αλληλεπιδραστική αλγοριθμική μεθοδολογία για το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών βάση των προτιμήσεων που διατυπώνει περιοδικά ένας χρήστης αναφορικά με τα κριτήρια βελτιστοποίησης. Στο Κεφάλαιο 7 παρουσιάζεται η καινοτόμα μέθοδος που συνδυάζει τη Θεωρία Παιγνίων με την αλγοριθμική βελτιστοποίηση για την επίλυση του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVRP$, που αποσκοπεί στο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών που εντάσσει της προτιμήσεις μίας ετερογενούς ομάδας τουριστών. Τέλος, δίνονται τα συμπεράσματα της παρούσας διδακτορικής διατριβής και οι στόχοι της μελλοντικής έρευνας.

Κεφάλαιο 1

Παρουσίαση και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση Προβλημάτων

Η ολοένα αυξανόμενη σημασία της τουριστικής βιομηχανίας στην παγκόσμια οικονομία οδηγεί την επιστημονική κοινότητα κοντά στην προσομοίωση, τη μοντελοποίηση και τη βελτιστοποίηση των προβλημάτων που προωθούν και υποστηρίζουν αυτόν τον τομέα. Για παράδειγμα, στη βιβλιογραφία συναντώνται αλγοριθμικά πλαίσια που βελτιστοποιούν τις διαδρομές των τουριστών όταν επισκέπτονται μια πόλη, μια χώρα ή ένα μουσείο, λαμβάνοντας υπόψιν διάφορους περιορισμούς, π.χ. ώρες λειτουργίας, χρόνος μεταφοράς, διαθεσιμότητα εισιτηρίων, όρια προϋπολογισμού και άλλα [3]. Συγκεκριμένα, οι τουρίστες που επισκέπτονται έναν προορισμό για μία ή περισσότερες ημέρες, πρέπει να αποφασίσουν ποια σημεία ενδιαφέροντος (Points of Interest (*POIs*)) θα επισκεφθούν και με ποια σειρά για κάθε ημέρα ταξιδιού, λαμβάνοντας υπόψιν τόσο τους πρακτικούς περιορισμούς όσο και την ικανοποίηση των επιθυμιών τους (Σχήμα 1.1). Έτσι, για τη διευκόλυνση αυτής της διαδικασίας έχουν προταθεί εξατομικευμένοι ηλεκτρονικοί τουριστικοί οδηγοί (Personalized Electronic Tourist guides (*PETs*)) [1, 4] που εξυπηρετούν ταυτόχρονα την επιλογή των *POI* και τη δημιουργία εξατομικευμένων τουριστικών διαδρομών σε αυτά. Το γενικό πρόβλημα της εξατομικευμένης δημιουργίας τουριστικών διαδρομών, το οποίο σχετίζεται κυρίως με τη λειτουργία του σχηματισμού διαδρομών των *PET*, έχει οριστεί ως Πρόβλημα Σχεδιασμού Τουριστικών Ταξιδιών (Tourist Trip Design Problem (*TTDP*)) [1]. Η μοντελοποίηση του *TTDP* βασίζεται στα εξής δεδομένα:

- Ένα σύνολο υποψηφίων *POI*, όπου το καθένα σχετίζεται με έναν αριθμό χαρακτηριστικών (π.χ. τύπος, τοποθεσία, ημέρες/ώρες λειτουργίας, κ.λ.π.).

- Ο χρόνος ταξιδιού μεταξύ των *POI* υπολογίζεται βάση των επιλεγμένων τρόπων μεταφοράς (π.χ. μέσα μαζικής μεταφοράς, ποδήλατο, περπάτημα κ.α.)
- Βάση των ατομικών προτιμήσεων, κάθε *POI* αντιστοιχείται με ένα επίπεδο ικανοποίησης (βραβείο ή κέρδος).
- Ο αριθμός των διαδρομών που πρέπει να δημιουργηθούν υπολογίζεται με βάση την περίοδο διαμονής στον τουριστικό προορισμό.
- Η αναμενόμενη διάρκεια επίσκεψης σε κάθε *POI* προκύπτει από το πιθανό ενδιαφέρον του χρήστη για το συγκεκριμένο σημείο.
- Το ημερήσιο χρονικό όριο σε επισκέψεις στα αξιοθέατα, υπολογίζεται συμπεριλαμβανομένου και του συνολικού χρόνου μετακίνησης.



Σχήμα 1.1: Σχεδιάγραμμα Τουριστικών Διαδρομών

Με την επίλυση του *TTDP* προκύπτει ένα καθημερινό πρόγραμμα επίσκεψης (επιλεγμένων) σημείων ενδιαφέροντος με σεβασμό στους περιορισμούς των χρηστών που σχετίζονται με το κόστος ταξιδιού και τα χαρακτηριστικά των διαθέσιμων *POI*. Στόχος είναι η μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη και κατά επέκταση της μεγιστοποίησης του συλλεγόμενου κέρδους από το σύνολο των προγραμματισμένων επισκέψεων. Θεωρώντας διαφορετικούς περιορισμούς και παραμέτρους, στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορες παραλλαγές του προβλήματος *TTDP*, οι οποίες κατηγοριοποιούνται σε αυτές που στοχεύουν στη δημιουργία μίας διαδρομής και σε αυτές που στοχεύουν στο σχηματισμό πολλαπλών διαδρομών με βάση

τη χρονική διάρκεια του ταξιδιού σε ημέρες. Οι παραλλαγές μιας διαδρομής μοντελοποιούνται χρησιμοποιώντας παραλλαγές του Προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με Κέρδη (Travelling Salesman Problem with Profits (*TSPP*)) [5] και του Προβλήματος Προσανατολισμού (Orienteering Problem (*OP*)) [6]. Το *TSPP* περιλαμβάνει δύο αντικρουόμενους στόχους, τη μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους από την επίσκεψη των *POI* και την ελαχιστοποίηση του κόστους ταξιδιού, ενώ το *OP* στοχεύει στη μεγιστοποίηση του κέρδους διατηρώντας το κόστος ταξιδιού κάτω από ένα προκαθορισμένο επίπεδο.

Ακόμα, για τη μοντελοποίηση του προβλήματος σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες παραλλαγές του Προβλήματος Προσανατολισμού, και μία σύγχρονη βιβλιογραφική ανασκόπηση του βρίσκεται από τους Gunawan et al. [7]. Για παράδειγμα, έχει προταθεί το *OP* με χρονικά παράθυρα (Orienteering Problem with Time Windows (*OPTW*)) [8], το οποίο θεωρεί ότι κάθε σημείο μπορεί να γίνει επισκέψιμο μόνο μέσα σε ένα συγκεκριμένο (διαφορετικό για το καθένα) χρονικό διάστημα. Στο χρονικά εξαρτώμενο Πρόβλημα Προσανατολισμού (Time Dependent Orienteering Problem (*TDOP*)) [9], το κόστος μίας διαδρομής και της μετακίνησης μεταξύ σημείων, εξαρτάται από τον αντίστοιχο χρόνο μετακίνησης. Η μοντελοποίηση αυτή χρησιμεύει στην περίπτωση προβλημάτων *TTDP* που βασίζεται σε συνδυασμό μεταφορικών μέσων για τη δημιουργία των τουριστικών διαδρομών. Το *OP* με υποχρεωτική επίσκεψη σημείων (Orienteering Problem with Compulsory Vertices (*OPCV*)) [10] χρησιμοποιείται στη μοντελοποίηση προβλημάτων *TTDP*, όπου η επίσκεψη συγκεκριμένων *POI* είναι σημαντική και αυτά πρέπει να συμπεριληφθούν στις σχηματιζόμενες τουριστικές διαδρομές. Το Πρόβλημα Προσανατολισμού με μεταβλητά κέρδη (Orienteering Problem with Variable Profits (*OPVP*)) [11] ορίζει ότι η συλλογή του αντίστοιχου κέρδους από την επίσκεψη ενός συγκεκριμένου *POI* απαιτεί είτε έναν αριθμό πολλαπλών επισκέψεων είτε την πάροδο ενός συγκεκριμένου χρονικού διαστήματος επίσκεψης στο σημείο αυτό. Το πρόβλημα αυτό, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη μοντελοποίηση παραλλαγών του *TTDP* όπου ενδέχεται να απαιτούνται πολλαπλές επισκέψεις ή μεγαλύτερη παραμονή σε μια τοποθεσία. Το Πρόβλημα Προσανατολισμού με επιλογή ξενοδοχείου (Orienteering Problem with Hotel Selection (*OPHS*)) [12] είναι μια παραλλαγή του *OP* που χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση του σχεδιασμού ενός πολυήμερου τουριστικού ταξιδιού και τον καθορισμό ενός σταθερού συνόλου συνδεδεμένων διαδρομών που μεγιστοποιούν το επίπεδο ικανοποίησης, ενώ κάθε διαδρομή έχει περιορισμένη διάρκεια και πρέπει να ξεκινήσει και να τελειώσει σε ένα από τα διαθέσιμα ξενοδοχεία της εξεταζόμενης περιοχής. Επιπλέον, στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί παραλλαγές του *OP* με στοχαστικά χαρακτηριστικά,

όπως στοχαστική τιμή κέρδους σε κάθε *POI* (Orienteering Problem with Stochastic Profits (*OPSP*)) [13] και στοχαστικό χρόνο μετακίνησης και εξυπηρέτησης (Orienteering Problem with Stochastic Travel and Service Times (*OPSTS*)) [14].

Για τη μοντελοποίηση προβλημάτων σχεδιασμού πολλαπλών τουριστικών διαδρομών, στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί παραλλαγές του κλασσικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων (Vehicle Routing Problem (*VRP*)) [2] και συγκεκριμένα, παραλλαγές προβλημάτων που ανήκουν στην κατηγορία δρομολόγησης οχημάτων με κέρδος (Vehicle Routing Problem with Profits (*VRPP*)) [15–17]. Τα προβλήματα της κατηγορίας *VRPP* περιλαμβάνουν διάφορους περιορισμούς, όμως διατηρούν κοινό το χαρακτηριστικό που τα διαχωρίζει από τα υπόλοιπα προβλήματα δρομολόγησης, δηλαδή το ότι οι διαδρομές που σχηματίζονται δεν περιλαμβάνουν το πλήρες σύνολο των διαθέσιμων σημείων, ενώ κάθε σημείο χαρακτηρίζεται από μία τιμή κέρδους. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας (Team Orienteering Problem (*TOP*)) [18] (δηλαδή η επέκταση του *OP* σε πολλαπλές διαδρομές), το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Συλλογή Βραβείου (Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*PCVRP*)) [19] και το Επικερδές Πρόβλημα Περιοδείας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Profitable Tour Problem (*CPTP*)) [20]. Τα προβλήματα αυτά περιλαμβάνουν διαφορετικούς στόχους, έτσι, το *TOP* στοχεύει στη μεγιστοποίηση του συλλεγόμενου κέρδους, το *PCVRP* περιλαμβάνει ένα συνδυασμό τριών στόχων, δηλαδή της ελαχιστοποίησης της συνολικά διανυθείσας απόστασης, της ελαχιστοποίησης του αριθμού των διαδρομών και της μεγιστοποίησης του συλλεγόμενου βραβείου (κέρδους), ενώ το *CPTP* στοχεύει στη μεγιστοποίηση της διαφοράς κέρδους και κόστους (απόστασης).

Από αυτά τα τρία βασικά προβλήματα, το *TOP* έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς στη σχεδίαση τουριστικών διαδρομών [21] και έχει τροποποιηθεί ώστε να συμπεριλάβει διάφορους περιορισμούς [7]. Συγκεκριμένα, έχει προταθεί η επέκταση του *TOP* με χρονικά παράθυρα (Team Orienteering Problem with Time Windows (*TOP TW*)) [22], που αντιστοιχούν στο ωράριο λειτουργίας κάθε *POI*. Το Πρόβλημα Προσανατολισμού Πολλαπλών Περιόδων με Πολλαπλά Χρονικά Παράθυρα (Multi-Period Orienteering Problem with Multiple Time Windows (*MuPOPTW*)) [23] αποτελεί μία γενίκευση του *TOPTW*, όπου κάθε σημείο μπορεί να χαρακτηρίζεται από περισσότερα από ένα χρονικά παράθυρα σε μια δεδομένη ημέρα, ενώ τα χρονικά παράθυρα ενδέχεται να διαφέρουν σε διαφορετικές ημέρες, καθώς λαμβάνονται υπόψιν υποχρεωτικές και προαιρετικές επισκέψεις. Στο Πρόβλημα Πολλών Περιορισμών Προσανατολισμού Ομάδας με Χρονικά Παράθυρα (Multi-Constrained Orienteering Problem with Time Windows (*MCTOPTW*)) [24, 25], κάθε σημείο ενδιαφέροντος χαρακτηρίζεται από μια τιμή βαθμολογίας, ένα χρονικό παράθυρο και ορισμένα χαρακτηριστικά όπως ο τύπος του ή το κόστος εισόδου, ενώ το σύνολο

τιμών κάθε χαρακτηριστικού περιορίζεται.

Ακόμα, έχει προταθεί το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Team Orienteering Problem (*CTOP*)) [20], όπου κάθε σημείο ενδιαφέροντος αντιστοιχεί σε μία μη αρνητική τιμή ζήτησης, ενώ το συνολικό επίπεδο ζήτησης κάθε διαδρομής είναι περιορισμένο. Το συγκεκριμένο πρόβλημα έχει τροποποιηθεί θεωρώντας ότι κάθε σημείο μπορεί να εξυπηρετείται μερικώς (π.χ. μη-ολοκληρωμένη διάρκεια επίσκεψης), το οποίο αναφέρεται ως Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα και Μη-ολοκληρωμένη Εξυπηρέτηση (Capacitated Team Orienteering Problem with Incomplete Service (*CTOP – IS*)) [26]. Επίσης, στο Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα και Χωρισμένη Παράδοση (Split Delivery Capacitated Team Orienteering Problem (*SDCTOP*)) [27], θεωρείται ότι κάθε σημείο μπορεί να γίνει επισκέψιμο πολλές φορές (από πολλές διαδρομές) μέχρι η επίσκεψη αυτή να θεωρείται επιτυχής.

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα δύο προβλήματα βελτιστοποίησης δρομολόγησης οχημάτων που χρησιμοποιούνται για τους σκοπούς της παρούσας διδακτορικής διατριβής, δηλαδή για το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Παράγραφος 1.1) και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Παράγραφος 1.2).

1.1 Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (*CTOP*)

Το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Team Orienteering Problem (*CTOP*)), προτάθηκε ως επέκταση του προβλήματος *TOP*, από τους Archetti et al. [20]. Το συγκεκριμένο πρόβλημα διαφοροποιείται από την κλασσική του εκδοχή, στο ότι όλα τα οχήματα επιστρέφουν στον αρχικό κόμβο και ότι κάθε διαδρομή προσδιορίζεται από ένα προκαθορισμένο μέγιστο επίπεδο χωρητικότητας. Αρχικά, για την επίλυση του *CTOP* προτάθηκε η χρήση τριών διαφορετικών αλγοριθμικών πλαισίων, δηλαδή αυτό της Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search (*VNS*)), και δυο διαφορετικών εκδοχών της Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu Search (*TS*)). Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μελέτη [20], όλοι οι κόμβοι ομαδοποιούνται και ταξινομούνται σε διαδρομές, και στη συνέχεια, οι πιο κερδοφόρες διαδρομές επιλέγονται για να σχηματίσουν μια λύση, ενώ λαμβάνονται υπόψιν και οι μη εφικτές λύσεις, καθώς θεωρείται ότι

έτσι εξερευνάται καλύτερα ο χώρος αναζήτησης. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκαν τοπικοί μηχανισμοί αναζήτησης και εξομάλυνσης για να αποφευχθεί η σύγκλιση της αναζήτησης σε τοπικά βέλτιστα σημεία. Η συγκεκριμένη έρευνα συνεχίστηκε με τη βέλτιστη επίλυση των προτεινόμενων παραδειγμάτων αναφοράς με τη χρήση του αλγορίθμου διακλάδωσης και τιμής (Branch-and-Price) [28]. Επιπλέον, το 2013, οι Tarantilis et al. [29] παρουσίασαν ένα ιεραρχικό πλαίσιο αναζήτησης δύο επιπέδων, δηλαδή τη μέθοδο φίλτρου και ανεμιστήρα δύο επιπέδων (Bi-level Filter-and-Fan), για τη λύση του *CTOP*. Ο αλγόριθμός τους, στην πρώτη φάση στοχεύει στη βέλτιστη επιλογή κόμβων, αναφορικά με το κέρδος που συλλέγεται από αυτούς, χρησιμοποιώντας ένα σχήμα *TS* και την αναζήτηση Filter-and-Fan, ενώ στη δεύτερη φάση η ελαχιστοποίηση του χρόνου ταξιδιού πραγματοποιείται από μία εκδοχή του αλγορίθμου *VNS*. Επίσης, το 2013, οι Luo et al. [30] παρουσίασαν έναν ευρετικό αλγόριθμο για το *CTOP* εφαρμόζοντας δύο διαφορετικούς κανόνες προτεραιότητας για την εισαγωγή ενός κόμβου σε μια διαδρομή. Εφαρμόζοντας μια διαδικασία τοπικής αναζήτησης και σύμφωνα με τον κανόνα προτεραιότητας (που χρησιμοποιείται την εκάστοτε στιγμή) ο αλγόριθμος εισάγει επαναληπτικά το μη επισκέψιμο κόμβο με την υψηλότερη προτεραιότητα στη διαδρομή. Εάν η λύση δεν βελτιωθεί για ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων, η λύση διαταράσσεται και ο κανόνας προτεραιότητας αλλάζει. Σημειώνεται ότι και οι δύο τελευταία αναφερόμενες μέθοδοι επίλυσης [29, 30] παρήγαγαν καλύτερες λύσεις, σε λιγότερο χρόνο, από την αρχικά προτεινόμενη μέθοδο επίλυσης των παραδειγμάτων αναφοράς του *CTOP* [20]. Αργότερα, το 2016, οι Ben-Said et al. [31] παρουσίασαν ένα Προσαρμοστικό Επαναληπτικό Ευρετικό Πλαίσιο Καταστροφής/ Κατασκευής (Adaptive Iterative Destruction/ Construction Heuristic (*AIDCH*)), και το 2019 [32] πρότειναν την ευρετική μέθοδο Αναζήτησης Μεταβλητού Χώρου (Variable Space Search (*VSS*)), συνδυάζοντας τον αλγόριθμο της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Process (*GRASP*)) και την Εξελικτική Τοπική Αναζήτηση (Evolutionary Local Search (*ELS*)). Η τελευταία προτεινόμενη μεθοδολογία απέφερε νέες βέλτιστες λύσεις στα παραδείγματα αναφοράς του *CTOP*.

Το *CTOP* ορίζεται σε ένα γράφημα $G = (V, A)$, όπου $V = \{1, \dots, N\}$ είναι το σύνολο των κόμβων και ως $A = \{(i, j) | i, j \in V\}$ ορίζεται το σύνολο των αντίστοιχων τόξων. Κάθε κόμβος i που ανήκει στο σύνολο V αντιστοιχείται με μία τιμή κέρδους pr_i και μία τιμή ζήτησης dm_i . Ακόμα, για κάθε ζεύγος κόμβων (i, j) ορίζεται ο χρόνος μετάβασης τους ως t_{ij} . Σκοπός του προβλήματος είναι η δημιουργία M εφικτών διαδρομών επισκέψεων των διαθέσιμων κόμβων, αντιστοιχώντας τις στο διαθέσιμο ομογενή στόλο οχημάτων, με προκαθορισμένη χωρητικότητα Q . Κάθε όχημα, ακολουθεί μία διαδρομή που αντιστοιχεί σε ένα μονοπάτι που ξεκινάει και τερματίζει στον αρχικό κόμβο 1, χωρίς όμως να υπερβαίνει σε διάρκεια τις T_{max}

χρονικές μονάδες. Στόχος του *CTOP* είναι η μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου από την επίσκεψη των κόμβων που περιλαμβάνονται στις εφικτές διαδρομές. Πάραυτα, λόγω των περιορισμών της χωρητικότητας και της χρονικής διάρκειας, η επίσκεψη όλων των κόμβων δεν είναι εφικτή. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η μαθηματική μοντελοποίηση του *CTOP*, όπως προτάθηκε από τους Tarantilis et al. [29]. Οι μεταβλητές απόφασης που χρησιμοποιήθηκαν είναι:

$$\begin{aligned} \bullet \quad y_{im} &= \begin{cases} 1, & \text{αν ο κόμβος } i \ (i = 1, \dots, N) \text{ συμπεριλαμβάνεται στην διαδρομή} \\ & m \ (m = 1, \dots, M) \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \\ \bullet \quad x_{ijm} &= \begin{cases} 1, & \text{αν το τόξο } i, j \ (i, j = 1, \dots, N) \text{ συμπεριλαμβάνεται στην διαδρομή} \\ & m \ (m = 1, \dots, M) \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \end{aligned}$$

Η μαθηματική διατύπωση του *CTOP* παρουσιάζεται παρακάτω.

$$\max : \sum_{i=2}^N \sum_{m=1}^M pr_i y_{im} \quad (1.1)$$

υπό

$$\sum_{j=2}^N \sum_{m=1}^M x_{1jm} = \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M x_{i1m} = M \quad (1.2)$$

$$\sum_{m=1}^M y_{im} \leq 1, \forall i = 2, \dots, N \quad (1.3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ijm} + \sum_{j \in N} x_{jim} = y_{jm}, \forall j = 2, \dots, N \quad \forall m = 1, \dots, M \quad (1.4)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} t_{ij} x_{ijm} \leq T_{max}, \forall m = 1, \dots, M \quad (1.5)$$

$$\sum_{i \in N} dm_i x_{ijm} \leq Q, \forall m = 1, \dots, M \quad (1.6)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{ij \in S} x_{ijm} \leq |S| - 1, \forall S \subseteq V, |S| \geq 2, \quad \forall m = 1, \dots, M \quad (1.7)$$

$$x_{ijm}, y_{im} \in \{0, 1\}, 1 \leq i < j \leq N, m = 1, \dots, M \quad (1.8)$$

Η Εξίσωση (1.1) εκφράζει την αντικειμενική συνάρτηση δηλαδή τη μεγιστοποίηση του ολικού κέρδους. Ο Περιορισμός (1.2) διασφαλίζει ότι M οχήματα φεύγουν από και επιστρέφουν στην αποθήκη (κόμβος 1). Ο Περιορισμός (1.3) επιβάλλει ότι κάθε κόμβος επιτρέπεται να συμπεριληφθεί μόνο μία φορά σε μία διαδρομή. Η συνέχεια της διαδρομής επιτυγχάνεται από τους Περιορισμούς (1.4), οι οποίοι διασφαλίζουν ότι το όχημα m πρέπει να έχει σαν αφετηρία τον ίδιο κόμβο που έχει επισκεφτεί. Οι Περιορισμοί (1.5) και (1.6) διασφαλίζουν την εφικτότητα κάθε διαδρομής σε σχέση με τη χρονική διάρκεια της και τη χωρητικότητα του οχήματος, αντίστοιχα. Οι Περιορισμοί (1.7) χρησιμοποιούνται για την εξάλειψη των υπό-διαδρομών, ενώ οι Περιορισμοί (1.8) διασφαλίζουν την ακεραιότητα των μεταβλητών απόφασης.

1.2 Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (*PCVRP*)

Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*PCVRP*)), προτάθηκε το 2006, από τους Tang και Wang [19]. Το *PCVRP* αφορά σε τρεις διαφορετικούς στόχους, οι οποίοι συμπεριλαμβάνονται στην αντικειμενική συνάρτηση ως ένα γραμμικά σταθμισμένο άθροισμα. Έτσι, η αντικειμενική συνάρτηση περιλαμβάνει την ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης, την ελαχιστοποίηση του αριθμού των διαδρομών και τη μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου (κέρδος) από την επίσκεψη των κόμβων που περιλαμβάνονται στις διαδρομές. Αρχικά, το *PCVRP* χρησιμοποιήθηκε για τη βελτιστοποίηση παραγωγής χάλυβα, και επιλύθηκε κάνοντας χρήση του αλγορίθμου Επαναληπτικής Τοπικής Αναζήτησης (Iterated Local Search (*ILS*)). Στο ίδιο πεδίο εφαρμογής, οι Zhang et al. [33], πρότειναν μία εκδοχή του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization (*PSO*)) για την επίλυση μίας πολυ-αντικειμενικής εκδοχής του προβλήματος. Οι Jia et al. [34] παρουσίασαν μία εκδοχή του αλγορίθμου Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant System (*AS*)) για την επίλυση μίας αντίστοιχης πολυ-αντικειμενικής μοντελοποίησης του *PCVRP*, ενώ οι Tiwari et al. [35] πρότειναν την επίλυση μίας εκδοχής του ίδιου προβλήματος συμπεριλαμβάνοντας πέναλτι τιμές στην αντικειμενική συνάρτηση. Οι Stenger et al. [36] παρουσίασαν μία διαφορετική μοντελοποίηση βασισμένη στο *PCVRP* με μη-γραμμικό κόστος, με εφαρμογή στη διανομή πακέτων

και έναν αλγόριθμο Προσαρμοστικής Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Adaptive Variable Neighbourhood Search (*AVNS*)) για την επίλυσή της. Αργότερα, οι Li και Tian [37] μελέτησαν την επίλυση της μονο-αντικειμενικής εκδοχής του προβλήματος κάνοντας χρήση μίας αυτο-προσαρμοζόμενης εκδοχής (δύο φάσεων) του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Two-level Self-Adaptive Variable Neighborhood Search algorithm (*TLSAVNS*)). Μία ακόμα συναφής μοντελοποίηση είναι αυτή της επέκτασης του *PCVRP* σε πολλές ομάδες, κάθε μία με διαφορετικό απαιτούμενο επίπεδο κάλυψης ζήτησης, η οποία έχει προταθεί από τους Bulhoes et al. [38] ως το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Επίπεδα Εξυπηρέτησης (Vehicle Routing Problem with service levels (*VRP – SL*)). Ακόμα, μία γενικευμένη μορφή του *PCVRP*, προτάθηκε από τους Orlic et al. [39], ως το Πρόβλημα Δρομολόγησης Περιορισμένης Χωρητικότητας με Κέρδος και Απαιτήσεις Επιπέδου Εξυπηρέτησης (Capacitated Routing Problem with Profits and Service Level Requirements (*CRPPSLR*)), σύμφωνα με το οποίο το επίπεδο εξυπηρέτησης αντιστοιχεί στο ελάχιστο ποσοστό των εξυπηρετούμενων πελατών.

Συγκεντρωτικά, στη βιβλιογραφία, το *PCVRP* έχει μελετηθεί στη μονο-αντικειμενική του εκδοχή (με γραμμική συσχέτιση των τριών στόχων σε μία αντικειμενική συνάρτηση) και στην πολυ-αντικειμενική του εκδοχή. Επιπλέον, σύμφωνα με τους Long et al. [40], η πολυ-αντικειμενική μοντελοποίηση του προβλήματος χωρίζεται σε δύο εκδοχές: σε αυτήν όπου ο αριθμός των διαδρομών που σχηματίζονται είναι προκαθορισμένος, η οποία συμβολίζεται ως *PCVRP – P*, και σε αυτήν όπου ο αριθμός των διαδρομών αποτελεί μεταβλητή του ίδιου προβλήματος, η οποία συμβολίζεται ως *PCVRP – NP*. Στη συνέχεια, στην Παράγραφο 1.2.1 παρουσιάζεται η μαθηματική μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου με μία αντικειμενική συνάρτηση, που στο εξής συμβολίζεται ως *PCVRP*, και στην Παράγραφο 1.2.2 παρουσιάζεται η μαθηματική μοντελοποίηση της πολυ-αντικειμενικής εκδοχής του ίδιου προβλήματος με μεταβλητό αριθμό διαδρομών, που στο εξής συμβολίζεται ως *MO – PCVRP* (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem).

1.2.1 Μονο-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου

Σύμφωνα με την μοντελοποίηση που προτάθηκε από τους Li και Tian [37], το *PCVRP* περιγράφεται μέσω ενός γραφήματος $Z = (V, A)$ όπου $V = \{0, \dots, N\}$ είναι το σύνολο των κόμβων και $A = \{(i, j) | i, j \in V\}$ το σύνολο των αντίστοιχων τόξων. Στόχος του προβλήματος είναι η δημιουργία M εφικτών διαδρομών, $m = \{1, \dots, M\}$,

ξεκινώντας από ένα αρχικό σημείο και επιστρέφοντας σε αυτό, περνώντας από ενδιαμέσως σημεία σταθμούς σύμφωνα με τους περιορισμούς και τις απαιτήσεις του προβλήματος. Κάθε εφικτή διαδρομή ξεκινάει από τον αρχικό κόμβο 0 και επιστρέφει σε αυτόν, ενώ ενδιαμέσως εξυπηρετούνται κόμβοι που ανήκουν στο υποσύνολο $N_v = \{1, \dots, N\}$. Κάθε κόμβος χαρακτηρίζεται από μία τιμή κέρδους (βραβείου) pr_i και μία τιμή ζήτησης dm_i , εκτός από τον αρχικό κόμβο 0. Ακόμα, για κάθε ζεύγος κόμβων (i, j) ορίζεται ο χρόνος μετακίνησης τους ως t_{ij} , που ισοδυναμεί με τη μεταξύ τους απόσταση, ενώ λόγω της συμμετρίας του προβλήματος ισχύει ότι $t_{ij} = t_{ji}$. Θεωρείται ότι κάθε διαδρομή πραγματοποιείται από ένα όχημα με μέγιστη χωρητικότητα Q μονάδες ζήτησης και σταθερό κόστος χρήσης G . Τέλος, ορίζεται και το ελάχιστο επίπεδο κάλυψης ζήτησης, σύμφωνα με την παράμετρο r , ως $D_{min} = r \sum_{i=1}^N dm_i$. Για την επίλυση του προβλήματος *PCVRP* χρησιμοποιούνται οι κάτωθι μεταβλητές απόφασης.

- $x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{εάν ο κόμβος } j \text{ επισκέπτεται αμέσως μετά τον } i, (i \neq j \in V). \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$
- $y_i = \begin{cases} 0, & \text{εάν ο κόμβος } i \text{ περιλαμβάνεται στη λύση } (i \in N_v), \\ 1, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$

Το μαθηματικό μοντέλο του *PCVRP* παρουσιάζεται παρακάτω.

$$\min : \sum_{i \in V} \sum_{j \in V, j \neq i} t_{ij} x_{ij} + G * M - \sum_{i=1}^{N_v} p_i (1 - y_i) \quad (1.9)$$

υπό

$$\sum_{i=1}^N x_{i0} = \sum_{i=1}^N x_{0i} = M \quad (1.10)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, \quad j = 1, \dots, N \quad (1.11)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ij} \leq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (1.12)$$

$$\sum_{i \in N_m} d_i (1 - y_i) \leq Q, \quad m = 1, \dots, M \quad (1.13)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S, (j \neq i)} x_{ij} \leq |S| - 1, \quad \forall S \subset V \quad (1.14)$$

$$\sum_{i=1}^N dm_i(1 - y_i) \geq D_{min} \quad (1.15)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in V \quad (1.16)$$

$$y_i \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in N_v \quad (1.17)$$

Η αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος, Εξίσωση (1.9), εκφράζει την ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης, την ελαχιστοποίηση του σταθερού κόστους των διαδρομών και τη μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου. Ο Περιορισμός (1.10) εξασφαλίζει ότι κάθε διαδρομή ξεκινάει από τον αρχικό κόμβο και ολοκληρώνεται σε αυτόν. Οι Περιορισμοί (1.11) και (1.12) διασφαλίζουν ότι κάθε κόμβος ανήκει το πολύ σε μία διαδρομή. Ο Περιορισμός (1.13) διασφαλίζει την εφικτότητα των διαδρομών σε σχέση με τη χωρητικότητα των οχημάτων. Ακόμα, ο Περιορισμός (1.14) χρησιμοποιείται για την αποφυγή δημιουργίας υπο-διαδρομών και ο (1.15) για την κάλυψη του ελάχιστου επιπέδου ζήτησης. Τέλος, οι Περιορισμοί (1.16) και (1.17) διασφαλίζουν την ακεραιότητα των μεταβλητών απόφασης.

1.2.2 Πολυ-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου

Για τη μαθηματική μοντελοποίηση της πολυ-αντικειμενικής εκδοχής του *PCVRP* με μεταβλητό αριθμό διαδρομών (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*MO-PCVRP*)), προτείνεται ένα νέο μοντέλο, το οποίο βασίζεται σε αυτό του *PCVRP-NP* [40]. Έτσι, το *MO-PCVRP* περιγράφεται σε ένα γράφημα $Z = (V, A)$ όπου $V = \{0, \dots, N\}$ είναι το σύνολο των κόμβων και $A = \{(i, j) | i, j \in V\}$ το σύνολο των αντίστοιχων τόξων. Κάθε εφικτή διαδρομή του προβλήματος ξεκινάει από τον αρχικό κόμβο 0 και επιστρέφει σε αυτόν, ενώ ενδιάμεσα εξυπηρετούνται κόμβοι που ανήκουν στο υποσύνολο $N_v = \{1, \dots, N\}$. Κάθε κόμβος χαρακτηρίζεται από μία τιμή κέρδους (βραβείου) pr_i και μία τιμή ζήτησης dm_i , εκτός από τον αρχικό κόμβο 0. Ακόμα, για κάθε ζεύγος κόμβων (i, j) ορίζεται ο χρόνος μετακίνησης τους ως t_{ij} , που ισοδυναμεί με τη μεταξύ τους απόσταση, ενώ λόγω της συμμετρίας του προβλήματος ισχύει ότι $t_{ij} = t_{ji}$. Θεωρείται ότι κάθε διαδρομή, πραγματοποιείται από ένα όχημα με μέγιστη χωρητικότητα Q μονάδες ζήτησης και σταθερό κόστος χρήσης G . Τέλος, ορίζεται και το ελάχιστο επίπεδο κάλυψης ζήτησης, σύμφωνα με την παράμετρο r , ως $D_{min} = r \sum_{i=1}^N dm_i$. Συμπληρωματικά ορίζεται ο ελάχιστος επιτρεπτός αριθμός διαδρομών, ως $M^- = \lceil D_{min}/Q \rceil$, καθώς και

ο αντίστοιχος μέγιστος, ως M^+ , θέτοντας ότι $M \in [M^-, M^+]$. Για την επίλυση του προβλήματος $MO - PCVRP$ χρησιμοποιούνται οι κάτωθι μεταβλητές απόφασης.

- $x_{ij}^m = \begin{cases} 1, & \text{εάν ο κόμβος } j \text{ επισκέπτεται αμέσως μετά τον } i \text{ στη διαδρομή } m \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$
- $y_{im} = \begin{cases} 1, & \text{εάν ο κόμβος } i \text{ ανήκει στη διαδρομή } m \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$
- u_{im} : βοηθητική συνεχής μεταβλητή, η οποία αντιπροσωπεύει τη ζήτηση που απομένει στη διαδρομή m μετά την επίσκεψη του κόμβου i .

Το μαθηματικό μοντέλο του $MO - PCVRP$ παρουσιάζεται παρακάτω.

$$\min : f_1 = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{m=1}^M t_{ij} x_{ij}^m \quad (1.18)$$

$$\min : f_2 = G * \sum_{m=1}^M y_{0m} \quad (1.19)$$

$$\max : f_3 = \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M pr_i y_{im} \quad (1.20)$$

υπό

$$M^- \leq \sum_{m=1}^M y_{0m} \leq M \quad (1.21)$$

$$\sum_{m=1}^M y_{im} \leq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (1.22)$$

$$\sum_{i=1}^N y_{im} \geq 1, \quad m = 1, \dots, M \quad (1.23)$$

$$\sum_{j=1, j \neq i}^N x_{ij}^m = y_{im}, \quad i = 1, \dots, N \ \& \ m = 1, \dots, M \quad (1.24)$$

$$\sum_{i=1, i \neq j}^N x_{ij}^m = y_{jm}, \quad j = 1, \dots, N \ \& \ m = 1, \dots, M \quad (1.25)$$

$$\sum_{i=1}^N y_{im} * dm_i \leq Q, \quad m = 1, \dots, M \quad (1.26)$$

$$u_{im} - u_{jm} + Q * x_{ij}^m \leq Q - dm_i, \quad i, j (i \neq j) = 1, \dots, N \ \& \ m = 1, \dots, M \quad (1.27)$$

$$dm_i \leq u_{im} \leq Q, \quad i = 1, \dots, N \ \& \ m = 1, \dots, M \quad (1.28)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M y_{im} * dm_i \geq D_{min} \quad (1.29)$$

$$x_{ij}^m \in \{0, 1\}, \quad i, j = 1, \dots, N \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (1.30)$$

$$y_{im} \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, N \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (1.31)$$

Σύμφωνα με την προτεινόμενη μαθηματική μοντελοποίηση, το *MO-PCVRP* στοχεύει στην ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης (f_1), στην ελαχιστοποίηση του αριθμού των διαδρομών (f_2) και στη μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου (f_3). Ο Περιορισμός (1.21) ορίζει το εφικτό πλήθος των σχηματιζόμενων διαδρομών. Οι Περιορισμοί (1.22) διασφαλίζουν ότι κάθε κόμβος ανήκει το πολύ σε μία διαδρομή. Οι Περιορισμοί (1.23) διασφαλίζουν ότι κάθε διαδρομή περιέχει τουλάχιστον έναν κόμβο. Οι Περιορισμοί (1.24) και (1.25) διασφαλίζουν τη συνέχεια των διαδρομών. Οι Περιορισμοί (1.26) διασφαλίζουν την εφικτότητα των διαδρομών σε σχέση με τη χωρητικότητα των οχημάτων. Ακόμα, οι Περιορισμοί (1.27) και (1.28) χρησιμοποιούνται για την αποφυγή δημιουργίας υποδιαδρομών [41] και ο Περιορισμός (1.29) για την κάλυψη του ελάχιστου επιπέδου ζήτησης. Τέλος, οι Περιορισμοί (1.30) και (1.31) διασφαλίζουν την ακεραιότητα των μεταβλητών απόφασης.

Κεφάλαιο 2

Παρουσίαση και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση Αλγορίθμων

Τα προβλήματα βελτιστοποίησης που αφορούν στο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, όπως αυτά περιγράφονται στο Κεφάλαιο 1, αποτελούν παραλλαγές του κλασικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων (Vehicle Routing Problem (*VRP*)), και συνεπώς ανήκουν στην κατηγορία των μη-ντετερμινιστικών πολυωνυμικά δύσκολων προβλημάτων (Nondeterministic Polynomial time Hard (*NP – hard*)) [3]. Γενικά, θεωρείται ότι τα δύσκολα προβλήματα βελτιστοποίησης (όπως τα προβλήματα *NP – hard*) δεν μπορούν να λυθούν (βέλτιστα) σε λογικό χρόνο, από οποιαδήποτε ακριβή (ντετερμινιστική) μέθοδο βελτιστοποίησης [42, 43]. Τα προβλήματα αυτά μπορεί να αναφέρονται σε συνεχείς ή διακριτές μεταβλητές, με ή χωρίς περιορισμούς και σε μία ή περισσότερες αντικειμενικές συναρτήσεις. Έτσι, στην προσπάθεια εύρεσης ικανοποιητικών λύσεων για αυτά τα προβλήματα χρησιμοποιούνται οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι (Metaheuristics). Οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι έχουν σχεδιαστεί για την προσεγγιστική επίλυση μίας ευρείας γκάμας δύσκολων προβλημάτων βελτιστοποίησης, χωρίς να απαιτούν την πλήρη προσαρμογή στο εκάστοτε πρόβλημα. Με άλλα λόγια, ένας μεθευρετικός αλγόριθμος είναι ένας ευρετικός αλγόριθμος υψηλότερου επιπέδου, αφού οι απλές ευρετικές τεχνικές (heuristics) εξαρτώνται απόλυτα από το εκάστοτε εξεταζόμενο πρόβλημα. Οι περισσότεροι μεθευρετικοί αλγόριθμοι εμφανίζουν τα ακόλουθα κοινά χαρακτηριστικά: α) είναι εμπνευσμένοι από τη φύση (nature-inspired), καθώς βασίζονται σε αρχές της φυσικής ή της βιολογίας, β) χρησιμοποιούν στοχαστικά στοιχεία, δηλαδή τυχαίες μεταβλητές, γ) δεν χρησιμοποιούν μαθηματικά μέτρα της αντικειμενικής συνάρτησης του εξεταζόμενου προβλήματος και δ) περιέχουν παραμέτρους που επηρεάζουν την απόδοση επίλυσης τους.

Ένας μεθευρετικός αλγόριθμος θεωρείται αποτελεσματικός στη βελτιστοποίηση ενός εξεταζόμενου προβλήματος, όταν παρέχει ισορροπία μεταξύ της εξερεύνησης του χώρου λύσεων (exploration/ diversification) και της εντατικοποίησης της αναζήτησης (exploitation/ intensification) [44]. Η εντατικοποίηση της αναζήτησης εξυπηρετεί στην αναγνώριση αποδοτικών περιοχών του χώρου λύσεων (της γειτονιάς τους) όπου εντοπίζονται λύσεις υψηλής ποιότητας. Σε αντίθεση, η εξερεύνηση του χώρου λύσεων, ωφελεί στην αποφυγή της πρόωμης σύγκλισης του αλγορίθμου σε κάποιο τοπικό βέλτιστο σημείο. Οι κύριες διαφορές που εντοπίζονται ανάμεσα στους μεθευρετικούς αλγορίθμους αφορούν το συγκεκριμένο τρόπο με τον οποίο προσπαθούν να επιτύχουν αυτή την ισορροπία [45]. Οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι κατηγοριοποιούνται με βάση την κατεύθυνση αναζήτησης, τη γειτονιά αναζήτησης, τη χρήση μνήμης, και το πλήθος των λύσεων που διατηρούνται ανάμεσα στις επαναλήψεις. Δομικά, οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι χωρίζονται σε αυτούς που βασίζονται στην ενημέρωση μίας λύσης (Single-Solution Based Metaheuristics) και σε αυτούς που ενημερώνουν έναν ολόκληρο πληθυσμό λύσεων (Population-Based Metaheuristics). Οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε μία μόνο λύση πλεονεκτούν σε χαρακτηριστικά εντατικοποίησης της αναζήτησης, όμως η γρήγορη σύγκλιση μπορεί να οδηγήσει σε μη-επιθυμητή πρόωμη σύγκλιση. Σε αντίθεση, οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε πληθυσμό λύσεων, έχουν το πλεονέκτημα ότι εξερευνούν με μεγαλύτερη ταχύτητα τον χώρο λύσεων, αποφεύγοντας (ευκολότερα) την παγίδευση σε τοπικό βέλτιστο. Ακόμα και αν ένα υποσύνολο των λύσεων του πληθυσμού παραμείνει στάσιμο σε υποβέλτιστο σημείο, οι υπόλοιπες λύσεις που βρίσκονται σε διαφορετική περιοχή επιτρέπουν την ανταλλαγή πληροφορίας (ποιότητα του χώρου λύσεων σε διαφορετικές περιοχές) για να κατευθυνθεί αποτελεσματικά η αναζήτηση στην επόμενη επανάληψη. Πάραυτα, οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι απαιτούν τόσο την αξιολόγηση των διανυσμάτων λύσεων του πληθυσμού, που περιέχουν τις τιμές των εξεταζόμενων παραμέτρων, το οποίο ισοδυναμεί σε υπολογιστικό κόστος, καθώς και τη διατήρηση των διανυσμάτων αυτών στις επόμενες επαναλήψεις.

Επιπλέον, οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι διαχωρίζονται και με βάση την πηγή έμπνευσης τους [46]: σε αυτούς που βασίζονται στη νοημοσύνη σμήνους (Swarm Intelligence (*SI*)), σε αυτούς που βασίζονται σε αρχές της βιολογίας αλλά δεν χαρακτηρίζονται από τη νοημοσύνη σμήνους, σε αυτούς που βασίζονται στη φυσική ή τη χημεία και σε αυτούς που δεν καταλέγονται στις παραπάνω κατηγορίες. Οι *SI* αλγόριθμοι εμπνέονται από τη συλλογική συμπεριφορά πολλών διαφορετικών

οντοτήτων που αλληλεπιδρούν ακολουθώντας τους ίδιους απλούς κανόνες. Θεωρείται ότι το σύνολο των οντοτήτων σε ένα σμήνος παρουσιάζει μία συμπεριφορά αυτο-οργάνωσης και συλλογικής νοημοσύνης, μέσω της ανταλλαγής πληροφοριών. Στους πιο διαδεδομένους *SI* αλγορίθμους συγκαταλέγονται οι αλγόριθμοι που βασίζονται στη συμπεριφορά ζώων, όπως είναι ο ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization (*ACO*)) [47], ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization (*PSO*)) [48], ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (*FA*)) [49] και ο Αλγόριθμος της Νυχτερίδας (Bat Algorithm (*BA*)) [50]. Στη δεύτερη κατηγορία, ανήκουν οι αλγόριθμοι που εμπνέονται από φυσικές διαδικασίες (Nature-Inspired) αλλά δεν διακρίνονται από νοημοσύνη σμήνους, όπως είναι οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms), ο Γενετικός Αλγόριθμος (Genetic Algorithm (*GA*)) [51] και ο αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)) [52]. Ακόμα, στη βιβλιογραφία βρίσκονται και οι αλγόριθμοι της τρίτης κατηγορίας, που δεν βασίζονται στη βιολογία, αλλά σε νόμους της φυσικής ή της χημείας, όπως ο Αλγόριθμος της Βαρυτικής Αναζήτησης (Gravitational Search Algorithm (*GSA*)) [53]. Επιπλέον, έχουν προταθεί αλγόριθμοι που δεν ανήκουν στις παραπάνω κατηγορίες, αλλά έχουν αναπτυχθεί χρησιμοποιώντας διάφορα χαρακτηριστικά από διαφορετικές πηγές, όπως η κοινωνία ή τα μαθηματικά, και παραδείγματα αυτών αποτελούν ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Διδασκαλίας-Μάθησης (Teaching Learning Based Optimization (*TLBO*)) [54] και ο Αλγόριθμος Ημίτονου Συνημίτονου (Sine Cosine Algorithm (*SCA*)) [55]. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι των παραπάνω κλάσεων που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων για τους σκοπούς της παρούσας διατριβής και τη δημιουργία τουριστικών διαδρομών.

2.1 Αλγόριθμος της Νυχτερίδας

Ο Αλγόριθμος της Νυχτερίδας (Bat Algorithm (*BA*)) είναι ένας μεθευρετικός αλγόριθμος, ο οποίο βασίζεται στη συμπεριφορά ηχοεντοπισμού των νυχτερίδων στη φύση. Συγκεκριμένα, ο *BA* προτάθηκε από τον Yang το 2010 [50, 56], ο οποίος εμπνεύστηκε από τη χρήση του φυσικού σόναρ των νυχτερίδων που χρησιμοποιείται για πλοήγηση, για εντοπισμό τροφής και ως τρόπος επικοινωνίας. Θεωρείται ότι κάθε νυχτερίδα i πετάει με τυχαία ταχύτητα v_i στη θέση x_i με σταθερή συχνότητα f_{qmin} , με μεταβλητό μήκος κύματος λ και ένταση $A_i \in [A_0, A_{min}]$. Ακόμα, μέσω της αυξομείωσης της έντασης και του ρυθμού των εκπεμπόμενων ($rt \in [0, 1]$), οι νυχτερίδες προσδιορίζουν τη θέση τους και τη θέση άλλων οντοτήτων στο χώρο, εντοπίζοντας έτσι θρεπτικές (αποδοτικές) περιοχές που πρέπει να διερευνηθούν, ενώ

μάλιστα μπορούν να διακρίνουν τις διαφορές μεταξύ θηράματος ή εμποδίου. Ακολουθώντας το αλγοριθμικό πλαίσιο του BA (Αλγόριθμος 1), κάθε νυχτερίδα στον πληθυσμό αναπαριστά και μία εφικτή λύση του εκάστοτε εξεταζόμενου προβλήματος. Σε πρώτο στάδιο, κατασκευάζεται ένας αρχικός πληθυσμός λύσεων και ορίζονται οι τιμές των παραμέτρων, $f q_i$, v_i , A_i και rt_i . Στη συνέχεια, σε κάθε επανάληψη t , οι νυχτερίδες του εκάστοτε πληθυσμού μετατοπίζονται, ενημερώνοντας τη θέση και την ταχύτητα τους σύμφωνα με τις Εξισώσεις (2.1), (2.2) και (2.3).

$$f q_i = f q_{min} + (f q_{max} - f q_{min})\beta, \quad \beta \in rand[0, 1] \quad (2.1)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + [x_i^t - x_*]f q_i, \quad x_* : \text{η καλύτερη λύση του πληθυσμού} \quad (2.2)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (2.3)$$

Ακόμα, ο αλγόριθμος BA περιλαμβάνει τη δημιουργία μίας νέας λύσης βάση ενός τυχαίου περιπάτου (random walk) ως: $x_{new} = x_{old} + rand[-1, 1] * A^t$, όπου A^t η μέση ένταση του πληθυσμού των νυχτερίδων κατά την επανάληψη t . Τέλος, η ένταση A_i και ο ρυθμός εκπομπής rt_i κάθε νυχτερίδας ενημερώνονται σύμφωνα με τις Εξισώσεις (2.4) και (2.5).

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t, \quad \alpha \in [0.90, 0.99] \quad (2.4)$$

$$rt_i^{t+1} = rt_i^0 [1 - exp(-\gamma t)], \quad \gamma > 0 \quad (2.5)$$

Ο Αλγόριθμος της Νυχτερίδας έχει εφαρμοστεί με επιτυχία στη βελτιστοποίηση προβλημάτων από διάφορους τομείς, όπως στην επεξεργασία εικόνας [57], ομαδοποίησης δεδομένων [58], σε συστήματα διανομής ενέργειας [59], σε εφαρμογές ρομποτικής [60] και σε άλλα. Το βασικό αλγοριθμικό πλαίσιο του BA έχει, στο παρελθόν, τροποποιηθεί ή υβριδοποιηθεί, έτσι ώστε να εφαρμοστεί στην επίλυση απαιτητικών προβλημάτων και να ενισχυθεί η ικανότητα του σχετικά με την εξερεύνηση του χώρου λύσεων [61–64], το οποίο ισχύει και στην περίπτωση προβλημάτων διακριτών μεταβλητών, όπως το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων [65]. Για παράδειγμα, με στόχο την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated VRP (CVRP)), χρησιμοποιήθηκε μια

Αλγόριθμος 1 Αλγόριθμος Νυχτερίδας *BA*

```

Ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης  $f(x)$ 
Αρχικοποίηση του πληθυσμού  $X = x_1, \dots, x_n$ 
for  $x_i$   $i = 1, \dots, n$  do
    Αρχικοποίηση των  $v_i, A_i$  &  $rt_i$ 
    Ορισμός  $f q_i$ 
end for
repeat
    for  $x_i$   $i = 1, \dots, n$  do
        Δημιουργία νέων λύσεων μέσω των Εξισώσεων (2.1), (2.2) & (2.3)
        if  $rand > rt_i$  then
            Επιλογή μιας λύσης από τις καλύτερες
            Δημιουργία νέας λύσης γύρω από την καλύτερη
        end if
        if  $rand < A_i$  &  $f(x_i) < f(x_*)$  then
            Αποδοχή νέας λύσης
            Αύξηση  $rt_i$  & μείωση  $A_i$ 
        end if
    end for
until Ικανοποίηση κριτηρίου τερματισμού
Ταξινόμηση των νυχτερίδων και επιστροφή της καλύτερης

```

προσαρμοσμένη εκδοχή του *BA* με επιπλέον παράμετρο την κατεύθυνση αναζήτησης [66] και μία υβριδοποιημένη εκδοχή του με την τεχνική επανασύνδεσης μονοπατιού και τον Αλγόριθμο Άπληστης Τυποποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (*GRASP*)) [67]. Επιπλέον, έχουν προταθεί διακριτοποιημένες εκδοχές του αλγορίθμου με εφαρμογή ευρετικών μηχανισμών κίνησης για την επίλυση του Προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή (Traveling Salesman Problem) [68, 69], του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (VRP with Time-Windows (*VRPTW*)) [70, 71], καθώς και προβλημάτων που ανήκουν στην κατηγορία των Εμπλουτισμένων Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων (Rich VRP (*RVRP*)) [72].

2.2 Αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης

Ο αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)), είναι ένας από τους βασικούς εξελικτικούς αλγορίθμους (Evolutionary Algorithms (*EAs*)), ο οποίος προτάθηκε το 1996, από τους Storn και Price [73, 74]. Ακολουθώντας τη λογική της εξέλιξης των ειδών, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος βασίζεται στην τροποποίηση ενός πληθυσμού λύσεων, μέσα από τεχνικές επιλογής, μετάλλαξης και διασταύρωσης, σε έναν προκαθορισμένο αριθμό γεννιών (επαναλήψεων) στοχαστικής αναζήτησης. Σύμφωνα με πρόσφατες βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις [75, 76], από το 1996 και μετά ο *DE* έχει τροποποιηθεί και ενισχυθεί κάνοντας χρήση νέων

στρατηγικών μεταλλάξης και διασταύρωσης [77, 78], αυτό-προσαρμοζόμενες παραμέτρους [79, 80] και συνδυασμών στρατηγικών αναζήτησης ή άλλων αλγορίθμων [81–85]. Ακόμα, ο *DE* έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης που εμφανίζονται σε διαφορετικούς τομείς, όπως στην αναγνώριση προτύπων [86, 87], στη βελτιστοποίηση συστημάτων ισχύος [88], σε νευρωνικά δίκτυα [89] και σε προβλήματα μηχανικής [90, 91]. Επίσης, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος έχει εφαρμοστεί και στην επίλυση Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων [92], όπως στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP)) [93, 94], στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Ασαφή Ζήτηση (VRP with Fuzzy Demands (VRPFD)) [95], στο Πρόβλημα Δρομολόγησης με Ταυτόχρονη Παραλαβή και Παράδοση, και Χρονικά Παράθυρα (VRP with Simultaneous Pickups and Deliveries and Time Windows (VRP – SPDTW)) [96], καθώς και σε άλλα [97, 98].

