

Πολυτεχνείο Κρήτης

Διδακτορική Διατριβή

Μοντελοποίηση και Αλγοριθμική  
Επίλυση του Προβλήματος  
Δρομολόγησης Συνδυασμού  
Επίγειων και Μη Στελεχωμένων  
Εναέριων Οχημάτων

Συγγραφέας:  
Νικόλαος Αντώνιος  
Κυριακάκης

Επιβλέπων:  
Δρ. Ιωάννης Μαρινάκης

Διδακτορική Διατριβή για την εκπλήρωση των κριτηρίων απόκτησης  
Διδακτορικού Διπλώματος

Εργαστήριο Σχεδιασμού & Ανάπτυξης Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων  
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης



Πολυτεχνείο  
Κρήτης

17 Δεκεμβρίου 2022



**ΕΛΙΔΕΚ.**  
Ελληνικό Ίδρυμα Έρευνας & Καινοτομίας

Η ερευνητική εργασία υποστηρίχτηκε από το Ελληνικό Ίδρυμα Έρευνας και Καινοτομίας (ΕΛ.ΙΔ.Ε.Κ) στο πλαίσιο της «3ης Προκήρυξης ΕΛ.ΙΔ.Ε.Κ. για Υποψήφιους/ες Διδάκτορες» (Αριθμός Υποτροφίας: 6334)

©Copyright Κυριακάκης Νικόλαος Αντώνιος  
Έτος 2023

Η διδακτορική διατριβή του Κυριακάκη Νικόλαου Αντώνιου με τίτλο «Μοντελοποίηση και Αλγοριθμική Επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης Συνδυασμού Επίγειων και Μη Στελεχωμένων Εναέριων Οχημάτων», εγκρίνεται από τα μέλη της επταμελούς επιτροπής:

Ιωάννης Μαρινάκης \_\_\_\_\_  
Καθηγητής, Πολυτεχνείο Κρήτης  
Επιβλέπων, Μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Νικόλαος Ματσατσίνης \_\_\_\_\_  
Ομότιμος Καθηγητής, Πολυτεχνείο Κρήτης  
Μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Αθανάσιος Μυγδαλάς \_\_\_\_\_  
Καθηγητής, Lulea Technical University  
Μέλος της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Γεώργιος Σταυρουλάκης \_\_\_\_\_  
Καθηγητής, Πολυτεχνείο Κρήτης

Βασίλειος Μουστάκης \_\_\_\_\_  
Καθηγητής, Πολυτεχνείο Κρήτης

Πάνος Μ. Παρδαλός \_\_\_\_\_  
Καθηγητής, University of Florida

Άγγελος Σιφαλέρας \_\_\_\_\_  
Καθηγητής, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας

*«The computing scientist's main challenge is not to get confused by the complexities of his own making.»*

- Edsger W. Dijkstra



## ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

## Περίληψη

Σχολή Μηχανικών Παραγωγής &amp; Διοίκησης

Διδακτορικό Δίπλωμα

**Μοντελοποίηση και Αλγοριθμική Επίλυση του Προβλήματος  
Δρομολόγησης Συνδυασμού Επίγειων και Μη Στελεχωμένων  
Εναέριων Οχημάτων**

Νικόλαος Αντώνιος Κυριακάκης

Οι σύγχρονες εφοδιαστικές αλυσίδες καλούνται να ανασχεδιάσουν τις διαδικασίες τους προκειμένου αυτές να εναρμονιστούν με τους περιβαλλοντικούς στόχους που πολλές χώρες έχουν θέσει για το εγγύς μέλλον. Ειδικότερα, στον τομέα των αστικών και περιαστικών μεταφορών, η μετάβαση στην ηλεκτροκίνηση αναμένεται να αναβαθμίσει σημαντικά την ποιότητα ζωής των κατοίκων των πόλεων. Ένας τύπος ηλεκτρικού οχήματος που έχει τη δυνατότητα να αλλάξει άρδην τις αστικές μεταφορές είναι τα Μη Στελεχωμένα Εναέρια Οχήματα (Unmanned Aerial Vehicles - UAV), γνωστά ως «drones». Η παρούσα διδακτορική διατριβή πραγματεύεται τη χρήση των UAV σε προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων που αφορούν ανθρωπιστικές και εμπορικές εφαρμογές. Συγκεκριμένα, μοντελοποιεί και επιλύει δύο προβλήματα όπου τα UAV χρησιμοποιούνται σε αποστολές έρευνας και διάσωσης, και δύο προβλήματα που αφορούν τη χρήση τους για τη μεταφορά εμπορευμάτων στον αστικό ιστό πόλεων.

Αρχικά παρουσιάζεται το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV που έχει εφαρμογή σε αποστολές έρευνας και διάσωσης. Οι αποστολές αυτές αποτελούν προβλήματα ελαχιστοποίησης του χρόνου που απαιτείται για την κάλυψη μιας περιοχής ενδιαφέροντος. Η προτεινόμενη μεθοδολογία μετατρέπει το πρόβλημα κάλυψης σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης UAV, ενσωματώνοντας σε αυτό τον αντικειμενικό στόχο της αποστολής και τους περιορισμούς που διέπουν την αυτονομία των UAV. Το δεύτερο πρόβλημα που προτείνεται για τη μοντελοποίηση σεναρίων έρευνας, είναι το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV. Σε αυτό λαμβάνεται υπόψη η κίνηση των αγνοουμένων εντός της περιοχής ενδιαφέροντος, επομένως αποτελεί ένα δυναμικό πρόβλημα βελτιστοποίησης. Στόχος του προβλήματος είναι η μεγιστοποίηση της αξίας των σημείων που καλύπτουν UAV, για το σύνολο του χρόνου που διαρκεί η έρευνα.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV, όπου αφορά εμπορικές εφαρμογές, με τους δύο τύπους ηλεκτρικών οχημάτων να λειτουργούν συνεργατικά προκειμένου να παρακάμψουν τις αδυναμίες τους και να προσφέρουν τα πλεονεκτήματά τους. Στόχος του προβλήματος είναι η ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας που απαιτείται για την παράδοση δεμάτων. Το δεύτερο πρόβλημα που προτείνεται σε αυτή την κατηγορία είναι το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις. Σε αυτό μοντελοποιούνται υπηρεσίες ταχυμεταφορών με χρήση UAV μεταξύ ιδιωτών και έχει εφαρμογή σε αγοραπωλησίες μέσω των μέσων κοινωνικής δικτύωσης. Στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της ενέργειας που απαιτείται για την εκτέλεση του μεταφορικού έργου.



# Βιογραφικό Σημείωμα

Ο Νικόλαος Αντώνιος Κυριακάκης είναι Διπλωματούχος Μηχανικός Παραγωγής και Διοίκησης, με μεταπτυχιακό δίπλωμα ειδίκευσης στην Επιχειρησιακή Έρευνα από τη Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης. Έχει εργαστεί στην Ελλάδα στα τμήματα αγορών και προμηθειών κορυφαίων εταιριών του κλάδου τους και στην Ολλανδία ως project manager. Ακαδημαϊκά, έχει εργαστεί ως εργαστηριακός βοηθός στη Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης για τα προπτυχιακά μαθήματα «Σχεδιασμός και Βελτιστοποίηση Εφοδιαστικής Αλυσίδας» και «Θεωρίας Παιγνίων». Είναι ακαδημαϊκός υπότροφος του Ελληνικού Ιδρύματος Έρευνας και Καινοτομίας, το οποίο χρηματοδότησε την εκπόνηση της παρούσας διδακτορικής διατριβής. Τα ερευνητικά του ενδιαφέροντα εστιάζουν σε προβλήματα δρομολόγησης με νέα μέσα μεταφοράς όπως ηλεκτρικά και αυτόνομα οχήματα, καθώς και σε μεθευρετικούς αλγορίθμους επίλυσης αυτών.

## Δημοσιεύσεις

- Nikolaos A. Kyriakakis, Magdalene Marinaki, Nikolaos Matsatsinis, Yannis Marinakis, Moving peak drone search problem: An online multi-swarm intelligence approach for UAV search operations, *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 66, 2021, 100956, ISSN 2210-6502, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100956>
- Nikolaos A. Kyriakakis, Magdalene Marinaki, Yannis Marinakis, A hybrid ant colony optimization-variable neighborhood descent approach for the cumulative capacitated vehicle routing problem, *Computers & Operations Research*, Volume 134, 2021, 105397, ISSN 0305-0548, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105397>.
- Nikolaos A. Kyriakakis, Ioannis Sevastopoulos, Magdalene Marinaki, Yannis Marinakis, A Hybrid Tabu Search - Variable Neighborhood Descent Algorithm for the Cumulative Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows, *Computers & Industrial Engineering*, Volume 164, 2021, 107868, ISSN 0360-8352, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107868>
- Nikolaos A. Kyriakakis, Magdalene Marinaki, Nikolaos Matsatsinis, Yannis Marinakis, A Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Routing Problem Approach for Humanitarian Coverage Path Planning, *European Journal of Operational Research*, Volume 300, Issue 3, 2022, 992-1004, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.09.008>
- Nikolaos A. Kyriakakis, Themistoklis Stamadianos, Magdalene Marinaki, Yannis Marinakis, The electric vehicle routing problem with drones: An energy minimization approach for aerial deliveries, *Cleaner Logistics and Supply Chain*, Volume 4, 2022, 100041, ISSN 2772-3909, <https://doi.org/10.1016/j.clscn.2022.100041>



## Ευχαριστίες

Δεν θα μπορούσα να μην ξεκινήσω ευχαριστώντας τον επιβλέποντα Καθηγητή μου Δρ. Ιωάννη Μαρινάκη και τη Δρ. Μαγδαληνή Μαρινάκη με τους οποίους η συνεργασία μας ξεκίνησε το 2012 για την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας σε προπτυχιακό επίπεδο και συνεχίστηκε σε μεταπτυχιακό επίπεδο έως τις αρχές του 2015. Μετά από ένα διάλειμμα σχεδόν πέντε ετών από το Ακαδημαϊκό περιβάλλον, στα τέλη του 2019 ανανεώσαμε τη συνεργασία μας με τη διδακτορική μου φοίτηση και ευελπιστώ η συνεργασία μας να συνεχιστεί και μετά από αυτή, για πολλά χρόνια ακόμα. Πέρα από το «μεγάλο ευχαριστώ» στον Δρ. Μαρινάκη για την επίβλεψη της διδακτορικής διατριβής, θέλω να πω ένα ακόμα μεγαλύτερο «ευχαριστώ» γιατί ως δάσκαλος και μέντορας μου, με ενέπνευσε να ασχοληθώ με το αντικείμενο της βελτιστοποίησης και με καθοδήγησε -και συνεχίζει να με καθοδηγεί- σε αυτό το όμορφο κυνήγι της γνώσης.

Ευχαριστώ τα μέλη της τριμελούς επιτροπής της διδακτορικής διατριβής, Καθηγητή Δρ. Νικόλαο Ματσατσίνη και Καθηγητή Δρ. Αθανάσιο Μυγδαλά. Στα πλαίσια της διδακτορικής μου φοίτησης είχα τη χαρά να παρακολουθήσω τα μαθήματα του Δρ. Ματσατσίνη στο αντικείμενο των Συστημάτων Λήψης Αποφάσεων και Λήψης Αποφάσεων σε Συστήματα Πολλαπλών Πρακτόρων. Οι συζητήσεις και οι συμβουλές του στα πλαίσια αυτών υπήρξαν καθοριστικές στη διαμόρφωση της παρούσας διατριβής και στο εύρος των εφαρμογών που μελετώνται σε αυτή. Ευχαριστώ τον Δρ. Μυγδαλά ιδιαίτερα για την πρώτη μου διεθνή ερευνητική προσπάθεια, στην οποία έχω τη χαρά να συνεργάζομαι με το διδακτορικό του φοιτητή Marduch Tadaros. Ευελπιστώ στο μέλλον να εντείνουμε αυτή τη συνεργασία με την ερευνητική ομάδα του Δρ. Μυγδαλά.

Ευχαριστώ τα μέλη της επταμελούς επιτροπής, Καθηγητή Δρ. Γεώργιο Σταυρουλάκη, Καθηγητή Δρ. Βασίλειο Μουστάκη, Καθηγητή Δρ. Πάνο Μ. Παρδαλό και Καθηγητή Δρ. Άγγελο Σιφαλέρα, για τον πολύτιμο χρόνο που διέθεσαν στη κρίση της παρούσας διατριβής και τα σχόλια τους, προκειμένου η διδακτορική μου διατριβή να ολοκληρωθεί με το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Αποτελεί τιμή μου η παρουσίαση των καρπών της έρευνάς των τριών τελευταίων ετών σε διακεκριμένα μέλη της Ακαδημαϊκής κοινότητας.

Θα ήθελα, επίσης, να ευχαριστήσω όλα τα μέλη του εργαστηρίου για τη συνεργασία τους και ιδιαίτερα τον Θεμιστοκλή Σταμαδιανό για τις εποικοδομητικές μας συζητήσεις.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου, που χωρίς τις θυσίες τους και την αμέριστη στήριξή τους τα τελευταία 32 χρόνια, δεν θα βρισκόμουν στη θέση που είμαι σήμερα και την Ελένη που χωρίς την υπομονή της, δε θα ήταν δυνατή μια τόσο παραγωγική ερευνητική τριετία.

Πέραν των γνώσεων που έλαβα όλα αυτά τα χρόνια στα τρία επίπεδα σπουδών μου, που ολοκληρώνονται με την εκπόνηση της παρούσας διδακτορικής διατριβής, το σημαντικότερο που διδάχθηκα και θα έχω εφόδιο για όλη μου τη ζωή είναι ο τρόπος αναζήτησης της γνώσης. Ευχαριστώ όλους που συνεισέφεραν σε αυτό. Αυτόν τον τρόπο σκέψης ελπίζω μια μέρα να μπορέσω να μεταλαμπαδεύσω με τη σειρά μου σε δικούς μου φοιτητές.



# Περιεχόμενα

<b>Περίληψη</b>	<b>vii</b>
<b>Βιογραφικό Σημείωμα</b>	<b>ix</b>
<b>Ευχαριστίες</b>	<b>xi</b>
<b>1 Εισαγωγή</b>	<b>1</b>
<b>2 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση</b>	<b>7</b>
2.1 Προβλήματα Δρομολόγησης Μη Στελεχωμένων Εναέριων Οχημάτων . .	7
2.1.1 Αποκλειστική Δρομολόγηση UAV . . . . .	13
2.1.2 Ένα-προς-Ένα Παραλαβές και Παραδόσεις . . . . .	14
2.1.3 Έρευνα και Διάσωση με UAV . . . . .	16
2.2 Προβλήματα Δρομολόγησης Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου . . . . .	19
<b>3 Το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV</b>	<b>23</b>
3.1 Εισαγωγή . . . . .	23
3.2 Διαφορές με Προσεγγίσεις της Βιβλιογραφίας . . . . .	24
3.3 Σενάριο προς μελέτη . . . . .	25
3.4 Μετατροπή σε Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV . . . . .	25
3.5 Μαθηματική Μοντελοποίηση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV . . . . .	27
3.5.1 Κόστος με «Min-sum» και «Min-max» κριτήρια . . . . .	28
3.6 Αλγοριθμική Επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης . . . . .	29
3.6.1 Διαδικασία Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης . . . . .	29
3.7 Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης . . . . .	31
3.7.1 Μηχανισμός Μνήμης . . . . .	31
3.7.2 Μηχανισμός Κατασκευής Λύσης . . . . .	32
3.7.3 Παράλληλη Υλοποίηση Αλγορίθμου . . . . .	35
3.7.4 Τοπική Αναζήτηση - Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου . . . . .	38
1-1 Αλλαγή . . . . .	39
Αλλαγή Διπλανών Κόμβων . . . . .	39
Αντιστροφή Εύρους . . . . .	40
1-0 Επανατοποθέτηση και 2-0 Επανατοποθέτηση . . . . .	40
1-1 Ανταλλαγή, 2-1 Ανταλλαγή, 2-2 Ανταλλαγή και 3-3 Ανταλλαγή . . . . .	41
3.8 Υπολογιστικά Αποτελέσματα . . . . .	41
3.8.1 Πειραματικά Δεδομένα . . . . .	41
3.8.2 Ρυθμίσεις Παραμέτρων . . . . .	42
3.8.3 Ανάλυση Ευαισθησίας της Παραμέτρου $a$ . . . . .	43
3.8.4 Αποτελέσματα Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας . . . . .	45

3.8.5	Αποτελέσματα Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV	46
3.8.6	Αποτελέσματα Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV με «Min-max» Κριτήριο Κόστους	50
3.9	Συμπεράσματα	53
<b>4</b>	<b>Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV</b>	<b>57</b>
4.1	Εισαγωγή	57
4.2	Το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών	60
4.3	Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV	61
4.3.1	Σενάριο προς Μελέτη	61
4.3.2	Μαθηματική Μοντελοποίηση	62
4.3.3	Διαφορές Μεταξύ Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών και Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV	64
4.4	Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών	66
4.4.1	Στρατηγική Διαφοροποίησης	67
4.4.2	Στρατηγική Εντατικοποίησης	67
4.4.3	Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων	69
4.4.4	Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας	70
4.4.5	Αναζήτηση του Κούκου	71
4.4.6	Βελτιστοποίηση Μαύρης Τρύπας	72
4.4.7	Βελτιστοποίηση Γκρίζου Λύκου	73
4.5	Υπολογιστικά Αποτελέσματα	74
4.5.1	Μέθοδος Αξιολόγησης	74
4.5.2	Ανάλυση Ευαισθησίας των Παραμέτρων	75
4.5.3	Αποτελέσματα Διαφορετικών Διατάξεων Σμήνους UAV	78
4.5.4	Αποτελέσματα Διαφορετικών Παραμέτρων Δυναμικού Περιβάλλοντος	79
4.5.5	Σύγκριση Αλγορίθμων	83
4.5.6	Υπολογιστική Πολυπλοκότητα	87
4.6	Συμπεράσματα	88
<b>5</b>	<b>Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV</b>	<b>91</b>
5.1	Εισαγωγή	91
5.2	Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV	94
5.2.1	Βάρος Φορτίου	94
5.2.2	Κόστος Ενέργειας	95
5.2.3	Παραδοχές	97
5.2.4	Μαθηματική Μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV	97
5.3	Ο Προτεινόμενος Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών	100
5.3.1	Βελτιστοποίηση Αποικίας Μυρμηγκιών	100
	Κατασκευή Λύσεων για τους ACS και MMAS	102
	Κανόνες Ενημέρωσης Φερομόνης	103
5.3.2	Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου	104
5.4	Υπολογιστικά Αποτελέσματα	105
5.4.1	Πειραματικά Δεδομένα	105
5.4.2	Ρυθμίσεις Παραμέτρων και Ανάλυση Ευαισθησίας	106

5.4.3	Αποτελέσματα Προβλήματος Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV	110
5.4.4	Στατιστική Σύγκριση Αλγορίθμων	111
5.4.5	Μελέτη Περίπτωσης σε Πρακτική Εφαρμογή	113
5.5	Συμπεράσματα	114
<b>6</b>	<b>Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις</b>	<b>119</b>
6.1	Εισαγωγή	119
6.2	Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις	121
6.2.1	Υπολογισμός Κόστους Ενέργειας	122
6.2.2	Παραδοχές	123
6.3	Μαθηματική Μοντελοποίηση του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις	123
6.4	Ο Προτεινόμενος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης/Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου	125
6.4.1	Κατασκευή Λύσης	126
6.4.2	Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου	127
6.5	Υπολογιστικά Αποτελέσματα	128
6.5.1	Ρυθμίσεις Παραμέτρων και Ανάλυση Ευαισθησίας	129
6.5.2	Αποτελέσματα EM-DRP-PD - Στόχος Ενέργειας	130
	Στατιστική Σύγκριση	132
6.5.3	Αποτελέσματα EM-DRP-PD - Στόχος Απόστασης	133
6.5.4	Σύγκριση Στόχων Ενέργειας και Απόστασης για το EM-DRP-PD	134
6.6	Συμπεράσματα	137
<b>7</b>	<b>Επίλογος</b>	<b>139</b>
	<b>Αναφορές</b>	<b>145</b>



# Κατάλογος σχημάτων

3.1	Λύση του <i>CUAVRP</i> μετά τη διακριτοποίηση της περιοχής ενδιαφέροντος	27
3.2	Λύσεις του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης <i>UAV</i> σε σενάριο βάσει του CTM1 με $d = 3$ (αριστερά) και βάσει του CMT11 με $d = 8$ (δεξιά).	42
3.3	Αποκλίσεις της καλύτερης λύσης σε σχέση με την <i>BKS</i> στα CMT παραδείγματα, για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου $a$ από τις τρεις στρατηγικές.	44
4.1	Επεξηγηματικό παράδειγμα του <i>MPDSP</i>	63
4.2	Το μέτρο «optimization accuracy» για διαφορετικούς συνδυασμούς παραμέτρων των αλγορίθμων	76
4.3	Το μέτρο «optimization accuracy» για διαφορετικούς συνδυασμούς παραμέτρων των αλγορίθμων	77
4.4	Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων σε σχέση με την παράμετρο $N$ των Διατάξεων 1 και 2	80
4.5	Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων σε σχέση με την παράμετρο $N$ των Διατάξεων 3 και 4	81
4.6	Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων, σε σχέση με τις παραμέτρους του δυναμικού περιβάλλοντος $M$ και $C_f$ για τη Διάταξη 1 (επάνω, αριστερά) και 2 (κάτω, δεξιά)	85
4.7	Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων, σε σχέση με τις παραμέτρους του δυναμικού περιβάλλοντος $M$ και $C_f$ για τη Διάταξη 3 (επάνω, αριστερά) και 4 (κάτω, δεξιά)	86
5.1	Παράδειγμα διαδρομής	95
5.2	Εντός- <i>EV</i> -Εντός- <i>UAV</i> , 1-1 Εντός-Διαδρομής Αλλαγή	105
5.3	Εντός- <i>EV</i> -Εντός- <i>UAV</i> , 1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγή	106
5.4	Εντός- <i>EV</i> -Εντός- <i>UAV</i> , 1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση	106
5.5	Εντός- <i>EV</i> -Μεταξύ- <i>UAV</i> , 1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγή	107
5.6	Εντός- <i>EV</i> -Μεταξύ- <i>UAV</i> , 1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση	107
5.7	Διαδρομή- <i>EV</i> , 2-Opt Εντός-Διαδρομής	107
5.8	Το μέτρο απόκλισης $Gap_{Avg}(Cost_{Best})\%$ για τους αλγορίθμους <i>ACS</i> (αριστερά) και <i>HACS</i> (δεξιά).	108
5.9	Το μέτρο απόκλισης $Gap_{Avg}(Cost_{Best})\%$ για τους αλγορίθμους <i>MMAS</i> (αριστερά) και <i>HMMAS</i> (δεξιά).	109
5.10	Το μέτρο απόκλισης $Gap(Cost)\%$ προς την <i>BKV</i> για κάθε αλγόριθμο και ρύθμιση παραμέτρου.	109
5.11	Μελέτη περίπτωσης για τα Χανιά. Οι καλύτερες λύσεις για το Σενάριο 1 (επάνω), Σενάριο 2 (κέντρο) και Σενάριο 3 (κάτω).	115
6.1	Παράδειγμα διαδρομής για το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης <i>UAV</i> με Παραλαβές και Παραδόσεις	123
6.2	Παράδειγμα τελεστή Αντιστροφής Εύρους	128

6.3	Παράδειγμα τελεστή Αλλαγής-Ζεύγους . . . . .	128
6.4	Παράδειγμα τελεστή 2-2 Ανταλλαγής . . . . .	128
6.5	Παράδειγμα τελεστή 2-0 Επανατοποθέτησης . . . . .	129
6.6	Η βέλτιστη (αριστερά) και η μέση (δεξιά) απόκλιση των λύσεων που βρέθηκαν σε σχέση με τη καλύτερη γνωστή λύση κάθε παραδείγματος, για κάθε παράμετρο και παραλλαγή του <i>GRASP/VND</i> . . . . .	130
6.7	Ποσοστιαία απόκλιση του <i>Gap%</i> κάθε αντικειμενικού στόχου σε σχέση με τη βέλτιστη λύση για τα κριτήρια της ενέργειας (Επάνω) και απόστασης (Κάτω), σε σχέση με τον αριθμό των πελατών. . . . .	136

# Κατάλογος πινάκων

3.1	Αποτελέσματα για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. . . . .	46
3.2	Αποτελέσματα αλγορίθμων της βιβλιογραφίας για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας . . . . .	46
3.3	Αποτελέσματα για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1. . . . .	48
3.4	Αποτελέσματα για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT11. . . . .	49
3.5	Αποτελέσματα για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV με το «Min-max» κριτήριο κόστους στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1. . . . .	51
3.6	Αποτελέσματα για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV με το «Min-max» κριτήριο κόστους στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT11. . . . .	52
3.7	Σύγκριση αποτελεσμάτων για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV με «Min-Sum» και «Min-max» κριτήρια κόστους. . . . .	54
4.1	Παράμετροι του Δυναμικού Προβλήματος Αναζήτησης με UAV. . . . .	75
4.2	Παράμετροι Αλγορίθμων . . . . .	78
4.3	Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου $N$ (πλήθος UAV) . . . . .	78
4.4	Αποτελέσματα της μέσης τιμής του μέτρου «optimization accuracy» και του χρόνου εκτέλεσης κάθε διάταξης . . . . .	79
4.5	Συνοπτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές του $N$ (πλήθος UAV) χρησιμοποιώντας τις τέσσερις διατάξεις. . . . .	82
4.6	Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου $M$ (αριθμός κορυφών) και $C_f$ (συχνότητα μεταβολής) . . . . .	83
4.7	Συνοπτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου $M$ (αριθμός κορυφών) για τις τέσσερις διατάξεις. . . . .	84
4.8	Συνοπτικά αποτελέσματα του μέτρου αποτελεσματικότητας «optimization accuracy» και του υπολογιστικού χρόνου. . . . .	84
4.9	Παραμετρικός στατιστικός έλεγχος «Paired t-test» των αλγορίθμων, $\alpha = 0.05$ . . . . .	87
4.10	Μη-παραμετρικός στατιστικός έλεγχος «Paired Wilcoxon signed-rank» των αλγορίθμων, $\alpha = 0.05$ . . . . .	88
5.1	Κλάσεις βάρους των δεμάτων . . . . .	94
5.2	Συνδυασμοί φορτίου των UAV . . . . .	95
5.3	Ρυθμίσεις παραμέτρων . . . . .	108
5.4	Υπολογιστικά αποτελέσματα των παραδειγμάτων. . . . .	111
5.5	Απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος . . . . .	112
5.6	Παραμετρικός στατιστικός έλεγχος με τη μέθοδο «Paired t-test» για τα αποτελέσματα των αλγορίθμων. . . . .	112
5.7	Μη-παραμετρικός στατιστικός έλεγχος με τη μέθοδο «Wilcoxon signed-rank» για τα αποτελέσματα των αλγορίθμων. . . . .	112

5.8	Χαρακτηριστικά Οχημάτων . . . . .	113
5.9	Αποτελέσματα περιπτωσιολογικής μελέτης . . . . .	114
6.1	Περιγραφή και τιμές παραμέτρων . . . . .	129
6.2	Αποτελέσματα στο μέτρο της Ενέργειας χρησιμοποιώντας την Ενέργεια ως αντικειμενικό στόχο. Με έντονη γραμματοσειρά οι καλύτερες τιμές Ενέργειας και υπογραμμισμένες οι καλύτερες τιμές Απόστασης μεταξύ τους. . . . .	131
6.3	Απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος για τις τρεις παραλλαγές του αλγορίθμου <i>GRASP/VND</i> . . . . .	132
6.4	Μη-παραμετρικός στατιστικός έλεγχος «Wilcoxon signed-rank» για τα αποτελέσματα των παραλλαγών <i>GRASP/VND</i> στα <i>EM-DRP-PD</i> παραδείγματα. . . . .	133
6.5	Αποτελέσματα στο μέτρο της Ενέργειας χρησιμοποιώντας την Απόσταση ως αντικειμενικό στόχο. Με έντονη γραμματοσειρά οι καλύτερες τιμές Ενέργειας και υπογραμμισμένες οι καλύτερες τιμές Απόστασης μεταξύ τους. . . . .	133
6.6	Βέλτιστα αποτελέσματα για κάθε αντικειμενικό στόχο μεταξύ των παραλλαγών του <i>GRASP/VND</i> . . . . .	135

# Κατάλογος Ακρωνύμων

<b>2E-VRP</b>	<b>Two-Echelon Vehicle Routing Problem</b>
<b>2E-VRP-TM</b>	<b>Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Time Windows and Mobile Satellites</b>
<b>ACO</b>	<b>Ant Colony Optimization</b>
<b>ACS</b>	<b>Ant Colony System</b>
<b>ALNS</b>	<b>Adaptive Large Neighborhood Search</b>
<b>AR</b>	<b>All Return</b>
<b>AS</b>	<b>Ant System</b>
<b>BC</b>	<b>Best Continue</b>
<b>BHO</b>	<b>Black Hole Optimization</b>
<b>BKS</b>	<b>Best Known Solution</b>
<b>BKV</b>	<b>Best Known Value</b>
<b>CCVRP</b>	<b>Cumulative Capacitated Vehicle Routing Problem</b>
<b>CJADE</b>	<b>Chaotic (J) Adaptive Differential Evolution</b>
<b>CPPP</b>	<b>Coverage Path Planning Problem</b>
<b>CPSO</b>	<b>Clustered Particle Swarm Optimization</b>
<b>CS</b>	<b>Cuckoo Search</b>
<b>CSA</b>	<b>Clonal Selection Algorithm</b>
<b>CUAVRP</b>	<b>Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Routing Problem</b>
<b>CVRPMPDTW</b>	<b>Capacitated Vehicle Routing Problem with Multiple Pickup, Single Delivery and Time Windows</b>
<b>DARP</b>	<b>Dial-A-Ride Problem</b>
<b>DP-HSA</b>	<b>Dual Population Harmony Search Algorithm</b>
<b>EM-DRP-PD</b>	<b>Energy Minimizing Drone Routing Problem with Pickups and Deliveries</b>
<b>EMRP</b>	<b>Energy Minimizing Routing Problem</b>
<b>ENS</b>	<b>Expanding Neighborhood Search</b>
<b>EV</b>	<b>Electric Vehicle</b>
<b>EVRP</b>	<b>Electric Vehicle Routing Problem</b>
<b>EVRP-CC</b>	<b>Electric Vehicle Routing Problem with Chance Constraints</b>
<b>EVRPD</b>	<b>Electric Vehicle Routing Problem with Drones</b>
<b>E-VRPTW</b>	<b>Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows</b>
<b>FA</b>	<b>Firefly Algorithm</b>
<b>FSTSP</b>	<b>Flying Sidekick Travelling Salesman Problem</b>
<b>GDBD</b>	<b>Generalized Dynamic Benchmark Generator</b>
<b>GRASP</b>	<b>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</b>
<b>GVRP</b>	<b>Green Vehicle Routing Problem</b>
<b>GWO</b>	<b>Grey Wolf Optimizer</b>
<b>HACS</b>	<b>Hybrid Ant Colony System</b>
<b>HMMAS</b>	<b>Hybrid Min-Max Ant Colony System</b>
<b>HS-ES</b>	<b>Hybrid Sampling Evolutionary Strategies</b>
<b>IG</b>	<b>Iterated Greedy</b>
<b>LNS</b>	<b>Large Neighborhood Search</b>

<b>LSHADE</b>	<b>Local Search Hybrid Adaptive Differential Evolution</b>
<b>MA</b>	<b>Memetic Algorithm</b>
<b>MCTS</b>	<b>Monte Carlo Tree Search</b>
<b>MMAS</b>	<b>Min-Max Ant System</b>
<b>MPB</b>	<b>Moving Peak Benchmark</b>
<b>MPDSP</b>	<b>Moving Peak Drone Search Problem</b>
<b>MSTS</b>	<b>Multi-Start Tabu Search</b>
<b>MTDARP</b>	<b>Multi-Trip Dial-A-Ride Problem</b>
<b>MTSP</b>	<b>Multiple Travelling Salesman Problem</b>
<b>MTSP-MD</b>	<b>Multi-visit Travelling Salesman Problem with Multi-Drones</b>
<b>PDSVRP</b>	<b>Parallel Drone Scheduling Vehicle Routing Problem</b>
<b>PSO</b>	<b>Particle Swarm Optimization</b>
<b>PW-GRASP</b>	<b>Parallel Weighted Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</b>
<b>PW-GRASP-VND</b>	<b>Parallel Weighted Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - Variable Neighborhood Descent</b>
<b>RCL</b>	<b>Restricted Candidate List</b>
<b>RR</b>	<b>Random Return</b>
<b>RVRP</b>	<b>Recharging Vehicle Routing Problem</b>
<b>SA</b>	<b>Simulated Annealing</b>
<b>SDSMGA</b>	<b>Scheduling Decision Support Model with a Genetic Algorithm</b>
<b>SI</b>	<b>Swarm Intelligence</b>
<b>TS</b>	<b>Tabu Search</b>
<b>TSP-D</b>	<b>Travelling Salesman Problem with Drone</b>
<b>TSP-RDDR</b>	<b>Travelling Salesman Problem with Release Dates and Drone Resupply</b>
<b>UAV</b>	<b>Unmanned Aerial Vehicle</b>
<b>VND</b>	<b>Variable Neighborhood Descent</b>
<b>VNS</b>	<b>Variable Neighborhood Search</b>
<b>VRPD</b>	<b>Vehicle Routing Problem with Drones</b>
<b>VRPPD</b>	<b>Vehicle Routing Problem with Pickups and Deliveries</b>

*Στην οικογένεια μου για τη διαχρονική τους στήριξη και την Ελένη.*



# 1 Εισαγωγή

Αναμφίβολα διανύουμε μια περίοδο μεγάλων αλλαγών στο τομέα των μεταφορών και της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η μετάβαση σε ένα φιλικό προς το περιβάλλον πλαίσιο λειτουργίας, η ραγδαία άνοδος του ηλεκτρονικού εμπορίου και η εισαγωγή νέων μέσων μεταφοράς, δημιουργούν νέες ανάγκες στο σχεδιασμό και τη διαχείριση των εφοδιαστικών αλυσίδων, νέες απαιτήσεις από τους καταναλωτές και ταυτόχρονα γεννούν νέες ευκαιρίες για τις επιχειρήσεις που δραστηριοποιούνται στον τομέα των μεταφορών.

Αν θέλαμε να απαριθμήσουμε τα τρία στοιχεία μιας εφοδιαστικής αλυσίδας που αναμένεται να έχουν τη μεγαλύτερη επιρροή στις αποφάσεις που λαμβάνονται σε αυτές στο εγγύς μέλλον, αυτά θα ήταν η ηλεκτροκίνηση, τα μη-στελεχωμένα ρομποτικά οχήματα και η ταχύτητα εξυπηρέτησης.

Οι τρεις αυτοί πυλώνες πάνω στους οποίους θα πρέπει να χτιστεί η σύγχρονη εφοδιαστική αλυσίδα, δεν είναι ανεξάρτητοι μεταξύ τους αλλά κάθε ένα στοιχείο συνδέεται άμεσα με τα υπόλοιπα. Η ηλεκτροκίνηση σύντομα θα αποτελεί μονόδρομο για οποιαδήποτε εταιρία μεταφορών δραστηριοποιείται στη Ευρωπαϊκή Ένωση, ειδικότερα στις μεταφορές εντός των αστικών κέντρων. Στο άμεσο μέλλον, μικρά ηλεκτρικά οχήματα πόλης, ηλεκτρικά βαν και ηλεκτρικά ποδήλατα αναμένεται να επωμιστούν το μεγαλύτερο μέρος των αστικών μεταφορών που αφορούν μικρού μεγέθους και βάρους δέματα.

Ένα άλλο είδος ηλεκτρικών οχημάτων με επιπλέον δυνατότητες αλλά και περιορισμούς, είναι τα μη στελεχωμένα -αυτόνομα- οχήματα. Στη βιβλιογραφία συναντώνται και ως ρομποτικά οχήματα και χωρίζονται σε δύο κατηγορίες στο κομμάτι που αφορά την εφοδιαστική αλυσίδα, τα ρομποτικά επίγεια οχήματα και τα μη στελεχωμένα εναέρια οχήματα. Αυτό το είδος οχημάτων έχει την προοπτική να φέρει μια επαναστατική μείωση στους χρόνους μεταφοράς, αποτελώντας μια ευέλικτη, οικονομική, πράσινη εναλλακτική των κλασικών οχημάτων δρόμου. Επομένως, αποτελεί ένα δεύτερο πυλώνα πάνω στον οποίο μια εφοδιαστική αλυσίδα μπορεί να αποκτήσει ανταγωνιστικό πλεονέκτημα.

Ο τρίτος πυλώνας είναι αυτός που δημιουργεί το πραγματικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα για τις εταιρίες μεταφορών. Ο σύγχρονος τρόπος ζωής, με τους απαιτητικούς ρυθμούς της, η κατακόρυφη άνοδος του ηλεκτρονικού εμπορίου και ο μεγάλος ανταγωνισμός στον κλάδο του λιανεμπορίου, έχουν κάνει επιτακτική την ελαχιστοποίηση του χρόνου από τη στιγμή της πώλησης έως την παράδοση του προϊόντος στον πελάτη. Οι καταναλωτές απαιτούν όλο και μικρότερους χρόνους παράδοσης για τους οποίους είναι διατεθειμένοι να πληρώσουν επιπλέον. Για την επίτευξη αυτού του στόχου, τα νέα ρομποτικά μέσα μεταφοράς έρχονται να προσδώσουν μια νέα δυνατότητα στις εφοδιαστικές αλυσίδες, αυτή της άμεσης παράδοσης.

Παρότι τα παραπάνω εστιάζουν στην εμπορική διάσταση της σύγχρονης εφοδιαστικής αλυσίδας, τα πλεονεκτήματα που τα νέα αυτά μέσα μπορούν να προσδώσουν έχουν ακόμα μεγαλύτερη αξία σε μια ανθρωπιστική εφοδιαστική αλυσίδα. Η δυνατότητα τους για άμεση ανταπόκριση, σε συνδυασμό με το ότι δεν δεσμεύονται από το οδικό δίκτυο, τα καθιστά αναντικατάστατη επιλογή για την έγκαιρη παροχή ανθρωπιστικής βοήθειας. Η παροχή άμεσης ιατροφαρμακευτικής περίθαλψης πριν την έλευση ασθενοφόρου, όπως για παράδειγμα η παράδοση κατ' οίκον ενός απινιδωτή ή μιας συσκευής οξυγόνου, μπορούν να αποδειχθούν σωτήριες σε αμέτρητες περιπτώσεις όπου το ασθενοφόρο καθυστερεί να έρθει, είτε λόγω διαθεσιμότητας είτε λόγω κυκλοφοριακής συμφόρησης. Σε συνδυασμό

με τη νέα ψηφιακή εποχή, όπου ο γιατρός μπορεί να έχει απευθείας εικόνα των ζωτικών ενδείξεων του ασθενούς μέσω μιας έξυπνης συσκευής, οι νέες ανθρωπιστικές εφοδιαστικές αλυσίδες, μπορούν να φέρουν μια πραγματική επανάσταση στην παροχή υπηρεσιών υγείας.

Έχοντας ως βάση τις παραπάνω παρατηρήσεις για τα χαρακτηριστικά και τις απαιτήσεις των σύγχρονων εφοδιαστικών αλυσίδων, εμπορικών και ανθρωπιστικών, η παρούσα διδακτορική διατριβή εστιάζει στο μέσο εκείνο το οποίο έχει τη δυνατότητα να φέρει τη θεαματικότερη αλλαγή στον τομέα των μεταφορών αλλά ταυτόχρονα παρουσιάζει και τη μεγαλύτερη δυσκολία ενσωμάτωσης στις υπάρχουσες εφοδιαστικές αλυσίδες. Το μέσο που μελετάται είναι το Μη Στελεχωμένο Εναέριο Όχημα (*UAV*).