Σύμφωνα με τον αλγόριθμο *DE*, ένας (τυχαία αρχικοποιημένος) πληθυσμός n λύσεων, ενημερώνεται σύμφωνα με τις στρατηγικές της μετάλλαξης (mutation), της διασταύρωσης (crossover) και της επιλογής (selection). Αρχικά, κατά τη μετάλλαξη ενός αρχικού διανύσματος στόχου, x_{ij} , $i \in \{1, \dots, n\}$, $j \in \{1, \dots, D\}$, επιλέγονται τρία άλλα τυχαία διανύσματα του πληθυσμού x_{i_1} , x_{i_2} και x_{i_3} , από τα οποία σύμφωνα με την Εξίσωση (2.6) και τον ρυθμό μετάλλαξης ($0 \leq F \leq 1$) δημιουργείται το μεταλλαγμένο διάνυσμα v_{ij} . Πάραυτα, αυτή είναι από τις διαφορετικές στρατηγικές μετάλλαξης που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία και δηλώνεται ως $DE/rand/1$.

$$v_{ij}(t+1) = x_{i_1j}(t) + F * (x_{i_2j}(t) - x_{i_3j}(t)) \quad (2.6)$$

Έπειτα, εφαρμόζεται η διαδικασία της διασταύρωσης ή ανασυνδυασμού του διανύσματος στόχου με το αντίστοιχο μεταλλαγμένο του, για να προκύψει το δοκιμαστικό διάνυσμα u_{ij} , ενώ η διαδικασία επηρεάζεται από τον ρυθμό διασταύρωσης C_r , η οποία καθορίζεται μέσα από το σύνολο τιμών $[0,1]$. Στη βιβλιογραφία συναντώνται κυρίως δύο στρατηγικές διασταύρωσης, η διωνυμική (binomial) και η εκθετική (exponential) [99]. Σύμφωνα με την διωνυμική διασταύρωση, όπως παρουσιάζεται στην Εξίσωση (2.7), η τιμή της παραμέτρου C_r ελέγχει ποια στοιχεία του μεταλλαγμένου διανύσματος και ποια του διανύσματος στόχου, θα κληρονομηθούν στο νέο δοκιμαστικό διάνυσμα, δεδομένου ενός τυχαίου αριθμού ϕ και ενός τυχαίου δείκτη j_{rand} , έτσι ώστε $\phi, j_{rand} \in [0, 1]$.

$$u_{ij}(t+1) = \begin{cases} v_{ij}(t+1), & \text{εάν } \phi \leq C_r \text{ ή } j = j_{rand} \\ x_{ij}(t), & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (2.7)$$

Σύμφωνα με την εκθετική διασταύρωση, συνεχόμενα τμήματα των διανυσμάτων λύσεων (του στόχου ή του μεταλλαγμένου), μήκους L , κληρονομούνται στο νέο δοκιμαστικό διάνυσμα, το οποίο υπολογίζεται εφαρμόζοντας μία επαναληπτική διαδικασία μέχρι να ισχύει ότι: $rand[0, 1] < Cr \& L < D$. Στη συνέχεια εφαρμόζεται η (2.8).

$$u_{ij}(t+1) = \begin{cases} v_{ij}(t+1), & \text{εάν } j = (n) \bmod_D, (n+1) \bmod_D, \dots, (n+L-1) \bmod_D \\ x_{ij}(t), & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (2.8)$$

Οι παραπάνω διαδικασίες είναι σχεδιασμένες για την ενίσχυση των χαρακτηριστικών εξερεύνησης του αλγορίθμου, και προκειμένου να ενισχυθεί και η εντατικοποίηση της αναζήτησης, εφαρμόζεται η διαδικασία της επιλογής, όπως φαίνεται στην Εξίσωση (2.9). Συνεπώς, μεταξύ του διανύσματος στόχου και του δοκιμαστικού διανύσματος επιλέγεται να διατηρηθεί στον πληθυσμό, αυτό με την καλύτερη ποιότητα.

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} u_{ij}(t+1), & \text{εάν } f(x_{ij}(t)) \leq f(u_{ij}(t+1)) \\ x_{ij}(t), & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (2.9)$$

Αλγόριθμος 2 Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης DE

Ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης $f(x)$

Αρχικοποίηση των παραμέτρων n, F και Cr

Αρχικοποίηση του πληθυσμού $X = x_1, \dots, x_n$

repeat

for x_i $i = 1, \dots, n$ **do**

 Δημιουργία του μεταλλαγμένου διανύσματος v_i , εφαρμογή Εξίσωσης (2.6)

 Δημιουργία του δοκιμαστικού διανύσματος u_i μέσω διασταύρωσης, εφαρμογή Εξίσωσης (2.8) ή (2.7)

 Επιλογή της καλύτερης λύσης μεταξύ των x_i και u_i , εφαρμογή Εξίσωσης (2.9)

end for

until Ικανοποίηση κριτηρίου τερματισμού

Ταξινόμηση των μελών και επιστροφή της καλύτερης λύσης

2.3 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας

Το 2009, ο Yang εμπνεύστηκε από τη συμπεριφορά των πυγολαμπίδων στη φύση και ανέπτυξε ένα νέο μεθευρετικό αλγόριθμο, τον Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας

(Firefly Algorithm (*FA*)) [49]. Συγκεκριμένα, ο *FA* βασίστηκε στη βιοχημική διαδικασία της βιοφωταύγειας, μέσω της οποίας οι πυγολαμπίδες εκπέμπουν σήματα φωτός για να επικοινωνήσουν μεταξύ τους ή για να προσελκύσουν θηράματα. Επιπλέον, ο Yang, για τη μορφοποίηση του συγκεκριμένου αλγορίθμου θέσπισε ότι κάθε πυγολαμπίδα μπορεί να προσελκύσει οποιαδήποτε άλλη (ανεξαρτήτως φύλου), ενώ χαρακτηρίζεται από την ελκυστικότητα και τη φωτεινότητα της. Κάθε πυγολαμπίδα έλκεται από μία φωτεινότερη από αυτή, ενώ η φωτεινότητα ελαττώνεται με την αύξηση της ενδιάμεσης τους απόστασης. Λόγω της στοχαστικής του φύσης του, ο *FA* μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικές εφαρμογές, όπως η επίλυση προβλημάτων που σχετίζονται με βελτιστοποίηση συναρτήσεων ή παραμέτρων διεργασιών [100], ομαδοποίηση δεδομένων [101], επεξεργασία εικόνας [102–104], δρομολόγηση αυτόματων οχημάτων [105], κατανομή ενέργειας [106], προγραμματισμό εργασιών [107], μηχανική [108, 109] και άλλα. Επιπλέον, επειδή ο αλγόριθμος είχε αρχικά σχεδιαστεί για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων συνεχών μεταβλητών, στη βιβλιογραφία εντοπίζονται διαφορετικές τεχνικές ενίσχυσης ή τροποποίησης του βασικού αλγοριθμικού πλαισίου, για την επίλυση διαφορετικών προβλημάτων [110–113]. Έτσι, το βασικό αλγοριθμικό πλαίσιο του *FA* έχει τροποποιηθεί ή υβριδοποιηθεί με στόχο την επίλυση Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων [113]. Συγκεκριμένα, ο προαναφερθέν αλγόριθμος έχει χρησιμοποιηθεί στην επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμένη Χωρητικότητα (capacitated Vehicle Routing Problem (*CVRP*)) [114, 115], του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (Vehicle Routing Problem with Time Windows (*VRPTW*)) και των παραλλαγών του [116–120], του Προβλήματος Δρομολόγησης με Ετερογενή Στόλο (Heterogeneous Vehicle Routing Problem (*HVRP*)) [121, 122],

Σύμφωνα με το αλγοριθμικό πλαίσιο του *FA*, όπως παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 3, σε έναν πληθυσμό n εφικτών λύσεων, μία πυγολαμπίδα αντιπροσωπεύει μία λύση i και η ένταση του φωτός της (I) αντιστοιχεί στην ποιότητα της λύσης. Λαμβάνοντάς υπόψιν ένα πρόβλημα ελαχιστοποίησης, η ένταση του φωτός μίας πυγολαμπίδας στη θέση ξ , αντιπροσωπεύει την αντίστροφη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης ($1/f(\xi)$) [123]. Για έναν αριθμό προκαθορισμένων επαναλήψεων, ο πληθυσμός λύσεων ενημερώνεται, καθώς οι λύσεις μετατοπίζονται προς άλλες καλύτερες (φωτεινότερες), σύμφωνα με τον μηχανισμό μετατόπισης που παρουσιάζεται στις Εξισώσεις (2.10) έως (2.12).

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (2.10)$$

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (2.11)$$

Η μετατόπιση μίας πυγολαμπίδας i που ελκύεται από μία άλλη j , τη χρονική στιγμή t , καθορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j^t - x_i^t) + \alpha_t \epsilon_i^t, \quad (2.12)$$

Βάση αυτού, ορίζεται ότι η ελκυστικότητα (β) μίας λύσης i είναι ανάλογη της έντασης του φωτός που δέχεται μία λύση j και επηρεάζεται από την απόσταση r_{ij} , και το σταθερό συντελεστής απορρόφησης του φωτός, γ . Ακόμα, η εξίσωση μετατόπισης (Εξίσωση (2.12)) περιλαμβάνει μία παράμετρο τυχαιότητας και ένα διάνυσμα τυχαίων αριθμών. Τέλος, παραμετρικές μελέτες [111] έχουν δείξει ότι για μέσο μέγεθος προβλήματος L , $\alpha_0 = 0.01L$, $\gamma = 1/\sqrt{L}$ και ότι:

$$\alpha_t = \alpha_0 \delta^t, \quad \delta \in [0.95, 0.97] \quad (2.13)$$

Αλγόριθμος 3 Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (FA)

```

Ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης  $f(x)$ 
Αρχικοποίηση του πληθυσμού  $X = x_1, \dots, x_n$ 
Ορισμός του συντελεστή  $\gamma$ 
for  $x_i$   $i = 1, \dots, n$  do
  Αρχικοποίηση της έντασης του φωτός  $I_i$ 
end for
repeat
  for  $x_i$ ,  $i = 1, \dots, n$  do
    for  $x_j$ ,  $j \neq i = 1, \dots, n$  do
      if  $I_j > I_i$  then
        Μετατόπιση πυγολαμπίδας  $x_i$  προς την  $x_j$ , Εξίσωση (2.12)
      end if
      Ενημέρωση της ελκυστικότητας, Εξίσωση (2.11)
      Αξιολόγηση των νέων λύσεων και ενημέρωση της έντασης του φωτός
    end for
  end for
  Ταξινόμηση των πυγολαμπίδων για να βρεθεί η καλύτερη
until Ικανοποίηση κριτηρίου τερματισμού
Ταξινόμηση των πυγολαμπίδων και επιστροφή της καλύτερης

```

2.4 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων

Ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization (PSO)), προτάθηκε από τους Kennedy και Eberhart, το 1995 [48], ως ένας αλγόριθμος ολικής βελτιστοποίησης βασισμένος στη συμπεριφορά των σμηνών στη φύση. Από τότε, ο PSO έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς στη βελτιστοποίηση προβλημάτων,

και στη βιβλιογραφία συναντώνται πολλές ανασκοπήσεις των πεδίων εφαρμογής του, όπως και των διαφορετικών εκδοχών του [124–128]. Ακόμα, ο *PSO* έχει εφαρμοστεί εκτενώς στη βελτιστοποίηση Προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων [124]. Στις πρόσφατες μελέτες συγκαταλέγονται η επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα (VRP with Time Windows (*VRPTW*)) [129], της παραλλαγής του με πολλαπλά διαμερίσματα (Multi-Compartment VRP with Time Windows (*MCVRPTW*)) [130] και του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμένη Χωρητικότητα. Πρόσφατα, ο αλγόριθμος *PSO* χρησιμοποιήθηκε στη βελτιστοποίηση Προβλημάτων Δρομολόγησης με Συλλογή Κέρδους, όπως είναι το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Πολλαπλές Περιόδους και Συλλογή Κέρδους (Multi-Period VRP with Profit (*mVRPP*)) [131], και το Πρόβλημα Δρομολόγησης και Προγραμματισμού Τεχνικού (Technician Routing and Scheduling Problem (*TRSP*)) [132]. Ακόμα, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος έχει χρησιμοποιηθεί και στο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, επιλύοντας το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας (Team Orienteering Problem (*TOP*)) [133, 134].

Σύμφωνα με τη λογική του *PSO*, ένα σμήνος αποτελείται από n σωματίδια που βρίσκονται τυχαία στον εξεταζόμενο D -διάστατο χώρο λύσεων, και κάθε ένα από αυτά αναπαριστά μία εφικτή λύση του υπό βελτιστοποίηση προβλήματος και χαρακτηρίζεται από την ταχύτητα του και τη θέση του. Ακόμα, θεωρείται ότι κάθε σωματίδιο i συνδέεται τοπολογικά με τη γειτονία του, δηλαδή με ένα σύνολο σωματιδίων [135], και στην κλασσική εκδοχή η γειτονία αποτελείται από την καλύτερη λύση του σμήνους. Αρχικά, για κάθε σωματίδιο η ταχύτητα (v_i) και η θέση (x_i) των σωματιδίων ορίζεται με τυχαίο τρόπο, σε κάθε διάσταση $j = 1, \dots, D$. Στη συνέχεια, σε κάθε αλγοριθμική επανάληψη τα δύο αυτά διανύσματα προσαρμόζονται με βάση τη θέση του καλύτερου σωματιδίου της γειτονιάς (G_{best}) και την καλύτερη θέση που έχει βρεθεί το εκάστοτε σωματίδιο i (P_{best}), μέχρι την εξεταζόμενη χρονική στιγμή. Η ενημέρωση αυτή βασίζεται στις Εξισώσεις (2.14) και (2.15), όπου ϕ_1, ϕ_2 ορίζονται δύο τυχαίοι αριθμοί ομοιόμορφα κατανεμημένοι στο εύρος $[0,1]$ και c_1, c_2 ορίζονται οι συντελεστές επιτάχυνσης ως σταθεροί πολλαπλασιαστικοί όροι.

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1\phi_1(P_{best} - x_{ij}(t)) + c_2\phi_2(G_{best} - x_{ij}(t)) \quad (2.14)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2.15)$$

Για την αποφυγή της πρόωρης σύγκλισης έχουν προταθεί διαφορετικές τεχνικές του αλγορίθμου *PSO*, όπως αυτή του Περιορισμένου Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης

Σμήνους Σωματιδίων (Constriction PSO (*cPSO*)) [136], σύμφωνα με την οποία η ενημέρωση της ταχύτητας πραγματοποιείται σύμφωνα με τις Εξισώσεις (2.16) και (2.17), όπου χ ο συντελεστής στένωσης και $c = c_1 + c_2$, $c > 4$. Η βασική αλγοριθμική δομή του *PSO* παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 4.

$$v_{ij}(t+1) = \chi(v_{ij}(t) + c_1\phi_1(P_{best} - x_{ij}(t)) + c_2\phi_2(G_{best} - x_{ij}(t))) \quad (2.16)$$

$$\chi = \frac{2}{|c - 2 + \sqrt{c^2 - 4c}|} \quad (2.17)$$

Αλγόριθμος 4 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων *PSO*

Ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης $f(x)$
 Αρχικοποίηση της θέσης του σμήνους $X = x_1, \dots, x_n$
 Αρχικοποίηση της ταχύτητας του σμήνους $V = v_1, \dots, v_n$
repeat
 for x_i $i = 1, \dots, n$ **do**
 Ενημέρωση της ταχύτητας v_i , εφαρμογή Εξίσωσης (2.14)
 Ενημέρωση της θέσης x_i , εφαρμογή Εξίσωσης (2.15)
 Αξιολόγησης της νέας λύσης x_i
 if $f(P_{best}) > f(x_i)$ **then**
 $P_{best} \leftarrow x_i$
 end if
 if $f(G_{best}) > f(x_i)$ **then**
 $G_{best} \leftarrow x_i$
 end if
end for
until Ικανοποίηση κριτηρίου τερματισμού
 Ταξινόμηση των σωματιδίων και επιστροφή της καλύτερης λύσης

2.5 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Διδασκαλίας-Μάθησης

Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Διδασκαλίας-Μάθησης (Teaching-Learning-Based Optimization (*TLBO*)) προτάθηκε από τους Rao et al., το 2011 [54, 137], ο οποίος εμπνέεται από τη φιλοσοφία της διαδικασίας διδασκαλίας-μάθησης σε μια τάξη και μιμείται την επίδραση ενός δασκάλου στην επίδοση των μαθητών. Παρόμοια με άλλους αλγόριθμους νοημοσύνης σμήνους, ο *TLBO* είναι ένας μεθευρετικός αλγόριθμος στοχαστικής βελτιστοποίησης που βασίζεται σε πληθυσμό λύσεων, αλλά δεν απαιτεί εξειδικευμένες παραμέτρους, ενώ προσφέρει γρήγορη σύγκλιση

και αποτελεσματικότητα επίλυσης. Μάλιστα, ο προαναφερθέν αλγόριθμος εφαρμόζεται ευρέως για την επίλυση πολλών πραγματικών προβλημάτων από διάφορους τομείς της επιστήμης και της τεχνολογίας, όπως αναφέρεται στην πρόσφατη βιβλιογραφία [138–140]. Για παράδειγμα, ο *TLBO* βρίσκει εφαρμογή στη βελτιστοποίηση προβλημάτων μηχανικής, ηλεκτρολογίας, ηλεκτρονικής [141–143] και αναγνώρισης προτύπων και επεξεργασίας εικόνας [144, 145]. Επιπλέον, ο *TLBO* έχει εφαρμοστεί επιτυχώς στην επίλυση προβλημάτων συνεχών, αλλά και διακριτών μεταβλητών, αν και στην κλασσική του εκδοχή δραστηριοποιείται στο συνεχές χώρο λύσεων. Συγκεκριμένα, ο *TLBO* έχει χρησιμοποιηθεί, στη διακριτή του μορφή (όπου οι εξισώσεις ενημέρωσης αντικαθίστανται από ευρετικές τεχνικές) για την επίλυση διαφορετικών παραλλαγών του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού εργασιών [146–148], του προβλήματος ομαδοποίησης και δρομολόγησης δικτύων [149, 150], του προβλήματος διανομής ενέργειας [151], του προβλήματος σακιδίου [141] και άλλων. Πάραυτα, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος, μέχρι αυτή τη χρονική στιγμή, δεν έχει χρησιμοποιηθεί στην επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων.

Η κλασσική εκδοχή του αλγορίθμου *TLBO* περιλαμβάνει δύο φάσεις αναζήτησης, τη φάση διδασκαλίας (Teacher-Phase) και τη φάση μάθησης (Learner-Phase). Δοθέντος ενός προβλήματος D -διαστάσεων, κάθε μαθητής αναπαριστά λύση $x_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)$, η οποία αρχικοποιείται με τυχαίο τρόπο. Στην πρώτη φάση, η καλύτερη λύση του πληθυσμού n λύσεων, αναπαριστά το δάσκαλο της τάξης (x_{tch}^t) και επηρεάζει όλες τις υπόλοιπες λύσεις του εκάστοτε πληθυσμού, βελτιώνοντας το γνωστικό επίπεδο της τάξης, δηλαδή την ποιότητα του πληθυσμού. Η βελτίωση αναπαρίσται από την Εξίσωση (2.18), η οποία περιλαμβάνει το μέσο γνωστικό επίπεδο της τάξης (x_{mean}^t) και τη παράμετρο διδασκαλίας TF , όπου $TF = round[1 + rand\{2 - 1\}]$ με το $rand$ να αντιστοιχεί σε έναν τυχαίο κυμαινόμενο αριθμό στο εύρος $[0,1]$.

$$x_i^{t'} = x_i^t + rand(x_{tch}^t - TF x_{mean}^t) \quad (2.18)$$

Η δεύτερη φάση βασίζεται στην αλληλεπίδραση που έχουν οι μαθητές μεταξύ τους, και έτσι, η απόδοση κάθε μαθητή i αυξάνεται όπως αυτός αλληλεπιδρά με άλλον (k) τυχαία επιλεγμένο συμμαθητή του, ακολουθώντας την Εξίσωση (2.19). Οι δύο αυτές φάσεις επλαμβάνονται για t_{max} φορές και το αλγοριθμικό πλαίσιο του *TLBO* δίνεται στον Αλγόριθμο 5.

$$x_i^{t'} = \begin{cases} x_i^t + rand(x_i^t - x_k^t), & \text{εάν } f(x_i^t) < f(x_k^t) \\ x_i^t + rand(x_k^t - x_i^t), & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (2.19)$$

Αλγόριθμος 5 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Διδασκαλίας-Μάθησης (*TLBO*)

Ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης $f(X)$.
 Αρχικοποίηση και αξιολόγηση του πληθυσμού $X = x_1, \dots, x_n$.
 Εύρεση του καλύτερου μαθητή: x_{tch} & υπολογισμός x_{mean} .
repeat
 for $x_i, i = 1, \dots, n$ **do**
 Ενημέρωση μαθητή i : $x_i^{t'} = x_i^t + rand(x_{tch}^t - TF x_{mean}^t)$.
 if $f(x_i^{t'}) < f(x_i^t)$ **then**
 $x_i^t \leftarrow x_i^{t'}$;
 end if
 end for
 for $x_i, i = 1, \dots, n$ **do**
 Επιλογή μαθητή k ($i \neq k$)
 if $f(x_i^t) < f(x_k^t)$ **then**
 $x_i^{t'} = x_i^t + rand(x_i^t - x_k^t)$
 else
 $x_i^{t'} = x_i^t + rand(x_k^t - x_i^t)$
 end if
 if $f(x_i^{t'}) < f(x_i^t)$ **then**
 $x_i^t \leftarrow x_i^{t'}$
 end if
 end for
 Ενημέρωση x_{tch} και x_{mean} ;
 $t \leftarrow t + 1$;
until $t > t_{max}$

Κεφάλαιο 3

Διαχείριση Προτιμήσεων Ενός Ατόμου κατά τη Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών

Ο εξατομικευμένος προγραμματισμός ταξιδιού είναι μια περίπλοκη και χρονοβόρα διαδικασία, που απαιτεί την επιλογή σημείων προς επίσκεψη ή δραστηριοτήτων, για να συμπεριληφθούν σε ένα τουριστικό ταξίδι, που πρέπει να ταιριάζουν με τις προτιμήσεις ενός ατόμου, ενώ πρέπει να προγραμματιστεί και η σειρά επίσκεψης τους [21]. Διάφορα συστήματα έχουν αναπτυχθεί για να διευκολύνουν τους τουρίστες να οργανώσουν το ταξίδι τους και να αποφασίσουν ανάμεσα στα σημεία ενδιαφέροντος (Points of Interest (*POIs*)) που ταιριάζουν στις προτιμήσεις τους, τα οποία χρησιμεύουν κυρίως ως συστήματα συστάσεων τουρισμού ή ταξιδιών (Travel Recommender Systems (*TRS*)), πρόσφατη σχετική βιβλιογραφική ανασκόπηση βρίσκεται από τους Chaudhari και Thakkar [152] και τους Renjith et al. [153]. Χαρακτηριστικά δύο από τις πιο βασικές μεθόδους σύστασης, είναι αυτές που βασίζονται σε συννεργατικό φιλτράρισμα (Collaborative Filtering (*CF*)) και σε περιεχόμενο (Content-Based (*CB*)) [152]. Οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε *CF* αναλύουν παρόμοιους χρήστες και τα στοιχεία που τους άρεσαν, τα οποία και προτείνουν στον χρήστη-στόχο, ενώ οι προσεγγίσεις *CB* μαθαίνουν για τα στοιχεία που προηγουμένως άρεσαν στον χρήστη και προτείνουν παρόμοια. Όμως, εστιάζοντας σε ένα εξειδικευμένο σύστημα που προσφέρει εξατομικευμένο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών περιήγησης, απαιτούνται δύο κύριες διεργασίες, η σύσταση των *POIs* και η δημιουργία διαδρομών επίσκεψης τους [154].

Οι Cenamor et al. [155] παρουσίασαν ένα σύστημα για τη δημιουργία εξατομικευμένων τουριστικών διαδρομών, χρησιμοποιώντας πληροφορίες συλλεγόμενες από τα κοινωνικά δίκτυα. Οι Kotiloglu et al. [156] πρότειναν ένα πλαίσιο δύο φάσεων για τη δημιουργία εξατομικευμένων συστάσεων τουριστικών διαδρομών, σύμφωνα με το οποίο εφαρμόζεται μία *CF* μέθοδος για την επιλογή του υποσυνόλου *POI* προς επίσκεψη και μία αλγοριθμική μέθοδος για την επίλυση του υποκείμενου Προβλήματος Προσανατολισμού (Orienteering Problem (*OP*)). Οι Sun και Lee [157] πρότειναν ένα πλαίσιο τεσσάρων φάσεων για τη σύσταση πολλών περιηγήσεων, για την κάλυψη των προτιμήσεων και των χρονικών περιορισμών των χρηστών χρησιμοποιώντας περιεχόμενο που δημιουργείται από χρήστες σε ένα κοινωνικό δίκτυο κοινής χρήσης φωτογραφιών. Οι Zheng et al. [158] πρότειναν έναν αλγόριθμο τεσσάρων βημάτων βασισμένο σε μεθρετικούς αλγορίθμους για το σχεδιασμό εξατομικευμένων διαδρομών ημερήσιας εκδρομής μέσα σε ένα τουριστικό αξιοθέατο, λαμβάνοντας υπόψη την κόπωση του χρήστη και την αξία κάθε *POI* ανάλογα με το χρόνο που αφιερώνεται σε αυτό. Πρόσφατα, οι Chen et al. [159] παρουσίασαν ένα μοντέλο συνεργατικής μάθησης (Deep Contextual Collaborative learning (*DCC*)) το οποίο ενσωματώνει τη λεκτική περιγραφή των *POIs*, την κατηγοριοποίηση τους και το ιστορικό των επισκέψεων τους, για την εκτίμηση των ενδιαφερόντων των χρηστών και της διάρκειας των επισκέψεων τους στα αντίστοιχα σημεία, ενώ η σύσταση του δρομολογίου διατυπώνεται από μία παραλλαγή του *OP*. Συνεπώς, από τη βιβλιογραφία προκύπτει ότι για την επίλυση προβλημάτων σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών και συγκεκριμένα, για την ενσωμάτωση των προτιμήσεων του χρήστη, χρησιμοποιούνται μέθοδοι σύστασης που βασίζονται σε (ιστορικά) δεδομένα του χρήστη ή των σημείων ενδιαφέροντος, καθώς και δημογραφικές πληροφορίες [160].

Επιπλέον, παρατηρείται ότι οι περισσότερες μελέτες αναφέρονται στην επίλυση του Προβλήματος Σχεδιασμού Τουριστικών Ταξιδιών (Tourist Trip Design Problem (*TTDP*)) και των παραλλαγών του, με στόχο τη μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη [154, 161]. Όμως, για την προσομοίωση ενός ρεαλιστικού ταξιδιού, πρέπει να ληφθούν υπόψη και επιπλέον κριτήρια, όπως η επίσκεψη σημείων που έχουν ρητά ζητηθεί από τον χρήστη, η χρονική διάρκεια, η διανυθείσα απόσταση, το οικονομικό κόστος και άλλα [162–165]. Ενώ, λιγότερη προσοχή έχει δοθεί στη χρήση αλληλεπιδραστικών μεθόδων για την επίλυση πολυ-αντικειμενικών προβλημάτων σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών. [166, 167]. Έτσι, λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω, στη παρούσα διδακτορική διατριβή, εξετάζεται η επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης για το σχεδιασμό εξατομικευμένων εφαρμογών με άξονα την ικανοποίηση του χρήστη και η αλληλεπιδραστική μεθοδολογία επίλυσης πολυ-αντικειμενικού προβλήματος, βασισμένη στη θεωρία της Αναλυτικής Συνθετικής Προσέγγισης. Στις

παραγράφους που ακολουθούν δίνεται το σχετικό θεωρητικό υπόβαθρο (Παράγραφοι 3.1-3.3) και στην Παράγραφο 3.4 παρουσιάζεται η προτεινόμενη μέθοδος σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών λαμβάνοντας υπόψη τις προτιμήσεις ενός ατόμου.

3.1 Πολυκριτήρια Βελτιστοποίηση και Ανάλυση Αποφάσεων

Πολλά προβλήματα σχεδιασμού ή λήψης αποφάσεων περιλαμβάνουν δύο ή περισσότερους αντικρουόμενους στόχους που πρέπει να βελτιστοποιηθούν ταυτόχρονα και εμπίπτουν στην κατηγορία των προβλημάτων πολυκριτήριας βελτιστοποίησης (Multiobjective Optimization Problems (*MOPs*)) [168], τα οποία διατυπώνονται ως:

$$\min f(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})\} \quad (3.1)$$

$$\text{υπό } \mathbf{x} \in S \subset R^n$$

όπου, $f_i(\mathbf{x})$, $i = 1, 2, \dots, k$ είναι τα κριτήρια/ αντικειμενικές συναρτήσεις προς ελαχιστοποίηση. Το διάνυσμα απόφασης $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ανήκει στην εφικτή περιοχή S και το διάνυσμα στόχου $z = f(\mathbf{x})$ στον χώρο R^k . Εξαιτίας των πολλαπλών αντικρουόμενων στόχων, συνήθως δεν υπάρχει μία μοναδική βέλτιστη λύση που να ικανοποιεί όλα τα κριτήρια βελτιστοποίησης, αλλά ένα σύνολο από βέλτιστες λύσεις, το σύνολο Pareto. Σύμφωνα με τον Miettinen [169], διατυπώνονται οι εξής ορισμοί:

- Κυριαρχία Pareto: Δεδομένων δυο λύσεων x^1, x^2 , θεωρούμαι ότι η x^1 κυριαρχεί της x^2 εάν και μόνο εάν:
 1. $f_i(x^1) \geq f_i(x^2)$, για κάθε $i = 1, 2, \dots, k$ και
 2. $f_j(x^1) > f_j(x^2)$, για κάποιο $j \in \{1, 2, \dots, k\}$.
- Αποτελεσματικότητα Pareto: μία λύση x^* θεωρείται αποτελεσματική εάν και μόνο εάν δεν υπάρχει άλλη εφικτή λύση $x \in S$ που να την κυριαρχεί. Το σύνολο όλων των αποτελεσματικών λύσεων αποτελεί το σύνολο Pareto (Pareto set) και το σύνολο των διανυσμάτων στόχου όλων των αποτελεσματικών λύσεων αποτελεί το μέτωπο Pareto (Pareto front).
- Ασθενής Αποτελεσματικότητα Pareto: μία λύση x θεωρείται ασθενώς αποτελεσματική εάν και μόνο εάν δεν υπάρχει άλλη εφικτή λύση $x' \in S$ τέτοια ώστε $f_i(x') > f_i(x)$ για κάθε i .

Η επίλυση ενός πολυκριτήριου προβλήματος (*MOP*), έχει ως στόχο την υποστήριξη ενός αποφασίζοντα κατά την αναζήτηση της πιο ικανοποιητικής για αυτόν εναλλακτικής και ανήκει στον χώρο της Πολυκριτήριας Ανάλυσης Αποφάσεων (*Multicriteria Decision Making (MCDM)*). Ένας αρκετά διαδεδομένος τρόπος ταξινόμησης των μεθόδων πολυκριτήριας βελτιστοποίησης αφορά στο στάδιο επίλυσης στο οποίο εκφράζει τις προτιμήσεις του ο αποφασίζοντα [170, 171]. Στη βάση αυτή, διακρίνονται τρεις κατηγορίες μεθόδων πολυκριτήριας βελτιστοποίησης:

1. Μέθοδοι πολυκριτήριας βελτιστοποίησης με έκφραση προτίμησης πριν από την επίλυση (*a priori methods*). Ο αποφασίζοντα παρέχει πληροφορίες για τις προτιμήσεις του και βάση αυτών βρίσκεται μία αποτελεσματική λύση κατά Pareto.
2. Μέθοδοι πολυκριτήριας βελτιστοποίησης με έκφραση προτίμησης κατά την επίλυση (*interactive methods*). Ο αποφασίζοντα τροφοδοτεί την διαδικασία βελτιστοποίησης με πληροφορίες για τις προτιμήσεις του κατά τη διάρκεια της διαδικασίας. Καταλήγοντας στο πιο ικανοποιητικό για τον αποφασίζοντα κομμάτι του μετώπου Pareto.
3. Μέθοδοι πολυκριτήριας βελτιστοποίησης με έκφραση προτίμησης μετά την επίλυση (*a posteriori methods*). Αρχικά, υπολογίζεται μία προσέγγιση του μετώπου Pareto και στη συνέχεια, ο αποφασίζοντα επιλέγει την πιο ικανοποιητική για αυτόν λύση.

3.2 Αλληλεπιδραστικές Μέθοδοι Βελτιστοποίησης

Η λύση προβλημάτων πολυκριτήριας βελτιστοποίησης αποσκοπεί στην υποστήριξη ενός αποφασίζοντα (*Decision Maker (DM)*), στην επιλογή της πιο ικανοποιητικής εναλλακτικής, αναφορικά με το εξεταζόμενο πρόβλημα. Ως πιο ικανοποιητική εναλλακτική, αναφέρεται μία κατά Pareto βέλτιστη λύση του προβλήματος, που αντανακλά τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα. Συνεπώς, κρίνεται απαραίτητη η συμμετοχή του ίδιου του αποφασίζοντα κατά τη διαδικασία της βελτιστοποίησης, ο οποίος και είναι αρμόδιος να παρέχει πληροφορίες σχετικά με τις προτιμήσεις του σε διαφορετικές εναλλακτικές ή κριτήρια. Στην περίπτωση που χρησιμοποιούνται αλληλεπιδραστικές μέθοδοι (*interactive methods*), η διαδικασία επίλυσης αποτελείται από εναλλασσόμενες φάσεις ενός αλληλεπιδραστικού αλγορίθμου: υπολογισμού/ διαμόρφωσης λύσεων (*optimization phase*) και εκμαίευσης

προτιμήσεων (preference elicitation) [172]. Κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου, μετά από ένα αριθμό επαναλήψεων ο αποφασίζοντα τροφοδοτεί τη μέθοδο και απαντά σε ερωτήσεις αξιολόγησης των προτεινόμενων λύσεων για τη δεδομένη στιγμή, οι οποίες συμπεριλαμβάνονται στη συνέχεια σε ένα μοντέλο που εκφράζει τις προτιμήσεις του και χρησιμοποιείται από την αλγοριθμική διαδικασία για την αξιολόγηση των νέων παραγόμενων εναλλακτικών (λύσεων). Η αλληλεπίδραση μεταξύ αποφασίζοντα και μεθόδου συνεχίζεται μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο σύγκλισης. Επιπλέον, κατά τη διάρκεια της βελτιστοποίησης ο αποφασίζοντα μπορεί να συγκεκριμενοποιήσει, να διορθώσει ή να μεταβάλει της προτιμήσεις του. Έτσι, ο αποφασίζοντα κατευθύνει τη διαδικασία της επίλυσης έως ότου βρεθεί η τελική λύση που τον ικανοποιεί.

Τα κύρια στάδια της μεθόδου Αλληλεπιδραστικής Πολυκριτήριας Βελτιστοποίησης (Interactive Multiobjective Optimization (*IMO*)) μπορούν να περιγραφούν ως εξής:

1. Αρχικοποίηση.
2. Υπολογισμός συνόλου βέλτιστων εναλλακτικών (μέτωπο Pareto).
3. Εκμαίευση προτιμήσεων (ερώτηση του αποφασίζοντα σχετικά με τις προτιμήσεις του σε ένα σύνολο εναλλακτικών).
4. Διαμόρφωση λύσεων λαμβάνοντας υπόψιν τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα (υπολογισμός νέου μετώπου Pareto).
5. Έλεγχος σύγκλισης (ή έλεγχος του αποφασίζοντα για την εύρεση της βέλτιστης τελικής λύσης).
6. Εάν δεν ικανοποιούνται τα κριτήρια τερματισμού, επιστροφή στο στάδιο (3).

Η προοδευτική ενσωμάτωση των προτιμήσεων έχει ορισμένα πλεονεκτήματα σε σχέση με τις μεθόδους *a priori* και *a posteriori* [173]. Στην πρώτη περίπτωση, όπου ο αποφασίζοντα διατυπώνει εξ αρχής τις προτιμήσεις του, είναι πιθανόν να μην αντιλαμβάνεται πλήρως τους περιορισμούς και τις δυνατότητες του εξεταζόμενου προβλήματος, δημιουργώντας την πιθανότητα υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης των εναλλακτικών. Στη δεύτερη περίπτωση, όπου ο αποφασίζοντα βρίσκεται στη θέση να διαλέξει την πιο ικανοποιητική για αυτόν εναλλακτική, μέσα από ένα μέτωπο Pareto, και ειδικά όταν πρέπει να λάβει υπόψιν του παραπάνω από δύο κριτήρια, η ανάλυση του μετώπου και του μεγάλου όγκου πληροφορίας είναι μια δύσκολη και χρονοβόρα διαδικασία. Στην περίπτωση όμως, της αλληλεπιδραστικής μεθόδου, μόνο ένα μέρος του μετώπου Pareto πρέπει να εξερευνηθεί και στη συνέχεια να αξιολογηθεί, όπως ο αποφασίζοντα έχει κατευθύνει την αναζήτηση στην επιθυμητή

περιοχή. Αυτό αντιστοιχεί σε μείωση του υπολογιστικού φόρτου, ενώ ο αποφασίζοντα μπορεί να μάθει μέσω της μεθόδου, εξερευνώντας το χώρο λύσεων και να αποφύγει ή να διορθώσει πιθανά λάθη σε προηγούμενες αποφάσεις του. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα που προσφέρει η αλληλεπιδραστική μέθοδος είναι ότι δεν απαιτεί από τον αποφασίζοντα προηγούμενη γνώση ή μοντέλο ολικής προτίμησης [174, 175].

3.2.1 Ταξινόμηση των Αλληλεπιδραστικών Μεθόδων

Οι αλληλεπιδραστικές μέθοδοι, που ανήκουν στην κατηγορία *IMO*, μπορούν να ταξινομηθούν βάση: α) του είδους των πληροφοριών προτίμησης του αποφασίζοντα, β) του προτύπου αλληλεπίδρασης, γ) του μοντέλου προτίμησης και δ) της μεθόδου αναζήτησης [176]. Διαφορετικές απαιτήσεις της μεθόδου από τον αποφασίζοντα οδηγούν σε διαφορετικά επίπεδα δυσκολίας στη λήψη αποφάσεων, το μοντέλο προτίμησης διέπει τον τρόπο με τον οποίο η αλληλεπιδραστική μέθοδος χρησιμοποιεί τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα, η μέθοδος αναζήτησης αναφέρεται στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης και επηρεάζει την ποιότητα των παραγόμενων λύσεων, ενώ, σημαντικό είναι να οριστεί πότε και πόσο συχνά η μέθοδος αλληλεπιδρά με τον αποφασίζοντα.

3.2.2 Είδος Πληροφοριών Προτίμησης

Ο αποφασίζοντα μπορεί να τροφοδοτήσει τη διαδικασία αναζήτησης με διαφορετικούς τρόπους που διαχωρίζονται σε τρεις βασικές κατηγορίες:

1. Προσδοκίες: Ο αποφασίζοντα χρησιμοποιεί σημεία αναφοράς, συνεχείς τιμές, που αντιπροσωπεύουν ικανοποιητικές τιμές στα εξεταζόμενα κριτήρια [177]. Τα σημεία αναφοράς ορίζονται αυθαίρετα, ενώ μπορεί να είναι και μη-εφικτά. Επιπλέον, συχνά πρέπει να οριστεί και το εύρος των σημείων, κάτι που μπορεί να απαιτεί επιπλέον υπολογιστικό κόστος.
2. Σύγκριση κριτηρίων:
 - (α) Βάρη: Τα βάρη αντανakλούν τη σημαντικότητα των κριτηρίων για τον αποφασίζοντα, και μπορούν να δοθούν είτε ως βαθμωτά μεγέθη είτε να διατυπωθούν μέσω δυαδικών συγκρίσεων. Πάραυτα, πολλές φορές είναι δύσκολο για τον αποφασίζοντα να καθοδηγήσει την αναζήτηση γιατί δεν είναι ξεκάθαρη η συσχέτιση της σημαντικότητας των κριτηρίων με τις προτιμήσεις του [178].

- (β) Παραχωρήσεις: Διαλέγοντας ένα κριτήριο ως κριτήριο αναφοράς, ο αποφασίζοντα πρέπει να προσδιορίσει το βαθμό αύξησης των τιμών όλων των υπόλοιπων κριτηρίων που αντισταθμίζει για αυτόν τη μείωση του κριτηρίου αναφοράς. Η διαδικασία αυτή μπορεί να χαρακτηριστεί χρονοβόρα και δύσκολη για τον αποφασίζοντα [172].
- (γ) Ταξινόμηση: ο αποφασίζοντα διαιρεί τα κριτήρια σε κλάσεις βάση του είδους των επιθυμητών αλλαγών στις τιμές των κριτηρίων στο τρέχων μέτωπο Pareto [172]. Σε κάποιες περιπτώσεις απαιτείται επιπλέον, από τον αποφασίζοντα, η διατύπωση άνω ορίων και κάτω κατωφλίων στις τιμές των κριτηρίων.

3. Σύγκριση εναλλακτικών:

- (α) Δυναμικές συγκρίσεις: Ο αποφασίζοντα επιλέγει ανάμεσα σε δυο εναλλακτικές αν προτιμάει κάποια, ή εκφράζει αδιαφορία ή ασυγκρισιμότητα. Η σύγκριση εναλλακτικών είναι σχετικά μη-νοητικά επίπονη διαδικασία για τον αποφασίζοντα [179], μέχρι έναν αριθμό συγκρίσεων.
- (β) Ταξινόμηση: Ο αποφασίζοντα διαχωρίζει το δοθέν σύνολο εναλλακτικών σε κλάσεις που εκφράζουν αδιαφορία ή ασυγκρισιμότητα.
- (γ) Επιλογή: Ο αποφασίζοντα καλείται να διαλέξει την πιο ικανοποιητική για αυτόν λύση μέσα από ένα δοθέν σύνολο.

3.2.3 Πρότυπο Αλληλεπίδρασης

Δυο πρότυπα αλληλεπίδρασης χρησιμοποιούνται στο σχεδιασμό των μεθόδων αλληλεπίδρασης:

1. Αλληλεπίδραση μετά την εκτέλεση: ο αποφασίζοντα πρέπει να περιμένει την ολοκλήρωση μίας επανάληψης της μεθόδου αναζήτησης για να διατυπώσει και να τροφοδοτήσει τις προτιμήσεις του και έπειτα, η μέθοδος αναζήτησης αρχίζει ξανά βάση των νέων πληροφοριών. Το πρότυπο αυτό χρησιμοποιείται συχνά από μεθόδους *MCDM* για την εύρεση ενός συνόλου Pareto σε κάθε επανάληψη.
2. Αλληλεπίδραση κατά την εκτέλεση: ο αποφασίζοντα μπορεί κατά βούληση να διακόψει τη διαδικασία αναζήτησης για να διατυπώσει τις προτιμήσεις του και να κατευθύνει την αναζήτηση. Κοινώς το πρότυπο αυτό ενσωματώνεται σε *IMO* εφαρμογές ως περιοδική αλληλεπίδραση με τον αποφασίζοντα (ανά ένα αριθμό προκαθορισμένων επαναλήψεων).

3.2.4 Μοντέλο Προτίμησης

Βάση της σχετικής βιβλιογραφίας [180], χρησιμοποιούνται συνήθως, τρεις τύποι μοντέλων προτίμησης:

1. Συνάρτηση αξίας: Οι προτιμήσεις του αποφασίζοντα εκφράζονται μέσα από την εκάστοτε συνάρτηση αξίας του. Μία συνάρτηση αξίας (value function) μπορεί να αποδώσει την πλήρη σειρά κατάταξης των εναλλακτικών. Για την αναπαράσταση της συνάρτησης αξίας χρησιμοποιούνται: σταθμισμένα μέτρα που εκφράζουν αποστάσεις από σημεία αναφοράς [181], βαθμωτή συνάρτηση επίτευξης (achievement scalarizing function) [182] που εκφράζει τη χρησιμότητα της επίτευξης των στόχων και τη μη-χρησιμότητα της αποτυχίας, ή προσθετική συνάρτηση αξίας, που εκφράζει το άθροισμα των μερικών συναρτήσεων όλων των κριτηρίων [183–185].
2. Σχέσεις κυριαρχίας: Η προτίμηση του αποφασίζοντα ανάμεσα σε ένα ζευγάρι εναλλακτικών εκφράζεται μέσα από σχέση κυριαρχίας (προτίμησης) ή αδιαφορίας βάση της επιθυμητής ή μη απόδοσης τους στα εξεταζόμενα κριτήρια, ενώ μπορούν να συγκριθούν και μη-κυριαρχούμενες κατά Pareto λύσεις μεταξύ τους [186].
3. Κανόνες απόφασης: Μέσα από τη μέθοδο των προσεγγιστικών συνόλων (Rough Sets) [187, 188] οι προτιμήσεις του χρήστη μπορούν να μοντελοποιηθούν ως εύκολα κατανοητοί κανόνες “εάν... τότε...” βάση προηγούμενων παραδειγμάτων απόφασης. Για παράδειγμα, οι εναλλακτικές μπορούν να κατατάσσονται σε κλάσεις όπως: “κακή”, “μέτρια”, “καλή” βάση των αντίστοιχων τιμών τους στα εξεταζόμενα κριτήρια, ή να διατυπώνεται σχέσεις προτίμησης μέσα σε ζευγάρια εναλλακτικών.

3.2.5 Μέθοδος Αναζήτησης

Η μέθοδος αναζήτησης κατηγοριοποιείται σε μεθόδους μαθηματικού προγραμματισμού και μη-μαθηματικού προγραμματισμού, και χρησιμοποιούνται για την εύρεση Pareto λύσεων. Στις μεθόδους μη-μαθηματικού προγραμματισμού ανήκουν οι μεθευρετικές μέθοδοι, όπως οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms (EAs)) και οι αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους (Swarm Intelligence). Σε σύγκριση με τις μεθόδους μαθηματικού προγραμματισμού, οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι, βασίζονται στην εξέλιξη ενός πληθυσμού λύσεων και σε περίπλοκα προβλήματα μπορούν σε μικρό αριθμό επαναλήψεων να βρουν (έστω προσεγγιστικά) το σύνολο Pareto. Συνεπώς, οι (μεθευρετικοί) εξελικτικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται ευρέως

στην επίλυση πολυκριτήριων προβλημάτων (Multi-Objective Evolutionary Algorithms (*MOEAs*)) και έχουν τις κατάλληλες ιδιότητες ώστε να ενσωματώσουν τις προτιμήσεις ενός αποφασίζοντα [189]. Επιπλέον, μερικοί αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους έχουν χρησιμοποιηθεί στα πλαίσια της αλληλεπιδραστικής πολυκριτήριας βελτιστοποίησης [190, 191].

3.2.6 Αναφορικά με τον αποφασίζοντα

Στην Αλληλεπιδραστική Πολυκριτήρια Βελτιστοποίηση είναι αναγκαία η συμβολή του αποφασίζοντα, ενώ, για την ενίσχυση της ποιότητας της διαδικασίας είναι επιθυμητό η αλληλεπίδραση να μην είναι νοητικά επιβαρυντική για τον ίδιο, ώστε να αποφεύγονται τυχόν λάθη. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, διαφορετικά είδη πληροφοριών που ζητούνται από τον αποφασίζοντα, οδηγούν και σε διαφορετικά επίπεδα νοητικής επιβάρυνσης. Επιθυμητή θα ήταν η ύπαρξη της δυνατότητας του αποφασίζοντα να επιλέγει ο ίδιος το είδος της πληροφορίας που θέλει να διαθέσει για να εκφράσει τις προτιμήσεις του (Παράγραφος 3.2.2). Ακόμα, η αναπαράσταση των εναλλακτικών μέσω γραφημάτων μπορεί να βοηθήσει τον αποφασίζοντα να τις αναλύσει και αξιολογήσει [192]. Επιπλέον, τον αποφασίζοντα επηρεάζει και η συχνότητα αλληλεπίδρασης, για αυτό συνήθως είναι περιορισμένη ανά αριθμό αλγοριθμικών επαναλήψεων [193].

Συχνό φαινόμενο αποτελούν και οι ασυνεπείς προτιμήσεις, δηλαδή όταν οι προτιμήσεις που παρέχονται από τον αποφασίζοντα περιέχουν αντιφατικές πληροφορίες ή είναι ασυμβίβαστες με το μοντέλο προτιμήσεων μιας μεθόδου, λόγω λαθών ή εξέλιξης των προτιμήσεων του. Οι ασυνέπειες αυτές μπορούν να διαγραφούν ή να τροποποιηθούν οι σχέσεις προτίμησης των εναλλακτικών που τις προκαλούν [185, 194]. Ωστόσο, οι Greco et al. [195] επισήμαναν ότι οι ασυνέπειες δεν μπορούν απλώς να καταργηθούν επειδή ενδέχεται να περιέχουν σημαντικές πληροφορίες για τη δημιουργία του μοντέλου προτίμησης. Τέλος, για την αξιολόγηση τέτοιων μεθόδων, η διαρκής παρουσία ενός αποφασίζοντα ως φυσικό πρόσωπο, καθίσταται αδύνατη. Συνεπώς, χρησιμοποιείται ένας εικονικός αποφασίζοντα, δηλαδή μια συνάρτηση αξίας π.χ. γραμμική στάθμιση των κριτηρίων [185].

3.3 Μέθοδος *UTASTAR*

Προκειμένου να συσχετιστούν οι πληροφορίες προτίμησης που διατυπώνει ο αποφασίζοντα, με ένα μοντέλο απόφασης που αναπαριστά όσο πιο πιστά γίνεται το

σύστημα αξιών και προτιμήσεων του, χρησιμοποιείται η Αναλυτική Συνθετική Προσέγγιση (ΑΣΠ) (Preference Disaggregation Approach (*PDA*)) [196]. Η ΑΣΠ βασίζεται σε ένα σύνολο παραδειγμάτων απόφασης του αποφασίζοντα και το οποίο μπορεί να διαμορφωθεί από: ιστορικά δεδομένα απόφασης ή μέσα από την αξιολόγηση ενός περιορισμένου συνόλου υποθετικών ή υπαρκτών εναλλακτικών. Τα παραδείγματα αυτά, αναφέρονται ως σύνολο αναφοράς (A_R), και αποτελούν ουσιαστικά ένα δείγμα εκμάθησης για τον προσδιορισμό των παραμέτρων στο μοντέλο απόφασης που θα αναπαραχθεί. Οι παράμετροι του μοντέλου απόφασης προκύπτουν μέσα από τεχνικές παλινδρόμησης και όταν διαπιστωθεί ότι συνάδουν με το σύστημα αξιών του αποφασίζοντα, τότε το μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση νέων εναλλακτικών. Η διαπίστωση αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί (αναφορικά με την συσχέτιση δυο κατατάξεων) σύμφωνα με τον δείκτη τ του Kendall. Για τον προσδιορισμό των παραμέτρων απόφασης σύμφωνα με τη διαδικασία της ΑΣΠ, χρησιμοποιείται η μέθοδος *UTASTAR*, η οποία περιγράφεται στη συνέχεια.