Τα *UAV* αποτελούν ένα σύγχρονο μέσο μεταφοράς αγαθών και είναι ευρέως γνωστά ως «drones». Πέραν από το μεταφορικό έργο χρησιμοποιούνται σε πληθώρα εφαρμογών, όπως στην εποπτεία χώρων και την αστυνόμευση, στην πρόληψη περιβαλλοντικών καταστροφών, στις πολεοδομικές μελέτες και στον ψεκασμό των καλλιεργειών. Πριν αποτελέσουν μια εύκολα προσβάσιμη τεχνολογία για το ευρύ καταναλωτικό κοινό, η χρήση των *UAV* περιοριζόταν κυρίως σε στρατιωτικές εφαρμογές και δημόσιους φορείς κρατών, όπως οι υπηρεσίες πολιτικής προστασίας. Καθώς τα τελευταία χρόνια το κόστος προμήθειας τους έχει γίνει πιο προσιτό και το νομικό πλαίσιο που διέπει τη χρήση τους, σε πολλές χώρες, έχει γίνει πιο ξεκάθαρο, το ενδιαφέρον για τη χρησιμοποίησή τους σε πληθώρα εμπορικών εφαρμογών είναι μεγαλύτερο από ποτέ.

Ήδη εταιρίες κολοσσοί των μεταφορών όπως η Amazon και η DHL, λειτουργούν πιλοτικά προγράμματα παραδόσεων χρησιμοποιώντας *UAV*, ειδικά σχεδιασμένα για τις ανάγκες τους. Το μεγαλύτερο εμπόδιο που συναντάται στην ευρεία υιοθέτηση των *UAV* σε εφαρμογές της εμπορικής εφοδιαστικής αλυσίδας, είναι νομικό, καθώς είναι ένα νέο τεχνολογικό βήμα που έρχεται να προσφέρει νέες δυνατότητες, αλλά μαζί του φέρνει και μια σειρά από ζητήματα για τη χρήση του δημόσιου χώρου, στα οποία οι νομοθέτες των κρατών θα πρέπει να δώσουν λύση.

Παρόλα τα νομικά εμπόδια που συναντώνται, τα *UAV* αναμφίβολα αποτελούν μια πολλά υποσχόμενη εναλλακτική στον τομέα των μεταφορών, ειδικότερα σε ότι αφορά τις αστικές μεταφορές. Τα πλεονεκτήματα έναντι των κλασικών μέσων μεταφοράς, είναι μεταξύ άλλων οικονομικά, περιβαλλοντικά και ποιοτικά. Τα *UAV* έχουν πολύ μικρό κόστος κτήσης συγκριτικά με τα κλασικά επίγεια μέσα μεταφοράς. Ακόμα μικρότερο αναλογικά είναι και το κόστος συντήρησης τους αφού έχουν πολύ απλή κατασκευή με ελάχιστα κινητά μέρη και υπόκεινται σε πολύ λιγότερες καταπονήσεις. Ίσως το σημαντικότερο οικονομικό πλεονέκτημα που έχουν τα *UAV* έναντι των κλασικών οχημάτων δρόμου είναι το κόστος λειτουργίας τους.

Στον περιβαλλοντικό τομέα, όντας αμιγώς ηλεκτρικά, είναι εκ των πραγμάτων μια πράσινη εναλλακτική έναντι των οχημάτων δρόμου με κινητήρα εσωτερικής καύσης. Η μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα αποτελεί πλέον στόχο σε διεθνές επίπεδο και η ηλεκτροκίνηση είναι αναπόφευκτα ο μόνος τρόπος να επιτευχθεί στον τομέα των μεταφορών. Πέραν των άμεσων περιβαλλοντικών πλεονεκτημάτων που απορρέουν από την υιοθέτηση των *UAV*, συνεισφέρουν και έμμεσα, καθώς, όχι μόνο δεν συντελούν στο κυκλοφοριακό πρόβλημα αλλά βοηθούν στη μείωση του στα αστικά κέντρα. Η μείωση του χρόνου παραμονής των οχημάτων και του πλήθους αυτών στον αστικό ιστό, έχει πολλαπλά θετικά αποτελέσματα, στα επίπεδα της ηχορύπανσης, στην ατμοσφαιρική ρύπανση και στους χρόνους συγκοινωνίας, που όλα μαζί, μεταφράζονται σε βελτίωση της ποιότητας ζωής των πολιτών.

Πέραν της αναβάθμισης της ποιότητας ζωής από την επίδραση της αντικατάστασης οχημάτων δρόμου με *UAV* στον περιβαλλοντικό και κυκλοφοριακό πρόβλημα των πόλεων, τα *UAV*, προσφέρουν και καλύτερη ποιότητα υπηρεσιών μεταφοράς. Όντας ανεξάρτητα του οδικού δικτύου και των περιορισμών του, μπορούν να κινούνται γρήγορα

και απρόσκοπτα, εκτελώντας το μεταφορικό έργο χωρίς καθυστερήσεις.

Αν και τα UAV έχουν δυνητικά την ικανότητα να προσφέρουν το σύνολο των πλεονεκτημάτων που προαναφέρθηκαν, η τρέχουσα τεχνολογία αυτών, έχει ορισμένα μειονεκτήματα και περιορισμούς που απαιτούν προσεκτική διαχείριση. Τα μειονεκτήματά τους μπορούν να αποδοθούν σε δύο χαρακτηριστικά τους, την ηλεκτροκίνηση και την εναέρια φύση τους.

Οι αποδόσεις των ηλεκτρικών κινητήρων αγγίζουν το 96%, ενώ οι αντίστοιχοι βενζινοκινητήρες δε ξεπερνούν το 45-50%. Το πρόβλημα που προκύπτει από την ηλεκτροκίνηση επομένως, δεν οφείλεται στον κινητήρα αυτόν καθ' εαυτόν, αλλά στην τεχνολογία των μπαταριών που υπάρχει σήμερα. Εν αντιθέσει με τις δεξαμενές καυσίμων -ρεζερβουάρ- των κινητήρων εσωτερικής καύσης, που απαιτούν δευτερόλεπτα για την πλήρωσή τους, οι μπαταρίες των ηλεκτρικών οχημάτων χρειάζονται χρόνους στην τάξη μεγέθους των ωρών. Επιπλέον ζητήματα προκύπτουν στην πράξη αφού το μέγεθος του δικτύου σταθμών φόρτισης είναι υποπολλαπλάσιο του δικτύου διανομής καυσίμων.

Αυτή η μεγάλη διαφορά συνεπάγεται μια σειρά από αλλαγές στον τρόπο προσέγγισης των προβλημάτων δρομολόγησης με ηλεκτρικά οχήματα, τόσο στη θεωρητική τους διάσταση όσο και στην πρακτική τους εφαρμογή. Το κέντρο του προβλήματος από το κόστος ή το χρόνο, εκ των πραγμάτων μετατοπίζεται στην ενέργεια και την αυτονομία των οχημάτων.

Επομένως, στην «εξίσωση» του προβλήματος δρομολόγησης με ηλεκτρικά οχήματα θα πρέπει να εισαχθεί η έννοια της ενεργειακής αυτονομίας και μάλιστα με πρωταγωνιστικό ρόλο. Στα UAV, σε αντίθεση με τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου, η αντικατάσταση των μπαταριών είναι δυνατή και μπορεί να μετριάσει το πρόβλημα του χρόνου επαναφόρτισης. Παρόλα αυτά και αυτή η λύση για την ενεργειακή αυτονομία των UAV απαιτεί ειδικό σχεδιασμό και διαχείριση, αφού θα πρέπει να υπάρχουν ειδικοί σταθμοί αντικατάστασης μπαταριών με ότι αυτό συνεπάγεται για το κόστος τους αλλά και τη διαθεσιμότητά τους.

Το δεύτερο χαρακτηριστικό που τα διαφοροποιεί από τα κλασικά οχήματα δρόμου, έγκειται στο ότι αποτελούν εναέρια μέσα μεταφοράς. Αυτό συνεπάγεται ένα σύνολο περιορισμών που δεν συναντώνται στα οχήματα δρόμου ανεξαρτήτως αν τα τελευταία λειτουργούν με ηλεκτρικούς κινητήρες ή κινητήρες εσωτερικής καύσης. Ο σημαντικότερος εξ αυτών είναι ο περιορισμός στο ωφέλιμο φορτίο που μπορούν να μεταφέρουν, αφού όντας άπτερα, οι έλικες και συνεπώς οι ηλεκτροκινητήρες τους, καλούνται να αντισταθμίσουν το σύνολο του βάρους των UAV. Σε συνδυασμό με το γεγονός ότι σημαντικό μέρος της μάζας των UAV αποτελούν οι μπαταρίες τους, το ωφέλιμο φορτίο των UAV περιορίζεται ακόμα περισσότερο.

Οι περιορισμοί στο συνολικό βάρος που μπορούν να έχουν τα UAV προκειμένου να καταστούν ικανά για πτήση, οριοθετούν και το μέγεθος τους. Όντας επί το πλείστον μικρού μεγέθους εναέρια μέσα, είναι ευαίσθητα στις καιρικές συνθήκες που επικρατούν. Φαινόμενα όπως το ψύχος και οι ισχυροί άνεμοι, μπορούν να επηρεάσουν την ενεργειακή απόδοση των μπαταριών και την ενεργειακή αυτονομία των UAV, θέτοντας σε κίνδυνο την αποστολή τους. Τα καιρικά φαινόμενα δεν αποτελούν κίνδυνο μόνο για την ακεραιότητα τους, αλλά ενδεχομένως να θέτουν σε κίνδυνο και την ακεραιότητα των πολιτών σε περίπτωση πτώσης τους. Επομένως, οποιαδήποτε εφοδιαστική αλυσίδα χρησιμοποιεί UAV, θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη τους εξωγενείς παράγοντες που επηρεάζουν την κανονική τους λειτουργία.

Κεντρικός στόχος της διδακτορικής διατριβής είναι η μοντελοποίηση και η επίλυση νέων προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων που ενσωματώνουν UAV, ανθρωπιστικού και εμπορικού χαρακτήρα, λαμβάνοντας υπόψη τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των σύγχρονων αυτών μέσων μεταφοράς αλλά και τις ανάγκες των σύγχρονων εφοδιαστικών αλυσίδων και των αποστολών στις οποίες χρησιμοποιούνται. Η κύρια συνεισφορά της συνοψίζεται ως εξής:

- Η διδακτορική διατριβή καταγράφει τη βιβλιογραφία που αφορά τη χρήση των UAV στις διάφορες εφαρμογές δρομολόγησης. Λόγω της ευελιξίας που χαρακτηρίζει τις εφαρμογές στις οποίες χρησιμοποιούνται, η βιβλιογραφική ανασκόπηση δεν περιορίζεται αυστηρά στα προβλήματα δρομολόγησης αλλά επεκτείνεται και σε μελέτες που αφορούν συναφή αντικείμενα.
- Στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής εισάγονται τέσσερα νέα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με UAV. Δύο εξ αυτών αφορούν ανθρωπιστικού χαρακτήρα εφαρμογές, ενώ οι δύο άλλες εστιάζουν στην ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας σε εμπορικές εφαρμογές και έχουν σαν στόχο να καλύψουν υφιστάμενα κενά στη βιβλιογραφία που αφορούν τη νέα αυτή οικογένεια προβλημάτων εφοδιαστικής αλυσίδας με χρήση UAV.
- Τα προτεινόμενα προβλήματα περιγράφονται και μοντελοποιούνται μαθηματικά. Γίνεται αναλυτική παρουσίαση των εφαρμογών που αφορούν και αναφέρονται οι παραδοχές που τα διέπουν.
- Για την επίλυση των τεσσάρων νέων προβλημάτων αναπτύσσεται ένα σύνολο υβριδικών μεθευρετικών αλγορίθμων και αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους, ειδικά προσαρμοσμένων στις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος που επιλύεται. Αυτοί περιγράφονται αναλυτικά και παρουσιάζεται η διαδικασία με την οποία εξερευνούν το χώρο των λύσεων.
- Για τα πρωτότυπα προβλήματα που προτείνονται δημιουργήθηκαν παραδείγματα αναφοράς, βασισμένα σε υπάρχοντα σύνολα δεδομένων της βιβλιογραφίας και προσαρμοσμένα στα χαρακτηριστικά των προβλημάτων που επιλύονται στην παρούσα διατριβή.
- Για όλους τους προτεινόμενους αλγορίθμους επίλυσης γίνεται ανάλυση ευαισθησίας και μελετάται η συμπεριφορά τους, τόσο ως προς τις παραμέτρους τους, αλλά και σε σχέση με τα χαρακτηριστικά των παραδειγμάτων αναφοράς που επιλύουν.
- Εκτελούνται υπολογιστικά πειράματα στα παραδείγματα αναφοράς, από τα αποτελέσματα των οποίων εξάγονται χρήσιμα συμπεράσματα που αφορούν τους τρόπους προσέγγισης των πρακτικών εφαρμογών που τα προβλήματα αυτά μοντελοποιούν, καθώς και συμπεράσματα που αφορούν τους αλγορίθμους επίλυσης τους.

Πιο συγκεκριμένα, η συνεισφορά των τεσσάρων προτεινόμενων προβλημάτων της διατριβής για τις τέσσερεις, αντίστοιχα, εφαρμογές που προσεγγίζουν και μοντελοποιούν, δίνεται παρακάτω:

Το πρώτο πρόβλημα που μοντελοποιείται και επιλύεται αποτελεί μια εφαρμογή ανθρωπιστικού χαρακτήρα, επομένως σε αυτό, ο παράγοντας του χρόνου παίζει το σημαντικότερο ρόλο. Το πρόβλημα που εισάγεται είναι το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV (Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Routing Problem - CUAVRP). Το πρόβλημα απαιτεί την κάλυψη από αέρος μιας περιοχής από ένα σμήνος UAV, με στόχο την ελαχιστοποίηση του χρόνου αναμονής για κάθε πιθανό σημείο στο οποίο μπορεί να βρίσκονται αγνοούμενοι. Το πρόβλημα στον πυρήνα του είναι ένα πρόβλημα εύρεσης μονοπατιών κάλυψης. Προκειμένου να ενσωματωθεί ο στόχος της ελαχιστοποίησης του χρόνου αναμονής, το πρόβλημα κάλυψης μετατρέπεται σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, εφαρμόζοντας μια τεχνική τμηματοποίησης της περιοχής ενδιαφέροντος και σχηματίζοντας διακριτούς κόμβους απ' όπου γίνεται η κατόπτευση του χώρου. Η προτεινόμενη μεθοδολογία επιτρέπει την ενσωμάτωση όχι μόνο της αντικειμενικής συνάρτησης του στόχου αλλά και των περιορισμών που υπεισέρχονται στο πρόβλημα από τη χρήση των UAV, όπως η μέγιστη αυτονομία πτήσης. Το προτεινόμενο πρόβλημα επιλύεται χρησιμοποιώντας τρεις παραλλαγές ενός Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγορίθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης - Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Para-

lled Weighted Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - Variable Neighborhood Decent - *PW-GRASP-VND*), κάθε παραλλαγή εκ των οποίων ενσωματώνει μια διαφορετική στρατηγική επικοινωνίας και ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ των νημάτων εκτέλεσης του. Τα αποτελέσματα της εργασίας έχουν δημοσιευθεί στο περιοδικό «European Journal of Operational Research» από τους Kyriakakis et al. (2022a).

Η δεύτερη εφαρμογή που μελετάται είναι επίσης ανθρωπιστικού χαρακτήρα, αλλά ακολουθεί μια διαφορετική προσέγγιση στην αναζήτηση αγνοουμένων, αφού σε αυτή λαμβάνεται υπόψη η δυναμική φύση της αναζήτησης. Το πρόβλημα που εισάγεται από την παρούσα διδακτορική διατριβή είναι το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με *UAV* (Moving Peak Drone Search Problem - *MPDSP*). Το πρόβλημα που μοντελοποιείται και επιλύεται είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης της αναζήτησης από ένα σμήνος *UAV* σε περιβάλλον που αλλάζει δυναμικά. Σε αντίθεση με τα κλασικά προβλήματα δρομολόγησης, το νέο αυτό πρόβλημα μοντελοποιείται στο συνεχές χώρο και τα σημεία της περιοχής ενδιαφέροντος αποκτούν αξία ανάλογα με το πλήθος των αγνοουμένων στην περιοχή αλλά και το βαθμό κινδύνου στον οποίο αυτοί βρίσκονται. Έτσι, η αναζήτηση εστιάζει αποτελεσματικά στον αντικειμενικό της στόχο, που δεν είναι άλλος από την έγκαιρη διάσωση των αγνοουμένων. Το πρόβλημα λαμβάνει υπόψη την ενεργειακή αυτονομία των *UAV* και επιτρέπει την αντικατάσταση των μπαταριών τους. Για την επίλυση του προτεινόμενου προβλήματος μεγιστοποίησης της αξίας του χώρου που καλύπτουν τα *UAV* κατά τη διάρκεια της έρευνας, αναπτύσσεται ένα Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών που προσφέρει τη στρατηγική αυτο-οργάνωσης στον συντονισμό των *UAV* χρησιμοποιώντας κανόνες κίνησης από αλγόριθμους νοημοσύνης σμήνους. Οι πέντε αλγόριθμοι που αξιολογήθηκαν είναι οι εξής: Ο αλγόριθμος Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - *PSO*), ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας (Black Hole Optimization - *BHO*), ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm - *FA*), ο αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search - *CS*) και ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Γκρίζου Λύκου (Grey Wolf Optimizer - *GWO*). Τα αποτελέσματα της εργασίας έχουν δημοσιευθεί στο περιοδικό «Swarm and Evolutionary Computation» από τους Kyriakakis et al. (2021).

Το τρίτο κατά σειρά πρόβλημα που παρουσιάζεται αφορά μια εμπορική εφοδιαστική αλυσίδα. Συγκεκριμένα, μοντελοποιείται και επιλύεται το Πρόβλημα Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV* (Electric Vehicle Routing Problem with Drones - *EVRPD*). Το νέο αυτό πρόβλημα είναι μια εφαρμογή που συμπεριλαμβάνει τα δύο σύγχρονα αυτά μέσα και έχει σαν στόχο την ελαχιστοποίηση της ενέργειας που απαιτείται για την ολοκλήρωση της επιχείρησης διανομής. Σε αυτό, τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου λειτουργούν ως κινούμενες αποθήκες, οι οποίες, από δεδομένες τοποθεσίες, έχουν τη δυνατότητα να απογειώσουν τα *UAV* ώστε να πραγματοποιούν τις παραδόσεις των δεμάτων στους πελάτες. Η διάταξη αυτή ελαχιστοποιεί τις απαιτούμενες μετακινήσεις των βαρέων-πλην όμως ηλεκτρικών - οχημάτων και ταυτόχρονα, βοηθά τα *UAV* να ξεπεράσουν την περιορισμένη ενεργειακή τους αυτονομία, αναλαμβάνοντας να μεταφέρουν τα δέματα στα σημεία αποστολής. Το μοντέλο λαμβάνει υπόψη δέματα διαφορετικού βάρους, τα οποία επηρεάζουν αντίστοιχα και το ρυθμό της κατανάλωσης ενέργειας από τους δύο τύπους οχημάτων. Και για τα δύο οχήματα λαμβάνονται υπόψη περιορισμοί τόσο στο μέγιστο αριθμό δεμάτων και βάρους που μπορούν να μεταφέρουν, όσο και στην ενεργειακή τους αυτονομία. Για την επίλυση αυτού του νέου και περίπλοκου προβλήματος δρομολόγησης, τέσσερις παραλλαγές του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization - *ACO*) υλοποιούνται και δοκιμάζονται. Δύο από τις παραλλαγές που χρησιμοποιούνται είναι ο αλγόριθμος του Συστήματος Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony System - *ACS*) και ο αλγόριθμος της Αποικίας Μυρμηγκιών με Ελάχιστες και Μέγιστες Τιμές Φερομόνης (Min-Max Ant System - *MMAS*). Οι δύο άλλοι αλγόριθμοι που υλοποιούνται είναι υβριδικές παραλλαγές των

*ACS* και *MMAS*, συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος του Υβριδικού Συστήματος Αποικίας Μυρμηγκιών (Hybrid Ant Colony System - *HACS*) και ο αλγόριθμος της Υβριδικής Αποικίας Μυρμηγκιών με Ελάχιστες και Μέγιστες Τιμές Φερομόνης (Hybrid Min Max Ant System - *HMMAS*) που βασίζονται σε επιτυχείς υλοποιήσεις αυτών για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας από τους Kyriakakis, Marinaki και Marinakis (2021). Τα αποτελέσματα της εργασίας έχουν δημοσιευθεί στο περιοδικό «Cleaner Logistics and Supply Chain» από τους Kyriakakis et al. (2022b).

Το τέταρτο και τελευταίο πρόβλημα που εισάγεται αποτελεί μια εμπορική εφαρμογή παροχής υπηρεσιών ταχυμεταφορών ή «κούριερ». Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης *UAV* με Παραλαβές και Παραδόσεις (Energy Minimizing Drone Routing Problem with Pickups and Deliveries - *EM-DRP-PD*) βρίσκει εφαρμογή σε εφοδιαστικές αλυσίδες με απευθείας εμπορικές συναλλαγές μεταξύ ιδιωτών. Σε αυτές τα αγαθά παραλαμβάνονται από πωλητές και παραδίδονται σε αντίστοιχους αγοραστές. Χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής είναι οι διαδικτυακές αγοραπωλησίες μεταξύ ατόμων στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και σε ιστοσελίδες πλειστηριασμού. Το προτεινόμενο πρόβλημα χρησιμοποιεί ένα σμήνος από *UAV* για την εξυπηρέτηση των μεταφορών και λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς τους, έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας. Για την επίλυση του *EM-DRP-PD* υλοποιούνται τρεις παραλλαγές ενός υβριδικού αλγορίθμου της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης- Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure/Variable Neighborhood Descent - *GRASP/VND*), κάθε μία εκ των οποίων χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό πιθανολογικό κανόνα για την επιλογή του επόμενου πελάτη από την Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων (Restricted Candidate List). Τα αποτελέσματα της εργασίας έχουν υποβληθεί σε περιοδικό για κρίση.

Η διδακτορική διατριβή διαρθρώνεται ως εξής: Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας. Στη συνέχεια, κάθε ένα εκ των Κεφαλαίων 3, 4, 5 και 6 αφιερώνεται και σε ένα από τα προβλήματα που μελετώνται στη διατριβή. Τέλος, στο Κεφάλαιο 7 δίνεται ο επίλογος της διατριβής όπου συνοψίζονται τα ευρήματα συνολικά και παρατίθενται κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

## 2 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση της παρούσας διδακτορικής διατριβής έχει ως στόχο την καταγραφή της σύγχρονης ερευνητικής δραστηριότητας στο πεδίο των προβλημάτων δρομολόγησης με *UAV* και την ανάδειξη των ερευνητικών κενών που τα προτεινόμενα προβλήματα της διατριβής επιχειρούν να καλύψουν. Τα *UAV* αποτελούν ένα ιδιαίτερα ευέλικτο μέσο ως προς τις εφαρμογές στις οποίες μπορεί να χρησιμοποιηθούν. Το εύρος αυτών εκτείνεται από αποστολές κατόπτευσης χώρου, όπως για παράδειγμα σε επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης, έως τις εφαρμογές όπου εκτελείται μεταφορικό έργο, είτε εμπορικό, είτε στα πλαίσια μιας ανθρωπιστικής εφοδιαστικής αλυσίδας. Η ποικιλία στις εφαρμογές των *UAV* κάνει απαραίτητη την ανασκόπηση σε ένα αντιστοίχως ευρύ φάσμα της βιβλιογραφίας.

Οι εφαρμογές καταγράφονται από τη σκοπιά του πεδίου της επιχειρησιακής έρευνας και πιο συγκεκριμένα, των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων. Επομένως, η βιβλιογραφική καταγραφή οργανώνεται γύρω από τα άμεσα σχετιζόμενα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων που περιλαμβάνουν τα *UAV*, είτε μεμονωμένα, είτε σε συνδυασμό με άλλους τύπους οχημάτων, αλλά και συναφή προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με τα οποία τα πρώτα έχουν κοινά χαρακτηριστικά, όπως είναι τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου.

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση διαρθρώνεται σε υπό-ενότητες για τις διαφορετικές κατηγορίες προβλημάτων που συναντώνται και στο τέλος, συνολικά, συνοψίζεται η συνεισφορά των προτεινόμενων προβλημάτων της διατριβής σε αυτήν.

### 2.1 Προβλήματα Δρομολόγησης Μη Στελεχωμένων Εναέριων Οχημάτων

Τα Προβλήματα Δρομολόγησης Μη Στελεχωμένων Εναέριων Οχημάτων έχουν αποτελέσει ένα ιδιαίτερα δημοφιλές πεδίο έρευνας την τελευταία πενταετία, αφότου μεγάλες εταιρίες που λειτουργούν στον χώρο των μεταφορών δήλωσαν την πρόθεση να αναπτύξουν εφαρμογές παράδοσης χρησιμοποιώντας *UAV*. Δεδομένων των περιορισμών της τεχνολογίας των *UAV* που υπάρχει σήμερα και των μειονεκτημάτων που σχετίζονται με την αυτονομία πτήσης τους αλλά και της ευαισθησίας τους στις συνθήκες του περιβάλλοντος στο οποίο λειτουργούν, τόσο οι εταιρίες όσο και η ακαδημαϊκή έρευνα επικεντρώνεται στις λεγόμενες παραδόσεις του τελευταίου μιλίου (*last-mile deliveries*). Σε αυτές τις εφαρμογές τα *UAV* λειτουργούν συνεργατικά με τα οχήματα δρόμου προκειμένου να υπερκεράσουν τα όρια των δυνατοτήτων που θα είχαν αν λειτουργούσαν μόνοι τους.

Τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων της βιβλιογραφίας που χρησιμοποιούν *UAV* μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες κατηγορίες. Η πρώτη και περισσότερο μελετημένη, είναι αυτή των προβλημάτων συνδυασμού Οχημάτων Δρόμου και *UAV*, που οι δύο τύποι οχημάτων συνεργάζονται για την ολοκλήρωση της αποστολής τους. Τα οχήματα μπορεί να έχουν διάφορους βαθμούς αλληλεξάρτησης, από πλήρως παράλληλη δράση έως αυστηρά συγχρονισμένα δρομολόγια όπου τα οχήματα δρόμου αποτελούν μεταφορείς των *UAV*. Η δεύτερη, λιγότερο μελετημένη κατηγορία προβλημάτων δρομολόγησης περιλαμβάνει προβλήματα όπου τα *UAV* αποτελούν τον μοναδικό τύπο οχήματος που

χρησιμοποιείται και συναντώνται ως Προβλήματα Δρομολόγησης UAV (Drone Routing Problems - DRPs).

Τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με UAV της πρώτης κατηγορίας έχουν μελετηθεί εκτενώς από τότε που πρωτοπαρουσιάστηκαν. Το πρώτο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με UAV της πρώτης κατηγορίας εισήχθη από τους Murray και Chu (2015) και συνδυάζει ένα όχημα δρόμου με ένα UAV. Το πρόβλημα είναι γνωστό ως το Πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή με Εναέρια Βοήθεια (Traveling Salesman Problem with a Flying Sidekick - FSTSP), καθώς το UAV χρησιμοποιείται σε αυτό ως βοηθητικό όχημα στο Πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή.

Οι Kitjacharoenchai et al. (2019) επέκτειναν το μοντέλο του FSTSP για το Πολλαπλό Πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή (Multiple Traveling Salesman Problem - MTSP), όπου χρησιμοποιείται ένας στόλος από οχήματα δρόμου και ένα σμήνος από UAV. Τα UAV έχουν τη δυνατότητα να μεταβούν σε οποιοδήποτε όχημα, επομένως δεν υπάρχει αυστηρή αλληλεξάρτηση μεταξύ των δύο οχημάτων.

Η μελέτη των Jeong, Song και Lee (2019), εστιάζει σε δύο πολύ σημαντικούς πρακτικούς παράγοντες στη δρομολόγηση των UAV, την επιρροή του βάρους των δεμάτων στην κατανάλωση της ενέργειας και την ύπαρξη ζωνών απαγόρευσης πτήσεων. Έτσι, πέραν του βάρους λαμβάνονται υπόψη και παρακαμπτήριοι οδοί για την αποφυγή σημείων όπου τα UAV δεν επιτρέπεται να λειτουργούν. Η μελέτη παρουσιάζει τη μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος και προτείνει έναν αλγόριθμο δύο φάσεων για την επίλυση σεναρίων ρεαλιστικού μεγέθους.

Οι Murray και Raj (2020) επιλύουν το FSTSP με πολλαπλές διαδρομές και ποσοτικοποιούν το χρόνο που εξοικονομείται από τη χρήση πολλαπλών UAV. Στα συμπεράσματά τους αναφέρουν ότι η χρήση παραπάνω UAV δεν συνεπάγεται απαραίτητα και περαιτέρω εξοικονόμηση. Επομένως, η εξυπηρέτηση όλων των πελατών από τα UAV μπορεί να μην αποτελεί την καλύτερη επιλογή για όλες τις περιπτώσεις.

Στη μελέτη των Raj και Murray (2020) για το FSTSP, οι ταχύτητες των UAV θεωρούνται μεταβαλλόμενες και επομένως αποτελούν μεταβλητές απόφασης του προβλήματος. Τα αποτελέσματα των υπολογιστικών πειραμάτων τους δείχνουν ότι οι μεταβαλλόμενες ταχύτητες των UAV δίνουν καλύτερους χρόνους παράδοσης των δεμάτων και παράλληλα μειώνουν την απόσταση που πρέπει να διανύσουν τα οχήματα δρόμου. Επιπλέον, συμπεραίνεται ότι τα πυκνά σημεία παράδοσης μειώνουν τη θετική επίδραση των UAV.

Οι Nguyen, Sano και Tran (2020) επιλύουν το Πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή με UAV (Traveling Salesman Problem with Drone - TSP-D), ένα πρόβλημα που επίσης έχει εφαρμογή στην παράδοση δεμάτων τελευταίου μιλίου. Χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο Δενδρικής Αναζήτησης «Monte-Carlo» (Monte Carlo Tree Search - MCTS) επιτυγχάνουν βελτιωμένα αποτελέσματα σε σχέση με τον Αλγόριθμο Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) των Freitas και Penna (2020).

Οι Gonzalez-R et al. (2020) εισάγουν ένα γενικευμένο μοντέλο για το πρόβλημα, όπου τα σημεία συνάντησης των οχημάτων δρόμου και των UAV δεν είναι προκαθορισμένα αλλά τα δύο οχήματα καθορίζουν σημεία συνάντησης όπου γίνεται αντικατάσταση των μπαταριών των UAV. Όπως και όλα τα προβλήματα συνδυασμού των δύο αυτών τύπων οχημάτων, η επίλυση ρεαλιστικών παραδειγμάτων αναφοράς με μεθόδους ακριβούς βελτιστοποίησης δεν είναι δυνατή σε λογικό χρόνο, έτσι η έρευνα αυτή προτείνει έναν Άπληστο Επαναληπτικό (Iterated Greedy - IG) ευρετικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί την Προσομοιωμένη Ανόπτηση (Simulated Annealing - SA) για τον έλεγχο της μετάβασης από λύση σε λύση.

Στην εφαρμογή των Pina-Pardo, Silva και Smith (2021) τα UAV ανεφοδιάζουν τα οχήματα δρόμου, μειώνοντας το συνολικό χρόνο εξυπηρέτησης στο ένα πέμπτο, υποστηρίζοντας ότι αυτή η εφαρμογή είναι η πλέον ρεαλιστική σήμερα. Το πρόβλημα που

προτείνουν ονομάζεται Πρόβλημα Πλανόδιου Πωλητή με Ημερομηνίες Αποστολής και Ανεφοδιασμό από UAV (Traveling Salesman Problem with Release Dates and Drone Resupply - *TSP-RDDR*) και σε αυτό μια παραγγελία παραδίδεται από την αποθήκη στο όχημα δρόμου χρησιμοποιώντας UAV. Στην έρευνά τους μελετούν την επίδραση της ταχύτητας των UAV, της χωρητικότητας και της θέσης της αποθήκης. Τα παραδείγματα που λύνουν έχουν έως και 50 πελάτες.

Οι Luo et al. (2021) παρουσιάζουν ένα μοντέλο στο οποίο ένα UAV έχει τη δυνατότητα να επισκεφτεί περισσότερους του ενός κόμβους ανά διαδρομή. Το Πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή με Πολλαπλά UAV και Πολλαπλές Επισκέψεις (Multi-visit Traveling Salesman Problem with Multi-Drones - *MTSP-MD*) επιλύεται με εμπορικό λογισμικό βελτιστοποίησης και με ένα Πολύ-εναρκτήριο Αλγόριθμο Περιορισμένης Αναζήτησης (Multi-Start Tabu Search - *MSTS*) και έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση του χρόνου εξυπηρέτησης όλων των πελατών.

Οι Wang και Sheu (2019) εισήγαγαν το πρώτο πραγματικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με UAV (Vehicle Routing Problem with Drones - *VRPD*) επεκτείνοντας το κλασικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων όπου τόσο τα οχήματα δρόμου όσο και τα UAV πραγματοποιούν παραδόσεις στους πελάτες. Τα UAV έχουν τη δυνατότητα να μετακινηθούν πάνω στο όχημα δρόμου μέχρι το σημείο απογείωσής τους και στη συνέχεια μπορούν να επιστρέψουν σε σημεία σταθμούς, από όπου μπορούν να παραληφθούν από άλλο όχημα δρόμου. Το πρόβλημα αυτό αποτελεί μεγάλη πρόκληση τόσο ως προς την επίλυσή του, όσο και στην πρακτική εφαρμογή του.

Εκτοτε, το *VRPD* μελετήθηκε σε πλήθος εκδοχών του, όπως η προσέγγιση ελαχιστοποίησης του κόστους των Karak και Abdelghany (2019) όπου τα οχήματα δρόμου λειτουργούν ως σταθμοί εναλλαγής μπαταριών σε ένα πρόβλημα που περιλαμβάνει παραλαβές και παραδόσεις δεμάτων. Σε αυτό λαμβάνονται υπόψη περιορισμοί στην αυτονομία των UAV και στο βάρος που μπορούν να μεταφέρουν. Για την επίλυση αυτού χρησιμοποιούνται δύο παραλλαγές ενός ευρετικού αλγορίθμου με βάση τον αλγόριθμο εξοικονομήσεων των Clarke και Wright, η πρώτη με οδηγό κατασκευής των λύσεων τα οχήματα εδάφους και η δεύτερη με οδηγό τα UAV.

Οι Moshref-Javadi, Hemmati και Winkenbach (2020) στοχεύουν στην ελαχιστοποίηση της αναμονής των πελατών χρησιμοποιώντας περισσότερα του ενός UAV ανά όχημα. Οι παραδόσεις μπορούν να γίνουν και από δύο οχήματα, αν και τα UAV έχουν τη δυνατότητα παράδοσης μόνο ενός δέματος κάθε φορά. Τα αποτελέσματα του προτεινόμενου μοντέλου συγκρίνονται με ένα μοντέλο μόνο οχημάτων δρόμου για έναν αριθμό παραδειγμάτων. Επίσης, εφαρμόζουν τη μεθοδολογία επίλυσης του προβλήματος σε μια περιπτώσιολογική μελέτη στο Σάο Πάολο της Βραζιλίας με τα αποτελέσματα να δείχνουν πως το προτεινόμενο μοντέλο μπορεί να μειώσει σημαντικά το χρόνο αναμονής των πελατών.

Οι Deng, Amirjamshidi και Roorda (2020) μελετάνε το συγχρονισμό της κίνησης στα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων, όπου έχει εφαρμογή και σε άλλες παραλλαγές πέραν αυτών που αφορούν τα UAV. Συγκριμένα στο μοντέλο τους περιλαμβάνουν UAV και αυτόνομα ρομποτικά οχήματα πεζοδρομίου (sidewalk robots) για να μελετήσουν την επίδραση αυτών στο κόστος της δρομολόγησης.

Στη μελέτη των Rossello και Garone (2020), τα οχήματα δρόμου αποτελούν μεταφορείς των UAV, με τα δεύτερα να έχουν την αποκλειστική αρμοδιότητα των παραδόσεων στους πελάτες. Τα οχήματα δρόμου μεταφέρουν τα UAV σε προκαθορισμένα από τις δημοτικές αρχές σημεία απ'όπου απογειώνονται. Τα οχήματα δρόμου έχουν τη δυνατότητα να μετακινούνται σε αυτά τα σημεία όσο τα UAV εκτελούν τις παραδόσεις, προκειμένου να βρεθούν σε σημεία κοντινότερα στον επόμενο πελάτη. Όπως και στην πλειοψηφία της βιβλιογραφίας για αυτά τα προβλήματα, ο χρόνος ολοκλήρωσης των παραδόσεων αποτελεί τον αντικειμενικό στόχο.

Οι Pugliese, Guerriero και Macrina (2020) πέραν του οικονομικού οφέλους της συνδυαστικής χρήσης UAV και οχημάτων δρόμου στις μεταφορές, έρχονται να ενισχύσουν τις διαπιστώσεις ότι η συνεργασία έχει σημαντικά περιβαλλοντικά οφέλη. Στη μελέτη τους συγκρίνουν τρεις εκδοχές δρομολόγησης, μία κλασική δρομολόγηση οχημάτων δρόμου χωρίς τα UAV, μια εκδοχή όπου τα UAV ξεκινούν τη διαδρομή τους από την κεντρική αποθήκη και μια υβριδική εκδοχή όπου τα οχήματα δρόμου λειτουργούν ως κινητές αποθήκες.

Οι Kitjacharoenchai, Min και Lee (2020) μελετάνε το πρόβλημα δρομολόγησης με UAV ως πρόβλημα δρομολόγησης δύο επιπέδων, όπου στο πρώτο λειτουργούν αποκλειστικά τα οχήματα δρόμου και στο δεύτερο τα εναέρια οχήματα έχοντας ως αφετηρία τα οχήματα δρόμου. Ως περιορισμός λαμβάνεται η χωρητικότητα και στόχος του προβλήματος είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου της δρομολόγησης. Η μελέτη παρουσιάζει τη μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος η οποία επιλύει μικρά παραδείγματα. Για ρεαλιστικούς μεγέθους προβλήματα προτείνουν ένα αλγόριθμο Μεγάλης Γειτονιάς Αναζήτησης (Large Neighborhood Search - LNS).

Μια παρόμοια προσέγγιση ακολουθείται από τους Li et al. (2020) όπου προτείνουν το Πρόβλημα Δύο Επιπέδων με Χρονικά Παράθυρα και Κινητές Αποθήκες (Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Time Windows and Mobile Satellites - 2E-VRP-TM). Σε αυτό το πρόβλημα, στο πρώτο επίπεδο τα οχήματα δρόμου πραγματοποιούν τις παραδόσεις από την κεντρική αποθήκη στους πελάτες και ενώ βρίσκονται σε αυτούς λειτουργούν ως κινητές αποθήκες για τα UAV σχηματίζοντας το δεύτερο επίπεδο του προβλήματος δρομολόγησης. Για τα δύο αυτά επίπεδα λαμβάνονται υπόψη περιορισμοί χρονικών παραθύρων για την εξυπηρέτηση των πελατών.

Οι Tamke και Buscher (2021) χρησιμοποιούν έναν αλγόριθμο ακριβούς επίλυσης, «branch-and-cut», για το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων δρόμου και UAV, επιτυγχάνοντας βέλτιστες λύσεις για παραδείγματα αναφοράς με έως και 30 κόμβους. Επίσης, στα πρακτικά συμπεράσματα της μελέτης τους αναφέρουν πως η ενσωμάτωση UAV στο πρόβλημα δρομολόγησης μπορεί όχι μόνο να επιταχύνει τις παραδόσεις, αλλά ταυτόχρονα μειώνει και τον απαιτούμενο αριθμό οχημάτων δρόμου, χωρίς να αυξάνει το φόρτο εργασίας των οδηγών.