Σύμφωνα με τις αρχές της θεωρίας χρησιμότητας πολλαπλών χαρακτηριστικών (Multiattribute Utility Theory (*MAUT*)), ([197]) μια συνάρτηση ολικής αξίας $u(g)$ είναι μια βαθμωτή συνάρτηση που συγκεντρώνει όλα τα κριτήρια απόφασης, δηλαδή τους στόχους και αντιπροσωπεύει την τιμή απόδοσης των εναλλακτικών, σύμφωνα με το σύστημα αξιών του αποφασίζοντα. Ως εκ τούτου, όταν $u[g(\alpha)] > u[g(b)]$, η εναλλακτική α προτιμάται από τη b ($\alpha \succ b$) και όταν $u[g(\alpha)] = u[g(b)]$ οι εναλλακτικές α και b θεωρούνται μη-συγκρίσιμες ($\alpha \sim b$). Σε περίπτωση n ανεξάρτητων προτιμησιακών κριτηρίων, η συνάρτηση τιμής έχει μια προσθετική αναπαράσταση [198], όπως περιγράφεται στις Εξισώσεις (3.2) και (3.3).

$$u(g) = \sum_{i=1}^n p_i u_i(g_i) \quad (3.2)$$

υπό

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n p_i = 1 \\ u_i(g_{i*}) = 0, u_i(g_{i*}) = 1 \quad \forall i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (3.3)$$

όπου $g = g_1, g_2, \dots, g_n$ είναι το διάνυσμα απόδοσης μιας εναλλακτικής βάσει των κριτηρίων n , $[g_{i*}, g_{i*}]$ είναι το λιγότερο και περισσότερο προτιμώμενο επίπεδο του κριτηρίου, ενώ ως $u_i(g_i)$, $i = 1, \dots, n$ υποδηλώνονται μη-φθίνουσες συναρτήσεις οριακής αξίας των αποδόσεων g_i , $i = 1, \dots, n$ (κανονικοποιημένο μεταξύ 0 και 1) και $p_i > 0$, $i = 1, \dots, n$ είναι το σχετικό βάρος της συνάρτησης $u_i(g_i)$. Αυτή η συνάρτηση προστιθέμενης αξίας αντιπροσωπεύει το μοντέλο συγκέντρωσης κριτηρίων της μεθόδου *UTilities Additives (UTA)* [199], η οποία συνάγει έμμεσα τις προτιμησιακές πληροφορίες ενός αποφασίζοντα, δεδομένου ότι αυτός παρέχει παραδείγματα

αποφάσεων για το σύνολο A_R . Η μέθοδος *UTASTAR* [200], είναι μια παραλλαγή της μεθόδου *UTA* που χρησιμοποιεί τη δεδομένη κατάταξη στο σύνολο αναφορών $A_R = (a_1, a_2, \dots, a_k)$ και τη συνάρτηση προστιθέμενης αξίας μιας εναλλακτικής a , ενσωματώνοντας τα σφάλματα υπερεκτίμησης σ^+ και υποεκτίμησης σ^- , όπως φαίνεται στην Εξίσωση (3.4).

$$u'[g(a)] = \sum_{i=1}^n u_i[g_i(a)] - \sigma^+(a) + \sigma^-(a), \forall a \in A_R \quad (3.4)$$

Επιπλέον, οι συναρτήσεις οριακής αξίας υπολογίζονται μέσω γραμμικής παρεμβολής. Για κάθε κριτήριο, το διάστημα $[g_{i*}, g_{i*}^*]$ διαιρείται ισόποσα ως $[g_i^j, g_i^{j+1}]$, όπου $j = 1, \dots, (a_i - 1)$, $g_{i*} = g_i^1$ και $g_{i*}^* = g_i^{a_i}$, ακολουθώντας την Εξίσωση (3.5).

$$g_i^j = g_{i*} + \frac{j-1}{a_i-1}(g_{i*}^* - g_{i*}) \quad (3.5)$$

Είσοδος της μεθόδου *UTASTAR* αποτελεί μια κατάταξη που δίνεται από έναν αποφασίζοντα σε ένα σύνολο εναλλακτικών αναφοράς (λύσεις) $A_R = a_1, \dots, a_m$. Τα αντικείμενα του συνόλου αναφοράς αναδιατάσσονται με τέτοιο τρόπο ώστε το a_1 να είναι η κορυφή και το a_k το τέλος της κατάταξης και για κάθε ζεύγος διαδοχικών εναλλακτικών για αξιολόγηση (a_m, a_{m+1}) ισχύει ότι $a_m \succ a_{m+1}$ ή ότι $a_m \sim a_{m+1}$. Ο αλγόριθμος *UTASTAR* συνοψίζεται στα ακόλουθα βήματα:

Βήμα 1: Η ολική αξία των εναλλακτικών στο σύνολο αναφοράς $u[g(a_k)]$, $k = 1, \dots, m$ εκφράζεται αρχικά ως συνάρτηση των περιθωριακών αξιών ($u_i[g_i]$) και στη συνέχεια, ως συνάρτηση των μεταβλητών w_{ij} , ακολουθώντας τις Εξισώσεις (3.6) - (3.8).

$$u_i[g_i(a)] = u_i(g_i^j) + \frac{g_i(a) - g_i^j}{g_i^{j+1} - g_i^j} [u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j)] \quad (3.6)$$

$$w_{ij} = u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j) \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, n \text{ και } j = 1, \dots, (a_i - 1) \quad (3.7)$$

$$\begin{cases} u_i(g_i^1) = 0, & \forall i = 1, \dots, n \\ u_i(g_i^j) = \sum_{t=1}^{j-1} w_{it}, & \forall i = 1, \dots, n \text{ και } j = 2, \dots, (a_i - 1) \end{cases} \quad (3.8)$$

Βήμα 2: Για κάθε ζεύγος διαδοχικών εναλλακτικών που ανήκουν στο A_R , εισάγονται τα σφάλματα εκτίμησης, όπως φαίνεται στην Εξίσωση (3.9).

$$\begin{aligned} \Delta(a_k, a_{k+1}) &= u[g(a_k)] - \sigma^+(a_k) + \sigma^-(a_k) - u[g(a_{k+1})] \\ &\quad + \sigma^+(a_{k+1}) - \sigma^-(a_{k+1}), \quad k = 1, \dots, m-1 \end{aligned} \quad (3.9)$$

Βήμα 3: Το ακόλουθο γραμμικό πρόβλημα, Εξισώσεις (3.10) - (3.14), επιλύεται με το δ να είναι ένας μικρός θετικός αριθμός, ενώ το βάρος κάθε κριτηρίου i είναι το άθροισμα όλων των σχετικών μεταβλητών, δηλαδή $p_i = \sum_{j=1}^{(a_i-1)} w_{ij}$

$$\min : z = \sum_{k=1}^m [\sigma^+(a_k) + \sigma^-(a_k)] \quad (3.10)$$

υπό

$$\Delta(a_k, a_{k+1}) \geq \delta \text{ if } a_k \succ a_{k+1}, \quad \forall k = 1, \dots, m-1 \quad (3.11)$$

$$\Delta(a_k, a_{k+1}) = 0 \text{ if } a_k \sim a_{k+1}, \quad \forall k = 1, \dots, m-1 \quad (3.12)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{(a_i-1)} w_{ij} = 1 \quad (3.13)$$

$$w_{ij} \geq 0, \quad \sigma^+(a_k) \geq 0, \quad \sigma^-(a_k) \geq 0, \quad \forall k, i, j \quad (3.14)$$

Βήμα 4: Δοκιμάζεται η ύπαρξη πολλαπλών ή σχεδόν βέλτιστων λύσεων του παραπάνω γραμμικού προβλήματος. Σε περίπτωση μη-μοναδικότητας, υπολογίζεται η συνάρτηση μέσης προστιθέμενης αξίας αυτών των (σχεδόν) βέλτιστων λύσεων που μεγιστοποιούν τις αντικειμενικές συναρτήσεις που εμφανίζονται στην Εξίσωση (3.15), στο πολύεδρο των περιορισμών του παραπάνω γραμμικού προβλήματος, που οριοθετείται από τον νέο Περιορισμό (3.16), όπου z^* είναι η βέλτιστη τιμή του στο Βήμα 3 και το ϵ είναι ένας μικρός θετικός αριθμός.

$$u_i(g_i^*) = \sum_{j=1}^{(a_i-1)} w_{ij}, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (3.15)$$

$$\sum_{k=1}^m [\sigma^+(a_k) + \sigma^-(a_k)] \leq z^* + \epsilon \quad (3.16)$$

3.4 Προτεινόμενη Μέθοδος Σχεδιασμού Τουριστικών Διαδρομών Ενός Ατόμου

Για τη βελτιστοποίηση τουριστικών διαδρομών ενός ατόμου λαμβάνοντας υπόψιν τις προτιμήσεις του, στην παρούσα διδακτορική διατριβή εξετάζονται δυο σενάρια:

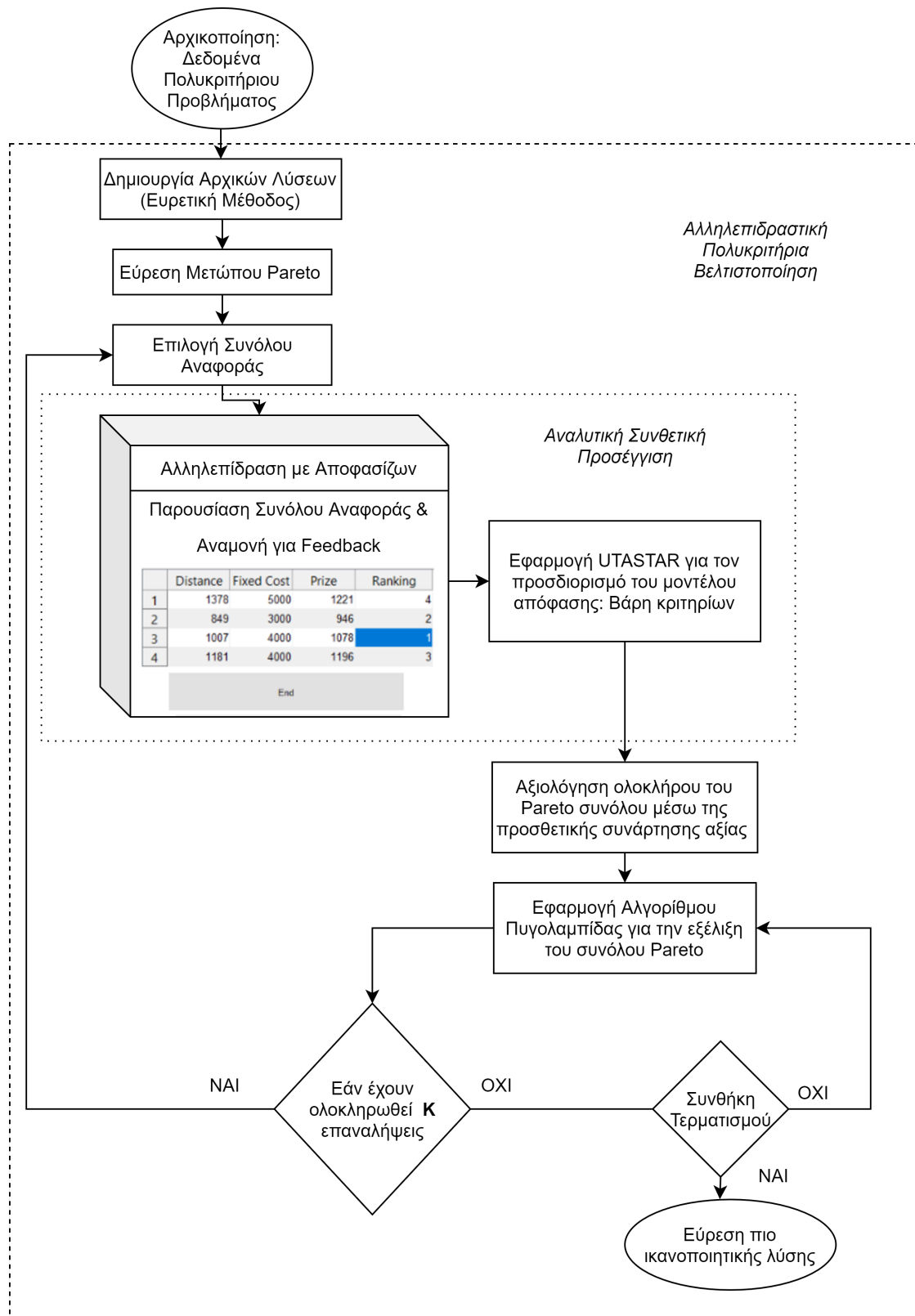
1. Ο σχεδιασμός βέλτιστων τουριστικών διαδρομών ενός ατόμου στα σημεία ενδιαφέροντος, θεωρώντας ότι έχει δηλώσει εκ των προτέρων την προτίμηση του σε κάθε ένα από αυτά, χωρίς να απαιτείται επιπλέον παρέμβαση του.

2. Ο σχεδιασμός βέλτιστων τουριστικών διαδρομών ενός ατόμου στα σημεία ενδιαφέροντος, θεωρώντας ότι έχει δηλώσει εκ των προτέρων την προτίμηση του σε κάθε ένα από αυτά, με παρέμβαση του ατόμου αυτού σε ότι αφορά τη βέλτιστη επιλογή των χαρακτηριστικών των διαδρομών.

Στο πρώτο σενάριο που εξετάζεται, οι συνθήκες της βελτιστοποίησης είναι αμετάβλητες, αυτό σημαίνει ότι το μόνο που απαιτείται από τον χρήστη είναι να δηλώσει την προτίμηση του στα σημεία ενδιαφέροντος και να ορίσει τα επιτρεπτά χαρακτηριστικά των τουριστικών διαδρομών, όπως η συνολική χρονική διάρκεια, η συνολικά διανυθείσα απόσταση, το οικονομικό κόστος και άλλα. Έτσι, το σενάριο αυτό αντιμετωπίζεται με την αλγοριθμική βελτιστοποίηση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων της βιβλιογραφίας (Κεφάλαιο 1), θεωρώντας μοναδική αντικειμενική συνάρτηση, όπου η ικανοποίηση του χρήστη από την επίσκεψη των σημείων δηλώνεται μέσω τιμών κέρδους ή βραβείου. Συγκεκριμένα, για τους σκοπούς της παρούσας διατριβής επιλέχθηκε το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Team Orienteering Problem (*CTOP*)) (Παράγραφος 1.1) και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*PCVRP*)) (Παράγραφος 1.2). Η αλγοριθμική επίλυση των προβλημάτων πραγματοποιείται μέσω καινοτόμων, ειδικά σχεδιασμένων αλγοριθμικών πλαισίων και ευρετικών τεχνικών, βάση του αλγόριθμου της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)) (Παράγραφος 2.2) και του Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (*FA*)) (Παράγραφος 2.3). Η αλγοριθμική βελτιστοποίηση των παραπάνω προβλημάτων στο πλαίσιο του σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών με άξονα τις προτιμήσεις ενός ατόμου στα σημεία ενδιαφέροντος, παρουσιάζεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 5.

Στο δεύτερο σενάριο που εξετάζεται, η βελτιστοποίηση τουριστικών διαδρομών ενός ατόμου λαμβάνοντας υπόψιν τις προτιμήσεις του, είναι αλληλεπιδραστική. Με άλλα λόγια ο χρήστης μετατρέπεται σε αποφασίζοντα (*DM*), ο οποίος αλληλεπιδρά με τη μέθοδο βελτιστοποίησης στην επίλυση ενός πολυ-αντικειμενικού προβλήματος σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών. Έτσι, στην παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνεται η επίλυση του Πολυ-αντικειμενικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*MO – PCVRP*)), (Παράγραφος 1.2.2), μέσω ενός αλγοριθμικού πλαισίου που βασίζεται στην Αλληλεπιδραστική Πολυκριτήρια Βελτιστοποίηση (Παράγραφος 3.2). Συγκεκριμένα, το προτεινόμενο διαδραστικό πλαίσιο βασίζεται σε ένα μοτίβο αλληλεπίδρασης, του Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (*FA*)) (Παράγραφος 2.3) με έναν αποφασίζοντα. Σκοπός του προτεινόμενου

αλγοριθμικού πλαισίου είναι η κατασκευή τουριστικών διαδρομών που εξυπηρετούν τις απαιτήσεις και προτιμήσεις ενός ατόμου σε ότι αφορά τα επιλεγμένα κριτήρια βελτιστοποίησης, το οποίο δηλώνεται ως Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (*PGFA*)). Κατά τη διάρκεια της αναζήτησης, ο αποφασίζοντα αλληλεπιδρά με τον προτεινόμενο αλγόριθμο, διατυπώνοντας την προτίμηση του σε ένα μικρό υποσύνολο αντιπροσωπευτικών μη-κυριαρχούμενων λύσεων. Σκοπός της προτεινόμενης προσέγγισης είναι να παρέχει στον αποφασίζοντα μια τελική λύση, η οποία θα ικανοποιεί τις προτιμήσεις του βάσει των πολλαπλών (αντικρουόμενων) κριτηρίων βελτιστοποίησης. Αυτό επιτυγχάνεται όταν, μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων, το λεγόμεν μέτωπο *Pareto* βρίσκεται στην περιοχή ενδιαφέροντος (Region of Interest (*ROI*)) του αποφασίζοντα. Έτσι, σε κάθε αλληλεπίδραση με τον αλγόριθμο, ο *DM* παρέχει τη σφαιρική του αξιολόγηση, δηλαδή μία κατάταξη ενός αντιπροσωπευτικού συνόλου λύσεων και βάσης αυτής χρησιμοποιείται η μέθοδος *UTASTAR* (Παράγραφος 3.3) για να δημιουργηθεί μια αντιπροσωπευτική συνάρτηση αξίας. Αυτή η συνάρτηση αξίας, χρησιμοποιείται στη συνέχεια από το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο, *PGFA*, για την αξιολόγηση και την ενημέρωση του πληθυσμού λύσεων του προβλήματος *MO – PCVRP*. Η προτεινόμενη διαδικασία αλληλεπιδραστικής βελτιστοποίησης παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.1 και ο αλγόριθμος επίλυσης του εξεταζόμενου προβλήματος περιγράφεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 6.



Σχήμα 3.1: Διάγραμμα ροής διαδραστικού αλγοριθμικού πλαισίου PGFA

Κεφάλαιο 4

Διαχείριση Προτιμήσεων Ομάδας Ατόμων κατά τη Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών

Όπως έχει αναφερθεί και σε προηγούμενα κεφάλαια, ο σχεδιασμός ενός τουριστικού ταξιδιού αποτελεί ένα απαιτητικό και χρονοβόρο έργο, το οποίο συνεπάγεται την επιλογή σημείων ενδιαφέροντος μέσα από πληθώρα επιλογών, καθώς και τον προγραμματισμό επίσκεψης τους [156]. Εξατομικευμένα προγράμματα περιηγήσεων και συστήματα ταξιδιωτικών προτάσεων έχουν αναδυθεί στον τουριστικό κλάδο, προσελκύοντας ολοένα και μεγαλύτερη προσοχή [152]. Ωστόσο, τα τουριστικά ταξίδια είναι ως επί το πλείστον ομαδική δραστηριότητα, που πραγματοποιείται από οικογένειες, ομάδες φίλων ή οργανωμένα γκρουπ. Ως εκ τούτου, η παρούσα διδακτορική διατριβή επικεντρώνεται στη δημιουργία ενός συστήματος σχεδιασμού τουριστικών ταξιδιών, για την επιλογή και το βέλτιστο σχεδιασμό δρομολογίων σε σημεία ενδιαφέροντος (*POI*) που δεν θα ικανοποιούν μόνο τις προτιμήσεις ενός ατόμου, αλλά θα περιλαμβάνουν τις διαφορετικές, ή ακόμη και αντικρουόμενες, ατομικές προτιμήσεις όλων των μελών σε μια ετερογενή τουριστική ομάδα.

Σύμφωνα με τους Sylejmani et al. [25], ο σχεδιασμός τουριστικών διαδρομών που αφορά σε ομάδα ατόμων μπορεί να αντιμετωπιστεί με δύο αντίθετες προσεγγίσεις. Συγκεκριμένα, τα ετερογενή μέλη της ομάδας μπορούν να αλληλεπιδράσουν εκ των προτέρων για να διαπραγματευτούν για την επιλογή των σημείων ενδιαφέροντος, θεωρώντας ότι η ομάδα θα πρέπει να παραμείνει ενωμένη μέσω της προτεινόμενης διαδρομής. Από την άλλη πλευρά, τα άτομα μπορούν να χωριστούν από την ομάδα για να επισκεφθούν συγκεκριμένα *POIs*, λαμβάνοντας υπόψη τις

προσωπικές τους προτιμήσεις. Βάση αυτού, πρότειναν το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας Πολλαπλών Περιορισμών με Πολλαπλά Χρονικά Παράθυρα (Multi-Constraint Team Orienteering Problem with Multiple Time Windows), επεκτείνοντας το έργο των Souffriau et al. [201], λαμβάνοντας υπόψη τις προαναφερθείσες διαφορετικές προσεγγίσεις του προγραμματισμού του τουριστικού ταξιδιού. Το προτεινόμενο μοντέλο επιλύθηκε μέσω ενός αλγορίθμου Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu Search) και η αντικειμενική συνάρτηση ενσωμάτωσε τη μέση τιμή της ικανοποίησης όλων των μελών για κάθε επισκεπτόμενο *POI* καθώς και έναν παράγοντα κοινωνικής σχέσης των διαφορετικών ατόμων.

Οι Anagnostopoulos et al. [202] πρότειναν την επέκταση του προβλήματος προσανατολισμού, όπου κάθε *POI* αντιστοιχεί σε διάνυσμα τιμών που αντιπροσωπεύουν την προτίμηση κάθε μέλους της ομάδας. Η γενική τους διατύπωση εξετάζει τρία διαφορετικά κριτήρια βελτιστοποίησης που οδηγούν σε τρία ανεξάρτητα μοντέλα, βάση της μεγιστοποίησης της συνολικής ικανοποίησης της ομάδας, της μεγιστοποίησης της ικανοποίησης όλων των μελών και της μεγιστοποίησης της συνολικής ικανοποίησης με την τιμωρία αθέμιτων λύσεων με μεγάλη διακύμανση στην ατομική ικανοποίηση. Επίσης, οι Zheng και Liao [203] αντιμετώπισαν τον προγραμματισμό ταξιδιού για ετερογενείς τουριστικές ομάδες, διατυπώνοντας ένα Πολυ-Αντικειμενικό Πρόβλημα Σχεδιασμού Τουριστικών Ταξιδιών (Multi-Objective Tourist Trip Design Problem). Οι χρησιμοποιούμενοι αντικρουόμενοι στόχοι αφορούν τη συνολική ικανοποίηση της ομάδας και τη δίκαιη ικανοποίηση κάθε μέλους. Η προτεινόμενη διατύπωση τους βελτιστοποιήθηκε με βάση την μέθοδο *Pareto*, χρησιμοποιώντας μια μη-κυριαρχούμενη ευρετική προσέγγιση ταξινόμησης που περιλαμβάνει τον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization (*ACO*)) και τον αλγόριθμο της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)).

Ο σχεδιασμός τουριστικών ταξιδιών που περιγράφονται παραπάνω ενσωματώνει τη διαδικασία πρότασης σημείων ενδιαφέροντος προς επίσκεψη και ταυτόχρονα τη βελτιστοποίηση των δρομολογίων επίσκεψης τους. Ωστόσο, αυτές οι δύο διεργασίες θα μπορούσαν να αντιμετωπιστούν ξεχωριστά, και έτσι, στην πρόταση των σημείων ενδιαφέροντος λαμβάνουν χώρα οι προσεγγίσεις τύπου συστάσεων ομάδας, της κατηγορίας Group Recommender Systems (*GRS*) [204–206]. Τα περισσότερα από τα υπάρχοντα έργα βασίζονται σε παραδοσιακές τεχνικές συγκέντρωσης για να συνδυάζουν προτιμήσεις, προτάσεις ή προφίλ. Ωστόσο, πρόσφατα, οι Villavicencio et al. [207] πρότειναν την επέκταση μιας προσέγγισης Συστήματος Πολλαπλών Πρακτόρων (Multi-Agent System (*MAS*)) με τεχνικές διαπραγμάτευσης για την παραγωγή συστάσεων ομάδας. Συγκεκριμένα, χρησιμοποίησαν το πολυμερές Μονοτονικό Πρωτόκολλο Παραχώρησης (Multilateral Monotonic Concession

Protocol (*MCP*)) , το οποίο προσομοιώνει τη φυσική διαδικασία διαπραγμάτευσης ατόμων, για να συνδυαστούν οι μεμονωμένες προτάσεις σε μια ομαδική πρόταση, πιο ομοιόμορφα από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις. Μια ομάδα πρακτόρων (όπου ο καθένας εκπροσωπεί ένα μέλος της ομάδας) προσπαθεί να επιτύχει συναίνεση σχετικά με τα πιο ικανοποιητικά, για την ομάδα, σημεία, ενώ ο καθένας βασίζεται σε ένα σύστημα συστάσεων ενός χρήστη (*Single-User Recommendation System (SUR)*) για τη δημιουργία κατάταξης των προτεινόμενων σημείων.

Ακολουθώντας μία διαφορετική προσέγγιση, οι Carvalho et al. [208] πρότειναν τη χρήση της μη-συνεργατικής Θεωρίας Παιγνίων [209] για την αντιμετώπιση αντικρουόμενων προτιμήσεων μεταξύ μελών τυχαίων και ετερογενών ομάδων. Συγκεκριμένα, τα μέλη των ομάδων αντιστοιχούν στους παίκτες του παιγνίου, και τα υποψήφια σημεία ενδιαφέροντος (*POI*) από τις ενέργειες του παιγνίου, ενώ η πρόταση του συνόλου των σημείων στην αντίστοιχη ισορροπία Nash [210] που ικανοποιεί όλα τα μέλη ταυτόχρονα. Ομοίως, οι Zhao et al. [211] παρουσίασαν μια συνδυαστική προσέγγιση με την ισορροπία Nash και τη συγκέντρωση προτιμήσεων μέσω της παραγοντοποίησης ενός πινάκα. Μάλιστα, πρότειναν δύο μεθόδους για τον υπολογισμό της στρατηγικής κάθε μέλους (βέλτιστη επιλογή αντικειμένων) και μια συνάρτηση αμοιβής που λαμβάνει υπόψιν τις ατομικές προτιμήσεις και τις πιθανότητες αποδοχής των άλλων μελών της ομάδας. Με βάση τα παραπάνω, δημιουργείται ένα προφίλ στρατηγικής του γκρουπ και η ισορροπία Nash αποτελεί τη βέλτιστη πιθανότητα επιλογής που εξαρτάται από την ομάδα των ατόμων για κάθε μέλος. Στη συνέχεια, χρησιμοποιείται μια διαδικασία βάση της έννοιας της χρησιμότητας, για να ενσωματωθούν οι ατομικές προτιμήσεις των μελών και η λύση ισορροπίας Nash. Συνολικά, θεωρητικά μοντέλα παιγνίων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσομοίωση της κοινωνικής αλληλεπίδρασης μεταξύ των πρακτόρων σε πραγματικά συστήματα αποφάσεων [212], όπως και στη σύσταση διαδρομών για μία ετερογενή ομάδα τουριστών. Στην παρούσα διδακτορική διατριβή, η προτεινόμενη μεθοδολογία για το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών ομάδων (Παράγραφος 4.2) βασίζεται στη σύσταση σημείων ενδιαφέροντος μέσω του παιγνίου Μάχη των Φύλων (*Battle of Sexes (BOS)*), το οποίο δίνεται στη συνέχεια (Παράγραφος 4.1.1).

4.1 Θεωρία Παιγνίων

Η Θεωρία Παιγνίων μπορεί να οριστεί ως η μελέτη μαθηματικών μοντέλων στρατηγικής αλληλεπίδρασης μεταξύ ορθολογικών φορέων λήψης αποφάσεων. Η πρώτη εμφάνιση κάποιων ιδεών της θεωρίας παιγνίων χρονολογείται τον 18^ο αιώνα, όμως

αναπτύχθηκε εκτενώς τη δεκαετία του 1950, όταν το 1944, δημοσιεύτηκε το βιβλίο *Theory of games and economics* (Θεωρία των Παιγνίων και της Οικονομίας) από τους John von Neumann και Oscar Morgenstern, το οποίο έθεσε τις βασικές αρχές του πεδίου [213]. Η Θεωρία Παιγνίων δεν είναι μόνο θεωρία, εφαρμόζεται επίσης σε πολλούς τομείς, όπως στην οικονομία [214], στις επιχειρήσεις [215], στην ιατρική [216], στο τομέα μεταφοράς [217], στην κυβερνοασφάλεια [218], στη μηχανική [219] και στην πολιτική [220]. Ακόμα, η Θεωρία Παιγνίων συνδυάζεται και με μεθόδους βελτιστοποίησης για την επίλυση προβλημάτων [221]. Αυτό πραγματοποιείται όταν η Θεωρία Παιγνίων χρησιμοποιείται για τη βελτίωση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης [222, 223], όταν τα παίγνια επιλύονται μέσω των αλγορίθμων βελτιστοποίησης [224] και όταν οι δύο μέθοδοι χρησιμοποιούνται μαζί κατά την επίλυση [225].

Οι βασικές έννοιες της Θεωρίας Παιγνίων είναι οι εξής. Ένα παίγνιο ορίζεται ως ένα μοντέλο αλληλεπιδραστικής κατάστασης μεταξύ οντοτήτων ή ομάδων οντοτήτων. Κάθε οντότητα αντιπροσωπεύει έναν παίκτη, που μπορεί να είναι ένα άτομο, μια ομάδα ή μια οργάνωση. Η στρατηγική ενός παίκτη είναι το πλήρες σύνολο ενεργειών που μπορεί να κάνει ο παίκτης σε κάθε κατάσταση του παιγνίου. Κάθε παίκτης έχει έναν αριθμό στρατηγικών που μπορούν να επιλεγούν με βάση τις συνθήκες και τους στόχους. Κάθε στρατηγική, ανάλογα με τη φύση του παιγνίου αποδίδει στον παίκτη μία τιμή αμοιβής, η οποία μπορεί να είναι και αρνητική (απώλεια). Οι στρατηγικές της θεωρίας παιγνίων χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, σε αυτές της καθαρής στρατηγικής και της μικτής στρατηγικής. Μια καθαρή στρατηγική καθορίζει πλήρως τις στρατηγικές παιγνίου των παικτών. Αυτή η στρατηγική καθορίζει τη δράση που πρέπει να κάνει ένας παίκτης για οποιαδήποτε κατάσταση. Το στρατηγικό σύνολο ενός παίκτη είναι ένα σύνολο καθαρών στρατηγικών που είναι δυνατό για αυτόν τον παίκτη. Κάθε παίκτης έχει βελτιστοποιημένη στρατηγική (στρατηγικές) και η αξία του παιγνίου είναι η ίδια για όλους τους παίκτες [226]. Μικτή στρατηγική είναι η εκχώρηση πιθανότητας σε οποιαδήποτε καθαρή στρατηγική. Αυτή η στρατηγική επιτρέπει σε έναν παίκτη να επιλέξει τυχαία μια καθαρή στρατηγική. Επειδή οι πιθανότητες είναι συνεχείς, υπάρχουν άπειρες μικτές στρατηγικές για έναν παίκτη, ακόμη και αν το σύνολο των καθαρών στρατηγικών είναι πεπερασμένο. Είναι προφανές ότι μια καθαρή στρατηγική μπορεί να θεωρηθεί ως μια ειδική περίπτωση μικτής στρατηγικής στην οποία μια συγκεκριμένη καθαρή στρατηγική επιλέγεται με πιθανότητα 1 και οι άλλες στρατηγικές επιλέγονται με πιθανότητα 0. Κάθε παίκτης μπορεί να επιλέξει την καθαρή στρατηγική ή τη μικτή στρατηγική για τη λήψη αποφάσεων. Για τις ντετερμινιστικές ενέργειες, επιλέγονται οι καθαρές στρατηγικές και για τις πιθανολογικές ενέργειες, μικτές στρατηγικές. Η ισορροπία Nash είναι μια έννοια στη θεωρία παιγνίων όπου η βέλτιστη έκβαση ενός παιγνίου είναι εκεί όπου δεν υπάρχει κίνητρο για απόκλιση από την

αρχική στρατηγική [210]. Πιο συγκεκριμένα, η ισορροπία Nash ορίζει ότι η βέλτιστη έκβαση ενός παιγνίου είναι εκείνη όπου κανένας παίκτης δεν έχει κίνητρο να παρεκκλίνει από την επιλεγμένη στρατηγική του αφού εξετάσει την επιλογή του αντιπάλου. Συνολικά, ένα άτομο δεν μπορεί να λάβει κανένα πρόσθετο όφελος από την αλλαγή ενεργειών, υποθέτοντας ότι οι άλλοι παίκτες παραμένουν σταθεροί στις στρατηγικές τους. Ένα παίγνιο μπορεί να έχει πολλαπλές ισορροπίες Nash ή καμία απολύτως.

Τα παίγνια μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση διάφορα χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, το παίγνιο στο οποίο οι παίκτες παίρνουν τις αποφάσεις τους ταυτόχρονα είναι ένα στατικό παίγνιο. Με αυτόν τον τρόπο, κάθε παίκτης δεν γνωρίζει τίποτα για τις αποφάσεις του άλλου κατά τη λήψη μιας απόφασης [227]. Ένα δυναμικό παίγνιο είναι ένα παίγνιο στο οποίο οι παίκτες δεν εκτελούν απαραίτητα τις ενέργειές τους ταυτόχρονα. Με αυτόν τον τρόπο, οι παίκτες θα λαμβάνουν υπόψη τις αποφάσεις άλλων παικτών στις επόμενες αποφάσεις τους. Τα παίγνια μηδενικού αθροίσματος είναι τα παίγνια που η συνολική τους αξία είναι σταθερή κατά τη διάρκεια του παιγνίου και δεν θα μειωθεί ή θα αυξηθεί. Σε αυτά τα παίγνια, το κέρδος ενός παίκτη σχετίζεται με την απώλεια του άλλου παίκτη. Ένα παίγνιο μηδενικού αθροίσματος είναι ένα παίγνιο νίκης-ήττας και υπάρχει πάντα ένας ηττημένος για κάθε νικητή [228]. Αντίθετα, υπάρχουν στρατηγικές στα παίγνια μη-μηδενικού αθροίσματος που είναι επωφελείς για όλους τους παίκτες. Με άλλα λόγια, το συνολικό άθροισμα των κερδών και των απωλειών των εμπλεκόμενων παικτών είναι μικρότερο ή μεγαλύτερο του μηδενός [227]. Ακόμα, τα παίγνια χωρίζονται σε συνεργατικά (cooperative) και μη-συνεργατικά (non-cooperative) [229]. Εάν οι παίκτες ανταγωνίζονται μεμονωμένα σε ένα παίγνιο και προσπαθούν να αυξήσουν μόνοι τους την αμοιβή τους, τότε είναι ένα μη-συνεργατικό παίγνιο. Τα μη-συνεργατικά παίγνια επικεντρώνονται στις στρατηγικές του κάθε παίκτη και στην πρόβλεψη των επιλεγμένων στρατηγικών τους. Από την άλλη πλευρά, εάν σε ένα παίγνιο, διαφορετικές ομάδες παικτών σχηματίζουν διάφορους συνασπισμούς, προσπαθώντας να επωφεληθούν από τον συνασπισμό τους, τότε αυτό το παίγνιο είναι συνεργατικό.

4.1.1 Η Μάχη των Φύλων (*BOS*)

Το παίγνιο η Μάχη των Φύλων (Battle of Sexes (*BOS*)) παρουσιάστηκε από τους Luce και Raiffa το 1957 [230]. Το συγκεκριμένο παίγνιο είναι ένα μη-συνεργατικό παίγνιο δυο παικτών, μη-μηδενικού αθροίσματος, με πολλά σημεία ισορροπίας Nash, όπου η απόφαση για τη στρατηγική που θα ακολουθήσουν οι παίκτες λαμβάνεται ταυτόχρονα. Κάθε παίκτης έχει μια στρατηγική που προτιμάει και μια όχι, όμως

και οι δύο παίκτες θα επωφεληθούν περισσότερο από την επιλογή της ίδιας στρατηγικής παρά από την επιλογή διαφορετικών. Το παίγνιο συχνά περιγράφεται ως ακολούθως. Ένα ζευγάρι θέλει να κανονίσει ένα ραντεβού, οπότε προσπαθούν να επιλέξουν μία δραστηριότητά που να ικανοποιεί και τους δύο. Όμως, ο σύζυγος (Παίκτης 1) προτιμά να παρακολουθήσει έναν ποδοσφαιρικό αγώνα, ενώ η σύζυγος (Παίκτης 2) προτιμά μία παράσταση μπαλέτου. Ωστόσο, και οι δύο προτιμούν μία κοινή δραστηριότητα. Ως εκ τούτου, το *BOS* είναι ένα παίγνιο συντονισμού με αντικρουόμενες προτιμήσεις. Υπάρχουν δύο επιλογές για τους παίκτες και οι προτιμώμενες επιλογές των δύο παικτών συγκρούονται μεταξύ τους και είναι πιθανό να βρεθούν σε ξεχωριστές δραστηριότητες λόγω περιορισμένης επικοινωνίας [231]. Ανάλογα με το πώς συνδυάζονται οι αποφάσεις των δύο παικτών, οι παίκτες λαμβάνουν αμοιβές σύμφωνα με τον Πίνακα 4.1. Οι στήλες του πίνακα αντιστοιχούν στις εναλλακτικές απόφασης (στρατηγικές) του Παίκτη 2 και οι σειρές του Παίκτη 1, ενώ τα κελιά περιέχουν τις αντίστοιχες αμοιβές, η πρώτη τιμή αποτελεί την αμοιβή του Παίκτη 1 και η δεύτερη την αμοιβή του Παίκτη 2. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται τέσσερις διαφορετικές τιμές: T, S, R, P . Λαμβάνοντας υπόψη τις τιμές αμοιβής, στο *BOS* ορίζεται ότι $T > S > P > R$. Επιπλέον, δεδομένου ότι οι παίκτες αποκτούν υψηλότερη αμοιβή όταν συμμετέχουν σε μια κοινή δραστηριότητα, θεωρεί ότι $T + S > P + R$, ενώ οι σχέσεις $T > S$ και $P > R$ εκφράζουν ότι ένας παίκτης κερδίζει υψηλότερη αμοιβή όταν επιλέγει την προτιμώμενη δραστηριότητα του σε σύγκριση με την επιλογή εκείνης που δεν προτιμά. Συνεπώς, τα δύο σημεία ισορροπίας Nash εντοπίζονται όταν οι παίκτες επιλέξουν από κοινού μία από τις δύο δραστηριότητες, ανεξάρτητα ποια αντιστοιχεί στην προτίμησή τους.

Πίνακας 4.1: Πίνακας αμοιβών του παιγνίου η Μάχη των Φύλων

		Παίκτης 2	
		Ποδόσφαιρο	Μπαλέτο
Παίκτης 1	Μπαλέτο	(R, R)	(S, T)
	Ποδόσφαιρο	(T, S)	(P, P)

4.1.2 Η n -Ατόμων Μάχη των Φύλων ($n - BOS$)

Το παίγνιο που χρησιμοποιείται στην παρούσα διατριβή είναι μία επέκταση του παιγνίου *BOS* για περισσότερους από δύο παίκτες όπως αυτό προτάθηκε από τους Zhao et al. [232]. Το παίγνιο n -Ατόμων Μάχη των Φύλων (n -Person Battle of the Sexes ($n - BOS$)), εμφανίζει παρόμοιες ιδιότητες με την κλασσική του εκδοχή, με τη μόνη διαφορά ότι ο αριθμός των παικτών είναι μεγαλύτερος. Πρέπει ωστόσο να διατηρήσει την ιδιότητα της σύγκρουσης κάθε παίκτη μεταξύ της προτίμησής

του και την προθυμία του να ακολουθήσει την επιλογή όσο το δυνατόν περισσότερων παικτών. Για να γίνει εφικτή η επέκταση του παιγνίου δύο ατόμων, σε πολλά άτομα, ορίζονται επιπλέον μεταβλητές. Συγκεκριμένα, αν ο συνολικός αριθμός των παικτών είναι n , ο αριθμός των παικτών που τους αρέσει το ποδόσφαιρο (δεν τους αρέσει το μπαλέτο) είναι Ff , οπότε υπάρχουν $n - Ff$ παίκτες που τους αρέσει το μπαλέτο (δεν τους αρέσει το ποδόσφαιρο). Επιπλέον, βασική προϋπόθεση είναι ότι η απόφαση κάθε παίκτη έχει την ίδια επιρροή στις αμοιβές των άλλων. Αυτή η υπόθεση μπορεί να ερμηνευθεί ως συμμετρία του παιγνίου, όταν όλοι οι παίκτες έχουν τον ίδιο ρόλο. Ως εκ τούτου, οι παίκτες μπορούν να χωριστούν σε δύο ομάδες ανάλογα με τις επιλογές τους, η πρώτη (που επιλέγει ποδόσφαιρο) έχει μέγεθος rp και η δεύτερη (που επιλέγει μπαλέτο) έχει μέγεθος $n - rp$. Σαφώς, $1 \leq rp \leq n - 1$. Η συμμετρία του παιγνίου καθορίζει ότι μόνο το μέγεθος κάθε ομάδας επηρεάζει την αμοιβή κάθε παίκτη. Έτσι, ένας παίκτης θεωρείται πιο ευτυχισμένος, επομένως λαμβάνει υψηλότερη τιμή αμοιβής, όταν έχει την ίδια επιλογή με περισσότερους παίκτες. Συνεπώς, με οποιαδήποτε δεδομένη επιλογή, όταν ο αριθμός των παικτών σε μία ομάδα αυξάνεται, το κέρδος οποιουδήποτε παίκτη της ομάδας αυτής θα αυξηθεί επίσης. Με οποιονδήποτε δεδομένο αριθμό παικτών σε μία ομάδα, ένας παίκτης θα λάβει υψηλότερη αμοιβή όταν η επιλογή του είναι αυτό που του αρέσει σε σύγκριση με παίκτες των οποίων η επιλογή είναι αντίθετη με την προτίμησή τους. Κάθε παίκτης, που δεν του αρέσει η επιλογή του και αυτή η επιλογή είναι η ίδια με αυτή όλων των άλλων παικτών, έχει υψηλότερη αμοιβή σε σύγκριση με την περίπτωση που του αρέσει η επιλογή του και το να είναι μόνος.

Βάση των παραπάνω ιδιοτήτων ο πίνακας αμοιβών του κλασσικού παιγνίου (Πίνακας 4.1), αντικαθίσταται από τέσσερις συναρτήσεις αμοιβών. Για έναν παίκτη που επιλέγει το ποδόσφαιρο ορίζονται δύο συναρτήσεις, σε περίπτωση που του αρέσει η επιλογή του τότε η αμοιβή του υπολογίζεται ως $L(rp)$ (Εξίσωση (4.1)), αλλά εάν δεν του αρέσει η αμοιβή του υπολογίζεται ως $DL(rp)$ (Εξίσωση (4.2)). Και οι δύο συναρτήσεις $L(rp)$ και $DL(rp)$ θα πρέπει να αυξάνονται γραμμικά κατά rp . Αντίστοιχα, για τα άτομα που ανήκουν στην ομάδα που επιλέγει το μπαλέτο, εάν η επιλογή τους είναι αρεστή τότε η αμοιβή του καθένα υπολογίζεται ως $L(n - rp) = L'(rp)$ (Εξίσωση (4.3)), και διαφορετικά ως $DL(n - rp) = DL'(rp)$ (Εξίσωση (4.4)). Συμπληρωματικά, πρέπει να ισχύουν οι σχέσεις $L(rp) > DL(rp)$ και $DL(n) > L(1)$.

$$L(rp) = a \cdot rp + b \quad (4.1)$$

$$DL(rp) = c \cdot rp \quad (4.2)$$

$$L'(rp) = a' \cdot (1 - rp) + b \quad (4.3)$$

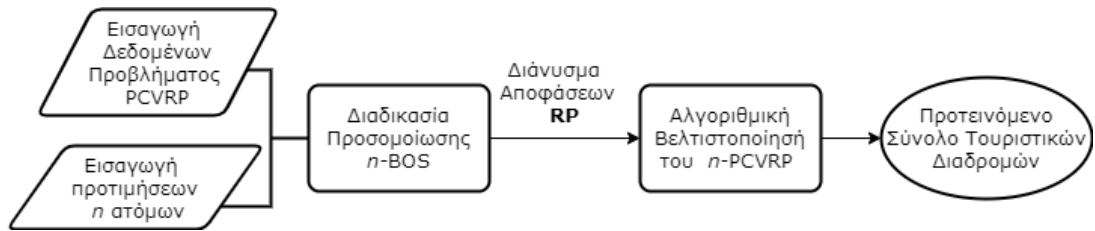
$$DL'(rp) = c' \cdot (1 - rp) \quad (4.4)$$

Λαμβάνοντας υπόψη τη συμμετρική κατάσταση και ότι $a = a'$, $b = b'$, και $c = c'$, προκύπτουν τρεις καταστάσεις ισορροπίας που μεταβάλλονται σύμφωνα με την παράμετρο rp : όταν όλοι οι παίκτες επιλέγουν ποδόσφαιρο, όταν όλοι οι παίκτες επιλέγουν το μπαλέτο και όταν όλοι οι παίκτες επιλέγουν την προτιμώμενη δραστηριότητά τους [232].

4.2 Προτεινόμενη Μέθοδος Σχεδιασμού Τουριστικών Διαδρομών Ομάδας Ατόμων

Η παρούσα διατριβή εισάγει τη χρήση του παιγνίου $n-BOS$ για να ενσωματώσει τις ατομικές προτιμήσεις των μελών μιας τουριστικής ομάδας στον προγραμματισμό του ταξιδιού τους μεταξύ επιλεγμένων σημείων ενδιαφέροντος (Points of Interest (*POIs*)). Ωστόσο, το παίγνιο $n-BOS$ είχε αρχικά σχεδιαστεί για να αποσπάσει τις προτιμήσεις μιας ομάδας ατόμων με διαφορετικά ενδιαφέροντα σε μια μόνο απόφαση, όπως δίνεται στην Παράγραφο 4.1.2. Έτσι, στην προτεινόμενη προσέγγιση το $n-BOS$ χρησιμοποιείται με επαναληπτικό τρόπο, για να ληφθεί η απόφαση μιας ομάδας για κάθε διαθέσιμο *POI*. Δηλαδή, στη συγκεκριμένη διατριβή, προτείνεται το $n-BOS$ για τον σχεδιασμό δρομολογίων τουριστικών ομάδων λαμβάνοντας υπόψη τις προτιμήσεις κάθε μέλους. Συγκεκριμένα, η διαδρομή με τα σημεία ενδιαφέροντος προκύπτει από την επίλυση του προτεινόμενου Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου n Ατόμων (n -Person Prize-Collecting Vehicle Routing Problem ($n-PCVRP$)). Το νέο αυτό πρόβλημα βασίζεται στην κλασική μοντελοποίηση του $PCVRP$ (Παράγραφος 1.2) και παρουσιάζεται εκτενώς στην Παράγραφο 7.1. Αρχικά, χρησιμοποιείται το στοχαστικό επαναλαμβανόμενο παίγνιο $n-BOS$ που βασίζεται σε πράκτορες για να προσομοιώσει την αλληλεπίδραση των μελών της ομάδας τουριστών καθώς προσπαθούν να επιτύχουν μία ομόφωνη απόφαση σχετικά με τα *POIs* που θα επισκεφθούν, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τις ατομικές προτιμήσεις τους όσο και την ανάγκη τους να ταξιδέψουν μαζί. Η προσομοίωση του παιγνίου $n-BOS$ οδηγεί στην αρχική απόφαση της ομάδας σχετικά με το ποια σημεία ενδιαφέροντος πρέπει ή δεν πρέπει να επισκεφθούν. Η απόφαση αυτή αναπαρίσταται μέσω διανύσματος, όπως περιγράφεται στην Παράγραφο 4.2.1. Ωστόσο, εάν τα μέλη της ομάδας δεν έχουν κίνητρο να αλλάξουν την απόφασή τους σε συγκεκριμένα *POIs* καθ' όλη τη διάρκεια της προσομοίωσης, αυτά τα *POIs* είναι διαθέσιμα για περαιτέρω έρευνα. Με άλλα λόγια, λαμβάνοντας υπόψη την αντικειμενική συνάρτηση και τους περιορισμούς του $n-PCVRP$, το τελικό σύνολο των

POIs που θα επισκεφθούν προκύπτει από τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Η βελτιστοποίηση αυτή πραγματοποιείται βάση του προτεινόμενου αλγοριθμικού πλαισίου που παρουσιάζεται στην Παράγραφο 7.2.1 και βασίζεται στον Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (*FA*)). Η προτεινόμενη μεθοδολογία για το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών λαμβάνοντας υπόψη τις ατομικές προτιμήσεις n ατόμων δίνεται στο Σχήμα 4.1.



Σχήμα 4.1: Διάγραμμα ροής προτεινόμενης προσέγγισης

4.2.1 Επιλογή Σημείων Ενδιαφέροντος μέσω του Παιγνίου $n - BOS$

Αρχικό στάδιο της προτεινόμενης μεθόδου σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών είναι η επιλογή των σημείων ενδιαφέροντος προς επίσκεψη σύμφωνα με τις διαφορετικές προτιμήσεις των n μελών της ομάδας. Η αρχική πρόταση των επιλεγμένων σημείων αποτελείται από μία εκ των προτέρων ομαδοποίηση των διαθέσιμων *POIs* με βάση τα αποτελέσματα της στοχαστικής επαναλαμβανόμενης προσομοίωσης του παιγνίου $n - BOS$ που βασίζεται σε πράκτορες. Οι Zhang et al.[233] πρότειναν τη χρήση Pανλονιαν πρακτόρων για την αντιμετώπιση της στοχαστικής προσομοίωσης $n - BOS$, θεωρώντας n παίκτες ($ip \in \{1, \dots, n\}$) ως πράκτορες. Με βάση την προτεινόμενη προσέγγισή τους και λαμβάνοντας υπόψη την απαιτούμενη πρόταση των *POIs*, το παίγνιο επαναλαμβάνεται για $t = 1, \dots, T$ επαναλήψεις. Ωστόσο, δεδομένου ότι η παρούσα διατριβή περιλαμβάνει την επιλογή ενός συνόλου από *POIs* για επίσκεψη από τα διαθέσιμα N (όπως περιγράφεται στην Παράγραφο 1.2), η προσομοίωση θα πρέπει να εφαρμόζεται για καθένα από τα σημεία ενδιαφέροντος. Σε κάθε επανάληψη, κάθε πράκτορας ip παίρνει μια απόφαση $d_{ipk}(t)$ από το σύνολο απόφασης $\{1, 0\}$, όπου το 1 δηλώνει ότι ο πράκτορας ip αποφασίζει να επισκεφθεί το εξεταζόμενο σημείο ενδιαφέροντος k και το 0 την αντίθετη περίπτωση. Επίσης, η προτίμηση κάθε πράκτορα ip για το εκάστοτε σημείο ενδιαφέροντος k καθορίζεται από το χρήστη πριν από τη διαδικασία προσομοίωσης και δηλώνεται με l_{ipk} , όπου $l_{ipk} = 1$ εάν το συγκεκριμένο σημείο ενδιαφέροντος k προτιμάται από τον αντίστοιχο χρήστη ip και $l_{ipk} = 0$ διαφορετικά. Συγκεκριμένα, σε μια πραγματική εφαρμογή, η δήλωση της προτίμησης κάθε χρήστη θα μπορούσε να επιτευχθεί με διάφορους τρόπους, όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3. Ωστόσο, για να διευκολυνθεί η διαδικασία προσομοίωσης και να μειωθεί το γνωστικό φορτίο των χρηστών,

μια απλή δυαδική επιλογή εκφραζόμενη από l_{ipk} θα ήταν αρκετή για να δηλώσει τις ατομικές προτιμήσεις.

Επιπλέον, το ποσοστό των πρακτόρων που επιλέγουν να επισκεφθούν ένα POI (k) στην επανάληψη t υπολογίζεται ως $rp_k(t) = \sum_{ip=1}^n d_{ipk}(t)/n$, ενώ το $(1 - rp_k(t))$ υποδεικνύει το ποσοστό του αριθμού των πρακτόρων που επιλέγουν να μην επισκεφθούν το POI k . Η απόφαση που λαμβάνεται από έναν πράκτορα ip σε κάθε επανάληψη t υπολογίζεται από την αντίστοιχη πιθανότητα $p_{ipk}(t)$. Οι Ρανβονιαν πράκτορες βασίζονται στην απόφασή τους στην ενισχυμένη μάθηση, όπου η πιθανότητα επανάληψης της προηγούμενης ληφθείσας απόφασης ενημερώνεται με βάση το αποτέλεσμα της προηγούμενης απόφασης, σύμφωνα με τον νόμο του Thorndike [234]. Οι αρχικές πιθανότητες καθορίζονται από τον χρήστη στην αρχή της διαδικασίας προσομοίωσης με βάση την προτίμηση κάθε πράκτορα στο εξεταζόμενο POI . Έτσι, εάν ο πράκτορας ip προτιμάει το σημείο ενδιαφέροντος k , η πιθανότητα $p_{ipk}(0)$ ορίζεται ως τυχαίος αριθμός εντός του $[0.9, 1]$, στην αντίθετη περίπτωση αυτή η τιμή επιλέγεται από το διάστημα $[0, 0.1]$. Σε κάθε επανάληψη, η απόφαση κάθε πράκτορα λαμβάνεται βάση της Εξίσωσης (4.5), όπου $v_{ip}(t)$ είναι ένας ομοιόμορφα κατανεμημένος τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0, 1]$.

$$d_{ipk}(t) = \begin{cases} 1 & \text{αν } v_{ip}(t) \leq p_{ipk}(t) \\ 0 & \text{αν } v_{ip}(t) > p_{ipk}(t) \end{cases} \quad (4.5)$$

Η πιθανότητα που αντιστοιχεί σε κάθε πράκτορα ip ενημερώνεται βάση της Εξίσωσης (4.7), η οποία εξαρτάται από τις διαθέσιμες πληροφορίες σχετικά με τις επιλογές όλων των άλλων πρακτόρων κατά την προηγούμενη επανάληψη, όπως φαίνεται στην Εξίσωση (4.6). Η παράμετρος εκμάθησης ρ ανήκει στο διάστημα $(0, 1)$.

$$rp_{ip}^*(t-1) = \frac{\sum_{jp \neq ip} d_{jpk}(t-1)}{n}, \quad ip, jp = \{1, \dots, n\} \quad (4.6)$$

$$p_{ipk}(t) = \begin{cases} p_{ipk}(t-1) + \rho[L(rp_{ip}^*(t-1) + \frac{1}{n}) - DL'(rp_{ip}^*(t-1))], & \text{αν } l_{ipk} = 1 \\ p_{ipk}(t-1) - \rho[L'(rp_{ip}^*(t-1)) - DL(rp_{ip}^*(t-1) + \frac{1}{n})], & \text{αν } l_{ipk} = 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

Με βάση το σκοπό της προτεινόμενης προσέγγισης και την επίλυση του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVRP$, η παραπάνω διαδικασία προσομοίωσης ενσωματώνεται σε ένα απλό ευρετικό πλαίσιο. Ειδικότερα, η προσομοίωση επαναλαμβάνεται για κάθε POI για T επαναλήψεις ή έως ότου ληφθεί ομόφωνη απόφαση, δηλαδή όταν όλοι αποφασίζουν να επισκεφθούν το POI k ($rp_k(T) = 1, k \in C$) ή

Αλγόριθμος 6 Στοχαστική Προσομοίωση του παιχνιδιού $n - BOS$

Εισαγωγή δεδομένων: $n, N, N_v, D_{min}, dm_k \forall k = 1, \dots, N$
 Εισαγωγή προτιμήσεων $ip = 1, \dots, n$ μελών ομάδας: $l_{ipk} \forall k = 1, \dots, N$
repeat
 for $k = 1, \dots, N$ **do**
 Αρχικοποίηση πιθανοτήτων $p_{ipk}(0)$ και αποφάσεων $d_{ipk}(0)$.
 repeat
 Ενημέρωση πιθανοτήτων, Εξίσωση (4.7)
 Ενημέρωση αποφάσεων, Εξίσωση (4.5)
 if $rp_k(t) == 1$ **ή** $rp_k(t) == 0$ **then**
 break
 else
 $t=t+1$;
 end if
 until $t == T$
 end for
until $\sum_{k=1}^N dm_k \cdot rp_k(T) \geq D_{min}$
 Επιστροφή **RP** = $\{rp_1(T), \dots, rp_N(T)\}$

όχι ($rp_k(T) = 0, k \in F$). Ωστόσο, εάν η προσομοίωση τερματιστεί και η συνολική ζήτηση όλων των *POI* που έχουν συμπεριληφθεί στο σύνολο C , δηλαδή όλων των σημείων όπου υπάρχει ομοφωνία για την επίσκεψή τους δεν ικανοποιεί τις ελάχιστες απαιτήσεις ζήτησης, όπως επιβάλλεται από τον Περιορισμό (7.9), τότε η διαδικασία επαναλαμβάνεται λαμβάνοντας υπόψη τα *POI* με μια διφορούμενη απόφαση, δηλαδή για $0 < rp_k(T) < 1$, έως ότου ικανοποιηθεί αυτός ο περιορισμός. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, είναι πιθανό ότι λαμβάνοντας υπόψη συγκεκριμένα *POI*, οι πράκτορες ενδέχεται να μην έχουν κίνητρο να αλλάξουν τις αποφάσεις τους, και ως εκ τούτου, η ομάδα δεν θα λάβει μια ομόφωνη απόφαση σχετικά με την επίσκεψή τους. Αυτά τα *POI* εμπίπτουν στο σύνολο U και λαμβάνονται υπόψη στη λύση του $n - PCVRP$, αλλά με προσαρμοσμένες τιμές βραβείων, $pr_k = rp_k(T) \cdot pr_k, \forall k \in U$. Για να διευκολυνθεί η προσέγγιση του αλγορίθμου, η διαδικασία προσομοίωσης, όπως φαίνεται στον Αλγόριθμο 6, οδηγεί σε ένα διάνυσμα **RP** = $\{rp_1(T), \dots, rp_N(T)\}$ που περιλαμβάνει την απόφαση της ομάδας για κάθε *POI*, $k = 1, \dots, N$, αντίστοιχα.

Κεφάλαιο 5

Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών Ενός Ατόμου

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η αλγοριθμική βελτιστοποίηση προβλημάτων της βιβλιογραφίας, στο πλαίσιο του σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών ενός ατόμου στα σημεία ενδιαφέροντος. Βασική προϋπόθεση της μεθοδολογίας που παρουσιάζεται στη συνέχεια, είναι ότι ένα άτομο έχει εκ των προτέρων δηλώσει την προτίμηση του σε κάθε ένα από τα διαθέσιμα σημεία ενδιαφέροντος και έχει ορίσει τους περιορισμούς ή απαιτήσεις των προτιμώμενων διαδρομών, χωρίς να απαιτείται επιπλέον παρέμβαση του. Συγκεκριμένα, για τους σκοπούς της παρούσας διατριβής επιλέχθηκε το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Team Orienteering Problem (*CTOP*)) (Παράγραφος 1.1) και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*PCVRP*))(Παράγραφος 1.2).

Τα δύο αυτά προβλήματα προσομοιώνουν το πρόβλημα σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών, δοθέντος ότι υπάρχει ένα περιορισμένο πλήθος σημείων ενδιαφέροντος διαθέσιμα προς επίσκεψη, τα οποία συνδέονται μεταξύ τους και εμφανίζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Έτσι, σύμφωνα με τη μοντελοποίηση του προβλήματος *CTOP*, στόχος της βελτιστοποίησης είναι ο σχεδιασμός ενός προκαθορισμένου αριθμού διαδρομών (M) που ξεκινάνε και τερματίζουν σε ένα αρχικό σημείο (π.χ. μέρος διαμονής), όπου κάθε διαδρομή αντιστοιχεί σε μία ημέρα παραμονής στον ταξιδιωτικό προορισμό, που θα περιλαμβάνουν την επίσκεψη ενός υποσυνόλου από τα διαθέσιμα σημεία ενδιαφέροντος, έτσι ώστε να μεγιστοποιείται η ικανοποίηση του εκάστοτε χρήστη. Κάθε σημείο i χαρακτηρίζεται από μία τιμή κέρδους ή βραβείου (pr_i) που συμβολίζει την ικανοποίηση που λαμβάνει ο χρήστης από την

επίσκεψη του συγκεκριμένου σημείου. Θεωρώντας ότι το επίπεδο χωρητικότητας, Q , κάθε διαδρομής αντιστοιχεί στο επίπεδο του ημερήσιου προϋπολογισμού, το σύνολο της ζήτησης (dm_i) των σημείων που ανήκουν σε μία διαδρομή δεν πρέπει να υπερβαίνει την παραπάνω τιμή. Ακόμα, θεωρώντας ότι η απόσταση μεταξύ σημείων αντιστοιχεί στην Ευκλείδεια Απόσταση τους, η συνολική ημερήσια διανυθείσα απόσταση (μίας διαδρομής) δεν πρέπει να υπερβαίνει μία μέγιστη τιμή (T_{max}). Σημαντικό είναι να αναφερθεί, ότι ο χρήστης επισκέπτεται κάθε σημείο το πολύ μία φορά, σε μία μόνο διαδρομή. Η αλγοριθμική βελτιστοποίηση του συγκεκριμένου προβλήματος παρουσιάζεται στην Παράγραφο 5.1.

Σύμφωνα με τη μοντελοποίηση του *PCVRP*, τα κριτήρια βελτιστοποίησης των τουριστικών διαδρομών αφορούν στην ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης και του σταθερού κόστους του ταξιδιού (π.χ. έξοδα διαμονής) που αντιστοιχούν σε μία τιμή G ανά ημέρα. Ακόμα, ταυτόχρονα, μέσω γραμμικού συνδυασμού σε μία αντικειμενική συνάρτηση λαμβάνεται υπόψη και η μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη. Έτσι, συγκριτικά με το *CTOP*, η συνολική διανυθείσα απόσταση δεν αποτελεί περιορισμό της δρομολόγησης αλλά κριτήριο βελτιστοποίησης, ενώ χρησιμοποιείται ένας επιπλέον περιορισμός. Η κάλυψη του ελάχιστου απαιτούμενου επιπέδου ζήτησης D_{min} , το οποίο διασφαλίζει ότι θα πραγματοποιηθούν επισκέψεις σε πολλά *POI*, χωρίς να υπάρχει περιορισμός για το ποια από αυτά θα πρέπει να συμπεριληφθούν στο ταξίδι. Με άλλα λόγια, ένα σύνολο τουριστικών διαδρομών θα πρέπει να καλύπτει ένα μεγάλο εύρος των διαθέσιμων σημείων ενός τουριστικού προορισμού, για να χαρακτηρίζεται ως ικανοποιητικό. Η αλγοριθμική βελτιστοποίηση του συγκεκριμένου προβλήματος παρουσιάζεται στην Παράγραφο 5.2.

5.1 Αλγοριθμική Επίλυση του *CTOP*

Για τη βελτιστοποίηση του προβλήματος *CTOP* επιλέχθηκε ο αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)). Βασικός παράγοντας της εφαρμογής του κλασσικού αυτού αλγορίθμου στο εξεταζόμενο πρόβλημα, είναι η εφικτή αναπαράσταση μίας λύσης του. Όπως αναφέρεται στην ακόλουθη παράγραφο, τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων αναπαρίστανται μέσω διανυσμάτων διακριτών τιμών, ενώ ο *DE* έχει σχεδιαστεί για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων συνεχών μεταβλητών. Συνεπώς, στη παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνεται ο αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (*DRDE*)) που βασίζεται στον κλασσικό αλγόριθμο αλλά

περιέχει ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές τεχνικές για την κατασκευή και τη βελτίωση των λύσεων του *CTOP*. Οι προτεινόμενες αλγοριθμικές μέθοδοι παρουσιάζονται στην Παράγραφο 5.1.1 και τα αντίστοιχα υπολογιστικά αποτελέσματα στην Παράγραφο 5.1.2, τα οποία αποδεικνύουν την ανταγωνιστικότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου *DRDE*.

5.1.1 Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (*DRDE*))

Στη συνέχεια περιγράφεται ο προτεινόμενος αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (*DRDE*)). Καθοριστικό ρόλο για την κατασκευή αυτού του αλγορίθμου διαδραματίζει η εφικτή αναπαράσταση του προβλήματος *CTOP*. Για την αναπαράσταση της λύσης προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων, δημιουργείται μια λίστα προτεραιότητας επίσκεψης των σημείων, η οποία αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα πραγματικών αριθμών και αποτελείται από την ταυτότητα των σημείων σε μια ακολουθία που ορίζει και τη σειρά επίσκεψης τους σε κάθε διαδρομή [235]. Έτσι, στην αναπαράσταση μίας εφικτής λύσης του *CTOP*, μια διαδρομή αναπαριστάται από μια ακολουθία σημείων με ακέραιες τιμές, στο εύρος $1, \dots, N$, ξεκινώντας από το σημείο 1 και επιστρέφοντας σε αυτό (π.χ $[1, 4, 6, 7, 2, 1]$). Μία ολοκληρωμένη εφικτή λύση αποτελείται από M διαδρομές στο ίδιο διάνυσμα και αναπαρίσταται με την εξής μορφή: Διάνυσμα λύσης $x_i = [1, 4, 6, 7, 2, 1, 3, 10, 5, 1]$. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα το διάνυσμα λύσης αποτελείται από δύο διαδρομές ενώ το σημείο 1 μετά το τέλος της πρώτης διαδρομής αποτελεί και την αφετηρία για την επόμενη διαδρομή. Τέλος, λόγω της επιλεκτικής φύσης του προβλήματος *CTOP* δεν περιέχονται όλα τα σημεία από το σύνολο $\{1, \dots, 10\}$ στο διάνυσμα λύσης.

Η συγκεκριμένη αναπαράσταση αλληλουχίας σημείων διευκολύνει την αξιολόγηση και τη διασφάλιση της εφικτότητας της παραγόμενης λύσης. Όμως, όπως έχει αναφερθεί στην Παράγραφο 2.2, ο κλασικός αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)) έχει σχεδιαστεί για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων που ορίζονται σε συνεχή χώρο. Διότι στη βασική του δομή ανήκει η διαδικασία της μετάλλαξης, η οποία αναπαριστάται στην Εξίσωση (2.6), και το μεταλλαγμένο διάνυσμα v_i προκύπτει από την τέλεση αριθμητικών πράξεων μεταξύ όλων των στοιχείων που περιέχονται στα επιλεγμένα διανύσματα λύσεων. Συνεπώς, η αναπαράσταση λύσης του *CTOP* πρέπει να εναρμονιστεί με τις ανάγκες της μεθόδου επίλυσης (*DE*), να χαρτογραφηθεί δηλαδή βάση συνεχών τιμών. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι μέθοδοι που βρέθηκαν στη βιβλιογραφία, για την αντιμετώπιση αυτής της αναντιστοιχίας.

- Με την εφαρμογή της εξίσωσης μετάλλαξης του αλγορίθμου *DE* στα διανύσματα διακριτών τιμών, το μεταλλαγμένο διάνυσμα που προκύπτει αποτελείται από δεκαδικές τιμές. Σύμφωνα με το Κριτήριο Ακέραιας Τάξης (Integer Order Criterion (*IOR*)) ο μεγαλύτερος δεκαδικός αριθμός που προκύπτει αντιστοιχείται στον μεγαλύτερο σε ταυτότητα σημείο (N) και ο μικρότερος στον αρχικό σημείο (1). Για παράδειγμα, ένα μεταλλαγμένο διάνυσμα $[-7.1, 1.3, -5.6, 2.5, -3.7, 0, 3.3, 5.4]$ μετατρέπεται ως $[1, 5, 2, 6, 3, 4, 7, 8]$
- Το ίδιο συμβαίνει και με τον μηχανισμό κίνησης, Εξισώσεις (2.14) και (2.15), του αλγορίθμου Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm (*PSO*)). Σύμφωνα με την τεχνική που παρουσιάζεται από τους Wang et al. [236], το ακέραιο μέρος των δεκαδικών αριθμών που σχηματίζονται, αντιστοιχεί στη διαδρομή, ενώ το δεκαδικό μέρος αντιστοιχεί στη σειρά με την οποία θα εξυπηρετηθούν τα σημεία, ακολουθώντας τη λογική του *IOR*.
- Διαφορετική τεχνική που έχει εφαρμοστεί για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών μέσω του αλγορίθμου *PSO* [237], αφορά στη χρήση συναρτήσεων μετατροπής των διακριτών τιμών σε συνεχείς και αντίστροφα, όπως η σιγμοειδής συνάρτηση.

Ακόμα, γίνεται κατανοητό ότι με την ολοκλήρωση των παραπάνω τεχνικών απαιτείται και έλεγχος εφικτότητας της νέας λύσης, ώστε να πραγματοποιηθούν και οι αντίστοιχες διορθωτικές ενέργειες. Επίσης, οι παραπάνω μέθοδοι εφαρμόζονται σε προβλήματα με διακριτές τιμές, στα οποία κάθε εφικτό διάνυσμα λύσης περιέχει το πλήρες σύνολο των μεταβλητών, ενώ μία εφικτή λύση του *CTOP* δεν περιλαμβάνει υποχρεωτικά όλα τα διαθέσιμα σημεία στο χώρο λύσεων. Για αυτό το λόγο, στην παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνεται η μέθοδος χαρτογράφησης Συσχέτιση Αποστάσεων (Distance Related (*DR*)). Η προτεινόμενη μέθοδος *DR* αποτελεί μια τεχνική κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης, που βασίζεται στην Ευκλείδεια Απόσταση μεταξύ διαδοχικών σημείων. Η πρωτοτυπία της μεθόδου είναι ότι χρησιμοποιεί δεκαδικές τιμές για να αναπαραστήσει με συνεχές τρόπο μία αλληλουχία σημείων, και άρα, αποτελεί ένα πλαίσιο μετατροπής των διανυσμάτων λύσεων που βασίζεται στα δεδομένα του εκάστοτε προβλήματος. Ένα απλό παράδειγμα δίνεται στον Πίνακα 5.1, σύμφωνα με τη μέθοδο τα σημεία στο νέο κωδικοποιημένο διάνυσμα εκφράζονται με βάση την Ευκλείδεια Απόσταση τους (t_{ij}) από τον αμέσως προηγούμενο, π.χ., η απόσταση μεταξύ του αρχικού σημείου και του σημείου 12 είναι 12.04 μονάδες. Το αρχικό σημείο της πρώτης διαδρομής στο διάνυσμα λύσης δεν αντιστοιχείται με τιμή απόστασης.

Θεωρείται ότι ενσωματώνοντας τη μέθοδο *DR* στο αλγοριθμικό πλαίσιο της Διαφορικής Εξέλιξης, μετά την εφαρμογή των τελεστών μετάλλαξης και διασταύρωσης,

Πίνακας 5.1: Παράδειγμα κωδικοποίησης λύσης της μεθόδου Συσχέτιση Αποστάσεων (*DR*)

Διάνυσμα λύσης:	1	12	39	17	1	48	6	1
Συσχέτιση Αποστάσεων:	0	12.04	6.71	9.22	22.02	9.43	15.13	14.14

το δοκιμαστικό διάνυσμα u_i θα περιέχει συνεχείς τιμές. Προκειμένου να ελέγξουμε και αξιολογήσουμε το δοκιμαστικό διάνυσμα λύσης, οι τιμές αυτές πρέπει να μετασχηματιστούν πάλι σε διακριτές τιμές εκφράζοντας την αλληλουχία των σημείων. Έτσι, σύμφωνα με την προτεινόμενη μέθοδο *DR*, κατά την αποκωδικοποίηση θεωρείται ότι οι συνεχείς τιμές εκφράζουν Ευκλείδειες αποστάσεις και λαμβάνουν χώρα τα εξής:

1. Ένα νέο διάνυσμα αρχικοποιείται ξεκινώντας μία διαδρομή από το αρχικό σημείο: $u_i = [1]$.
2. Στη συνέχεια, σύμφωνα με τη μεταβλητή ελέγχου που ορίζεται ως w^* , ορίζονται τα w^* σημεία που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί μέχρι τη συγκεκριμένη επανάληψη στη λύση και απέχουν από το τελευταίο τοποθετημένο σημείο στη λύση (στο πρώτο βήμα θεωρούμε το αρχικό σημείο), τιμή Ευκλείδειας Απόστασης, κοντά στην τιμή που περιέχεται στην εξεταζόμενη θέση του διανύσματος. Τα σημεία αυτά απαρτίζουν το σύνολο K .
3. Ανάμεσα από τα w^* επιλεγμένα σημεία επιλέγεται το σημείο k που χαρακτηρίζεται από τη μεγαλύτερη τιμή κέρδους (pr).
4. Εφόσον η προσθήκη του σημείου k στην εκάστοτε διαδρομή δεν επηρεάζει την εφικτότητα της, με γνώμονα τη μέγιστη χωρητικότητα και τη χρονική διάρκεια της διαδρομής, αυτό τοποθετείται στο διάνυσμα λύσης (π.χ. $u_i = [1, k]$).
5. Αν όμως, η προσθήκη του k παραβιάζει κάποιον περιορισμό του προβλήματος *CTOP*, τότε επιλέγεται ένα διαφορετικό σημείο από το προηγούμενα επιλεγμένο σύνολο και ο έλεγχος επαναλαμβάνεται. Σε περίπτωση που κανένα από τα w^* σημεία δεν μπορεί να εισαχθεί στην εκάστοτε διαδρομή, τότε η διαδρομή αυτή τερματίζει με την προσθήκη του αρχικού σημείου (1).
6. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις τιμές του κωδικοποιημένου διανύσματος.

Στον Πίνακα 5.2, δίνεται ένα παράδειγμα της μεθόδου αποκωδικοποίησης *DR*. Σύμφωνα με το παράδειγμα, στην πρώτη επανάληψη θεωρείται ότι το σημείο που θα τοποθετηθεί στο διάνυσμα λύσης αμέσως μετά το αρχικό σημείο 1, πρέπει να απέχει

από αυτό 7.96 μονάδες. Για αυτό, επιλέγονται $w^* = 6$ σημεία του διαθέσιμου συνόλου $\{2, \dots, N\}$ που διατηρούν απόσταση από το σημείο 1 κοντά στην τιμή 7.96. Από αυτά επιλέγεται το σημείο 48, που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη τιμή κέρδους, με $t_{1,48} = 9.43$ (δοθέντος ότι δεν παραβιάζονται οι περιορισμοί του προβλήματος) και τοποθετείται στο διάνυσμα λύσης στην αντίστοιχη θέση. Αμέσως μετά, επιλέγονται τα σημεία που διατηρούν απόσταση από το τελευταία τοποθετημένο σημείο (48) κοντά στην τιμή 7.41. Από αυτούς επιλέγεται το σημείο 19, που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη τιμή κέρδους, με $t_{48,19} = 8.06$ (δοθέντος ότι δεν παραβιάζονται οι περιορισμοί του προβλήματος) και τοποθετείται στο διάνυσμα λύσης στην αντίστοιχη θέση. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλα τα στοιχεία του μεταλλαγμένου διανύσματος.

Πίνακας 5.2: Παράδειγμα αποκωδικοποίησης λύσης της μεθόδου Συσχέτιση Αποστάσεων

u_i	0	7.96	7.41	15.79	...	10.59
$w^* = 6$						
1η Επανάληψη						
K	28	13	48	33	7	12
t_{1k}	8.00	8.06	9.43	10.00	11.45	12.04
Pr	16	16	32	9	15	23
u_i	0	48	7.41	15.79	...	10.59
2η Επανάληψη						
K	5	19	13	18	1	49
t_{48k}	7.81	8.06	6.00	9.22	9.44	9.89
pr	6	31	16	2	0	5
u_i	0	48	19	15.79	...	10.59

Ακολουθώντας το αλγοριθμικό πλαίσιο του *DRDE*, όπως αυτός παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 7, το πρώτο βήμα είναι η κατασκευή του αρχικού πληθυσμού λύσεων. Αυτό επιτυγχάνεται κάνοντας χρήση της ειδικά σχεδιασμένης ευρετικής τεχνικής Κατασκευή Αρχικών Λύσεων (Αλγόριθμος 8), η οποία επιστρέφει ένα σύνολο W εφικτών λύσεων του προβλήματος *CTOP*. Ο παραγόμενος πληθυσμός λύσεων παρουσιάζει ποικιλομορφία, δεδομένου ότι τα αρχικά σημεία των M σχηματιζόμενων διαδρομών κάθε λύσης επιλέγονται τυχαία, ενώ με τη σειρά τους αυτές εμπλουτίζονται με σημεία που αντιστοιχούν σε υψηλή τιμή κέρδους. Στη συνέχεια, για κάθε λύση του πληθυσμού εφαρμόζονται οι τελεστές μετάλλαξης και διασταύρωσης. Χαρακτηριστικά, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τα διανύσματα που απαιτούνται για τη διαδικασία της μετάλλαξης κωδικοποιούνται σύμφωνα

Αλγόριθμος 7 Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (*DRDE*)

Ορισμός: μέγεθος πληθυσμού W , αριθμός γενεών I_{pop} , F & Cr

Κατασκευή W αρχικών λύσεων, Αλγόριθμος 8

repeat

for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**

Ανανέωση F & Cr

Υπολογισμός αντικειμενικής συνάρτησης $f(x_i)$

Εύρεση καλύτερης λύσης x_{best} & επιλογή x_{rand1}, x_{rand2}

Κωδικοποίηση x_i, x_{best}, x_{rand1} και x_{rand2} βάση της μεθόδου *DR*

Εφαρμογή τελεστή μετάλλαξης: $v_i = x_{best} + F(x_{rand1} - x_{rand2})$

%% Εφαρμογή τελεστή διασταύρωσης %%

if $rand \leq 0.5$ **then**

Εφαρμογή διωνυμικού τελεστή, Εξίσωση (2.7): δοκιμαστικό διάνυσμα u_i

else

Εφαρμογή τελεστή $bi - route$:

for $m = 1, \dots, M$ **do**

if $rand \leq Cr$ **then**

$u_{im} \leftarrow v_{im}$

else

$u_{im} \leftarrow x_{i,m}$

end if

end for

end if

Ανανέωση w^*

Αποκωδικοποίηση του u_i βάση της μεθόδου *DR*

Εφαρμογή Ανταλλαγή σημείων:1 – 1 στο u_i , Αλγόριθμος 9

Εφαρμογή Ανταλλαγή σημείων:2 – 1 στο u_i , Αλγόριθμος 10

Εφαρμογή Κατάργηση σημείου στο u_i , Αλγόριθμος 11

Εφαρμογή Προσθήκη σημείων στο u_i , Αλγόριθμος 12

Υπολογισμός Αντικειμενικής Συνάρτησης $f(u_i)$

if $f(u_i) \geq f(x_i)$ **then**

$x_i \leftarrow u_i$

end if

end for

$l \leftarrow l + 1$;

until Ολοκλήρωση I_{pop} γενιών

με τη μέθοδο *DR*. Επιπλέον, ο αλγόριθμος *DRDE* στη διαδικασία της διασταύρωσης, περιλαμβάνει πέρα από το διωνυμικό τελεστή και τον προτεινόμενο τελεστή διασταύρωσης ολοκληρωμένων διαδρομών (*bi-route*). Η διατήρηση των στοιχείων μιας ολοκληρωμένης διαδρομής, θα μπορούσε να βοηθήσει στη διατήρηση αποτελεσματικών τμημάτων μίας λύσης στις επόμενες επαναλήψεις. Οι δύο τελεστές

διασταύρωσης χρησιμοποιούνται εναλλακτικά βάση μιας τυχαίας τιμής, ενώ το παραγόμενο δοκιμαστικό διάνυσμα λύσης, αποκωδικοποιείται σύμφωνα με τη μέθοδο DR , ώστε να ελεγχθεί η εφικτότητα και η ποιότητα του. Σε όλο το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο, μη-χρησιμοποιούμενα σημεία εισάγονται σε ένα διάνυσμα λύσης στην πιο αποτελεσματική θέση σε μια διαδρομή, χρησιμοποιώντας το κριτήριο εξοικονόμησης (savings) των Clarke και Wright [238]. Έτσι, ένα σημείο k εισάγεται στο διάνυσμα λύσης μεταξύ των διαδοχικών σημείων i και j , που αντιστοιχεί στη μικρότερη τιμή χρονικής επιβάρυνσης, που υπολογίζεται ως: $t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$.

Αλγόριθμος 8 Κατασκευή Αρχικών Λύσεων $CTOP$

Είσοδος: δεδομένα προβλήματος

repeat

Τυχαία επιλογή M σημείων k από το σύνολο $\{2, \dots, N\}$

Δημιουργία αρχικής λύσης: $x_i = [1, k_1, 1, k_2, 1, \dots, 1, k_M, 1]$

Εύρεση συνόλου μη-χρησιμοποιούμενων σημείων $S = V - \{k_1, k_2, \dots, k_M\}$

Ταξινόμηση συνόλου S κατά φθίνουσα τιμή pr_i

for $k \in S$ **do**

Υπολογισμός οικονομικής θέσης k μεταξύ σημείων i, j : $\min\{t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}\}$

Εύρεση διαδρομής m που αντιστοιχεί η αποδοτική θέση του k

Υπολογισμός συνολικής ζήτησης με την προσθήκη του k , $Total_{D_m}$

Υπολογισμός συνολικής διάρκειας με την προσθήκη του k , $Total'_{T_m}$

if $Total'_{D_m} \leq Q$ **&&** $Total'_{T_m} \leq T_{max}$ **then**

Εισαγωγή του σημείου k στο διάνυσμα λύσης x_i

end if

end for

Υπολογισμός τιμής αντικειμενικής συνάρτησης $f(x_i)$

until Κατασκευή W λύσεων

Αλγόριθμος 9 Ανταλλαγή Σημείων: 1 – 1

Είσοδος: εφικτή λύση u_i

repeat

Εύρεση όλων των σημείων n που δεν περιέχονται στο διάνυσμα λύσης u_i

$S \cup S + n$

Φθίνουσα ταξινόμηση S βάση των τιμών pr

$u'_i \leftarrow u_i$

for $\forall j \in S$ **do**

for $m = 1, \dots, M$ **do**

Εύρεση σημείου k στο διάνυσμα u'_i με το μικρότερο κέρδος pr

if $pr_k \leq pr_j$ **then**

Αφαίρεση k από την διαδρομή m του u'_i

Εύρεση αποτελεσματικής θέσης j στο διάνυσμα u'_i

Έλεγχος εφικτότητας u'_i

$u_i \leftarrow u'_i$

end if

end for

end for

until Ολοκλήρωση I_{ls} επαναλήψεων

Αλγόριθμος 10 Ανταλλαγή Σημείων: 2 – 1Είσοδος: εφικτή λύση u_i **repeat**Εύρεση όλων των σημείων n που δεν περιέχονται στο διάνυσμα λύσης u_i $S \cup S + n$ Φθίνουσα ταξινόμηση S βάση των τιμών pr $u'_i \leftarrow u_i$ **for** $\forall j \in S$ **do****for** $m = 1, \dots, M$ **do**Εύρεση δυο σημείων $k_1, k_2 \in u'_{im}$ με το χαμηλότερο κέρδος pr **if** $pr_{k_1} + pr_{k_2} \leq pr_j$ **then**Αφαίρεση k_1, k_2 από την διαδρομή m του u'_i Εύρεση αποτελεσματικής θέσης j στο διάνυσμα u'_i Έλεγχος εφικτότητας u'_i $u_i \leftarrow u'_i$ **end if****end for****end for****until** Ολοκλήρωση I_{ls} επαναλήψεων**Αλγόριθμος 11** Κατάργηση ΣημείωνΕίσοδος: εφικτή λύση u_i $u'_i \leftarrow u_i$ Εύρεση σημείου k στο διάνυσμα u'_i με το μικρότερο κέρδος pr Αφαίρεση σημείου k από το u'_i Έλεγχος εφικτότητας u'_i **Αλγόριθμος 12** Προσθήκη ΣημείωνΕίσοδος: εφικτή λύση u_i **repeat**Εύρεση όλων των σημείων n που δεν περιέχονται στο διάνυσμα λύσης u_i $S \cup S + n$ Φθίνουσα ταξινόμηση S βάση των τιμών pr $u'_i \leftarrow u_i$ **for** $\forall j \in S$ **do**Εύρεση αποτελεσματικής θέσης j στο διάνυσμα u'_i Εισαγωγή j στο u'_i και έλεγχος εφικτότητας**if** $f(u'_i) > f(u'_i)$ **then** $u_i \leftarrow u'_i$ **end if****end for****until** Ολοκλήρωση I_{ls} επαναλήψεων

Επιπλέον, μέσα στο προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο *DRDE* περιλαμβάνονται τέσσερις ευρετικές τεχνικές τοπικής αναζήτησης, ειδικά σχεδιασμένες για τη βελτίωση των λύσεων του προβλήματος *CTOP*. Οι τεχνικές αυτές περιγράφονται

στους Αλγόριθμους 9-12, και εφαρμόζονται επαναληπτικά για $I_{l,s}$ επαναλήψεις. Στόχος των τεχνικών αυτών είναι η βελτίωση της ποιότητας των λύσεων, δηλαδή η αύξηση του συλλεγόμενου κέρδους. Έτσι, σύμφωνα με την τεχνική Ανταλλαγή Σημείων: 1 – 1 (Αλγόριθμος 9) γίνεται προσπάθεια αντικατάστασης ενός σημείου που ανήκει στο διάνυσμα της εκάστοτε λύσης από έναν άλλο που δεν έχει εξυπηρετηθεί, εφόσον ο τελευταίος χαρακτηρίζεται από υψηλότερη τιμή κέρδους (pr). Αντίστοιχα, σύμφωνα με την τεχνική Ανταλλαγή Σημείων: 2 – 1 (Αλγόριθμος 10), γίνεται προσπάθεια αντικατάστασης δύο σημείων που ανήκουν στο διάνυσμα της εκάστοτε λύσης από έναν άλλο που δεν έχει εξυπηρετηθεί, εφόσον το τελευταίο χαρακτηρίζεται από υψηλότερη τιμή κέρδους σε σχέση με το αθροιστικό κέρδος των δύο πρώτων. Η τεχνική Κατάργηση Σημείων (Αλγόριθμος 11) στοχεύει στην αφαίρεση από το διάνυσμα λύσης, του σημείου με την μικρότερη τιμή κέρδους. Κατά αυτόν τον τρόπο, αφαιρείται από το διάνυσμα λύσης το σημείο που συνεισφέρει λιγότερο στην ποιότητα της, ενώ παράλληλα μειώνεται και το επίπεδο ζήτησης της διαδρομής (από την οποία αυτός αφαιρέθηκε) και η χρονική διάρκεια της. Έτσι, δίνεται η ευκαιρία σε άλλα πιο αποτελεσματικά σημεία (με υψηλότερη τιμή κέρδους) να εισαχθούν στο διάνυσμα λύσης χωρίς να παραβιάζονται οι περιορισμοί του προβλήματος, όπως αυτό περιγράφεται στη τεχνική Προσθήκη Σημείων (Αλγόριθμος 12).

5.1.2 Υπολογιστικά Αποτελέσματα Επίλυσης του *CTOP*

Προκείμενου να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου της Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (*DRDE*)) στην επίλυση του προβλήματος Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Team Orienteering Problem (*CTOP*)) χρησιμοποιήθηκαν παραδείγματα αναφοράς που έχουν προταθεί από τους Archetti et al. [20]. Αυτά τα παραδείγματα αναφοράς είναι παραλλαγές των 10 αρχικών παραδειγμάτων που αφορούν στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμένη Χωρητικότητα (Capacitated Vehicle Routing Problem (*CVRP*)) που προτάθηκαν από τους Christofides et al. [239]. Για να χρησιμοποιηθούν τα συγκεκριμένα παραδείγματα αναφοράς στην επίλυση του *CTOP*, έχει συμπεριληφθεί το κέρδος κάθε σημείου. Έτσι κάθε σημείο i συσχετίζεται με μία τιμή βραβείου pr_i που ορίζεται ως $(0.5 + h) * dm_i$, όπου h είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0, 1]$. Επιπλέον, έχουν δημιουργηθεί 12 παραλλαγές για κάθε ένα από αυτά τα 10 παραδείγματα του, τροποποιώντας το πλήθος των διαδρομών (M), τη μέγιστη χωρητικότητα των οχημάτων (Q) και τη μέγιστη χρονική διάρκεια (T_{max}), ομαδοποιημένα σε 10 ξεχωριστά σύνολα.

Ο αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)) απαιτεί μόνο μερικές μεταβλητές ελέγχου, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, τις: I_{pop} , W , F και Cr , που αφορούν στο πλήθος των αλγοριθμικών επαναλήψεων, στο μέγεθος του πληθυσμού λύσεων, στην παράμετρο μετάλλαξης και στην παράμετρο διασταύρωσης, αντίστοιχα. Επιπλέον, ο προτεινόμενος αλγόριθμος *DRDE* απαιτεί τον καθορισμό της παραμέτρου w^* , η οποία χρησιμοποιείται στη διαδικασία αποκωδικοποίησης της μεθόδου *DR* (Παράγραφος 5.1.1), καθώς και του αριθμού επαναλήψεων των τεχνικών τοπικής αναζήτησης (I_{ls}). Οι πιο αποδοτικές τιμές αυτών των παραμέτρων έχουν προκύψει μέσα από υπολογιστικά πειράματα, σε διάφορα αντιπροσωπευτικά παραδείγματα, και συνοψίζονται στον Πίνακα 5.3. Για να βελτιωθεί η ικανότητα εξερεύνησης του *DRDE*, σε κάθε επανάληψη και για κάθε λύση, οι παράμετροι F , Cr και w^* , ενημερώνονται τυχαία, εντός του προκαθορισμένου εύρους τους.

Πίνακας 5.3: Παραμετροποίηση αλγορίθμου *DRDE*

I_{pop}	W	F	Cr	w^*	I_{ls}
500	$1.2 * N$	$rand[0.6 : 0.7]$	$rand[0.8 : 0.9]$	$rand[0.01 : 0.04] * N$	50

Οι Πίνακες 5.4 και 5.5 παρουσιάζουν τα υπολογιστικά αποτελέσματα. Το όνομα κάθε παραδείγματος αναφοράς παρουσιάζεται στην πρώτη και έκτη στήλη κάθε πίνακα εκφραζόμενο ως εξής: Σύνολο – N – Q – T_{max} . Η δεύτερη και η έβδομη στήλη κάθε πίνακα περιέχει την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης ($Best$) της καλύτερης λύσης που έχει βρεθεί στην βιβλιογραφία [20], [26], [30] [29] [31], και [32]. Η καλύτερη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης z_{best} που αποκτήθηκε από τον προτεινόμενο αλγόριθμο *DRDE* ανάμεσα από πέντε αλγοριθμικές εκτελέσεις, παρουσιάζεται στις στήλες τρία και οχτώ. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται το σχετικό ποσοστό σφάλματος rpe για κάθε παράδειγμα i ($i = 1, \dots, 120$) το οποίο υπολογίζεται από την Εξίσωση (5.1). Τέλος, οι στήλες πέντε και δέκα περιέχουν το μέσο σχετικό ποσοστό σφάλματος $arpe$ των πέντε αλγοριθμικών εκτελέσεων.

$$rpe = \frac{(Best_i - z_{best_i})}{Best_i} \% \quad (5.1)$$

Συνοψίζοντας, τα υπολογιστικά αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν σε αυτήν την Παράγραφο, ο προτεινόμενος αλγόριθμος *DRDE* βρήκε βέλτιστη λύση σε 88 από τα 120 παραδείγματα που εξετάστηκαν. Για 24 παραδείγματα, η τιμή του rpe δεν υπερβαίνει την τιμή 0.39%, ενώ σε μόνο 8 παραδείγματα αναφοράς ο αλγόριθμος έδειξε απόκλιση από την βέλτιστη λύση εντός του εύρους [0.52%, 1.24%]. Εξετάζοντας κάθε σύνολο παραδειγμάτων χωριστά σε όλα τα παραδείγματα αναφοράς των συνόλων 6 και 7, με 51 και 76 σημεία αντίστοιχα, ο προτεινόμενος αλγόριθμος παρουσίασε

Πίνακας 5.4: Υπολογιστικά αποτελέσματα επίλυσης του *CTOP*

Παράδειγμα	<i>DRDE</i>				Παράδειγμα	<i>DRDE</i>			
	<i>Best</i>	z_{best}	<i>rpe</i> (%)	<i>arpe</i> (%)		<i>Best</i>	z_{best}	<i>rpe</i> (%)	<i>arpe</i> (%)
03-101-2-100-100	277	277	0.00	0.00	08-101-2-100-100	277	277	0.00	0.00
03-101-2-200-200	536	536	0.00	0.00	08-101-2-200-230	536	536	0.00	0.00
03-101-2-50-50	133	133	0.00	0.00	08-101-2-50-50	133	133	0.00	0.15
03-101-2-75-75	208	208	0.00	0.00	08-101-2-75-75	208	208	0.00	0.10
03-101-2-100-100	277	277	0.00	0.00	08-101-2-100-100	277	277	0.00	0.00
03-101-2-200-200	536	536	0.00	0.00	08-101-2-200-230	536	536	0.00	0.00
03-101-2-50-50	133	133	0.00	0.00	08-101-2-50-50	133	133	0.00	0.15
03-101-2-75-75	208	208	0.00	0.00	08-101-2-75-75	208	208	0.00	0.10
03-101-3-100-100	408	408	0.00	0.00	08-101-3-100-100	408	408	0.00	0.15
03-101-3-200-200	762	760	0.26	0.42	08-101-3-200-230	762	759	0.39	0.55
03-101-3-50-50	198	198	0.00	0.00	08-101-3-50-50	198	198	0.00	0.00
03-101-3-75-75	307	307	0.00	0.00	08-101-3-75-75	307	307	0.00	0.20
03-101-4-100-100	532	530	0.38	0.49	08-101-4-100-100	532	530	0.38	0.45
03-101-4-200-200	950	945	0.53	0.53	08-101-4-200-230	950	948	0.21	0.53
03-101-4-50-50	260	260	0.00	0.00	08-101-4-50-50	260	260	0.00	0.08
03-101-4-75-75	403	403	0.00	0.00	08-101-4-75-75	403	403	0.00	0.15
06-51-2-100-100	252	252	0.00	0.00	09-151-2-100-100	279	279	0.00	0.00
06-51-2-160-200	403	403	0.00	0.00	09-151-2-200-200	548	546	0.36	0.62
06-51-2-50-50	121	121	0.00	0.00	09-151-2-50-50	137	137	0.00	0.29
06-51-2-75-75	183	183	0.00	0.00	09-151-2-75-75	210	210	0.00	0.00
06-51-3-100-100	369	369	0.00	0.00	09-151-3-100-100	415	414	0.24	0.63
06-51-3-160-200	565	565	0.00	0.00	09-151-3-200-200	797	795	0.25	0.60
06-51-3-50-50	177	177	0.00	0.00	09-151-3-50-50	201	201	0.00	0.00
06-51-3-75-75	269	269	0.00	0.00	09-151-3-75-75	312	312	0.00	0.13
06-51-4-100-100	482	482	0.00	0.00	09-151-4-100-100	546	542	0.73	0.84
06-51-4-160-200	683	683	0.00	0.00	09-151-4-200-200	1033	1030	0.29	0.52
06-51-4-50-50	222	222	0.00	0.00	09-151-4-50-50	262	262	0.00	0.00
06-51-4-75-75	349	349	0.00	0.00	09-151-4-75-75	408	407	0.25	0.34
07-76-2-100-100	266	266	0.00	0.00	10-200-2-100-100	282	281	0.35	0.43
07-76-2-140-160	377	377	0.00	0.00	10-200-2-200-200	556	554	0.36	0.43
07-76-2-50-50	126	126	0.00	0.00	10-200-2-50-50	134	134	0.00	0.15
07-76-2-75-75	193	193	0.00	0.10	10-200-2-75-75	208	208	0.00	0.10
07-76-3-100-100	397	397	0.00	0.00	10-200-3-100-100	418	415	0.72	0.86
07-76-3-140-160	548	548	0.00	0.15	10-200-3-200-200	816	813	0.37	0.44
07-76-3-50-50	187	187	0.00	0.00	10-200-3-50-50	200	200	0.00	0.20
07-76-3-75-75	287	287	0.00	0.00	10-200-3-75-75	311	311	0.00	0.13
07-76-4-100-100	521	521	0.00	0.12	10-200-4-100-100	553	550	0.54	0.83
07-76-4-140-160	707	707	0.00	0.14	10-200-4-200-200	1064	1060	0.38	0.47
07-76-4-50-50	240	240	0.00	0.08	10-200-4-50-50	265	265	0.00	0.15
07-76-4-75-75	378	378	0.00	0.11	10-200-4-75-75	411	407	0.97	1.12

λύσεις ίσης ποιότητας με τις καλύτερες δημοσιευμένες στην βιβλιογραφία. Όσον αφορά τα σύνολα 3, 8 και 14, που περιέχουν παραδείγματα με 101 σημεία, βρέθηκαν 9, 9 και 8 βέλτιστες λύσεις μεταξύ των δώδεκα παραδειγμάτων σε κάθε σύνολο, με μέσο όρο *rpe* για κάθε σύνολο 0.10%, 0.08% και 0.18% αντίστοιχα. Στο σύνολο 13 μόνο σε ένα παράδειγμα το z_{best} αποκλίνει από την βέλτιστη λύση. Λαμβάνοντας υπόψη τα σύνολα με 151 σημεία, στο σύνολο 9 και 15, ο αλγόριθμος κατάφερε να βρει 6 και 8 βέλτιστες λύσεις, με μέσο όρο *rpe* ανά σύνολο, 0.18% και 0.14%, αντίστοιχα. Τέλος, τα σύνολα 10 και 16 περιέχουν τα μεγαλύτερα παραδείγματα με 200 σημεία, όπου ο *DRDE* απέδωσε 5 και 8 βέλτιστες λύσεις, με μέσο όρο *rpe* ανά σύνολο 0.31% και 0.08%, αντίστοιχα.

Πίνακας 5.5: Υπολογιστικά αποτελέσματα επίλυσης του *CTOP* (συνέχεια)

Παράδειγμα	<i>DRDE</i>				Παράδειγμα	<i>DRDE</i>			
	<i>Best</i>	<i>z_{best}</i>	<i>rpe</i> (%)	<i>arpe</i> (%)		<i>Best</i>	<i>z_{best}</i>	<i>rpe</i> (%)	<i>arpe</i> (%)
13-121-2-100-100	253	253	0.00	0.00	15-151-2-100-100	282	282	282	0.00
13-121-2-200-720	513	513	0.00	0.00	15-151-2-200-200	550	550	550	0.00
13-121-2-50-50	134	134	0.00	0.00	15-151-2-50-50	134	134	134	0.00
13-121-2-75-75	193	193	0.00	0.00	15-151-2-75-75	211	211	211	0.00
13-121-3-100-100	344	344	0.00	0.00	15-151-3-100-100	417	418	417	0.24
13-121-3-200-720	727	727	0.00	0.06	15-151-3-200-200	800	802	800	0.25
13-121-3-50-50	193	193	0.00	0.31	15-151-3-50-50	200	200	200	0.20
13-121-3-75-75	265	265	0.00	0.30	15-151-3-75-75	315	315	315	0.13
13-121-4-100-100	419	416	0.72	0.81	15-151-4-100-100	548	549	548	0.18
13-121-4-200-720	908	908	0.00	0.04	15-151-4-200-200	1020	1031	1020	1.07
13-121-4-50-50	243	243	0.00	0.25	15-151-4-50-50	266	266	266	0.15
13-121-4-75-75	323	323	0.00	0.06	15-151-4-75-75	415	415	415	0.14
14-101-2-100-100	271	271	0.00	0.00	16-200-2-100-100	285	285	0.00	0.00
14-101-2-200-1040	534	534	0.00	0.00	16-200-2-200-200	558	557	0.18	0.47
14-101-2-50-50	124	124	0.00	0.00	16-200-2-50-50	137	137	0.00	0.00
14-101-2-75-75	190	190	0.00	0.00	16-200-2-75-75	212	212	0.00	0.09
14-101-3-100-100	399	398	0.25	0.35	16-200-3-100-100	423	423	0.00	0.00
14-101-3-200-1040	770	770	0.00	0.00	16-200-3-200-200	822	820	0.24	0.24
14-101-3-50-50	184	184	0.00	0.00	16-200-3-50-50	203	203	0.00	0.10
14-101-3-75-75	279	279	0.00	0.00	16-200-3-75-75	317	317	0.00	0.19
14-101-4-100-100	525	523	0.38	0.46	16-200-4-100-100	558	556	0.36	0.36
14-101-4-200-1040	975	975	0.00	0.00	16-200-4-200-200	1073	1071	0.19	0.19
14-101-4-50-50	241	238	1.24	1.41	16-200-4-50-50	269	269	0.00	0.07
14-101-4-75-75	366	365	0.27	0.27	16-200-4-75-75	420	420	0.00	0.10

5.2 Αλγοριθμική Επίλυση του *PCVRP*

Για τη βελτιστοποίηση του προβλήματος *PCVRP* επιλέχθηκε ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (*FA*)). Η εφαρμογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου στην επίλυση του εξεταζόμενου προβλήματος δρομολόγησης εμφανίζει το ίδιο εμπόδιο που συναντάται στην εφαρμογή του αλγορίθμου *DE* στην επίλυση του *CTOP*. Συνεπώς, στη παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνεται ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates (*FACR*)) που βασίζεται στον κλασσικό αλγόριθμο αλλά περιέχει ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές τεχνικές για την κατασκευή και την βελτίωση των λύσεων του *PCVRP*. Οι προτεινόμενες αλγοριθμικές μέθοδοι παρουσιάζονται στην Παράγραφο 5.2.1 και τα αντίστοιχα υπολογιστικά αποτελέσματα στην Παράγραφο 5.2.2, τα οποία αποδεικνύουν ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος *FACR* υπερίσχυσε του επίσης προτεινόμενου *DRDE*, στην επίλυση των παραδειγμάτων αναφοράς του *PCVRP*.

5.2.1 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates (FACR))

Όπως αναφέρεται στο Κεφάλαιο 2, ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (FA)) έχει σχεδιαστεί για την επίλυση προβλημάτων συνεχών μεταβλητών. Συγκεκριμένα, ο μηχανισμός μετατόπισης μίας πυγολαμπίδας που ελκύεται από μία άλλη, χρησιμοποιεί μια εξίσωση αριθμητικών πράξεων μεταξύ των αντίστοιχων διανυσμάτων λύσης (Εξίσωση 2.12). Συνεπώς, προκειμένου να εφαρμοστεί ο FA στη βελτιστοποίηση του προβλήματος PCVRP, πρέπει είτε να τροποποιηθεί το κλασσικό αλγοριθμικό πλαίσιο, είτε να χρησιμοποιηθεί μια τεχνική χαρτογράφησης των διακριτών λύσεων του PCVRP στο συνεχή χώρο, για την εφαρμογή της εξίσωσης μετατόπισης.

Στη βιβλιογραφία συναντώνται μελέτες που εστιάζουν στην εφαρμογή του FA σε προβλήματα βελτιστοποίησης μη-συνεχών μεταβλητών, υιοθετώντας τεχνικές που είτε ενημερώνουν το συνεχή χώρο λύσεων, είτε τροποποιούν το μηχανισμό μετατόπισης. Συγκεκριμένα, στην πρώτη περίπτωση η εξίσωση μετατόπισης εφαρμόζεται στο διάνυσμα λύσης (διακριτών τιμών) και στη συνέχεια, χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός που μετατρέπει τις νέες συνεχείς τιμές σε διακριτές. Για παράδειγμα, τέτοιοι μηχανισμοί αφορούν στη χρήση της σιγμοειδούς συνάρτησης [107], της υπερβολικής συνάρτησης [240] και στη στρογγυλοποίηση των τιμών [241]. Στη δεύτερη περίπτωση, οι Osaba et al. [119] πρότειναν τη χρήση της απόστασης Hamming για τον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ των λύσεων και, βάση αυτής τη μετατόπιση σημείων μέσα στο διάνυσμα λύσης. Μια παρόμοια διαδοχική μετατόπιση τόξων προτάθηκε από τον Singh [242], ενώ μια λεπτομερής ανασκόπηση για τις προαναφερθείσες μεθόδους μπορεί να βρεθεί από τους Tilahun και Ngnotchouye [112].

Έτσι, για τη βελτιστοποίηση του προβλήματος PCVRP μέσω του αλγορίθμου FA, προτείνεται μία μέθοδος χαρτογράφησης των λύσεων στο συνεχή χώρο, η οποία δηλώνεται ως Συσχέτιση Συντεταγμένων (Coordinates Related (CR)). Στόχος της μεθόδου είναι η εφαρμογή της εξίσωσης μετατόπισης σε ένα κωδικοποιημένο διάνυσμα λύσης του PCVRP χωρίς να αλλοιώνεται η λογική του βασικού αλγοριθμικού πλαισίου και του μηχανισμού μετατόπισης. Μάλιστα, τα κωδικοποιημένα διανύσματα λύσης περιλαμβάνουν συνεχείς τιμές που αντιπροσωπεύουν τις καρτεσιανές συντεταγμένες των αντίστοιχων σημείων. Κατά συνέπεια, ο αλγόριθμος FA εμπλουτίζεται και περιλαμβάνει ευρετικές τεχνικές ειδικά σχεδιασμένες για την επίλυση του προβλήματος PCVRP, καθώς και τη μέθοδο CR. Ο προτεινόμενος αυτός αλγόριθμος αναφέρεται ως Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος

στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates (*FACR*)). Συγκεκριμένα, περιλαμβάνονται μέθοδοι για τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού λύσεων, για την κωδικοποίηση/αποκωδικοποίηση των λύσεων και τη διασφάλιση της εφικτότητας τους, καθώς και για τη βελτίωση των λύσεων. Έτσι, το αλγοριθμικό πλαίσιο του *FACR*, όπως παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 13, ενσωματώνει τις τεχνικές που παρουσιάζονται στους Αλγορίθμους 14 έως 17, οι οποίες αναλύονται στη συνέχεια.

Αλγόριθμος 13 Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (*FACR*)

Ορισμός: μέγεθος πληθυσμού W , αριθμός επαναλήψεων I_{pop}

Αρχικοποίηση πληθυσμού $\mathbf{X} = x_1, \dots, x_W$ (Αλγόριθμος 14)

Ορισμός συντελεστή απορρόφησης φωτός γ

for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**

Υπολογισμός αντικειμενικής συνάρτησης $f(x_i)$

Αρχικοποίηση έντασης φωτός $I_i = 1/f(x_i)$

end for

repeat

for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**

for $\forall x_j, j \neq i = 1, \dots, W$ **do**

if $I_j > I_i$ **then**

Υπολογισμός απόστασης μεταξύ x_i και x_j

Κωδικοποίηση x_i και x_j βάση της μεθόδου *CR*

Μετατόπιση λύσης: $x'_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \epsilon_i$

Αποκωδικοποίηση x'_i βάση της μεθόδου *CR*

Έλεγχος εφικτότητας του x'_i

Προσθήκη σημείων στο x'_i (Αλγόριθμος 15)

Κατάργηση σημείων από το x'_i (Αλγόριθμος 16)

Ανταλλαγή σημείων στο x'_i (Αλγόριθμος 17)

end if

Ανανέωση $\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2}$

Ενημέρωση I_i

end for

end for

Ανανέωση $\alpha_t = \alpha_0 \delta^t$

until Ολοκλήρωση I_{pop} επαναλήψεων

Ταξινόμηση των λύσεων και επιστροφή της καλύτερης

Πρωταρχικό βήμα του αλγορίθμου *FACR* είναι η δημιουργία του αρχικού πληθυσμού. Για την κατασκευή αρχικών λύσεων, χρησιμοποιείται η ευρετική μέθοδος που περιγράφεται στον Αλγόριθμο 14, η οποία βασίζεται στον αλγόριθμο εξοικονόμησης (savings) των Clarke και Wright [238]. Αρχικά, επιλέγονται M σημεία από το διαθέσιμο σύνολο, για να σχηματιστούν οι αρχικές διαδρομές. Στη συνέχεια, εισάγονται επιπλέον σημεία στο διάλυμα λύσης (χωρίς να παραβιάζονται οι περιορισμοί του προβλήματος), δίνοντας προτεραιότητα σε αυτούς με μεγαλύτερη τιμή

βραβείου. Για κάθε εξεταζόμενο σημείο k προς εισαγωγή, εντοπίζεται η πιο οικονομική του θέση στο διάνυσμα λύσης μεταξύ των σημείων i, j . Η οικονομική αυτή θέση βρίσκεται βάση της ελάχιστης τιμής $t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$, όπως ορίζεται από τη μέθοδο savings. Τα νέα σημεία εισάγονται επαναληπτικά στο διάνυσμα λύσης, μέχρι να καλυφθεί το ελάχιστο απαιτούμενο επίπεδο ζήτησης (D_{min}). Στόχος της μεθόδου είναι η δημιουργία ενός μερικώς τυχαιοποιημένου, αρχικού πληθυσμού W εφικτών λύσεων.

Αλγόριθμος 14 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού *PCVRP*

Είσοδος: Δεδομένα του προβλήματος

repeat

Τυχαία επιλογή M σημείων k από το σύνολο $\{1, \dots, N\}$

Δημιουργία αρχικής λύσης: $x = [0, k_1, 0, k_2, 0, \dots, 0, k_M, 0]$

Εύρεση συνόλου μη-χρησιμοποιούμενων σημείων $S = V - \{k_1, k_2, \dots, k_M\}$

Ταξινόμηση συνόλου S κατά φθίνουσα τιμή pr_i

Υπολογισμός συνολικής εξυπηρετούμενης ζήτησης $Total_{D_x}$

while $Total_{D_x} < D_{min}$ **do**

for $k \in S$ **do**

 Υπολογισμός οικονομικής θέσης k μεταξύ των σημείων i, j : $\min t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$

 Εύρεση διαδρομής m που αντιστοιχεί η αποδοτική θέση του k

 Υπολογισμός συνολικής ζήτησης με την προσθήκη του k , $Total'_{D_m}$

if $Total'_{D_m} \leq Q$ **then**

 Εισαγωγή του σημείου k στο διάνυσμα λύσης

end if

end for

end while

Υπολογισμός τιμής αντικειμενικής συνάρτησης $f(x)$

until Κατασκευή W λύσεων

Στη συνέχεια, σύμφωνα με το αλγοριθμικό πλαίσιο του *FA*, μία πυγολαμπίδα έλκεται από μία πιο φωτεινή και μετατοπίζεται προς αυτή. Βασικός παράγοντας του μηχανισμού μετατόπισης είναι η απόσταση (r_{ij}) μεταξύ των δύο λύσεων (πυγολαμπίδων), όπως φαίνεται στις Εξισώσεις (2.10)-(2.12). Στο προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο *FACR*, θεωρείται ότι η απόσταση δύο δεδομένων λύσεων, μπορεί να υπολογιστεί ως η ελάχιστη Ευκλείδεια Απόσταση όλων των σημείων που βρίσκονται στις αντίστοιχες θέσεις στα δύο διανύσματα λύσης, με εξαίρεση ταυτόσημα σημεία. Στον Πίνακα 5.6 δίνεται ένα παράδειγμα υπολογισμού της απόστασης.

Πίνακας 5.6: Παράδειγμα υπολογισμού απόστασης r_{ij} του αλγορίθμου *FACR*

Θέση	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
x_i	0	4	8	5	12	3	6	0	7	1	9	0
Συντεταγμένη x	0	52	65	93	25	91	50	0	89	62	47	0
Συντεταγμένη y	0	44	28	15	18	29	45	0	48	51	39	0
x_j	0	2	5	10	4	8	11	0	7	9	0	
Συντεταγμένη x	0	54	93	2	52	65	50	0	89	47	0	
Συντεταγμένη y	0	48	15	39	44	28	5	0	48	39	0	
t_{ij}	-	4.47	30.87	94.11	37.48	26.01	57.00	-	-	19.20	61.07	-

Προκειμένου να εφαρμοστεί η εξίσωση μετατόπισης (Εξίσωση (2.12)), κάθε εξεταζόμενο διάνυσμα λύσης πρέπει να κωδικοποιηθεί σύμφωνα με τη μέθοδο *CR*. Η προτεινόμενη μέθοδος κωδικοποίησης *CR* βασίζεται στις καρτεσιανές συντεταγμένες κάθε σημείου. Συγκεκριμένα, κάθε διάνυσμα λύσης x_i σχετίζεται με δύο νέα διανύσματα (του ίδιου μήκους) που περιέχουν τις αντίστοιχες συντεταγμένες x ($Coor.x_i$) και y ($Coor.y_i$) του κάθε σημείου που ανήκει σε αυτό. Έτσι, η εξίσωση μετατόπισης εφαρμόζεται και στα δύο νέα διανύσματα που περιέχουν τις συνεχείς τιμές των συντεταγμένων, δημιουργώντας δύο ενημερωμένα διανύσματα συντεταγμένων ($Coor'.x_i$ και $Coor'.y_i$). Στη συνέχεια, μέσω της προτεινόμενης μεθόδου αποκωδικοποίησης *CR*, αυτά τα δύο νέα διανύσματα αντιστοιχούνται σε ένα νέο διάνυσμα λύσης ($x_{i'}$), που θα αναπαριστά την αλληλουχία των σημείων με διακριτές τιμές. Αρχή της διαδικασίας αποκωδικοποίησης είναι ότι κάθε συνδυασμός των νέων συντεταγμένων αντιστοιχεί σε ένα σημείο του χώρου λύσεων. Ο χώρος γύρω από αυτό το σημείο πρέπει να διερευνηθεί, αναζητώντας κάθετα ή οριζόντια ένα σημείο που να ανήκει στο διαθέσιμο σύνολο N_v . Έτσι, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς που επιβάλλονται από το *PCVRP*, εφαρμόζονται οι ακόλουθοι κανόνες στη διαδικασία αποκωδικοποίησης:

- Η διαδικασία επαναλαμβάνεται βηματικά, για κάθε ζεύγος των ενημερωμένων διανυσμάτων συντεταγμένων, μέχρι να διαμορφωθεί πλήρως το νέο διάνυσμα λύσης ($x_{i'}$).
- Σε κάθε βήμα εξετάζονται όλα τα μη-χρησιμοποιημένα σημεία, αλλά κάθε ένα μπορεί να εισαχθεί μία και μόνο φορά στο νέο διάνυσμα λύσης.
- Η κατεύθυνση της αναζήτησης (x - ή y - άξονας) επιλέγεται τυχαία σε κάθε βήμα.
- Σε περίπτωση σημείων που ισαπέχουν από το νέο ζεύγος συντεταγμένων, επιλέγεται τυχαία το σημείο που θα εισαχθεί.
- Κάθε διαδρομή που σχηματίζεται θα πρέπει να ικανοποιεί τον περιορισμό χωρητικότητας.
- Το σημείο που ανήκε στην εξεταζόμενη θέση στο αρχικό διάνυσμα λύσης, δεν θα πρέπει να ευνοηθεί έναντι ενός άλλου, εκτός εάν έχει την υψηλότερη τιμή βραβείου από όλα τα υπόλοιπα διαθέσιμα σημεία (προκειμένου να προωθηθεί η διαφοροποίηση της διαδικασίας).
- Το αρχικό σημείο 0 δεν θα πρέπει να ευνοείται έναντι ενός άλλου, εκτός εάν η διαδικασία το επιβάλλει, τηρώντας τους περιορισμούς του εξεταζόμενου προβλήματος.

- Η πλήρης λύση θα πρέπει να ικανοποιεί και τον περιορισμό του ελάχιστου επιπέδου κάλυψης ζήτησης.