Οι Liu et al. (2021) εστιάζουν στον προγραμματισμό των UAV και επιχειρούν να ελαχιστοποιήσουν το μέγεθος του σμήνους λαμβάνοντας υπόψη περιορισμούς διορίας παράδοσης. Αναπτύσσουν ένα Μοντέλο Υποστήριξης Αποφάσεων Χρονοπρογραμματισμού με Γενετικό Αλγόριθμο (Scheduling Decision Support Model with a Genetic Algorithm - SDSMGA) το οποίο συγκρίνουν με άλλους γνωστούς αλγορίθμους της βιβλιογραφίας. Στα συμπεράσματά τους υποστηρίζουν ότι όσο αυξάνεται η πυκνότητα των πελατών στην περιοχή ή όσο μεγαλώνει η ακτίνα των παραδόσεων, τόσο αυξάνεται και ο απαιτούμενος αριθμός των UAV.

Οι Shahzaad et al. (2021) προτείνουν ένα ρεαλιστικότερο σύστημα παραδόσεων με UAV με μια προσέγγιση που εστιάζει στα UAV ως υπηρεσία (DaaS) όπου στόχος είναι να επιλεγεί το βέλτιστο σύνολο υπηρεσιών στην έναρξη της διαδρομής. Θεωρούν ζώνες απαγόρευσης πτήσεων και συνθήκες ανέμου, έχοντας τις στέγες των κτιρίων ως πιθανά σημεία φόρτισης. Πραγματοποιούν προσομοιώσεις σε πραγματικά δεδομένα.

Οι Nguyen et al. (2022) δρομολογούν τα UAV και τα οχήματα δρόμου ξεχωριστά εισάγοντας το Παράλληλο Πρόβλημα Χρονοπρογραμματισμού UAV και Δρομολόγησης Οχημάτων (Parallel Drone Scheduling Vehicle Routing Problem - PDSVRP). Τα UAV μπορούν να πραγματοποιήσουν μόνο μια παράδοση κάθε φορά και έχουν σαν περιορισμό τη χωρητικότητα της μπαταρίας τους. Στόχος του προβλήματος είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους δρομολόγησης.

Η προσέγγιση των Thibbotuwawa et al. (2019) αφορά το σχεδιασμό της τροχιάς των UAV στον τρισδιάστατο χώρο έχοντας ως περιορισμούς την ενέργεια και το βάρος

του φορτίου. Εστιάζουν στη επίδραση των καιρικών συνθηκών στις παραδόσεις και συμπεριλαμβάνουν την αποφυγή σύγκρουσης μεταξύ των UAV. Στόχος του προβλήματος είναι η έγκαιρη άφιξη στους πελάτες.

Οι Lemardelé et al. (2021) μελετούν την αποτελεσματικότητα των αυτόνομων οχημάτων στις παραδόσεις του τελευταίου μιλίου. Συμπεραίνουν ότι τα UAV που λειτουργούν με τα οχήματα δρόμου ως βάση είναι πιο κατάλληλα για αραιοκατοικημένες περιοχές, ενώ αυτόνομα ρομποτικά οχήματα εδάφους αποδίδουν καλύτερα στις πυκνοκατοικημένες περιοχές, σύμφωνα με πειράματα που πραγματοποιούνται σε Ευρωπαϊκές πρωτεύουσες.

Η εφαρμογή των Chauhan, Unnikrishnan και Figliozzi (2019) αφορά το ιδιαίτερα περίπλοκο πρόβλημα μέγιστης κάλυψης εγκαταστάσεων χρησιμοποιώντας UAV, όπου αυτά παραχωρούνται σε εγκαταστάσεις για να εκτελέσουν παραδόσεις στους πελάτες. Κάθε όχημα πραγματοποιεί μόνο μια παράδοση σε κάθε πτήση του και υπόκειται σε περιορισμούς ενέργειας.

Οι Gu et al. (2020) παρουσιάζουν ένα πρόβλημα συνόλου κάλυψης που αφορά άμεσες παραδόσεις και αναζητούν τις καλύτερες τοποθεσίες απογείωσης των UAV. Το πρόβλημα απαντάει σε τέσσερα ζητήματα, την τοποθέτηση των στάσεων των οχημάτων δρόμου, την κατανομή των πελατών στις στάσεις αυτές, την κατανομή των πελατών στα UAV και το σχεδιασμό των διαδρομών για αυτά. Ελαχιστοποιούν τον αριθμό των οχημάτων και τη συνολική διάρκεια της αποστολής χρησιμοποιώντας δύο αλγόριθμους της Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization - ACO).

Οι Macias, Angeloudis και Ochieng (2020) έχουν σαν στόχο την επιλογή του καλύτερου διαμετακομιστικού κόμβου για την αποστολή βοήθειας σε θύματα καταστροφών χρησιμοποιώντας UAV. Λαμβάνουν υπόψη περιορισμούς ενέργειας και πτητικής αυτονομίας. Παρουσιάζουν ένα υποθετικό παράδειγμα με βάση το σεισμό του 1999 στην Ταϊβάν και η προσέγγιση τους δείχνει πως θα μπορούσε να παρασχεθεί βοήθεια σε 20000 άτομα εντός 24 ωρών.

Οι Ghelichi, Gentili και Mirchandani (2021) παρουσιάζουν μια νέα μοντελοποίηση για την παροχή ιατρικής βοήθειας με UAV σε προαστιακές και περιαστικές περιοχές. Η προσέγγιση περιλαμβάνει σταθμούς φόρτισης και στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του χρόνου εξυπηρέτησης για όλα τα σημεία της ζήτησης. Τα υπολογιστικά πειράματα περιλαμβάνουν μια περιπτωσιολογική μελέτη στο Κεντάκι των Η.Π.Α.

Οι Rashid et al. (2020) μελετούν μια εφαρμογή κατόπτευσης του χώρου σε εγκαταστάσεις άντλησης πετρελαίου και φυσικού αερίου, για τον εντοπισμό εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Χρησιμοποιώντας ένα σμήνος από UAV, επιχειρούν να ελαχιστοποιήσουν το κόστος της επιθεώρησης. Τα αποτελέσματά τους σε προσομοιώσεις σε πραγματικά δεδομένα, δείχνουν μέχρι και έξι φορές μικρότερο κόστος ανά επιθεώρηση σε σύγκριση με τις ισχύουσες διαδικασίες.

Η μελέτη των Zhen et al. (2019) επίσης αφορά την κατόπτευση χώρου σε στρατιωτικές και πολιτικές εφαρμογές. Στις μεταβλητές απόφασης δεν περιλαμβάνεται μόνο η σειρά επίσκεψης των κόμβων, αλλά και το υψόμετρο πτήσης που επηρεάζει το χρόνο επιθεώρησης κάθε υποπεριοχής του χώρου. Στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του χρόνου που απαιτείται για την ολοκλήρωση της αποστολής κατόπτευσης. Για την επίλυσή του προτείνεται ένας αλγόριθμος Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu Search - TS).

Στη γενικευμένη προσέγγιση των Coindreau, Gallay και Zufferey (2019) το κλασικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων επεκτείνεται για μια εφαρμογή που οι εργαζόμενοι μπορούν να επιλέξουν να μεταβούν στην εργασία τους είτε οδικώς, είτε πεζή. Τα οχήματα μπορούν να μεταφέρουν περισσότερους από έναν εργαζόμενους και στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του κόστους. Ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS) επιλέγεται για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιώντας δεδομένα από πραγματική εφαρμογή εταιρίας παροχής ενέργειας. Αν και εκ πρώτης όψης δεν σχετίζεται άμεσα με τα UAV, οι εργαζόμενοι όπως και τα UAV

αποτελούν μεταφερόμενους πόρους. Επομένως, η προσέγγιση αυτή βρίσκει εφαρμογή και στο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων και UAV.

Οι Schermer, Moeini και Wendt (2019) επιλύουν το VRPD. Πρώτα δρομολογούν τα οχήματα δρόμου και στη συνέχεια μέσω ενός μεθευρετικού αλγορίθμου επιχειρούν να ελαχιστοποιήσουν τη συνολική διάρκεια της δρομολόγησης ενσωματώνοντας τα UAV.

Οι Sacramento, Pisinger και Ropke (2019) αναπτύσσουν έναν Προσαρμοστικό αλγόριθμο Μεγάλης Γειτονιάς Αναζήτησης (Adaptive Large Neighborhood Search - *ALNS*) για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης με UAV, ελαχιστοποιώντας το κόστος. Διαπιστώνουν την ισχυρή συσχέτιση μεταξύ της αυτονομίας πτήσης των UAV και την εξοικονόμηση που προσφέρουν.

Οι Euchi και Sadok (2021) παρουσιάζουν έναν υβριδικό γενετικό αλγόριθμο που ακολουθεί τη στρατηγική της σάρωσης για την επίλυση του VRPD επιτυγχάνοντας της εύρεση νέων βέλτιστων λύσεων για αρκετά από τα παραδείγματα αναφοράς της βιβλιογραφίας.

Στην προσέγγιση των Chiang et al. (2019) τα οχήματα είναι εφοδιασμένα με ένα μόνο UAV για την παράδοση των δεμάτων στους τελικούς πελάτες. Το πρόβλημα εστιάζει στην ελαχιστοποίηση του κόστους και των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Για την επίλυσή του χρησιμοποιείται ένας γενετικός αλγόριθμος. Τα αποτελέσματα των υπολογιστικών πειραμάτων αναδεικνύουν τα πλεονεκτήματα των UAV όσον αφορά το κόστος δρομολόγησης αλλά και τον περιβαλλοντικό τους αντίκτυπο.

Οι Hu et al. (2019) προσεγγίζουν το πρόβλημα χωρίζοντας τη δρομολόγηση των οχημάτων δρόμου και των UAV, και στη συνέχεια επιχειρούν να τις βελτιστοποιήσουν συνδυάζοντάς τις. Ένα όχημα μπορεί να μεταφέρει περισσότερα του ενός UAV και αυτά μπορούν να επισκεφθούν περισσότερους του ενός κόμβου. Η εφαρμογή που μελετάται είναι η επιθεώρηση χώρου και στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της σπατάλης χρόνου των δύο οχημάτων.

Αρκετές βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις έχουν δημοσιευθεί για τη δρομολόγηση των UAV και άλλα παρεμφερή προβλήματα στα οποία χρησιμοποιούνται. Στην ανασκόπηση των Vidal, Laporte και Matl (2020) συγκεντρώνονται τρέχοντα και ανερχόμενα προβλήματα δρομολόγησης και δίνονται προτροπές σχετικά με την κατεύθυνση της μελλοντικής έρευνας σε αυτά. Τα προβλήματα δρομολόγησης που ενσωματώνουν τα UAV χαρακτηρίζονται ως ένα ανερχόμενο ερευνητικό πεδίο και δίνεται έμφαση στην ανάγκη αποτελεσματικού συντονισμού στα προβλήματα δρομολόγησης συνδυασμού μέσων.

Η ανασκόπηση των Cheikhrouhou και Khoufi (2021) συγκεντρώνει και παρουσιάζει τα προβλήματα *MTSP* που έχουν προταθεί και τα χαρακτηριστικά τους. Οι εκδοχές του προβλήματος που έχουν προταθεί αναλύονται ως προς τις εφαρμογές που μοντελοποιούν και ταξινομούνται. Πρόσφατα δημοσιεύτηκαν σημαντικά άρθρα βιβλιογραφικής ανασκόπησης αναφορικά με τα προβλήματα δρομολόγησης με UAV που παρουσιάζουν ταξινομίες και ομαδοποιήσεις για τα διάφορα μοντέλα συνεργασίας μεταξύ των οχημάτων δρόμου και των UAV, καθώς και αναλυτική διερεύνηση των διαφορετικών προσεγγίσεων.

Οι Macrina et al. (2020) εξετάζουν το σύνολο των δημοσιευμένων μελετών που αφορούν τα προβλήματα του πλανόδιου πωλητή και της δρομολόγησης οχημάτων με UAV, τα οποία στη συνέχεια κατηγοριοποιούν. Παρέχουν ένα τεχνικό υπόβαθρο περιγράφοντας τα τεχνολογικά χαρακτηριστικά των UAV και εστιάζουν στα ανερχόμενα προβλήματα δρομολόγησης με υποβοήθηση από τα UAV που αφορούν παραδόσεις δεμάτων.

Οι Moshref-Javadi και Winkenbach (2021), ταξινομούν τα προβλήματα δρομολόγησης που αφορούν τα UAV σε εφαρμογές της εφοδιαστικής αλυσίδας. Ομαδοποιούν τα προβλήματα σύμφωνα με τη συνεργασία τους με άλλους τύπους οχημάτων και αναλύουν εκτενώς τις πρακτικές τους εφαρμογές.

Στην ανασκόπηση των Li et al. (2021) η εισαγωγή των UAV στα προβλήματα δρομολόγησης εξετάζεται από την οπτική σκοπιά της ύπαρξης δύο επιπέδων, όπου το πρώτο

επίπεδο αφορά τη δρομολόγηση των οχημάτων δρόμου και το δεύτερο, το σχεδιασμό των δρομολογίων για τα UAV. Παρουσιάζονται τα μοντέλα που έχουν προταθεί για το μηχανισμό σύνδεσης μεταξύ των δύο επιπέδων στις παραλλαγές του προβλήματος που προκύπτουν από τις διάφορες στρατηγικές συγχρονισμού των δύο μέσων.

Τέλος, οι Chung, Sah και Lee (2020), μελετούν τους φραγμούς και τα εμπόδια στις συνδυαστικές επιχειρήσεις UAV και οχημάτων δρόμου. Στην ανασκόπησή τους δεν περιορίζονται μόνο στα προβλήματα δρομολόγησης που αφορούν παράδοση δεμάτων, αλλά επεκτείνονται και σε εφαρμογές γεωργίας, ασφάλειας και άλλων. Δίνουν έμφαση στην ενσωμάτωση των UAV σε πραγματικές εφαρμογές, τονίζοντας τα κενά της βιβλιογραφίας και δίνοντας κατευθύνσεις για τη μελλοντική έρευνα. Μεταξύ των ζητημάτων που υπογραμμίζουν είναι η ενεργειακή κατανάλωση και το περιβάλλον.

### 2.1.1 Αποκλειστική Δρομολόγηση UAV

Τα προβλήματα αμιγούς δρομολόγησης UAV συναντώνται σπανιότερα στη βιβλιογραφία, αφού ο κεντρικός τους κορμός έχει τα ίδια χαρακτηριστικά με αυτά των κλασικών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων. Οι Dorling et al. (2017) προτείνουν δύο προβλήματα δρομολόγησης UAV με πολλαπλές διαδρομές για υπηρεσίες παράδοσης. Το πρώτο ελαχιστοποιεί το κόστος και έχει ως περιορισμό το χρόνο παράδοσης των αγαθών, ενώ το δεύτερο ελαχιστοποιεί το συνολικό χρόνο για την ολοκλήρωση των παραδόσεων έχοντας ένα προϋπολογισμό κόστους σαν περιορισμό. Για τον υπολογισμό της κατανάλωσης της ενέργειας χρησιμοποιείται μια γραμμική συνάρτησης προσέγγισης της, βασισμένη στο μεταφερόμενο φορτίο και το βάρος της μπαταρίας.

Οι Coelho et al. (2017) παρουσιάζουν ένα πολυ-αντικειμενικό πρόβλημα δρομολόγησης ενός ετερογενούς σμήνους UAV, με περιορισμό την αυτονομία των οχημάτων και περιλαμβάνοντας σταθμούς φόρτισης. Στην προσέγγιση τους διαφορετικοί τύποι UAV μπορούν να συλλέξουν και να παραδώσουν τα δέματα στους πελάτες.

Οι Troudi et al. (2018) ακολουθούν μια προσέγγιση της ενεργειακής κατανάλωσης παρόμοια με των Dorling et al. (2017) με στόχο την ελαχιστοποίηση της απόστασης, του αριθμού των UAV που χρησιμοποιούνται καθώς και του αριθμού των μπαταριών που χρειάζονται για την ολοκλήρωση της αποστολής τους. Το προτεινόμενο πρόβλημα περιλαμβάνει επίσης περιορισμούς χρονικών παραθύρων και συνολικής διάρκειας μιας διαδρομής.

Οι Liu (2019) παρουσιάζουν ένα δυναμικό μοντέλο παραδόσεων γευμάτων με UAV. Αυτό το πρόβλημα ανήκει στην κατηγορία των ένα-προς-ένα προβλημάτων δρομολόγησης. Διαχειρίζεται ξεχωριστά την παράδοση ζεστών και κρύων γευμάτων, έτσι μία παραγγελία δύναται να παραδοθεί από περισσότερα του ενός UAV. Η αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος εστιάζει στη διασφάλιση της ασφάλειας στη μεταφορά των γευμάτων, στην ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης και στη μεγιστοποίηση της απόδοσης.

Οι Cheng, Adulyasak και Rousseau (2020) μοντελοποιούν ένα πρόβλημα δρομολόγησης UAV πολλαπλών διαδρομών που λαμβάνεται υπόψη το μεταφερόμενο φορτίο και ο χρόνος μεταφοράς στη συνάρτηση κατανάλωσης ενέργειας. Το πλάνο επαναφόρτισης των UAV αποτελεί το κύριο χαρακτηριστικό του προβλήματος. Συγκρίνουν μια μη-γραμμική συνάρτηση με μια γραμμική και παρατηρούν διαφορές της τάξης του 10% κατά μέσο όρο. Χρησιμοποιούν έναν αλγόριθμο ολικής βελτιστοποίησης για την επίλυση του μοντέλου.

Ένας από τους κύριους διαφοροποιητικούς παράγοντες μεταξύ των κλασικών προβλημάτων δρομολόγησης και των προβλημάτων δρομολόγησης με UAV είναι το μοντέλο της ενέργειας για τα UAV. Αρκετές μελέτες έχουν γίνει εστιάζοντας στο συγκεκριμένο

στοιχείο των προβλημάτων που αφορούν UAV. Οι Figliozi (2017) μελετούν την ενεργειακή απόδοση των UAV ανά μέτρο απόστασης και την επίδραση του βάρους σε αυτή. Συμπεραίνουν πως σε αντίθεση με τα οχήματα δρόμου που είναι πιο αποδοτικά όταν είναι πλήρως φορτωμένα, τα UAV αποδίδουν καλύτερα μεταφέροντας ελαφρά φορτία.

Ο Kirschstein (2020) επίσης μελετάει την απόδοση των UAV, συγκρίνοντας τις ενεργειακές τους απαιτήσεις με αυτές των οχημάτων δρόμου. Το ενεργειακό μοντέλο που χρησιμοποιούν λαμβάνει υπόψη εσωτερικούς παράγοντες όπως το βάρος των οχημάτων όσο και εξωτερικούς όπως οι καιρικές συνθήκες.

Στη μελέτη των Liu, Sengupta και Kurzhanskiy (2017) αναπτύσσεται ένα θεωρητικό μοντέλο ενεργειακής κατανάλωσης για UAV με πολλαπλά στροφεία και αξιολογείται βάσει πρακτικών πειραμάτων. Τα πειράματα αφορούν διαφορετικά προφίλ πτήσης, όπως την άνοδο, την κάθοδο, την αιώρηση και την ευθεία πτήση. Το μοντέλο που χρησιμοποιούν βασίζεται στα μοντέλα της βιβλιογραφίας που αφορούν ελικόπτερα.

Οι Zhang et al. (2021) μελετούν κατά πόσο η ενεργειακή κατανάλωση και το εύρος αυτονομίας επηρεάζεται από την ταχύτητα και το φορτίο για διαφορετικά μοντέλα. Παρουσιάζουν επίσης μια ομαδοποίηση των μοντέλων μαζί με τα χαρακτηριστικά τους αναλύοντας τις παραδοχές κάθε ενός από αυτά. Η ανασκόπηση αφορά τις εφαρμογές των UAV σε προβλήματα παράδοσης δεμάτων.

### 2.1.2 Ένα-προς-Ένα Παραλαβές και Παραδόσεις

Τα Προβλήματα με Παραλαβές και Παραδόσεις (Pickup and Delivery Problems - PDPs) αφορούν ένα μεγάλο εύρος προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων και χωρίζονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες σύμφωνα με τους Battarra, Cordeau και Iori (2014). Στην πρώτη κατηγορία προβλημάτων κάθε αγαθό μπορεί να έχει περισσότερα του ενός σημεία παραλαβής και παράδοσης. Η κατηγορία αυτή ονομάζεται Πολλά-προς-Πολλά (Many-to-Many). Η δεύτερη κατηγορία ονομάζεται Ένα-προς-Πολλά-προς-Ένα (One-to-Many-to-One) και σε αυτή ορισμένα αγαθά μεταφέρονται από την αποθήκη προς τους πελάτες, ενώ άλλα συλλέγονται από αυτούς για την επιστροφή τους στην αποθήκη. Η τρίτη κατηγορία αφορά τα Ένα-Προς-Ένα (One-to-One) προβλήματα, στα οποία κάθε αγαθό έχει ακριβώς ένα σημείο παραλαβής και ένα σημείο παράδοσης.

Το προτεινόμενο EM-DRP-PD ανήκει στην τρίτη κατηγορία, αφού η εφαρμογή που μελετάται έχει αυστηρά καθορισμένα ζεύγη πωλητών και αγοραστών. Επομένως, η βιβλιογραφική ανασκόπηση εστιάζει στα Ένα-προς-Ένα προβλήματα που έχουν προταθεί. Αναλυτικές βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις για τα προβλήματα παραλλαγών και παραδόσεων της πρώτης και της δεύτερης κατηγορίας δίνονται από τους Berbeglia et al. (2007), Parragh, Doerner και Hartl (2008) και Battarra, Cordeau και Iori (2014). Οι μελέτες που συγκεντρώνονται σε αυτές αφορούν παραλλαγές του κλασικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων και δεν περιέχουν εφαρμογές των UAV. Οι Berbeglia, Cordeau και Laporte (2010) παρουσιάζουν μια ανασκόπηση των δυναμικών εκδοχών των προβλημάτων με παραλαβές και παραδόσεις της πρώτης και της δεύτερης κατηγορίας στις εφαρμογές των κλασικών οχημάτων δρόμου.

Στην κατηγορία των Ένα-προς-Ένα προβλημάτων με παραλαβές και παραδόσεις υπάρχουν δύο κύρια είδη προβλημάτων που μελετώνται, το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Παραλαβές και Παραδόσεις (Vehicle Routing Problem with Pickups and Deliveries - VRPPD) και το Πρόβλημα Επιβίβασης και Αποβίβασης Πελατών σε Μεταφορικά Μέσα (Dial-a-Ride Problem - DARP). Το πρώτο είδος αφορά στη μεταφορά αγαθών, ενώ το δεύτερο στη μετακίνηση ανθρώπων. Τα προβλήματα τύπου DARP μπορούν να θεωρηθούν ως μια εξειδίκευση των προβλημάτων τύπου VRPPD στα οποία η ποσότητα που πρέπει να μεταφερθεί είναι ένα μόνο τεμάχιο. Έτσι, οι περισσότερες των

περιπτώσεων που αφορούν υπηρεσίες ταχυμεταφορών, όπως το *EM-DRP-PD* μπορούν να μοντελοποιηθούν ως προβλήματα *DARP* (Cordeau, Laporte και Ropke, 2008).

Ο πρώτος επίσημος ορισμός των προβλημάτων δρομολόγησης τύπου *DARP* δόθηκε από τους Cordeau και Laporte (2003) και έκτοτε πληθώρα ενδιαφέρουσων παραλλαγών έχει προταθεί. Οι χρήστες σε αυτό ζητούν τη μεταφορά τους μεταξύ μιας τοποθεσίας επιβίβασης και αποβίβασης, ενώ έχουν τη δυνατότητα να ορίζουν το χρονικό παράθυρο στο οποίο επιθυμούν να εξυπηρετηθούν. Στους περιορισμούς λαμβάνεται υπόψη η χωρητικότητα των οχημάτων, η συνολική διάρκεια της διαδρομής και ο μέγιστος χρόνος παραμονής των χρηστών στο όχημα.

Οι Zhang, Liu και Lim (2015) επιλύουν το Πρόβλημα Επιβίβασης και Αποβίβασης Πελατών σε Μεταφορικά Μέσα με Πολλαπλές Διαδρομές (Multi-trip Dial-a-Ride Problem - *MTDARP*), για τη μεταφορά ασθενών από μια τοποθεσία σε μια άλλη χρησιμοποιώντας ασθενοφόρα. Η μελέτη αφορά μια πραγματική εφαρμογή σε νοσοκομείο του Χονγκ Κονγκ και περιλαμβάνει περιορισμούς χωρητικότητας, σειράς εξυπηρέτησης και περιορισμούς χρονικών παραθύρων. Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιείται ένας μιμητικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης. Ο αλγόριθμος δοκιμάζεται και στο κλασικό *DARP* όπου αποδίδει καλά στα μεσαίου μεγέθους παραδείγματα αναφοράς.

Για το *DARP*, έχουν προταθεί και μοντελοποιήσεις με παραπάνω από μια αντικειμενικές συναρτήσεις. Οι Chevrier et al. (2012) χρησιμοποιούν μια πολυ-αντικειμενική προσέγγιση για να ελαχιστοποιήσουν τον αριθμό των οχημάτων, τη διάρκεια της διαδρομής και την καθυστέρηση σε υπηρεσίες ταξί. Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιείται ένας υβριδικός εξελικτικός αλγόριθμος συνδυασμένος με μια διαδικασία τοπικής αναζήτησης. Οι Atahran, Lente και T'kindt (2014) επίσης χρησιμοποιούν μια πολυ-αντικειμενική προσέγγιση του *DARP* που ενσωματώνει το κόστος, την ποιότητα των υπηρεσιών για τους χρήστες καθώς και το περιβαλλοντικό αποτύπωμα του μεταφορικού έργου. Τα οχήματα βρίσκονται αρχικά σε μια κοινή βάση και πρέπει να ικανοποιήσουν τη ζήτηση για συγκεκριμένες μεταφορές των ανθρώπων. Για την επίλυση του προβλήματος προτείνεται ένας γενετικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης.

Σε μια εκδοχή πιο κοντά στο πρόβλημα που μελετάται, οι Pimenta et al. (2017) μοντελοποιούν ένα *DARP* χρησιμοποιώντας αυτόνομα ηλεκτρικά οχήματα εδάφους, έχοντας ως στόχο βελτιστοποίησης την αξιοπιστία στη μεταφορά. Η εφαρμογή τους αφορά ένα προστατευμένο βιομηχανικό χώρο στον οποίο τα ρομποτικά οχήματα εκτελούν φορτώσεις και εκφορτώσεις. Ο αλγόριθμος *GRASP* προτείνεται για την αποτελεσματική επίλυση του προβλήματος.

Πιο πρόσφατα, οι Liang et al. (2020) μελέτησαν μια εφαρμογή του *DARP* σε υπηρεσίες συμμετοχικών αυτόνομων ταξί γνωστό ως «ride-sharing», λαμβάνοντας υπόψη την κίνηση στο οδικό δίκτυο των πόλεων. Στόχος είναι η μεγιστοποίηση των κερδών για την εταιρία ταξί. Τα οχήματα επιδέχονται ποινή για την καθυστέρηση τους και οι χρόνοι μετακίνησης μεταβάλλονται δυναμικά.

Αντίθετα, η προσέγγιση των Johnsen και Meisel (2022) στο *DARP* με αυτόνομα οχήματα δρόμου αφορά το περιαστικό περιβάλλον. Οι αραιοκατοικημένες περιοχές καθιστούν πολλές φορές οικονομικά ασύμφορες τις υπηρεσίες δημοσίων μέσων μαζικής μεταφοράς. Τα αυτόνομα οχήματα έχουν τη δυνατότητα να μειώσουν τα κόστη σε αυτές τις περιπτώσεις, αφού δεν περιλαμβάνουν το κόστος εργασίας του οδηγού, αλλά και συνδυάζοντας τις ζητήσεις των πελατών για μεταφορά.

Μια δυναμική εκδοχή του προβλήματος προτείνεται από τους Tafreshian et al. (2021) για την αποστολή ταξί σε πραγματικό χρόνο. Στην προσέγγιση τους χρησιμοποιούνται δύο φάσεις. Στην πρώτη καταγράφονται διαδρομές με ζήτηση, με βάση ιστορικά στοιχεία ζητήσεων. Στη δεύτερη φάση τα οχήματα δρομολογούνται εκ των προτέρων σύμφωνα με τα ευρήματα της πρώτης φάσης. Έτσι, επιτυγχάνεται η ελάφρυνση του απαιτούμενου υπολογιστικού χρόνου κατά τη φάση της δρομολόγησης πραγματικού χρόνου.

Πρόσφατες και αναλυτικές βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις στα δημοσιευμένα προβλήματα που εμπίπτουν στην κατηγορία των DARP έχουν γίνει από τους Molenbruch, Braekers και Caris (2017) και Ho et al. (2018). Στην πρώτη, ομαδοποιούν τις δημοσιευμένες παραλλαγές του προβλήματος σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά των πραγματικών εφαρμογών τους. Επίσης, συγκεντρώνουν το σύνολο των μεθοδολογιών που έχουν προταθεί για την επίλυσή τους και παρουσιάζουν ευκαιρίες για μελλοντική έρευνα. Η δεύτερη βιβλιογραφική ανασκόπηση αφορά τα δημοσιευμένα άρθρα από το 2007 και επίσης κατηγοριοποιεί τις εκδοχές τους προβλήματος που καταγράφει. Πέραν των μεθοδολογιών που αναλύει, παρουσιάζει και τα παραδείγματα αναφοράς που έχουν χρησιμοποιηθεί.

Το γενικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Παραλαβές και Παραδόσεις έχει επίσης μελετηθεί σε πολλές παραλλαγές του. Οι Yanik, Bozkaya και deKervenoael (2014) παρουσιάζουν την εκδοχή του Προβλήματος με Πολλαπλά Σημεία Παραλαβής και Μοναδικό Σημείο Παράδοσης και Χρονικά Παράθυρα (Capacitated VRP with Multiple Pickup, Single Delivery and Time Windows - *CVRPMPDTW*) για σενάρια προμήθειας πολλαπλών αγαθών. Μια εφαρμογή του *CVRPMPDTW* είναι τα ηλεκτρονικά σουπερ μάρκετ όπου δεν έχουν κεντρική αποθήκη με αποθέματα αλλά συλλέγουν τα ζητούμενα προϊόντα από τους προμηθευτές πριν την παράδοση. Για την επίλυση του προβλήματος αναπτύσσουν έναν υβριδικό γενετικό αλγόριθμο.

Παρομοίως, ο Wang (2018) χρησιμοποιεί το μοντέλο του *VRPPD* για το πρόβλημα παράδοσης γευμάτων, όπου τα οχήματα παραλαμβάνουν τα γεύματα από πολλαπλούς προμηθευτές και τα παραδίδουν στους πελάτες. Χρησιμοποιώντας έναν *ALNS* αλγόριθμο επιλύουν περιπτώσεις με πάνω από 1000 πελάτες και 40 προμηθευτές. Επίσης, αναλύουν αποτελέσματα σε πραγματικά δεδομένα και καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι το συνεργατικό μοντέλο υπηρεσιών μεταφοράς έχει μειωμένο κόστος σε σχέση με την παροχή αποκλειστικών υπηρεσιών.

Ένα πιο περίπλοκο σενάριο αντιμετωπίζεται από τους Wolfinger και Salazar-Gonzalez (2021), όπου λαμβάνουν υπόψη την εξυπηρέτηση με παραπάνω από ένα όχημα, αναφερόμενο στη διεθνή βιβλιογραφία ως «split deliveries», καθώς και δυνατότητες μεταφόρτωσης σε προκαθορισμένα σημεία. Η μελέτη παρουσιάζει το μαθηματικό μοντέλο του προβλήματος το οποίο επιλύεται με έναν αλγόριθμο ολικής βελτιστοποίησης «branch-and-cut». Στόχος του προβλήματος είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους συμπεριλαμβανομένου του κόστους μεταφόρτωσης.

Οι Sun et al. (2020) παρουσιάζουν μια παραλλαγή του προβλήματος που στόχο έχει τη μεγιστοποίηση του κέρδους. Σε αυτό η μεταφορική εταιρία χρησιμοποιεί ένα στόλο από οχήματα για να μεταφέρει αγαθά έναντι αμοιβής, η οποία εξαρτάται από το χρόνο εξυπηρέτησης. Για την επίλυση του προβλήματος αναπτύσσεται ένας *ALNS* αλγόριθμος που επιλύει παραδείγματα με έως και 75 αιτήσεις για μεταφορά, ήτοι 150 κόμβους.

Στην πρόσφατη ανασκόπηση των Κορ, Laporte και Tükenmez (2020) καταγράφεται η βιβλιογραφία των προβλημάτων δρομολόγησης με ταυτόχρονη παραλαβή και παράδοση, ένα συγγενικό πρόβλημα των *VRPPD* και *DARP*. Η έρευνα διαπιστώνει ότι τα αυτόνομα οχήματα αποτελούν ένα από τους πιο πολλά υποσχόμενους τομείς μελλοντικών εφαρμογών στα προβλήματα αυτά.

### 2.1.3 Έρευνα και Διάσωση με UAV

Το πλήθος των εφαρμογών στις οποίες τα UAV χρησιμοποιούνται διαρκώς διευρύνεται. Όπως οι περισσότερες νέες τεχνολογίες, αρχικά τα UAV χρησιμοποιήθηκαν σε στρατιωτικές εφαρμογές. Στη συνέχεια, η χρήση τους επεκτάθηκε σε πολιτικού χαρακτήρα εφαρμογές από δημόσιους φορείς, όπως η υπηρεσία πολιτικής προστασίας και η αστυνομία, αλλά και από ιδιώτες για επαγγελματική χρήση όπως η κινηματογράφηση.

Πρόσφατα άρχισαν να χρησιμοποιούνται για την εκτέλεση μεταφορικού έργου, αλλά αυτές οι εφαρμογές είναι περιορισμένες ακόμα, κυρίως λόγω του νομοθετικού πλαισίου που τις διέπει.

Στη βιβλιογραφία αναφέρονται εφαρμογές για την κατόπτευση και παρακολούθηση από τους Basilico και Carpin (2015), εφαρμογές σμήνους UAV από τους Tahir et al. (2019) και φωτογραμμετρίας από τους Śledź, Ewertowski και Piekarczyk (2021). Χρήση των UAV σε αγροτικές εφαρμογές και τη γεωργία έχουν μελετηθεί από τους Lottes et al. (2017), Feng et al. (2021) και Boursianis et al. (2022), ενώ οι Bouguettaya et al. (2022) μελετούν τη χρήση τους για τον εντοπισμό δασικών πυρκαγιών. Μια κατηγορία εφαρμογών όπου η χρήση των UAV μπορεί να προσφέρει μεγάλα πλεονεκτήματα και είναι βαρύνουσας σημασίας, είναι στην αντιμετώπιση εκτάκτων καταστάσεων, όπως για παράδειγμα έπειτα από φυσικές καταστροφές. Ένα μεγάλο πεδίο εφαρμογής των UAV σήμερα είναι αυτό των αποστολών έρευνας και διάσωσης.

Οι Wankmüller, Kunovjanek και Mayrgünder (2021) μελετούν την επίδραση της χρήσης των UAV σε περιπτώσεις παροχής άμεσης βοήθειας και συμπεραίνουν ότι η αποτελεσματικότητα της επιχείρησης αυξάνεται σε σενάρια που αξιολογήθηκαν. Αναφέρουν επίσης, ότι βελτιώσεις τόσο στο λογισμικό όσο και στο υλισμικό μπορεί να αυξήσει περαιτέρω την αποτελεσματικότητά τους. Άλλες έρευνες εστιάζουν στην πρακτική διάσταση της ενσωμάτωσης των UAV στα προβλήματα που αφορούν ανθρωπιστικές εφαρμογές. Οι Graham-Rowe (2010) συνηγορούν στο ότι η χρήση χαμηλού κόστους UAV μπορεί να είναι μια βιώσιμη επιλογή για την αντικατάσταση ελικοπτέρων που χρησιμοποιούνται σε αποστολές έρευνας και διάσωσης.

Οι περισσότερες μελέτες της βιβλιογραφίας θεωρούν ένα στατικό περιβάλλον στον οποίο επιχειρούν τα UAV, έχοντας ως παραδοχή τη στασιμότητα των θυμάτων. Όμως, στις πραγματικές εφαρμογές αυτό είναι πιθανό να μην ισχύει. Οι Morin, Abi-Zeid και Quimper (2023) παρουσιάζουν ένα πρόβλημα εντοπισμού ενός κινούμενου στόχου, λαμβάνοντας υπόψη τον παράγοντα της ορατότητας. Σαν περιορισμοί χρησιμοποιούνται ένας μέγιστος χρονικός ορίζοντας και ένας μέγιστος αριθμός περασμάτων πάνω από την περιοχή ενδιαφέροντος.

Μια διαφορετική προσέγγιση της χρήσης των UAV για ανθρωπιστικού ενδιαφέροντος εφαρμογές μελετούν οι Del-Real και Díaz-Fernández (2021). Συγκεκριμένα μελετούν τη χρήση των UAV σε παραλίες για την υποβοήθηση του ναυαγοσωστικού έργου. Η εφαρμογή μελετάται από την οπτική της αποδοχής μιας τέτοιας χρήσης από το κοινό. Στα ευρήματα τους καταλήγουν ότι οι πολίτες είναι πιο πιθανό να αποδεχθούν μια τέτοια χρήση σε παραλίες όπου δεν υπάρχει ναυαγοσώστης.

Ένας πολύ σημαντικός παράγοντας επιτυχίας της ενσωμάτωσης των UAV στις αποστολές έρευνας και διάσωσης είναι η δυνατότητά τους να αναγνωρίζουν τα θύματα. Οι Mishra et al. (2020) δημιούργησαν μια βάση δεδομένων 2000 φωτογραφιών όπου χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση της κατάστασης των θυμάτων από την κάμερα του UAV. Για την αναγνώριση χρησιμοποιούνται χαρακτηριστικά όπως η οριζόντια στάση του σώματος ή το κάλεσμα για βοήθεια με κίνηση των χεριών. Η βάση αυτή συγκρίνεται με άλλες βάσεις της βιβλιογραφίας και επίσης, προτείνεται ένα νέο μοντέλο εντοπισμού θυμάτων.

Μια ενδιαφέρουσα εφαρμογή των UAV στη διαχείριση εκτάκτων καταστάσεων παρουσιάζεται από τους McRae et al. (2021), όπου τα UAV χρησιμοποιούνται για την αποκατάσταση των τηλεπικοινωνιών έπειτα από φυσικές καταστροφές. Οι Xing et al. (2022) ανέπτυξαν ένα σύστημα πολλαπλών UAV για αποστολές έρευνας και διάσωσης σε δυσπρόσιτες περιοχές. Χρησιμοποιούν λογισμικό αναγνώρισης αντικειμένων και πραγματοποιούν προσομοιώσεις για την αξιολόγησή του.

Πέραν των φυσικών καταστροφών, μια ακόμα ανθρωπιστικού ενδιαφέροντος εφαρμογή μελετάται από τους Flemons et al. (2022), όπου χρησιμοποιούν τα UAV για την

παράδοση διαγνωστικών τεστ την περίοδο της πανδημίας COVID-19. Τα UAV που χρησιμοποιούν δοκιμάστηκαν με τρεις διαφορετικούς τύπους διαχείρισης του φορτίου, σταθερής στήριξης, κρεμάμενα με μηχανισμό συρματόσχοινου και με αλεξίπτωτο. Οι προσομοιώσεις κρίθηκαν επιτυχείς αφού τα φορτία παραδόθηκαν στην αρχική τους κατάσταση.

Τα UAV μπορούν να συνεισφέρουν σε αποστολές σε συνεργασία με άλλα μέσα. Οι Lindqvist et al. (2022) παρουσιάζουν ένα συνδυασμό από ρομποτικά οχήματα εδάφους και UAV για την έρευνα και διάσωση στο υπέδαφος. Ο στόχος της μελέτης είναι η δημιουργία μιας πλήρως αυτόνομης επιχείρησης έρευνας και διάσωσης σε περιοχές όπου οι τηλεπικοινωνίες δεν λειτουργούν. Στη συνδυαστική προσέγγιση των Zhang et al. (2022), τα UAV αναπτύσσονται από τα ελικόπτερα για να τα βοηθήσουν στην έρευνα. Τα σημεία ενδιαφέροντος κατανέμονται στα UAV μετά τον καθορισμό του σημείου από που αυτό θα ξεκινήσει την αναζήτηση. Η μελέτη λαμβάνει υπόψη και εξωτερικούς παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν την αποτελεσματικότητα των UAV.