Πίνακας 5.7: Παράδειγμα κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης μεθόδου CR , όπου $f(x_i) < f(x_j) \Rightarrow I_j < I_i$

Χαρακτηριστικά σημείων														
N_v	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
Συντ. x	96	50	49	13	29	58	84	14	2	3	5	98	84	
Συντ. y	44	5	8	7	89	30	39	24	39	82	10	52	25	
pr_i	37	36	78	25	54	67	76	66	76	9	80	11	54	
dm_i	19	21	6	19	7	12	16	19	16	8	14	15	16	
Παράδειγμα μεθόδου CR $Q = 80$ $D_{min} = 140$														
x_i	0	5	7	9	0	4	3	1	2	0	10	12	11	0
$Coor.x_i$	82	29	84	2	82	13	49	96	50	82	3	98	5	82
$Coor.y_i$	76	89	39	39	76	7	8	44	5	76	82	52	10	76
x_j	0	4	2	1	3	0	8	10	11	0	13	12	0	
$Coor.x_j$	82	13	50	96	49	82	14	3	5	82	84	98	82	
$Coor.y_j$	76	7	2	44	0	76	24	82	10	76	25	52	76	
$Coor'.x_j$	82.02	13.38	50.80	94.59	49.75	80.97	14.58	4.53	5.78	82.31	82.87	98.09	80.81	
$Coor'.y_j$	76.19	8.40	2.63	44.05	1.34	75.00	24.03	81.51	10.06	76.27	26.16	52.04	74.95	
x'_j	0	8	3	7	2	10	4	0	11	13	9	1	12	0

Ένα παράδειγμα της προτεινόμενης μεθόδου απεικονίζεται στον Πίνακα 5.7, όπου παρουσιάζονται τα διανύσματα λύσης x_i και x_j και τα αντίστοιχα διανύσματα συντεταγμένων, ενώ ισχύει ότι $f(x_i) < f(x_j)$ και άρα η λύση x_j θα μετατοπιστεί προς την x_i . Έτσι, η Εξίσωση (2.12) θα εφαρμοστεί και στα δύο διανύσματα $Coor.x_j$ και $Coor.y_j$, για να προκύψουν τα αντίστοιχα ενημερωμένα ($Coor'.x_i$ και $Coor'.y_i$). Στη συνέχεια, ακολουθώντας τη λογική της αποκωδικοποίησης CR , στο πρώτο βήμα το νέο διάνυσμα λύσης x'_j αρχικοποιείται με το σημείο 0. Στο δεύτερο βήμα, η κατεύθυνση αναζήτησης είναι ο άξονας x και αντιστοιχώντας την τιμή 13.38 το πλησιέστερο σημείο είναι το 8, με τετμημένη ίση με 14. Στο τρίτο βήμα, επιλέγεται η ίδια κατεύθυνση αναζήτησης και το σημείο που αντιστοιχείται στην τιμή 50.80, είναι το 3 με τετμημένη 49. Στο τέταρτο βήμα, η κατεύθυνση αναζήτησης αλλάζει και η τιμή 44.05, αντιστοιχείται τυχαία με έναν από τα σημεία 7 και 9, αφού ισαπέχουν με τεταγμένη 39 και παρουσιάζουν ίδια τιμή βραβείου (76). Η διαδικασία συνεχίζει μέχρι το όγδοο βήμα, όπου κανένα άλλο σημείο δεν μπορεί να εισαχθεί στη διαδρομή χωρίς να παραβιαστεί ο περιορισμός της μέγιστης χωρητικότητας (Q), και έτσι, εισάγεται το σημείο 0, που ολοκληρώνει τη σχηματιζόμενη διαδρομή. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να ολοκληρωθεί η νέα λύση, αντιστοιχώντας όλα τα νέα ζεύγη συντεταγμένων.

Πάραυτα, η πιο σημαντική ευρετική τεχνική είναι ο έλεγχος της εφικτότητας της λύσης. Όταν ολοκληρωθεί η ανανεωμένη λύση, μετά την εξίσωση κίνησης, το νέο διάνυσμα λύσης θα μπορούσε να περιλαμβάνει κάποιο σφάλμα, π.χ. περισσότερες ή λιγότερες διαδρομές, επανειλημμένη χρήση σημείων και εκτός ορίων συνολική ζήτηση (ανά διαδρομή ή στο σύνολο). Έτσι, ο έλεγχος της εφικτότητας είναι απαραίτητος και θα πρέπει να καλύπτει όλα τα πιθανά σενάρια σφάλματος, αναφορικά με τους περιορισμούς του εξεταζόμενου προβλήματος. Για τον έλεγχο και διόρθωση της λύσης του *PCVRP*, μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας αποκωδικοποίησης, λαμβάνουν χώρα τα εξής βήματα:

1. Από το διάνυσμα λύσης διαγράφονται οι περισσότερες από μία εμφανίσεις κάθε σημείου, με εξαίρεση το αρχικό σημείο 0.
2. Σε περίπτωση που ο αριθμός των σχηματισθέντων διαδρομών στο αποκωδικοποιημένο διάνυσμα (M') διαφέρει από τον εκάστοτε προκαθορισμένο (M), πραγματοποιούνται διορθωτικές κινήσεις:
 - Εάν $M' < M$, προστίθενται διαδρομές $[0, k, 0]$, όπου k τυχαία επιλεγμένο χρησιμοποιούμενο σημείο, μέχρι να ισχύει ότι $M' == M$.
 - Εάν $M' > M$, αφαιρούνται διαδρομές με το μικρότερο συνολικά συλλεγμένο βραβείου, μέχρι να ισχύει ότι $M' == M$.
3. Κάθε διαδρομή ελέγχεται και αφαιρούνται επαναληπτικά τυχαία επιλεγμένα σημεία όταν η συνολική ζήτηση ξεπερνάει το προκαθορισμένο επίπεδο Q .
4. Σε περίπτωση που η συνολική ζήτηση που καλύπτεται (από όλες τις διαδρομές) δεν αρκεί για να καλυφθεί το ελάχιστο απαιτούμενο επίπεδο D_{min} , τότε μη-χρησιμοποιούμενα σημεία, εισέρχονται διαδοχικά στο διάνυσμα.

Μια άλλη χρησιμοποιημένη τεχνική είναι η προσθήκη σημείων (Αλγόριθμος 15), όπου η μέθοδος εξοικονόμησης χρησιμοποιείται με σκοπό την αύξηση κάθε διαδρομής λαμβάνοντας υπόψιν όλους τους προαναφερθέντες περιορισμούς. Λόγω της συνεισφοράς του συνολικού συλλεγόμενου βραβείου στην αντικειμενική συνάρτηση, είναι πολύ πιθανό, ότι με την προσθήκη περισσότερων σημείων σε βέλτιστες θέσεις, θα μπορούσε να προκύψει μια καλύτερη λύση.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται δύο τεχνικές τοπικής αναζήτησης για έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων, η Κατάργηση Σημείων και η Ανταλλαγή Σημείων. Πρώτα, με την κατάργηση σημείων ο αλγόριθμος (Αλγόριθμος 16) επιχειρεί να αφαιρέσει σημεία από τη λύση, να την ανακατασκευάσει και να επιτύχει μια καλύτερη

Αλγόριθμος 15 Εισαγωγή Σημείων

```

Είσοδος: εφικτή λύση  $x_i$ 
Εύρεση συνόλου των σημείων  $\notin x_i, S$ 
Ταξινόμηση συνόλου  $S$  κατά φθίνουσα τιμή  $p_i$ 
for  $\forall k \in S$  do
    Εύρεση αποδοτικής θέσης του σημείου  $k$  στο διάνυσμα  $x_i$ 
    Εύρεση διαδρομής  $m$  που αντιστοιχεί η αποδοτική θέση του  $k$ 
    Υπολογισμός συνολικής ζήτησης με την προσθήκη του  $k$ ,  $Total'_{D_m}$ 
    if  $Total'_{D_m} \leq Q$  then
        Εισαγωγή του σημείου  $k$  στο διάνυσμα λύσης,  $x_i \rightarrow x'_i$ 
        if  $f(x'_i) \leq f(x_i)$  then
             $x_i \leftarrow x'_i$ 
        end if
    end if
end for

```

λύση χωρίς να παραβιάζει τους περιορισμούς χωρητικότητας. Η αρχή που υιοθετήθηκε είναι ότι όταν ένα σημείο με χαμηλή τιμή βραβείου αφαιρεθεί από τη λύση, η εναπομένουσα λύση συνδέεται με ένα νέο τόξο και εάν αυτή η νέα σύνδεση είναι αποτελεσματική όσον αφορά το κόστος (απόσταση), τότε θα μπορούσε να προκύψει μια καλύτερη λύση (χαμηλότερη τιμή αντικειμενικής συνάρτησης).

Αλγόριθμος 16 Κατάργηση Σημείων

```

Είσοδος: εφικτή λύση  $x_i$ 
repeat
    Επιλογή διαδρομής  $m \in x_i$  με το μεγαλύτερο κόστος
    Επιλογή σημείου  $k$ ,  $\forall k \in m$  με την μικρότερη τιμή  $pr$ 
    if Η εξαγωγή του σημείου  $k$  από τη  $x_i$  δεν παραβιάζει τον Περιορισμό (1.15) then
        Εξαγωγή του σημείου  $k$ ,  $x_i \rightarrow x'_i$ 
        Υπολογισμός Αντικειμενικής Συνάρτησης  $f(x'_i)$ 
        if  $f(x'_i) \leq f(x_i)$  then
             $x_i \leftarrow x'_i$ 
        end if
    end if
until Ολοκλήρωση  $I_{ls}$  επαναλήψεων

```

Έπειτα, πραγματοποιείται η τεχνική τοπικής αναζήτησης ανταλλαγής σημείων (Αλγόριθμος 17), η οποία αφορά σε μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία ανταλλαγής σημείων μεταξύ τυχαίων διαδρομών σε μια λύση. Αρχικά επιλέγεται τυχαία ένα ζεύγος διαδρομών ($m_1, m_2 \in \{1, \dots, M\}$ μέσα από ένα εφικτό διάνυσμα λύσης. Έπειτα, επιλέγεται τυχαία ένα σημείο από το m_1 , ενώ το δεύτερο σημείο επιλέγεται από τη διαδρομή m_2 ως αυτό που απέχει τη μεγαλύτερη απόσταση από τον προηγούμενο του. Η συγκεκριμένη ανταλλαγή σημείων στοχεύει στη δημιουργία μιας λύσης με μικρότερη απόσταση (χαμηλότερο κόστος), παραλείποντας αναποτελεσματικές ακολουθίες σημείων και δημιουργώντας πιο αποδοτικές συνδέσεις.

Αλγόριθμος 17 Ανταλλαγή Σημείων

```

Είσοδος: εφικτή λύση  $x_i$ 
repeat
  Επιλογή τυχαίων διαδρομών:  $m_1$  και  $m_2 \in x_i$ 
  Τυχαία επιλογή σημείου  $i \in m_1$ 
  Υπολογισμός διανύσματος ενδιάμεσων αποστάσεων της διαδρομής  $m_2$ 
  Επιλογή σημείου  $j \in m_2$ , που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη ενδιάμεση απόσταση
  Ανταλλαγή σημείων  $i, j$  μεταξύ διαδρομών  $m_1$  και  $m_2 \rightarrow x'_i$ 
  Υπολογισμός συνολικής ζήτησης τροποποιημένων διαδρομών  $Total_{D'_{m_1}}$  και  $Total_{D'_{m_2}}$ 
  if  $Total_{D'_{m_1}} \leq Q$  &&  $Total_{D'_{m_2}} \leq Q$  then
    Υπολογισμός Αντικειμενικής Συνάρτησης  $f(x'_i)$ 
    if  $f(x'_i) \leq f(x_i)$  then
       $x_i \leftarrow x'_i$ 
    end if
  end if
until Ολοκλήρωση  $I_{ls}$  επαναλήψεων

```

5.2.2 Υπολογιστικά Αποτελέσματα Επίλυσης του PCVRP

Σε αυτήν την παράγραφο παρουσιάζονται τα υπολογιστικά αποτελέσματα της επίλυσης του PCVRP με τον προτεινόμενο αλγόριθμό *FACR*. Τα παραδείγματα αναφοράς που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από την πρόσφατη βιβλιογραφία, από τους Long et al. [40], οι οποίοι μελέτησαν τη βελτιστοποίηση των πολύ-αντικειμενικών εκδοχών του PCVRP (Παράγραφος 1.2). Συνεπώς, δεν υπάρχουν διαθέσιμα δημοσιευμένα υπολογιστικά αποτελέσματα για την αξιολόγηση του προτεινόμενου αλγορίθμου στην επίλυση της μονο-αντικειμενικής εκδοχής του εξεταζόμενου προβλήματος. Για αυτόν το λόγο τα αποτελέσματα του *FACR* συγκρίνονται με αυτά του αλγορίθμου της Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενης με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (*DRDE*)) (Παράγραφος 5.1.1).

Αναλυτικότερα τα παραδείγματα αναφοράς της υπάρχουσας βιβλιογραφίας [40] βασίζονται στα παραδείγματα αναφοράς του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων με περιορισμένη χωρητικότητα, *CVRP*, (προσπελάσιμα μέσω: <http://www.coin-or.org/SYMPHONY/branchandcut/VRP/data/index.htm.old>), τα οποία προσαρμόζονται ώστε να ενσωματώνουν την τιμή βραβείου σε κάθε σημείο, καθώς και την παράμετρο ελάχιστης κάλυψης ζήτησης, r . Οι νέες αυτές τιμές παράγονται ομοιόμορφα στο εύρος $[1,80]$ ή $[1,100]$ και στο $[0.6,0.8]$, αντίστοιχα. Έτσι, τα συνολικά 120, δημοσιευμένα παραδείγματα για την επίλυση του PCVRP [40] αφορούν σε πέντε εκδοχές για κάθε ένα από τα 24 παραδείγματα του *CVRP*, που ανήκουν στις ομάδες: $\{A, B, E, M\}$ (ανάλογα με την τοπολογία τους). Οι διαφορετικές εκδοχές παράχθηκαν διαφοροποιώντας την παράμετρο κάλυψης στο σύνολο: $r : \{0.60, 0.65, 0.70, 0.75, 0.80\}$, και περιλαμβάνουν συνολικό αριθμό σημείων από 32 μέχρι 200, και αριθμό οχημάτων από 4 μέχρι 17. Κάθε παράδειγμα αναφοράς αναπαρίσταται από ένα κλειδί

που δηλώνει τη διαφορετική ομάδα, τον αριθμό των σημείων, το πλήθος διαδρομών και την παράμετρο κάλυψης. Για παράδειγμα, το κλειδί $B - n50 - k7 - 2$ αναπαριστά ένα παράδειγμα της ομάδας B με 50 σημεία και 7 οχήματα, για $r = 0.65$ (ο τελευταίος αριθμός κυμαίνεται από 1 έως 5, όπου το 1 αντιστοιχεί σε $r = 0.60$, το 2 αντιστοιχεί σε $r = 0.65$ και ούτω καθεξής). Τα αλγοριθμικά υπολογιστικά πειράματα της παρούσας έρευνας πραγματοποιήθηκαν σε περιβάλλον Matlab, χρησιμοποιώντας επεξεργαστή Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ@2.80GHz-12GB RAM. Ακόμα, θεωρήθηκε μέγιστος επιτρεπτός χρόνος επίλυσης τα 60 δευτερόλεπτα, ανεξάρτητα από τις αλγοριθμικές επαναλήψεις, ως επιπλέον κριτήριο τερματισμού.

Το πλεονέκτημα του $FACR$ είναι ότι απαιτεί την ίδια παραμετροποίηση με τον αρχικό FA . Ακολουθώντας τη μελέτη των Yang και He [111] και λαμβάνοντας υπόψη ότι η κλίμακα του προβλήματος σχετίζεται με τον αριθμό των διαθέσιμων σημείων N στο χώρο λύσεων, υπολογίζουμε τις τιμές των αλγοριθμικών παραμέτρων όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.8.

Πίνακας 5.8: Παραμετροποίηση αλγορίθμου $FACR$

Παράμετρος	Περιγραφή	Υπολογισμός
α_0	αρχικός συντελεστής τυχειότητας	$0.01N$
δ	συντελεστής απόσβεσης	$rand[0.95, 0.97]$
γ	συντελεστής απορρόφησης	$1/\sqrt{N}$

Επιπλέον, πειραματικά παρατηρήθηκε ότι ο αλγόριθμος απέδιδε καλύτερα αποτελέσματα για μέγεθος πληθυσμού $W = 80$ και αριθμό αλγοριθμικών επαναλήψεων $I_{pop} = 500$. Ακόμα, μελετήθηκε η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης κατά μέσο όρο καθώς αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων τοπικής αναζήτησης, λαμβάνοντας υπόψιν 5 εκτελέσεις του αλγορίθμου στην επίλυση ενός συγκεκριμένου παραδείγματος αναφοράς (το $A-n32-k5-1$), καθώς αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων τοπικής αναζήτησης. Μέσα από αυτά τα πειράματα, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι καθώς αυξάνουμε τις επαναλήψεις τοπικής αναζήτησης, η ποιότητα της λύσης βελτιώνεται έως ένα συγκεκριμένο όριο. Μετά τις 500 επαναλήψεις, η λύση δεν βελτιώνεται, ενώ μάλιστα επιδεινώνεται. Το φαινόμενο αυτό μπορεί να εξηγηθεί από το γεγονός, ότι η υψηλή εντατικοποίηση της αναζήτησης από τις πρώτες αλγοριθμικές επαναλήψεις, οδηγεί σε τοπικό βέλτιστο, το οποίο είναι δύσκολο να ξεπεραστεί από τον $FACR$. Κατά συνέπεια, ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων των τεχνικών τοπικής αναζήτησης ορίστηκε σε $I_{ls} = 500$.

Στη συνέχεια, τα πειραματικά αποτελέσματα που πραγματοποιήθηκαν στις ομάδες των παραδειγμάτων αναφοράς A, B, E και M, παρουσιάζονται στους Πίνακες 5.9, 5.10, 5.11 και 5.12, αντίστοιχα. Οι παραπάνω πίνακες παρουσιάζουν για κάθε ένα από τα 115 εξεταζόμενα παραδείγματα αναφοράς, τις ελάχιστες (z_{best}) και μέσες (z_{avg})

τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης, που επιτεύχθηκαν σε πέντε αλγοριθμικές εκτελέσεις. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται αντιστοιχούν στην επίλυση παραδειγμάτων του *PCVRP* μέσω της προτεινόμενης αλγοριθμικής μεθόδου *FACR* και συγκρίνονται με τα αντίστοιχα της μεθόδου *DRDE*, η οποία παρουσιάστηκε στην Παράγραφο 5.1.1. Η απόδοση των δύο αλγορίθμων αναγράφεται στην τελευταία στήλη κάθε πίνακα ως απόκλιση μεταξύ των ελάχιστων τιμών, σύμφωνα με την Εξίσωση (5.2). Για παράδειγμα, λαμβάνοντας υπόψη το παράδειγμα A-*n*32-*k*5-1, ο *FACR* υπερίσχυσε του *DRDE* κατά 0.94% (−0.94% όσον αφορά την ελαχιστοποίηση), ενώ στο A-*n*48-*k*7-2 ο αλγόριθμος *DRDE* ξεπέρασε τον *FACR* κατά 0.33%.

$$rpe = \frac{(FACR(z_{best}) - DRDE(z_{best}))}{FACR(z_{best})} \% \quad (5.2)$$

Ο αλγόριθμος *FACR* υπερίσχυσε του αλγόριθμου *DRDE*, κατά μέσο όρο, κατά 1,22%, 0,83%, 1,00% και 3,19%, αντίστοιχα σε κάθε σύνολο. Συνολικά, μόνο σε 16 από τις 115 περιπτώσεις, ο *DRDE* πέτυχε χαμηλότερη τιμή αντικειμενικής συνάρτησης και σε σχέση με τη μέση τιμή, μόνο σε 8.

Πίνακας 5.9: Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου A

Παράδειγμα	<i>DRDE</i>		<i>FACR</i>		<i>rpe</i> (%)
	z_{best}	z_{avg}	z_{best}	z_{avg}	
A- <i>n</i> 32- <i>k</i> 5-1	4.443E+03	4.459E+03	4.402E+03	4.436E+03	-0.94%
A- <i>n</i> 32- <i>k</i> 5-2	4.521E+03	4.533E+03	4.497E+03	4.503E+03	-0.55%
A- <i>n</i> 32- <i>k</i> 5-3	4.431E+03	4.437E+03	4.411E+03	4.421E+03	-0.44%
A- <i>n</i> 32- <i>k</i> 5-4	4.441E+03	4.470E+03	4.428E+03	4.440E+03	-0.30%
A- <i>n</i> 32- <i>k</i> 5-5	4.772E+03	4.813E+03	4.735E+03	4.764E+03	-0.79%
A- <i>n</i> 37- <i>k</i> 6-1	5.604E+03	5.619E+03	5.586E+03	5.600E+03	-0.33%
A- <i>n</i> 37- <i>k</i> 6-2	5.618E+03	5.625E+03	5.595E+03	5.604E+03	-0.40%
A- <i>n</i> 37- <i>k</i> 6-3	5.554E+03	5.565E+03	5.481E+03	5.505E+03	-1.34%
A- <i>n</i> 37- <i>k</i> 6-4	5.615E+03	5.616E+03	5.554E+03	5.579E+03	-1.10%
A- <i>n</i> 37- <i>k</i> 6-5	5.334E+03	5.363E+03	5.291E+03	5.305E+03	-0.82%
A- <i>n</i> 44- <i>k</i> 6-1	5.211E+03	5.253E+03	5.101E+03	5.161E+03	-2.15%
A- <i>n</i> 44- <i>k</i> 6-2	5.072E+03	5.082E+03	4.965E+03	4.972E+03	-2.16%
A- <i>n</i> 44- <i>k</i> 6-3	5.475E+03	5.480E+03	5.370E+03	5.396E+03	-1.95%
A- <i>n</i> 44- <i>k</i> 6-4	5.024E+03	5.041E+03	4.911E+03	4.954E+03	-2.30%
A- <i>n</i> 44- <i>k</i> 6-5	5.249E+03	5.266E+03	5.168E+03	5.183E+03	-1.57%
A- <i>n</i> 48- <i>k</i> 7-1	6.194E+03	6.238E+03	6.109E+03	6.117E+03	-1.40%
A- <i>n</i> 48- <i>k</i> 7-2	6.366E+03	6.461E+03	6.388E+03	6.411E+03	0.33%
A- <i>n</i> 48- <i>k</i> 7-3	6.266E+03	6.341E+03	6.224E+03	6.264E+03	-0.68%
A- <i>n</i> 48- <i>k</i> 7-4	6.377E+03	6.387E+03	6.209E+03	6.244E+03	-2.70%
A- <i>n</i> 48- <i>k</i> 7-5	6.210E+03	6.246E+03	6.154E+03	6.174E+03	-0.92%
A- <i>n</i> 53- <i>k</i> 7-1	6.247E+03	6.275E+03	6.057E+03	6.120E+03	-3.14%
A- <i>n</i> 53- <i>k</i> 7-2	5.935E+03	5.980E+03	5.832E+03	5.857E+03	-1.76%
A- <i>n</i> 53- <i>k</i> 7-3	5.966E+03	6.026E+03	5.904E+03	5.936E+03	-1.06%
A- <i>n</i> 53- <i>k</i> 7-4	5.744E+03	5.787E+03	5.758E+03	5.782E+03	0.23%
A- <i>n</i> 53- <i>k</i> 7-5	6.126E+03	6.168E+03	6.089E+03	6.120E+03	-0.61%
A- <i>n</i> 60- <i>k</i> 9-1	8.025E+03	8.111E+03	8.032E+03	8.055E+03	0.10%
A- <i>n</i> 60- <i>k</i> 9-2	8.133E+03	8.196E+03	8.062E+03	8.128E+03	-0.89%
A- <i>n</i> 60- <i>k</i> 9-3	8.387E+03	8.440E+03	8.355E+03	8.383E+03	-0.38%
A- <i>n</i> 60- <i>k</i> 9-4	8.104E+03	8.126E+03	7.982E+03	8.008E+03	-1.53%
A- <i>n</i> 60- <i>k</i> 9-5	8.368E+03	8.408E+03	8.252E+03	8.305E+03	-1.41%
A- <i>n</i> 65- <i>k</i> 9-1	7.680E+03	7.690E+03	7.671E+03	7.750E+03	-0.12%
A- <i>n</i> 65- <i>k</i> 9-2	7.767E+03	7.832E+03	7.712E+03	7.813E+03	-0.71%
A- <i>n</i> 65- <i>k</i> 9-3	7.999E+03	8.022E+03	7.749E+03	7.877E+03	-3.23%
A- <i>n</i> 65- <i>k</i> 9-4	7.848E+03	7.891E+03	7.710E+03	7.784E+03	-1.80%
A- <i>n</i> 65- <i>k</i> 9-5	7.586E+03	7.673E+03	7.524E+03	7.559E+03	-0.82%
A- <i>n</i> 69- <i>k</i> 9-1	7.740E+03	7.776E+03	7.600E+03	7.662E+03	-1.84%
A- <i>n</i> 69- <i>k</i> 9-2	7.625E+03	7.758E+03	7.556E+03	7.627E+03	-0.92%
A- <i>n</i> 69- <i>k</i> 9-3	7.525E+03	7.571E+03	7.422E+03	7.470E+03	-1.39%
A- <i>n</i> 69- <i>k</i> 9-4	7.601E+03	7.658E+03	7.385E+03	7.432E+03	-2.94%
A- <i>n</i> 69- <i>k</i> 9-5	7.618E+03	7.672E+03	7.532E+03	7.644E+03	-1.15%
A- <i>n</i> 80- <i>k</i> 10-1	9.193E+03	9.265E+03	8.989E+03	9.027E+03	-2.27%
A- <i>n</i> 80- <i>k</i> 10-2	8.842E+03	8.955E+03	8.753E+03	8.783E+03	-1.02%
A- <i>n</i> 80- <i>k</i> 10-3	9.048E+03	9.154E+03	8.815E+03	8.898E+03	-2.65%
A- <i>n</i> 80- <i>k</i> 10-4	9.031E+03	9.098E+03	8.931E+03	8.965E+03	-1.12%
A- <i>n</i> 80- <i>k</i> 10-5	8.668E+03	8.773E+03	8.533E+03	8.572E+03	-1.58%

Πίνακας 5.10: Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου B

Παράδειγμα	<i>DRDE</i>		<i>FACR</i>		<i>rpe</i> (%)
	z_{best}	z_{avg}	z_{best}	z_{avg}	
B- <i>n</i> 39- <i>k</i> 5-1	4.095E+03	4.108E+03	4.061E+03	4.073E+03	-0.83%
B- <i>n</i> 39- <i>k</i> 5-2	4.205E+03	4.215E+03	4.188E+03	4.198E+03	-0.41%
B- <i>n</i> 39- <i>k</i> 5-3	4.012E+03	4.037E+03	4.015E+03	4.024E+03	0.06%
B- <i>n</i> 39- <i>k</i> 5-4	4.137E+03	4.157E+03	4.166E+03	4.180E+03	0.70%
B- <i>n</i> 39- <i>k</i> 5-5	4.070E+03	4.088E+03	4.039E+03	4.053E+03	-0.75%
B- <i>n</i> 41- <i>k</i> 6-1	5.279E+03	5.308E+03	5.226E+03	5.239E+03	-1.01%
B- <i>n</i> 41- <i>k</i> 6-2	5.177E+03	5.196E+03	5.147E+03	5.164E+03	-0.59%
B- <i>n</i> 41- <i>k</i> 6-3	5.089E+03	1.710E+07	5.053E+03	5.078E+03	-0.71%
B- <i>n</i> 41- <i>k</i> 6-4	4.990E+03	5.000E+03	4.947E+03	4.957E+03	-0.87%
B- <i>n</i> 41- <i>k</i> 6-5	5.179E+03	5.197E+03	5.072E+03	5.105E+03	-2.11%
B- <i>n</i> 50- <i>k</i> 7-1	6.210E+03	6.217E+03	6.090E+03	6.125E+03	-1.97%
B- <i>n</i> 50- <i>k</i> 7-2	5.716E+03	5.733E+03	5.650E+03	5.666E+03	-1.17%
B- <i>n</i> 50- <i>k</i> 7-3	5.805E+03	5.877E+03	5.818E+03	5.827E+03	0.23%
B- <i>n</i> 50- <i>k</i> 7-4	5.927E+03	5.938E+03	5.862E+03	5.884E+03	-1.10%
B- <i>n</i> 50- <i>k</i> 7-5	5.896E+03	5.912E+03	5.905E+03	5.915E+03	0.15%
B- <i>n</i> 56- <i>k</i> 7-1	5.390E+03	5.432E+03	5.358E+03	5.399E+03	-0.60%
B- <i>n</i> 56- <i>k</i> 7-2	5.335E+03	5.416E+03	5.371E+03	5.405E+03	0.67%
B- <i>n</i> 56- <i>k</i> 7-3	5.389E+03	5.442E+03	5.336E+03	5.356E+03	-1.00%
B- <i>n</i> 56- <i>k</i> 7-4	5.565E+03	5.627E+03	5.625E+03	5.631E+03	1.07%
B- <i>n</i> 56- <i>k</i> 7-5	5.619E+03	5.636E+03	5.525E+03	5.583E+03	-1.71%
B- <i>n</i> 63- <i>k</i> 10-1	9.136E+03	9.172E+03	8.991E+03	9.058E+03	-1.62%
B- <i>n</i> 63- <i>k</i> 10-2	8.858E+03	8.986E+03	8.949E+03	8.980E+03	1.02%
B- <i>n</i> 63- <i>k</i> 10-3	9.444E+03	9.522E+03	9.231E+03	9.327E+03	-2.31%
B- <i>n</i> 63- <i>k</i> 10-4	9.444E+03	9.522E+03	9.088E+03	9.135E+03	-3.92%
B- <i>n</i> 63- <i>k</i> 10-5	9.440E+03	9.455E+03	9.393E+03	9.441E+03	-0.51%
B- <i>n</i> 78- <i>k</i> 10-1	8.049E+03	8.089E+03	7.892E+03	7.929E+03	-1.98%
B- <i>n</i> 78- <i>k</i> 10-2	8.112E+03	8.227E+03	7.954E+03	8.035E+03	-1.99%
B- <i>n</i> 78- <i>k</i> 10-3	8.458E+03	8.498E+03	8.366E+03	8.402E+03	-1.10%
B- <i>n</i> 78- <i>k</i> 10-4	8.151E+03	8.236E+03	8.021E+03	8.072E+03	-1.62%
B- <i>n</i> 78- <i>k</i> 10-5	8.304E+03	8.542E+03	8.355E+03	8.361E+03	0.60%

Πίνακας 5.11: Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου E

Παράδειγμα	<i>DRDE</i>		<i>FACR</i>		<i>rpe</i> (%)
	z_{best}	z_{avg}	z_{best}	z_{avg}	
E- <i>n</i> 33- <i>k</i> 4-1	3.834E+03	3.853E+03	3.822E+03	3.851E+03	-0.31%
E- <i>n</i> 33- <i>k</i> 4-2	3.576E+03	3.626E+03	3.616E+03	3.640E+03	1.11%
E- <i>n</i> 33- <i>k</i> 4-3	3.474E+03	3.478E+03	3.445E+03	3.461E+03	-0.84%
E- <i>n</i> 33- <i>k</i> 4-4	3.437E+03	3.505E+03	3.487E+03	3.511E+03	1.42%
E- <i>n</i> 33- <i>k</i> 4-5	3.451E+03	3.476E+03	3.435E+03	3.447E+03	-0.47%
E- <i>n</i> 51- <i>k</i> 5-1	3.455E+03	3.489E+03	3.438E+03	3.443E+03	-0.47%
E- <i>n</i> 51- <i>k</i> 5-2	3.592E+03	3.642E+03	3.553E+03	3.563E+03	-1.12%
E- <i>n</i> 51- <i>k</i> 5-3	3.503E+03	3.528E+03	3.463E+03	3.491E+03	-1.16%
E- <i>n</i> 51- <i>k</i> 5-4	3.493E+03	3.550E+03	3.491E+03	3.500E+03	-0.08%
E- <i>n</i> 51- <i>k</i> 5-5	3.594E+03	3.620E+03	3.586E+03	3.622E+03	-0.22%
E- <i>n</i> 76- <i>k</i> 10-1	8.180E+03	8.264E+03	8.205E+03	8.269E+03	0.30%
E- <i>n</i> 76- <i>k</i> 10-2	8.023E+03	8.054E+03	7.971E+03	7.979E+03	-0.65%
E- <i>n</i> 76- <i>k</i> 10-3	8.006E+03	8.042E+03	7.829E+03	7.846E+03	-2.27%
E- <i>n</i> 76- <i>k</i> 10-4	8.024E+03	8.081E+03	7.946E+03	7.992E+03	-0.97%
E- <i>n</i> 76- <i>k</i> 10-5	8.125E+03	8.158E+03	8.048E+03	8.087E+03	-0.96%
E- <i>n</i> 101- <i>k</i> 14-1	1.142E+04	1.145E+04	1.105E+04	1.117E+04	-3.38%
E- <i>n</i> 101- <i>k</i> 14-2	1.182E+04	1.183E+04	1.152E+04	1.154E+04	-2.59%
E- <i>n</i> 101- <i>k</i> 14-3	1.135E+04	1.143E+04	1.122E+04	1.127E+04	-1.15%
E- <i>n</i> 101- <i>k</i> 14-4	1.140E+04	1.141E+04	1.104E+04	1.105E+04	-3.24%
E- <i>n</i> 101- <i>k</i> 14-5	1.180E+04	1.183E+04	1.146E+04	1.154E+04	-3.04%

Πίνακας 5.12: Υπολογιστικά αποτελέσματα του συνόλου M

Παράδειγμα	<i>DRDE</i>		<i>FACR</i>		<i>rpe</i> (%)
	z_{best}	z_{avg}	z_{best}	z_{avg}	
M- <i>n</i> 101- <i>k</i> 10-1	7.217E+03	7.326E+03	7.197E+03	7.245E+03	-0.28%
M- <i>n</i> 101- <i>k</i> 10-2	7.460E+03	7.507E+03	7.357E+03	7.377E+03	-1.40%
M- <i>n</i> 101- <i>k</i> 10-3	7.108E+03	7.258E+03	7.156E+03	7.191E+03	0.67%
M- <i>n</i> 101- <i>k</i> 10-4	7.187E+03	7.265E+03	7.152E+03	7.181E+03	-0.49%
M- <i>n</i> 101- <i>k</i> 10-5	7.145E+03	7.224E+03	7.137E+03	7.160E+03	-0.12%
M- <i>n</i> 121- <i>k</i> 7-1	3.337E+03	3.418E+03	3.146E+03	3.249E+03	-6.06%
M- <i>n</i> 121- <i>k</i> 7-2	3.683E+03	3.904E+03	3.599E+03	3.612E+03	-2.31%
M- <i>n</i> 121- <i>k</i> 7-3	3.497E+03	3.774E+03	3.427E+03	3.537E+03	-2.04%
M- <i>n</i> 121- <i>k</i> 7-4	3.396E+03	3.507E+03	3.228E+03	3.288E+03	-5.18%
M- <i>n</i> 121- <i>k</i> 7-5	3.373E+03	3.380E+03	3.215E+03	3.290E+03	-4.94%
M- <i>n</i> 151- <i>k</i> 12-1	7.988E+03	8.013E+03	7.630E+03	7.650E+03	-4.69%
M- <i>n</i> 151- <i>k</i> 12-2	7.573E+03	7.700E+03	7.182E+03	7.228E+03	-5.44%
M- <i>n</i> 151- <i>k</i> 12-3	7.759E+03	7.807E+03	7.466E+03	7.481E+03	-3.93%
M- <i>n</i> 151- <i>k</i> 12-4	7.054E+03	7.307E+03	7.099E+03	7.149E+03	0.63%
M- <i>n</i> 151- <i>k</i> 12-5	7.205E+03	7.326E+03	6.876E+03	7.025E+03	-4.78%
M- <i>n</i> 200- <i>k</i> 17-1	1.152E+04	1.162E+04	1.110E+04	1.120E+04	-3.76%
M- <i>n</i> 200- <i>k</i> 17-2	1.164E+04	1.181E+04	1.126E+04	1.152E+04	-3.43%
M- <i>n</i> 200- <i>k</i> 17-3	1.115E+04	1.145E+04	1.082E+04	1.101E+04	-3.03%
M- <i>n</i> 200- <i>k</i> 17-4	1.147E+04	1.149E+04	1.071E+04	1.078E+04	-7.05%
M- <i>n</i> 200- <i>k</i> 17-5	1.150E+04	1.153E+04	1.084E+04	1.115E+04	-6.11%

Κεφάλαιο 6

Αλληλεπιδραστική Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών Ενός Ατόμου

Η παρούσα παράγραφος της διατριβής εστιάζει στο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, ενσωματώνοντας τις προτιμήσεις ενός ατόμου (αποφασίζοντα), τόσο σε ότι αφορά τα διαθέσιμα σημεία ενδιαφέροντος προς επίσκεψη, όσο και στα χαρακτηριστικά των σχηματιζόμενων διαδρομών επισκέψεων (διανυθείσα απόσταση, συνολικό κόστος και επίπεδο ικανοποίησης). Ζητούμενο είναι η αλληλεπίδραση της μεθόδου βελτιστοποίησης με τον αποφασίζοντα, ο οποίος κατευθύνει τη διαδικασία αναζήτησης, όπως παρουσιάζεται στην Παράγραφο 3.4. Συγκεκριμένα, αναπτύσσεται ένα αλγοριθμικό μοντέλο βελτιστοποίησης βασισμένο σε νοημοσύνη σμήνους και ειδικότερα στον Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (*FA*)), το οποίο όμως εντάσσεται στην κατηγορία της Αλληλεπιδραστικής Πολυκριτήριας Βελτιστοποίησης (Interactive Multiobjective Optimization (*IMO*)) (Παράγραφος 3.2). Έτσι, ανά ένα αριθμό αλγοριθμικών επαναλήψεων ο αποφασίζοντα (*DM*) τροφοδοτεί τη μέθοδο με παραδείγματα αποφάσεων, αξιολογώντας μερικές εφικτές εναλλακτικές, ως λύσεις του εξεταζόμενου προβλήματος. Τα παραδείγματα αποφάσεων αποτελούν είσοδο της μεθόδου *UTASTAR* (Παράγραφος 3.3), η οποία καταλήγει σε ένα αντιπροσωπευτικό μοντέλο απόφασης του αποφασίζοντα, που στη συνέχεια θα κατευθύνει την αναζήτηση προς τις πιο ικανοποιητικές περιοχές του χώρου λύσεων. Έτσι, στην παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνεται η επίλυση του Πολυ-αντικειμενικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*MO – PCVRP*)), (Παράγραφος 1.2.2), μέσω του προτεινόμενου Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (*PGFA*)), ο οποίος

περιγράφεται στην Παράγραφο 6.1. Ακόμα, στην Παράγραφο 6.2 παρουσιάζονται υπολογιστικά πειράματα σε μορφή σεναρίων διαφορετικών προτιμήσεων του αποφασίζοντα, τα οποία αποδεικνύουν ότι η προτεινόμενη αλγοριθμική προσέγγιση κατευθύνεται σωστά στο χώρο λύσεων και αποδίδει λύσεις (σύνολο διαδρομών) που ικανοποιούν τις εκάστοτε προτιμήσεις του.

6.1 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (*PGFA*))

Ο προτεινόμενος Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (*PGFA*)) έχει σχεδιαστεί ειδικά για τη βελτιστοποίηση του προβλήματος σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών, χρησιμοποιώντας την μοντελοποίηση του Πολυ-αντικειμενικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*MO – PCVRP*)), (Παράγραφος 1.2.2). Επιπλέον, το πολυ-αντικειμενικό εξεταζόμενο πρόβλημα στοχεύει στην ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης (f_1 , Εξίσωση (1.18)), στην ελαχιστοποίηση του αριθμού των διαδρομών (f_2 , Εξίσωση (1.19)) και τη μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου (f_3 , Εξίσωση (1.20)). Θεωρείται ότι η επίλυση του *MO – PCVRP* καταλήγει σε ένα σύνολο (μη-προκαθορισμένων σε αριθμό) διαδρομών που αφορούν στην επίσκεψη κάποιων ($i \in N_v$) σημείων ενδιαφέροντος (Points of Interest (*POIs*)), τα οποία αντιστοιχούν σε κάποιο επίπεδο ικανοποίησης που αναφέρεται ως τιμή βραβείου pr_i . Επιπλέον, κάθε δημιουργημένη διαδρομή προσομοιώνει ένα δρομολόγιο που σχετίζεται με μία ημέρα επίσκεψης σε έναν τουριστικό προορισμό και, επομένως, το G αντιπροσωπεύει το σταθερό κόστος ανά ημέρα, π.χ. έξοδα διαμονής, ενώ το αρχικό/τελικό σημείο 0 αντιπροσωπεύει τον τόπο διαμονής. Επίσης, η τιμή ζήτησης, dm_i , αντιπροσωπεύει το χρηματικό κόστος για την επίσκεψη σε ένα σημείο ενδιαφέροντος i και το επίπεδο χωρητικότητας Q αντιπροσωπεύει τον ημερήσιο προϋπολογισμό. Ως εκ τούτου, η παράμετρος ελάχιστης ολοκλήρωσης διασφαλίζει ότι θα πραγματοποιηθούν επισκέψεις σε πολλά *POI*, χωρίς να υπάρχει περιορισμός για το ποια από αυτά θα πρέπει να συμπεριληφθούν στο ταξίδι. Τέλος, το D_{min} εκφράζει την δαπάνη ενός προκαθορισμένου χρηματικού ποσού.

Το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο *PGFA* δίνεται στον Αλγόριθμο 18, το οποίο αποτελείται από μια ευρετική τεχνική για τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού, την διαδικασία εξαγωγής των προτιμήσεων του αποφασίζοντα (Παράγραφος 6.1.1) και ειδικά σχεδιασμένες τεχνικές τοπικής αναζήτησης (Παράγραφος 6.1.2). Επιπλέον, ο *PGFA*, βασίζεται στη δομή του Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας (Firefly

Algorithm (FA)) , όπως και ο προτεινόμενος Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates ($FACR$)) (Παράγραφος 5.2). Δεδομένου ότι η αναπαράσταση λύσεων του $MO - PCVRP$ αποτελείται από μία αλληλουχία διακριτών τιμών, το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο περιλαμβάνει τον ειδικά σχεδιασμένο τρόπο υπολογισμού της απόστασης μεταξύ των λύσεων και τον μηχανισμό κωδικοποίησης/αποκωδικοποίησης, Συσχέτιση Συντεταγμένων (Coordinates Related (CR)), όπως αυτά παρουσιάζονται στην επίλυση του μονο-αντικειμενικού $PCVRP$, στην Παράγραφο 5.2. Βάση της περιγραφής του προτεινόμενου αλληλεπιδραστικού αλγορίθμου $PGFA$ (Αλγόριθμο 18), αρχικά καθορίζονται οι ακόλουθες παράμετροι: το μέγεθος του πληθυσμού, W , ο αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου, I_{pop} , ο αριθμός επαναλήψεων για τις τεχνικές τοπικής αναζήτησης, I_{ls} και το βήμα επανάληψης για την αλληλεπίδραση του αποφασίζοντα, I_{DM} .

Αλγόριθμος 18 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων ($PGFA$)

Αρχικοποίηση παραμέτρων: $W, I_{pop}, I_{ls}, I_{DM}, r_a$

Αρχικοποίηση πληθυσμού $\mathbf{X} = x_1, \dots, x_W$ (Αλγόριθμος 19)

Ορισμός συντελεστή απορρόφησης φωτός γ

$l = 1$

repeat

if $l \in \{1, I_{DM}, 2I_{DM}, \dots, I_{pop}\}$ **then**

Φιλτράρισμα πληθυσμού λύσεων και υπολογισμός του μετώπου *Pareto*

Εφαρμογή αφαιρετικής ομαδοποίησης στο μέτωπο *Pareto* (Παράγραφος 6.1.1)

Παρουσίαση αντιπροσωπευτικού συνόλου στον αποφασίζοντα και ανάκτηση της κατάταξης

Εφαρμογή μεθόδου *UTASTAR* και υπολογισμός βαρών p_1, p_2, p_3

end if

for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**

Υπολογισμός έντασης φωτός I_i μέσω της Εξίσωσης (6.2)

end for

for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**

for $\forall x_j, j \neq i = 1, \dots, W$ **do**

if $I_j > I_i$ **then**

Υπολογισμός απόστασης μεταξύ x_i και x_j

Κωδικοποίηση x_i και x_j βάση της μεθόδου *CR*

Μετατόπιση λύσης: $x'_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \epsilon_i$

Αποκωδικοποίηση x'_i βάση της μεθόδου *CR*

Έλεγχος εφικτότητας του x'_i

if $\max\{p_1, p_2, p_3\} == p_1$ **then**

Ανταλλαγή σημείων στο x'_i (Αλγόριθμος 20)

else if $\max\{p_1, p_2, p_3\} == p_2$ **then**

Κατάργηση διαδρομής από το x'_i (Αλγόριθμος 21)

else

Αφαίρεση και προσθήκη σημείων στο x'_i (Αλγόριθμος 22)

end if

end if

Ανανέωση $\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2}$

Ενημέρωση I_i

end for

end for

Ανανέωση $\alpha_t = \alpha_0 \delta^t$

until Ολοκλήρωση I_{pop} επαναλήψεων

Για τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού λύσεων του εξεταζόμενου προβλήματος $MO-PCVRP$, χρησιμοποιείται η ευρετική διαδικασία που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 19. Αρχικά, κατασκευάζεται μία τυχαία αλληλουχία σημείων που αναπαριστούν τα διαθέσιμα σημεία ενδιαφέροντος προς επίσκεψη. Στη συνέχεια, για κάθε λύση x_i , $i = 1, \dots, W$, επιλέγεται, με τυχαίο τρόπο, ο αριθμός M_i των διαδρομών που πρόκειται να δημιουργηθούν από το εύρος $[M^-, M^+]$. Σε αυτό το σημείο, η τυχαία αλληλουχία διαχωρίζεται εισάγοντας σε M_i-1 τυχαία επιλεγμένους δείκτες, το αρχικό σημείο 0, ώστε να προκύψουν οι M_i ολοκληρωμένες διαδρομές. Για παράδειγμα, θεωρώντας $N = 13$, η αρχική τυχαία αλληλουχία θα μπορούσε να αναπαρασταθεί ως $x_i = [2, 6, 8, 4, 9, 3, 1, 7, 10, 13, 5, 12, 11]$, η οποία θεωρώντας $M_i = 3$ και δείκτες διαχωρισμού 6 και 11, θα ανακατασκευαστεί ως $[0, 2, 6, 8, 4, 9, 0, 3, 1, 7, 10, 0, 13, 5, 12, 11, 0]$. Έτσι, κατασκευάζονται τρεις διαδρομές που ξεκινούν και τερματίζονται στο σημείο 0. Σύμφωνα με τους περιορισμούς του προβλήματος $MO-PCVRP$, μια λύση x_i είναι εφικτή εάν η συνολική ζήτηση κάθε διαδρομής $m = 1, \dots, M_i$ δεν υπερβαίνει το επιτρεπτό επίπεδο Q , και η συνολική ζήτηση της λύσης υπερβαίνει το ελάχιστο απαιτούμενο επίπεδο D_{min} . Ως εκ τούτου, σημεία αφαιρούνται και εισάγονται από τις τυχαία κατασκευασμένες διαδρομές, έως ότου ικανοποιηθούν οι παραπάνω περιορισμοί.

Αλγόριθμος 19 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού $MO-PCVRP$

Είσοδος: Δεδομένα του προβλήματος

repeat

Δημιουργία τυχαίας αλληλουχίας σημείων που ανήκουν στο διάστημα $[1, N] \rightarrow x_i$

Τυχαία επιλογή M_i από το $[M^-, M^+]$

Τυχαία επιλογή M_i-1 δεικτών διαχωρισμού από το $[2, N-1]$

Διαχωρισμός x_i , με τοποθέτηση του σημείου 0 στους M_i-1 δείκτες

for $m = 1, \dots, M_i$ **do**

Υπολογισμός ζήτησης διαδρομής m : $Total_{D_m}$

while $Total_{D_m} > Q$ **do**

Αφαίρεση τυχαία επιλεγμένου σημείου από τη διαδρομή m

Ενημέρωση x_i και $Total_{D_m}$

end while**end for**

Εύρεση συνόλου μη-χρησιμοποιούμενων σημείων $S = V - \{k | \forall k \in x_i\}$

Υπολογισμός συνολικής εξυπηρετούμενης ζήτησης $Total_{D_x}$

while $Total_{D_x} < D_{min}$ **do****for** $k \in S$ **do**

Υπολογισμός οικονομικής θέσης k μεταξύ των σημείων i, j : $\min t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$

Εύρεση διαδρομής m που αντιστοιχεί η αποδοτική θέση του k

Υπολογισμός συνολικής ζήτησης με την προσθήκη του k , $Total'_{D_m}$

if $Total'_{D_m} \leq Q$ **then**

Εισαγωγή του σημείου k στο διάνυσμα λύσης

end if**end for****end while**

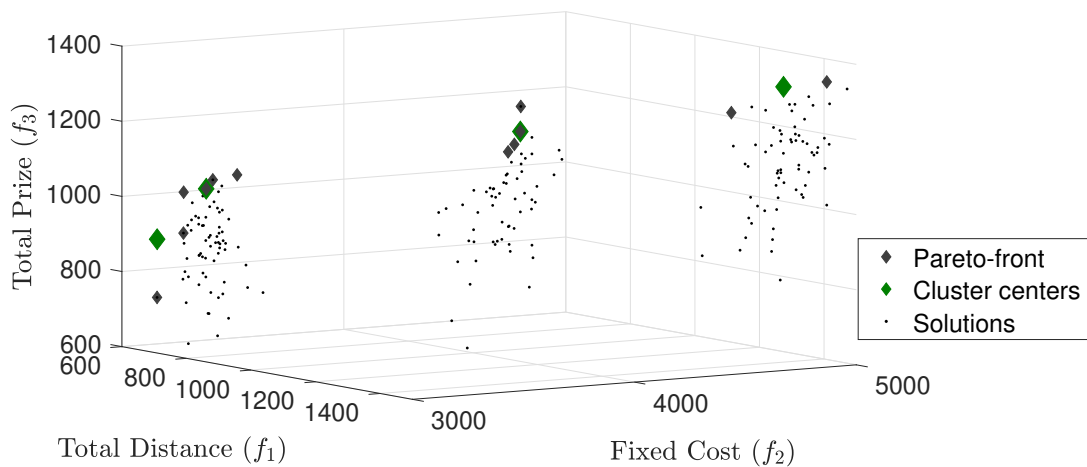
Υπολογισμός τιμών αντικειμενικών συναρτήσεων $f_1(x_i)$, $f_2(x_i)$, $f_3(x_i)$

until Κατασκευή W λύσεων

Επιστροφή πληθυσμού

6.1.1 Εξαγωγή Προτιμήσεων

Μετά την κατασκευή του αρχικού πληθυσμού, ο αποφασίζοντα (DM) αλληλεπιδρά με τη διαδικασία βελτιστοποίησης μετά την ολοκλήρωση κάθε I_{DM} επαναλήψεων. Κατά τη διάρκεια κάθε αλληλεπίδρασης, ένα σύνολο αντιπροσωπευτικών λύσεων, δηλαδή, ένα υποσύνολο του μετώπου *Pareto*, παρουσιάζεται στον DM , ο οποίος κατατάσσει τις λύσεις σύμφωνα με τις προτιμήσεις του. Έτσι, ο πληθυσμός της λύσης φιλτράρεται για να ληφθεί η τρέχουσα προσέγγιση του μετώπου *Pareto*. Στη βιβλιογραφία βρίσκονται διάφορες προσεγγίσεις που εστιάζουν στην επιλογή του αντιπροσωπευτικού αυτού υποσυνόλου [243]. Στα πλαίσια της παρούσας διατριβής, επιλέγεται ο αλγόριθμος αφαιρετικής ομαδοποίησης (subtractive clustering) [244], ο οποίος χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό ομάδων παρόμοιων λύσεων (clusters) στο χώρο των αντικειμενικών συναρτήσεων ([245]), όπως παρουσιάζεται στο παράδειγμα του Σχήματος 6.1. Η ομαδοποίηση των λύσεων (solutions) πραγματοποιείται με βάση την απόσταση μεταξύ των τιμών των εξεταζόμενων αντικειμενικών συναρτήσεων. Το κύριο πλεονέκτημα της αφαιρετικής ομαδοποίησης είναι ότι τα κέντρα των ομάδων (cluster centers) αντιστοιχούν σε υπάρχουσες λύσεις του μετώπου *Pareto* (Pareto front) και συνεπώς, μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας ως το αντιπροσωπευτικό σύνολο που θα παρουσιαστεί στον αποφασίζοντα. Η μέθοδος αυτή απαιτεί την παράμετρο ακτίνας ομαδοποίησης r_a , η οποία υποδεικνύει το εύρος επιρροής ενός κέντρου σε καθεμία από τις διαστάσεις του εξεταζόμενου χώρου, καθορίζοντας τον αριθμό των ομάδων που θα προσδιοριστούν.



Σχήμα 6.1: Αναπαράσταση του πληθυσμού λύσεων, του μετώπου *Pareto* και των κέντρων ομαδοποίησης στον αντικειμενικό χώρο.

Στη συνέχεια ο αποφασίζοντα κατατάσσει τα κέντρα των ομάδων, χρησιμοποιώντας

ένα γραφικό περιβάλλον διεπαφής (Graphical User Interface (*GUI*)). Η κατάταξη αυτή αποτελεί την είσοδο της μεθόδου *UTASTAR* (Παράγραφος 3.3). Το γραφικό περιβάλλον εμφανίζει τις στρογγυλοποιημένες τιμές σε κάθε αντικειμενική συνάρτηση, ως συνολική διανυθείσα απόσταση (Total Distance), (f_1), σταθερό κόστος (Fixed Cost), (f_2) και συνολικά συλλεγμένο βραβείο (Total Prize), (f_3). Εφαρμόζοντας την μέθοδο *UTASTAR*, όπως αυτή παρουσιάζεται στην Παράγραφο 3.3, υπολογίζονται τα αντίστοιχα βάρη κάθε κριτηρίου (αντικειμενικής συνάρτησης), p_1, p_2, p_3 . Αυτά τα βάρη χρησιμοποιούνται για να σχηματίσουν μια συνάρτηση αξίας, όπως φαίνεται στην Εξίσωση (6.1), η οποία συγκεντρώνει όλους τους στόχους βάσει των προτιμησιακών πληροφοριών του αποφασίζοντα. Η συνάρτηση αξίας που δημιουργείται χρησιμοποιείται στη συνέχεια από την αλγοριθμική διαδικασία βελτιστοποίησης (έλεγχος λύσεων στην αλγοριθμική δομή του *FA*), για την αξιολόγηση των παραγόμενων λύσεων του προβλήματος *MO – PCVRP* (Εξίσωση (6.2)), μέχρι να ολοκληρωθούν οι επόμενες I_{DM} επαναλήψεις, όπου η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται και η συνάρτηση αξίας ενημερώνεται.

$$f = p_1 f_1 + p_2 f_2 - p_3 f_3 \quad (6.1)$$

$$I_i = 1/f(x_i) = 1/(p_1 f_{1i} + p_2 f_{2i} - p_3 f_{3i}) \quad (6.2)$$

6.1.2 Τεχνικές Τοπικής Αναζήτησης

Για να βελτιωθεί η ικανότητα εξερεύνησης του προτεινόμενου *PGFA*, τρεις τοπικές τεχνικές αναζήτησης εφαρμόζονται στο ενημερωμένο διάνυσμα x'_i και κάθε μία εστιάζει σε έναν συγκεκριμένο στόχο. Κάθε τεχνική χρησιμοποιείται σύμφωνα με τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα, όπως φαίνεται στον Αλγόριθμο 18. Έτσι, σε περίπτωση που ο αποφασίζοντα δίνει περισσότερη βαρύτητα στο κριτήριο της συνολικής διανυθείσας απόστασης (f_1), το αντίστοιχο μέτρο $TotalDist_i$ που χαρακτηρίζει το εξεταζόμενο διάνυσμα λύσης πρέπει να μειωθεί. Σε αυτό συμβάλει, η μέθοδος τοπικής αναζήτησης ανταλλαγής σημείων που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 20, σύμφωνα με την οποία τυχαία επιλεγμένα σημεία στο διάνυσμα λύσης, ανταλλάσσουν επαναληπτικά θέσεις (για I_{ls} επαναλήψεις), προκειμένου να μειωθεί η Ευκλείδεια Απόσταση μεταξύ της αντίστοιχης ακολουθίας σημείων.

Εναλλακτικά, όταν ο αποφασίζοντα εστιάζει στη μείωση του σταθερού κόστους (κριτήριο f_2) που σχετίζεται με το πλήθος των διαδρομών, τότε από το διάνυσμα

Αλγόριθμος 20 Ανταλλαγή Σημείων

```

Είσοδος: εφικτή λύση  $x_i$ 
repeat
  Επιλογή τυχαίων διαδρομών:  $m_1$  και  $m_2 \in x_i$ 
  Τυχαία επιλογή σημείου  $i \in m_1$ 
  Υπολογισμός διανύσματος ενδιάμεσων αποστάσεων της διαδρομής  $m_2$ 
  Επιλογή σημείου  $j \in m_2$ , που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη ενδιάμεση απόσταση
  Ανταλλαγή σημείων  $i, j$  μεταξύ διαδρομών  $m_1$  και  $m_2 \rightarrow x'_i$ 
  Υπολογισμός συνολικής ζήτησης τροποποιημένων διαδρομών  $Total_{D'_{m_1}}$  και  $Total_{D'_{m_2}}$ 
  if  $Total_{D'_{m_1}} \leq Q$  &&  $Total_{D'_{m_2}} \leq Q$  then
    Υπολογισμός Αντικειμενικής Συνάρτησης  $f(x'_i)$ 
    if  $f_1(x'_i) \leq f_1(x_i)$  then
       $x_i \leftarrow x'_i$ 
    end if
  end if
until Ολοκλήρωση  $I_{ls}$  επαναλήψεων

```

λύσης αφαιρούνται διαδρομές σύμφωνα με την ευρετική τεχνική που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 21. Συγκεκριμένα, όταν αφαιρείται μια πλήρης διαδρομή, διαγράφονται από το διάνυσμα λύσης και τα συμπεριλαμβανόμενα σημεία σε αυτήν. Ωστόσο, είναι σημαντικό να διατηρηθεί η εφικτότητα της λύσης, λαμβάνοντας υπόψη την κάλυψη του ελάχιστου επίπεδου ζήτησης D_{min} .

Αλγόριθμος 21 Κατάργηση διαδρομής

```

Είσοδος: εφικτή λύση  $x_i$ 
Υπολογισμός πλήθους διαδρομών,  $M_i$ 
Υπολογισμός συνολικής ζήτησης λύσης,  $Total_{D_x}$ 
for  $\forall m \in [1 : M'_i]$  do
  Υπολογισμός ζήτησης διαδρομής  $m$ ,  $Total_{D_m}$ 
  if  $Total_{D_x} - Total_{D_m} \geq D_{min}$  then
    Κατάργηση διαδρομής  $m$  από το  $x_i$ 
  end if
end for

```

Τέλος, σε περίπτωση που ο αποφασίζοντα ενδιαφέρεται περισσότερο για το κριτήριο f_3 , και άρα την μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου (αυξάνοντας την ικανοποίηση του), εφαρμόζεται η ευρετική τεχνική που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 22. Έτσι, τα σημεία με χαμηλή τιμή βραβείου αφαιρούνται από το διάνυσμα λύσης και τα μη-χρησιμοποιούμενα εισάγονται σε αυτό, στην πιο αποτελεσματική θέση, λαμβάνοντας υπόψιν την απόσταση μεταξύ διαδοχικών σημείων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται η μέθοδος εξοικονόμησης [238], πράγμα που σημαίνει ότι η πιο αποτελεσματική θέση ενός νέου σημείου k , μεταξύ των σημείων i και j , προκύπτει από την ελαχιστοποίηση της έκφρασης $t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για I_{ls} επαναλήψεις.

Αλγόριθμος 22 Αφαίρεση και Προσθήκη σημείωνΕίσοδος: εφικτή λύση x_i **repeat**Εύρεση συνόλου των σημείων $\notin x_i, S$ Επιλογή σημείου $k_1, \forall k_1 \in x_i$ με τη μικρότερη τιμή pr Τυχαία επιλογή σημείου $k_2, \forall k_2 \in S$ **if** $pr_{k_1} \leq pr_{k_2} \ \&\& \ Total_{D_x} - dm_{k_1} + dm_{k_2} \geq D_{min}$ **then**Εξαγωγή του σημείου $k_1, x_i \rightarrow x'_i$ Εύρεση αποδοτικής θέσης του σημείου k_2 στο διάνυσμα x'_i Εύρεση διαδρομής m που αντιστοιχεί η αποδοτική θέση του k_2 Υπολογισμός συνολικής ζήτησης με την προσθήκη του $k_2, Total'_{D_m}$ **if** $Total'_{D_m} \leq Q$ **then**Εισαγωγή του σημείου k_2 στο διάνυσμα λύσης x'_i $x_i \leftarrow x'_i$ **end if****end if****until** Ολοκλήρωση I_{ls} επαναλήψεων**6.2 Υπολογιστικά Πειράματα της Μεθόδου $PGFA$**

Σε αυτήν την παράγραφο παρουσιάζονται τα υπολογιστικά αποτελέσματα του προτεινόμενου αλγορίθμου $PGFA$. Συγκεκριμένα, ο διαδραστικός αλγόριθμος $PGFA$ αποσπά αποτελεσματικά τις προτιμήσεις ενός αποφασίζοντα και παράλληλα παρέχει λύσεις καλής ποιότητας. Η προτεινόμενη προσέγγιση εξετάζει πέντε διαφορετικά σενάρια ανάλογα με τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα. Η παρούσα έρευνα χρησιμοποιεί το δημοσιευμένο σύνολο 120 παραδειγμάτων αναφοράς για το $PCVRP$ [40]. Όπως αναφέρεται στην Παράγραφο 5.2.2, οι διάφορες παραλλαγές των παραδειγμάτων περιλαμβάνουν προβλήματα με αριθμό σημείων από 32 έως 200 και αριθμό διαδρομών από 4 έως 17. Συγκεκριμένα, στην πειραματική μελέτη που περιγράφεται στη συνέχεια, χρησιμοποιείται το παράδειγμα A-n32-k5-3, το οποίο περιέχει $N = 32$ σημεία για $M^- = 3$ και $M^+ = 5$ διαδρομές. Επίσης, η μέγιστη χωρητικότητα είναι $Q = 100$, το σταθερό κόστος ανά διαδρομή είναι $G = 1000$ και η ελάχιστη απαιτούμενη συνολική ζήτηση που πρέπει να καλυφθεί είναι $D_{min} = 254$. Ωστόσο, ο προτεινόμενος αλγόριθμος $PGFA$ μπορεί να βελτιστοποιήσει όλα τα παραδείγματα αναφοράς που βρίσκονται στο προαναφερθέν σύνολο. Οι αλγοριθμικοί υπολογισμοί εφαρμόστηκαν σε περιβάλλον *Matlab* σε *Intel(R)Core(TM) i7 - 7700HQ@2.80GHz - 12GBRAM*.

Οι παράμετροι του προτεινόμενου αλγορίθμου που πηγάζουν από τη βασική δομή του FA , δηλαδή οι α_0, β_0 , και γ , έχουν ρυθμιστεί σύμφωνα με την αντίστοιχη βιβλιογραφία (Παράγραφος 2.3). Το μέγεθος του πληθυσμού, W , ο αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου, I_{pop} και οι μέγιστες επαναλήψεις τοπικής αναζήτησης, I_{ls} , έχουν καθοριστεί στις πιο αποτελεσματικές τιμές τους σύμφωνα με μια παραμετρική μελέτη που διεξήχθη, λαμβάνοντας υπόψιν το $MO - PCVRP$ ως πρόβλημα μίας αντικειμενικής, όπου όλα τα διαδραστικά μέρη του προτεινόμενου $PGFA$ έχουν

αφαιρεθεί. Συγκεκριμένα, η αντικειμενική συνάρτηση που χρησιμοποιείται στην παραμετρική μελέτη διαμορφώνεται ως κριτήριο ελαχιστοποίησης ακολουθώντας τη μέθοδο σταθμισμένου αθροίσματος (Weighted Sum Method (*WSM*)), χρησιμοποιώντας ένα διάνυσμα σταθερού βάρους $[0, 4, 0, 2, 0, 4]$ και, επομένως, $f_{WSM} = 0.4f_1 + 0.2f_2 - 0.4f_3$.

Πίνακας 6.1: Παραμετρική μελέτη των αλληλεπιδραστικών παραμέτρων με βάση την τιμή της καλύτερης λύσης στον πληθυσμό, f^* και τη μέση τιμή όλων των λύσεων στον τελικό πληθυσμό, f_{avg}

r_α	f_1^*	f_2^*	f_3^*	f^*	f_{avg1}	f_{avg2}	f_{avg3}	f_{avg}
$I_{DM} = 10$								
0.1	844.914	3000	985	543.966	988.971	3556	1000.333	706.566
0.2	733.212	3000	1070	465.285	683.135	3200	964.600	527.414
0.3	669.367	3000	1070	439.747	636.500	3250	994.000	507.000
0.4	696.589	3000	1054	457.035	681.264	3200	990.400	516.346
0.5	773.639	3000	1104	467.856	694.989	3143	970.429	518.396
$I_{DM} = 20$								
0.1	692.516	3000	1146	418.606	623.714	3000	1029.400	437.726
0.2	711.355	3000	1139	428.942	677.039	3400	1034.000	537.215
0.3	595.363	3000	1073	408.945	667.786	3250	1163.250	451.814
0.4	588.326	3000	919	467.730	720.433	3500	1027.833	577.040
0.5	638.116	3000	1057	432.446	783.785	3333	971.000	591.781
$I_{DM} = 30$								
0.1	801.777	3000	908	557.511	946.812	3357	982.071	657.325
0.2	653.344	3000	1146	402.938	695.899	3500	1090.167	542.293
0.3	632.218	3000	1019	445.287	687.954	3167	957.000	525.715
0.4	675.200	3000	829	538.480	739.617	3375	948.875	591.297
0.5	759.010	3000	1108	460.404	690.254	3143	969.000	517.073
$I_{DM} = 40$								
0.1	628.831	3000	977	460.732	712.713	3333	1034.000	538.152
0.2	728.779	3000	782	578.712	892.504	3182	960.818	609.038
0.3	813.791	3000	1080	493.516	774.145	3333	1132.167	523.458
0.4	658.309	3000	1157	400.524	632.033	3000	1032.000	440.013
0.5	582.423	3000	953	451.769	790.946	3000	995.286	518.264
$I_{DM} = 50$								
0.1	863.025	3000	1084	511.610	707.807	3000	929.667	511.256
0.2	794.575	3000	992	521.030	879.742	3200	1024.200	582.217
0.3	669.017	3000	952	486.807	753.527	3125	967.750	539.311
0.4	619.627	3000	917	481.051	767.112	3400	994.400	589.085
0.5	644.038	3000	1095	419.615	624.797	3000	1006.333	447.385

Λαμβάνοντας υπόψιν την αλληλεπιδραστική προσέγγιση του *PGFA*, θα πρέπει να οριστούν οι εξής παράμετροι, το βήμα αλληλεπίδρασης I_{DM} (αριθμός επαναλήψεων) και η ακτίνα ομαδοποίησης r_α , το οποίο αντιστοιχεί στον αριθμό των φορών που ο αποφασίζοντα (*DM*) αλληλεπιδρά με τη μέθοδο βελτιστοποίησης και τον αριθμό των λύσεων που παρουσιάζονται στον *DM*, αντίστοιχα. Συγκεκριμένα, για την αξιολόγηση της προτεινόμενης αλληλεπιδραστικής προσέγγισης και για τον καθορισμό των παραπάνω αναφερόμενων ειδικών παραμέτρων, εφαρμόστηκαν οδηγίες που βρέθηκαν στη βιβλιογραφία ([185, 246, 247]). Έτσι, το αλγοριθμικό πλαίσιο έχει δοκιμαστεί χρησιμοποιώντας ένα τεχνητό *DM*, στην ουσία, μια γραμμική συνάρτηση (f_{WSM}), για την προσομοίωση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων σε κάθε αλληλεπίδραση. Συγκεκριμένα, έχουν ληφθεί υπόψιν δύο μέτρα απόδοσης με βάση

την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης f_{WSM} , την τιμή της καλύτερης λύσης στον πληθυσμό, f^* , και τη μέση τιμή όλων των λύσεων στον τελικό πληθυσμό, f_{avg} , για να εξεταστεί αν ο αλγόριθμος κατάφερε να εστιάσει κατάλληλα την αναζήτηση. Ο Πίνακας 6.1 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της παραμετρικής μελέτης με βάση αυτά τα μέτρα απόδοσης. Λαμβάνοντας υπόψη ότι για $I_{pop} = 200$ κύκλους βελτιστοποίησης, ο DM αλληλεπιδρά περίπου $200/I_{DM}$ φορές με την αλγοριθμική μέθοδο και καθώς μειώνεται η τιμή r_α , ο αριθμός των αντιπροσωπευτικών λύσεων που παρουσιάζονται στον DM μειώνεται επίσης. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που αναφέρονται στον Πίνακα 6.1, το πιο αποτελεσματικό ζεύγος παραμέτρων είναι $r_\alpha = 0.4$ και $I_{DM} = 40$. Έτσι, στα υπό εξέταση σενάρια που θα ακολουθήσουν, ο DM θα αλληλεπιδρά έξι φορές με τον αλγόριθμο $PGFA$ και θα παρουσιαστεί ένας σχετικά μικρός αριθμός λύσεων σε αυτόν, ο οποίος διαφέρει σε κάθε αλληλεπίδραση σύμφωνα με το επί του παρόντος ληφθέν μέτωπο *Pareto*. Οι τιμές όλων των παραμέτρων που έχουν χρησιμοποιηθεί στο αλγοριθμικό πλαίσιο του $PGFA$ αναφέρονται στον Πίνακα 6.2.

Πίνακας 6.2: Ρύθμιση παραμέτρων $PGFA$

Παράμετρος	Περιγραφή	Τιμή
α_0	αρχικός συντελεστής τυχαιότητας	0.5
β_0	αρχικός συντελεστής ελκυστικότητας	1
γ	συντελεστής απορρόφησης	$1/\sqrt{N} = 1/\sqrt{32} = 0.1768$
W	μέγεθος πληθυσμού	120
I_{pop}	αριθμός επαναλήψεων βελτιστοποίησης	200
I_{ls}	αριθμός επαναλήψεων τοπικών αναζητήσεων	100
I_{DM}	βήμα επανάληψης της αλληλεπίδρασης του αποφασίζοντα	40
r_α	παράμετρος ακτίνας ομαδοποίησης	0.4

6.2.1 Εξεταζόμενα Σενάρια

Η απόδοση του προτεινόμενου αλληλεπιδραστικού αλγορίθμου $PGFA$ να παράγει λύσεις καλής ποιότητας που να ικανοποιούν τις προτιμήσεις ενός αποφασίζοντα, αποδεικνύεται χρησιμοποιώντας τα ακόλουθα πέντε σενάρια. Στα σενάρια αυτά, προσομοιώνεται η αλληλεπίδραση της μεθόδου βελτιστοποίησης με έναν υποθετικό DM , εκφράζοντας συγκεκριμένες προτεραιότητες στα τρία εξεταζόμενα κριτήρια του προβλήματος $MO - PCVRP$.

- Σενάριο 1: Ο DM προτιμά να μην περπατά πολύ, δηλαδή εστιάζει περισσότερο στην ελαχιστοποίηση της συνολικής διανυσθείσας απόστασης, κριτήριο f_1 .
- Σενάριο 2: Ο DM προτιμά ένα μικρό αριθμό ημερών ταξιδιού, δηλαδή εστιάζει περισσότερο στην ελαχιστοποίηση του σταθερού κόστους, κριτήριο f_2 .

- Σενάριο 3: Ο DM προτιμά να μεγιστοποιήσει την ικανοποίηση του, ανεξάρτητα από το κόστος, δηλαδή εστιάζει περισσότερο στο κριτήριο f_3 .
- Σενάριο 4: Ο DM δίνει προτεραιότητα στον αριθμό των ημερών επίσκεψης (ελαχιστοποίηση σταθερού κόστους), αλλά, επίσης, δίνει έμφαση στη συνολικά διανυθείσα απόσταση, δηλαδή, θεωρεί περισσότερο σημαντικές τις συναρτήσεις f_2 και f_1 .
- Σενάριο 5: Ο DM δίνει προτεραιότητα στον αριθμό των ημερών επίσκεψης (ελαχιστοποίηση σταθερού κόστους) αλλά, επίσης, δίνει έμφαση στην ικανοποίησή του, δηλαδή, θεωρεί σημαντικές τις συναρτήσεις f_2 και f_3 .

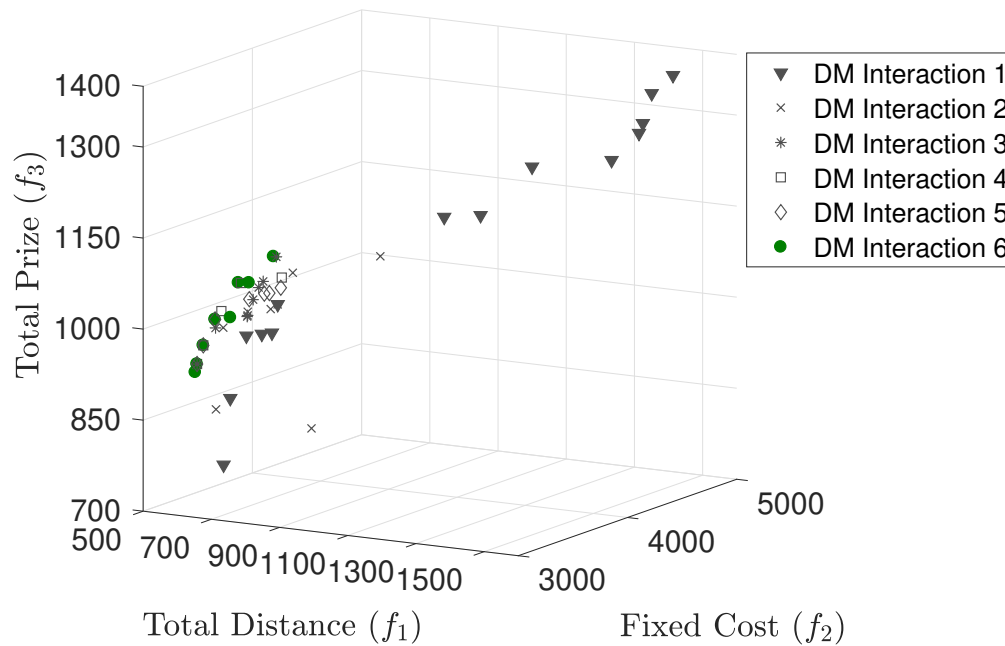
Οι Πίνακες 6.3 -6.7 παρέχουν το αντιπροσωπευτικό σύνολο για κάθε αλληλεπίδραση του αποφασίζοντα, δηλαδή τις αντίστοιχες τιμές των εξεταζόμενων κριτηρίων, την κατάταξη του DM , τα βάρη και την προτεινόμενη τελική λύση για κάθε σενάριο. Επίσης, οι μη-κυριαρχούμενες λύσεις που παρουσιάζονται σε αυτούς τους πίνακες, απεικονίζονται στα Σχήματα 6.2 - 6.6, καταδεικνύοντας την εξέλιξη του μετώπου *Pareto* και τη σύγκλιση του σύμφωνα με τη περιοχή ενδιαφέροντος (*ROI*) του αποφασίζοντα. Συνολικά, τα σενάρια που παρουσιάζονται δείχνουν την ικανότητα του προτεινόμενου αλληλεπιδραστικού αλγορίθμου *PGFA* να παράγει λύσεις καλής ποιότητας στο αντίστοιχο *ROI* του DM και την ευρωστία του αναφορικά με τη σωστή εκτίμηση των προτιμήσεων του. Επίσης, για να εκτιμηθεί η συνοχή του υπολογιζόμενου μοντέλου προτίμησης, χρησιμοποιείται η απόσταση *Kendall – tau* (KTD) [248]. Η KTD είναι μια μέτρηση που μετρά τον αριθμό των διαφωνιών κατά ζεύγη μεταξύ δύο λιστών κατάταξης, δηλαδή της αρχικής κατάταξης που δίνεται από τον DM και της κατάταξης που παρέχεται από τη μέθοδο *UTASTAR*. Οι τιμές KTD κοντά στη μονάδα, αντιστοιχούν στη συνοχή του μοντέλου υψηλής προτίμησης. Στα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν παρακάτω, η απόσταση KTD κυμαίνεται στο διάστημα $[0.86, 1]$, κατά μέσο όρο ανά σενάριο για όλες τις αντίστοιχες αλληλεπιδράσεις.

Σύμφωνα με το Σενάριο 1, ο αποφασίζοντα κατατάσσει τις λύσεις του πρώτου αντιπροσωπευτικού σετ, λαμβάνοντας υπόψιν μόνο τη συνολικά διανυθείσα απόσταση. Ως εκ τούτου, στην πρώτη αλληλεπίδραση, η *UTASTAR* έχει ως αποτέλεσμα τιμές βάρους με τη μέγιστη τιμή στο p_1 , η οποία αντιπροσωπεύει την έμφαση που δίνει ο DM στο κριτήριο f_1 , ενώ το δεύτερο κριτήριο λαμβάνει επίσης, μη μηδενική τιμή βάρους, όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.3. Στις ακόλουθες τρεις αλληλεπιδράσεις, το βάρος δίνεται αποκλειστικά στο κριτήριο f_1 . Ένα ενδιαφέρον παράδειγμα παρέχεται στην πέμπτη αλληλεπίδραση, όπου το κριτήριο συλλογής βραβείου παρουσιάζει

μη μηδενικό βάρος, επειδή ο αλγόριθμος έχει συγκλίνει στην περιοχή ενδιαφέροντος (*ROI*) του αποφασίζοντα (όπως φαίνεται στο Σχήμα 6.2). Η τεχνική ομαδοποίησης οδηγεί σε δύο ομάδες, με το αντιπροσωπευτικό σύνολο να δείχνει μικρές αποκλίσεις στις τιμές των εξεταζόμενων κριτηρίων. Ωστόσο, στην τελευταία αλληλεπίδραση, το μοντέλο προτίμησης επιστρέφει στην προηγούμενη κατάσταση, παρέχοντας το συνολικό βάρος στο κριτήριο ελαχιστοποίησης της απόστασης. Η τελική λύση που παρέχεται παρουσιάζει τη χαμηλότερη τιμή στο κριτήριο f_1 , ικανοποιώντας τις προτιμήσεις του *DM*.

Πίνακας 6.3: Ο *DM* δίνει έμφαση στο κριτήριο f_1 (Σενάριο 1)

	f_1	f_2	f_3	Κατάταξη του <i>DM</i>	p_1	p_2	p_3
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	848	3000	1015	2	0.5208	0.4791	0
1 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	1325	5000	1268	4			
	1169	4000	1169	3			
	736	3000	792	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	895	3000	1067	5	1	0	0
2 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	735	3000	1018	3			
	673	4000	785	1			
	875	4000	1082	4			
	714	3000	882	2			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	822	3000	1070	3	1	0	0
3 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	890	3000	1145	4			
	658	3000	953	1			
	712	3000	1016	2			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	676	3000	985	1	1	0	0
4 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	787	3000	1095	3			
	907	3000	1112	4			
	729	3000	1045	2			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	870	3000	1084	2	0.6666	0.1667	0.1667
5 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	676	3000	985	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	658	3000	953	1	1	0	0
6 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	780	3000	1095	3			
	711	3000	1030	2			
	883	3000	1145	4			
Τελική λύση:	652.9289	3000	939				

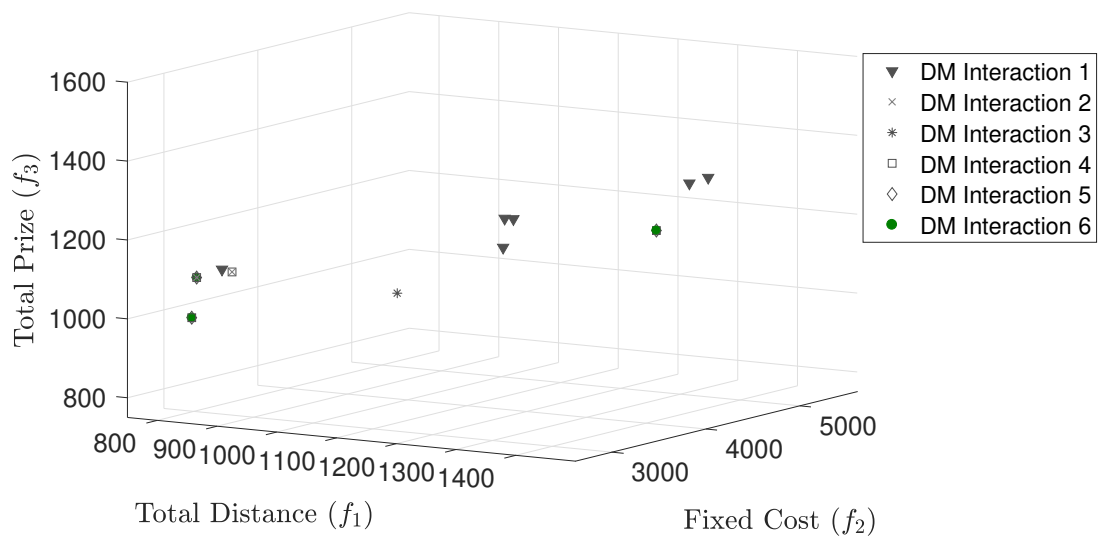


Σχήμα 6.2: Εξέλιξη του μετώπου *Pareto* στο Σενάριο 1

Στο Σενάριο 2, ο αποφασίζοντα δίνει έμφαση στο σταθερό κόστος, κριτήριο f_2 , το οποίο αντιστοιχεί σε τρεις διακριτές τιμές: 3000, 4000 και 5000, για 3, 4 και 5 διαδρομές, αντίστοιχα. Υποθέτοντας ότι ο *DM* προτιμά τις λύσεις με $f_2 = 3000$, αυτές οι λύσεις θα πρέπει να έχουν την ίδια σειρά κατάταξης. Σε αυτήν την περίπτωση, το βάρος p_2 παίρνει τη μεγαλύτερη τιμή, ενώ τα κριτήρια f_1 και f_3 , έχουν επίσης ληφθεί υπόψη στη μέθοδο *UTASTAR* με βάση την κατάταξη του *DM*, και έτσι, τα αντίστοιχα βάρη παίρνουν μη μηδενικές τιμές (εκτός από την πρώτη αλληλεπίδραση). Όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.4 και στο Σχήμα 6.3, ο *PGFA* συγκλίνει με επιτυχία στην περιοχή ενδιαφέροντος (*ROI*) του αποφασίζοντα, καθώς, στις δύο τελευταίες αλληλεπιδράσεις, το αντιπροσωπευτικό σύνολο και τα αντίστοιχα βάρη παραμένουν ίδια, εκφράζοντας τη σταθερότητα του μοντέλου προτιμήσεων.

Πίνακας 6.4: Σενάριο 2: Ο DM δίνει έμφαση στο κριτήριο f_2 (Σενάριο 2)

	f_1	f_2	f_3	Κατάταξη του DM	p_1	p_2	p_3
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	1163	4000	1234	2	0.42	0.58	0
1 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1347	5000	1306	3			
	730	3000	1037	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	805	3000	1090	1	0.3333	0.5	0.1667
2 ^η αλληλεπίδρασης του DM	702	3000	964	1			
	1260	5000	1159	2			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	797	3000	987	1	0.0001	0.7564	0.2435
3 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1260	5000	1159	2			
	1141	3000	1100	1			
	702	3000	834	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	805	3000	1090	1	0.3333	0.5	0.1667
4 ^η αλληλεπίδρασης του DM	702	3000	964	1			
	1260	5000	1159	2			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	797	3000	987	1	0.3333	0.5	0.1667
5 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1260	5000	1159	2			
	805	3000	1090	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	797	3000	987	1	0.3333	0.5	0.1667
6 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1260	5000	1159	2			
	805	3000	1090	1			
Τελική λύση:	804.68	3000	1090				

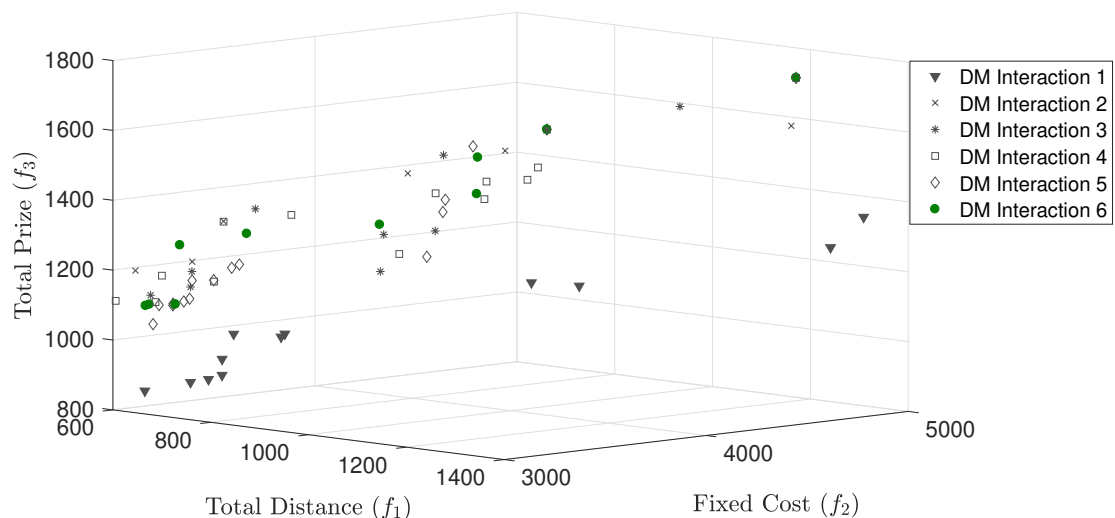
Σχήμα 6.3: Εξέλιξη του μετώπου *Pareto* στο Σενάριο 2

Το Σενάριο 3 προσομοιώνει μια απλή κατάσταση, όπου ο DM προτιμάει τη μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου έναντι της ελαχιστοποίησης της απόστασης και του σταθερού κόστους. Οι λύσεις κάθε αντιπροσωπευτικού συνόλου έχουν διαφορετικές τιμές στο κριτήριο f_3 , κάτι που διευκολύνει την κατάταξη για τον DM . Επιπλέον, η μέθοδος *UTASTAR* αποδίδει με επιτυχία την προτίμηση του DM στο προτιμώμενο κριτήριο και το συνολικό βάρος δίνεται σε αυτό, $p_3 = 1$. Έτσι, η τελική λύση που παρουσιάζεται στον DM είναι εκείνη με την υψηλότερη τιμή

βραβείου, ανεξάρτητα από τις τιμές αντικειμενικής συνάρτησης που σχετίζονται με το κόστος, όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.5 και στο Σχήμα 6.4.

Πίνακας 6.5: Ο *DM* δίνει έμφαση στο κριτήριο f_3 (Σενάριο 3)

	f_1	f_2	f_3	Κατάταξη του <i>DM</i>	p_1	p_2	p_3
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	823	3000	985	3	0	0	1
1 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	1140	4000	1182	2			
	1309	5000	1340	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	762	3000	1253	4	0	0	1
2 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	1161	5000	1575	1			
	790	4000	1442	3			
	989	4000	1542	2			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	759	3000	1180	7	0	0	1
3 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	741	4000	1258	6			
	1075	4000	1618	2			
	933	5000	1590	3			
	1171	5000	1714	1			
	891	3000	1427	5			
	863	4000	1507	4			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	951	4000	1447	3	0	0	1
4 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	700	3000	1202	6			
	965	3000	1423	4			
	1075	4000	1618	2			
	1171	5000	1714	1			
	773	4000	1208	5			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	757	3000	1146	3	0	0	1
5 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	862	4000	1344	2			
	1075	4000	1618	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	675	3000	1115	5	0	0	1
6 ^η αλληλεπίδρασης του <i>DM</i>	933	4000	1513	2			
	874	3000	1353	3			
	1171	5000	1714	1			
	733	4000	1285	4			
Τελική λύση:	1170.8	5000	1714				



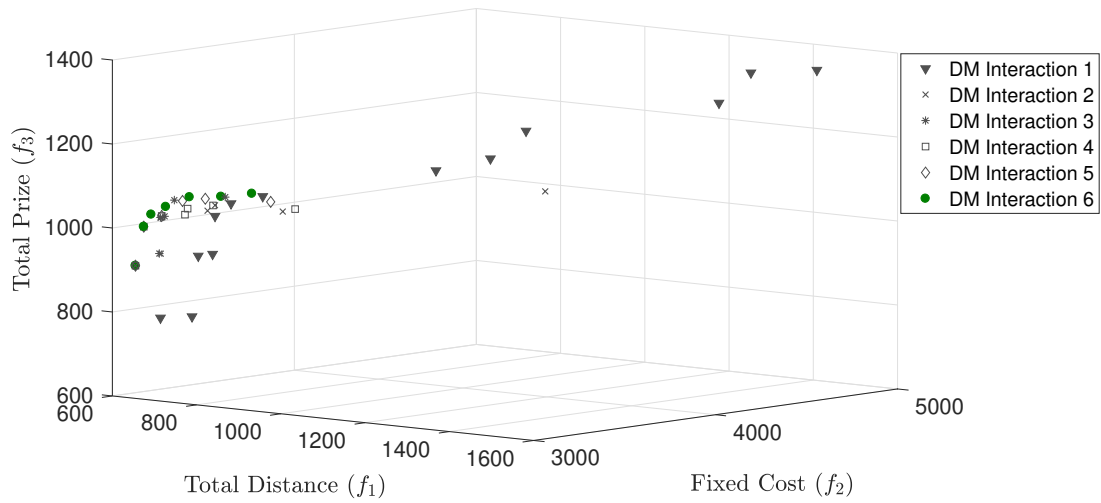
Σχήμα 6.4: Εξέλιξη του μετώπου *Pareto* στο Σενάριο 3

Στο Σενάριο 4, ο αποφασίζων κατατάσσει τις προτιμήσεις του στα εξεταζόμενα

κριτήρια με βάση την ακόλουθη σειρά: f_2 , f_1 , f_3 , η οποία εκφράζεται σε περίπτωση σύγκρισης λύσεων με ισοδύναμο σταθερό κόστος. Έτσι, για παράδειγμα, στην πρώτη αλληλεπίδραση, ο DM κατατάσσει την τρίτη λύση υψηλότερα από την πρώτη (Πίνακας 6.6), αφού η πρώτη εμφανίζει χαμηλότερη τιμή στο κριτήριο της συνολικά διανυθείσας απόστασης, $f_1 = 789$, ενώ για την τελευταία ισχύει ότι $f_1 = 844$, παρόλο που και οι δύο λύσεις είναι ισοδύναμες στο δεύτερο κριτήριο, με $f_2 = 3000$. Στις δύο πρώτες αλληλεπιδράσεις, το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο αποδίδει σωστά τις προτιμήσεις του DM , όπως φαίνεται από τα ληφθέντα βάρη. Ωστόσο, όταν το μέτωπο *Pareto* μετακινηθεί προς την προτιμώμενη κατεύθυνση, δηλαδή $f_2 = 3000$ (Σχήμα 6.5), το δεύτερο κριτήριο δεν έχει πλέον σημασία και το μοντέλο προτιμήσεων βασίζεται μόνο στην ελαχιστοποίηση της συνολικής διανυθείσας απόστασης. Επιτυχώς, η τελική λύση που παρουσιάζεται στον DM είναι εκείνη με το χαμηλότερο σταθερό κόστος και τη λιγότερη συνολικά διανυθείσα απόσταση, όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.6.

Πίνακας 6.6: Ο DM δίνει έμφαση στα κριτήρια f_2 και f_1 , με αυτήν την σειρά προτίμησης (Σενάριο 4)

	f_1	f_2	f_3	Κατάταξη του DM	p_1	p_2	p_3
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	844	3000	1054	2	0.5269	0.473	0
1 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1066	4000	1153	3			
	789	3000	809	1			
	1252	5000	1316	4			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	826	3000	1065	2	0.9252	0.0748	0
2 ^η αλληλεπίδρασης του DM	715	3000	951	1			
	1196	4000	1089	3			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	724	3000	1041	2	1	0	0
3 ^η αλληλεπίδρασης του DM	655	3000	916	1			
	868	3000	1102	3			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	772	3000	1050	2	1	0	0
4 ^η αλληλεπίδρασης του DM	655	3000	916	1			
	1034	3000	1091	3			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	767	3000	1082	3	1	0	0
5 ^η αλληλεπίδρασης του DM	675	3000	1011	2			
	976	3000	1102	4			
	655	3000	916	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	692	3000	1042	2	0.9999	0.0001	0
6 ^η αλληλεπίδρασης του DM	858	3000	1102	3			
	655	3000	916	1			
Τελική λύση:	654.887	3000	916				

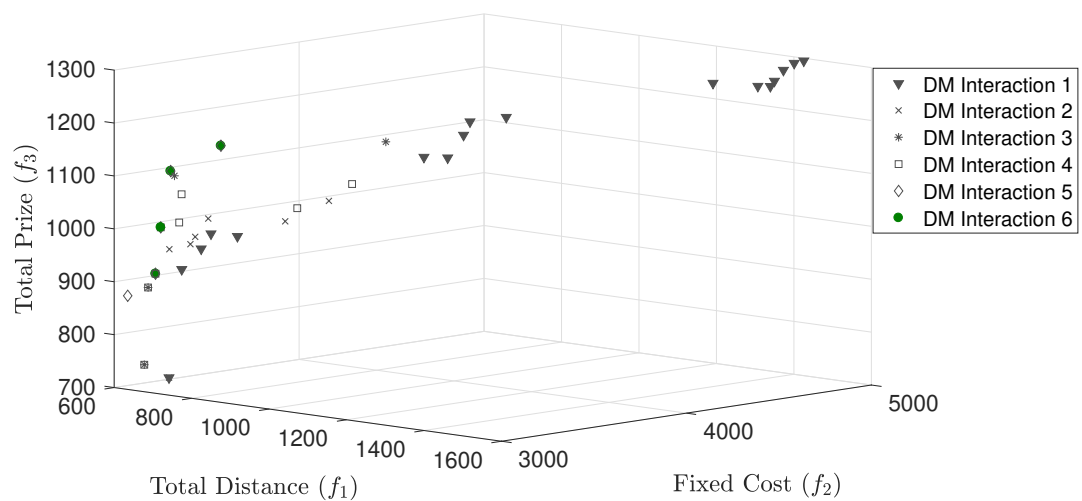


Σχήμα 6.5: Εξέλιξη του μετώπου *Pareto* στο Σενάριο 4

Στο Σενάριο 5, ο αποφασίζοντα εστιάζει στην ελαχιστοποίηση του σταθερού κόστους, όμως μεταξύ λύσεων με ίσες τιμές στο κριτήριο f_2 , επιλέγει αυτή με το περισσότερο συνολικά συλλεγμένο βραβείο (μεγαλύτερη τιμή στο κριτήριο f_3). Το Σενάριο 5, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 6.7 και στο Σχήμα 6.6, δείχνει την ευρωστία του αλληλεπιδραστικού αλγοριθμικού πλαισίου. Συγκεκριμένα, κατά την πρώτη αλληλεπίδραση με τον αποφασίζοντα, η μέθοδος *UTASTAR* επιστρέφει μηδενικό βάρος στο κριτήριο συλλογής βραβείου, λαμβάνοντας υπόψιν τις τιμές του αντιπροσωπευτικού συνόλου λύσεων στα τρία κριτήρια που εξετάζονται. Η επόμενη αλληλεπίδραση αποτελεί ένα διορθωτικό βήμα, το οποίο με βάση το βέλτιστο σταθερό κόστος, $f_2 = 3000$, το βάρος μετατοπίζεται προς το κριτήριο μεγιστοποίησης του συλλεγόμενου βραβείου (f_3). Ωστόσο, στην επακόλουθη αλληλεπίδραση, το σύνολο αναφοράς περιέχει μια λύση με τις εξής τιμές κριτηρίων: $f_1 = 824$, $f_2 = 4000$, $f_3 = 1134$, καθώς το μέτωπο κατευθύνθηκε προς τη μεγιστοποίηση του βραβείου. Αυτή η μη-κυριαρχούμενη λύση παρουσιάζει την υψηλότερη τιμή στο κριτήριο συλλογής βραβείου, αλλά και υψηλή τιμή σταθερού κόστους, και σύμφωνα με το υπό εξέταση σενάριο, θα πρέπει να βρίσκεται στο κάτω μέρος της κατάταξης. Έτσι, τα ληφθέντα βάρη μετά την τρίτη αλληλεπίδραση μετατοπίζονται για την προώθηση της ελαχιστοποίησης σταθερού κόστους. Αφού καθιερωθεί η κυριαρχία του δεύτερου κριτηρίου, τα παραγόμενα βάρη εναρμονίζονται με τις προτιμήσεις του *DM*. Τέλος, παρόλο που οι τιμές βάρους, $p_1 = 0$, $p_2 = 0.3333$, $p_3 = 0.6666$, φαίνεται να ευνοούν περισσότερο το κριτήριο μεγιστοποίησης του συλλεγόμενου βραβείου και λιγότερο την ελαχιστοποίηση του σταθερού κόστους, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αυτό συμβαίνει γιατί το παραγόμενο μέτωπο *Pareto* έχει ήδη κατευθυνθεί στην περιοχή ενδιαφέροντος (*ROI*) του αποφασίζοντα, με $f_2 = 3000$.

Πίνακας 6.7: Ο DM δίνει έμφαση στα κριτήρια f_2 και f_3 , με αυτήν την σειρά προτίμησης (Σενάριο 5)

Σενάριο 5	f_1	f_2	f_3	Κατάταξη του DM	p_1	p_2	p_3
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	1350	5000	1249	3	0.4323	0.5676	0
1 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1025	4000	1167	2			
	825	3000	985	1			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	809	3000	1006	2	0	0.3333	0.6666
2 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1155	3000	1109	1			
	742	3000	733	3			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	707	3000	926	2	0.0002	0.9998	0
3 ^η αλληλεπίδρασης του DM	756	3000	1116	1			
	824	4000	1134	4			
	678	3000	751	3			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	720	3000	1015	2	0	0.3333	0.6666
4 ^η αλληλεπίδρασης του DM	1214	3000	1147	1			
	678	3000	751	3			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	707	3000	926	3	0	0.3333	0.6666
5 ^η αλληλεπίδρασης του DM	746	3000	1124	2			
	876	3000	1185	1			
	635	3000	877	4			
Αντιπροσωπευτικό σύνολο	720	3000	1015	3	0	0.3333	0.6666
6 ^η αλληλεπίδρασης του DM	876	3000	1185	1			
	746	3000	1124	2			
	707	3000	926	4			
Τελική λύση:	875.6334	3000	1185				



Σχήμα 6.6: Εξέλιξη του μετώπου *Pareto* στο Σενάριο 5

Κεφάλαιο 7

Βελτιστοποίηση Τουριστικών Διαδρομών Ομάδας Ατόμων

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η μαθηματική μοντελοποίηση του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVRP$ (Παράγραφος 7.1), το οποίο έχει σχεδιαστεί ειδικά για τη δημιουργία τουριστικών διαδρομών, οι οποίες εξυπηρετούν τις διαφορετικές προτιμήσεις των μελών μίας ομάδας. Συγκεκριμένα, όπως περιγράφεται στην Παράγραφο 4.2, τα μέλη της ομάδας δηλώνουν αρχικά την προτίμησή τους αναφορικά με τα διαθέσιμα σημεία ενδιαφέροντος (*POIs*) προς επίσκεψη, που αναπαρίσταται από μία δυαδική απόφαση. Στη συνέχεια, βάση των εκφραζόμενων προτιμήσεων, η στοχαστική επαναλαμβανόμενη προσομοίωση του παιγνίου $n - BOS$ καταλήγει σε ένα διάνυσμα αποφάσεων το οποίο δηλώνει και την τελική απόφαση της ομάδας για την επίσκεψη κάθε διαθέσιμου *POI*. Θεωρείται ότι η απόφαση αυτή, μπορεί να είναι είτε ομόφωνη και τελεσίδικη, δηλώνοντας την απαραίτητη επίσκεψη ενός σημείου ή όχι, είτε να μην εκφράζει κάποια απόλυτη απόφαση, δηλώνοντας ότι επίσκεψη των αντίστοιχων σημείων είναι προαιρετική. Συνεπώς, μέσω του παιγνίου $n - BOS$ γίνεται μία πρώτη κατηγοριοποίηση των σημείων βάση των προτιμήσεων των μελών της ομάδας. Όμως, το τελικό σύνολο των σημείων προς επίσκεψη και η διαμόρφωση των αντίστοιχων διαδρομών συγκεκριμένων κριτηρίων και περιορισμών πραγματοποιείται με την επίλυση του προβλήματος $n - PCVRP$. Το οποίο ως επέκταση του κλασσικού πολυωνυμικά δύσκολου προβλήματος, απαιτεί αλγοριθμική βελτιστοποίηση ώστε να επιλυθεί σε λογικό χρόνο, επιτυγχάνοντας λύσεις (διαδρομές) καλής ποιότητας.

Έτσι, για τη βελτιστοποίηση του προτεινόμενου $n - PCVRP$ προτείνεται ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις (Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance (*FACRD*)), ο οποίος περιγράφεται

στην Παράγραφο 5.2. Ο *FACRD* περιλαμβάνει ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές τεχνικές δημιουργίας λύσεων και τοπικής αναζήτησης, ενώ ενσωματώνει και μία νέα μέθοδο κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης, η οποία δηλώνεται ως Σύσχέτιση Συντεταγμένων και Αποστάσεων (Coordinates and Distance Related (*CRD*)). Τα υπολογιστικά αποτελέσματα της προτεινόμενης αλγοριθμικής μεθόδου, καθώς και η σύγκρισή τους, με τα αντίστοιχα αποτελέσματα άλλων μεθόδων επίλυσης δίνονται στην Παράγραφο 7.3, βάση των οποίων αποδεικνύεται η αποτελεσματικότητα της.

7.1 Μαθηματική Μοντελοποίηση του $n - PCVRP$

Σε αυτήν την παράγραφο παρουσιάζεται μια νέα μαθηματική μοντελοποίηση του *PCVRP*, με βάση τη μονό-αντικειμενική εκδοχή του ίδιου προβλήματος (με μη-προκαθορισμένο αριθμό διαδρομών) [40], η οποία ενσωματώνει επιπλέον περιορισμούς λαμβάνοντας υπόψη το σύνολο των αποφάσεων της ομάδας. Συγκεκριμένα, η προτεινόμενη μοντελοποίηση αναφέρεται ως πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων συλλογής βραβείου n ατόμων ($n - PCVRP$) και βασίζεται σε ένα σύνολο αποφάσεων (*RP*), που καθορίζει ποια σημεία ή σημεία ενδιαφέροντος (*POI*) θα επισκεφτεί μία ομάδα n ατόμων.

Το προτεινόμενο $n - PCVRP$ μπορεί να περιγραφεί μέσω ενός πλήρους γραφήματος (V, A) , όπου $V = \{0, \dots, N\}$ είναι το σύνολο των σημείων και $A = \{(i, j) | i, j \in V\}$ είναι το σύνολο των αντίστοιχων τόξων. Κάθε κόμβος $i \in N_v = \{1, \dots, N\}$ αντιπροσωπεύει ένα σημείο ενδιαφέροντος (*POI*) και βασίζεται σε μια εκ των προτέρων διαδικασία που παρουσιάζεται στην συγκεκριμένη διατριβή, την προσομοίωση του παιγνίου $n - BOS$ (Παράγραφος 4.2.1). Όπως έχει αναφερθεί, η διαδικασία αυτή προσομοιώνει τη διαπραγμάτευση μεταξύ ατόμων μίας ομάδας με διαφορετικές προτιμήσεις και καταλήγει σε ένα διάνυσμα αποφάσεων $RP = \{rp_1, \dots, rp_N\}$. Με βάση το διάνυσμα αποφάσεων, τα σημεία ενδιαφέροντος κατηγοριοποιούνται σε τρία διακριτά σύνολα. Συγκεκριμένα, το σύνολο F περιλαμβάνει τα σημεία που απαγορεύεται να περιέχονται στη λύση (αφού η ομάδα αποφάσισε ότι δεν θα τα επισκεφθεί), το σύνολο C περιλαμβάνει τα σημεία που είναι υποχρεωτική η επίσκεψή τους και το σύνολο U σχηματίζεται από τα προαιρετικά σημεία προς επίσκεψη. Το σύνολο U δεν εισάγεται στην ακόλουθη μαθηματική διατύπωση για τη διευκόλυνση της διαδικασίας μοντελοποίησης. Επιπλέον, κάθε σημείο i , εκτός από το αρχικό σημείο 0, αντιστοιχεί σε κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, όπως η τιμή του βραβείου pr_i και η τιμή ζήτησης dm_i . Επίσης, ορίζεται η Ευκλείδεια Απόσταση μεταξύ των σημείων i και j , $t_{ij} = t_{ji}$. Συγκεκριμένα, τα επιλεγμένα σημεία πρέπει να

διανέμονται σε εφικτές διαδρομές $m = 1, \dots, M$. Η συνολική ζήτηση των σημείων που περιλαμβάνονται σε οποιαδήποτε διαδρομή m δεν πρέπει να υπερβαίνει το όριο χωρητικότητας Q , ενώ η συνολική ζήτηση που αντιστοιχεί σε όλες τις κατασκευασμένες διαδρομές θα πρέπει να ικανοποιεί την κάλυψη του ελάχιστου επιπέδου ζήτησης $D_{min} = r \cdot \sum_{i=1}^N dm_i$, όπου το r δηλώνει την παράμετρο ολοκλήρωσης. Επιπλέον, κάθε κατασκευασμένη διαδρομή αντιστοιχεί σε ένα μεγάλο σταθερό κόστος G . Οι χρησιμοποιούμενες μεταβλητές αποφάσεων είναι:

- $x_{ijm} = \begin{cases} 1, & \text{όταν το σημείο } j \text{ γίνεται επισκέψιμο αμέσως μετά το σημείο } i \\ & \text{στη διαδρομή } m \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$
- $y_{im} = \begin{cases} 1, & \text{όταν το σημείο } i \text{ γίνεται επισκέψιμο στη διαδρομή } m \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$
- $z_m = \begin{cases} 1, & \text{όταν η διαδρομή } m \text{ περιέχει τουλάχιστον ένα σημείο} \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$
- u_{im} : βοηθητική συνεχής μεταβλητή, η οποία αντιπροσωπεύει τη ζήτηση που απομένει στη διαδρομή m μετά την επίσκεψη του σημείου i .

$$\min : Z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{m=1}^M t_{ij} \cdot x_{ijm} + G \cdot \sum_{m=1}^M z_m - \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M pr_i \cdot y_{im} \quad (7.1)$$

υπό

$$\sum_{j=1, i \neq j}^N x_{ijm} = y_{im}, \quad \forall i \in N_v \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (7.2)$$

$$\sum_{i=1, i \neq j}^N x_{ijm} = y_{jm}, \quad \forall j \in N_v \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (7.3)$$

$$\sum_{m=1}^M y_{im} \leq 1, \quad \forall i \in N_v \quad (7.4)$$

$$y_{0m} + (1 - z_m) \cdot M^* \geq 1, \quad m = 1, \dots, M \quad (7.5)$$

$$\sum_{i=1}^N y_{im} + (1 - z_m) \cdot M^* \geq 1, \quad m = 1, \dots, M \quad (7.6)$$

$$\sum_{i=0}^N y_{im} - z_m \cdot M^* \leq 0, \quad m = 1, \dots, M \quad (7.7)$$

$$\sum_{i=1}^N y_{im} \cdot dm_i - (1 - z_m) \cdot M^* \leq Q, \quad m = 1, \dots, M \quad (7.8)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M y_{im} * dm_i \geq D_{min} \quad (7.9)$$

$$u_{im} - u_{jm} + Q \cdot x_{ijm} \leq Q - dm_i, \quad \forall i, j (i \neq j) \in N_v \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (7.10)$$

$$dm_i \leq u_{im} \leq Q, \quad \forall i \in N_v \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (7.11)$$

$$\sum_{m=1}^M y_{im} = 0, \quad \forall i \in F \quad (7.12)$$

$$\sum_{m=1}^M y_{im} = 1, \quad \forall i \in C \quad (7.13)$$

$$x_{ijm} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in V \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (7.14)$$

$$y_{im} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in V \text{ \& } m = 1, \dots, M \quad (7.15)$$

$$z_m \in \{0, 1\}, \quad m = 1, \dots, M \quad (7.16)$$

Όπως περιγράφεται στην Εξίσωση (7.1), στους στόχους του $n - PCVRP$ περιλαμβάνεται η ελαχιστοποίηση της συνολικής απόστασης που διανύεται μεταξύ των επιλεγμένων σημείων (*POI*), η ελαχιστοποίηση των συνολικών σχηματιζόμενων διαδρομών και η μεγιστοποίηση του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου από τα επιλεγμένα σημεία, όπου όλοι τους θεωρούνται ταυτόχρονα σε μία γραμμική συνάρτηση. Οι Περιορισμοί (7.2) και (7.3) διασφαλίζουν τη συνέχεια των διαμορφωμένων διαδρομών. Οι Περιορισμοί (7.4) διασφαλίζουν ότι κάθε σημείο γίνεται επισκέψιμο το πολύ μία φορά. Λαμβάνοντας υπόψη έναν μεγάλο θετικό αριθμό M^* , οι Περιορισμοί (7.5) απαιτούν ότι κάθε σχηματισμένη διαδρομή ξεκινά από το αρχικό σημείο, ενώ σύμφωνα με τους Περιορισμούς (7.6), κάθε διαδρομή που δημιουργείται θα πρέπει να συμπεριλαμβάνει τουλάχιστον ένα σημείο. Οι Περιορισμοί (7.7) επιβάλλουν τη σχέση των μεταβλητών απόφασης. Οι Περιορισμοί (7.8) διασφαλίζουν το όριο χωρητικότητας κάθε διαδρομής. Επιπλέον, ο Περιορισμός (7.9) επιβάλλει τις ελάχιστες συγκεντρωτικές απαιτήσεις ζήτησης. Οι Περιορισμοί (7.10) και (7.11) χρησιμοποιούνται για την εξάλειψη των υπο-διαδρομών για κάθε διαδρομή [41]. Οι Περιορισμοί (7.12) και (7.13) απαγορεύουν και επιβάλλουν την επίσκεψη σε σημεία ανάλογα με την εκ των προτέρων ταξινόμηση, αντίστοιχα. Τέλος, οι Περιορισμοί (7.14), (7.15) και (7.16) περιορίζουν το εύρος τιμών των μεταβλητών απόφασης.