Στη βιβλιογραφία καταγράφονται μελέτες προσομοίωσης όπου μελετώνται αρκετά διαφορετικά σενάρια. Οι Cicek et al. (2022) προσομοιώνουν μια επιχείρηση διάσωσης σε ένα ποτάμι με τη βοήθεια UAV. Συγκρίνοντας την προτεινόμενη μέθοδο ενσωμάτωσης των UAV στην επιχείρηση διάσωσης, συμπεραίνουν ότι με τη χρήση αυτών υπήρξε δραματική μείωση στο χρόνο εντοπισμού των θυμάτων. Παρομοίως, οι Karaca et al. (2018) προσομοίωσαν μια αποστολή έρευνας και διάσωσης σε ορεινές περιοχές με χιόνι, όπου ένας αγνοούμενος βρίσκεται αναίσθητος. Τα συγκριτικά αποτελέσματα μεταξύ της χρήσης των UAV και της μη χρήσης αυτών, ανέδειξε τη σημαντική μείωση του χρόνου αναζήτησης που προσφέρουν τα UAV. Μια άλλη μελέτη που επίσης αφορά ορεινές περιοχές διεξήχθη από τους McRae et al. (2019), στην οποία UAV του εμπορίου χρησιμοποιούνται κατά την επιχείρηση έρευνας και διάσωσης για την αποκατάσταση των τηλεπικοινωνιών μεταξύ των διασώσεων και του κέντρου επιχειρήσεων. Τα πειράματα λαμβάνουν χώρα σε 10 περιοχές και ο μέσος χρόνος αποκατάστασης ήταν 6.5 λεπτά.

Οι Khalil, Saeed και Almutiry (2022) μελετούν το πρόβλημα εντοπισμού στόχου χρησιμοποιώντας τις διαφορές στους χρόνους άφιξης των UAV για τον καθορισμό της κίνησής τους, όπου η άφιξη αυτών αποδείχθηκε ωφέλιμη για την ακρίβεια στον εντοπισμό της θέσης του αγνοούμενου. Οι Van Tilburg (2017) στην αναφορά τους περιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο ένα UAV βοήθησε στον εντοπισμό ενός αγνοούμενου σε ένα φαράγγι, αποφεύγοντας έτσι μια επικίνδυνη νυχτερινή πεζοπορία για τα μέλη της αποστολής διάσωσης.

Οι Daud et al. (2022) παρουσιάζουν μια πρόσφατη ανασκόπηση της βιβλιογραφίας αναφορικά με τη χρήση των UAV στη διαχείριση εκτάκτων καταστάσεων. Η έρευνά τους αφορά το διάστημα 2009-2020 με την πλειοψηφία των άρθρων να έχει δημοσιευθεί τα τελευταία 5 έτη. Κατηγοριοποιούν τις εφαρμογές των UAV σε χαρτογράφηση, έρευνα-διάσωση, μεταφορά και εκπαίδευση. Αναγνωρίζουν την ανάγκη για έρευνα στον τρόπο με τον οποίο τα UAV μπορούν να γίνουν αρωγοί στον εντοπισμό θυμάτων και ταυτόχρονα εκφράζουν τη σιγουριά ότι τα UAV θα αυξήσουν την αποτελεσματικότητά τους ειδικά σε σενάρια διαχείρισης καταστροφών.

Τα προβλήματα έρευνας και διάσωσης αποτελούν στον πυρήνα τους Προβλήματα Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης (Coverage Path Planning Problems - CPPP). Η χρήση των UAV σε αυτά τα προβλήματα έχει μελετηθεί από διαφορετικές σκοπιές και είναι μια αρκετά δημοφιλής εφαρμογή των UAV. Η βιβλιογραφική ανασκόπηση των Cabreira, Brisolara και Ferreira Jr. (2019) παρουσιάζει τις διαφορετικές προσεγγίσεις του προβλήματος κάλυψης με χρήση UAV που έχουν προταθεί, με τις μεθόδους διακρίτοποίησης της περιοχής ενδιαφέροντος, τους στόχους και τους περιορισμούς που έχουν χρησιμοποιηθεί.

## 2.2 Προβλήματα Δρομολόγησης Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου

Σε αυτή την υπο-ενότητα, γίνεται καταγραφή της βιβλιογραφίας των προβλημάτων δρομολόγησης που αφορούν τη χρήση ηλεκτρικών οχημάτων. Αυτή η κατηγορία προβλημάτων δεν αφορά τα UAV αλλά περιορίζεται σε ηλεκτρικά οχήματα δρόμου, με τα οποία μοιράζονται αρκετά κοινά χαρακτηριστικά.

Το πρώτο πρόβλημα που μπορεί να ενταχθεί στην κατηγορία των προβλημάτων δρομολόγησης ηλεκτρικών οχημάτων προτάθηκε από τους Conrad και Figliozzi (2011). Ονομάζεται Πρόβλημα Δρομολόγησης Ανεφοδιαζόμενου Οχήματος (Recharging Vehicle Routing Problem - *RVRP*) και αποτελεί πρόγονο του αυθεντικού Προβλήματος Δρομολόγησης Ηλεκτρικών Οχημάτων (Electric Vehicle Routing Problem - *EVRP*) και του Προβλήματος Πράσινης Δρομολόγησης Οχημάτων (Green Vehicle Routing Problem - *GVRP*). Η πρωτοτυπία του έγκειται στον περιορισμό της αυτονομίας του οχήματος και στην ανάγκη ανεφοδιασμού του, χωρίς όμως να αφορά απαραίτητως ηλεκτρικά οχήματα.

Το *GVRP* προτάθηκε από τους Erdoğan και Miller-Hooks (2012) και σε αυτό χρησιμοποιούνται οχήματα εναλλακτικού καυσίμου στη θέση των κλασικών οχημάτων. Το *EVRP* επομένως μπορεί να θεωρηθεί ως μια παραλλαγή του *GVRP*. Οι Schneider, Stenger και Goeke (2014) παρουσιάζουν την πρώτη εκδοχή του *EVRP* ενσωματώνοντας περιορισμούς χρονικών παραθύρων και σταθμούς φόρτισης, το Πρόβλημα Δρομολόγησης Ηλεκτρικών Οχημάτων με Χρονικά Παράθυρα και Σταθμούς Φόρτισης (Electric Vehicle-Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations - *E-VRPTW*). Για την επίλυσή του χρησιμοποιείται ένας υβριδικός αλγόριθμος *VNS* και *TS*.

Οι Zhang et al. (2018) εφαρμόζουν έναν μεθευρετικό αλγόριθμο της Αποικίας Μυρμηγκιών *ACO* για την επίλυση του *EVRP* με σταθμούς φόρτισης, με στόχο την ελαχιστοποίηση της δαπανώμενης ενέργειας. Η έρευνα τους υπογραμμίζει τα πλεονεκτήματα της χρήσης του στόχου ελαχιστοποίησης της ενέργειας έναντι τους στόχου ελαχιστοποίησης της απόστασης που διανύουν τα οχήματα.

Οι Mao et al. (2020) συνδυάζουν τον αλγόριθμο *ACO* χρησιμοποιώντας μεθόδους τοπικής αναζήτησης για την επίλυση του *EVRP* με χρονικά παράθυρα και πολλαπλές επιλογές φόρτισης. Αυτή είναι και η πρώτη μοντελοποίηση που δίνεται η επιλογή στα οχήματα είτε να ανταλλάζουν την άδεια μπαταρία τους με μια γεμάτη, είτε να τη φορτίσουν. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα για τις επιλογές πολλαπλής φόρτισης και αντικατάστασης μπαταρίας, συμπεραίνουν ότι η πρώτη επιλογή ενδείκνυται για τη μείωση του κόστους στις περισσότερες των περιπτώσεων.

Οι Zang, Wang και Qi (2021) προτείνουν έναν αλγόριθμο ολικής βελτιστοποίησης εστιάζοντας στη διαχείριση των μπαταριών. Χρησιμοποιούν μια μη-γραμμική συνάρτηση εξάντλησης της μπαταρίας βασισμένη στο βάθος εκφόρτισής (depth-of-discharge) της εκείνη τη στιγμή. Στα υπολογιστικά πειράματά τους διαπιστώνουν πως μοντέλα που χρησιμοποιούν το βάθος εκφόρτισης έχουν αυξημένο χρόνο ζωής της μπαταρίας και μείωση του συνολικού κόστους έως και 10%.

Μια ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα μελέτη των Keskin, Çatay και Laporte (2021) εξετάζει την επιρροή της εκ των προτέρων εκτίμησης των χρόνων φόρτισης στην επίλυση του *EVRP* με περιορισμούς χρονικών παραθύρων. Στην προσομοίωση τους λαμβάνονται υπόψη στοχαστικοί χρόνοι αναμονής στους σταθμούς φόρτισης. Για την επίλυσή του προβλήματος χρησιμοποιείται ένας *ALNS* αλγόριθμος προσαρμοσμένος στις ανάγκες του συγκεκριμένου προβλήματος.

Οι Basso, Kulcsár και Sanchez-Diaz (2021) παρουσιάζουν το Πρόβλημα Δρομολόγησης Ηλεκτρικών Οχημάτων με Περιορισμούς Πιθανοτήτων (Electric Vehicle Routing Problem with Chance-Constraints *EVRP-CC*) όπου χρησιμοποιούν μια προσέγγιση

μηχανικής εκμάθησης για να καθορίσουν το επίπεδο φόρτισης των μπαταριών. Η μεθοδολογία αυτή επιτρέπει την πρόβλεψη της κατανάλωσης για συγκεκριμένες χρονικές στιγμές εντός ενός δεδομένου διαστήματος εμπιστοσύνης. Πραγματοποιούν δύο είδη πειραμάτων για να αναδείξουν την ποιότητα του μοντέλου που προτείνουν και τις δυνατότητες του, το ένα αφορά πραγματικά δεδομένα και το άλλο δεδομένα προσομοίωσης.

Στη μελέτη των Lin, Ghaddar και Nathwani (2021) λαμβάνεται υπόψη το δίκτυο ηλεκτροδότησης εντός του *EVRP*. Οι τιμές του ηλεκτρικού ρεύματος στο προτεινόμενο πρόβλημα παρουσιάζουν διακυμάνσεις και δίνεται η δυνατότητα στα οχήματα να μεταφέρουν ενέργεια πίσω στο ηλεκτρικό δίκτυο.

Οι Napoli et al. (2021) μελετούν την κατασκευή ενός κέντρου διανομής εφοδιασμένου με καταστάσεις ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η περιπτωσιολογική μελέτη τους αφορά την εφικτότητα μιας τέτοιας εφαρμογής. Οι Schiffer et al. (2021) εστιάζουν σε ένα ιδιαίτερο πρόβλημα, αυτό των μεταφορών μεσαίων αποστάσεων με ηλεκτρικά οχήματα για το οποίο μελετούν την εφικτότητα τους αλλά και το κόστος σε βάθος χρόνου.

Η έρευνα των Chakraborty, Mondal και Mondal (2021) στοχεύει στη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας και σε αυτή μελετάται η επιρροή των χαρακτηριστικών των σταθμών φόρτισης στην ποιότητα των λύσεων του προβλήματος. Ακολουθεί μια πολύ-αντικειμενική προσέγγιση επίλυσης που δοκιμάζεται σε πραγματικά δεδομένα.

Μια πρωτότυπη έρευνα παρουσιάζεται από τους Al-dal'ain και Celebi (2021) και αφορά τη χρήση δύο τύπων οχημάτων. Σε αυτή πρώτα καθορίζονται οι διαδρομές για τις παραδόσεις εντός του αστικού ιστού και στη συνέχεια κατανέμονται σε ένα ηλεκτρικό όχημα ή ένα κλασικό όχημα με κινητήρα εσωτερικής καύσης.

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση των Erdelić και Carić (2019) καταγράφει αναλυτικά όλα τα προβλήματα ηλεκτρικών οχημάτων της βιβλιογραφίας και αναδεικνύει σημαντικά ζητήματα σε αυτά, όπως οι ανεπαρκώς ανεπτυγμένες υποδομές και τα προβλήματα που προκύπτουν από τη σύνθεση του στόλου οχημάτων, καθώς και τον οικονομικό αντίκτυπο της μετάβασης στην ηλεκτροκίνηση. Ορισμένοι από τους σημαντικότερους παράγοντες που εμποδίζουν τη μετάβαση στα ηλεκτρικά οχήματα σχετίζονται με την αυτονομία τους η οποία μπορεί να είναι απρόβλεπτη και επηρεάζεται σημαντικά από τις κακές καιρικές συνθήκες.

Μια πιο πρόσφατη βιβλιογραφική ανασκόπηση των Xiao et al. (2021) στα προβλήματα δρομολόγησης ηλεκτρικών οχημάτων, δίνει χρήσιμες πληροφορίες σχετικά με τα κόστη τους. Αναλύουν τις στρατηγικές φόρτισης και την κατανάλωση ενέργειας, τις δύο σημαντικότερες παραμέτρους των *EVRP*, παρουσιάζοντας ένα νέο μοντέλο για το *EVRP* με κατανάλωση ενέργειας και επαναφόρτιση. Η πλειοψηφία των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων της βιβλιογραφίας δέχεται ως παραδοχή τη βεβαιότητα σε στοιχεία όπως η ζήτηση και η κατανάλωση καυσίμου. Στην πραγματικότητα, αυτές οι τιμές είναι συνήθως εντός ενός αναμενόμενου εύρους τιμών και για τον λόγο αυτό είναι αβέβαιες (Kondratenko et al., 2006). Ένας αποτελεσματικός τρόπος για την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας που έχει προταθεί είναι η ενσωμάτωση μεθόδων ασαφούς λογικής. Οι Werners και Kondratenko (2018) χρησιμοποιούν μια τέτοια προσέγγιση για το πρόβλημα δρομολόγησης δεξαμενόπλοιων, ενώ οι Solesvik et al. (2017) ενσωματώνουν ένα σύστημα λήψης αποφάσεων ασαφούς λογικής στα ναυτιλιακά. Η έρευνα των Kondratenko et al. (2021) συνδυάζει την ασαφή λογική με τους εξελικτικούς αλγόριθμους για την επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης με αβεβαιότητα. Στην πρακτική εφαρμογή των προβλημάτων όπου δεν λαμβάνεται υπόψη η αβεβαιότητα, θα πρέπει να ακολουθηθεί η λογική του «χειρότερου δυνατού σεναρίου» προκειμένου να διασφαλιστεί η εφικτότητα της δρομολόγησης.

Από την υπάρχουσα βιβλιογραφία των προβλημάτων που αφορούν τα ηλεκτρικά οχήματα, τόσο του δρόμου όσο και των *UAV* αναδεικνύεται η σύγχρονη φύση τους και το

διαρκώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για αυτά. Πέραν των καταγεγραμμένων πλεονεκτημάτων των ηλεκτρικών οχημάτων έναντι των συμβατικών οχημάτων, στη βιβλιογραφία υπογραμμίζονται και τα ζητήματα σχετικά με την ενσωμάτωσή τους στην εφοδιαστική αλυσίδα. Το καίριο ζήτημα που προκύπτει είναι αυτό της αυτονομίας των οχημάτων και της πολύωρης φόρτισης τους.

Το προτεινόμενο από τη διδακτορική διατριβή Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV συνδυάζει τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου με UAV προκειμένου να αμβλύνει τα μειονεκτήματα τους ατομικά και να ενισχύσει τα πλεονεκτήματα τους μέσω της συνδυαστικής τους χρήσης. Το πρόβλημα, εστιάζει στο βάρος του μεταφερόμενου φορτίου ως τον κύριο ελεγχόμενο παράγοντα που επηρεάζει την αυτονομία των οχημάτων και έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης της ενέργειας. Με την ενσωμάτωση των UAV στο πρόβλημα δρομολόγησης των ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου τα μεν πρώτα επεκτείνουν την ακτίνα δράσης τους, ενώ τα δεύτερα μειώνουν τις ενεργειακές τους απαιτήσεις που είναι δυσαναπλήρωτες. Συνδυάζει αρκετά από τα προβλήματα που αναφέρονται στη βιβλιογραφική ανασκόπηση, καθώς μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πρόβλημα δύο επιπέδων, στο οποίο τα UAV εκτελούν πολλαπλές διαδρομές. Επιπλέον, η κατανάλωση της ενέργειας που αποτελεί καίριο ζήτημα στις εφαρμογές δρομολόγησης ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου και δρομολόγησης UAV, λαμβάνεται υπόψη ως αντικειμενικός στόχος αλλά και ως περιορισμός. Είναι η πρώτη προσέγγιση όπου συνδυάζει τα δύο αυτά ηλεκτρικά οχήματα.

Όπως καταδεικνύει η βιβλιογραφική ανασκόπηση, οι μελέτες που αφορούν προβλήματα αμιγούς δρομολόγησης UAV είναι αρκετά λιγότερες απ'ότι τα προβλήματα συνδυαστικής δρομολόγησης UAV και οχημάτων δρόμου. Έτσι, υπάρχει πρόσφορο έδαφος για μελέτες διαφορετικών παραλλαγών του προβλήματος δρομολόγησης UAV. Παρ'όλο που παραλλαγές του προβλήματος δρομολόγησης κλασικών οχημάτων με παραλαβές και παραδόσεις έχουν μελετηθεί εκτενώς, υπάρχει ένα κενό στη βιβλιογραφία των προβλημάτων αυτών σχετικά με τη χρήση νέων αυτόνομων και ηλεκτροκίνητων μέσων μεταφοράς όπως τα UAV και των περιορισμών ενέργειας που τα αφορούν. Το προτεινόμενο Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις είναι ένα νέο πρόβλημα δρομολόγησης UAV που αφορά αποκλειστικά τη δρομολόγηση UAV που περιλαμβάνει παραλαβές και παραδόσεις αγαθών, έχοντας την ιδιαιτερότητα τα UAV να παρέχουν μόνο τις υπηρεσίες μεταφοράς μεταξύ συγκεκριμένων πωλητών και συγκεκριμένων αγοραστών. Το πρόβλημα λαμβάνει υπόψη περιορισμούς, βάρους, ποσότητας και ενεργειακής αυτονομίας. Μια άλλη ανάγκη διερεύνησης που τονίζεται στη βιβλιογραφία πέρα από τη χρήση οχημάτων φιλικών προς το περιβάλλον, είναι ο στόχος της ελαχιστοποίησης της ενέργειας για τη μείωση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος. Το προτεινόμενο EM-DRP-PD, όπως και το προτεινόμενο EVPRD καλύπτει και τα δύο αυτά στοιχεία όπου ένα σύγχρονο πρόβλημα δρομολόγησης πρέπει να λαμβάνει υπόψη.

Στην υποενότητα 2.1.3 της βιβλιογραφικής ανασκόπησης παρουσιάστηκε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών των UAV σε προβλήματα σχετιζόμενα με την έρευνα και διάσωση. Σε αυτήν αναδεικνύονται οι δύο κύριες κατηγορίες των προβλημάτων που συναντώνται. Η πρώτη αφορά τα στατικά προβλήματα αναζήτησης όπου οι αγνοούμενοι μένουν στάσιμοι στον χώρο ενδιαφέροντος και η δεύτερη τα δυναμικά προβλήματα αναζήτησης, όπου οι αγνοούμενοι βρίσκονται σε κίνηση κατά τη διάρκεια αναζήτησης. Η παρούσα διδακτορική διατριβή προτείνει, μοντελοποιεί και επιλύει δύο προβλήματα, ένα για κάθε κατηγορία.

Στην κατηγορία των στατικών προβλημάτων, συνεισφέρει με το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV (Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Problem - CUAV-RP). Σε αντίθεση με τις προσεγγίσεις της βιβλιογραφίας, όπου το υποκείμενο πρόβλημα σχεδιασμού μονοπατιών κάλυψης αντιμετωπίζεται ως ένα πρόβλημα σχεδιασμού της κίνησης των UAV, η προσέγγιση του προβλήματος έρευνας και διάσωσης που παρουσιάζεται μετασχηματίζει το υποκείμενο πρόβλημα σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων. Με

την τεχνική αυτή μπορούν να ενσωματωθούν αποτελεσματικά διαφορετικοί αντικειμενικοί στόχοι και περιορισμοί. Στο προτεινόμενο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV εφαρμόζεται ο αντικειμενικός στόχος του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας που έχει προταθεί από τους Ngueveu, Prins και Wolfler Calvo (2010) για τη μοντελοποίηση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων σε εφαρμογές ανθρωπιστικού ενδιαφέροντος.

Στην κατηγορία των δυναμικών προβλημάτων, η παρούσα διατριβή συνεισφέρει το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV. Χρησιμοποιώντας το δυναμικό περιβάλλον του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών (Moving Peaks Benchmark - MPB) (Branke, 1999), η προσέγγιση που παρουσιάζεται προσομοιώνει το πλήθος των αγνοουμένων και την προτεραιότητα για τον έγκαιρο εντοπισμό τους. Με τη χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους επιτυγχάνει την αποτελεσματική συνεργασία του σμήνους των UAV για τον εντοπισμό τους. Αυτή η προσέγγιση των δυναμικών προβλημάτων αναζήτησης, δίνει τη δυνατότητα στο σμήνος να προσαρμόζεται αυτόνομα στις μεταβολές του περιβάλλοντος μεγιστοποιώντας τις πιθανότητες εύρεσης των αγνοουμένων.

## 3 Το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV

### 3.1 Εισαγωγή

Το πρόβλημα που παρουσιάζεται σε αυτό το κεφάλαιο προτείνεται για τη μοντελοποίηση επιχειρήσεων έρευνας και διάσωσης που πραγματοποιούνται από ένα σμήνος UAV. Η προσέγγιση λαμβάνει υπόψη τους περιορισμούς και τα χαρακτηριστικά των UAV καθώς και τον ανθρωπιστικό χαρακτήρα της αποστολής.

Τα προβλήματα έρευνας και διάσωσης αποτελούν ουσιαστικά Προβλήματα Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης (Coverage Path Planning Problems - CPPP) χώρου στον οποίο βρίσκονται οι αγνοούμενοι χωρίς όμως να είναι γνωστή η ακριβής τους τοποθεσία. Ο σχεδιασμός του μονοπατιού για τη κάλυψη του χώρου κατηγοριοποιείται στη ρομποτική ως ένα πρόβλημα Σχεδιασμού Κίνησης (Motion Planning), όπου είναι απαραίτητη η δημιουργία ενός μονοπατιού ώστε ένα ρομποτικό όχημα να εξερευνήσει κάθε σημείο της περιοχής ενδιαφέροντος (Choset, 2001). Επεκτείνοντας τον παραπάνω ορισμό, για περισσότερα του ενός ρομποτικού οχήματος, το πρόβλημα της σχεδίασης μονοπατιών κάλυψης με ένα στόλο ρομποτικών οχημάτων αποτελεί τον πυρήνα μιας επιχείρησης έρευνας και διάσωσης με χρήση UAV.

Η προτεινόμενη προσέγγιση του προβλήματος, εστιάζει στην ανθρωπιστική διάσταση του προβλήματος όπου δεν αρκεί απλώς η κάλυψη της περιοχής ενδιαφέροντος, αλλά αναζητούνται εκείνα τα μονοπάτια για κάθε UAV, που να ελαχιστοποιούν το συνολικό χρόνο εύρεσης όλων των αγνοουμένων εντός της περιοχής ενδιαφέροντος. Για την ενσωμάτωση του στόχου ελαχιστοποίησης, το πρόβλημα σχεδιασμού μονοπατιών κάλυψης μετατρέπεται σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων.

Για τη μετατροπή του προβλήματος σχεδιασμού μονοπατιών κάλυψης σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης UAV, είναι απαραίτητη η διακριτοποίηση της περιοχής ενδιαφέροντος σε ένα προσεγγιστικό πλέγμα και το σχηματισμό κελιών από τα κέντρα των οποίων τα UAV έχουν την πλήρη και επαρκή εικόνα της κάτοψης του χώρου που καταλαμβάνουν τα αντίστοιχα κελιά. Το σύνολο των κέντρων που σχηματίζονται αποτελούν τους κόμβους ενός γραφήματος, εν είδει πελατών όπως συναντώνται στα κλασικά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων. Στο γράφημα που δημιουργείται προστίθεται επιπλέον και το σημείο απογείωσης και προσγείωσης των UAV ως κόμβος. Στο διαμορφωμένο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων μπορούν να ενσωματωθούν η αντικειμενική συνάντηση, καθώς και οι περιορισμοί που απορρέουν από τη χρήση των UAV.

Εν αντιθέσει με το κλασικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, που έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους των διαδρομών, η ανθρωπιστική εφαρμογή που μελετάται επιτάσσει την υιοθέτηση μιας εναλλακτικής αντικειμενικής συνάρτησης, που θα έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης σε όλα τα σημεία της περιοχής ενδιαφέροντος. Αυτή η αντικειμενική συνάρτηση έχει προταθεί από τους Ngueveu, Prins και Wolfler Calvo (2010) στο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας (Cumulative Capacitated Vehicle Routing Problem

- *CCVRP*). Η προσέγγιση αυτή έχει προταθεί ως καταλληλότερη της κλασικής προσέγγισης της συνάρτησης κόστους για περιπτώσεις όπου η έγκαιρη άφιξη είναι καίριας σημασίας για τη διάσωση ανθρώπων (Campbell, Vandenbussche και Hermann, 2008).

Το νέο αυτό πρόβλημα που ενσωματώνει τους περιορισμούς και τα χαρακτηριστικά των UAV με την ανθρωποκεντρική αντικειμενική συνάρτηση του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας, είναι το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV (Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Routing Problem - *CUAVRP*). Το προτεινόμενο πρόβλημα παρουσιάζεται αναλυτικά, μοντελοποιείται και επιλύεται στη συνέχεια του κεφαλαίου.

Για την αποτελεσματική επίλυση του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV και κατ'επέκταση του Προβλήματος Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης με την προτεινόμενη ανθρωποκεντρική προσέγγιση, αναπτύχθηκαν τρεις παραλλαγές ενός Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγορίθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης - Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Parallel Weighted Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - Variable Neighborhood Decent - *PW-GRASP-VND*). Κάθε παραλλαγή ενσωματώνει μια διαφορετική στρατηγική επικοινωνίας και ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ των νημάτων εκτέλεσης του. Η απόδοση του αλγορίθμου και των παραλλαγών του αξιολογείται σε ένα σύνολο παραδειγμάτων αναφοράς της βιβλιογραφίας, στο συγγενικό Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. Για το προτεινόμενο Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV, δημιουργήθηκε ένα νέο σύνολο παραδειγμάτων αναφοράς βασισμένο σε γνωστά παραδείγματα αναφοράς της βιβλιογραφίας των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων.

### 3.2 Διαφορές με Προσεγγίσεις της Βιβλιογραφίας

Στις κλασικές προσεγγίσεις σχεδίασης των μονοπατιών για το Πρόβλημα Σχεδιασμού Μονοπατιού Κάλυψης οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες τροχιές που ακολουθούνται στη βιβλιογραφία είναι η Σπειροειδής Κίνηση (Spiral Motion) και η Πίσω-Μπροσ (Back-and-forth) Κίνηση. Όταν χρησιμοποιούνται περισσότερα του ενός οχήματα, ο χώρος διαιρείται σε υποπεριοχές όπου στη συνέχεια ανατίθενται στα οχήματα. Μια πρόσφατη εφαρμογή αυτής της προσέγγισης όπου χρησιμοποιούνται UAV για την κάλυψη ενός χώρου παρουσιάζεται από τους Guastella et al. (2019). Αναλυτική βιβλιογραφική ανασκόπηση για τα προβλήματα κάλυψης με χρήση ενός ή περισσότερων αυτόνομων οχημάτων καθώς και για τις τεχνικές τμηματοποίησης της περιοχής ενδιαφέροντος έχει γίνει από τους Galceran και Carreras (2013).

Σε αντίθεση με αυτές τις προσεγγίσεις της βιβλιογραφίας που χρησιμοποιείται μια προδιαγεγραμμένη τροχιά για τα οχήματα, η προτεινόμενη προσέγγιση, με τη μετατροπή του προβλήματος σε ένα Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων, δίνει περισσότερη ευελιξία και επιτρέπει την εξερεύνηση περισσότερων τροχιών που μπορούν να ακολουθηθούν τα UAV. Ένα ακόμα πλεονέκτημα της προσέγγισης του προβλήματος ως Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων προκύπτει από το γεγονός ότι οι αλγοριθμικές μέθοδοι που το επιλύουν έχουν δοκιμαστεί και η αποτελεσματικότητά τους έχει εκτιμηθεί σε πλήθος άλλων αντίστοιχων προβλημάτων. Επιπλέον, η μετατροπή του Προβλήματος Κάλυψης σε Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων, επιτρέπει την ενσωμάτωση περιορισμών και την εξυπηρέτηση διαφορετικών αντικειμενικών στόχων, κατά τη κάλυψη μιας περιοχής ενδιαφέροντος. Η προτεινόμενη προσέγγιση αξιοποιεί τα πλεονεκτήματα αυτά, προτείνοντας το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV για την αποτελεσματική επίλυση του προβλήματος εύρεσης των βέλτιστων μονοπατιών κάλυψης της περιοχής ενδιαφέροντος, σε σενάρια ανθρωπιστικού χαρακτήρα, όπως είναι οι αποστολές έρευνας και διάσωσης, με χρήση UAV.

Οι άμεσες διαφορές μεταξύ του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV και του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας αφορούν τους περιορισμούς που διέπουν τα δύο είδη οχημάτων. Στο μεν πρόβλημα με τα οχήματα δρόμου υπάρχουν περιορισμοί ζήτησης και χωρητικότητας ενώ στο πρόβλημα των UAV λαμβάνονται υπόψη περιορισμοί της αυτονομίας πτήσης τους. Μια έμμεση διαφορά προκύπτει από τον κατακερματισμό της περιοχής ενδιαφέροντος σε κελιά, ως πλέγμα. Όλες οι αποστάσεις μεταξύ διπλανών κελιών, που μοιράζονται μια κοινή πλευρά είναι ίδιες. Αυτό το χαρακτηριστικό μειώνει την αξία της γνώσης του πλησιέστερου γείτονα ενός κόμβου και, ως εκ τούτου, κάνει την κατασκευή καλών άπληστων λύσεων δυσκολότερη. Τέλος, ο περιορισμός της μέγιστης αυτονομίας πτήσης των UAV, επιβάλλει σε κάθε ένα από αυτά να έχουν επαρκή εναπομένουσα αυτονομία πτήσης ώστε να μπορούν να γυρίσουν στη βάση ανά πάσα στιγμή. Αυτή η διαφορά πρέπει να ληφθεί υπόψη κατά την κατασκευή των λύσεων αλλά και κατά τη διαδικασία βελτίωσής τους.

### 3.3 Σενάριο προς μελέτη

Το σενάριο που μελετάται περιγράφεται ως εξής: Ένας ομογενής στόλος  $R$  UAV σταθερών πτερυγίων, με ικανότητα κάθετης απογείωσης και προσγείωσης, πρέπει να καλύψει όλα τα σημεία ενός κυρτού χώρου  $A$  που αναπαριστάται από ένα σύνολο  $P \in \mathbb{R}^2$  κόμβων με αντικειμενικό στόχο την ελαχιστοποίηση του αθροιστικού χρόνου άφιξης σε όλα τα σημεία της περιοχής ενδιαφέροντος και κατ' επέκταση σε όλες τις πιθανές τοποθεσίες των αγνοουμένων.

Για τη διαμόρφωση του προβλήματος λαμβάνονται υπόψη οι παρακάτω παραδοχές:

- Αν η περιοχή ενδιαφέροντος δεν είναι κυρτή, τότε θεωρείται ότι τα στοιχεία του συνόλου  $P$  αναπαριστούν το κυρτό περίβλημα της περιοχής.
- Όλα τα UAV απογειώνονται και προσγειώνονται σε ένα δεδομένο σημείο, τη βάση, εντός της περιοχής ενδιαφέροντος.
- Κάθε UAV είναι εφοδιασμένο με μια κάμερα ή έναν αισθητήρα με το φακό στραμμένο προς το έδαφος και με τετράγωνο λόγο διαστάσεων εικόνας.
- Η ταχύτητα και το υψόμετρο της πτήσης θεωρείται σταθερό και επιλεγμένο κατά τέτοιο τρόπο, ώστε η κάμερα ή ο αισθητήρας να επιτρέπει την αναγνώριση χαρακτηριστικών ενδιαφέροντος στο έδαφος.
- Η απογείωση και προσγείωση των UAV θεωρείται κάθετη και στιγμιαία και ο χρόνος που απαιτείται για την επιτάχυνση ως την ονομαστική ταχύτητα και υψόμετρο, θεωρείται αμελητέος.
- Ο μέγιστος χρόνος πτήσης των UAV θεωρείται πεπερασμένος και γνωστός εκ των προτέρων.

### 3.4 Μετατροπή σε Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV

Για την επίλυση του πρακτικού προβλήματος της αναζήτησης αγνοουμένων, με στόχο την ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης στην κάλυψη όλων των σημείων της περιοχής ενδιαφέροντος στα οποία μπορούν να βρίσκονται, γίνεται η μετατροπή του σε ένα Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων.

Η μέθοδος που ακολουθείται για την υλοποίηση αυτής της μετατροπής βασίζεται στην Προσεγγιστική Αποσύνθεση σε Κελιά (Approximate Cellular Decomposition),

με την οποία η περιοχή ενδιαφέροντος χωρίζεται σε κελιά τετραγωνικού σχήματος, σχηματίζοντας ένα πλέγμα πάνω από αυτή (Choset, 2001; Galceran και Carreras, 2013). Θεωρείται ότι τα UAV έχουν τη δυνατότητα να ίπτανται σε υψόμετρο τέτοιο ώστε το οπτικό πεδίο της κάμερας τους να καλύπτει μια περιοχή διαστάσεων  $d \times d$  που αποτελεί και το εμβαδόν των κελιών (Cabreira, Brisolara και Ferreira Jr., 2019; Valente et al., 2013). Επομένως, βρισκόμενο στο κέντρο κάθε κελιού, το UAV έχει τη δυνατότητα κατόπτευσης όλου του χώρου που οριοθετείται από αυτό.

Για τη δημιουργία των κελιών διαστάσεων  $d \times d$  η διαδικασία που ακολουθείται είναι η εξής:

Το πρώτο κελί του πλέγματος τοποθετείται έτσι ώστε το κέντρο του να ταυτίζεται με το σημείο της βάσης από την οποία τα UAV απογειώνονται και προσγειώνονται. Έστω  $x_{min}, y_{max}$  οι συντεταγμένες των ακραίων σημείων που βρίσκονται δυτικότερα και βορειότερα μεταξύ των σημείων στο σύνολο  $P$ , αντίστοιχα, όπως αυτό ορίστηκε στην ενότητα 3.3. Ορίζονται επίσης,  $x_{max}, y_{min}$  οι συντεταγμένες των σημείων του συνόλου  $P$  που βρίσκονται ανατολικότερα και νοτιότερα, αντίστοιχα.

Κατά μήκος του άξονα  $x$  τοποθετούνται κελιά, το ένα δίπλα στο άλλο, καλύπτοντας μια λωρίδα της περιοχής ενδιαφέροντος από τη δυτικότερη συντεταγμένη  $x_{min}$  έως την ανατολικότερη συντεταγμένη  $x_{max}$ . Όταν οι δύο ακραίες συντεταγμένες κατά μήκος του άξονα  $x$  έχουν συμπεριληφθεί σε κάποιο από τα κελιά, η γραμμή του πλέγματος θεωρείται ολοκληρωμένη. Αντίστοιχες γραμμές, με ίδιο αριθμό κελιών, τοποθετούνται κατά μήκος του άξονα  $y$  έως ότου οι δύο ακραίες συντεταγμένες  $y_{max}$  και  $y_{min}$  έχουν καλυφθεί από κάποιο κελί. Η διαδικασία αυτή έχει ως αποτέλεσμα το σχηματισμό ενός πλέγματος που καλύπτει πλήρως την περιοχή ενδιαφέροντος.

Κάθε κελί ορίζεται από το κέντρο του  $(x_c, y_c)$  και το μήκος της πλευράς του  $d$ . Ως εκ τούτου μπορούν να υπολογιστούν οι συντεταγμένες των τεσσάρων ακριανών σημείων (κορυφών) του κελιού στα οποία τέμνονται οι πλευρές του, καθώς επίσης και τα ευθύγραμμα τμήματα που τις ορίζουν. Τα κεντρικά σημεία  $(x_c, y_c)$  των κελιών αποτελούν εν δυνάμει κόμβους του γραφήματος στο οποίο ορίζεται το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων. Από το σύνολο αυτών των κεντρικών σημείων, μόνο εκείνα στα οποία το κελί τους επικαλύπτει την περιοχή ενδιαφέροντος θεωρούνται κόμβοι του σχηματιζόμενου προβλήματος δρομολόγησης. Για το διαχωρισμό και την απομάκρυνση των κεντρικών σημείων που δεν καλύπτουν τις προϋποθέσεις για να αποτελέσουν κόμβους του προβλήματος δρομολόγησης, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος «Winding Number» (Alciatore και Miranda, 1995). Κάθε κεντρικό σημείο των κελιών ελέγχεται αν αποτελεί σημείο εντός του κυρτού περιβλήματος  $P$ . Αν βρίσκεται εντός του πολυγώνου, τότε η επιφάνεια που οριοθετείται από το κελί επικαλύπτει την περιοχή ενδιαφέροντος, άρα το κέντρο του κελιού αποτελεί κόμβο του CUAVRP. Σε διαφορετική περίπτωση, ελέγχεται αν κάποια από τις πλευρές του κελιού τέμνεται από κάποια από τις πλευρές του πολυγώνου που ορίζει το κυρτό περίβλημα  $P$ . Αν παρατηρείται τομή μεταξύ τους, τότε τουλάχιστον ένα σημείο του κελιού βρίσκεται εντός του πολυγώνου και επομένως το κεντρικό σημείο του αποτελεί κόμβο του CUAVRP.

Από τη διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω, το σύνολο των κόμβων που διαμορφώνεται αναπαριστά το σύνολο των σημείων από τα οποία πρέπει να περάσουν τα UAV για να έχουν καλύψει πλήρως την περιοχή ενδιαφέροντος. Στο Σχ. 3.1 αναπαριστάται ένα παράδειγμα μιας περιοχής ενδιαφέροντος και των αντίστοιχων κόμβων στο μετασχηματισμένο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, χρησιμοποιώντας την προτεινόμενη προσεγγιστική μέθοδο πλέγματος. Με κόκκινες κουκίδες αναπαριστώνται τα πιθανά σημεία των αγνοουμένων, με μαύρες κουκίδες αναπαριστώνται τα σημεία του συνόλου  $P$  και με μπλε τετράγωνα αναπαριστώνται τα σημεία που αποτελούν του κόμβους του CUAVRP.



$$\min f(X) = \sum_{k=1}^R \sum_{i \in V'} t_i^k \quad (3.1)$$

υ.π.

$$\sum_{j \in V} x_{ji}^k = \sum_{j \in V} x_{ij}^k, \forall i \in V', \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.2)$$

$$\sum_{k=1}^R \sum_{j \in V} x_{ij}^k = 1, \forall i \in V' \quad (3.3)$$

$$\sum_{j \in V} x_{0j}^k = 1, \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.4)$$

$$\sum_{j \in V} x_{j,n+1}^k = 1, \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.5)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} x_{ij}^k u_{ij} \leq T, \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.6)$$

$$t_i^k + u_{ij} - (1 - x_{ij}^k)G \leq t_j^k, \forall i \in V \setminus [n+1], \forall j \in V, \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.7)$$

$$t_i^k \geq 0, \forall i \in V, \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.8)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i \in V, \forall j \in V, i \neq j, \forall k \in \{1, \dots, R\} \quad (3.9)$$

Η Εξ. (3.1) αποτελεί την αντικειμενική συνάρτηση του *CUAVRP*. Οι περιορισμοί της Εξ. (3.2) υπαγορεύουν ότι το *UAV* που φτάνει στον κόμβο  $i$  θα πρέπει να αποχωρήσει από αυτόν. Οι περιορισμοί της Εξ. (3.3) θέτουν πως κάθε κόμβος θα εξυπηρετηθεί ακριβώς μια φορά. Οι περιορισμοί των Εξ. (3.4) και Εξ. (3.5) εξασφαλίζουν πως οι διαδρομές εκκινούν από τον κόμβο 0 και καταλήγουν στον κόμβο  $n+1$ , που αναπαριστούν τη βάση απογείωσης και προσγείωσης των *UAV*, αντίστοιχα. Οι περιορισμοί της Εξ. (3.6) περιορίζουν το συνολικό χρόνο πτήσης κάθε *UAV*. Οι περιορισμοί της Εξ. (3.7) απαλείφουν τις υπό-διαδρομές, χρησιμοποιώντας έναν επαρκώς μεγάλο θετικό αριθμό  $G$ . Τέλος, οι περιορισμοί της Εξ. (3.8) εξασφαλίζουν τη μη αρνητικότητα του χρόνου άφιξης στους κόμβους και οι περιορισμοί της Εξ. (3.9) περιορίζουν τη μεταβλητή  $x_{ij}^k$  σε δυαδική.