7.2 Αλγοριθμική Επίλυση του $n - PCVRP$

Όπως αναφέρεται στην Παράγραφο 4.2.1, μέσα από την επαναληπτική προσομοίωση του παιγνίου $n - BOS$, λαμβάνονται οι αποφάσεις των μελών μίας ετερογενούς ομάδας τουριστών σχετικά με τα σημεία ενδιαφέροντος που επιθυμούν να επισκεφθούν (διάνυσμα αποφάσεων RP). Πάραυτα, οι αποφάσεις που λαμβάνονται αφορούν την κατηγοριοποίηση των σημείων, βάση της οποίας η απόφαση επίσκεψης συγκεκριμένων σημείων είναι είτε τελεσίδικη είτε όχι, δίνοντας έτσι το περιθώριο στη διαδικασία βελτιστοποίησης που ακολουθεί να καθορίσει και το τελικό σύνολο των σημείων που θα επισκεφθεί η ομάδα.

7.2.1 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις (Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance ($FACRD$))

Συγκεκριμένα, για τη βελτιστοποίηση του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVRP$ και την κατασκευή τουριστικών διαδρομών που εξυπηρετούν τις προτιμήσεις των μελών μιας ετερογενούς ομάδας, σχεδιάστηκε ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας Βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις (Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance ($FACRD$)). Ο προτεινόμενος αλγόριθμος $FACRD$ βασίζεται στον κλασικό Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm (FA)) και ενσωματώνει ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές τεχνικές για την κατασκευή των αρχικών λύσεων και τη βελτίωση τους (μέθοδοι τοπικής αναζήτησης), για την επίλυση του $n - PCVRP$. Πάραυτα, όπως έχει αναφερθεί στα προηγούμενα κεφάλαια, ο FA βασίζεται στην ενημέρωση των διανυσμάτων λύσεων, εφαρμόζοντας εξισώσεις μετατόπισης που αναφέρονται στο συνεχή χώρο λύσεων. Ενώ, το διάνυσμα στο οποίο αναπαρίσταται μία εφικτή λύση του $n - PCVRP$, περιέχει διακριτές τιμές που υποδηλώνουν την αλληλουχία επίσκεψης των σημείων ενδιαφέροντος. Για αυτό το λόγο, απαιτείται η χαρτογράφηση των διακριτών λύσεων στο συνεχή χώρο, το οποίο επιτυγχάνεται με τη χρήση μεθόδων κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης των αντίστοιχων διανυσμάτων λύσεων. Σε αυτή την παράγραφο, για την επίλυση του εξεταζόμενου προβλήματος μέσω του προτεινόμενου αλγορίθμου $FACRD$, προτείνεται η χρήση μίας παραλλαγής της μεθόδου κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης Συσχέτιση Συνταγμένων CR , η οποία περιγράφεται στην Παράγραφο 5.2. Η νέα μέθοδος δηλώνεται ως Συσχέτιση Συντεταγμένων και Αποστάσεων (Coordinates and Distance Related (CRD)) και ενσωματώνεται στο αλγοριθμικό πλαίσιο του $FACRD$, το οποίο παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 23.

Αλγόριθμος 23 Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Α-ποστάσεις (*FACRD*)

Εισαγωγή δεδομένων: RP, W, I_{pop}, I_s
 Αρχικοποίηση πληθυσμού $\mathbf{X} = x_1, \dots, x_W$ (Αλγόριθμος 24)
 Ορισμός συντελεστή απορρόφησης φωτός γ
for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**
 Υπολογισμός αντικειμενικής συνάρτησης $f(x_i)$
 Αρχικοποίηση έντασης φωτός $I_i = 1/f(x_i)$
end for
repeat
 for $\forall x_i, i = 1, \dots, W$ **do**
 for $\forall x_j, j \neq i = 1, \dots, W$ **do**
 if $I_j > I_i$ **then**
 Υπολογισμός απόστασης μεταξύ x_i και x_j
 Κωδικοποίηση x_i και x_j βάση της μεθόδου *CRD*
 Μετατόπιση λύσης: $x'_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \epsilon_i$
 Αποκωδικοποίηση x'_i βάση της μεθόδου *CRD*
 Έλεγχος εφικτότητας του x'_i
 Εφαρμογή μεθόδων τοπικής αναζήτησης στο διάνυσμα x'_i
 end if
 Ανανέωση $\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2}$
 Ενημέρωση I_i
 end for
 end for
 Ανανέωση $\alpha_t = \alpha_0 \delta^t$
until Ολοκλήρωση I_{pop} επαναλήψεων
 Ταξινόμηση των λύσεων και επιστροφή της καλύτερης

Για την κατασκευή του αρχικού πληθυσμού λύσεων $x_i, i = 1, \dots, W$, εφαρμόζεται η ευρετική τεχνική που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 24. Συγκεκριμένα, όπως περιγράφεται στην Παράγραφο 7.1, μια εφικτή λύση του προτεινόμενου προβλήματος ($n - PCVRP$) εμφανίζεται ως μια ακολουθία σημείων ενδιαφέροντος (*POIs*) και αποτελείται από το πολύ M διαδρομές, όπου κάθε μία έχει αφετηρία και τερματισμό το σημείο 0. Οι σχηματιζόμενες διαδρομές περιλαμβάνουν ένα υποσύνολο των διαθέσιμων σημείων, όμως, η επιλογή του υπο-συνόλου αυτού βασίζεται στις προτιμήσεις του ετερογενούς τουριστικού γκρουπ και του διανύσματος απόφασης (*RP*). Συνεπώς, αρχικοποιώντας την αλγοριθμική διαδικασία, το *RP* χρησιμοποιείται για τη σύσταση των εξής συνόλων: το C , που περιέχει όλα τα σημεία προς επίσκεψη (πρέπει να ανήκουν στην τελική λύση), το F που περιέχει όλα τα απαγορευμένα σημεία προς επίσκεψη (δεν πρέπει να ανήκουν στην τελική λύση) και το U που περιέχει σημεία που η επίσκεψη τους είναι προαιρετική. Στην ουσία, κάθε εφικτή λύση του $n - PCVRP$ περιέχει όλα τα σημεία του συνόλου C , κανένα από αυτά του συνόλου F , και διαφοροποιείται από κάποια άλλη αναφορικά με τα σημεία του συνόλου U που έχουν επιλεγεί προς επίσκεψη. Για αυτό το λόγο, σύμφωνα με τον Αλγόριθμο 24, κατασκευάζεται αρχικά μία λύση, βάση ενός τυχαία επιλεγμένου αριθμού διαδρομών (m^*), που περιέχει σημεία που ανήκουν στο σύνολο C . Στη συνέχεια, η λύση εμπλουτίζεται με τα υπόλοιπα σημεία του συνόλου C , ενώ

σχηματίζονται επιπλέον διαδρομές εάν χρειάζεται (λόγω του περιορισμού χωρητικότητας Q), τα οποία τοποθετούνται στη βέλτιστη θέση τους στο διάνυσμα λύσης βάσει της διανυθείσας απόστασης και της μεθόδου εξοικονόμησης [238]. Έπειτα, με την ίδια διαδικασία, εισάγονται στο διάνυσμα λύσης τα προαιρετικά σημεία (του συνόλου U) μέχρι να καλυφθεί η ελάχιστη ζήτηση, D_{min} .

Αλγόριθμος 24 Δημιουργία αρχικού πληθυσμού $n - PCVRP$

Είσοδος: Δεδομένα του προβλήματος & διάνυσμα αποφάσεων RP

repeat

Ορισμός τυχαίου αριθμού διαδρομών m^*

Υπολογισμός συνόλων C και U βάσει του RP

Κατασκευή λύσης με τυχαία επιλογή σημείων:

$x = [0, k_1, 0, \dots, 0, k_{m^*}, 0], k_1, \dots, k_{m^*} \in C$

Εύρεση συνόλου μη-χρησιμοποιούμενων σημείων $C' = C - \{k_1, k_2, \dots, k_{m^*}\}$

for $k \in C'$ **do**

Υπολογισμός οικονομικής θέσης k μεταξύ των σημείων i, j : $\min t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$ στη διαδρομή m

Υπολογισμός νέας συνολικής ζήτησης διαδρομής m : $Total'_{D_m}$

if $Total'_{D_m} > Q \& m^* < M$ **then**

$m^* \leftarrow m^* + 1$

Εισαγωγή του σημείου k στη διαδρομή $m^* + 1$

else

Εισαγωγή του σημείου k στη διαδρομή m

end if

end for

repeat

Επιλογή τυχαίου σημείου k από το σύνολο U

Υπολογισμός οικονομικής θέσης k μεταξύ των σημείων i, j : $\min t_{ik} + t_{kj} - t_{ij}$ στη διαδρομή m

Υπολογισμός νέας συνολικής ζήτησης διαδρομής m : $Total'_{D_m}$

if $Total'_{D_m} < Q$ **then**

Εισαγωγή του σημείου k στη διαδρομή m

end if

until Κάλυψη ελάχιστης ζήτησης

until Κατασκευή W λύσεων

Επιστροφή πληθυσμού

Όπως περιγράφεται στον Αλγόριθμο 23, το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο $FACRD$ ενημερώνει έναν πληθυσμό W λύσεων για I_{pop} επαναλήψεις. Η ενημέρωση αυτή βασίζεται στις Εξισώσεις (2.10)-(2.12), οι οποίες περιέχουν τη μεταβλητή r_{ij} , δηλαδή την απόσταση μεταξύ των δύο εξεταζόμενων λύσεων. Στο προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο $FACRD$, όπως και στον $FACR$ (Παράγραφος 5.2), θεωρείται ότι η απόσταση δύο δεδομένων λύσεων, μπορεί να υπολογιστεί ως η ελάχιστη Ευκλείδεια απόσταση όλων των σημείων που βρίσκονται στις αντίστοιχες θέσεις στα δύο διανύσματα λύσης, με εξαίρεση ταυτόσημα σημεία. Ένα παράδειγμα υπολογισμού της απόστασης δίνεται στον Πίνακα 5.6. Επιπλέον, προκειμένου να προσαρμόσουμε τη διακριτή αναπαράσταση των $n - PCVRP$ λύσεων, σύμφωνα με τη λογική ενημέρωσης του κλασσικού αλγορίθμου FA (εξισώσεις μετατόπισης), προτείνεται η μέθοδος κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης Συσχέτιση Συντεταγμένων και Αποστάσεων (Coordinates and Distance Related (CRD)). Η νέα μέθοδος αποτελεί

παραλλαγή της μεθόδου κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης Συσχέτιση Συνταγμένων (CR), η οποία περιγράφεται στην Παράγραφο 5.2, και διαφοροποιείται από αυτή στο στάδιο της αποκωδικοποίησης. Έτσι, σύμφωνα με την κωδικοποίηση, για κάθε διάνυσμα λύσης x_i του εξεταζόμενου προβλήματος, σχηματίζονται δύο νέα, που περιέχουν τις τετμημένες και τεταγμένες των αντίστοιχων σημείων που περιέχονται σε αυτό, όπως φαίνεται και στο παράδειγμα του Πίνακα 7.1.

Κατά τη διαδικασία της κωδικοποίησης χρησιμοποιείται μια εφικτή λύση του προβλήματος $n - PCVRP$ για να δημιουργηθούν δύο νέα διανύσματα ($Coor.x_i$) και y ($Coor.y_i$) τα οποία θα περιέχουν τις τετμημένες (x) και τις τεταγμένες (y) κάθε σημείου ενδιαφέροντος (POI) που περιέχονται στην λύση. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να εφαρμοστεί η Εξίσωση (2.12) και έτσι, προκύπτουν δύο νέα διανύσματα συντεταγμένων ($Coor'.x_i$ και $Coor'.y_i$) τα οποία θα αντιστοιχούν στη νέα ενημερωμένη λύση, x_i' , μετά τη διαδικασία αποκωδικοποίησης. Σύμφωνα με την μέθοδο CRD , κάθε νέο ζεύγος συντεταγμένων αναπαριστά και ένα νέο σημείο στο χώρο λύσης προς διερεύνηση και αντιστοιχείται με τον κοντινότερο σε αυτό κόμβο που ανήκει σε σύνολο σημείων διαθέσιμων προς επίσκεψη, $S = C \cup U$. Έτσι, το νέο διάνυσμα λύσης κατασκευάζεται σταδιακά καθώς τα POI εισάγονται σε ένα κενό διάνυσμα, ξεκινώντας από το σημείο 0, ενώ το καθένα περιλαμβάνεται μόνο και μία φορά. Όταν η συγκεντρωτική ζήτηση των εισαχθέντων σημείων υπερβεί τη χωρητικότητα διαδρομής, η διαδρομή αυτή τερματίζεται και εισάγεται το σημείο 0. Αφού όλα τα ζεύγη συντεταγμένων συσχετιστούν με τα διαθέσιμα προς επίσκεψη POI , αξιολογείται η ποιότητα και εφικτότητα της νέας λύσης.

Σε περίπτωση που δεν πληρούνται οι περιορισμοί του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVRP$, λαμβάνουν χώρα διορθωτικές κινήσεις, όπως η εισαγωγή ή εξαγωγή σημείων από το αντίστοιχο διάνυσμα λύσης. Συγκεκριμένα, όταν όλα τα υποχρεωτικά προς επίσκεψη σημεία του συνόλου C δεν περιλαμβάνονται στην τρέχουσα λύση, αυτά εισέρχονται διαδοχικά στο ενημερωμένο διάνυσμα (εάν είναι εφικτό λαμβάνοντας υπόψιν τη χωρητικότητα Q της εκάστοτε διαδρομής) ή αντικαθιστούν προαιρετικά προς επίσκεψη σημεία που ανήκουν στο διάνυσμα U και υπάρχουν στο εξεταζόμενο διάνυσμα λύσης. Τέλος, η συνολική ζήτηση όλων των κατασκευασμένων διαδρομών θα πρέπει να υπερβαίνει το ελάχιστο απαιτούμενο επίπεδο D_{min} , και αν όχι, προαιρετικά σημεία που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί, εισέρχονται διαδοχικά στη λύση, στην πιο αποδοτική τους θέση, μέχρι ο περιορισμός αυτός να ικανοποιηθεί.

Περιγράφοντας τη διαδικασία αποκωδικοποίησης που παρουσιάζεται στον Πίνακα 7.1, το νέο διάνυσμα λύσης αρχικοποιείται με το σημείο 0, ενώ την επόμενη θέση θα λάβει το σημείο που είναι πλησιέστερα στο νοητό σημείο (13.38, 8, 40), δηλαδή

Πίνακας 7.1: Παράδειγμα κωδικοποίησης/ αποκωδικοποίησης μεθόδου *CRD*, όπου $f(x_i) < f(x_j) \Rightarrow I_j < I_i$

Χαρακτηριστικά σημείων														
N_v	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
Συντ. x	96	50	49	13	29	58	84	14	2	3	5	98	84	
Συντ. y	44	5	8	7	89	30	39	24	39	82	10	52	25	
pr_i	37	36	78	25	54	67	76	66	76	9	80	11	54	
dm_i	19	21	6	19	7	12	16	19	16	8	14	15	16	
C	✓	✓	✓	✓						✓	✓	✓		
U					✓		✓	✓	✓				✓	
F						✓								
Παράδειγμα μεθόδου CRD $Q = 80$ $D_{min} = 140$														
x_i	0	5	7	9	0	4	3	1	2	0	10	12	11	0
$Coor.x_i$	82	29	84	2	82	13	49	96	50	82	3	98	5	82
$Coor.y_i$	76	89	39	39	76	7	8	44	5	76	82	52	10	76
x_j	0	4	2	1	3	0	8	10	11	0	13	12	0	
$Coor.x_j$	82	13	50	96	49	82	14	3	5	82	84	98	82	
$Coor.y_j$	76	7	2	44	0	76	24	82	10	76	25	52	76	
$Coor'.x_j$	82.02	13.38	50.80	94.59	49.75	80.97	14.58	4.53	5.78	82.31	82.87	98.09	80.81	
$Coor'.y_j$	76.19	8.40	2.63	44.05	1.34	75.00	24.03	81.51	10.06	76.27	26.16	52.04	74.95	
x'_j	0	4	2	1	3	12	0	8	10	11	7	13	0	

το σημείο 4, λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα διαθέσιμα σημεία (*POI*), εκτός του 6, του οποία η επίσκεψη είναι απαγορευμένη. Στο τρίτο νοητό σημείο (50.80, 2.63) τοποθετείται το σημείο 2 που απέχει από αυτό 2.50 μονάδες απόστασης, λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα σημεία εκτός των 6 και 4, που έχουν ήδη τοποθετηθεί στη διαδρομή. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι και την εισαγωγή του σημείου 12, με το οποίο συμπληρώνονται και οι 80 μονάδες ζήτησης, οπότε η πρώτη διαδρομή τερματίζει λόγω του περιορισμού χωρητικότητας. Στη συνέχεια, τοποθετείται το σημείο 8 που απέχει λιγότερο από το νοητό σημείο (14.58, 24.03), και η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να γίνει η ολοκλήρωση όλων των σημείων (εάν αυτό είναι εφικτό).

Προκειμένου να βελτιωθεί ο αποκωδικοποιημένος πληθυσμός λύσεων και να ενισχυθούν οι δυνατότητες εξερεύνησης και εντατικοποίησης της αναζήτησης του προτεινόμενου αλγορίθμου, χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες τεχνικές τοπικής αναζήτησης, οι οποίες είναι ειδικά σχεδιασμένες για τη βελτιστοποίηση του προβλήματος $n - PCVRP$.

1. Εισαγωγή σημείων: σημεία από το σύνολο των προαιρετικών σημείων (U) τα οποία δεν περιλαμβάνονται ήδη στο διάνυσμα λύσης εισάγονται σε αυτό με σκοπό τη βελτίωση της ποιότητας της, λόγω αύξησης του συνολικά συλλεγόμενου βραβείου.

2. Κατάργηση σημείων: το προαιρετικό σημείο $k \in U$ αφαιρείται από την θέση του ανάμεσα στο σημείο i και j με σκοπό τη μείωση της διανυθείσας απόστασης $(t_{ij} - t_{ik} - t_{kj})$, λαμβάνοντας ταυτόχρονα υπόψιν την εφικτότητα της λύσης. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για I_{ls} επαναλήψεις.
3. Μετατόπιση σημείων: το σημείο k αφαιρείται από τη θέση του, μεταξύ των σημείων των i και j , με αποτέλεσμα τη μείωση της διανυθείσας απόστασης, για να τοποθετηθεί ανάμεσα στα σημεία i' και j' , σύμφωνα με την ελάχιστη τιμή $t_{i'k} + t_{kj'} - t_{i'j'}$. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για I_{ls} επαναλήψεις.
4. Μείωση του αριθμού των διαδρομών: η διαδρομή με τη χαμηλότερη αθροιστική ζήτηση αφαιρείται από το διάλυμα λύσης. Εάν όλα τα υποχρεωτικά σημεία που καταργούνται μπορούν να τοποθετηθούν στο υπόλοιπο διάλυμα λύσης, η διαδικασία συνεχίζεται. Στη συνέχεια, τα προαιρετικά σημεία εισάγονται αποτελεσματικά στο διάλυμα λύσης. Εάν η νέα λύση είναι εφικτή, η διαδικασία τερματίζεται.
5. Μείωση της διανυθείσας απόστασης: Η ακολουθία των σημείων στη διαδρομή κάθε λύσης αναδιατάσσεται για την επίτευξη μιας πιο αποτελεσματικής λύσης από την άποψη της διανυθείσας απόστασης. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για I_{ls} επαναλήψεις.

7.3 Υπολογιστικά Αποτελέσματα Επίλυσης του $n - PCVRP$

Σε αυτήν την παράγραφο παρουσιάζονται τα υπολογιστικά αποτελέσματα της επίλυσης του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVRP$, κάνοντας χρήση του ειδικά σχεδιασμένου αλγοριθμικού πλαισίου *FACRD*. Για την πραγματοποίηση των υπολογιστικών πειραμάτων, χρησιμοποιήθηκαν τα παραδείγματα αναφοράς του *PCVRP* [40], τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί και στις προηγούμενες παραγράφους (Παράγραφος 5.2.2 και 6.2). Λόγω της πρωτοτυπίας του προβλήματος $n - PCVRP$ τα αποτελέσματα από τον *FACRD* συγκρίθηκαν με αυτά από το μαθηματικό πακέτο βελτιστοποίησης *Gurobi Optimizer* 9.1, καθώς και με άλλους μεθευρετικούς αλγόριθμους. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιήθηκαν για τη σύγκριση αυτή, ο περιορισμένος αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων (constriction Particle Swarm Optimization (*cPSO*)) [136], ο αλγόριθμος της νυχτερίδας (Bat Algorithm (*BA*)) [50], ο αλγόριθμος της διαφορικής εξέλιξης με εκθετική διασταύρωση (Differential Evolution with exponential crossover (*DE/best/1/exp*)) [249] και ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης διδασκαλίας-μάθησης (Teaching-Learning-Based Optimization (*TLBO*)) [54]. Οι παραπάνω αλγόριθμοι σύγκρισης, παρουσιάζονται αναλυτικά στο Κεφάλαιο

2, όμως για τους σκοπούς της παρούσας μελέτης, η βασική αλγοριθμική δομή τους εμπλουτίζεται με τις ίδιες μεθόδους κατασκευής αρχικών λύσεων, τοπικής αναζήτησης και κωδικοποίησης/αποκωδικοποίησης *CRD*, που εμπεριέχονται στον προτεινόμενο αλγόριθμο *FACRD* (Παράγραφος 7.2).

Για την επίλυση των 120 παραδειγμάτων αναφοράς, θεωρήθηκε μέγιστος χρόνος επίλυσης τα 30 δευτερόλεπτα σε όλες τις εξεταζόμενες αλγοριθμικές διαδικασίες, οι οποίες υλοποιήθηκαν σε περιβάλλον Matlab. Σχετικά με την ακριβή επίλυση των παραδειγμάτων από το μαθηματικό πακέτο *Gurobi*, θεωρήθηκε μέγιστος χρόνος επίλυσης τα 1500 δευτερόλεπτα, σε γλώσσα προγραμματισμού Python 3.0. και επεξεργαστή Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ@2.80GHz-12GB RAM. Οι τιμές των παραμέτρων ελέγχου των αλγοριθμικών διαδικασιών τέθηκαν βάση υπολογιστικών πειραμάτων στις πιο αποδοτικές τους τιμές, οι οποίες παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.2, ενώ αναφέρεται ότι ο αλγόριθμος *TLBO* δεν απαιτεί τον προσδιορισμό άλλων παραμέτρων, πέρα από το μέγεθος του πληθυσμού, και τον αριθμό επαναλήψεων. Πάραυτα, η υλοποίηση των πειραμάτων επίλυσης του προτεινόμενου προβλήματος $n - PCVPRP$, είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με τη διαδικασία επαναληπτικής προσομοίωσης του παιγνίου $n - BOS$ (Παράγραφος 4.2.1), η οποία λαμβάνοντας υπόψιν τις ετερογενείς προτιμήσεις μίας ομάδας n τουριστών για τα N σημεία ενδιαφέροντος, καταλήγει σε ένα τελικό διάνυσμα αποφάσεων και ταξινόμησης των σημείων αυτών, το οποίο και απαιτείται από τη μαθηματική μοντελοποίηση του εξεταζόμενου προβλήματος. Έτσι, στον Πίνακα 7.2 περιλαμβάνονται και οι τιμές των παραμέτρων ελέγχου του παιγνίου και της προσομοίωσης [233].

Πίνακας 7.2: Ρύθμιση Παραμέτρων

$n - BOS$		<i>FACRD</i>		<i>cPSO</i>		BA		<i>DE</i>	
Παράμετρος	Τιμή	Παράμετρος	Τιμή	Παράμετρος	Τιμή	Παράμετρος	Τιμή	Παράμετρος	Τιμή
a	2	W	40	W	40	W	40	W	40
b	1	I_{pop}	200	I_{pop}	200	I_{pop}	200	I_{pop}	200
c	1.5	I_{ls}	100	I_{ls}	100	I_{ls}	100	I_{ls}	100
k	0.2	γ	$1/\sqrt{N}$	$c1$	2.7	α	0.94	F	0.7
n	10	β_0	1	$c2$	1.4	γ	0.99	Cr	0.5
T	200	α_0	$0.01 \cdot N$			A_i^0	τυχαία τιμή στο [0,7,1]		
		δ	0.96			r_i^0	τυχαία τιμή στο [0,1,0,4]		

Οι Πίνακες 7.3 και 7.4 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα επίλυσης του $n - PCVPRP$. Συγκεκριμένα, παρουσιάζεται ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων (καλύτερη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης σε πέντε αλγοριθμικές εκτελέσεις) για τις πέντε παραλλαγές του κάθε παραδείγματος αναφοράς, z_{best} , ενώ το καλύτερο αποτέλεσμα υπογραμμίζεται με έντονη γραμματοσειρά. Έτσι, οι δύο πίνακες συνοψίζουν τα αποτελέσματα των 120 παραδειγμάτων αναφοράς που περιέχουν λιγότερα και περισσότερα από 60 σημεία ενδιαφέροντος (*POIs*), αντίστοιχα. Επίσης, αναγράφονται και οι τιμές της ποσοστιαίας απόκλισης των αποτελεσμάτων $rpe(\%)$ από τη λύση που απέδωσε το μαθηματικό πακέτο επίλυσης *Gurobi*. Όπως φαίνεται στους πίνακες αποτελεσμάτων, το προτεινόμενο αλγοριθμικό πλαίσιο *FACRD* ξεπέρασε

όλες τις άλλες αλγοριθμικές μεθόδους, σε 19 από τα 24 εξεταζόμενα παραδείγματα αναφοράς. Ενώ, το μαθηματικό πακέτο επίλυσης δεν μπόρεσε να αποδώσει μια εφικτή λύση στα παραδείγματα που περιέχουν 200 σημεία, εντός του καθορισμένου χρονικού πλαισίου. Λαμβάνοντας υπόψη τη συμπεριφορά των αλγορίθμων όσον αφορά την ταχύτητα σύγκλισης, από τα Σχήματα 7.1 και 7.2, είναι ορατό ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος *FACRD* συγκλίνει γρηγορότερα από όλες τις άλλες αλγοριθμικές μεθόδους.

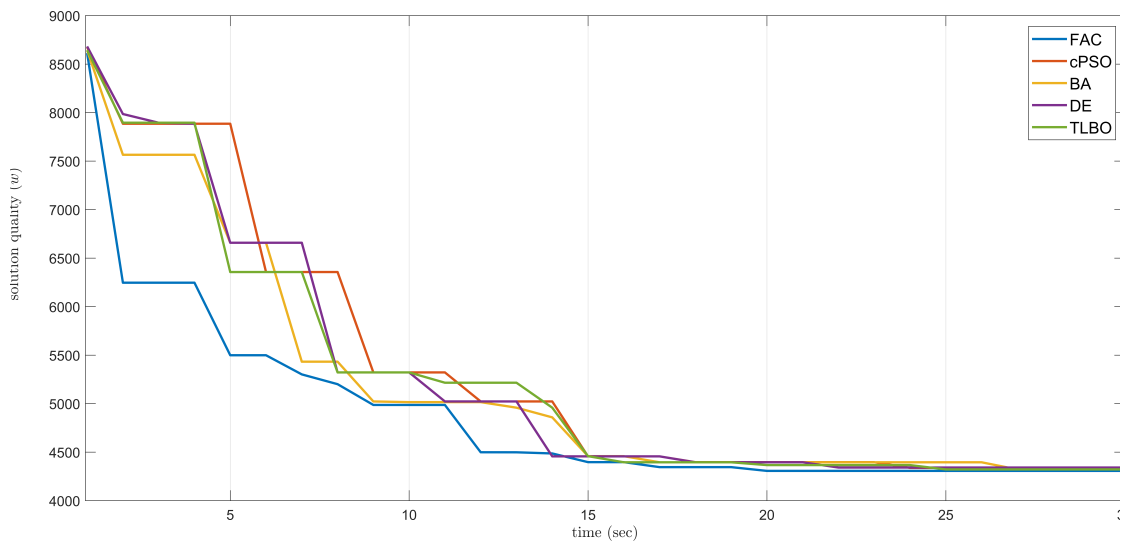
Πίνακας 7.3: Υπολογιστικά αποτελέσματα για παραδείγματα με λιγότερα από 60 *POIs*.

Παραδείγματα	<i>Gurobi</i>	<i>FACRD</i>		<i>cPSO</i>		<i>BA</i>		<i>DE</i>		<i>TLBO</i>	
		z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$
E-n23-k3	1783.35	1783.35	0.00%	1783.35	0.00%	1783.35	0.00%	1783.35	0.00%	1783,35	0,00%
A-n32-k5	3079.04	3076.49	0.10%	3075.22	0.14%	3078.08	0.04%	3073.74	0.20%	3073,74	0,20%
E-n33-k4	2765.23	2725.86	1.34%	2763.67	0.04%	2765.76	-0.04%	2759.56	0.19%	2759,69	0,18%
A-n37-k6	4148.34	4132.27	0.35%	4130.97	0.36%	4136.78	0.24%	4129.69	0.39%	4132,00	0,34%
B-n39-k5	2830.01	2812.61	0.59%	2827.11	0.01%	2824.23	0.13%	2810.60	0.67%	2822,35	0,20%
B-n41-k6	3389.37	3376.51	0.38%	3388.63	0.02%	3397.61	-0.25%	3382.75	0.19%	3383,38	0,17%
A-n44-k6	4033.35	4010.06	0.62%	4010.77	0.61%	4025.43	0.20%	4014.33	0.50%	4011,47	0,58%
A-n48-k7	4382.44	4341.32	0.91%	4360.55	0.49%	4413.37	-0.63%	4373.98	0.21%	4360,55	0,49%
B-n50-k7	4032.86	3958.86	1.75%	4009.39	0.54%	4032.21	-0.02%	3979.65	1.24%	3979,65	1,24%
E-n51-k5	2732.99	2722.75	0.36%	2731.01	0.12%	2735.91	-0.10%	2724.21	0.34%	2727,42	0,24%
A-n53-k7	4368.64	4291.81	1.75%	4310.64	1.39%	4330.97	0.88%	4311.67	1.35%	4302,71	1,55%
B-n56-k7	3890.43	3824.55	1.56%	3822.02	1.54%	3838.57	1.23%	3816.87	1.73%	3817,97	1,73%

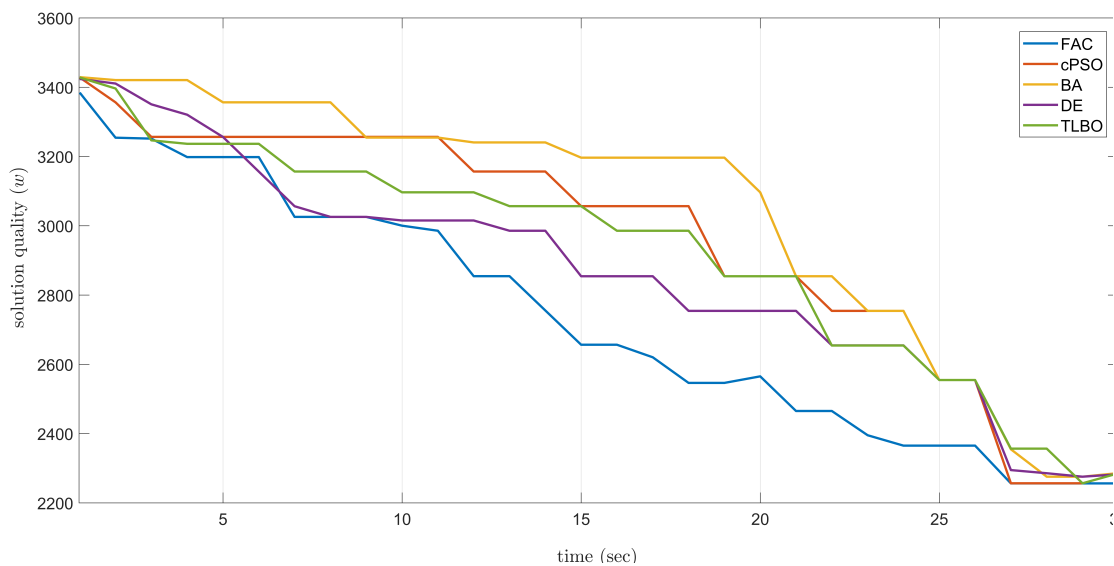
Πίνακας 7.4: Υπολογιστικά αποτελέσματα για παραδείγματα με περισσότερα από 60 *POIs*.

Παραδείγματα	<i>Gurobi</i>	<i>FACRD</i>		<i>cPSO</i>		<i>BA</i>		<i>DE</i>		<i>TLBO</i>	
		z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$	z_{best}	$rpe(\%)$	w_{best}	$rpe(\%)$
A-n60-k9	5948.69	5870.84	1.23%	5918.58	0.46%	5915.08	0.54%	5895.84	0.84%	5910,07	0,62%
B-n63-k10	6644.87	6479.00	2.51%	6559.58	1.20%	6667.75	-0.37%	6654.13	-0.12%	6658,05	-0,17%
A-n65-k9	6066.42	5953.59	1.89%	5962.31	1.74%	6009.40	0.97%	5990.45	1.27%	5964,51	1,70%
A-n69-k9	5518.15	5387.12	2.20%	5428.68	1.45%	5424.59	1.54%	5402.68	1.93%	5421,38	1,61%
E-n76-k10	5863.20	5738.10	2.12%	5767.49	1.61%	5772.59	1.52%	5764.16	1.66%	5767,52	1,61%
B-n78-k10	6141.91	5796.82	5.60%	5865.73	4.48%	5861.32	4.55%	5866.53	4.47%	5855,84	4,64%
A-n80-k10	5964.24	5743.34	3.68%	5809.62	2.59%	5784.76	2.98%	5765.66	3.34%	5789,62	2,91%
M-n101-k10	4900.27	4566.51	6.67%	4638.70	5.23%	4626.94	5.46%	4603.35	5.96%	4626,87	5,47%
E-n101-k14	8142.31	7795.44	4.24%	7819.56	3.92%	7828.69	3.80%	7826.14	3.83%	7833,73	3,74%
M-n121-k7	3349.12	2889.27	13.19%	2941.75	11.66%	2943.74	11.60%	2917.11	12.33%	2924,64	12,12%
M-n151-k12	8670.68	5176.06	37.36%	5149.39	37.70%	5151.44	37.67%	5149.99	37.67%	5112,85	54,01%
M-n200-k17		7474.07		7517.22		7483.57		7506.66		7505,64	

Επιπλέον, λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα αλγοριθμικά αποτελέσματα, τα Σχήματα 7.3 και 7.4, παρουσιάζουν τη μέση ποσοστιαία απόκλιση από τα αντίστοιχα αποτελέσματα του μαθηματικού πακέτου *Gurobi* για όλα τα παραδείγματα αναφοράς με περισσότερα και λιγότερα από 60 σημεία ενδιαφέροντος, αντίστοιχα. Συγκεκριμένα, το Σχήμα 7.3 αναφέρει τη μέση συμπεριφορά των αλγορίθμων σε 60 παραδείγματα μικρού μεγέθους, όπου ο προτεινόμενος αλγόριθμος *FACRD* κατάφερε λύσεις μέσης ποσοστιαίας απόκλισης εντός του εύρους $[-0.13(\%), 0.059(\%)]$, ενώ στην πλειονότητα των περιπτώσεων παραδειγμάτων απέδωσε λύσεις καλύτερης ποιότητας σε σύγκριση με όλες τις άλλες εξεταζόμενες αλγοριθμικές προσεγγίσεις. Το Σχήμα 7.4 απεικονίζει τη μέση συμπεριφορά των αλγορίθμων σε 56 παραδείγματα αναφοράς μεγάλου μεγέθους (το πακέτο *Gurobi* δεν κατάφερε να επιστρέψει μια εφικτή λύση εντός του επιτρεπόμενου χρόνου λύσης σε 4 παραδείγματα αναφοράς). Με βάση

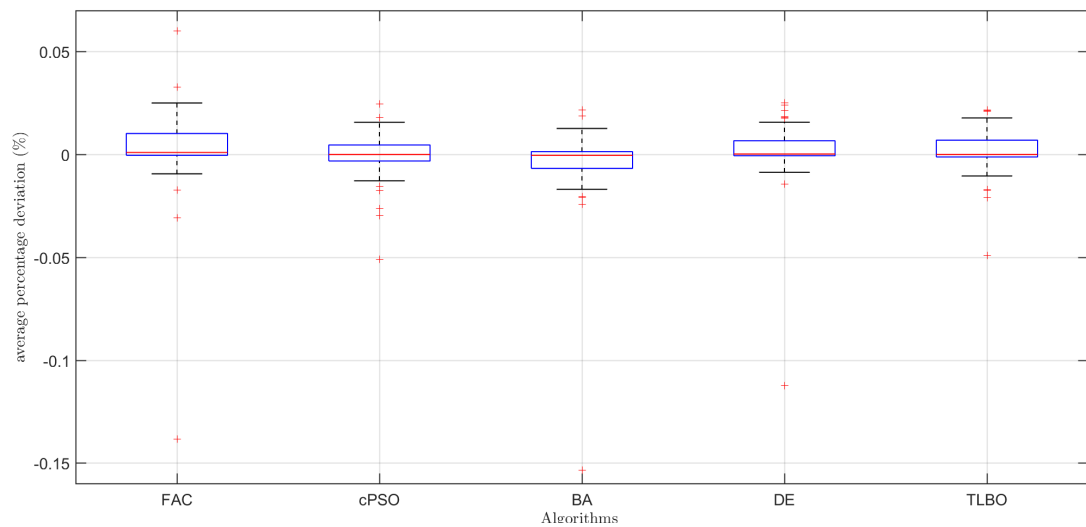


Σχήμα 7.1: Σχεδιάγραμμα σύγκλισης των αλγορίθμων για το παράδειγμα A- $n53-k7-1$, με 53 διαθέσιμα *POI* και 7 διαδρομές που θα σχηματιστούν

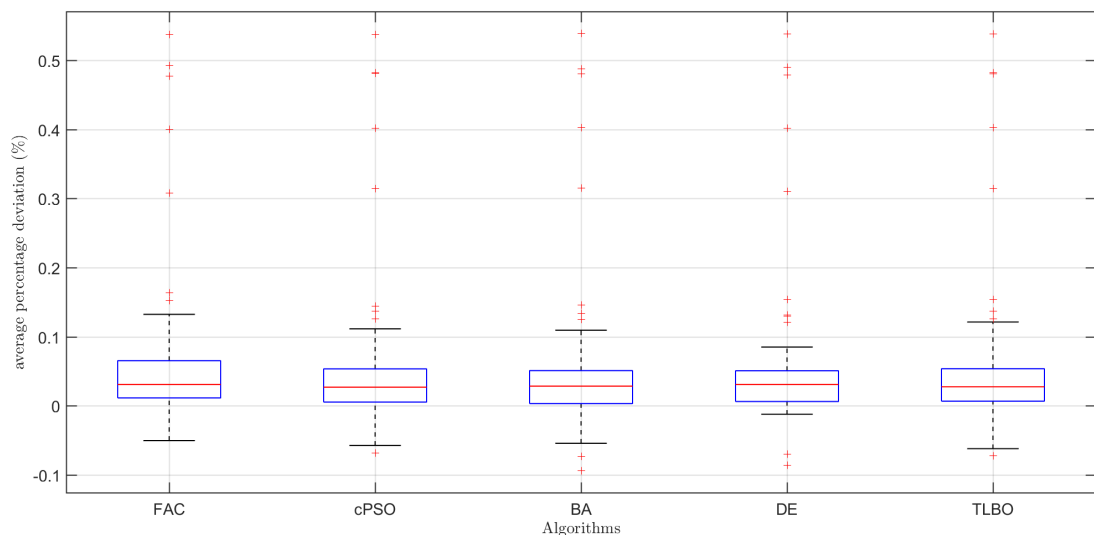


Σχήμα 7.2: Σχεδιάγραμμα σύγκλισης των αλγορίθμων για το παράδειγμα M- $n121-k7-1$, με 121 διαθέσιμα *POI* και 7 διαδρομές που θα σχηματιστούν

τα αποτελέσματα, όλοι οι αλγόριθμοι ξεπέρασαν το μαθηματικό πακέτο επίλυσης *Gurobi*. Συγκεκριμένα, ο προτεινόμενος αλγόριθμος *FACRD* έλαβε λύσεις μέσης ποσοστιαίας απόκλισης εντός του εύρους $[-0.05(\%), 0.54(\%)]$, ενώ το 50% των παρατηρήσεων κυμαίνονται από $[0.01(\%), 0.06(\%)]$, με διάμεσο 0.03%. Έτσι, με βάση τις πληροφορίες του τελευταίου σχήματος, ο αλγόριθμος *FACRD* αποδίδει καλύτερα στα μεγαλύτερα παραδείγματα σε σχέση με όλες τις άλλες μεθόδους επίλυσης.



Σχήμα 7.3: Μέση ποσοστιαία απόκλιση από τα αποτελέσματα του *Gurobi* και των αλγορίθμων, λαμβάνοντας υπόψη τα παραδείγματα αναφοράς με λιγότερα από 60 *POI*



Σχήμα 7.4: Μέση ποσοστιαία απόκλιση από τα αποτελέσματα του *Gurobi* και των αλγορίθμων, λαμβάνοντας υπόψη τα παραδείγματα αναφοράς με περισσότερα από 60 *POI*

Λαμβάνοντας υπόψιν και τα 120 παραδείγματα αναφοράς που εξετάστηκαν ο αλγόριθμος *FACRD* έλαβε ίσες ή και καλύτερες λύσεις σε 90 από τα παραδείγματα σε σχέση με όλους τους άλλους αλγορίθμους. Έτσι, πραγματοποιήθηκε μια μη-παραμετρική στατιστική ανάλυση σύμφωνα με τους [4, 250, 251] για να αποδειχθεί η ικανότητα του προτεινόμενου *FACRD* να παρέχει καλύτερες λύσεις. Συγκεκριμένα, έχουν χρησιμοποιηθεί τρεις μη-παραμετρικές στατιστικές δοκιμές για πολλαπλές συγκρίσεις, οι δοκιμές *Friedman*, *FriedmanAligned – Ranks* και *Quade*. Η μηδενική υπόθεση που δοκιμάζεται είναι ότι όλες οι μέθοδοι επίλυσης επιτυγχάνουν παρόμοια αποτελέσματα χωρίς την ύπαρξη σημαντικών διαφορών, λαμβάνοντας

υπόψη ένα επίπεδο σημαντικότητας $\alpha_s = 0.05$. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.5, συμπεριλαμβανομένης της κατάταξης των μεθόδων αλγοριθμικής επίλυσης, της τιμής της στατιστικής δοκιμής και της τιμής ελέγχου p , όπως προκύπτει από κάθε δοκιμή, αντίστοιχα. Έτσι, ο αλγόριθμος *FACRD* ξεπερνά όλους τους άλλους αλγόριθμους σε όλες τις εφαρμοσμένες δοκιμές, λαμβάνοντας τις χαμηλότερες τιμές κατάταξης (επισημαίνονται με έντονη γραμματοσειρά). Η στατιστική F , των τεστ *Friedman* και *Quade* ακολουθεί την κατανομή F με $(5-1) = 4$ και $(5-1)(120-1) = 476$ βαθμούς ελευθερίας, με αντίστοιχη κρίσιμη τιμή ίση με 2.39. Επιπλέον, η κρίσιμη τιμή του τεστ *Friedman Aligned – Ranks* ακολουθεί την κατανομή χ^2 με $(5-1) = 4$ βαθμούς ελευθερίας, και αντιστοιχεί σε κρίσιμη τιμή 9.45. Όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 7.5, η τιμή της στατιστικής κάθε δοκιμής υπερβαίνει την αντίστοιχη κρίσιμη τιμή της και οι υπολογισμένες τιμές ελέγχου p είναι μικρότερες από το ορισμένο επίπεδο σημαντικότητας, α_s . Συνεπώς, η μηδενική υπόθεση καταρρίπτεται, το οποίο υποδηλώνει την ύπαρξη σημαντικών διαφορών στη συμπεριφορά των αλγοριθμικών μεθόδων, σχετικά με την επίλυση των παραδειγμάτων αναφοράς του $n - PCVPRP$.

Πίνακας 7.5: Μη-παραμετρική στατιστική ανάλυση για τα 120 παραδείγματα αναφοράς

		<i>Friedman</i> τεστ	<i>Friedman Aligned – Ranks</i> τεστ	<i>Quade</i> τεστ
Κατάταξη	<i>FACRD</i>	1.793	178.234	1.597
	<i>cPSO</i>	3.500	426.915	3.582
	<i>BA</i>	3.898	487.563	3.966
	<i>DE</i>	2.709	324.535	2.772
	<i>TLBO</i>	3.097	372.748	3.083
Στατιστικό τεστ		50.058	157.007	49.825
τιμή- p		1.110E-16	0.000	1.110E-16

Πίνακας 7.6: *Post – hoc* ανάλυση

Τεστ	Σύγκριση Αλγόριθμων	Προσαρμοσμένες τιμές p			
		<i>Unadjusted p</i>	<i>Benferroni – Dunn</i>	<i>Holm</i>	<i>Finner</i>
<i>Friedman</i>	<i>cPSO</i>	9.626E-07	3.850E-06	9.626E-07	9.626E-07
	<i>BA</i>	0.0	0.0	0.0	0.0
	<i>DE</i>	0.0	0.0	0.0	0.0
	<i>TLBO</i>	3.065E-12	1.226E-11	6.130E-12	4.086E-12
<i>Friedman Aligned – Ranks</i>	<i>cPSO</i>	2.106E-09	8.426E-09	2.106E-09	2.106E-09
	<i>BA</i>	0.0	0.0	0.0	0.0
	<i>DE</i>	0.0	0.0	0.0	0.0
	<i>TLBO</i>	1.776E-15	7.105E-15	3.553E-15	2.331E-15
<i>Quade</i>	<i>cPSO</i>	1.159E-04	4.636E-04	1.159E-04	1.159E-04
	<i>BA</i>	7.771E-15	3.108E-14	3.108E-14	3.108E-14
	<i>DE</i>	7.432E-11	2.972E-10	2.229E-10	1.486E-10
	<i>TLBO</i>	1.086E-06	4.344E-06	2.172E-06	1.448E-06

Ωστόσο, οι χρησιμοποιούμενες μη παραμετρικές δοκιμές, εντοπίζουν την ύπαρξη

(ή μη) σημαντικών διαφορών μεταξύ των δειγμάτων (αποτελέσματα κάθε αλγορίθμου) που εξετάζονται, όμως δεν εντοπίζουν συγκεκριμένα τα δείγματα τα οποία διαφέρουν σημαντικά μεταξύ τους (ή όχι). Για αυτό το λόγο, πραγματοποιήθηκαν τρεις δοκιμές *post – hoc*, που αποδίδουν τις προσαρμοσμένες τιμές ελέγχου p όπως φαίνεται στον Πίνακα 7.6. Κάθε τιμή χρησιμοποιείται για τη δοκιμή απόρριψης κάθε μηδενικής υπόθεσης, που αφορά στη σύγκριση του προτεινόμενου αλγορίθμου *FACRD* σε σχέση με τις εξεταζόμενες αλγοριθμικές μεθόδους. Ερμηνεύοντας τα αποτελέσματα της διαδικασίας *post – hoc*, οι προσαρμοσμένες τιμές p συγκρίνονται άμεσα με το επίπεδο σημαντικότητας α_s που καθορίζει το βαθμό απόρριψης κάθε υπόθεσης, δηλαδή, όσο μικρότερη είναι η τιμή, τόσο ισχυρότερη είναι η απόδειξη ενάντια στη μηδενική υπόθεση. Όλες οι τιμές είναι κοντά ή ίσες με το μηδέν, και επομένως, υπάρχουν σημαντικές διαφορές μεταξύ της απόδοσης του προτεινόμενου αλγορίθμου *FACRD* και του καθενός από τους άλλους εξεταζόμενους αλγόριθμους.

Επίλογος

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή μελετήθηκε ο σχεδιασμός τουριστικών διαδρομών, ως αποτέλεσμα της επίλυσης προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων κάνοντας χρήση ειδικά σχεδιασμένων αλγοριθμικών πλαισίων. Θεωρείται ότι τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων της βιβλιογραφίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν (ως έχει ή παραλλαγμένα) στο σχεδιασμό διαδρομών ανάμεσα στα σημεία ενδιαφέροντος (*POIs*) ενός ταξιδιωτικού προορισμού. Σημαντικός παράγοντας της δρομολόγησης είναι η πεπερασμένη διάρκεια του ταξιδιού, το οποίο πρακτικά σημαίνει ότι δεν είναι δυνατή η επίσκεψη κάθε σημείου ενδιαφέροντος. Συνεπώς, κατά το σχηματισμό εξατομικευμένων τουριστικών διαδρομών γίνεται η επιλογή ενός υποσυνόλου από τα διαθέσιμα σημεία, τα οποία συμβάλουν περισσότερο στην ικανοποίηση του χρήστη, λαμβάνοντας υπόψιν τις αντίστοιχες προτιμήσεις του. Πάραυτα, δοθέντος ότι οι τουριστικές δραστηριότητες αναφέρονται κυρίως σε ομάδες (π.χ., οικογένεια, φίλοι, τουριστικά γκρουπ), η ενσωμάτωση των διαφορετικών και συχνά αντικρουομένων προτιμήσεων των μελών της ομάδας, περιπλέκει τη διαδικασία εύρεσης μίας ικανοποιητικής διαδρομής. Έτσι, εξετάστηκαν διαφορετικά σενάρια λαμβάνοντας υπόψη ένα άτομο ή μία ομάδα ατόμων και τις αντίστοιχες προτιμήσεις τους. Αρχικά, στη περίπτωση ενός ατόμου, εξετάστηκε ο βέλτιστος σχεδιασμός διαδρομών στα σημεία ενδιαφέροντος θεωρώντας ότι η προτίμηση του σε κάθε σημείο ενδιαφέροντος έχει εκ των προτέρων δηλωθεί με τη χρήση διακριτών τιμών. Για το σκοπό αυτό, επιλέχθηκε το Πρόβλημα Προσανατολισμού Ομάδας με Περιορισμένη Χωρητικότητα (*Capacitated Team Orienteering Problem (CTOP)*) (Παράγραφος 1.1) και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (*Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (PCVRP)*) (Παράγραφος 1.2).

Το *CTOP* αποσκοπεί στο σχεδιασμό ενός πεπερασμένου αριθμού διαδρομών στα σημεία ενδιαφέροντος με μοναδικό στόχο τη μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη, βάση της προκαθορισμένης τιμής κέρδους κάθε *POI*. Στους περιορισμούς του προβλήματος ορίζεται ο ημερήσιος προϋπολογισμός και η μέγιστη επιτρεπτή

συνολικά διανυθείσα απόσταση. Για τη βελτιστοποίηση του σχεδιάστηκε ένα κατάλληλο αλγοριθμικό πλαίσιο βάση του αλγόριθμου της Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution (*DE*)). Ο *DE* περιέχει τη διαδικασία της μετάλλαξης των διανυσμάτων λύσης, η οποία αναφέρεται σε μία εξίσωση συνεχών τιμών, ενώ η εφικτή λύση του προβλήματος δρομολόγησης που εξετάζεται αναπαρίσταται σε ένα διάνυσμα διακριτών τιμών που δηλώνουν την αλληλουχία επίσκεψης των επιλεγμένων σημείων. Συνεπώς, για να εφαρμοστεί ο συγκεκριμένος αλγόριθμος στη βελτιστοποίηση του *CTOP*, προτείνεται η χρήση μίας μεθόδου χαρτογράφησης των λύσεων από το διακριτό στο συνεχή χώρο και αντίστροφα, η οποία δηλώνεται ως Συσχέτιση Αποστάσεων (Distance Related (*DR*)). Η μέθοδος κωδικοποίησης/αποκωδικοποίησης *DR* βασίζεται στην Ευκλείδεια Απόσταση μεταξύ των σημείων κάθε διαδρομής, έτσι η διακριτή αλληλουχία αντιστοιχείται από συνεχείς τιμές και βάση αυτών πραγματοποιείται η διαδικασία της μετάλλαξης. Η προτεινόμενη αλγοριθμική μέθοδος ονομάζεται αλγόριθμος της Διαφορικής Εξέλιξης Σχετιζόμενη με τις Αποστάσεις (Distance Related Differential Evolution (*DRDE*)) και περιέχει ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές μεθόδους κατασκευής αρχικών λύσεων και βελτίωσης τους. Τα αποτελέσματα της μεθόδου *DRDE* συγκρίθηκαν με τις βέλτιστες τιμές των παραδειγμάτων αναφοράς της βιβλιογραφίας, αναδεικνύοντας την αποτελεσματικότητα και ανταγωνιστικότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Στη συνέχεια, εξετάστηκε η εφαρμογή του προβλήματος *PCVRP* στο σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, το οποίο αφορά στην ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυθείσας απόστασης και του σταθερού κόστους του ταξιδιού και μεγιστοποίηση της ικανοποίησης του χρήστη. Συγκριτικά με το *CTOP*, η συνολική διανυθείσα απόσταση δεν αποτελεί περιορισμό αλλά κριτήριο βελτιστοποίησης, ενώ προστίθεται και η ανάγκη κάλυψης ενός ελάχιστα απαιτούμενου επίπεδου ζήτησης, το οποίο διασφαλίζει ότι θα καλυφθεί ένα αξιόλογο ποσοστό του συνόλου των διαθέσιμων *POI*. Για την αλγοριθμική βελτιστοποίηση του συγκεκριμένου προβλήματος προτείνεται ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες (Firefly Algorithm based on Coordinates (*FACR*)) που βασίζεται στον κλασσικό Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας (*FA*) αλλά περιέχει ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές τεχνικές για την κατασκευή και την βελτίωση των λύσεων του *PCVRP*. Ο κλασσικός αλγόριθμος *FA* έχει σχεδιαστεί για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων συνεχών μεταβλητών, για αυτό το λόγο, όπως και στην προηγούμενη περίπτωση του *DE*, προτείνεται μία νέα μέθοδος χαρτογράφησης των λύσεων στο συνεχή χώρο, η οποία δηλώνεται ως Συσχέτιση Συντεταγμένων (Coordinates Related (*CR*)). Η μέθοδος *CR* κάνει χρήση των καρτεσιανών συντεταγμένων κάθε σημείου που ανήκει στο εκάστοτε εξεταζόμενο διάνυσμα λύσης και η αποκωδικοποίηση των ενημερωμένων συντεταγμένων (μετά την εφαρμογή της εξίσωσης μετατόπισης του *FA*) βασίζεται στην

αναζήτηση υπαρκτού σημείου στο χώρο λύσεων, κοντά στα νοητά σημεία που δημιουργούνται, αναζητώντας μόνο όμως προς μία κατεύθυνση, κατά τον άξονα $-x$ ή κατά τον άξονα $-y$. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος *FACR* συγκρίνεται στην επίλυση των παραδειγμάτων αναφοράς της βιβλιογραφίας του *PCVRP*, με τον προτεινόμενο *DRDE*, του οποίου και υπερισχύει.