### 3.5.1 Κόστος με «Min-sum» και «Min-max» κριτήρια

Για εφαρμογές του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης σε καταστάσεις όπου η έγκαιρη άφιξη στους πελάτες είναι προτεραιότητα, όπως στην περίπτωση του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης *UAV*, όπου η έγκαιρη κάλυψη όλων των σημείων της περιοχής ενδιαφέροντος είναι προτεραιότητα, έχουν προταθεί και μελετηθεί δύο κριτήρια κόστους. Το πρώτο κριτήριο είναι το «Min-sum» κριτήριο κόστους όπου αποτελεί και τη κλασική προσέγγιση στο κόστος του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης με Περιορισμό Χωρητικότητας στη βιβλιογραφία. Σε αυτό, στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου άφιξης σε όλους τους πελάτες και υπολογίζεται ως το άθροισμα αυτών. Το δεύτερο κριτήριο για το πρόβλημα αυτό είναι το «Min-max» κριτήριο κόστους, που έχει προταθεί από τους Sze, Salhi και Wassan (2017). Σε αυτό, στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης στον τελευταίο πελάτη μεταξύ όλων των διαδρομών. Στη μελέτη τους παρατηρήθηκε ότι οι διαφορές μεταξύ των δύο κριτηρίων

ήταν πολύ μικρές, ειδικά σε δεδομένα όπου οι θέσεις των κόμβων σχηματίζουν γεωμετρικά σχήματα, όπως στην περίπτωση του προτεινόμενου Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV, όπου οι κόμβοι είναι οργανωμένοι σε πλέγμα.

Το «Min-max» κριτήριο κόστους είναι καταλληλότερο σε σενάρια έρευνας και διάσωσης όταν όλοι οι αγνοούμενοι πρέπει να έχουν ίσες ευκαιρίες να διασωθούν. Αυτές οι περιπτώσεις συνδυάζονται με μια διορία μέσα στην οποία και ο τελευταίος θα πρέπει να έχει εντοπιστεί. Για το σενάριο που εξετάζεται σε αυτό το κεφάλαιο το «Min-max» κριτήριο κόστους χάνει τα πλεονεκτήματά του, αφού οι αγνοούμενοι μπορεί να μη βρίσκονται καν εντός της διαδρομής που έχει τον τελευταίο -από πλευράς χρόνου άφιξης- κόμβο. Η ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης στην τελευταία περιοχή αναζήτησης, χωρίς εκείνη να έχει κάποιον αγνοούμενο εντός της, σε βάρος της ελαχιστοποίησης του χρόνου κάλυψης ολόκληρης της περιοχής ενδιαφέροντος, δεν είναι προς όφελος του συνολικού στόχου της ανθρωπιστικής αυτής εφαρμογής. Για τον λόγο αυτό στη μοντελοποίηση του προβλήματος, χρησιμοποιείται η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου άφιξης στους κόμβους, δηλαδή του κριτηρίου «Min-sum».

Στην πειραματική διερεύνηση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV εξετάζονται και οι δύο προσεγγίσεις του κόστους και τα αποτελέσματά τους συγκρίνονται βάσει του μέγιστου χρόνου άφιξης στον τελευταίο κόμβο, όπου αποτελεί το στόχο του «Min-max» κριτηρίου και βάσει του «Min-sum» κριτηρίου που αποτελεί την αντικειμενική συνάρτηση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV.

### 3.6 Αλγοριθμική Επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης

#### 3.6.1 Διαδικασία Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης

Η διαδικασία της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - *GRASP*) προτάθηκε από τους Feo και Resende (1995) για την επίλυση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Είναι μια επαναληπτική διαδικασία, που αποτελείται από δύο διακριτές φάσεις, τη φάση της κατασκευής μιας λύσης και τη φάση της τοπικής αναζήτησης. Στόχος της πρώτης φάσης είναι η δημιουργία μιας εφικτής λύσης, ενώ η δεύτερη φάση έχει ως στόχο την αναζήτηση καλύτερων λύσεων, με τη μορφή τοπικού ελαχίστου, στην περιοχή γύρω από αυτή. Ο αλγόριθμος τερματίζει σύμφωνα με κάποιο κριτήριο, π.χ. ενός μεγίστου αριθμού επαναλήψεων, και επιστρέφει ως αποτέλεσμα την καλύτερη λύση που βρέθηκε κατά τη διάρκεια εκτέλεσής του.

Η πρώτη φάση του αλγορίθμου, συνδυάζει το χαρακτηριστικό της απληστίας μαζί με την τυχαιότητα προκειμένου να κατασκευάσει εφικτές λύσεις. Βηματικά προσθέτει κόμβους σε μια μερικώς ολοκληρωμένη λύση, διαλέγοντας τους από μια Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων (Restricted Candidate List - *RCL*). Η δημιουργία της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων γίνεται βάσει μιας άπληστης συνάρτησης κόστους. Η τυχαιότητα του αλγορίθμου έγκειται στο γεγονός ότι από την Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων των καλύτερων υποψηφίων κόμβων διαλέγεται τυχαία ο επόμενος κόμβος, που δεν είναι απαραίτητα και ο καλύτερος μεταξύ αυτών. Η προσαρμοστική φύση του αλγορίθμου οφείλεται στο ότι η λίστα των υποψηφίων αναδιαμορφώνεται σε κάθε βήμα της κατασκευής της λύσης, σύμφωνα με τις τρέχουσες καλύτερες επιλογές κόμβων. Αυτός ο τρόπος κατασκευής επιτρέπει τη δημιουργία διαφορετικών λύσεων σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου.

Η δεύτερη φάση του αλγορίθμου περιλαμβάνει τη στρατηγική τοπικής αναζήτησης, όπου καλείται μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας να αντικαταστήσει την τρέχουσα λύση με καλύτερες λύσεις που βρίσκονται στη γειτονιά της τρέχουσας. Η διαδικασία

τοπικής αναζήτησης δέχεται ως αρχική τρέχουσα λύση τη λύση που κατασκευάστηκε κατά την πρώτη φάση του αλγορίθμου και τερματίζει όταν δεν μπορεί να βελτιώσει περαιτέρω την τρέχουσα λύση, δηλαδή όταν έχει εντοπίσει κάποιο τοπικό ελάχιστο. Τα βήματα συνολικά του αλγορίθμου της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης παρουσιάζονται στον Αλγόριθμο 1.

Από την αρχική παρουσίαση του αλγορίθμου από τους Feo και Resende (1995), πληθώρα παραλλαγών και βελτιώσεων έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία. Τεχνικές όπως η Επανένωση Μονοπατιών (Path Relinking) (Laguna και Marti, 1999; Aiex et al., 2005) και η Επεκτατική Γειτονιά Αναζήτησης (Expanding Neighborhood Search - *ENS*) (Marinakis, 2012) εισάγουν μια πιο περίπλοκη στρατηγική στη δεύτερη φάση του αλγορίθμου προκειμένου να εντατικοποιήσουν την αναζήτηση αποτελεσματικότερα. Στη βιβλιογραφία συναντώνται επίσης, υβριδικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης σε συνδυασμό με άλλους αλγορίθμους όπως τον αλγόριθμο της Περιορισμένης Αναζήτησης (Tabu Search - *TS*) (Laguna και Gonzalez-Velarde, 1991) και τον Γενετικό Αλγόριθμο (Marinakis, Migdalas και Pardalos, 2005) για να προσδώσουν επιπλέον χαρακτηριστικά στη στρατηγική αναζήτησης του αλγορίθμου, όπως η δυνατότητα να εκμεταλλεύεται πληροφορίες από προηγούμενες λύσεις, δηλαδή να έχει μνήμη. Η υβριδοποίηση μεταξύ των αλγορίθμων *GRASP* και Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Variable Neighborhood Decent - *VND*) έχει αποδειχθεί αποτελεσματική στην επίλυση πληθώρας προβλημάτων δρομολόγησης, όπως το Πρόβλημα Δρομολόγησης Παραλαβής και Παράδοσης ενός Είδους (Hernández-Pérez, Rodríguez-Martín και Salazar-González, 2009), το Πρόβλημα Δρομολόγησης Φορτηγού και Καρότσας με Αποθήκες Δορυφόρους (Villegas et al., 2010) και το Πρόβλημα Δρομολόγησης Σχολικών Λεωφορείων με Επιλογή Στάσεων (Schittekat et al., 2013). Μια πρόσφατη και πλήρης καταγραφή των εφαρμογών του αλγορίθμου *GRASP* έχει δημοσιευτεί από τους Resende και Ribeiro (2019).

Ένα άλλο πεδίο στο οποίο παραλλαγές του αλγορίθμου *GRASP* έχουν προταθεί, είναι αυτό της παράλληλης εκτέλεσής του. Οι σύγχρονοι επεξεργαστές των προσωπικών υπολογιστών, είναι πολυπύρρηνοι και πολυνηματικοί. Επομένως, με σχετικά χαμηλό κόστος οι ερευνητές έχουν στη διάθεσή τους υπολογιστικές δυνατότητες που τις προηγούμενες δεκαετίες θα απαιτούσαν σημαντικούς οικονομικούς πόρους. Προκειμένου να εκμεταλλευτούν στο έπακρο τις δυνατότητες των επεξεργαστών που έχουν στη διάθεσή τους, οι παράλληλες υλοποιήσεις μεθευρετικών αλγορίθμων γίνονται όλο και συχνότερες στη σύγχρονη βιβλιογραφία.

Οι περισσότερες παράλληλες υλοποιήσεις του αλγορίθμου της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης ακολουθούν δύο προσεγγίσεις. Είτε χωρίζουν τον χώρο των λύσεων, είτε διαιρούν τις επαναλήψεις του αλγορίθμου με τα διαθέσιμα νήματα και εκτελούν τον αλγόριθμο παράλληλα σε αυτά. Η απουσία οποιασδήποτε δομής μνήμης, κάνει τις παραπάνω προσεγγίσεις εύκολες στην υλοποίηση, αφού η επικοινωνία μεταξύ των νημάτων περιορίζεται στη συγκέντρωση της καλύτερης λύσης και στον τερματισμό του προγράμματος (Resende και Ribeiro, 2016).

Η ανεξαρτησία στην κατασκευή της λύσης μεταξύ των επαναλήψεων, κάνει την παραλληλοποίηση της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης σχετικά απλή και με ελάχιστο επιπλέον έμμεσο υπολογιστικό κόστος. Σε αλγορίθμους που χρησιμοποιούν δομές μνήμης, όπως για παράδειγμα ο Αλγόριθμος της Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization - *ACO*), όπου τα μυρμηγκία χρησιμοποιούν μια κοινή δομή δεδομένων που αναπαριστά τη φερομόνη προκειμένου να κατασκευάσουν μονοπάτια, η παράλληλη υλοποίηση τους παρουσιάζει αυξημένη δυσκολία και περιπλοκότητα (Pedemonte, Nesmachnow και Cancela, 2011). Το πρόβλημα που καλείται να διαχειριστεί ο προγραμματιστής σε αυτούς τους αλγορίθμους, έγκειται στην ανάγκη να αποφευχθούν περιπτώσεις στις οποίες δύο ή περισσότερα νήματα προσπαθούν

ταυτόχρονα να αποκτήσουν πρόσβαση στην ίδια διεύθυνση της μνήμης, με τουλάχιστον ένα εξ' αυτών να επιχειρεί να την τροποποιήσει και είναι γνωστό ως «data race». Ένα άλλο πρόβλημα που σχετίζεται με την πολυνηματική υλοποίηση αλγορίθμων είναι η αποφυγή περιπτώσεων όπου το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας εξαρτάται από το αποτέλεσμα μιας άλλης που λαμβάνει χώρα σε διαφορετικό νήμα. Αυτό το πρόβλημα του συγχρονισμού μεταξύ των δύο ή και περισσότερων νημάτων, είναι γνωστό ως «race conditions». Δηλαδή πρόκειται για προβλήματα ανταγωνισμού μεταξύ δύο ή περισσότερων νημάτων, προκειμένου να αποκτήσουν πρόσβαση στη μνήμη τα οποία κάθε υλοποίηση καλείται να λάβει υπόψη.

Ο Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης που προτείνεται για την επίλυση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης *UAV*, ενσωματώνει μια δομή μνήμης και ο φόρτος εργασίας διαμοιράζεται μεταξύ πολλών νημάτων. Το κεντρικό νήμα (*main thread*) του αλγορίθμου επωμίζεται τη διαδικασία κατασκευής των λύσεων, το συντονισμό των άλλων νημάτων και τη συνολική διαχείριση των λύσεων. Τα βοηθητικά νήματα αποτελούν τα νήματα-εργάτες (*worker threads*), όπου αναλαμβάνουν να εκτελέσουν τη δεύτερη φάση του αλγορίθμου, αυτή της τοπικής αναζήτησης. Από την πολυνηματική αυτή προσέγγιση του αλγορίθμου προκύπτουν πολλές στρατηγικές που μπορούν να υιοθετηθούν σχετικά με τη διαχείριση των νημάτων και την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών. Στην υλοποίηση που παρουσιάζεται στις επόμενες παραγράφους μελετώνται τρεις διαφορετικές στρατηγικές και επεξηγείται αναλυτικά ο Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης.

---

**Αλγόριθμος 1:** Αλγόριθμος Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:** *Instance*

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:** *BestSolutionFound*

**ΟΣΟ** Δεν ικανοποιείται το κριτήριο τεματισμού **ΚΑΝΕ**

ΚατασκευήΛύσης(*Solution, Instance*);

ΤοπικήΑναζήτηση(*Solution, Instance*);

**ΑΝ** η λύση *Solution* είναι καλύτερη της *BestSolutionFound* **ΤΟΤΕ**

| *BestSolutionFound* ← *Solution*;

**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ** *BestSolutionFound*;

---

## 3.7 Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης

### 3.7.1 Μηχανισμός Μνήμης

Στην κλασική υλοποίηση της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης, η κατασκευή μιας λύσης, δε λαμβάνει υπόψη πληροφορίες σχετικά με προηγούμενες λύσεις που έχουν βρεθεί, ούτε εξαρτάται από αυτές. Δηλαδή, η διαδικασία κατασκευής λύσης μπορεί να θεωρηθεί ως μια μορφή ανεξάρτητης δειγματοληψίας στον χώρο των λύσεων.

Η προτεινόμενη υλοποίηση του αλγορίθμου χρησιμοποιεί μια δομή μνήμης για να ενισχύσει τη διαδικασία κατασκευής λύσεων. Ο Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης προσδίδει βάρη στα τόξα που συνδέουν τους κόμβους του *CUAVRP* μεταξύ τους. Τα βάρη αυτά τροποποιούνται και ανανεώνονται κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου, μέσω δύο διαδικασιών που

ελέγχουν την εντατικοποίηση και τη διαφοροποίηση στη στρατηγική αναζήτησης, αντίστοιχα.

Η δομή της μνήμης χρησιμοποιείται από τον *PW-GRASP* για να κατευθύνει τη κατασκευή της λύσης προς ορισμένα μονοπάτια που σε προηγούμενες επαναλήψεις οδήγησαν σε καλές λύσεις, αλλά και για να αποφύγει άλλα μονοπάτια που οδήγησαν σε κακές ή ανέφικτες λύσεις, σύμφωνα με τις τιμές των βαρών των τόξων. Αρχικά, όλα τα βάρη αρχικοποιούνται ομοιόμορφα με μια τιμή  $w_0$ . Η διαδικασία της εντατικοποίησης εκτελείται στο τέλος κάθε επανάληψης του αλγορίθμου και τα βάρη των τόξων που ενώνουν τους κόμβους σύμφωνα με την καλύτερη ως τώρα λύση του αλγορίθμου αυξάνονται κατά ένα σταθερό ποσοστό  $r_i$ , όπως παρουσιάζεται στην Εξ. (3.10). Η διαδικασία που αφορά τη διαφοροποίηση, λαμβάνει χώρα αμέσως μετά την κατασκευή μιας λύσης, μειώνοντας τα βάρη στα αντίστοιχα τόξα της κατά ποσοστό  $r_d$  σύμφωνα με την Εξ. (3.11).

$$w_{ij}^{new} = (1 + r_i) * w_{ij}^{old} \quad (3.10)$$

$$w_{ij}^{new} = (1 - r_d) * w_{ij}^{old} \quad (3.11)$$

Τα πλεονεκτήματα της δομής μνήμης σε συνδυασμό με τις διαδικασίες εντατικοποίησης και διαφοροποίησης είναι πολλαπλά:

- Η εφαρμογή της διαδικασίας εντατικοποίησης στην καλύτερη έως τώρα λύση σε κάθε επανάληψη, βοηθά στην αξιοποίηση αυτής και των μονοπατιών που την αποτελούν κατά τη δημιουργία της νέας λύσης.
- Πέραν της καλύτερης έως τώρα λύσης, σε κάθε επανάληψη με το πέρας της τοπικής αναζήτησης, κάθε βελτιωμένη λύση επίσης ανανεώνει τα βάρη που αντιστοιχούν στα τόξα που την αποτελούν μέσω της διαδικασίας εντατικοποίησης.
- Η διαδικασία διαφοροποίησης εφαρμόζεται αμέσως μετά την κατασκευή μιας λύσης. Με αυτόν τον τρόπο ενισχύεται η ποικιλομορφία στις λύσεις που δημιουργούνται και αποφεύγεται η επανάληψη αναζήτησης σε λύσεις που έχουν ήδη διερευνηθεί.
- Τέλος, η αρχικοποίηση όλων των βαρών με την ίδια τιμή, οδηγεί σε μεγαλύτερη διαφοροποίηση των λύσεων που κατασκευάζονται και μεγαλύτερη εξερεύνηση του χώρου των λύσεων, στις αρχικές επαναλήψεις του αλγορίθμου. Όσο περνούν οι επαναλήψεις, η διαδικασία κατασκευής λύσεων συγκλίνει σε λύσεις κοντά στην καλύτερη λύση που έχει βρει ο αλγόριθμος έως εκείνη την επανάληψη.

### 3.7.2 Μηχανισμός Κατασκευής Λύσης

Ο Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης, όπως και η κλασική υλοποίηση του αλγορίθμου, βασίζει την κατασκευή των λύσεων του στην Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων. Η λίστα με τους καλύτερους υποψήφιους κόμβους ανανεώνεται σε κάθε βήμα της κατασκευής, μετά από κάθε εισαγωγή κόμβου στη λύση. Η Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων που χρησιμοποιείται στην παρούσα υλοποίηση βασίζεται στο κόστος που προσδίδει στη λύση ο εκάστοτε κόμβος με την εισαγωγή του σε αυτή και συναντάται στη βιβλιογραφία ως «value-based restricted candidate list». Ο όρος αυτός μπορεί να αποδοθεί ως Περιορισμένη Λίστα Αναζήτησης με βάση την αξία.

Για την κατασκευή της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων λαμβάνονται σε κάθε βήμα υπόψη όλοι οι κόμβοι που δεν έχουν εξυπηρετηθεί έως εκείνη τη στιγμή και πληρούν τα παρακάτω κριτήρια:

- i) Πρώτον, θα πρέπει η εισαγωγή του κόμβου να μην κάνει την τρέχουσα διαδρομή που κατασκευάζεται ανέφικτη. Δηλαδή θα πρέπει με την εισαγωγή του κόμβου να μη παραβιάζεται κανένας περιορισμός.
- ii) Δεύτερον, η απόσταση μεταξύ του τελευταίου κόμβου που εισήχθη στη τρέχουσα διαδρομή και του υποψήφιου κόμβου, θα πρέπει να είναι μικρότερη από ένα όριο  $TH = d_{min} + a * (d_{max} - d_{min})$ , όπου  $d_{min}$  και  $d_{max}$  είναι η ελάχιστη και η μέγιστη απόσταση, αντίστοιχα, από τον τελευταίο κόμβο στη διαδρομή μεταξύ όλων των υποψηφίων. Η παράμετρος  $a \in [0, 1]$  προσαρμόζει το όριο μεταξύ των δύο ακραίων τιμών. Έτσι, καθορίζει τον βαθμό απληστίας στη δημιουργία της λίστας και κατ' επέκταση στην κατασκευή των λύσεων.

Κάθε κόμβος  $j$  της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων συσχετίζεται με ένα βάρος  $w_{ij}$  που υποδηλώνει τη συσσωρευμένη προτίμηση του αλγόριθμου στο να εξυπηρετηθεί ο κόμβος  $j$  αμέσως μετά τον κόμβο  $i$  και να εισαχθεί στη διαδρομή μετά από αυτόν. Αυτός ο συντελεστής βαρύτητας χρησιμοποιείται για την επιλογή του κόμβου που θα εισαχθεί στη μερικώς ολοκληρωμένη λύση σε κάθε βήμα κατασκευής της. Στη βιβλιογραφία συναντώνται και άλλες στρατηγικές επιλογές μεταξύ των υποψηφίων κόμβων της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων, όπως η τυχαία ομοιόμορφη επιλογή και η κατανομή βαρών αντιστρόφως ανάλογη της απόστασής τους από τον τελευταίο κόμβο της διαδρομής.

Ο κανόνας σταθμισμένης επιλογής που χρησιμοποιεί ο Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης παρουσιάζεται στην Εξ. (3.12).

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{w_{ij}}{\sum_{l \in RCL} w_{il}}, & \text{αν } j \in RCL \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (3.12)$$

Η κατασκευή της λύσης ξεκινάει τοποθετώντας τον κόμβο της βάσης των UAV στην πρώτη διαδρομή. Χρησιμοποιώντας τον παραπάνω κανόνα, ένας κόμβος από την Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων προστίθεται σε κάθε βήμα κατασκευής και διαγράφεται από τη λίστα. Όταν η λίστα πλέον είναι κενή, στη διαδρομή του UAV προστίθεται ο κόμβος της βάσης. Αν όλοι οι κόμβοι έχουν προστεθεί στη λύση, τότε η διαδικασία κατασκευής της λύσης έχει ολοκληρωθεί. Διαφορετικά, ξεκινάει μια νέα διαδρομή ακολουθώντας τα ίδια βήματα. Παρόλο που μεμονωμένα οι διαδρομές των UAV που δημιουργούνται από τη διαδικασία είναι εγγυημένα εφικτές, η λύση συνολικά μπορεί να μην είναι αφού το πλήθος των διαδρομών που περιλαμβάνουν μπορεί να υπερβαίνουν το διαθέσιμο αριθμό UAV στο σμήνος. Αν η λύση που κατασκευάστηκε είναι ανέφικτη τότε η λύση απορρίπτεται και η διαδικασία ξεκινάει από την αρχή για την κατασκευή νέας λύσης.

Στο τέλος κάθε διαδρομής, λόγω της ιδιότητας της αντικειμενικής συνάρτησης του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης να αλλάζει το κόστος της διαδρομής του ανάλογα με τη φορά με την οποία εξυπηρετούνται οι κόμβοι, ελέγχεται το κόστος της αντίστροφης φοράς σύμφωνα με την Εξ. (3.13).

$$C_{reversed} = nD - C, \quad D = \sum_{j=1}^{n+1} d_{[j-1][j]} \quad (3.13)$$

όπου  $d_{[i][j]}$  η απόσταση μεταξύ των κόμβων που βρίσκονται στις θέσεις  $i$  και  $j$  της διαδρομής.

Ο Αλγόριθμος 2 παρουσιάζει τη διαδικασία κατασκευής λύσης συνολικά.

---

**Αλγόριθμος 2:** Διαδικασία Κατασκευής Λύσης
 

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:**  $N = \{1, 2..n\}, \alpha, w, r_d$   
 /\*  $N$  η λίστα των κόμβων για εισαγωγή στη λύση \*/  
**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:**  $S$   
**ΕΠΑΝΕΛΑΒΕ**  
    $l \leftarrow 1$  // ο αριθμός του οχήματος  
    $next \leftarrow 0$  // ο επόμενος κόμβος για εισαγωγή  
    $R_l \leftarrow \{next\}$  // η διαδρομή  
    $S = \{\emptyset\}$  // η λύση  
   **ΟΣΟ**  $N \neq \emptyset$  **ΚΑΝΕ**  
      $RCL \leftarrow \text{ΚατασκευήRCL}(N, \alpha);$   
     **ΑΝ**  $RCL \neq \emptyset$  **ΤΟΤΕ**  
        $next \leftarrow (RCL, w);$   
        $R_l \leftarrow R_l \cup \{next\};$   
        $N \leftarrow N - \{next\};$   
     **ΑΛΛΙΩΣ**  
        $R_l \leftarrow R_l \cup \{0\};$   
        $S \leftarrow S \cup \{R_l\};$   
        $l \leftarrow l + 1;$   
        $R_l \leftarrow R_l \cup \{0\};$   
        $next \leftarrow 0;$   
   Μέθοδος Διαφοροποίησης( $w, r_d$ );  
**ΜΕΧΡΙ** η λύση  $S$  να είναι εφικτή;  
**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $S$ ;

---

### 3.7.3 Παράλληλη Υλοποίηση Αλγορίθμου

Η παραλληλοποίηση της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης επιτυγχάνεται μέσω της πολυνηματικής υλοποίησής τους. Ο προτεινόμενος *PW-GRASP* αποτελείται από ένα κεντρικό νήμα και ένα σύνολο από βοηθητικά νήματα. Το κεντρικό νήμα είναι υπεύθυνο για τη κατασκευή νέων λύσεων, για την επικαιροποίηση των τιμών των βαρών στη δομή μνήμης, μέσω των διαδικασιών εντατικοποίησης και διαφοροποίησης, καθώς και για τον συντονισμό όλων των βοηθητικών νημάτων. Τα νήματα αυτά είναι υπεύθυνα για την εκτέλεση της διαδικασίας τοπικής αναζήτησης.

Για το συντονισμό και τη στρατηγική ανταλλαγή πληροφορίας μεταξύ των νημάτων, υλοποιούνται και εξετάζονται τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις. Και οι τρεις αυτές στρατηγικές χρησιμοποιούν την ίδια διαδικασία κατασκευής λύσεων και τις ίδιες διαδικασίες εντατικοποίησης και διαφοροποίησης, όπως περιγράφηκαν στις προηγούμενες ενότητες.

Οι τρεις στρατηγικές ορίζονται ως στρατηγική Επιστροφής Όλων (*All return - AR*), στρατηγική Συνέχειας του Καλύτερου (*Best Continue- BC*) και Τυχαία Επιτροφή (*Random Return - RR*) και περιγράφονται ως εξής:

- AR:** Στη στρατηγική Επιστροφής Όλων, σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, όλα ανεξαιρέτως τα βοηθητικά νήματα επιστρέφουν στο κεντρικό νήμα τη βελτιωμένη λύση τους και παίρνουν τη νέα δημιουργημένη λύση από το κεντρικό νήμα προκειμένου να τη βελτιώσουν μέσω της διαδικασίας τοπικής αναζήτησης.
- BC:** Στη στρατηγική Συνέχειας του Καλύτερου, σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, το βοηθητικό νήμα με την καλύτερη βελτιωμένη λύση, κρατάει τη λύση που έχει και επιχειρεί να τη βελτιώσει περαιτέρω μέσω της διαδικασίας τοπικής αναζήτησης. Τα υπόλοιπα βοηθητικά νήματα λαμβάνουν νέα λύση από το κεντρικό νήμα προκειμένου να τη βελτιώσουν.
- RR:** Στη στρατηγική Τυχαίας Επιστροφής, σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου ένα τυχαία επιλεγμένο βοηθητικό νήμα επιστρέφει τη βελτιωμένη λύση που βρήκε και λαμβάνει μια νέα λύση από το κεντρικό νήμα. Τα υπόλοιπα βοηθητικά νήματα συνεχίζουν να εφαρμόζουν τη διαδικασία τοπικής αναζήτησης στις βελτιωμένες λύσεις που έχουν.

Ο Αλγόριθμος 3 παρουσιάζει τη διαδικασία της στρατηγικής Επιστροφής Όλων, ο Αλγόριθμος 4 τη διαδικασία που ακολουθεί η στρατηγική Συνέχεια του Καλύτερου και ο Αλγόριθμος 5 παρουσιάζει την αντίστοιχη διαδικασία της στρατηγικής Τυχαίας Επιστροφής. Ο Αλγόριθμος 6 παρουσιάζει την κοινή για όλες τις στρατηγικές, συνολική διαδικασία του αλγορίθμου.

Για την αποφυγή των συνθηκών ανταγωνισμού μεταξύ των νημάτων στην κοινή δομή μνήμης, υλοποιήθηκε ένας μηχανισμός κλειδώματος της. Ο μηχανισμός αμοιβαίου αποκλεισμού των νημάτων έχει κόστος στην απόδοση και για τον λόγο αυτό ο προτεινόμενος αλγόριθμος είναι σχεδιασμένος έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται η ανάγκη για επικοινωνία μεταξύ των νημάτων και κατ' επέκταση η ανάγκη για κλείδωμα της δομής μνήμης και ατομική πρόσβαση σε αυτή.

Το κεντρικό νήμα είναι το μόνο που ανταλλάσει λύσεις με τα βοηθητικά νήματα, μια διαδικασία με αμελητέα διάρκεια σε σχέση με τον χρόνο που απαιτούν τα βοηθητικά νήματα για να εφαρμόσουν την τοπική αναζήτηση αλλά και τον χρόνο που χρειάζεται το κεντρικό νήμα για να κατασκευάσει μια νέα λύση. Για τον λόγο αυτό, χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός κλειδώματος όπου όταν το ένα νήμα συναντάει κλειδωμένη τη δομή μνήμης, συνεχίζει να προσπαθεί να αποκτήσει πρόσβαση έως ότου τα καταφέρει. Αυτό το είδος κλειδώματος είναι γνωστό ως «Spin Lock» και χρησιμοποιείται για να εξασφαλίσει αμοιβαίως αποκλειστική πρόσβαση και ατομικές διεργασίες στην κοινή μνήμη. Επιπλέον, πέρα από τον μηχανισμό περιορισμού της κοινής πρόσβασης σε δεδομένα,

**Αλγόριθμος 3:** Στρατηγική Επιστροφής Όλων

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:**  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{T_{max}}\}, S, w, r_i$   
**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:** *BestImprovedSol*  
**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:** *threadSol*  
**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** νήμα  $t$  στο σύνολο νημάτων  $T$  **ΚΑΝΕ**  
    **ΑΝ**  $t.$ ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης  $=$  Αληθής **ΤΟΤΕ**  
         $t.$ Παύση();  
         $threadSol \leftarrow t.$ ΕπέστρεψεΚαιΛάβεΝέα( $S$ );  
         $t.$ ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης  $=$  Ψευδής;  
         $t.$ Εκκίνηση();  
        ΜέθοδοςΕντατικοποίησης( $threadSol, w, r_i$ );  
         $BestImprovedSol \leftarrow$  ΚράταΚαλύτερηΒελτιωμένη( $threadSol$ );  
**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $BestImprovedSol$ ;

---

**Αλγόριθμος 4:** Στρατηγική Συνέχειας του Καλύτερου

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:**  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{T_{max}}\}, S, w, r_i$   
**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:** *BestImprovedSol*  
**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:**  $t_{best}$   
**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** νήμα  $t$  στο σύνολο νημάτων  $T$  **ΚΑΝΕ**  
    **ΑΝ**  $t.$ ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης  $=$  Αληθής **ΤΟΤΕ**  
         $threadSol \leftarrow t.$ ΕπέστρεψεΛύση( $S$ );  
         $BestImprovedSol \leftarrow$  ΚράταΚαλύτερηΒελτιωμένη( $threadSol$ );  
         $t_{best} \leftarrow$  ΚράταΚαλύτεροΝήμα( $t$ );  
        ΜέθοδοςΕντατικοποίησης( $threadSol, w, r_i$ );  
**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** νήμα  $t$  στο σύνολο νημάτων  $T$  **ΚΑΝΕ**  
    **ΑΝ**  $t \neq t_{best}$  **ΤΟΤΕ**  
         $t.$ Παύση();  
         $t.$ ΛάβεΝέα( $S$ );  
         $t.$ ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης  $=$  Ψευδής;  
         $t.$ Εκκίνηση();  
**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $BestImprovedSol$ ;

---

**Αλγόριθμος 5:** Στρατηγική Τυχαίας Επιστροφής

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:**  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{T_{max}}\}, S, w, r_i$   
**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:** *BestImprovedSol*  
**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:** *threadSol*  
 $t \leftarrow$  ΔιάλεξεΤυχαίαΝήμα( $T$ );  
**ΑΝ**  $t.$ ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης  $=$  Αληθής **ΤΟΤΕ**  
     $t.$ Παύση();  
     $threadSol \leftarrow t.$ ΕπέστρεψεΚαιΛάβεΝέα( $S$ );  
     $t.$ ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης  $=$  Ψευδής;  
     $t.$ Εκκίνηση();  
    ΜέθοδοςΕντατικοποίησης( $threadSol, w, r_i$ );  
     $BestImprovedSol \leftarrow$  ΚράταΚαλύτερηΒελτιωμένη( $threadSol$ );  
**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $BestImprovedSol$ ;

---

κάθε βοηθητικό νήμα έχει μια μεταβλητή που καταδεικνύει στο κεντρικό νήμα αν έχει εκτελέσει τουλάχιστον μια φορά τη διαδικασία τοπικής αναζήτησης, πριν απαιτήσει από αυτό να σταματήσει την εκτέλεση του και να ανταλλάξει τη λύση του με μια νέα. Για τον έλεγχο της κατάστασης των βοηθητικών νημάτων (Έναρξη, Παύση, Τερματισμός), χρησιμοποιείται μια μεταβλητή κατάστασης εντός του βρόγχου εκτέλεσής τους.

Στις περιπτώσεις όπου το κεντρικό νήμα μόνο λαμβάνει τη βελτιωμένη λύση από ένα βοηθητικό νήμα, χωρίς να την ανταλλάξει με νέα κατασκευασμένη λύση, όπως στην περίπτωση της στρατηγικής Συνέχειας του Καλύτερου, το νήμα δεν παύει τη λειτουργία του. Αντ'αυτού το κεντρικό νήμα προσπαθεί να αποκτήσει το μηχανισμό κλειδώματος, που είναι απίθανο να είναι κλειδωμένος από το βοηθητικό νήμα, έτσι δεν αναμένονται καθόλου καθυστερήσεις στο χρόνο εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Ο Αλγόριθμος 7, παρουσιάζει σε ψευδοκώδικα τον βρόγχο εκτέλεσης των βοηθητικών νημάτων. Όταν το κεντρικό νήμα θέλει να ελέγξει και να ανταλλάξει μια βελτιωμένη λύση με ένα βοηθητικό νήμα, τότε ελέγχει τη μεταβλητή *ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης* που υποδηλώνει αν έχει γίνει τουλάχιστον μια εφαρμογή της διαδικασίας τοπικής αναζήτησης από αυτό. Αν η τιμή της λογικής μεταβλητής είναι *Ψευδής* τότε δεν προχωράει στην ανταλλαγή. Αν η τιμή είναι *Αληθής* τότε προχωράει σε παύση του νήματος μέσω της μεταβλητής κατάστασης *condvar* και προσπαθεί να κλειδώσει τον μηχανισμό κλειδώματος *spinlock*. Όταν πλέον έχει κλειδώσει τον μηχανισμό, το κεντρικό νήμα παραλαμβάνει τη βελτιωμένη λύση και την αντικαθιστά με τη νέα κατασκευασμένη λύση, ενώ παράλληλα θέτει τη λογική μεταβλητή *ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης* στη τιμή *Ψευδής*. Τέλος, ξεκλειδώνει τον μηχανισμό κλειδώματος *spinlock* και ξεκινά ξανά τον βρόγχο εκτέλεσης του βοηθητικού νήματος.

---

**Αλγόριθμος 6:** Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:** *Instance, GRASPiters, VNDiters, a, r<sub>i</sub>, r<sub>d</sub>, w<sub>0</sub>*

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:** *BestSolutionFound*

Αρχικοποίησε  $T = \{t_1(VNDiters), \dots, t_{T_{max}}(VNDiters)\}, w(w_0);$

/\* T η λίστα των βοηθητικών νημάτων \*/

**ΓΙΑ** επανάληψη  $\leftarrow 1$  έως *GRASPiters* **KANE**

*BestConstructed*  $\leftarrow$  ΚατασκευήΛύσης(*a, w, r<sub>d</sub>*);

**ΓΙΑ** αριθμό λύσεων *cs*  $\leftarrow 1$  έως *NumConstructed* **KANE**

*S*  $\leftarrow$  ΚατασκευήΛύσης (*a, r<sub>d</sub>*);

/\* ΜέθοδοςΔιαφοροποίησης(*w, r<sub>d</sub>*) εφαρμόζεται στη διαδικασία κατασκευής και στις εφικτές αλλά και στις ανέφικτες λύσεις \*/

**ΑΝ** *Κόστος(S) < Κόστος(BestConstructed)* **TOTE**

*BestConstructed*  $\leftarrow S$ ;

*ImprovedSolution*  $\leftarrow$  ΣτρατηγικήΝημάτων(*T, BestConstructed, w, r<sub>i</sub>*);

/\* ΜέθοδοςΕντατικοποίησης(*S, w, r<sub>i</sub>*) εφαρμόζεται για κάθε βελτιωμένη λύση που προκύπτει από τις στρατηγικές \*/

**ΑΝ** *Κόστος(ImprovedSolution) < Κόστος(BestSolutionFound)* **TOTE**

*BestSolutionFound*  $\leftarrow ImprovedSolution$ ;

ΜέθοδοςΕντατικοποίησης(*BestSolutionFound, w, r<sub>i</sub>*);

Τερματισμός(T);

**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ** *BestSolutionFound*;

---

**Αλγόριθμος 7:** Βοηθητικό Νήμα**ΕΙΣΟΔΟΣ:** *VNDiters***ΔΕΔΟΜΕΝΑ:** *SharedSolution, spinlock, condvar*

```
/* condvar η μεταβλητή κατάστασης με ατομική πρόσβαση στη μνήμη.
   spinlock ο μηχανισμός κλειδώματος που επιτρέπει την ατομική
   πρόσβαση στη μνήμη. SharedSolution η λύση που τα δύο νήματα
   έχουν πρόσβαση. spinlock ο μηχανισμός κλειδώματος που επιτρέπει
   την ατομική πρόσβαση στη μνήμη. */
```

**ΕΠΑΝΕΛΑΒΕ****ΟΣΟ** *condvar.ΠαύσηΝήματος()* == Ψευδής **KANE**

```
    spinlock.Κλείδωσε();
    inSol ← SharedSolution;
    spinlock.Ξεκλείδωσε();
    outSol ← VND (inSol, VNDiters);
    spinlock.Κλείδωσε();
    SharedSolution ← outSol;
    ΟλοκλήρωσηΤοπικήςΑναζήτησης = Αληθής;
    spinlock.Ξεκλείδωσε();
```

**MEXPI** *condvar.ΤερματισμόςΝήματος()* == Αληθής;**3.7.4 Τοπική Αναζήτηση - Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου**

Ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Variable Neighborhood Descent - VND) αποτελεί μια ντετερμινιστική παραλλαγή του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Αναζήτησης (Variable Neighborhood Search - VNS), ενός πολύ γνωστού και αποτελεσματικού μεθευρετικού αλγορίθμου που έχει προταθεί από τους Mladenović και Hansen (1997). Ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου έχει χρησιμοποιηθεί σε πολλές εφαρμογές αλγορίθμων στη βιβλιογραφία ως μηχανισμός τοπικής αναζήτησης, σε πληθώρα διαφορετικών παραλλαγών του.

Η στρατηγική που ακολουθεί ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου, βασίζεται στη συστηματική αλλαγή της γειτονιάς στην οποία αναζητά βελτιωμένες λύσεις. Η παρούσα εφαρμογή χρησιμοποιεί μια στρατηγική συνεχόμενων επισκέψεων στην ίδια γειτονιά, γνωστή στη βιβλιογραφία ως «PipeVND» (Mjirda et al., 2017). Σε αυτή η αναζήτηση συνεχίζεται στην ίδια γειτονιά της λύσης, όσο η γειτονιά αυτή συνεχίζει να βελτιώνει την τρέχουσα λύση. Όταν δεν είναι δυνατή η περαιτέρω βελτίωση της λύσης από την ίδια γειτονιά, ο αλγόριθμος συνεχίζει στην επόμενη γειτονιά. Η διαδικασία τερματίζει όταν πλέον και η τελευταία γειτονιά δεν μπορεί να βελτιώσει τη λύση.

Έστω  $N = \{N_1, N_2, \dots, N_{k_{max}}\}$  οι γειτονιές αναζήτησης που αντιστοιχίζουν μια δεδομένη λύση σε μια γειτονιά  $N_k(S)$ . Ο Αλγόριθμος 8 παρουσιάζει τη διαδικασία που ακολουθεί ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου.

Οι γειτονιές -τελεστές- αναζήτησης που χρησιμοποιεί η υλοποίηση της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV εμπεριέχουν κινήσεις που καλύπτουν αλλαγές εντός μιας διαδρομής αλλά και μεταξύ δύο διαδρομών. Οι τελεστές που υλοποιούνται παρουσιάζονται παρακάτω μαζί με την ορολογία τους στην αγγλική βιβλιογραφία και επεξηγούνται αναλυτικά.

---

**Αλγόριθμος 8:** Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου

---

**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:**  $S, N = \{N_1, N_2, \dots, N_k\}, VNDiters$

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:**  $S'$

$S' \leftarrow S;$

**ΓΙΑ** επανάληψη  $\leftarrow 1$  έως  $VNDiters$  **ΚΑΝΕ**

$R_i, R_j \leftarrow \text{ΕπιλογήΤυχαιώνΔιαδρομών}(S');$

**ΓΙΑ** γειτονιά  $\leftarrow 1$  έως  $k_{max}$  **ΚΑΝΕ**

$improved \leftarrow \Psiευδής;$

/\*  $improved$  η λογική μεταβλητή της βελτίωσης \*/

**ΕΠΑΝΕΛΑΒΕ**

$S', improved \leftarrow N_k(S', R_i, R_j);$

**ΜΕΧΡΙ**  $improved == \Psiευδής;$

---

Εντός Μίας Διαδρομής :

- 1-1 Αλλαγή (1-1 Swap)
- Αλλαγή Διπλανών Κόμβων (Adjacent-Swap)
- Αντιστροφή Εύρους (2-opt)

Μεταξύ Δύο Διαδρομών :

- 1-0 Επανατοποθέτηση (1-0 Relocate)
- 2-0 Επανατοποθέτηση (2-0 Relocate)
- 1-1 Ανταλλαγή (1-1 Exchange)
- 2-1 Ανταλλαγή (2-1 Exchange)
- 2-2 Ανταλλαγή (2-2 Exchange)
- 3-3 Ανταλλαγή (3-3 Exchange)

Οι τελεστές παρουσιάζονται αναλυτικά παρακάτω:

### 1-1 Αλλαγή

Στον τελεστή της 1-1 Αλλαγής, δύο κόμβοι στις θέσεις  $i, j$  εντός της ίδιας διαδρομής αλλάζουν θέσεις μεταξύ τους. Για τον υπολογισμό του κόστους της αλλαγής όταν  $j > i + 1$  ακολουθείται η μαθηματική έκφραση της Εξ. (3.14) (Nucamendi-Guillén et al., 2018):

$$\begin{aligned} \Delta swap_{ij} = & (n - i + 1)(d_{[i-1][j]} - d_{[i-1][i]}) \\ & + (n - i)(d_{[j][i+1]} - d_{[i][i+1]}) \\ & + (n - j)(d_{[i][j+1]} - d_{[j][j+1]}) \end{aligned} \quad (3.14)$$

### Αλλαγή Διπλανών Κόμβων

Ο τελεστής Αλλαγής Διπλανών Κόμβων αλλάζει τις θέσεις μεταξύ δύο διαδοχικών κόμβων μέσα στην ίδια διαδρομή. Το κόστος της κίνησης υπολογίζεται από την Εξ. (3.15):

$$\begin{aligned} \Delta AdjSwap_{ij} = & (n - i + 1)(d_{[i-1][j]} - d_{[i-1][i]}) \\ & + (n - i)(d_{[j][i]} - d_{[i][j]}) \\ & + (n - i - 1)(d_{[i][j+1]} - d_{[j][j+1]}) \end{aligned} \quad (3.15)$$

### Αντιστροφή Εύρους

Ο τελεστής Αντιστροφής Εύρους, είναι από τους σημαντικότερους στη βιβλιογραφία και αποτελεί τη γνωστή κίνηση «2opt». Σε αυτόν ένα εύρος θέσεων  $[i, j]$  εντός μιας διαδρομής αντιστρέφεται. Το κόστος της «2opt» κίνησης για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV υπολογίζεται προσθέτοντας τη διαφορά κόστους των ακμών που σχηματίζονται από τους κόμβους στις θέσεις  $[i-1, j]$ ,  $[i-1, i]$  της διαδρομής, της διαφορά των ακμών από τους κόμβους των θέσεων  $[i, j+1]$ ,  $[j, j+1]$  και από το αθροιστικό κόστος από τη θέση  $i$  έως τη θέση  $j$  της διαδρομής χρησιμοποιώντας τους αντίστροφους συντελεστές. Η μαθηματική έκφραση του υπολογισμού που περιγράφηκε δίνεται από την Εξ. (3.16):

$$\begin{aligned} \Delta 2opt_{ij} = & (n-i+1)(d_{[i-1][j]} - d_{[i-1][i]}) \\ & + (n-j)(d_{[i][j+1]} - d_{[j][j+1]}) \\ & + \sum_{l=i, k=0}^{l=j-1, k=j-i-1} (n-i-k)d_{[i+j-l][i+j-l-1]} \end{aligned} \quad (3.16)$$

### 1-0 Επανατοποθέτηση και 2-0 Επανατοποθέτηση

Στην 1-0 Επανατοποθέτηση ένας κόμβος απομακρύνεται από τη θέση του  $j$  σε μια διαδρομή  $r1$  και τοποθετείται στη θέση  $q$  μιας άλλης διαδρομής  $r2$ . Για τον υπολογισμό του κόστους της κίνησης αυτής, προστίθεται το κόστος απομάκρυνσης του κόμβου από τη διαδρομή  $r1$  και το κόστος τοποθέτησής του στη θέση  $q$  της διαδρομής  $r2$ . Ο υπολογισμός αυτός περιγράφεται στην Εξ. (3.17):

$$\Delta relocation_{jq} = \Delta remove_j^{r1} + \Delta insert_{[j]_{r1}q}^{r2} \quad (3.17)$$

Κατά την απομάκρυνση ενός κόμβου από τη θέση  $j$  της διαδρομής  $r1$ , το μερικό κόστος της από τη θέση  $j+1$  έως το τέλος της δεν επηρεάζεται. Αντίστοιχα, η τοποθέτηση του κόμβου  $[j]_{r1}$  στη θέση  $q$  της διαδρομής  $r2$ , δεν επηρεάζει το μερικό κόστος της διαδρομής αυτής από τη θέση  $q+1$  μέχρι το τέλος της.

Η μαθηματική έκφραση που υπολογίζει το κόστος απομάκρυνσης ενός κόμβου από μια διαδρομή δίνεται από της Εξ. (3.18):

$$\Delta remove_j^{r1} = \begin{cases} (n_{r1}-1)(d_{0[2]} - d_{[1][2]}) - n_{r1}d_{0[1]}, & \text{αν } j = 1 \\ -\sum_{l=1}^{n_{r1}} d_{[l-1][l]}, & \text{αν } j = n_{r1} \\ -\sum_{l=1}^{j-1} d_{[l-1][l]} - (n_{r1}-j+1)d_{[j-1][j]} \\ + (n_{r1}-j)d_{[j-1][j+1]}, & 1 < j < n_{r1} \end{cases} \quad (3.18)$$

Αντίστοιχα ο υπολογισμός του κόστους της τοποθέτησης ενός κόμβου σε μια διαδρομή δίνεται από την Εξ. (3.19):

$$\Delta insert_{[j]_{r1}q}^{r2} = \begin{cases} (n_{r2}+1)d_{0[j]_{r1}} + n_{r2}(d_{[j]_{r1}[1]_{r2}} - d_{0[1]_{r2}}), & \text{αν } q = 1 \\ \sum_{l=1}^{n_{r2}} d_{[l-1]_{r2}[l]_{r2}} + d_{[m]_{r2}[j]_{r1}}, & \text{αν } q = n_{r2}+1 \\ \sum_{l=1}^{q-1} d_{[l-1]_{r2}[l]_{r2}} + (n_{r2}-q+2)d_{[q-1]_{r2}[j]_{r1}} \\ + (n_{r2}-q+1)(d_{[j]_{r1}[q]_{r2}} - d_{[q-1]_{r2}[q]_{r2}}), & 1 < q < n_{r2}+1 \end{cases} \quad (3.19)$$

Για τον τελεστή 2-0 Επανατοποθέτηση, με το ίδιο σχεπτικό υπολογίζονται τα κόστη απομάκρυνσης και τοποθέτησης για ζεύγος συνεχόμενων κόμβων.

### 1-1 Ανταλλαγή, 2-1 Ανταλλαγή, 2-2 Ανταλλαγή και 3-3 Ανταλλαγή

Ο τελεστής της 1-1 Ανταλλαγής παίρνει δύο κόμβους από τις θέσεις  $i, j$ , που αντιστοιχούν σε δύο διαφορετικές διαδρομές  $r_1, r_2$  και ανταλλάσει τις θέσεις τους. Ο υπολογισμός του κόστους της κίνησης αυτής είναι παρόμοιος με εκείνον της 1-1 Αλλαγής και περιγράφεται στην Εξ. (3.20):

$$\begin{aligned} \Delta_{exchange_{ij}} = & (n_{r1} - i + 1)(d_{[i-1]_{r1}[j]_{r2}} - d_{[i-1]_{r1}[i]_{r1}}) \\ & + (n_{r1} - i)(d_{[j]_{r2}[i+1]_{r1}} - d_{[i]_{r1}[i+1]_{r1}}) \\ & + (n_{r2} - j + 1)(d_{[j-1]_{r2}[i]_{r1}} - d_{[j-1]_{r2}[j]_{r2}}) \\ & + (n_{r2} - j)(d_{[i]_{r1}[j+1]_{r2}} - d_{[j]_{r2}[j+1]_{r2}}) \end{aligned} \quad (3.20)$$

Με το ίδιο σχεπτικό εξάγονται και οι εξισώσεις που υπολογίζουν τα κόστη των υπόλοιπων κινήσεων Ανταλλαγής κόμβων μεταξύ δύο διαδρομών.

## 3.8 Υπολογιστικά Αποτελέσματα

### 3.8.1 Πειραματικά Δεδομένα

Οι τρεις παραλλαγές του Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγόριθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης, με τις στρατηγικές Επιστροφής Όλων, Συνέχειας του Καλύτερου και Τυχάας Επιστροφής από τα βοηθητικά νήματα προγραμματίστηκαν στη γλώσσα προγραμματισμού C++. Όλα τα υπολογιστικά πειράματα πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας έναν επεξεργαστή Intel® Core™ i7-4770 (3.40GHz) του 2014 με μνήμη RAM 7.7GB σε λειτουργικό Manjaro Linux 20.1.

Καθότι το πρόβλημα που επιλύεται είναι ένα πρωτότυπο πρόβλημα δρομολόγησης UAV όπου δεν υπάρχουν άλλες προσεγγίσεις επίλυσής του στη βιβλιογραφία, ο προτεινόμενος *PW-GRASP-VND* και οι παραλλαγές του αρχικά δοκιμάζονται στο πλησιέστερο σε αυτό πρόβλημα, το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. Τα παραδείγματα που λύνονται είναι τα επτά αρχεία δεδομένων CMT που προτάθηκαν από τους Christofides, Mingozzi και Toth (1976) και περιλαμβάνουν παραδείγματα από 50 έως 199 κόμβους, και επιλύονται στα Ngueneu, Prins και Wolfier Calvo (2010), Ribeiro και Laporte (2012), Ke και Feng (2013), Lysgaard και Wöhlk (2014), Sze, Salhi και Wassan (2017) και Nucamendi-Guillén et al. (2018).

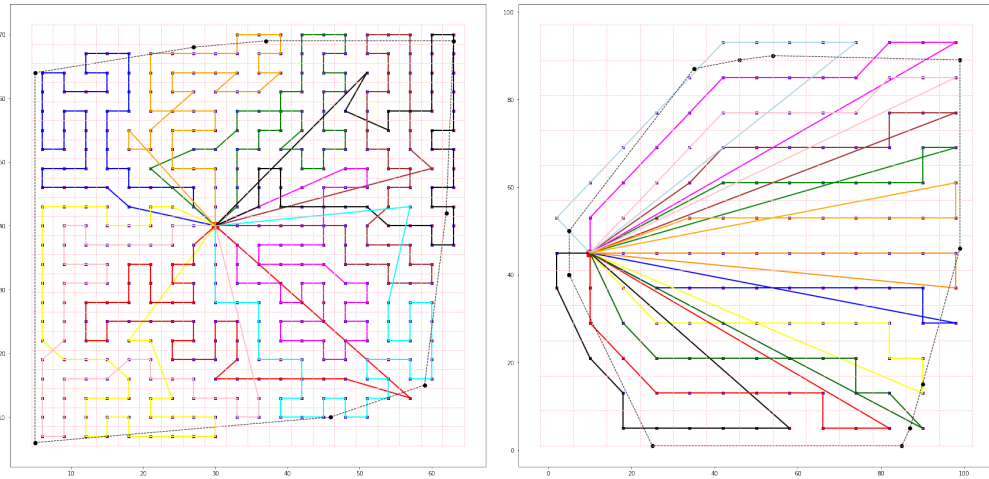
Η επιλογή του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας έγινε βάσει της κοινής τους αντικειμενικής συνάρτησης κόστους. Παρόλο που τα δύο προβλήματα μοιράζονται την ίδια συσσωρευτική δομή στο κόστος, διαφέρουν καθώς το νέο πρόβλημα που προτείνεται δεν εμπεριέχει περιορισμούς χωρητικότητας και ζήτησης αλλά έχει τον περιορισμό της μέγιστης απόστασης που μπορούν να διανύσουν τα UAV.

Για το πρωτότυπο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV, δημιουργήθηκαν 25 παραδείγματα βασισμένα σε αρχεία δεδομένων από τη βιβλιογραφία. Αυτά χωρίζονται σε δύο ομάδες, όπου η πρώτη περιλαμβάνει 21 παραδείγματα βασισμένα στις συντεταγμένες των κόμβων του CMT1 και η δεύτερη 7 παραδείγματα βασισμένα στις συντεταγμένες των κόμβων του CMT11.

Οι θέσεις (συντεταγμένες) των πελατών στα αρχεία CMT χρησιμοποιήθηκαν ως πιθανές θέσεις των αγνοούμενων που αναζητούνται από το σμήνος των UAV σε μία

αποστολή έρευνας και διάσωσης πάνω από μια περιοχή ενδιαφέροντος. Για τον καθορισμό του κυρτού πολυγώνου της περιοχής  $A$  και των αντίστοιχων σημείων του συνόλου  $P$  των περιφερειακών κόμβων που το αποτελούν, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος του «Graham» (Graham, 1972). Ως βάση απογείωσης και προσγείωσης των UAV μετά το πέρας της αποστολής τους, χρησιμοποιήθηκαν οι συντεταγμένες της αποθήκης στα πρότυπα αρχεία δεδομένων.

Στις πρακτικές εφαρμογές έρευνας με χρήση UAV, το μέγεθος των κελιών του πλέγματος εξαρτάται από τον αισθητήρα της κάμερας και το υψόμετρο στο οποίο βρίσκεται το UAV. Ο αριθμός των κελιών αυξάνεται όσο αυξάνεται και το εμβαδόν της περιοχής ενδιαφέροντος. Σε προσομοιώσεις επιχειρήσεων έρευνας και διάσωσης με UAV στη βιβλιογραφία Alcantara Andrade et al. (2019), ένα πλέγμα κελιών  $48 \times 48$  χρησιμοποιείται για τη χαρτογράφηση μιας περιοχής συνολικού εμβαδού  $23.04 \text{ km}^2$ . Για την εξέταση του μεγάλου εύρους διαστάσεων που μπορεί να έχει η περιοχή ενδιαφέροντος, διαφορετικά παραδείγματα σεναρίων δημιουργήθηκαν που περιλαμβάνουν από 4 έως 20 UAV και από 40 έως 2239 κόμβους. Για διαφορετικές τιμές του μήκους των πλευρών  $d$  του οπτικού πεδίου της κάμερας των UAV, διαφορετικό πληθυσμό του σμήνους των UAV και διαφορετική αυτονομία πτήσης, δημιουργήθηκαν τα διαφορετικά σενάρια. Το Σχ. 3.2 παρουσιάζει παραδείγματα λύσεων για σενάρια βασισμένα στο CMT1 και CMT11 για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV.



Σχήμα 3.2: Λύσεις του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV σε σενάριο βάσει του CMT1 με  $d = 3$  (αριστερά) και βάσει του CMT11 με  $d = 8$  (δεξιά).

### 3.8.2 Ρυθμίσεις Παραμέτρων

Οι παράμετροι του προτεινόμενου Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγόριθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης που απαιτούν ρύθμιση είναι οι εξής:

- $T_{max}$ , ο αριθμός των βοηθητικών νημάτων.
- $GRASPiter$ , ο αριθμός των επαναλήψεων του αλγορίθμου.
- $NumConstructed$ , Ο αριθμός των λύσεων που κατασκευάζονται σε κάθε επανάληψη.
- $VNDiter$ , ο αριθμός των ελάχιστων επαναλήψεων της τοπικής αναζήτησης που εκτελείται από τα βοηθητικά νήματα.
- $a$ , η παράμετρος που καθορίζει την απληστία στη δημιουργία της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων κόμβων.

- $w_0$ , το αρχικό βάρος των τόξων.
- $r_i$ , η παράμετρος που ελέγχει το ρυθμό εντατικοποίησης.
- $r_d$ , η παράμετρος που ελέγχει το ρυθμό διαφοροποίησης.

Για όλες τις παραλλαγές του *PW-GRASP-VND* ο αριθμός των βοηθητικών νημάτων  $T_{max}$  τέθηκε ίσος με 3. Έτσι, ο συνολικός αριθμός νημάτων που χρησιμοποιήθηκε από τον αλγόριθμο ήταν 4. Η παράμετρος *GRASPiter* ορίστηκε ίση με  $[Numberofnodes] \times 100$ , η παράμετρος  $NumConstructed = 10$  και η παράμετρος  $VNDiter = GRASPiter / NumConstructed$ . Το αρχικό βάρος όλων των συνδέσεων μεταξύ κόμβων ορίστηκε σε 1. Ο ρυθμός εντατικοποίησης ορίστηκε  $r_i = 0.01$  και ο ρυθμός διαφοροποίησης  $r_d = r_i / NumConstructed$ . Οι τιμές των παραμέτρων ορίστηκαν έπειτα από πειραματισμό με διάφορους συνδυασμούς τους. Πολλοί συνδυασμοί παραμέτρων ήταν ικανοί να παράξουν καλά αποτελέσματα.

Η σημαντικότερη εκ των παραμέτρων του αλγορίθμου είναι η παράμετρος  $a$ , αφού επηρεάζει άμεσα τη διαφοροποίηση των λύσεων κατά τη φάση της κατασκευής τους. Για τον λόγο αυτό στην επόμενη υποενότητα γίνεται εκτενής ανάλυση της ευαισθησίας του *PW-GRASP-VND* στις τιμές της παραμέτρου  $a$ .

### 3.8.3 Ανάλυση Ευαισθησίας της Παραμέτρου $a$

Για την εκτίμηση της ευαισθησίας του αλγορίθμου στις τιμές της παραμέτρου  $a$  και την κατανόηση της συμπεριφοράς του, οι τρεις παραλλαγές του Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγορίθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης επιλύουν δεκαπέντε φορές τα επτά παραδείγματα *CMT* (Christofides, Mingozzi και Toth, 1976) του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας, κρατώντας όλες τις άλλες παραμέτρους σταθερές. Οι τιμές της παραμέτρου  $a$  που δοκιμάστηκαν είναι  $\{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0\}$ . Στο Σχ. 3.3 παρουσιάζονται οι αποκλίσεις των λύσεων σε σχέση με την καλύτερη λύση της βιβλιογραφίας (Best Known Solution - *BKS*) για τις διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $a$ . Η απόκλιση υπολογίζεται από τον τύπο της Εξ. (3.21):

$$Gap(\text{Λύση}) = 100 * (\text{Λύση} - BKS) / BKS\% \quad (3.21)$$

Όπως είναι αναμενόμενο η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου  $a$  εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά του προβλήματος που επιλύεται. Στο διάγραμμα (heatmap) επάνω και αριστερά του Σχ. 3.3 που παρουσιάζει την απόκλιση της μέσης τιμής των καλύτερων λύσεων προς την *BKS*, παρατηρείται ότι πολύ μικρές τιμές  $a$  περιορίζουν υπερβολικά το μέγεθος της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων, με αποτέλεσμα να υποδαυλίζεται η εξερεύνηση κατά τη διάρκεια κατασκευής των λύσεων. Αυτή η συμπεριφορά του αλγορίθμου παρατηρείται για όλες τις στρατηγικές και για όλα τα παραδείγματα που λύνονται πλην του *CMT1*.

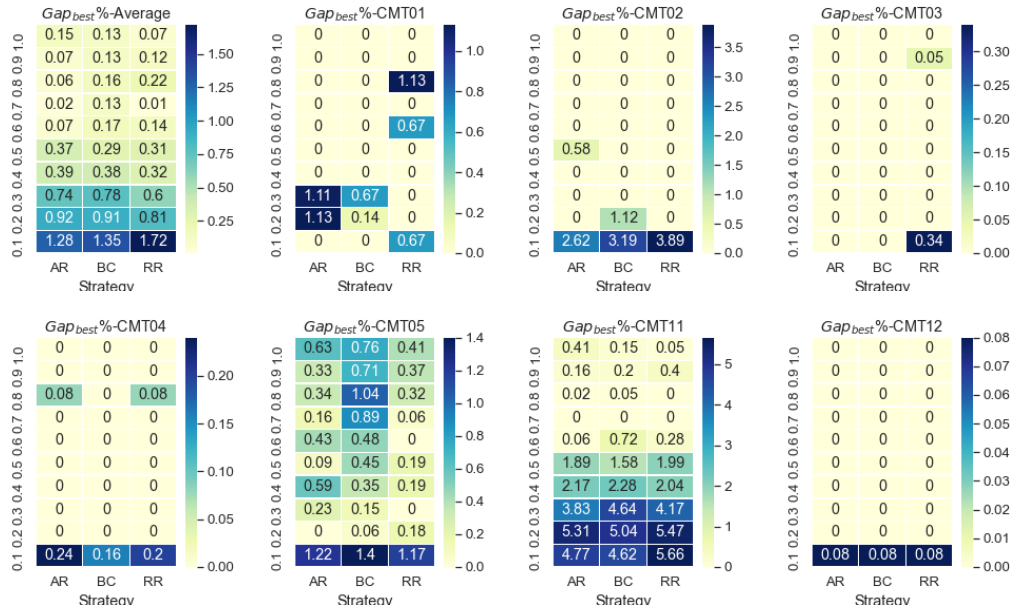
Δύο ενδιαφέρουσες περιπτώσεις, είναι αυτές των παραδειγμάτων *CMT5* και *CMT11*. Το *CMT5* χαρακτηρίζεται ως ένα χαλαρό ως προς τον περιορισμό της χωρητικότητας παράδειγμα. Η χαλαρότητα και συμπληρωματικά η σφικτότητα του περιορισμού αυτού συναντάται στη βιβλιογραφία ως «tightness» και ορίζεται ως το πηλίκο της διαίρεσης με αριθμητή το άθροισμα της ζήτησης όλων των πελατών και παρονομαστή το άθροισμα των χωρητικοτήτων όλων των οχημάτων. Το αποτέλεσμα του πηλίκου για το *CMT5* είναι 0.94. Επιπλέον, το *CMT5* είναι το μεγαλύτερο παράδειγμα τόσο σε αριθμό κόμβων όσο και σε αριθμό οχημάτων. Αυτός ο συνδυασμός χαρακτηριστικών εξηγεί τα αποτελέσματα στο αντίστοιχο σχήμα όπου μεγαλύτερες τιμές της παραμέτρου  $a$  οδηγούν σε χειρότερα αποτελέσματα συγκριτικά με τις μικρότερες τιμές αυτής και αντίθετα από το παρατηρούμενο μοτίβο των άλλων παραδειγμάτων. Ο συνδυασμός της χαλαρότητας

μαζί με τον μεγάλο αριθμό κόμβων οδηγούν σε Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων με πολλούς κόμβους με αποτέλεσμα οι λύσεις που κατασκευάζονται να έχουν πολύ έντονο το στοιχείο της εξερεύνησης. Οι υπερβολικά πολλές επιλογές στους υποψήφιους κόμβους, ειδικά στα πρώτα βήματα κατασκευής της λύσης, έχει ως αποτέλεσμα να εισάγονται στις διαδρομές κόμβοι με αρκετά χειρότερο κόστος, σε σημείο που ούτε η τοπική αναζήτηση είναι ικανή να βελτιώσει.

Η δεύτερη ενδιαφέρουσα περίπτωση, αυτή του παραδείγματος CMT11 έχει δείκτη «tightness» ίσο με 0.98 και οι 120 πελάτες του είναι κατανομημένοι σε συστάδες. Ο κόμβος της αποθήκης βρίσκεται εντός της συστάδας που βρίσκεται δυτικότερα στο χάρτη, σε αντίθεση με τα άλλα παραδείγματα όπου η αποθήκη βρίσκεται στο κέντρο. Το αντίστοιχο σχήμα για το CMT11 αναδεικνύει την επίδραση των χαρακτηριστικών αυτών στην απόδοση του αλγορίθμου για τις διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $a$ . Όλες οι τιμές του  $a$  μικρότερες του 0.5 οδηγούν σε κακής ποιότητας λύσεις ανεξαρτήτως στρατηγικής.

Για την επίλυση του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας οι τιμές της παραμέτρου  $a$  επιλέχθηκαν με βάση τα αποτελέσματα της ανάλυσης ευαισθησίας σε κάθε παράδειγμα και την ελάχιστη συνολική απόκλιση των τριών παραλλαγών. Έτσι, η τιμή του  $a$  τέθηκε ίση με 0.4 για το CMT1, 0.2 για το CMT3, CMT4, CMT5 και CMT12, 0.3 για το CMT2 και 0.7 για το παράδειγμα CMT11.

Για την επίλυση του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV ακολουθήθηκε διαφορετικό σκεπτικό. Όλοι οι κόμβοι του προβλήματος είναι τοποθετημένοι συμμετρικά σε ένα πλέγμα και δεν υπάρχουν περιορισμοί χωρητικότητας. Έτσι, όλοι οι κόμβοι των οποίων τα κελιά μοιράζονται μια κοινή πλευρά απέχουν το ίδιο μεταξύ τους. Επιπλέον, το μέγιστο εύρος πτήσης των UAV, καθιστά ασύμφορη την τοποθέτηση απομακρυσμένων κόμβων στην Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων. Για τον λόγο αυτό η τιμή της παραμέτρου  $a$  ορίστηκε ίση με 0.1 για όλα τα παραδείγματα αυτού του προβλήματος, ως η πιο αποδοτική επιλογή.



Σχήμα 3.3: Αποκλίσεις της καλύτερης λύσης σε σχέση με την  $BKS$  στα CMT παραδείγματα, για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $a$  από τις τρεις στρατηγικές.

### 3.8.4 Αποτελέσματα Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας

Για την αξιολόγηση της απόδοσης των παραλλαγών χρησιμοποιήθηκε το Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας, το οποίο έχει επιλυθεί στη βιβλιογραφία από ακριβείς μεθόδους βελτιστοποίησης και μεθευρετικούς αλγορίθμους. Εκ των επτά παραδειγμάτων που λύνονται, για τα πέντε που σημειώνονται με «\*» η καλύτερη λύση που έχει βρεθεί για αυτά (BKS) έχει αποδειχθεί ως βέλτιστη από τους Lysgaard και Wøhlk (2014).

Ο Πίνακας 3.1 παρουσιάζει τα αποτελέσματα των τριών παραλλαγών του *PW-GRASP-VND* για το Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. Η στήλη 1 αναφέρει το όνομα του παραδείγματος, οι στήλες 2 και 3 εμφανίζουν τον αριθμό των πελατών και οχημάτων αντίστοιχα, ενώ η στήλη 4 παρουσιάζει τη τιμή της BKS που έχει βρεθεί για κάθε παράδειγμα. Οι τιμές στις στήλες 5, 9, 13 είναι οι καλύτερες λύσεις που βρέθηκαν στις 15 εκτελέσεις κάθε παραλλαγής, οι στήλες 6, 10, 14 παρουσιάζουν τον μέσο χρόνο που απαιτήθηκε για την επίλυση του κάθε παραδείγματος σε δευτερόλεπτα και οι στήλες 8, 12, 16 εμφανίζουν το μέσο κόστος των λύσεων. Τέλος, στις στήλες 9, 13, 17 παρουσιάζεται η ποσοστιαία απόκλιση από την BKS, όπως ορίστηκε στην Εξ. (3.21).

Η στρατηγική Επιστροφής Όλων των νημάτων του αλγορίθμου κατάφερε και εντόπισε όλες τις BKS σε όλα τα CMT παραδείγματα αναφοράς του πειράματος. Οι άλλες δύο παραλλαγές του Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγόριθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης, με τις στρατηγικές Συνέχειας του Καλύτερου και Τυχαίας Επιστροφής αντίστοιχα, έδωσαν τις BKS σε 6 εκ των 7 παραδειγμάτων για την επιλεγμένη τιμή της παραμέτρου  $a$ , με απόκλιση από το βέλτιστο μόλις 0.06% και 0.21%, αντίστοιχα. Πέραν της ποιότητας των αποτελεσμάτων, η στρατηγική της Επιστροφής Όλων είναι επίσης η πιο γρήγορη μεταξύ των τριών, ενώ η στρατηγική της Συνέχειας του Καλύτερου ήταν η πιο αργή.

Η παραλλαγή του αλγορίθμου που υιοθετεί τη στρατηγική της Επιστροφής Όλων επιτρέπει τη μεγαλύτερη εξερεύνηση του χώρου των λύσεων σε σχέση με τις άλλες δύο, αφού όλα τα βοηθητικά νήματα επιστρέφουν τις βελτιωμένες λύσεις τους και συνεχίζουν την τοπική αναζήτηση σε νέες κατασκευασμένες λύσεις. Οι δύο άλλες στρατηγικές δεν αντικαθιστούν τις λύσεις των βοηθητικών νημάτων με αποτέλεσμα η προσπάθεια για εύρεση βελτιωμένων λύσεων να περιορίζεται γύρω από τις ίδιες λύσεις. Για τον λόγο αυτό η παραλλαγή της Επιστροφής Όλων ήταν σε θέση να αποφύγει τον εγκλωβισμό του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα και να φτάσει την BKS για το CMT5 παράδειγμα των 200 κόμβων. Στην προηγούμενη υποενότητα όπου εξετάστηκαν διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $a$ , η στρατηγική της Τυχαίας Επιστροφής ήταν επίσης ικανή να βρει την BKS τιμή στο παράδειγμα CMT5 για τιμές της παραμέτρου  $a = 0.3$  και  $a = 0.6$ . Οι τιμές αυτές, όντας μεγαλύτερες, επέτρεψαν στην παραλλαγή αυτή να εξερευνήσει πιο αποτελεσματικά τον χώρο των λύσεων.

Στον Πίνακα 3.2 οι στήλες 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14 παρουσιάζουν τα καλύτερα αποτελέσματα στα CMT παραδείγματα από τους μεθευρετικούς αλγορίθμους της βιβλιογραφίας για το Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. Παρατηρείται ότι ο προτεινόμενος *PW-GRASP-VND* στην παραλλαγή Επιστροφής Όλων είναι η δεύτερη προσέγγιση της βιβλιογραφίας που κατάφερε να εντοπίσει την BKS όλων των παραδειγμάτων CMT που επιλύονται, μαζί με τον αλγόριθμο *AVNS* των Sze, Salhi και Wassan (2017).

Ο Πίνακας 3.2 παρουσιάζει επίσης τον απαιτούμενο υπολογιστικό χρόνο που χρειάστηκαν οι αλγόριθμοι της βιβλιογραφίας για την επίλυση των CMT παραδειγμάτων. Οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούν μόνο ένα νήμα κατά την εκτέλεσή τους και για τον λόγο

αυτό ο πίνακας δεν περιέχει τις προτεινόμενες μεθόδους. Παρόλο που ο απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος δεν μπορεί να συγκριθεί με ακρίβεια καθώς εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, μπορεί να εξαχθεί ένα γενικό συμπέρασμα αν ληφθεί υπόψη ο χρονισμός του επεξεργαστή που χρησιμοποιήθηκε. Καθώς η προτεινόμενη υλοποίηση χρησιμοποιεί πολλαπλά νήματα, συγκεκριμένα 4 νήματα στην εκτέλεση των υπολογιστικών πειραμάτων, οι στήλες που παρουσιάζονται οι υπολογιστικοί χρόνοι των μεθόδων της βιβλιογραφίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως σημείο αναφοράς και κλίμακας.

Πίνακας 3.1: Αποτελέσματα για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας.

Παράδειγμα	$n$	$k$	BKS	PW-GRASP-VND AR				PW-GRASP-VND BC				PW-GRASP-VND RR			
				Best	$T_{Avg}(s)$	Avg	Gap %	Best	$T_{Avg}(s)$	Avg	Gap %	Best	$T_{Avg}(s)$	Avg	Gap %
CMT1	50	5	2230.35*	<b>2230.35</b>	0.59	2274.14	0.00	<b>2230.35</b>	0.56	2269.89	0.00	<b>2230.35</b>	0.54	2270.00	0.00
CMT2	75	10	2391.63*	<b>2391.63</b>	2.44	2400.33	0.00	<b>2391.63</b>	3.01	2415.64	0.00	<b>2391.63</b>	2.39	2439.79	0.00
CMT3	100	8	4045.42*	<b>4045.42</b>	2.89	4089.08	0.00	<b>4045.42</b>	2.93	4085.8	0.00	<b>4045.42</b>	3.1	4090.67	0.00
CMT4	150	12	4987.52*	<b>4987.52</b>	9.62	5003.98	0.00	<b>4987.52</b>	9.88	4995.73	0.00	<b>4987.52</b>	9.6	4993.83	0.00
CMT5	199	17	5806.02	<b>5806.02</b>	20.4	5842.51	0.00	5809.16	20.86	5848.20	0.06	5818.21	20.55	5839.94	0.21
CMT11	120	7	7314.55	<b>7314.55</b>	10.97	7372.43	0.00	<b>7314.55</b>	13.53	7379.31	0.00	<b>7314.55</b>	12.52	7386.12	0.00
CMT12	100	10	3558.92*	<b>3558.92</b>	6.46	3561.81	0.00	<b>3558.92</b>	6.45	3558.92	0.00	<b>3558.92</b>	6.37	3558.96	0.00
Σύνολο(s)					53.37				57.22				55.07		

Πίνακας 3.2: Αποτελέσματα αλγορίθμων της βιβλιογραφίας για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας

Παράδειγμα	MA1		MA2		ALNS		2-Phase		AVNS		IG-PRB		IG-CE	
	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$	$Gap_{best}$	$T_{Avg}(s)$
CMT1	<b>0.00</b>	10.63	<b>0.00</b>	3.70	<b>0.00</b>	30.29	<b>0.00</b>	14.70	<b>0.00</b>	11.89	<b>0.00</b>	10.48	<b>0.00</b>	7.36
CMT2	1.27	27.78	1.57	2.04	<b>0.00</b>	60.77	<b>0.00</b>	18.73	<b>0.00</b>	15.04	<b>0.00</b>	38.81	<b>0.00</b>	21.05
CMT3	0.68	97.91	<b>0.00</b>	40.46	<b>0.00</b>	172.45	<b>0.00</b>	50.80	<b>0.00</b>	41.03	<b>0.00</b>	77.92	<b>0.00</b>	64.79
CMT4	<b>0.00</b>	449.44	<b>0.00</b>	188.41	<b>0.00</b>	235.12	<b>0.00</b>	77.23	<b>0.00</b>	60.54	<b>0.00</b>	48.77	<b>0.00</b>	48.25
CMT5	0.07	1035.45	0.05	629.27	0.56	277.37	0.06	112.80	<b>0.00</b>	89.75	0.35	72.88	0.06	62.29
CMT11	0.05	160.64	0.45	68.83	0.02	202.07	<b>0.00</b>	59.70	<b>0.00</b>	48.32	0.08	40.90	<b>0.00</b>	22.17
CMT12	<b>0.00</b>	38.20	0.01	23.66	<b>0.00</b>	152.74	<b>0.00</b>	44.77	<b>0.00</b>	34.21	<b>0.00</b>	80.90	<b>0.00</b>	61.61
Συν. Επεξ.	2.4Ghz		2.4Ghz		2.0Ghz		2.4Ghz		3.4Ghz		2.4Ghz		2.4Ghz	

MA1 and MA2 των Nguenueu, Prins και Wolfer Calvo (2010), ALNS των Ribeiro και Laporte (2012), 2-Phase των Ke και Feng (2013)  
 ALNS των Ribeiro και Laporte (2012), 2-Phase των Ke και Feng (2013), AVNS των Sze, Salhi και Wassan (2017)  
 IG-PRB και IG-CE των Nucamendi-Guillén et al. (2018)

### 3.8.5 Αποτελέσματα Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV

Οι Πίνακες 3.3 και 3.4 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα των τριών παραλλαγών του Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγόριθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης στο *CUAVRP*. Ο Πίνακας 3.3 περιλαμβάνει τα παραδείγματα που δημιουργήθηκαν βάσει του CMT1 παραδείγματος του κλασικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων και ο Πίνακας 3.4 περιλαμβάνει τα παραδείγματα που δημιουργήθηκαν για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV βάσει του κλασικού παραδείγματος CMT11. Η στήλη 1 αναφέρει το όνομα του παραδείγματος, οι στήλες 2 και 3 παρουσιάζουν τον αριθμό των κόμβων και τον αριθμό των UAV που χρησιμοποιούνται, αντίστοιχα, και η στήλη 4 δείχνει τη τιμή της *BKS* κάθε παραδείγματος. Οι τιμές στις στήλες 5, 9, 13 παρουσιάζουν τις καλύτερες λύσεις που βρέθηκαν στις 15 εκτελέσεις του προτεινόμενου αλγορίθμου για κάθε στρατηγική. Αντίστοιχα, οι στήλες 6, 10, 14 παρουσιάζουν τον μέσο όρο του κόστους των λύσεων που βρέθηκαν και οι στήλες 7, 11, 15 το υπολογιστικό χρόνο που χρειάστηκε η εκτέλεση κάθε παραδείγματος κατά μέσο όρο. Οι στήλες 8, 12, 16 παρουσιάζουν την ποσοστιαία απόκλιση σε σχέση με τη τιμή της *BKS*. Στο όνομα κάθε παραδείγματος ο αριθμός δίπλα στο  $d$  υποδηλώνει το μήκος της πλευράς του οπτικού πεδίου του UAV, ο αριθμός δίπλα στο  $k$  είναι ο πληθυσμός του σμήνους των

UAV, ενώ ο αριθμός δίπλα στο  $r$  αφορά τη μέγιστη απόσταση που μπορούν να καλύψουν τα UAV, δηλαδή την πτητική τους αυτονομία.