Στις παραπάνω περιπτώσεις, θεωρείται ότι ο χρήστης δεν επεμβαίνει στη διαδικασία βελτιστοποίησης, το οποίο δεν επηρεάζει το αποτέλεσμα όταν εξετάζονται προβλήματα δρομολόγησης μίας αντικειμενικής συνάρτησης. Στην περίπτωση όμως, που ο χρήστης εξετάζει παράλληλα διαφορετικά ή αντικρουόμενα κριτήρια σχεδιασμού των τουριστικών διαδρομών του, γίνεται χρήση πολυ-αντικειμενικών προβλημάτων, όπως το Πολυ-αντικειμενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου (Multi-Objective Prize-Collecting Vehicle Routing Problem (*MO – PCVRP*)). Η επίλυση τέτοιων προβλημάτων δεν οδηγεί σε μία μοναδική βέλτιστη λύση, αλλά σε ένα υποσύνολο των καλύτερων λύσεων που δεν μπορούν να συγκριθούν μεταξύ τους, σύμφωνα με τη λογική της κατά *Pareto* βελτιστοποίησης. Έτσι, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει ανάμεσα στις καλύτερες λύσεις, αυτή που ταιριάζει περισσότερο στις εκάστοτε επιθυμίες του. Όμως, προκειμένου να αποκτηθούν *Pareto* λύσεις που να ικανοποιούν καλύτερα τον χρήστη, στη παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνεται μία μέθοδος αλληλεπιδραστικής πολυκριτήριας βελτιστοποίησης, όπου ο απλός χρήστης μετατρέπεται σε αποφασίζοντα και καθοδηγεί ο ίδιος τη διαδικασία βελτιστοποίησης ανάλογα με τις προτιμήσεις του. Συγκεκριμένα, προτείνεται ένα αλληλεπιδραστικό πλαίσιο που βασίζεται στον προτεινόμενο Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας με Καθοδήγηση Προτιμήσεων (Preference-Guided Firefly Algorithm (*PGFA*)), ο οποίος βασίζεται στον προτεινόμενο *FACR*. Ο αποφασίζοντας τροφοδοτεί το αλγοριθμικό πλαίσιο με παραδείγματα αποφάσεων, ταξινομώντας ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο μη-κυριαχούμενων μεταξύ τους λύσεων, δηλώντας έτσι την προτίμηση του και στα αντίστοιχα κριτήρια βελτιστοποίησης (απόσταση, κόστος, ικανοποίηση). Η ταξινόμηση αυτή χρησιμοποιείται από τη μέθοδο *UTASTAR*, η οποία αποδίδει μία αντιπροσωπευτική συνάρτηση αξίας για την αξιολόγηση των λύσεων, βάση των προτιμήσεων του αποφασίζοντα. Τα υπολογιστικά πειράματα, έδειξαν ότι η προτεινόμενη αλληλεπιδραστική μέθοδος κατευθύνει επιτυχώς την αναζήτηση στο χώρο λύσεων σύμφωνα με τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα.

Τέλος, μελετήθηκε και το σενάριο σχεδιασμού τουριστικών διαδρομών για μία ομάδα ατόμων, θεωρώντας ότι τα μέλη της έχουν διαφορετικές ή αντικρουόμενες προτιμήσεις, όμως επιθυμούν να ταξιδέψουν μαζί. Στη παρούσα διατριβή προτείνεται η χρήση μίας μεθόδου που ενσωματώνει στοιχεία της Θεωρίας Παιγνίων

και της αλγοριθμικής βελτιστοποίησης, με στόχο την πρόταση τουριστικών διαδρομών που να καλύπτουν τις διαφορετικές προτιμήσεις και να ικανοποιούνται όλα τα μέλη της ομάδας. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται η επαναληπτική προσομοίωση του παιγνίου n -Ατόμων Μάχη των Φύλων (n -Person Battle of the Sexes ($n - BOS$)), προσομοιώνοντας (μέσω πρακτόρων) την αλληλεπίδραση των μελών της ομάδας τουριστών καθώς προσπαθούν να επιτύχουν μία ομόφωνη απόφαση σχετικά με τα $POIs$ που θα επισκεφθούν, καταλήγοντας σε ένα διάνυσμα συλλογικής απόφασης. Ενώ, η διαδρομή με τα σημεία ενδιαφέροντος προκύπτει από την επίλυση του προτεινόμενου Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Συλλογής Βραβείου n Ατόμων (n -Person Prize-Collecting Vehicle Routing Problem ($n - PCVRP$)), το οποίο βασίζεται στην κλασσική μοντελοποίηση του $PCVRP$, όμως περιλαμβάνει στη μοντελοποίηση του το αποτέλεσμα της προσομοίωσης, δηλαδή το διάνυσμα της συλλογικής απόφασης και βάση αυτού ορίζονται και οι παράμετροι των περιορισμών του. Το διάνυσμα απόφασης εκφράζει ποια σημεία η ομάδα έχει επιλέξει να επισκεφθεί και ποια όχι, όμως, είναι πιθανόν για συγκεκριμένα σημεία να μην έχει ληφθεί ομόφωνη απόφαση, τα οποία δεν εξαιρούνται από τη διαδικασία βελτιστοποίησης, αλλά μάλιστα χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία πιο αποδοτικών διαδρομών. Έτσι, το τελικό σύνολο των $POIs$ που θα επισκεφθούν προκύπτει και από την προσομοίωση του παιγνίου και από τη διαδικασία βελτιστοποίησης, ενώ η αλληλουχία των επισκέψεων προκύπτει από την επίλυση του $n - PCVRP$ μέσω του ειδικά σχεδιασμένου Αλγόριθμου της Πυγολαμπίδας βασισμένος στις Συντεταγμένες και Αποστάσεις (Firefly Algorithm based on Coordinates and Distance ($FACRD$)). Σε αυτό το αλγοριθμικό πλαίσιο ενσωματώνονται ειδικά σχεδιασμένες ευρετικές τεχνικές κατασκευής και βελτίωσης των λύσεων, ενώ χρησιμοποιείται μία νέα μέθοδος κωδικοποίησης/αποκωδικοποίησης, η Συσχέτιση Συντεταγμένων και Αποστάσεων (Coordinates and Distance Related (CRD)), που συνδυάζει τις καρτεσιανές συντεταγμένες των σημείων και τη μεταξύ τους Ευκλείδεια Απόσταση. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος αποδίδει εφικτές και αποτελεσματικές λύσεις που συνάδουν με τις προτιμήσεις της ομάδας. Ακόμα, συγκρίναμε τα αποτελέσματα του στην επίλυση παραδειγμάτων αναφοράς, με αυτά που απέδωσαν άλλοι μεθευρετικοί αλγόριθμοι, εμπλουτισμένοι με τις ίδιες μεθόδους κατασκευής αρχικών λύσεων, τοπικής αναζήτησης και κωδικοποίησης/αποκωδικοποίησης (CRD), που εμπεριέχονται στον προτεινόμενο αλγόριθμο $FACRD$. Η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου και την ύπαρξη σημαντικών διαφορών μεταξύ της απόδοσης του και του καθενός από τους άλλους εξεταζόμενους αλγόριθμους.

Προκειμένου να διευρύνουμε το ερευνητικό έργο που παρουσιάζεται στην παρούσα διδακτορική διατριβή, προτείνονται οι εξής μελλοντικοί στόχοι:

- Τα δρομολόγια που προτείνονται σε κάθε ένα από τα εξεταζόμενα σενάρια, προσομοιώνουν πεζούς περιπάτους, ενδιαφέρον όμως παρουσιάζει η ενσωμάτωση διαφορετικών μέσων μετακίνησης, και ο συγχρονισμός των επισκέψεων στα σημεία ενδιαφέροντος βάση των αντίστοιχων δρομολογίων που αφορούν μέσα μαζικής μεταφοράς.
- Επιπλέον, τα προβλήματα που εξετάστηκαν για να προσομοιώσουν το σχεδιασμό τουριστικών διαδρομών, θα μπορούσαν να εμπλουτιστούν, περιέχοντας επιπλέον χαρακτηριστικά των σημείων και τον τρόπο με τον οποίο επηρεάζουν τη δρομολόγηση. Για παράδειγμα, η χρήση των χρονικών παραθύρων των σημείων αντιστοιχεί στο ωράριο λειτουργίας τους.
- Σημαντική είναι και η ενσωμάτωση δεδομένων που ανανεώνονται σε πραγματικό χρόνο, όπως είναι το επίπεδο συνωστισμού ή πληρότητας στα σημεία ενδιαφέροντος, το οποίο μπορεί να αποτρέπει έναν χρήστη από την επίσκεψη του.
- Σε ότι αφορά τη χρήση της αλληλεπιδραστικής μεθόδου, η αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου πλαισίου αποδεικνύεται πειραματικά σενάρια με βάση τις προτιμησιακές πληροφορίες που δίνονται από ένα υποθετικό αποφασίζοντα. Συνεπώς, η προτεινόμενη μέθοδος θα μπορούσε να εξελιχθεί σε πρωτότυπη εφαρμογή, λαμβάνοντας πληροφορίες από πραγματικούς χρήστες, οι οποίοι θα μπορούσαν να αξιολογήσουν τα αποτελέσματα της.
- Τέλος, σχετικά με την πρόταση τουριστικών διαδρομών ενσωματώνοντας τις διαφορετικές προτιμήσεις των μελών μίας ομάδας, η παιγνιο-θεωρητική προσέγγιση που προτείνουμε θα μπορούσε να δοκιμαστεί σε σύγκριση με μεθόδους διαπραγμάτευσης πραγματικών χρηστών, σε πραγματικά δεδομένα, για να μετρηθεί η ικανότητά της να παρέχει ικανοποιητικές λύσεις για όλα τα μέλη της ομάδας.

Βιβλιογραφία

- [1] P. Vansteenwegen, D. Van Oudheusden, The mobile tourist guide: an OR opportunity, *OR insight* 20 (2007) 21–27.
- [2] P. Toth, D. Vigo, *The vehicle routing problem*, SIAM, 2002.
- [3] D. Gavalas, C. Konstantopoulos, K. Mastakas, G. Pantziou, A survey on algorithmic approaches for solving tourist trip design problems, *Journal of Heuristics* 20 (2014) 291–328.
- [4] S. García, A. Fernández, J. Luengo, F. Herrera, Advanced nonparametric tests for multiple comparisons in the design of experiments in computational intelligence and data mining: Experimental analysis of power, *Information Sciences* 180 (2010) 2044–2064.
- [5] D. Feillet, P. Dejax, M. Gendreau, Traveling salesman problems with profits, *Transportation science* 39 (2005) 188–205.
- [6] B. L. Golden, L. Levy, R. Vohra, The orienteering problem, *Naval Research Logistics (NRL)* 34 (1987) 307–318.
- [7] A. Gunawan, H. C. Lau, P. Vansteenwegen, Orienteering problem: A survey of recent variants, solution approaches and applications, *European Journal of Operational Research* 255 (2016) 315–332.
- [8] G. Righini, M. Salani, Decremental state space relaxation strategies and initialization heuristics for solving the orienteering problem with time windows with dynamic programming, *Computers & operations research* 36 (2009) 1191–1203.
- [9] F. V. Fomin, A. Lingas, Approximation algorithms for time-dependent orienteering, *Information Processing Letters* 83 (2002) 57–62.
- [10] M. Gendreau, G. Laporte, F. Semet, A branch-and-cut algorithm for the undirected selective traveling salesman problem, *Networks: An International Journal* 32 (1998) 263–273.

- [11] G. Erdogan, G. Laporte, The orienteering problem with variable profits, *Networks* 61 (2013) 104–116.
- [12] A. Divsalar, P. Vansteenwegen, D. Cattrysse, A variable neighborhood search method for the orienteering problem with hotel selection, *International Journal of Production Economics* 145 (2013) 150–160.
- [13] T. Ilhan, S. M. Iravani, M. S. Daskin, The orienteering problem with stochastic profits, *Iie Transactions* 40 (2008) 406–421.
- [14] A. M. Campbell, M. Gendreau, B. W. Thomas, The orienteering problem with stochastic travel and service times, *Annals of Operations Research* 186 (2011) 61–81.
- [15] C. Archetti, A. Hertz, M. G. Speranza, Metaheuristics for the team orienteering problem, *Journal of Heuristics* 13 (2007) 49–76.
- [16] C. Archetti, M. G. Speranza, D. Vigo, Chapter 10: Vehicle routing problems with profits, in: *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*, Second Edition, SIAM, 2014, pp. 273–297.
- [17] F. Stavropoulou, P. P. Repoussis, C. D. Tarantilis, The vehicle routing problem with profits and consistency constraints, *European Journal of Operational Research* 274 (2019) 340–356.
- [18] I.-M. Chao, B. L. Golden, E. A. Wasil, The team orienteering problem, *European journal of operational research* 88 (1996) 464–474.
- [19] L. Tang, X. Wang, Iterated local search algorithm based on very large-scale neighborhood for prize-collecting vehicle routing problem, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 29 (2006) 1246–1258.
- [20] C. Archetti, D. Feillet, A. Hertz, M. G. Speranza, The capacitated team orienteering and profitable tour problems, *Journal of the Operational Research Society* 60 (2009) 831–842.
- [21] W. Souffriau, P. Vansteenwegen, J. Vertommen, G. V. Berghe, D. V. Oudheusden, A personalized tourist trip design algorithm for mobile tourist guides, *Applied Artificial Intelligence* 22 (2008) 964–985.
- [22] P. Vansteenwegen, Planning in tourism and public transportation, Ph.D. thesis, Springer, 2009.
- [23] F. Tricoire, M. Romauch, K. F. Doerner, R. F. Hartl, Heuristics for the multi-period orienteering problem with multiple time windows, *Computers & Operations Research* 37 (2010) 351–367.

- [24] A. Garcia, M. Linaza, O. Arbelaitz, P. Vansteenwegen, *Intelligent Routing System for a Personalised Electronic Tourist*, Springer; Wien New York, 2009.
- [25] K. Sylejmani, J. Dorn, N. Musliu, Planning the trip itinerary for tourist groups, *Information Technology & Tourism* 17 (2017) 275–314.
- [26] C. Archetti, N. Bianchessi, M. G. Speranza, The capacitated team orienteering problem with incomplete service, *Optimization letters* 7 (2013) 1405–1417.
- [27] C. Archetti, N. Bianchessi, M. G. Speranza, A. Hertz, The split delivery capacitated team orienteering problem, *Networks* 63 (2014) 16–33.
- [28] C. Archetti, N. Bianchessi, M. G. Speranza, Optimal solutions for routing problems with profits, *Discrete Applied Mathematics* 161 (2013) 547–557.
- [29] C. D. Tarantilis, F. Stavropoulou, P. P. Repoussis, The capacitated team orienteering problem: a bi-level filter-and-fan method, *European Journal of Operational Research* 224 (2013) 65–78.
- [30] Z. Luo, B. Cheang, A. Lim, W. Zhu, An adaptive ejection pool with toggle-rule diversification approach for the capacitated team orienteering problem, *European Journal of Operational Research* 229 (2013) 673–682.
- [31] A. Ben-Said, R. El-Hajj, A. Moukrim, An adaptive heuristic for the capacitated team orienteering problem, *IFAC-PapersOnLine* 49 (2016) 1662–1666.
- [32] A. Ben-Said, R. El-Hajj, A. Moukrim, A variable space search heuristic for the capacitated team orienteering problem, *Journal of Heuristics* 25 (2019) 273–303.
- [33] T. Zhang, W. A. Chaovalitwongse, Y.-J. Zhang, P. M. Pardalos, The hot-rolling batch scheduling method based on the prize collecting vehicle routing problem, *Journal of Industrial and Management Optimization* 5 (2009) 749–765.
- [34] S. Jia, J. Yi, G. Yang, B. Du, J. Zhu, A multi-objective optimisation algorithm for the hot rolling batch scheduling problem, *International Journal of Production Research* 51 (2013) 667–681.
- [35] A. Tiwari, P.-C. Chang, G. Elangovan, S. P. Annadurai, A hybrid edge recombination approach to solve price collecting vehicle routing problem, in: *2015 International Conference on Control, Automation and Robotics, IEEE*, 2015, pp. 200–203.
- [36] A. Stenger, M. Schneider, D. Goeke, The prize-collecting vehicle routing problem with single and multiple depots and non-linear cost, *EURO Journal on Transportation and Logistics* 2 (2013) 57–87.

- [37] K. Li, H. Tian, A two-level self-adaptive variable neighborhood search algorithm for the prize-collecting vehicle routing problem, *Applied Soft Computing* 43 (2016) 469–479.
- [38] T. Bulhões, M. H. Ha, R. Martinelli, T. Vidal, The vehicle routing problem with service level constraints, *European Journal of Operational Research* 265 (2018) 544–558.
- [39] C. Orlics, D. Laganá, W. Dullaert, D. Vigo, Distribution with quality of service considerations: The capacitated routing problem with profits and service level requirements, *Omega* (2019) 102034.
- [40] J. Long, Z. Sun, P. M. Pardalos, Y. Hong, S. Zhang, C. Li, A hybrid multi-objective genetic local search algorithm for the prize-collecting vehicle routing problem, *Information Sciences* 478 (2019) 40–61.
- [41] C. E. Miller, A. W. Tucker, R. A. Zemlin, Integer programming formulation of traveling salesman problems, *Journal of the ACM (JACM)* 7 (1960) 326–329.
- [42] J. K. Lenstra, A. R. Kan, Complexity of vehicle routing and scheduling problems, *Networks* 11 (1981) 221–227.
- [43] C. Archetti, D. Feillet, M. Gendreau, M. G. Speranza, Complexity of the vrp and sdvrp, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 19 (2011) 741–750.
- [44] C. Blum, A. Roli, Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison, *ACM computing surveys (CSUR)* 35 (2003) 268–308.
- [45] E.-G. Talbi, *Metaheuristics: from design to implementation*, volume 74, John Wiley & Sons, 2009.
- [46] I. Fister Jr, X.-S. Yang, I. Fister, J. Brest, D. Fister, A brief review of nature-inspired algorithms for optimization, *arXiv preprint arXiv:1307.4186* (2013).
- [47] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Coloni, Ant system: optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 26 (1996) 29–41.
- [48] J. Kennedy, R. Eberhart, Particle swarm optimization, in: *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, volume 4, IEEE, 1995, pp. 1942–1948.
- [49] X.-S. Yang, Firefly algorithms for multimodal optimization, in: *International symposium on stochastic algorithms*, Springer, 2009, pp. 169–178.

- [50] X.-S. Yang, A new metaheuristic bat-inspired algorithm, in: *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)*, Springer, 2010, pp. 65–74.
- [51] J. H. Holland, Genetic algorithms, *Scientific american* 267 (1992) 66–73.
- [52] F. Neri, V. Tirronen, Recent advances in differential evolution: a survey and experimental analysis, *Artificial intelligence review* 33 (2010) 61–106.
- [53] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, S. Saryazdi, Gsa: a gravitational search algorithm, *Information sciences* 179 (2009) 2232–2248.
- [54] R. V. Rao, V. J. Savsani, D. Vakharia, Teaching–learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems, *Computer-Aided Design* 43 (2011) 303–315.
- [55] S. Mirjalili, Sca: a sine cosine algorithm for solving optimization problems, *Knowledge-based systems* 96 (2016) 120–133.
- [56] X.-S. Yang, Bat algorithm for multi-objective optimisation, *International Journal of Bio-Inspired Computation* 3 (2011) 267–274.
- [57] S. Akhtar, A. Ahmad, E. M. Abdel-Rahman, A metaheuristic bat-inspired algorithm for full body human pose estimation, in: *2012 Ninth Conference on Computer and Robot Vision, IEEE, 2012*, pp. 369–375.
- [58] S. Mishra, K. Shaw, D. Mishra, A new meta-heuristic bat inspired classification approach for microarray data, *Procedia Technology* 4 (2012) 802–806.
- [59] B. V. Rao, G. N. Kumar, Optimal power flow by bat search algorithm for generation reallocation with unified power flow controller, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 68 (2015) 81–88.
- [60] P. Suárez, A. Iglesias, A. Gálvez, Make robots be bats: specializing robotic swarms to the bat algorithm, *Swarm and Evolutionary Computation* 44 (2019) 113–129.
- [61] G. Wang, L. Guo, A novel hybrid bat algorithm with harmony search for global numerical optimization, *Journal of Applied Mathematics* 2013 (2013).
- [62] M. Shehab, A. T. Khader, M. Laouchedi, O. A. Alomari, Hybridizing cuckoo search algorithm with bat algorithm for global numerical optimization, *The Journal of Supercomputing* 75 (2019) 2395–2422.
- [63] Z. Cui, F. Li, W. Zhang, Bat algorithm with principal component analysis, *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 10 (2019) 603–622.

- [64] Y. Wang, P. Wang, J. Zhang, Z. Cui, X. Cai, W. Zhang, J. Chen, A novel bat algorithm with multiple strategies coupling for numerical optimization, *Mathematics* 7 (2019) 135.
- [65] S. U. Umar, T. A. Rashid, Critical analysis: bat algorithm-based investigation and application on several domains, *World Journal of Engineering* (2021).
- [66] A. Taha, M. Hachimi, A. Moudden, Adapted bat algorithm for capacitated vehicle routing problem, *International Review on Computers and Software (IRECOS)* 10 (2015) 610–619.
- [67] Y. Zhou, Q. Luo, J. Xie, H. Zheng, A hybrid bat algorithm with path relinking for the capacitated vehicle routing problem, in: *Metaheuristics and Optimization in Civil Engineering*, Springer, 2016, pp. 255–276.
- [68] E. Osaba, X.-S. Yang, F. Diaz, P. Lopez-Garcia, R. Carballedo, An improved discrete bat algorithm for symmetric and asymmetric traveling salesman problems, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 48 (2016) 59–71.
- [69] Y. Saji, M. E. Riffi, A novel discrete bat algorithm for solving the travelling salesman problem, *Neural Computing and Applications* 27 (2016) 1853–1866.
- [70] A. Taha, M. Hachimi, A. Moudden, A discrete bat algorithm for the vehicle routing problem with time windows, in: *2017 International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)*, IEEE, 2017, pp. 65–70.
- [71] E. Osaba, R. Carballedo, X.-S. Yang, I. Fister Jr, P. Lopez-Garcia, J. Del Ser, On efficiently solving the vehicle routing problem with time windows using the bat algorithm with random reinsertion operators, in: *Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization*, Springer, 2018, pp. 69–89.
- [72] E. Osaba, X.-S. Yang, I. Fister Jr, J. Del Ser, P. Lopez-Garcia, A. J. Vazquez-Pardavila, A discrete and improved bat algorithm for solving a medical goods distribution problem with pharmacological waste collection, *Swarm and evolutionary computation* 44 (2019) 273–286.
- [73] R. Storn, K. Price, Minimizing the real functions of the icec'96 contest by differential evolution, in: *Proceedings of IEEE international conference on evolutionary computation*, IEEE, 1996, pp. 842–844.
- [74] R. Storn, K. Price, Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, *Journal of global optimization* 11 (1997) 341–359.

- [75] S. Das, S. S. Mullick, P. N. Suganthan, Recent advances in differential evolution—an updated survey, *Swarm and Evolutionary Computation* 27 (2016) 1–30.
- [76] M. Pant, H. Zaheer, L. Garcia-Hernandez, A. Abraham, et al., Differential evolution: a review of more than two decades of research, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 90 (2020) 103479.
- [77] L. Tang, Y. Dong, J. Liu, Differential evolution with an individual-dependent mechanism, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 19 (2014) 560–574.
- [78] Y. Wang, H.-X. Li, T. Huang, L. Li, Differential evolution based on covariance matrix learning and bimodal distribution parameter setting, *Applied Soft Computing* 18 (2014) 232–247.
- [79] A. K. Qin, P. N. Suganthan, Self-adaptive differential evolution algorithm for numerical optimization, in: *2005 IEEE congress on evolutionary computation*, volume 2, IEEE, 2005, pp. 1785–1791.
- [80] J. Brest, S. Greiner, B. Boskovic, M. Mernik, V. Zumer, Self-adapting control parameters in differential evolution: A comparative study on numerical benchmark problems, *IEEE transactions on evolutionary computation* 10 (2006) 646–657.
- [81] J. Zhang, A. C. Sanderson, Jade: adaptive differential evolution with optional external archive, *IEEE Transactions on evolutionary computation* 13 (2009) 945–958.
- [82] Y. Wang, Z. Cai, Q. Zhang, Differential evolution with composite trial vector generation strategies and control parameters, *IEEE transactions on evolutionary computation* 15 (2011) 55–66.
- [83] R. Mallipeddi, P. N. Suganthan, Q.-K. Pan, M. F. Tasgetiren, Differential evolution algorithm with ensemble of parameters and mutation strategies, *Applied soft computing* 11 (2011) 1679–1696.
- [84] B. Mao, Z. Xie, Y. Wang, H. Handroos, H. Wu, S. Shi, A hybrid differential evolution and particle swarm optimization algorithm for numerical kinematics solution of remote maintenance manipulators, *Fusion Engineering and Design* 124 (2017) 587–590.
- [85] Y. Li, S. Wang, Differential evolution algorithm with elite archive and mutation strategies collaboration, *Artificial Intelligence Review* (2019) 1–46.

- [86] S. Das, A. Konar, Automatic image pixel clustering with an improved differential evolution, *Applied Soft Computing* 9 (2009) 226–236.
- [87] U. Maulik, I. Saha, Modified differential evolution based fuzzy clustering for pixel classification in remote sensing imagery, *Pattern Recognition* 42 (2009) 2135–2149.
- [88] G. Y. Yang, Z. Y. Dong, K. P. Wong, A modified differential evolution algorithm with fitness sharing for power system planning, *IEEE Transactions on Power Systems* 23 (2008) 514–522.
- [89] J.-X. Du, D.-S. Huang, X.-F. Wang, X. Gu, Shape recognition based on neural networks trained by differential evolution algorithm, *Neurocomputing* 70 (2007) 896–903.
- [90] B. Babu, R. Angira, Modified differential evolution (mde) for optimization of non-linear chemical processes, *Computers & chemical engineering* 30 (2006) 989–1002.
- [91] M. Marinaki, Y. Marinakis, G. E. Stavroulakis, Fuzzy control optimized by a multi-objective differential evolution algorithm for vibration suppression of smart structures, *Computers & Structures* 147 (2015) 126–137.
- [92] P. Krömer, A. Abraham, V. Snášel, E. Berhan, D. Kitaw, On the differential evolution for vehicle routing problem, in: *2013 International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPar)*, IEEE, 2013, pp. 384–389.
- [93] B. E. Teoh, S. G. Ponnambalam, G. Kanagaraj, Differential evolution algorithm with local search for capacitated vehicle routing problem, *International Journal of Bio-Inspired Computation* 7 (2015) 321–342.
- [94] L. Song, Y. Dong, An improved differential evolution algorithm with local search for capacitated vehicle routing problem, in: *2018 tenth international conference on advanced computational intelligence (ICACI)*, IEEE, 2018, pp. 801–806.
- [95] C. Erbao, L. Mingyong, A hybrid differential evolution algorithm to vehicle routing problem with fuzzy demands, *Journal of computational and applied mathematics* 231 (2009) 302–310.
- [96] L. Mingyong, C. Erbao, An improved differential evolution algorithm for vehicle routing problem with simultaneous pickups and deliveries and time windows, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 23 (2010) 188–195.

- [97] Y. Marinakis, M. Marinaki, P. Spanou, A memetic differential evolution algorithm for the vehicle routing problem with stochastic demands, in: *Adaptation and hybridization in computational intelligence*, Springer, 2015, pp. 185–204.
- [98] K. Sethanan, T. Jamrus, Hybrid differential evolution algorithm and genetic operator for multi-trip vehicle routing problem with backhauls and heterogeneous fleet in the beverage logistics industry, *Computers & Industrial Engineering* 146 (2020) 106571.
- [99] S. Das, P. N. Suganthan, Differential evolution: A survey of the state-of-the-art, *IEEE transactions on evolutionary computation* 15 (2010) 4–31.
- [100] D. Singh, R. Shukla, Development of firefly algorithm interface for parameter optimization of electrochemical-based machining processes, in: *Applications of Firefly Algorithm and its Variants*, Springer, 2020, pp. 29–52.
- [101] J. Senthilnath, S. Omkar, V. Mani, Clustering using firefly algorithm: performance study, *Swarm and Evolutionary Computation* 1 (2011) 164–171.
- [102] J. Kotia, R. Bharti, A. Kotwal, R. Mangrulkar, Application of firefly algorithm for face recognition, in: *Applications of Firefly Algorithm and its Variants*, Springer, 2020, pp. 147–171.
- [103] L. A. Sherly, T. Jaya, Improved firefly algorithm-based optimized convolution neural network for scene character recognition, *Signal, Image and Video Processing* (2021) 1–9.
- [104] N. Dey, J. Chaki, L. Moraru, S. Fong, X.-S. Yang, Firefly algorithm and its variants in digital image processing: A comprehensive review, *Applications of firefly algorithm and its variants* (2020) 1–28.
- [105] H. Liu, Z. Cai, Y. Wang, Hybridizing particle swarm optimization with differential evolution for constrained numerical and engineering optimization, *Applied Soft Computing* 10 (2010) 629–640.
- [106] H. Pakdel, R. Fotuhi, A firefly algorithm for power management in wireless sensor networks (wsns), *The Journal of Supercomputing* (2021) 1–22.
- [107] M. Sayadi, R. Ramezani, N. Ghaffari-Nasab, A discrete firefly meta-heuristic with local search for makespan minimization in permutation flow shop scheduling problems, *International Journal of Industrial Engineering Computations* 1 (2010) 1–10.

- [108] S. Carbas, Enhanced firefly algorithm for optimum steel construction design, in: *Applications of Firefly Algorithm and its Variants*, Springer, 2020, pp. 119–146.
- [109] D. Kumar, B. R. Gandhi, R. K. Bhattacharjya, Firefly algorithm and its applications in engineering optimization, in: *Nature-Inspired Methods for Meta-heuristics Optimization*, Springer, 2020, pp. 93–103.
- [110] I. Fister, I. Fister Jr, X.-S. Yang, J. Brest, A comprehensive review of firefly algorithms, *Swarm and Evolutionary Computation* 13 (2013) 34–46.
- [111] X.-S. Yang, X. He, Firefly algorithm: recent advances and applications, *arXiv:1308.3898* (2013).
- [112] S. L. Tilahun, J. M. T. Ngnotchouye, Firefly algorithm for discrete optimization problems: A survey, *KSCE Journal of civil Engineering* 21 (2017) 535–545.
- [113] T. B. Chandrawati, R. F. Sari, A review of firefly algorithms for path planning, vehicle routing and traveling salesman problems, in: *2018 2nd International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICon EEI)*, IEEE, 2018, pp. 30–35.
- [114] R. Goel, R. Maini, A hybrid of ant colony and firefly algorithms (hafa) for solving vehicle routing problems, *Journal of Computational Science* 25 (2018) 28–37.
- [115] A. M. Altabeeb, A. M. Mohsen, A. Ghallab, An improved hybrid firefly algorithm for capacitated vehicle routing problem, *Applied Soft Computing* 84 (2019) 105728.
- [116] F. Pan, C. Ye, K. Wang, J. Cao, Research on the vehicle routing problem with time windows using firefly algorithm., *JCP* 8 (2013) 2256–2261.
- [117] M. Alinaghian, M. Naderipour, A novel comprehensive macroscopic model for time-dependent vehicle routing problem with multi-alternative graph to reduce fuel consumption: A case study, *Computers & Industrial Engineering* 99 (2016) 210–222.
- [118] E. Osaba, R. Carballedo, X.-S. Yang, F. Diaz, An evolutionary discrete firefly algorithm with novel operators for solving the vehicle routing problem with time windows, in: *Nature-inspired computation in engineering*, Springer, 2016, pp. 21–41.

- [119] E. Osaba, X.-S. Yang, F. Diaz, E. Onieva, A. D. Masegosa, A. Perallos, A discrete firefly algorithm to solve a rich vehicle routing problem modelling a newspaper distribution system with recycling policy, *Soft Computing* 21 (2017) 5295–5308.
- [120] J. Li, T. Li, Y. Yu, Z. Zhang, P. M. Pardalos, Y. Zhang, Y. Ma, Discrete firefly algorithm with compound neighborhoods for asymmetric multi-depot vehicle routing problem in the maintenance of farm machinery, *Applied Soft Computing* 81 (2019) 105460.
- [121] D. Simić, I. Kovačević, V. Svirčević, S. Simić, Hybrid firefly model in routing heterogeneous fleet of vehicles in logistics distribution, *Logic Journal of the IGPL* 23 (2015) 521–532.
- [122] P.-P. Matthopoulos, S. Sofianopoulou, A firefly algorithm for the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem, *International Journal of Industrial and Systems Engineering* 33 (2019) 204–224.
- [123] X.-S. Yang, *Nature-inspired metaheuristic algorithms*, Luniver press, 2010.
- [124] Y. Marinakis, M. Marinaki, A. Migdalas, Particle swarm optimization for the vehicle routing problem: A survey and a comparative analysis, in: R. Marti, P. Pardalos, M. Resende (Eds.), *Handbook of Heuristics*, Springer International Publishing, 2018, pp. 1163–1196.
- [125] N. Jain, U. Nangia, J. Jain, A review of particle swarm optimization, *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B* 99 (2018) 407–411.
- [126] T. V. Sibalija, Particle swarm optimisation in designing parameters of manufacturing processes: A review (2008–2018), *Applied Soft Computing* 84 (2019) 105743.
- [127] A. Mittal, A. Pattnaik, A. Tomar, Different variants of particle swarm optimization algorithms and its application: A review, *Metaheuristic and Evolutionary Computation: Algorithms and Applications* (2021) 131–163.
- [128] A. Q. Badar, Different applications of pso, in: *Applying Particle Swarm Optimization*, Springer, 2021, pp. 191–208.
- [129] Y. Marinakis, M. Marinaki, A. Migdalas, A multi-adaptive particle swarm optimization for the vehicle routing problem with time windows, *Information Sciences* 481 (2019) 311–329.

- [130] J. Chen, J. Shi, A multi-compartment vehicle routing problem with time windows for urban distribution—a comparison study on particle swarm optimization algorithms, *Computers & Industrial Engineering* 133 (2019) 95–106.
- [131] R. El-Hajj, R. N. Guibadj, A. Moukrim, M. Serairi, A pso based algorithm with an efficient optimal split procedure for the multiperiod vehicle routing problem with profit, *Annals of Operations Research* 291 (2020) 281–316.
- [132] E. Pekel, Solving technician routing and scheduling problem using improved particle swarm optimization, *Soft Computing* 24 (2020) 19007–19015.
- [133] S. Muthuswamy, S. S. Lam, Discrete particle swarm optimization for the team orienteering problem, *Memetic Computing* 3 (2011) 287–303.
- [134] D.-C. Dang, R. N. Guibadj, A. Moukrim, An effective pso-inspired algorithm for the team orienteering problem, *European Journal of Operational Research* 229 (2013) 332–344.
- [135] J. Kennedy, R. Mendes, Population structure and particle swarm performance, in: *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600)*, volume 2, IEEE, 2002, pp. 1671–1676.
- [136] M. Clerc, J. Kennedy, The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space, *IEEE transactions on Evolutionary Computation* 6 (2002) 58–73.
- [137] R. V. Rao, V. J. Savsani, D. Vakharia, Teaching–learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems, *Information sciences* 183 (2012) 1–15.
- [138] F. Zou, D. Chen, Q. Xu, A survey of teaching–learning-based optimization, *Neurocomputing* 335 (2019) 366–383.
- [139] J. Nayak, B. Naik, G. Chandrasekhar, H. Behera, A survey on teaching–learning-based optimization algorithm: short journey from 2011 to 2017, in: *Computational Intelligence in Data Mining*, Springer, 2019, pp. 739–758.
- [140] R. Xue, Z. Wu, A survey of application and classification on teaching-learning-based optimization algorithm, *IEEE Access* 8 (2019) 1062–1079.
- [141] C. Wu, J. Zhao, Y. Feng, M. Lee, Solving discounted $\{0-1\}$ knapsack problems by a discrete hybrid teaching-learning-based optimization algorithm, *Applied Intelligence* (2020) 1–17.

- [142] A. K. Kashyap, A. Pandey, Optimized path planning for three-wheeled autonomous robot using teaching–learning-based optimization technique, in: *Advances in Materials and Manufacturing Engineering*, Springer, 2020, pp. 49–57.
- [143] V. Toğan, M. A. Eirgash, Time-cost trade-off optimization of construction projects using teaching learning based optimization, *KSCE Journal of Civil Engineering* 23 (2019) 10–20.
- [144] A. Naik, Use of teaching learning based optimization for data clustering, in: *Innovation in Electrical Power Engineering, Communication, and Computing Technology*, Springer, 2020, pp. 123–134.
- [145] H. Jin, Y. Wang, A fusion method for visible and infrared images based on contrast pyramid with teaching learning based optimization, *Infrared Physics & Technology* 64 (2014) 134–142.
- [146] J.-q. Li, Q.-k. Pan, K. Mao, A discrete teaching-learning-based optimisation algorithm for realistic flowshop rescheduling problems, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 37 (2015) 279–292.
- [147] W. Shao, D. Pi, Z. Shao, A hybrid discrete optimization algorithm based on teaching–probabilistic learning mechanism for no-wait flow shop scheduling, *Knowledge-Based Systems* 107 (2016) 219–234.
- [148] W. Shao, D. Pi, Z. Shao, A hybrid discrete teaching-learning based meta-heuristic for solving no-idle flow shop scheduling problem with total tardiness criterion, *Computers & Operations Research* 94 (2018) 89–105.
- [149] D. Chen, F. Zou, R. Lu, L. Yu, Z. Li, J. Wang, Multi-objective optimization of community detection using discrete teaching–learning-based optimization with decomposition, *Information Sciences* 369 (2016) 402–418.
- [150] A. El Ghazi, B. Ahiod, Energy efficient teaching-learning-based optimization for the discrete routing problem in wireless sensor networks, *Applied Intelligence* 48 (2018) 2755–2769.
- [151] A. Lotfipour, H. Afrakhte, A discrete teaching–learning-based optimization algorithm to solve distribution system reconfiguration in presence of distributed generation, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 82 (2016) 264–273.
- [152] K. Chaudhari, A. Thakkar, A comprehensive survey on travel recommender systems, *Archives of Computational Methods in Engineering* (2019) 1–27.

- [153] S. Renjith, A. Sreekumar, M. Jathavedan, An extensive study on the evolution of context-aware personalized travel recommender systems, *Information Processing & Management* 57 (2020) 102078.
- [154] A. Expósito, S. Mancini, J. Brito, J. A. Moreno, A fuzzy grasp for the tourist trip design with clustered pois, *Expert Systems with Applications* 127 (2019) 210–227.
- [155] I. Cenamor, T. de la Rosa, S. Núñez, D. Borrajo, Planning for tourism routes using social networks, *Expert Systems with Applications* 69 (2017) 1–9.
- [156] S. Kotiloglu, T. Lappas, K. Pelechrinis, P. Repoussis, Personalized multi-period tour recommendations, *Tourism Management* 62 (2017) 76–88.
- [157] C.-Y. Sun, A. J. Lee, Tour recommendations by mining photo sharing social media, *Decision Support Systems* 101 (2017) 28–39.
- [158] W. Zheng, Z. Liao, J. Qin, Using a four-step heuristic algorithm to design personalized day tour route within a tourist attraction, *Tourism Management* 62 (2017) 335–349.
- [159] L. Chen, L. Zhang, S. Cao, Z. Wu, J. Cao, Personalized itinerary recommendation: Deep and collaborative learning with textual information, *Expert Systems with Applications* 144 (2020) 113070.
- [160] K. H. Lim, J. Chan, S. Karunasekera, C. Leckie, Tour recommendation and trip planning using location-based social media: A survey, *Knowledge and Information Systems* 60 (2019) 1247–1275.
- [161] W. Zheng, H. Ji, C. Lin, W. Wang, B. Yu, Using a heuristic approach to design personalized urban tourism itineraries with hotel selection, *Tourism Management* 76 (2020) 103956.
- [162] I. De Falco, U. Scafuri, E. Tarantino, A multiobjective evolutionary algorithm for personalized tours in street networks, in: *European Conference on the Applications of Evolutionary Computation*, Springer, 2015, pp. 115–127.
- [163] Y. Mei, F. D. Salim, X. Li, Efficient meta-heuristics for the multi-objective time-dependent orienteering problem, *European Journal of Operational Research* 254 (2016) 443–457.
- [164] R. Martin-Moreno, M. A. Vega-Rodriguez, Multi-objective artificial bee colony algorithm applied to the bi-objective orienteering problem, *Knowledge-Based Systems* 154 (2018) 93–101.

- [165] C. Ntakolia, D. K. Iakovidis, A swarm intelligence graph-based pathfinding algorithm (sigpa) for multi-objective route planning, *Computers & Operations Research* 133 (2021) 105358.
- [166] B. Rodríguez, J. Molina, F. Pérez, R. Caballero, Interactive design of personalised tourism routes, *Tourism Management* 33 (2012) 926–940.
- [167] E. Tarantino, I. De Falco, U. Scafuri, A mobile personalized tourist guide and its user evaluation, *Information Technology & Tourism* 21 (2019) 413–455.
- [168] K. Deb, Multi-objective optimization, in: *Search methodologies*, Springer, 2014, pp. 403–449.
- [169] K. Miettinen, *Nonlinear multiobjective optimization*, volume 12, Springer Science & Business Media, 2012.
- [170] C.-L. Hwang, K. Yoon, Methods for multiple attribute decision making, in: *Multiple attribute decision making*, Springer, 1981, pp. 58–191.
- [171] H. Ishibuchi, N. Tsukamoto, Y. Nojima, Evolutionary many-objective optimization: A short review, in: *2008 IEEE congress on evolutionary computation (IEEE world congress on computational intelligence)*, IEEE, 2008, pp. 2419–2426.
- [172] K. Miettinen, F. Ruiz, A. P. Wierzbicki, Introduction to multiobjective optimization: interactive approaches, in: *Multiobjective optimization*, Springer, 2008, pp. 27–57.
- [173] L. Thiele, K. Miettinen, P. J. Korhonen, J. Molina, A preference-based evolutionary algorithm for multi-objective optimization, *Evolutionary Computation* 17 (2009) 411–436.
- [174] J. Branke, K. Deb, K. Miettinen, R. Slowiński, *Multiobjective optimization: Interactive and evolutionary approaches*, volume 5252, Springer Science & Business Media, 2008.
- [175] S. Bechikh, M. Kessentini, L. B. Said, K. Ghédira, Preference incorporation in evolutionary multiobjective optimization: A survey of the state-of-the-art, in: *Advances in Computers*, volume 98, Elsevier, 2015, pp. 141–207.
- [176] B. Xin, L. Chen, J. Chen, H. Ishibuchi, K. Hirota, B. Liu, Interactive multiobjective optimization: A review of the state-of-the-art, *IEEE Access* 6 (2018) 41256–41279.

- [177] O. I. Larichev, Cognitive validity in design of decision-aiding techniques, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 1 (1992) 127–138.
- [178] B. Roy, V. Mousseau, A theoretical framework for analysing the notion of relative importance of criteria, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 5 (1996) 145–159.
- [179] S. Greco, V. Mousseau, R. Słowiński, Ordinal regression revisited: multiple criteria ranking using a set of additive value functions, *European Journal of Operational Research* 191 (2008) 416–436.
- [180] R. Słowiński, S. Greco, B. Matarazzo, Axiomatization of utility, outranking and decision rule preference models for multiple-criteria classification problems under partial inconsistency with the dominance principle, *Control and Cybernetics* 31 (2002) 1005–1035.
- [181] K. Deb, J. Sundar, Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms, in: *Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, 2006, pp. 635–642.
- [182] A. P. Wierzbicki, A mathematical basis for satisficing decision making, *Mathematical modelling* 3 (1982) 391–405.
- [183] Y. Siskos, E. Grigoroudis, N. F. Matsatsinis, Uta methods, in: *Multiple criteria decision analysis*, Springer, 2016, pp. 315–362.
- [184] J. R. Figueira, S. Greco, V. Mousseau, R. Słowiński, Interactive multiobjective optimization using a set of additive value functions, in: *Multiobjective optimization*, Springer, 2008, pp. 97–119.
- [185] J. Branke, S. Greco, R. Słowiński, P. Zielniewicz, Learning value functions in interactive evolutionary multiobjective optimization, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 19 (2014) 88–102.
- [186] C. M. Fonseca, P. J. Fleming, et al., Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation discussion and generalization., in: *Icga*, volume 93, Citeseer, 1993, pp. 416–423.
- [187] S. Greco, B. Matarazzo, R. Slowinski, Rough sets theory for multicriteria decision analysis, *European journal of operational research* 129 (2001) 1–47.
- [188] S. Greco, B. Matarazzo, R. Słowiński, Interactive evolutionary multiobjective optimization using dominance-based rough set approach, in: *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, IEEE, 2010, pp. 1–8.

- [189] M. K. Tomczyk, M. Kadziński, Decomposition-based interactive evolutionary algorithm for multiple objective optimization, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* (2019).
- [190] U. K. Wickramasinghe, X. Li, Integrating user preferences with particle swarms for multi-objective optimization, in: *Proceedings of the 10th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, ACM, 2008, pp. 745–752.
- [191] R. Allmendinger, X. Li, J. Branke, Reference point-based particle swarm optimization using a steady-state approach, in: *Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning*, Springer, 2008, pp. 200–209.
- [192] K. Miettinen, Survey of methods to visualize alternatives in multiple criteria decision making problems, *OR spectrum* 36 (2014) 3–37.
- [193] T. Chugh, K. Sindhya, J. Hakanen, K. Miettinen, An interactive simple indicator-based evolutionary algorithm (i-sibea) for multiobjective optimization problems, in: *International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, 2015, pp. 277–291.
- [194] V. Mousseau, J. Figueira, L. Dias, C. G. da Silva, J. Climaco, Resolving inconsistencies among constraints on the parameters of an mcda model, *European Journal of Operational Research* 147 (2003) 72–93.
- [195] S. Greco, B. Matarazzo, R. Słowiński, Dominance-based rough set approach to interactive multiobjective optimization, in: *Multiobjective optimization*, Springer, 2008, pp. 121–155.
- [196] E. Jacquet-Lagrez, Y. Siskos, Preference disaggregation: 20 years of mcda experience, *European Journal of Operational Research* 130 (2001) 233–245.
- [197] M. Doumpos, C. Zopounidis, Preference disaggregation for multicriteria decision aiding: An overview and perspectives, in: *New Perspectives in Multiple Criteria Decision Making*, Springer, 2019, pp. 115–130.
- [198] R. L. Keeney, H. Raiffa, *Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs*, Cambridge University Press, 1993.
- [199] E. Jacquet-Lagrez, J. Siskos, Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the uta method, *European Journal of Operational Research* 10 (1982) 151–164.
- [200] Y. Siskos, D. Yannacopoulos, Utastar: An ordinal regression method for building additive value functions, *Investigação Operacional* 5 (1985) 39–53.

- [201] W. Souffriau, P. Vansteenwegen, G. Vanden Berghe, D. Van Oudheusden, The multiconstraint team orienteering problem with multiple time windows, *Transportation Science* 47 (2013) 53–63.
- [202] A. Anagnostopoulos, R. Atassi, L. Becchetti, A. Fazzone, F. Silvestri, Tour recommendation for groups, *Data Mining and Knowledge Discovery* 31 (2017) 1157–1188.
- [203] W. Zheng, Z. Liao, Using a heuristic approach to design personalized tour routes for heterogeneous tourist groups, *Tourism Management* 72 (2019) 313–325.
- [204] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, A. Gutiérrez, Recommender systems survey, *Knowledge-based systems* 46 (2013) 109–132.
- [205] J. Borràs, A. Moreno, A. Valls, Intelligent tourism recommender systems: A survey, *Expert Systems with Applications* 41 (2014) 7370–7389.
- [206] S. Dara, C. R. Chowdary, C. Kumar, A survey on group recommender systems, *Journal of Intelligent Information Systems* 54 (2020) 271–295.
- [207] C. Villavicencio, S. Schiaffino, J. A. Diaz-Pace, A. Monteserin, Group recommender systems: A multi-agent solution, *Knowledge-Based Systems* 164 (2019) 436–458.
- [208] L. A. M. C. Carvalho, H. T. Macedo, Users' satisfaction in recommendation systems for groups: an approach based on noncooperative games, in: *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, 2013, pp. 951–958.
- [209] M. A. Khan, Y. Sun, Non-cooperative games with many players, *Handbook of game theory with economic applications* 3 (2002) 1761–1808.
- [210] J. Nash, Non-cooperative games, *Annals of mathematics* (1951) 286–295.
- [211] H. Zhao, Q. Liu, Y. Ge, R. Kong, E. Chen, Group preference aggregation: A nash equilibrium approach, in: *2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining (ICDM)*, IEEE, 2016, pp. 679–688.
- [212] F. Bekius, S. Meijer, Selecting the right game concept for social simulation of real-world systems, in: *Advances in Social Simulation*, Springer, 2020, pp. 71–79.
- [213] J. Von Neumann, O. Morgenstern, *Theory of games and economic behavior*, Princeton university press, 2007.

- [214] P. Palafox-Alcantar, D. Hunt, C. Rogers, The complementary use of game theory for the circular economy: A review of waste management decision-making methods in civil engineering, *Waste Management* 102 (2020) 598–612.
- [215] M. A. Agi, S. Faramarzi-Oghani, Ö. Hazır, Game theory-based models in green supply chain management: a review of the literature, *International Journal of Production Research* 59 (2021) 4736–4755.
- [216] K. Staňková, J. S. Brown, W. S. Dalton, R. A. Gatenby, Optimizing cancer treatment using game theory: A review, *JAMA oncology* 5 (2019) 96–103.
- [217] M. Zhou, Y. Guan, M. Hayajneh, K. Niu, C. Abdallah, Game theory and machine learning in uavs-assisted wireless communication networks: A survey, *arXiv preprint arXiv:2108.03495* (2021).
- [218] J. Pawlick, E. Colbert, Q. Zhu, A game-theoretic taxonomy and survey of defensive deception for cybersecurity and privacy, *ACM Computing Surveys (CSUR)* 52 (2019) 1–28.
- [219] S. Abapour, M. Nazari-Heris, B. Mohammadi-Ivatloo, M. T. Hagh, Game theory approaches for the solution of power system problems: A comprehensive review, *Archives of Computational Methods in Engineering* 27 (2020) 81–103.
- [220] K. Fan, E. C. Hui, Evolutionary game theory analysis for understanding the decision-making mechanisms of governments and developers on green building incentives, *Building and Environment* 179 (2020) 106972.
- [221] M. K. Sohrabi, H. Azgomi, A survey on the combined use of optimization methods and game theory, *Archives of Computational Methods in Engineering* 27 (2020) 59–80.
- [222] T. Riechmann, Genetic algorithm learning and evolutionary games, *Journal of Economic Dynamics and Control* 25 (2001) 1019–1037.
- [223] C. Leboucher, H.-S. Shin, P. Siarry, S. Le Menec, R. Chelouah, A. Tsourdos, Convergence proof of an enhanced particle swarm optimisation method integrated with evolutionary game theory, *Information Sciences* 346 (2016) 389–411.
- [224] X. Wang, S. Lv, J. Quan, The evolution of cooperation in the prisoner's dilemma and the snowdrift game based on particle swarm optimization, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 482 (2017) 286–295.

- [225] L. Chunlin, L. Yanpei, L. Youlong, Z. Min, Collaborative content dissemination based on game theory in multimedia cloud, *Knowledge-Based Systems* 124 (2017) 1–15.
- [226] T. Roughgarden, Algorithmic game theory, *Communications of the ACM* 53 (2010) 78–86.
- [227] J. N. Webb, *Game theory: decisions, interaction and Evolution*, Springer Science & Business Media, 2007.
- [228] C. Daskalakis, A. Deckelbaum, A. Kim, Near-optimal no-regret algorithms for zero-sum games, in: *Proceedings of the twenty-second annual ACM-SIAM symposium on Discrete Algorithms*, SIAM, 2011, pp. 235–254.
- [229] P. Faliszewski, I. Rothe, J. Rothe, Noncooperative game theory, in: *Economics and Computation*, Springer, 2016, pp. 41–134.
- [230] R. D. Luce, H. Raiffa, et al., *Games and decisions: Introduction and critical survey*, volume 10, Dover Books on Mathematics, 1957.
- [231] E. F. Lau, C. Phillips, D. Poeppel, A cortical network for semantics:(de) constructing the n400, *Nature reviews neuroscience* 9 (2008) 920–933.
- [232] J. Zhao, M. N. Szilagyi, F. Szidarovszky, An n-person battle of sexes game, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 387 (2008) 3669–3677.
- [233] J. Zhao, M. N. Szilagyi, F. Szidarovszky, n-person battle of sexes games—a simulation study, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 387 (2008) 3678–3688.
- [234] M. N. Szilagyi, Investigation of n-person games by agent-based modeling, *Complex Systems* 21 (2012) 201–243.
- [235] F. Y. Vincent, A. P. Redi, C.-L. Yang, E. Ruskartina, B. Santosa, Symbiotic organisms search and two solution representations for solving the capacitated vehicle routing problem, *Applied Soft Computing* 52 (2017) 657–672.
- [236] W. Wang, B. Wu, Y. Zhao, D. Feng, Particle swarm optimization for open vehicle routing problem, in: *International Conference on Intelligent Computing*, Springer, 2006, pp. 999–1007.
- [237] G. Onwubolu, D. Davendra, Scheduling flow shops using differential evolution algorithm, *European Journal of Operational Research* 171 (2006) 674–692.
- [238] G. Clarke, J. W. Wright, Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points, *Operations research* 12 (1964) 568–581.

- [239] N. Christofides, The vehicle routing problem, Combinatorial optimization (1979).
- [240] K. Chandrasekaran, S. P. Simon, N. P. Padhy, Binary real coded firefly algorithm for solving unit commitment problem, Information Sciences 249 (2013) 67–84.
- [241] A. Baghlani, M. Makiabadi, M. Sarcheshmehpour, Discrete optimum design of truss structures by an improved firefly algorithm, Advances in Structural Engineering 17 (2014) 1517–1530.
- [242] A. Singh, S. Thapar, A. Bhatia, S. Singh, R. Goyal, Disk scheduling using a customized discrete firefly algorithm, Cogent Engineering 2 (2015) 1011929.
- [243] G. Ceyhan, M. Köksalan, B. Lokman, Finding a representative nondominated set for multi-objective mixed integer programs, European Journal of Operational Research 272 (2019) 61–77.
- [244] S. L. Chiu, Fuzzy model identification based on cluster estimation, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems 2 (1994) 267–278.
- [245] E. Zio, R. Bazzo, A clustering procedure for reducing the number of representative solutions in the pareto front of multiobjective optimization problems, European Journal of Operational Research 210 (2011) 624–634.
- [246] M. Kadziński, T. Tervonen, M. K. Tomczyk, R. Dekker, Evaluation of multi-objective optimization approaches for solving green supply chain design problems, Omega 68 (2017) 168–184.
- [247] M. Kadziński, M. K, R. Słowiński, Preference-based cone contraction algorithms for interactive evolutionary multiple objective optimization, Swarm and Evolutionary Computation 52 (2020) 100602.
- [248] M. G. Kendall, A new measure of rank correlation, Biometrika 30 (1938) 81–93.
- [249] R. Storn, K. Price, Differential evolution: A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces (icsi, usa, tech. rep. tr-95-012 (1995), 1995.
- [250] J. Derrac, S. García, D. Molina, F. Herrera, A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms, Swarm and Evolutionary Computation 1 (2011) 3–18.

-
- [251] J. Carrasco, S. García, M. Rueda, S. Das, F. Herrera, Recent trends in the use of statistical tests for comparing swarm and evolutionary computing algorithms: Practical guidelines and a critical review, *Swarm and Evolutionary Computation* 54 (2020) 100665.