Για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV, η παραλλαγή του προτεινόμενου αλγορίθμου που επιτυγχάνει τα καλύτερα αποτελέσματα στα μικρού και μεσαίου μεγέθους παραδείγματα είναι αυτή που υιοθετεί τη στρατηγική Συνέχειας του Καλύτερου, με μέση ποσοστιαία απόκλιση 0.06% στα 18 πρώτα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1 και επιτυγχάνοντας τις καλύτερες λύσεις σε όλα τα παραδείγματα βασισμένα στο CMT11. Η στρατηγική της Επιστροφής Όλων εμφανίζει την καλύτερη απόδοση στα πολύ μεγάλου μεγέθους προβλήματα με 1816 έως και 2239 κόμβους. Η στρατηγική της Τυχαίας Επιστροφής, έχει ποσοστιαία απόκλιση 0.27% για τα παραδείγματα της ομάδας του CMT11, ενώ η στρατηγική της Επιστροφής Όλων παρουσιάζει μέση ποσοστιαία απόκλιση 0.41% στα αντίστοιχα παραδείγματα.

Ως προς τον απαιτούμενο υπολογιστικό χρόνο, η στρατηγική της Συνέχειας του Καλύτερου είναι και η ταχύτερη μεταξύ των τριών για την πρώτη ομάδα παραδειγμάτων, ενώ για τη δεύτερη ομάδα είναι η δεύτερη ταχύτερη κατά μέσο όρο. Η στρατηγική της Επιστροφής Όλων είναι η πιο αργή και στις δύο ομάδες παραδειγμάτων. Αθροιστικά, ο μέσος χρόνος που απαιτήθηκε για την επίλυση και των δύο ομάδων προβλημάτων από τις στρατηγικές, ο χρόνος της Συνέχειας του Καλύτερου είναι 15.5% μικρότερος του χρόνου της στρατηγικής Τυχαίας Επιστροφής και 5.1% μικρότερος του μέσου χρόνου για την επίλυση όλων των παραδειγμάτων από τη στρατηγική Επιστροφής Όλων. Όπως είναι αναμενόμενο, η διαφορά αυτή είναι πιο εμφανής στα πολύ μεγάλα παραδείγματα.

Οι δύο ομάδες παραδειγμάτων έχουν διαφορετική χωροθέτηση. Τα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1 έχουν τον κόμβο της βάσης των UAV στον κεντρικό χώρο της περιοχής ενδιαφέροντος με τους κόμβους διασκορπισμένους περιμετρικά γύρω του. Τα παραδείγματα βασισμένα στο CMT11 έχουν τον κόμβο της βάσης των UAV στο δυτικό άκρο της περιοχής ενδιαφέροντος με σχεδόν όλους τους κόμβους να βρίσκονται στα ανατολικότερα του. Παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα της στρατηγικής Επιστροφής Όλων ευνοούν τον πρώτο τύπο χωροθέτησης του πλέγματος πάνω από την περιοχή ενδιαφέροντος αφού παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα συνολικά σε αυτή την ομάδα παραδειγμάτων. Για τον δεύτερο τύπο πλέγματος η ίδια στρατηγική εμφανίζει τη χειρότερη απόδοση μεταξύ των τριών στρατηγικών. Σε αυτή την ομάδα παραδειγμάτων, η στρατηγική της Συνέχειας του Καλύτερου έχει τα καλύτερα αποτελέσματα για όλα τα σενάρια, γεγονός που αποδίδεται στο ότι συνεχίζει να αναζητεί βελτιωμένες λύσεις, εφαρμόζοντας τη διαδικασία τοπικής αναζήτησης, στην καλύτερη ως εκείνη τη στιγμή λύση του αλγορίθμου συνολικά.

Πίνακας 3.3: Αποτελέσματα για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1.

Παράδειγμα	$n$	$k$	PW-GRASP-VND AR				PW-GRASP-VND BC				PW-GRASP-VND RR			
			Best	Avg	$T_{Avg}(s)$	Gap %	Best	Avg	$T_{Avg}(s)$	Gap %	Best	Avg	$T_{Avg}(s)$	Gap %
d11_k6_r200	40	6	1676.23	1676.23	0.40	0.00	<b>1676.23</b>	1676.23	0.39	0.00	<b>1676.23</b>	1676.23	0.41	0.00
d11_k4_r200	40	4	2310.00	2311.21	0.43	0.00	<b>2310.00</b>	2311.21	0.43	0.00	<b>2310.00</b>	2310.60	0.39	0.00
d11_k3_r300	40	3	3010.00	3010.00	0.54	0.00	<b>3010.00</b>	3010.00	0.50	0.00	<b>3010.00</b>	3010.00	0.53	0.00
d10_k5_r200	40	5	1923.14	1923.14	0.49	0.00	<b>1923.14</b>	1923.14	0.43	0.00	<b>1923.14</b>	1923.14	0.46	0.00
d9_k8_r200	57	8	2120.38	2120.73	1.20	0.00	<b>2120.38</b>	2120.38	1.09	0.00	<b>2120.38</b>	2120.73	1.05	0.00
d9_k5_r200	57	5	3122.74	3122.74	1.10	0.00	<b>3122.74</b>	3122.74	0.99	0.00	<b>3122.74</b>	3122.74	1.00	0.00
d9_k4_r300	57	4	3780.00	3783.83	1.12	0.00	<b>3780.00</b>	3784.77	1.07	0.00	<b>3780.00</b>	3781.49	1.02	0.00
d8_k4_r300	68	4	4763.31	4767.61	1.86	0.00	<b>4763.31</b>	4766.58	1.84	0.00	<b>4763.31</b>	4766.23	1.97	0.00
d7_k4_r300	90	4	7247.90	7256.42	3.64	0.00	<b>7247.90</b>	7258.26	3.52	0.00	<b>7247.90</b>	7254.57	3.58	0.00
d6_k4_r300	109	4	9076.97	9098.65	6.78	0.04	9080.49	9089.93	6.27	0.04	<b>9076.97</b>	9093.37	6.22	0.00
d6_k12_r250	109	12	3598.60	3604.56	6.87	0.17	3598.60	3605.46	6.10	0.00	<b>3601.04</b>	3617.57	6.89	0.07
d5_k8_r300	159	8	8386.90	8401.87	23.68	0.18	8389.76	8438.18	21.30	0.03	<b>8386.90</b>	8454.84	21.20	0.00
d5_k4_r400	159	4	16014.14	16015.35	20.37	0.01	<b>16014.14</b>	16054.96	20.12	0.00	16020.71	16049.69	21.18	0.04
d5_k20_r250	159	20	4464.93	4477.49	22.31	0.28	<b>4464.93</b>	4474.22	19.84	0.00	4483.58	4491.16	18.99	0.42
d4_k5_r650	231	5	21786.60	21858.80	70.27	0.33	21847.90	21954.87	64.70	0.28	<b>21786.60</b>	22002.59	64.53	0.00
d4_k7_r300	231	7	15789.80	15821.40	59.65	0.20	<b>15789.80</b>	15858.43	55.56	0.00	15794.20	15879.96	54.84	0.03
d4_k15_r250	231	15	8266.94	8307.97	62.77	0.00	8276.92	8307.94	58.14	0.12	8272.60	8316.49	58.87	0.07
d3_k10_r300	405	10	25836.18	26024.54	332.18	0.00	25838.75	25973.97	315.35	0.01	25982.28	26049.53	328.71	0.57
d2_k15_r1200	1816	15	240082.59	241791.45	1151.31	0.0	242358.16	243511.54	1090.38	0.94	240526.22	242231.28	1103.43	0.18
d1.9_k14_r1500	2032	14	300986.79	304176.02	1704.20	0.0	304897.55	307151.98	1329.27	1.29	302165.42	304530.65	1510.27	0.39
d1.8_k15_r1500	2239	15	326498.67	328793.22	2065.60	0.0	330468.01	334546.78	1769.82	1.21	329116.98	330202.70	1835.13	0.80
M.O.						0.06								0.12
Σύνολο					5536.77				4767.11				5040.67	

Πίνακας 3.4: Αποτελέσματα για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT11.

Παράδειγμα	$n$	$k$	BKS	PW-GRASP-VND AR			PW-GRASP-VND BC			PW-GRASP-VND RR		
				Best	Avg	$T_{Avg}(s)$	Gap %	Best	Avg	$T_{Avg}(s)$	Gap %	Gap %
d9_k6_r800	112	6	10092.02	10157.33	10214.66	7.41	0.65	<b>10092.02</b>	10141.88	7.59	0.00	0.07
d8_k12_r450	132	12	7795.45	7800.54	7814.51	12.38	0.07	<b>7795.45</b>	7801.32	11.84	0.00	0.07
d8_k17_r450	132	17	7266.57	7269.00	7276.23	11.98	0.03	<b>7266.57</b>	7270.76	11.78	0.00	0.07
d8_k5_r850	132	5	14481.97	14540.10	14684.85	12.69	0.40	<b>14481.97</b>	14593.27	11.62	0.00	0.57
d7_k4_r1100	166	4	24630.44	24690.84	24904.13	29.98	0.25	<b>24630.44</b>	24842.99	30.35	0.00	0.24
d6_k8_r850	217	8	19201.21	19282.96	19421.67	57.60	0.43	<b>19201.21</b>	19286.51	57.93	0.00	0.06
d5_k10_r850	324	10	28543.34	28838.11	29063.07	188.33	1.03	<b>28543.34</b>	28853.61	171.90	0.00	0.84
M.O.							0.41				0.00	0.27
Σύνολο						320.37				303.01	0.00	289.38

### 3.8.6 Αποτελέσματα Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV με «Min-max» Κριτήριο Κόστους

Όπως παρουσιάστηκε στην υποενότητα 3.5.1, το «Min-max» κριτήριο κόστους δεν είναι ιδανικό για το σενάριο της έρευνας και διάσωσης, λόγω της στοχαστικής φύσης της αναζήτησης, όπου μια διαδρομή UAV είναι πιθανό να μην εντοπίσει κανέναν αγνοούμενο. Έτσι, η ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης στο τελευταίο κελί του πλέγματος, πιθανόν να μην έχει τα επιθυμητά αποτελέσματα στη πράξη. Επιπλέον, χωρίς να προσφέρει τα πλεονέκτημα που αναμενόταν, υποδαυλίζει τα αποτελέσματα ως προς την κάλυψη ολόκληρης της περιοχής ενδιαφέροντος το συντομότερο δυνατό.

Παρόλο που το κριτήριο «Min-max» δεν προτείνεται για την επίλυση του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV σε σενάρια έρευνας και διάσωσης, για λόγους πληρότητας της έρευνας στο Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV εξετάζονται τα δύο κριτήρια και τα αποτελέσματά τους συγκρίνονται μεταξύ τους. Οι παραλλαγές του *PW-GRASP-VND* προσαρμόστηκαν καταλλήλως για την επίλυση του *CUAVRP* με το «Min-max» κριτήριο κόστους.

Οι Πίνακες 3.5 και 3.6 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV με το «Min-max» κριτήριο κόστους. Παρομοίως με την «Min-sum» προσέγγιση οι στρατηγικές Επιστροφής Όλων και Τυχαίας Επιστροφής εμφανίζουν την καλύτερη απόδοση για τα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1. Σε αυτό κριτήριο κόστους, η στρατηγική Τυχαίας Επιστροφής παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από τη στρατηγική Επιστροφής Όλων, ακόμα και για τα μεγαλύτερα παραδείγματα. Τα αποτελέσματα της στρατηγικής Συνέχειας του Καλύτερου είναι κατώτερα του αναμενόμενου και μπορούν να αποδοθούν στην αυξημένη αναζήτηση στον χώρο της καλύτερης λύσης, που πιθανόν περιορίζει τη διερεύνηση και άλλων λύσεων. Για τα παραδείγματα βασισμένα στο CMT11 η στρατηγική Τυχαίας Επιστροφής είναι η καλύτερη συνολικά. Αντίθετα με την «Min-sum» προσέγγιση του κόστους, η στρατηγική της Συνέχειας του Καλύτερου εμφανίζει τη χειρότερη απόδοση μεταξύ των τριών παραλλαγών για το «Min-max» κριτήριο κόστους.

Το «Min-max» κριτήριο κόστους παρέχει χρήσιμες πληροφορίες για τον τρόπο που το πλέγμα επηρεάζει τον Μέγιστο Χρόνο Άφιξης (Maximum Arrival time - *MA*) και την κάλυψη της περιοχής ενδιαφέροντος. Τα παραδείγματα *d9\_k4\_r300*, *d8\_k4\_r300*, *d7\_k4\_r300*, *d6\_k4\_r300*, *d5\_k4\_r400* έχουν τον ίδιο αριθμό UAV αλλά διαφέρουν στο μέγεθος του πλέγματος. Οι αντίστοιχοι αριθμοί των κόμβων τους είναι 57, 68, 90, 109, 159. Από τα αποτελέσματα διαφαίνεται ότι ο Μέγιστος Χρόνος Άφιξης αυξάνεται γραμμικά μαζί με τον αριθμό των κόμβων των παραδειγμάτων. Από την άλλη, ο απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος αυξάνεται εκθετικά. Στις πρακτικές εφαρμογές του προβλήματος, το μέγεθος του πλέγματος και το εμβαδόν των κελιών του εξαρτάται από πολλαπλούς παράγοντες, όπως το είδος του αισθητήρα, το υψόμετρο πτήσης και τις δυνατότητες του συστήματος αναγνώρισης της εικόνας που χρησιμοποιείται.

Πίνακας 3.5: Αποτελέσματα για το Σύσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV με το «Min-max» κριτήριο κόστους στα παραδείγματα βασισμένα στο CMT1.

Παράδειγμα	n	k	PW-GRASP-VND AR				PW-GRASP-VND BC				PW-GRASP-VND RR						
			Best	min-max	Avg	T <sub>Avg</sub> (s)	Gap %	Best	min-max	Avg	T <sub>Avg</sub> (s)	Gap %	Best	min-max	Avg	T <sub>Avg</sub> (s)	Gap %
d11_k6_r200	40	6	77.00	77.00	80.64	0.38	0.00	77.00	77.00	79.73	0.44	0.00	77.00	77.00	1676.23	0.40	0.00
d11_k4_r200	40	4	110.00	110.00	110.91	0.44	0.00	110.00	110.00	113.64	0.41	0.00	110.00	110.00	112.73	0.38	0.00
d10_k3_r300	40	3	140.00	140.00	140.0	0.52	0.00	140.00	140.00	140.0	0.50	0.00	140.0	140.0	140.00	0.53	0.00
d10_k5_r200	40	5	90.00	90.00	90	0.47	0.00	90.00	90.00	90	0.42	0.00	90.00	90	90	0.48	0.00
d9_k8_r200	57	8	66.72	66.72	66.72	1.25	0.00	66.72	66.72	66.72	1.14	0.00	66.72	66.72	66.72	1.04	0.00
d9_k5_r200	57	5	108.00	108.00	108.00	1.10	0.00	108.00	108.00	108.00	1.01	0.00	108.00	108.00	108.00	0.97	0.00
d9_k4_r300	57	4	126.00	126.00	126.00	1.14	0.00	126.00	126.00	129.72	1.11	0.00	126.00	126.00	126.00	1.05	0.00
d8_k4_r300	68	4	139.31	139.31	139.78	1.81	0.00	139.31	139.31	143.49	1.93	0.00	139.31	139.31	140.11	1.88	0.00
d7_k4_r300	90	4	161.00	161.00	161.00	3.49	0.00	161.00	161.00	161.00	3.48	0.00	161.00	161.00	161.00	3.58	0.00
d6_k4_r300	109	4	164.48	166.97	167.69	6.45	1.51	164.48	164.48	166.54	6.50	0.00	164.48	166.43	166.43	5.96	0.00
d6_k12_r250	109	12	61.41	61.41	62.55	6.89	0.00	61.41	61.41	63.90	5.85	0.00	61.41	62.91	62.91	7.19	0.00
d5_k8_r300	159	8	106.21	106.21	108.75	22.92	0.00	109.14	109.14	112.38	22.31	2.76	107.07	108.72	108.72	21.56	0.81
d5_k4_r400	159	4	202.07	204.14	205.60	21.28	1.02	207.07	207.07	214.89	20.87	2.47	202.07	205.18	205.18	20.46	0.00
d5_k20_r250	159	20	50.81	50.81	51.44	22.25	0.00	51.21	51.21	53.72	19.66	0.79	50.81	51.76	51.76	19.40	0.00
d4_k5_r650	231	5	192.00	194.60	197.72	71.56	1.35	192.00	192.00	197.65	66.20	0.00	194.60	199.94	199.94	62.32	1.35
d4_k7_r300	231	7	139.31	139.31	142.19	57.95	0.00	143.31	143.31	146.09	57.47	2.87	139.54	142.69	142.69	54.05	0.17
d4_k15_r250	231	15	68.94	68.94	70.55	63.21	0.00	72.25	72.25	107.50	56.27	4.80	70.60	71.07	71.07	57.17	2.41
d3_k10_r300	405	10	131.48	132.90	134.05	346.59	1.08	131.83	131.83	133.95	318.41	0.27	131.48	133.98	133.98	319.81	0.00
d2_k15_r1200	1816	15	296.52	296.52	299.88	1,168.59	0.00	298.84	298.84	300.12	1,131.62	0.78	297.23	299.85	299.85	1,057.44	0.24
d1.9_k14_r1500	2032	14	334.20	334.87	338.72	1,731.81	0.20	334.22	334.22	338.52	1,272.90	0.01	334.20	337.36	337.36	1,481.74	0.00
d1.8_k15_r1500	2239	15	330.90	334.60	337.27	2,048.79	1.12	334.01	334.01	338.68	1,745.69	0.94	330.90	335.73	335.73	1,802.37	0.00
M.O.							0.29					0.74					0.23
Σύνολο						5578.90					4734.19					4919.80	



Ο Πίνακας 3.7 παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα των αλγορίθμων χρησιμοποιώντας «Min-sum» και «Min-max» κριτήρια κόστους για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV. Οι στήλες  $MA(Best_{Min-max})$  και  $Cost(Best_{Min-max})$  εμφανίζουν τον χρόνο άφιξης στον τελευταίο κόμβο της καλύτερης λύσης που βρέθηκε και το αντίστοιχο κόστος αυτής χρησιμοποιώντας το «Min-max» κριτήριο. Παρομοίως, η στήλη  $Cost(Best_{Min-sum})$  είναι το κόστος της καλύτερης λύσης που βρέθηκε με το «Min-sum» κριτήριο και η στήλη  $MA(Best_{Min-sum})$  είναι ο χρόνος άφιξης στον τελευταίο κόμβο της λύσης. Η ταξινόμηση των στηλών έχει γίνει κατά τέτοιο τρόπο ώστε να είναι πιο ευδιάκριτο το κριτήριο που χρησιμοποιήθηκε για κάθε ζεύγος αποτελεσμάτων.

Για τα παραδείγματα μεγέθους έως 90 κόμβους και οι δύο προσεγγίσεις κόστους αποδίδουν τον ίδιο Μέγιστο Χρόνο Άφιξης. Για τα περισσότερα από αυτά το κόστος της αντικειμενικής συνάρτησης του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV είναι επίσης το ίδιο. Στα παραδείγματα  $d9\_k5\_r200$  και  $d8\_k4\_r300$ , παρατηρούνται διαφορές της τάξης του 0.81% και 0.13% αντίστοιχα, με το «Min-sum» κριτήριο να εμφανίζει καλύτερα αποτελέσματα.

Μια ενδιαφέρουσα παρατήρηση είναι ότι στην περίπτωση του «Min-sum» κριτηρίου, οι λύσεις παρουσιάζουν καλύτερο Μέγιστο Χρόνο Άφιξης για πολλά παραδείγματα, ενώ το «Min-max» κριτήριο δεν μπορεί να βρει λύσεις με καλύτερο κόστος από εκείνες που βρέθηκαν από την «Min-sum». Αυτό μπορεί να αποδοθεί σε συνδυασμό δύο πραγμάτων. Πρώτον, η μορφή της συνάρτησης κόστους του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV, τιμωρεί διαδρομές με πολλούς κόμβους και επιβραβεύει κοντύτερες διαδρομές, που αποτελούν και ένα στόχο άμεσα σχετιζόμενο με το στόχο του «Min-max» κριτηρίου. Κατά δεύτερον, όλοι οι κόμβοι που ανήκουν σε γειτονικά κελιά του πλέγματος ισαπέχουν. Έτσι, ο Μέγιστος Χρόνος Άφιξης εν πολλοίς εξαρτάται από το πόσους κόμβους έχει η διαδρομή. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα μικρές διαδρομές που δημιουργούνται με το κριτήριο του «Min-sum» να έχουν Μέγιστο Χρόνο Άφιξης παρόμοιο με τις διαδρομές που δημιουργούνται με το κριτήριο του «Min-max» κόστους.

Συνολικά, το «Min-sum» κριτήριο κόστους εμφάνισε καλύτερα αποτελέσματα για στο Μέγιστο Χρόνο Άφιξης κατά 1.32% και κατά 1.50% στο αντικειμενικό κόστος του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV. Για τα δύο αυτά κριτήρια κόστους στο συγκεκριμένο πρόβλημα, ελαχιστοποίησης του συνολικού χρόνου άφιξης σε όλους τους κόμβους και ελαχιστοποίησης του χρόνου άφιξης στον τελευταίο κόμβο, προτείνεται η χρήση του «Min-sum» κριτηρίου της αντικειμενικής συνάρτησης.

### 3.9 Συμπεράσματα

Για την επίλυση του Προβλήματος Σχεδίασης Μονοπατιών Κάλυψης της περιοχής ενδιαφέροντος από ένα σμήνος UAV, σε εφαρμογές ανθρωπιστικού χαρακτήρα όπως είναι τα σενάρια έρευνας και διάσωσης, προτάθηκε η μετατροπή αυτού στο πρωτότυπο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV. Η συνάρτηση κόστους του προτεινόμενου προβλήματος δρομολόγησης, βασίζεται στην αντικειμενική συνάρτηση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας που στόχο έχει την ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης σε όλους τους πελάτες. Χρησιμοποιώντας μια μέθοδο διακριτοποίησης της περιοχής ενδιαφέροντος και κατακερματισμού αυτής σε ένα πλέγμα κελιών το αρχικό Πρόβλημα Σχεδίασης Μονοπατιών Κάλυψης μετατράπηκε σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, γεγονός που επιτρέπει την επίλυσή του από πληθώρα αλγορίθμων στη βιβλιογραφία.

Για την επίλυση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV, προτάθηκε ένας Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης ο οποίος υλοποιήθηκε και δοκιμάστηκε σε τρεις παραλλαγές του, κάθε

Πίνακας 3.7: Σύγκριση αποτελεσμάτων για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV με «Min-Sum» και «Min-max» κριτήρια κόστους.

Παράδειγμα	$n$	$k$	$MA(Best_{Min-max})$	$Cost(Best_{Min-max})$	$Cost(Best_{Min-sum})$	$MA(Best_{Min-sum})$
d11_k6_r200	40	6	77.00	1676.23	1676.23	77.00
d11_k4_r200	40	4	110.00	2310.00	2310.00	110.00
d10_k3_r300	40	3	140.00	3010.00	3010.00	140.00
d10_k5_r200	40	5	90.00	1923.14	1923.14	90.00
d9_k8_r200	57	8	66.72	2120.38	2120.38	66.72
d9_k5_r200	57	5	108.00	3148.19	3122.74	108.00
d9_k4_r300	57	4	126.00	3780.00	3780.00	126.00
d8_k4_r300	68	4	139.31	4769.94	4763.31	139.31
d7_k4_r300	90	4	161.00	7247.90	7247.90	161.00
d6_k4_r300	109	4	164.48	9085.45	9076.97	168.00
d6_k12_r250	109	12	61.41	3608.07	3598.60	62.48
d5_k8_r300	159	8	106.21	8734.67	8386.90	97.07
d5_k4_r400	159	4	202.07	16132.84	16014.14	180.00
d5_k20_r250	159	20	50.81	4500.96	4464.93	53.28
d4_k5_r650	231	5	192.00	22064.11	21786.60	180.64
d4_k7_r300	231	7	139.31	15901.27	15789.80	128.97
d4_k15_r250	231	15	68.94	8333.96	8266.94	71.31
d3_k10_r300	405	10	131.48	26324.99	25836.18	130.41
d2_k15_r1200	1816	15	296.52	244297.97	240082.59	310.47
d1.9_k14_r1500	2032	14	334.20	306780.00	300986.79	330.10
d1.8_k15_r1500	2239	15	330.90	330404.37	326498.67	334.02
d9_k6_r800	112	6	178.45	10192.16	10092.02	166.61
d8_k12_r450	132	12	107.88	7859.87	7795.45	104.56
d8_k17_r450	132	17	101.82	7269.24	7266.57	106.45
d8_k5_r850	132	5	227.31	14779.72	14481.97	211.31
d7_k4_r1100	166	4	309.69	25332.77	24630.44	309.65
d6_k8_r850	217	8	180.00	19239.22	19201.21	183.94
d5_k10_r850	324	10	178.57	28844.53	28543.34	175.32
Σύνολο			4380.08	1139671.95	1122753.81	4322.61

μία εκ των οποίων υιοθετεί διαφορετική στρατηγική επικοινωνίας και ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ των νημάτων εκτέλεσής του.

Στη στρατηγική Επιστροφής Όλων, σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, όλα τα βοηθητικά νήματα επιστρέφουν τη βελτιωμένη λύση τους και λαμβάνουν από το κεντρικό νήμα μια νέα λύση προκειμένου να τη βελτιώσουν με την εφαρμογή μιας διαδικασίας τοπικής αναζήτησης. Στη στρατηγική Συνέχειας του Καλύτερου, στο βοηθητικό νήμα με την καλύτερη λύση σε κάθε επανάληψη, επιτρέπεται να συνεχίσει με την ίδια λύση την αναζήτηση νέου τοπικού ελαχίστου, ενώ τα υπόλοιπα βοηθητικά νήματα αντικαθιστούν τις λύσεις που βρήκαν με νέες που τους δίνονται από το κεντρικό νήμα. Η στρατηγική Τυχαίας Επιστροφής, σε κάθε επανάληψη επιλέγει τυχαία ένα εκ των βοηθητικών νημάτων προκειμένου αυτό να επιστρέψει τη βελτιωμένη του λύση και να λάβει νέα από το κεντρικό νήμα.

Η αξιολόγηση της απόδοσης του αλγορίθμου έγινε χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα στο Συνσωρευτικό Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας ως μέτρο αναφοράς, ένα πρόβλημα δρομολόγησης που έχει επιλυθεί από πληθώρα αλγορίθμων στη βιβλιογραφία και μοιράζεται την ίδια συνάρτηση κόστους με το προτεινόμενο Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV.

Η απόδοση του αλγορίθμου ως προς την ποιότητα των λύσεων, όσο και ως προς τον απαιτούμενο υπολογιστικό χρόνο ήταν πολύ ικανοποιητική. Η στρατηγική Επιστροφής Όλων ήταν ικανή να εντοπίσει όλες τις καλύτερες λύσεις της βιβλιογραφίας για τα παραδείγματα CMT και είναι ο δεύτερος αλγόριθμος που το επιτυγχάνει αυτό. Οι άλλες δύο στρατηγικές δεν κατάφεραν να βρουν την καλύτερη λύση για το μεγαλύτερο εκ των παραδειγμάτων, παρόλ'αυτά, η απόκλιση τους ήταν ελάχιστη σε σύγκριση με άλλες μεθόδους της βιβλιογραφίας.

Για το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV, 28 παραδείγματα δημιουργήθηκαν βασισμένα στα CMT1 και CMT11 παραδείγματα αναφοράς. Χρησιμοποιώντας

τις συντεταγμένες των πελατών στο πρωτότυπο πρόβλημα ως πιθανές τοποθεσίες αγνοουμένων, κατασκευάστηκε το κυρτό περίβλημα γύρω από αυτές. Το κυρτό πολύγωνο που σχηματίζεται θεωρείται η περιοχή ενδιαφέροντος για το Πρόβλημα Σχεδίασης Μονοπατιών Κάλυψης ανθρωπιστικού χαρακτήρα. Για διαφορετικές τιμές διαστάσεων του οπτικού πεδίου της κάμερας των UAV η μετατροπή του προβλήματος σε πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, δημιουργούνται διαφορετικά πλέγματα πάνω από την περιοχή ενδιαφέροντος και συνεπώς πολλαπλά διαφορετικά γραφήματα. Με τα δημιουργημένα γραφήματα, για διαφορετικές τιμές στον πληθυσμό των UAV και στην πτητική αυτονομία αυτών, δημιουργήθηκαν 21 παραδείγματα βασισμένα στο CMT1 και 7 παραδείγματα βασισμένα στο CMT11, με αριθμό κόμβων από 40 έως 2239 και αριθμό UAV από 3 έως 20.

Για το Συσσωρευτικό Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας που επίσης χρησιμοποιείται σε ανθρωπιστικού χαρακτήρα εφαρμογές δρομολόγησης, έχουν προταθεί δύο προσεγγίσεις. Η μία αφορά την ελαχιστοποίηση του αθροιστικού χρόνου άφιξης σε όλους τους πελάτες, γνωστή ως «Min-sum» και η δεύτερη αφορά την ελαχιστοποίηση του μέγιστου χρόνου άφιξης, δηλαδή την ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης στον πελάτη που εξυπηρετείται τελευταίος. Έτσι, και για το προτεινόμενο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV δοκιμάστηκαν και συγκρίθηκαν οι «Min-sum» και «Min-max» προσεγγίσεις, ως προς τους δύο αυτούς στόχους. Η «Min-sum» προσέγγιση αναδείχθηκε η συνολικά καλύτερη και για τους δύο στόχους ελαχιστοποίησης. Επιπλέον, λόγω της στοχαστικότητας που χαρακτηρίζει τις εφαρμογές έρευνας και διάσωσης, η «Min-max» προσέγγιση ενέχει τον κίνδυνο ο αγνοούμενος να μη βρίσκεται καν στο μονοπάτι της διαδρομής με το μέγιστο χρόνο εξυπηρέτησης. Για τους λόγους αυτούς, η χρήση του «Min-sum» στόχου ελαχιστοποίησης προτείνεται για εφαρμογές του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV στην έρευνα και διάσωση.

Η χωροθέτηση των κόμβων στα παραδείγματα του προβλήματος, έχουν σημαντικό ρόλο στον καθορισμό της αποτελεσματικότερης στρατηγικής του Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγόριθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης. Για τα παραδείγματα που η πλειοψηφία των κόμβων είναι διάσπαρτη γύρω από τον αρχικό κόμβο, η στρατηγική Επιστροφής Όλων απέδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα, ειδικά στα παραδείγματα με περισσότερους από 230 κόμβους. Για τα παραδείγματα όπου ο αρχικός κόμβος ήταν κοντά στα εξωτερικά σύνορα της περιοχής ενδιαφέροντος, η στρατηγική της Συνέχειας του Καλύτερου, με την αυξημένη εξερεύνηση της καλύτερης έως εκείνη τη στιγμή λύσης, απέδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα έναντι των δύο άλλων στρατηγικών.

Ως προς τον απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης, η στρατηγική Τυχαίας Επιστροφής αναδείχθηκε η ταχύτερη, η οποία ήταν δεύτερη ως προς την ποιότητα των λύσεων και για τις δύο ομάδες παραδειγμάτων του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV. Συνοψίζοντας τα ευρήματα της έρευνας συνολικά, για την επίλυση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV προτείνεται ο Παράλληλος Σταθμισμένος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης με τη στρατηγική Συνέχειας του Καλύτερου.

Οι μοντέρνοι επεξεργαστές των υπολογιστών έχουν φτάσει σε ένα όριο συχνότητας που δεν αναμένεται να αυξηθεί περισσότερο. Αντ'αυτού οι κατασκευαστές εστιάζουν στην αύξηση των υπολογιστικών πυρήνων και νημάτων καθώς και τη συνεργασία μεταξύ αυτών για να αυξήσουν την υπολογιστική ισχύ τους. Στο εμπόριο είναι ευρέως διαθέσιμοι επεξεργαστές με έως και 64 πυρήνες και 128 νήματα, με το κόστος τους να μην είναι απαγορευτικό. Ο σχεδιασμός πολυνηματικών αλγορίθμων θα μας επιτρέψει να εκμεταλλευτούμε στο έπακρο τις δυνατότητες αυτών των επεξεργαστών, επομένως θα ήταν ενδιαφέρουσα μια προσπάθεια επέκτασης του αλγορίθμου για μαζική παράλληλη εκτέλεση.



## 4 Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV

### 4.1 Εισαγωγή

Τα Μη Στελεχωμένα Εναέρια Οχήματα χρησιμοποιούνται όλο και συχνότερα σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών που εντάσσονται στις κατηγορίες της επιτήρησης (Basilico και Carpin, 2015) και της πολιτικής προστασίας (Pham et al., 2020; Maza et al., 2011). Οι επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης είναι μια δημοφιλής εφαρμογή ενός σμήνους UAV για την κάλυψη περιοχών και έχει μελετηθεί με έμφαση σε μοντέλα ελέγχου, (Rosalie et al., 2017; Goerzen, Kong και Mettler, 2010), σε συστήματα αισθητήρων (Santamaria et al., 2013; Rudol και Doherty, 2008) και χρόνου κάλυψης (Nattero et al., 2014). Τα UAV είναι ικανά να ερευνήσουν την περιοχή αυτόνομα με πολύ χαμηλότερα κόστη κτήσης και λειτουργίας από τα κλασικά οχήματα που χρησιμοποιούνται σε αυτές τις αποστολές. Για τον λόγο αυτό, μεγάλα σμήνη UAV μπορούν να αξιοποιηθούν προκειμένου να ανταποκριθούν σε επιχειρήσεις έρευνας, παροχής βοήθειας έπειτα από καταστροφές και άλλες παρόμοιες εφαρμογές. Οι άνθρωποι χειριστές είναι πιθανό να μη μπορούν να επεξεργαστούν το σύνολο του όγκου των πληροφοριών που συγκεντρώνεται και αποστέλλεται από τα UAV, ο οποίος είναι απαραίτητος για τον αποτελεσματικό συντονισμό των τροχιών τους. Για τον λόγο αυτό, μεγάλα σμήνη UAV απαιτούν μια στρατηγική αυτο-οργάνωσης για να προσδώσουν τα πλεονεκτήματά τους (Camara, 2014).

Όπως περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 3, το Πρόβλημα Σχεδίασης Μονοπατιού Κάλυψης (Coverage Path Planning Problem - CPPP), κατηγοριοποιείται ως ένα πρόβλημα σχεδιασμού κίνησης στη ρομποτική, όπου πρέπει να χτιστεί ένα μονοπάτι που θα εξερευνά κάθε σημείο μιας περιοχής ενδιαφέροντος (Choset, 2001). Ως εκ τούτου το Πρόβλημα Σχεδίασης Μονοπατιού Κάλυψης χρησιμοποιείται συχνά, όπως χρησιμοποιήθηκε και στο Κεφάλαιο 3 για τη μοντελοποίηση επιχειρήσεων έρευνας. Η χρήση UAV για το πρόβλημα της κάλυψης έχει μελετηθεί στη βιβλιογραφία χρησιμοποιώντας διαφορετικές μεθόδους διακριτοποίησης του χώρου και μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης όπως κατανάλωση ενέργειας, μήκος διαδρομής, οι χώροι αλληλοκάλυψης και ο χρόνος ολοκλήρωσης της αποστολής (Galceran και Carreras, 2013).

Οι προσεγγίσεις του Προβλήματος Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες, τις στατικές και τις δυναμικές, ή όπως είναι γνωστά στη βιβλιογραφία «offline» και «online», βάσει του αν όλο το μονοπάτι προκαθορίζεται πριν το διαβούμε ή αν το μονοπάτι μπορεί να αλλαχθεί κατά τη διάρκεια της κάλυψης.

Τα πραγματικά προβλήματα βελτιστοποίησης είναι συχνά δυναμικά, αφού το περιβάλλον μέσα στο οποίο ορίζονται αλλάζει με το χρόνο. Στα δυναμικά προβλήματα βελτιστοποίησης που συναντώνται σε διάφορα πεδία, όπως τα οικονομικά, η εφοδιαστική αλυσίδα και η μηχανική, οι στόχοι τους και οι περιορισμοί τους ενδέχεται να αλλάζουν στο χρόνο. Γι'αυτό ο στόχος της βελτιστοποίησης σε αυτά τα προβλήματα δεν είναι μόνο ο εντοπισμός της βέλτιστης λύσης, αλλά ο συνεχής εντοπισμός βέλτιστων λύσεων ενώ ο χώρος των λύσεων του προβλήματος μεταβάλλεται.

Πολλοί αλγόριθμοι που έχουν προταθεί για την επίλυση των δυναμικών προβλημάτων βελτιστοποίησης, είναι εξελικτικοί αλγόριθμοι και αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους. Για την προσαρμογή τους στις αλλαγές του δυναμικού περιβάλλοντος του προβλήματος, οι αλγόριθμοι αυτοί υιοθετούν διάφορες μεθόδους που μπορούν να ομαδοποιηθούν σε τέσσερις κατηγορίες:

1. Μέθοδοι Μνήμης: Όπως φανερώνει το όνομά τους, αυτές οι στρατηγικές ενσωματώνουν μηχανισμούς μνήμης ποιοτικών λύσεων που βρέθηκαν κατά τη διάρκεια της αναζήτησης. Τέτοιες στρατηγικές συναντώνται στις προσεγγίσεις των Branke (1999) και Daneshyari και Yen (2011).
2. Μέθοδοι Πρόβλεψης: Αυτές οι στρατηγικές χρησιμοποιούν αλγορίθμους εκμάθησης για να αναγνωρίσουν μοτίβα αλλαγής στο περιβάλλον του προβλήματος και προσπαθούν να προβλέψουν τις μελλοντικές αλλαγές. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αυτής της προσέγγισης παρουσιάζεται από τους Rossi, Abderrahim και Díaz (2008).
3. Μέθοδοι αυτό-προσαρμογής: Οι προσεγγίσεις αυτής της κατηγορίας χρησιμοποιούν διαδικασίες προσαρμογής για να ρυθμίσουν τις τιμές των παραμέτρων τους σύμφωνα με τις ανάγκες του νέου περιβάλλοντος. Παράδειγμα αυτής της στρατηγικής παρουσιάζεται από τους Salomon και Eggenberger (1998).
4. Μέθοδοι Πληθυσμών: Σε αυτές τις στρατηγικές πολλαπλοί πληθυσμοί διασκορπίζονται στον χώρο των λύσεων με στόχο να διατηρήσουν την ποικιλομορφία λύσεων σε αυτούς. Αυτές οι μέθοδοι θεωρούνται οι πλέον αποτελεσματικές και παραδείγματα εφαρμογών τους δίνονται από τους Li et al. (2015) και Turkey, Abdullah και Dawod (2018).

Αναλυτική ανασκόπηση των κατηγοριών των μεθόδων επίλυσης των δυναμικών προβλημάτων βελτιστοποίησης με επίκεντρο τους εξελικτικούς αλγορίθμους παρουσιάζεται από τους Nguyen, Yang και Branke (2012). Μια πιο πρόσφατη καταγραφή των προσεγγίσεων νοημοσύνης σμήνους στη δυναμική βελτιστοποίηση και των εφαρμογών της παρουσιάζεται από τους Mavrouniotis, Li και Yang (2017).

Στις επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης με UAV, οι αγνοούμενοι συχνά μετακινούνται. Για παράδειγμα, στην περίπτωση ενός ναυαγίου, οι επιζώντες είναι πιθανό να βρίσκονται στις σωσίβιες λέμβους, σε αντικείμενα που επιπλέουν, ή να επιπλέουν φορώντας τα σωσίβια τους. Ίσως να προσπαθούν να κολυπήσουν προς μια κατεύθυνση που θεωρούν ότι οδηγεί στην ακτή, ή ίσως να παρασύρονται από τα ρεύματα της θάλασσας. Αντίστοιχα, στη στεριά, όταν αναζητούνται αγνοούμενοι, θύματα μιας φυσικής καταστροφής, όπως π.χ. μιας χιονοστιβάδας, οι επιζώντες είναι πιθανό να προσπαθήσουν να βρουν καταφύγιο μέχρι να διασωθούν. Εναέριες επιχειρήσεις έρευνας σε τέτοιες περιπτώσεις μπορούν να μοντελοποιηθούν ως δυναμικά προβλήματα κάλυψης.

Η χρήση σμηνών από UAV για σενάρια δυναμικής αναζήτησης είναι ιδανική, αφού μπορούν να ανταλλάσσουν πληροφορίες στιγμιαία και συνεργατικά μπορούν να κινούνται στον χώρο πιο αποτελεσματικά, προσαρμοζόμενα στις αλλαγές του περιβάλλοντος. Έτσι, στα προαναφερθέντα παραδείγματα, όταν τα UAV εντοπίζουν επιζώντες μπορούν άμεσα και στιγμιαία να επηρεάσουν το μονοπάτι των άλλων UAV, είτε για να εντατικοποιήσουν την έρευνα γύρω από το συγκεκριμένο σημείο, είτε για να παρακινήσουν ορισμένα από αυτά να αναζητήσουν επιζώντες πιο μακριά από αυτό.

Σε αυτό το κεφάλαιο ένα πολύ γνωστό δυναμικό πρόβλημα βελτιστοποίησης, το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών (Moving Peak Benchmark - MPB), μετατρέπεται σε ένα πρόβλημα κάλυψης με περιορισμούς έτσι ώστε να μοντελοποιηθούν επιχειρήσεις αναζήτησης με χρήση UAV και να αποτελέσει πεδίο δοκιμής αλγοριθμικών προσεγγίσεων για τις αποστολές αυτές. Το νέο αυτό πρόβλημα ονομάζεται Πρόβλημα Αναζήτησης

Κινούμενων Κορυφών με UAV (Moving Peak Drone Search Problem - *MPDSP*). Σε αντίθεση με ένα Πρόβλημα Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης όπως αυτό που επιλύθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η μοντελοποίηση του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV δεν επιτρέπει την πλήρη κάλυψη της περιοχής. Αντ'αυτού, ο στόχος του προβλήματος είναι τα UAV να καλύψουν όσο το δυνατόν περισσότερες περιοχές, με τη υψηλότερη δυνατή αξία, σε όλες τις χρονικές στιγμές, όσο το επιτρέπουν οι διαθέσιμοι πόροι.

Το προτεινόμενο πρόβλημα περιλαμβάνει τρία χαρακτηριστικά που συναντώνται σε επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης από UAV στην πράξη, όπου το Πρόβλημα Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης αποτυγχάνει:

- (i) Καθώς οι αγνοούμενοι κινούνται, η πλήρης κάλυψη της περιοχής δεν είναι επαρκής συνθήκη για τον εντοπισμό όλων των θυμάτων και την εκπλήρωση της αποστολής. Στο μοντέλο του προτεινόμενου Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών με UAV, η επιχείρηση τερματίζεται μόνο όταν έχουν εξαντληθεί όλοι οι διαθέσιμοι πόροι. Στόχος του προβλήματος είναι η μεγιστοποίηση της αξίας κάλυψης, χρησιμοποιώντας όλους τους διαθέσιμους πόρους και αποτελεί έναν στόχο που ταιριάζει περισσότερο σε επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης στην πράξη.
- (ii) Οι αγνοούμενοι είναι πιθανό να βρίσκονται στον χώρο σε ομάδες, μικρές ή μεγάλες. Επίσης, όλοι οι αγνοούμενοι δεν αντιμετωπίζουν τον ίδιο κίνδυνο και ρίσκο. Αυτές οι ιδιότητες μπορούν να μοντελοποιηθούν ως κορυφές με συγκεκριμένο ύψος, πλάτος και θέση στην περιοχή ενδιαφέροντος. Χρησιμοποιώντας το δυναμικό περιβάλλον του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών, το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV μπορεί και ενσωματώνει τον πληθυσμό, τον βαθμό κινδύνου και τη θέση ως παράγοντες των επιχειρήσεων έρευνας και διάσωσης στην πράξη.
- (iii) Όταν ένας αγνοούμενος εντοπίζεται, τουλάχιστον ένα UAV θα πρέπει να παραμείνει στην περιοχή για να διατηρήσει οπτική επαφή με τα θύματα, έως ότου η ομάδα διάσωσης καταφθάσει. Ενώ το μοντέλο του Προβλήματος Σχεδιασμού Μονοπατιών Κάλυψης, όπως αυτό που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, προτρέπει τους πράκτορες αναζήτησης να μην παραμείνουν ούτε να επιστρέψουν σε περιοχές που έχουν ήδη καλύψει, το Πρόβλημα Αναζήτησης Κορυφών με UAV, παρέχει κίνητρο σε έναν πράκτορα να παραμείνει στη θέση που εντοπίστηκε το θύμα. Οι στοχαστικές μεταβολές στην αξία των θέσεων, προσομοιώνει τους χρόνους διάσωσης των αγνοουμένων, με την αντίστοιχη μείωση στην αξία εύρεσης του σημείου.

Για την επίλυση του προτεινόμενου προβλήματος μεγιστοποίησης, προτείνεται ένα Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών. Το πλαίσιο αυτό προσφέρει μια στρατηγική αυτο-οργάνωσης στον συντονισμό των UAV με αντικειμενικό στόχο τη μεγιστοποίηση της αξίας του χώρου που καλύπτουν κατά τη διάρκεια της έρευνας, χρησιμοποιώντας κανόνες κίνησης από αλγόριθμους νοημοσύνης σμήνους. Πέντε αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους υλοποιούνται και συγκρίνονται χρησιμοποιώντας το προτεινόμενο πλαίσιο, συγκεκριμένα ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - *PSO*), ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας (Black Hole Optimization - *BHO*), ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm - *FA*), ο αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search - *CS*) και ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Γκριζου Λύκου (Grey Wolf Optimizer - *GWO*). Το αλγοριθμικό πλαίσιο ενσωματώνει επίσης στρατηγικές εντατικοποίησης και διαφοροποίησης της αναζήτησης, προκειμένου να ανταπεξέλθει στις δυναμικές αλλαγές του περιβάλλοντος στο πρόβλημα.

## 4.2 Το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορα προβλήματα για τη δοκιμή αλγοριθμικών μεθόδων δυναμικής βελτιστοποίησης, όπως το *MPB* από τον Branke (1999), η γεννήτρια «DF1» των Morrison και De Jong (1999) και η Γενικευμένη Γεννήτρια Δυναμικών Προβλημάτων (Generalized Dynamic Benchmark Generator - *GDBD*) των Li et al. (2008). Για τη δημιουργία του δυναμικού περιβάλλοντος στο προτεινόμενο Δυναμικό Πρόβλημα Αναζήτησης με *UAV*, χρησιμοποιούνται οι κανόνες του *MPB*.

Το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών και η μεθοδολογία του για τη δημιουργία του δυναμικού περιβάλλοντος είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη στη βιβλιογραφία και καλύπτει ένα μεγάλο εύρος αλλαγών στο δυναμικά διαμορφούμενο τοπίο. Σε έναν πολυδιάστατο χώρο ορισμένο στο σύνολο των πραγματικών αριθμών, ένα σύνολο από κορυφές, μεταβάλλουν το ύψος, το πλάτος και τη θέση τους στον χώρο αυτό, με κάθε αλλαγή του περιβάλλοντος. Ο ορισμός της συνάρτησης καταλληλότητας για το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών δίνεται παρακάτω:

$$F(\vec{x}, t) = \max(B(\vec{x}), \max_{1, \dots, M} P(\vec{x}, H_i(t), W_i(t), \vec{X}_i(t))), \quad (4.1)$$

όπου  $B(\vec{x})$  είναι η βασική μορφολογία του τοπίου, ανεξάρτητη του χρόνου, που περιέχει  $M$  κορυφές κάθε μία από τις οποίες έχει μια συνάρτηση σχήματος  $P$  που εξαρτάται από το ύψος της ( $H$ ), το πλάτος της ( $W$ ) και τη θέση της ( $\vec{X}$ ) στον  $D$ -διάστατο χώρο και είναι εξαρτώμενα του χρόνου  $t$ .

Στις περισσότερες των περιπτώσεων η συνάρτηση που περιγράφει τη βασική μορφολογία του τοπίου  $B(\vec{x})$  παραλείπεται, ενώ οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις σχήματος των κορυφών  $P$  είναι αυτές του κώνου και των κορυφών, όπου έχουν κοίλο σχήμα. Οι Εξ. (4.2) και Εξ. (4.3) υπολογίζουν την τιμή της λύσης  $\vec{x}$  τη χρονική στιγμή  $t$ , για τους κώνους και τις κορυφές, αντίστοιχα:

$$F_{cone}(\vec{x}, t) = \max_{1, \dots, M} \left( H_i(t) - W_i(t) \sqrt{\sum_{j=1}^D (x_j(t) - X_{ij}(t))^2} \right) \quad (4.2)$$

$$F_{peak}(\vec{x}, t) = \max_{1, \dots, M} \frac{H_i(t)}{1 + W_i(t) \sqrt{\sum_{j=1}^D (x_j(t) - X_{ij}(t))^2}} \quad (4.3)$$

Οι αλλαγές στο μέγεθος και τις διαστάσεις των κορυφών, δίνονται από τις Εξ. (4.4)-Εξ. (4.6):

$$H_i(t) = H_i(t-1) + height\_severity \times \sigma_h \quad (4.4)$$

$$W_i(t) = W_i(t-1) + width\_severity \times \sigma_w \quad (4.5)$$

$$\vec{X}_i(t) = \vec{X}_i(t-1) + \vec{u}_i(t) \quad (4.6)$$

όπου  $\sigma_h$  και  $\sigma_w$  είναι τυχαίες μεταβλητές που ακολουθούν την κατανομή Gauss στο  $N(0,1)$  και  $height\_severity$ ,  $width\_severity$  είναι οι παράμετροι του προβλήματος που ρυθμίζουν το εύρος της αλλαγής του ύψους και του πλάτους της κορυφής, αντίστοιχα.

Το διάνυσμα μετακίνησης της κορυφής  $\vec{u}_i$  είναι γραμμικός συνδυασμός ενός τυχαία δημιουργημένου διανύσματος  $\vec{r}$  και του προηγούμενου διανύσματος μετακίνησης  $\vec{u}_i(t-1)$  κανονικοποιημένο ως προς το μήκος  $s$  και υπολογίζεται από την Εξ. (4.7):

$$\vec{u}_i(t) = \frac{s}{|\vec{r} + \vec{u}_i(t-1)|} (1 - \lambda) \vec{r} + \lambda \vec{u}_i(t-1) \quad (4.7)$$

όπου  $\lambda \in [0, 1]$  είναι η παράμετρος του προβλήματος που καθορίζει τη συσχέτιση μεταξύ δύο διαδοχικών αλλαγών της θέσης των κορυφών.

Για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγοριθμικών προσεγγίσεων σε δυναμικά προβλήματα βελτιστοποίησης, ο πιο διαδεδομένος τρόπος είναι με τον υπολογισμό της Στατικής Απόκλισης γνωστού ως «offline-error», όπου απαλείφει την έννοια του χρόνου, αθροίζοντας την απόκλιση των λύσεων του αλγορίθμου στη συνολική διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Δύο είναι τα πιο διαδεδομένα μέτρα αξιολόγησης που εμπίπτουν στην κατηγορία των «offline-error» στη βιβλιογραφία, το πρώτο είναι το ομώνυμο «Offline Error» που προτάθηκε από τους Branke και Schmeck (2003) και ορίζεται στην Εξ. (4.8):

$$OE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^* \quad (4.8)$$

όπου  $T$  είναι ο αριθμός των υπολογισμών της αντικειμενικής συνάρτησης και  $e_t^*$  είναι η μικρότερη απόκλιση του αλγορίθμου από την προηγούμενη αλλαγή. Αυτό το μέτρο αξιολόγησης υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των μικρότερων αποκλίσεων από την τελευταία αλλαγή, για όλη τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Το δεύτερο διαδεδομένο μέτρο αξιολόγησης προτάθηκε από τους Trojanowski και Michalewicz (2000) και είναι γνωστό στη βιβλιογραφία ως Ακρίβεια (accuracy) ή Καλύτερη Απόκλιση Πριν την Αλλαγή (best-error-before-change) όπως έχει μετονομαστεί από τους Nguyen, Yang και Branke (2012). Το μέτρο αυτό ορίζεται στην Εξ. (4.9):

$$EB = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (H_k^* - F_k^*) \quad (4.9)$$

όπου  $K$  είναι ο αριθμός των αλλαγών που πραγματοποιήθηκαν στο περιβάλλον,  $F_k^*$  είναι η καταλληλότητα της καλύτερης λύσης που βρέθηκε για την περίοδο της  $k$  αλλαγής και  $H_k^*$  η βέλτιστη τιμή καταλληλότητας για την ίδια περίοδο αλλαγής. Αυτό το μέτρο αξιολόγησης υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των ελάχιστων αποκλίσεων κάθε περιόδου αλλαγής, για όλες τις αλλαγές κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου.

### 4.3 Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζεται το νέο δυναμικό πρόβλημα βελτιστοποίησης για τη μοντελοποίηση επιχειρήσεων έρευνας και διάσωσης στις οποίες οι αγνοούμενοι δεν παραμένουν στάσιμοι, το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV. Το πρόβλημα χρησιμοποιεί τη γεννήτρια δυναμικού περιβάλλοντος του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών προκειμένου να προσομοιώσει ποσοτικά και ποιοτικά χαρακτηριστικά των ανθρώπων που βρίσκονται σε ανάγκη, ενώ αυτοί κινούνται εντός της περιοχής ενδιαφέροντος.

#### 4.3.1 Σενάριο προς Μελέτη

Το σενάριο που μελετάται είναι το ακόλουθο: Άνθρωποι αποτελούν θύματα μιας καταστροφής και κινούνται σε  $M$  ομάδες διαφορετικού μεγέθους αναζητώντας καταφύγιο, ή για να απομακρυνθούν από την περιοχή. Ένας ομογενής στόλος αποτελούμενος από  $N$  UAV απογειώνεται από μια δεδομένη θέση  $\vec{X}_{base}$ , τη βάση, και ερευνά την περιοχή ενδιαφέροντος  $A$ , που ορίζεται στον συνεχή χώρο  $[x_{min}, x_{max}]^2$ , με στόχο τον εντοπισμό όσο το δυνατόν περισσότερων θυμάτων και τη διατήρηση επαφής μαζί τους καθ' όλη τη

διάρκεια της επιχείρησης. Εφόσον μια ομάδα ατόμων εντοπιστεί από ένα UAV, στέλνεται σήμα στη βάση για την επιχείρηση διάσωσης. Το UAV συνεχίζει της αναζήτησης έως ότου πρέπει να επιστρέψει στη βάση λόγω της περιορισμένης αυτονομίας πτήσης του  $R$ . Κατά την επιστροφή του στη βάση, η μπαταρία του αντικαθίσταται και συνεχίζει την αποστολή του.

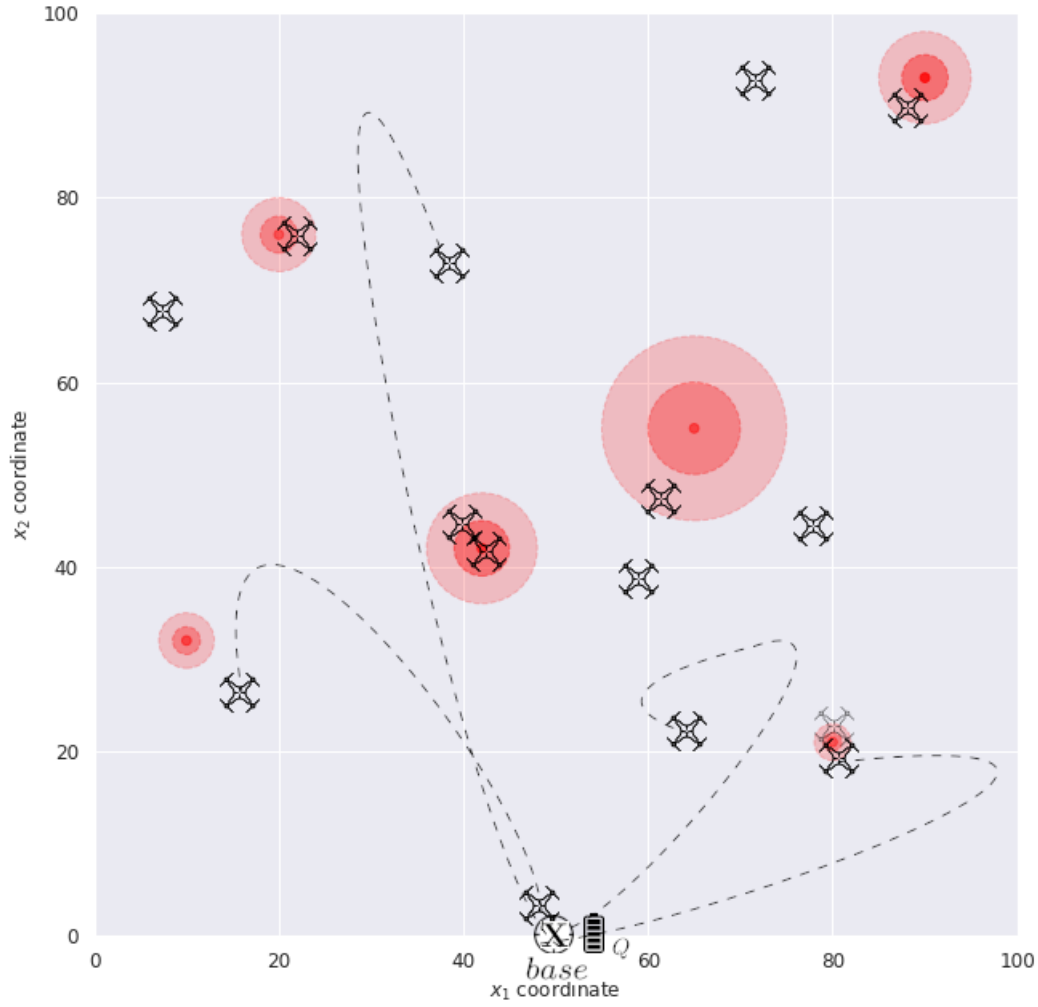
Θεωρείται ότι κάθε UAV  $j$  μπορεί να αναγνωρίσει την ανθρώπινη παρουσία μόνο στο συγκεκριμένο σημείο  $\vec{x}_j$  στο οποίο έχει εντολή να ψάξει και όχι κατά τη διάρκεια κίνησης του από σημείο σε σημείο. Αυτή η παραδοχή βασίζεται στους περιορισμούς της οπτικής αναγνώρισης από την ταχύτητα πτήσης των UAV και του περιβάλλοντος στο οποίο αναζητά (π.χ δέντρα, καιρικές συνθήκες). Η δυναμική φύση του προβλήματος και η αδυναμία των UAV να καλύψουν ταυτόχρονα όλα τα σημεία της περιοχής ενδιαφέροντος, αναγκάζουν σε τερματισμό την αναζήτηση όταν όλες οι διαθέσιμες μπαταρίες  $Q$  (συμπεριλαμβάνονται και οι μπαταρίες με τις οποίες εκκινούν την αναζήτηση) καταναλώνονται.

Η αξία του εντοπισμού μιας συγκεκριμένης ομάδας ανθρώπων εξαρτάται τόσο από τον αριθμό των ατόμων σε αυτή, όσο και από τα χαρακτηριστικά αυτών, όπως τα μέσα επιβίωσης που έχουν διαθέσιμα. Για παράδειγμα, μικρές ομάδες χωρίς σωσίβια γιλέκα πιθανό να έχουν άλλη προτεραιότητα από μια μικρή ομάδα με σωσίβια γιλέκα και μια μεγάλη ομάδα ατόμων σε μια σωσίβια λέμβο έχουν χαμηλότερη προτεραιότητα από ένα άτομο που βρίσκεται στο νερό. Έτσι, η δυνατότητα επιβίωσης των ατόμων της και ο πληθυσμός της, είναι δύο χαρακτηριστικά κάθε ομάδας. Αυτή η ιεράρχηση, συναρτήσει του πληθυσμού της ομάδας και της αξίας εντοπισμού της, μπορεί να μοντελοποιηθεί ως μια συνάρτηση κορυφής, με το πλάτος της να αντιπροσωπεύει τον πληθυσμό και το ύψος της αξίας εντοπισμού των ατόμων της. Κορυφές με μεγάλο πλάτος είναι πιο εύκολο να εντοπιστούν, όπως και μεγάλες ομάδες ατόμων είναι ευκολότερο να εντοπιστούν κατά την αναζήτηση. Ο εντοπισμός αγνοουμένων υψηλού κινδύνου σε μια μεγάλη ομάδα είναι πιο δύσκολος, όπως και ο εντοπισμός του σημείου μέγιστου ύψους της κορυφής, όσο πιο πλατιά είναι η κορυφή αυτή. Στο Σχ. 4.1 αναπαρίσταται εικαστικά το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV.

#### 4.3.2 Μαθηματική Μοντελοποίηση

Το μαθηματικό μοντέλο του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, επεκτείνει το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα. Αντίθετα με τη θεωρητική φύση του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών που ορίζεται σε ένα πολυδιάστατο χώρο και δεν έχει περιορισμούς, το προτεινόμενο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV ορίζεται στο δισδιάστατο επίπεδο. Επιπλέον, στη μοντελοποίηση εισάγονται περιορισμοί που αντικατοπτρίζουν τα πρακτικά όρια που διέπουν τη χρήση των UAV. Οι θέσεις των κορυφών αναπαριστώνται ως  $\vec{X}_i(t)$ ,  $i \in \{1, \dots, M\}$  και έχουν δυναμικά μεταβαλλόμενο ύψος και πλάτος,  $H_i(t)$  και  $W_i(t)$ , αντίστοιχα. Οι λύσεις  $\vec{x} = \{\vec{x}^1, \vec{x}^2, \dots, \vec{x}^T\}$  αποτελούν τις θέσεις των UAV στο δισδιάστατο επίπεδο της περιοχής ενδιαφέροντος, συνεπώς  $\vec{x}_j(t)$  ορίζεται η θέση του UAV  $j$ ,  $j \in \{1, \dots, N\}$  τη χρονική στιγμή  $t$ . Η αντικειμενική τιμή της λύσης δίνεται από το άθροισμα των μέγιστων τιμών που βρέθηκαν για κάθε κορυφή μεταξύ των θέσεων των UAV, καθ' όλη τη διάρκεια  $T$  της προσομοίωσης. Η μαθηματική μοντελοποίηση του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV παρουσιάζεται παρακάτω:

$$\begin{aligned} \text{maximize}_{\vec{x}} F(\vec{x}) = & \\ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^M \max_{j=1, \dots, N} & \left( \max \left( 0, H_i(t) - W_i(t) \|\vec{x}_j(t) - \vec{X}_i(t)\| \right) \right) \end{aligned} \quad (4.10)$$



Σχήμα 4.1: Επεξηγηματικό παράδειγμα του MPDSP

υ.π.

$$\mu_j(t) = \sum_{\tau=1}^{\tau=t} \left( 1 - \min \left( 1, G \|\vec{x}_j(\tau) - \vec{X}_{base}\| \right) \right), \quad (4.11)$$

$$\forall j \in \{1, 2, \dots, N\}, \forall t \in \{1, 2, \dots, T\}$$

$$\sum_{\tau=2}^{\tau=t} \|\vec{x}_j(\tau) - \vec{x}_j(\tau-1)\| + \|\vec{x}_j(\tau) - \vec{X}_{base}\| + 1 \leq \mu_j(t)R, \quad (4.12)$$

$$\forall j \in \{1, 2, \dots, N\}, \forall t \in \{2, 3, \dots, T\}$$

$$\sum_{j=1}^N \mu_j(T) = Q \quad (4.13)$$

$$\vec{x}_j(1) = \vec{X}_{base}, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (4.14)$$

$$x_{min} \leq \vec{x}_{jl}(t) \leq x_{max}, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, N\}, \forall l \in \{1, 2\}, \forall t \in \{1, 2, \dots, T\} \quad (4.15)$$

Το δυναμικό περιβάλλον ακολουθεί τους κανόνες μεταβολής που παρουσιάστηκαν στο Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών στην ενότητα 4.2 χρησιμοποιώντας τις Εξ. (4.4) -Εξ. (4.7).

Η αντικειμενική συνάρτηση της Εξ. (4.10), χρησιμοποιεί το δυναμικό ύψος, πλάτος και τη θέση του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών, για να προσομοιώσει τον βαθμό κινδύνου των αγνοουμένων και τη συλλογική συμπεριφορά τους. Επιπλέον, οι θέσεις διατηρούν την τιμή καταλληλότητας τους έως ότου επέλθει αλλαγή στο δυναμικό περιβάλλον, ενθαρρύνοντας τα UAV να συνεχίσουν την έρευνα στην περιοχή όπου έχουν εντοπιστεί αγνοούμενοι. Οι αλλαγές στις θέσεις των κορυφών, όχι μόνο προσομοιώνει την κίνηση των αγνοουμένων, αλλά και τη διάσωση αυτών, όταν οι κορυφές χάνουν την αξία τους. Αυτό επιτρέπει τη θεώρηση στοχαστικών χρόνων διάσωσης, που καθορίζονται από τον αριθμό των υπολογισμών της τιμής της συνάρτησης καταλληλότητας για κάθε μεταβολή του περιβάλλοντος, όπως ορίζεται στις παραμέτρους του. Αυτές οι δύο ιδιότητες της προτεινόμενης μοντελοποίησης καλύπτουν το δεύτερο και το τρίτο χαρακτηριστικό του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV όπως αναφέρθηκαν στην πρώτη ενότητα.

Η Εξ. (4.11) ορίζει τον αριθμό των μπαταριών που έχουν χρησιμοποιηθεί από κάθε UAV έως τη δεδομένη χρονική στιγμή, χρησιμοποιώντας έναν επαρκώς μεγάλο αριθμό  $G$ . Οι περιορισμοί της Εξ. (4.12) διασφαλίζουν ότι η συνολική διανυθείσα απόσταση από κάθε UAV δεν ξεπερνάει τη μέγιστη αυτονομία πτήσης του και είναι σε θέση να επιστρέψει στη βάση ανά πάσα στιγμή. Η μοναδιαία απόσταση 1, προστίθεται σε κάθε χρονικό βήμα ως ελάχιστο κόστος στην πτητική αυτονομία των UAV. Οι περιορισμοί της Εξ. (4.13) ορίζουν ότι όλες οι διαθέσιμες μπαταρίες στην επιχείρηση διάσωσης θα χρησιμοποιηθούν. Αυτοί οι περιορισμοί αντιστοιχούν στο πρώτο χαρακτηριστικό του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV που αναφέρθηκε στην πρώτη ενότητα, όπου η επιχείρηση έρευνας θα πρέπει να τερματίζεται μόνο όταν εξαντληθούν όλοι οι διαθέσιμοι πόροι. Οι περιορισμοί της Εξ. (4.14) θέτουν τη βάση  $\vec{X}_{base}$  ως σημείο έναρξης της επιχείρησης για όλα τα UAV. Τέλος, οι περιορισμοί της Εξ. (4.15) διασφαλίζουν ότι τα UAV παραμένουν εντός της περιοχής ενδιαφέροντος  $A$  καθ' όλη τη διάρκεια της επιχείρησης.

#### 4.3.3 Διαφορές Μεταξύ Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών και Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV

Το προτεινόμενο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών εμπεριέχει το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών καθώς επεκτείνει τη μοντελοποίηση αυτού και μπορεί να θεωρηθεί δυσκολότερο στην επίλυσή του λόγω των περιορισμών που εισάγονται από τη χρήση UAV. Η αντικειμενική συνάρτηση του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών ωθεί τους πράκτορες αναζήτησης να αναζητήσουν την υψηλότερη μεταξύ των κορυφών. Στο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών η αντικειμενική συνάρτηση ωθεί τους πράκτορες αναζήτησης, τα UAV εν προκειμένω, να αναζητήσουν όλες τις κορυφές. Αυτή η διαφορά στο στόχο, μαζί με τους περιορισμούς του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, έχουν ως αποτέλεσμα οι αλγόριθμοι και οι στρατηγικές επίλυσης του κλασικού Προβλήματος Κινούμενων Κόμβων να μην μπορούν να εφαρμοστούν ως έχουν στο νέο αυτό πρόβλημα.

Επιπλέον, στο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, κάθε σημείο που δεν βρίσκεται εντός μιας κορυφής έχει μηδενική αξία. Επομένως, οι πράκτορες αναζήτησης δεν έχουν επιπλέον πληροφορία όπως για παράδειγμα η κλίση, όταν βρίσκονται έξω από την περίμετρο των κορυφών. Αντιθέτως, στις περισσότερες δημοσιεύσεις που αφορούν το Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών, δεν χρησιμοποιείται η επίπεδη συνάρτηση βάσης και επομένως, κάθε σημείο του χώρου έχει κλίση που βοηθάει την αναζήτηση να κατευθυνθεί προς τις κορυφές. Αυτή η έλλειψη πληροφορίας για την πιο πολλά υποσχόμενη κατεύθυνση της αναζήτησης των κορυφών κάνει το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV δυσκολότερο.

Υπάρχουν πολλοί αξιολογοί αλγόριθμοι στη βιβλιογραφία που έχουν προταθεί για την επίλυση συνεχών και δυναμικών προβλημάτων βελτιστοποίησης. Στο πεδίο της βελτιστοποίησης συνεχών συναρτήσεων έχουν προταθεί αλγόριθμοι όπως ο αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης Μνήμης Επιτυχιών με Γραμμική Μείωση Πληθυσμού (Linear Population Reduction Success-History Differential Evolution - *LSHADE*) των Tanabe και Fukunaga (2014), ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης της Πεταλούδας με Φάση Προσαρμοσμένης Υπαναχώρησης (Effective Butterfly Optimizer with Covariance Matrix Adapted Retreat Phase - *EBOwithCMAR*) των Kumar, Misra και Singh (2017), ο αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης με Χωτική Τοπική Αναζήτηση (Chaotic Local Search Adaptive Differential Evolution - *CJADE*) των Gao et al. (2021) και ο αλγόριθμος Εξελικτικών Στρατηγικών Υβριδικής Δειγματοληψίας (Hybrid Sampling Evolutionary Strategies - *HS-ES*) που προτάθηκε από τους Zhang και Shi (2018). Για δυναμικά προβλήματα βελτιστοποίησης, έχουν προταθεί αλγόριθμοι όπως ο Αλγόριθμος Αναζήτησης της Αρμονίας Δύο Πληθυσμών (Dual Population Harmony Search Algorithm - *DP-HSA*) των Turkey, Abdullah και Dawod (2018), ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων σε Συστάδες (Clustered Particle Swarm Optimization - *CPSO*) των Yang και Li (2010) και ο Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm - *CSA*) των Luo et al. (2019).

Παρόλο που οι παραπάνω αλγόριθμοι έχουν αποδειχθεί επιτυχείς στις εφαρμογές για τις οποίες σχεδιάστηκαν, οι περιορισμοί που επιβάλλονται από τη χρήση UAV στο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV κάνει τη διασκευή τους σε αυτό πολύ διαφορετική από τον αρχικό τους σχεδιασμό. Αλγόριθμοι όπως ο *CJADE* που χρησιμοποιεί ένα αρχείο καλών λύσεων, δεν μπορεί να εφαρμοστεί απευθείας στο νέο αυτό πρόβλημα λόγω της δυναμικής φύσεως του. Επιπλέον, στρατηγικές όπως η μείωση του πληθυσμού, π.χ. στον αλγόριθμο *LSHADE* ή ο έλεγχος περισσευούμενων κλώνων στον αντίστοιχο αλγόριθμο και η διαίρεση του πληθυσμού που χρησιμοποιεί ο Αλγόριθμος Αναζήτησης της Αρμονίας για την επίλυση του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών, δεν μπορούν να εφαρμοστούν στο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV καθώς η απόσταση που μπορούν να διανύσουν τα UAV είναι περιορισμένη. Ως εκ τούτου, οι επιτυχίες αυτές στρατηγικές και τεχνικές, δεν μπορούν να προσφέρουν τα πλεονεκτήματά τους στην επίλυση του νέου αυτού προβλήματος. Η μετατροπή των αλγορίθμων σχεδιασμένων για την επίλυση στατικών προβλημάτων σε αλγορίθμους για την επίλυση δυναμικών προβλημάτων, λαμβάνοντας υπόψη και την αλλαγή στην αντικειμενική συνάρτηση αλλά και τους περιορισμούς του νέου προβλήματος, θα άλλαζε τον πυρήνα αυτών των αλγορίθμων μαζί με τις στρατηγικές που τους καθιστούν επιτυχείς.

Στην επόμενη ενότητα προτείνεται ένα Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών για την επίλυση του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, στο οποίο δοκιμάζονται πέντε αλγόριθμοι που ανήκουν στην κατηγορία αλγορίθμων της Νοημοσύνης Σμήνους (Swarm Intelligence - *SI*). Το αλγοριθμικό αυτό πλαίσιο, ενσωματώνει στρατηγικές εντατικοποίησης και διαφοροποίησης για να αντιμετωπίσει το δυναμικό περιβάλλον του προβλήματος. Αυτές οι στρατηγικές ακολουθούν τη φιλοσοφία της ποικιλομορφίας του πληθυσμού και εντατικοποίησης της αναζήτησης που μοιράζονται όλοι οι

επιτυχημένοι αλγόριθμοι που αναφέρθηκαν προηγουμένως.

#### 4.4 Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών

Για την επίλυση του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, πέντε αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους υλοποιούνται εντός ενός Αλγοριθμικού Πλαισίου Πολλαπλών Σμηνών. Συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι είναι:

- Ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - *PSO*) (Kennedy και Eberhart, 1995),
- ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm - *FA*) (Yang, 2009),
- ο αλγόριθμος Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search - *CS*) (Yang και Suash Deb, 2009) ,
- ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας (Black Hole Optimization - *BHO*) (Hatamlou, 2013) και
- ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Γκριζού Λύκου (Grey Wolf Optimizer - *GWO*) (Mirjalili, Mirjalili και Lewis, 2014).

Κάθε πράκτορας αναζήτησης των αλγορίθμων αναπαριστά ένα UAV και κάθε ένας από αυτούς τους αλγορίθμους ορίζει μια συγκεκριμένη συμπεριφορά σμήνους στον πληθυσμό των UAV, ενώ αυτά αναζητούν τη βέλτιστη θέση για κάθε πράκτορα του πληθυσμού τους. Εν αντιθέσει με την κλασική προσέγγιση λύσης-πράκτορα, η προσέγγιση UAV-πράκτορα που εφαρμόζεται αντιμετωπίζει ταυτόχρονα τις απαιτήσεις του δυναμικού προβλήματος για προσαρμογή και την ανάγκη για συντονισμό μεταξύ των UAV.

Κάθε αλγόριθμος νοημοσύνης σμήνους επιβάλλει μια διαφορετική συμπεριφορά στον πληθυσμό των UAV, η οποία μπορεί να ρυθμιστεί μέσω των παραμέτρων του. Οι παράμετροι που έχει κάθε αλγόριθμος μαζί με τις τιμές που χρησιμοποιήθηκαν παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.2. Επιπλέον, για την αντιμετώπιση των δυναμικών αλλαγών του περιβάλλοντος εντός του προβλήματος, εφαρμόζονται στρατηγικές εντατικοποίησης και διαφοροποίησης της λύσης. Οι παραπάνω αλγόριθμοι υλοποιούνται εντός ενός Αλγοριθμικού Πλαισίου Πολλαπλών Σμηνών που ελέγχει όλη τη διαδικασία της προσομοίωσης.

Μια λύση τη χρονική στιγμή  $t$  αναπαριστάται από το  $\vec{x}^t = \{\vec{x}_1^t, \vec{x}_2^t, \dots, \vec{x}_N^t\}$ , όπου  $\vec{x}_j^t$  είναι η θέση του UAV-πράκτορα  $j \in \{1, 2, \dots, N\}$ . Η καταλληλότητα  $f_j$  ενός πράκτορα υπολογίζεται ως το άθροισμα των τιμών των συναρτήσεων κορυφών στη θέση που βρίσκεται, για όλες τις  $M$  κορυφές. Μαθηματικά εκφράζεται από την Εξ. (4.16):

$$f_j(\vec{x}_j^t) = \sum_{i=1}^M \max \left( 0, H_i(t) - W_i(t) \|\vec{x}_j^t - \vec{X}_i(t)\| \right) \quad (4.16)$$

όπου  $H_i(t)$  είναι το ύψος,  $W_i(t)$  το πλάτος και  $\vec{X}_i(t)$  η θέση της κορυφής  $i$  τη χρονική στιγμή  $t$ .

Το αλγοριθμικό πλαίσιο τμηματοποιεί την περιοχή ενδιαφέροντος  $A$  σε ένα πλέγμα, με κάθε κελί του πλέγματος να αντιστοιχεί σε έναν πράκτορα. Οι θέσεις των  $N$  πράκτορων αρχικοποιούνται τυχαία εντός της υποπεριοχής που τους έχει ανατεθεί και κατανέμονται σε σμήνη  $\psi \in \{1, 2, \dots, \Psi\}$ . Σε κάθε χρονικό βήμα  $t$ , οι πράκτορες λαμβάνουν νέες υποψήφιες θέσεις στις οποίες πρέπει να μεταβούν σύμφωνα με τους κανόνες του εκάστοτε αλγόριθμου νοημοσύνης σμήνους που χρησιμοποιείται. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο διαφοροποίησης που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 10 και εξηγείται αναλυτικά

στην επόμενη υποενότητα, οι πράκτορες μπορεί να μη λάβουν υποψήφια θέση για να μεταβούν αλλά να τους ανατεθεί να μετακινηθούν σε τυχαία υποψήφια θέση. Σε κάθε περίπτωση, αν η εναπομένουσα πτητική αυτονομία του πράκτορα  $j$  επαρκεί για τη μετάβαση στο υποψήφιο σημείο, η τρέχουσα θέση τους  $\vec{x}_j^t$  ανανεώνεται καταλλήλως, διαφορετικά ο πράκτορας επιστρέφει στη θέση βάσης  $\vec{X}_{base}$ . Επιπρόσθετα της στρατηγικής διαφοροποίησης, το αλγοριθμικό πλαίσιο ενσωματώνει και μια διαδικασία εντατικοποίησης. Το Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 9.

#### 4.4.1 Στρατηγική Διαφοροποίησης

Η σύγκλιση των πρακτόρων γύρω από υποσχόμενες τοποθεσίες της περιοχής ενδιαφέροντος, μειώνει τη ποικιλομορφία του πληθυσμού του σμήνους και οδηγεί σε μειωμένη προσαρμοστικότητα στις δυναμικές αλλαγές του περιβάλλοντος. Επιπλέον, σε περιπτώσεις που η σύγκλιση αυτή λαμβάνει χώρα σε τοποθεσίες με μικρές πιθανότητες εύρεσης κορυφών, η σπατάλη των πόρων ελαττώνει την απόδοση του σμήνους. Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων, υλοποιείται η μέθοδος Διαφοροποίησης που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 10.

Η διαδικασία Διαφοροποίησης επιτελεί δύο λειτουργίες στα σμήνη. Πρώτον, ελέγχει μέσα σε κάθε σμήνος για πράκτορες που βρίσκονται πολύ κοντά μεταξύ τους. Αν ένα ζευγάρι πρακτόρων έχουν εντοπίσει κάποια κορυφή και είναι εντός ενός ορίου απόστασης  $d_{th}$  μεταξύ τους, αυτό με τη μικρότερη τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας προγραμματίζεται για ανταλλαγή σμηνών. Αν ένα ζευγάρι πρακτόρων είναι εντός του ορίου αλλά κανένα δεν έχει εντοπίσει κάποια κορυφή τότε ένα από τα δύο επιλέγεται τυχαία για τυχαία μετακίνηση στο επόμενο χρονικό βήμα. Η δεύτερη λειτουργία που επιτελεί η μέθοδος Διαφοροποίησης αφορά την ανταλλαγή πρακτόρων μεταξύ των σμηνών. Για κάθε συνδυασμό σμηνών οι πράκτορες που έχουν σημειωθεί για ανταλλαγή σμηνών ανταλλάσσονται σε ζεύγη. Οι πράκτορες που παραμένουν στο ίδιο σμήνος, προγραμματίζονται για μετάβαση σε τυχαίο σημείο στο επόμενο χρονικό βήμα. Το όριο απόστασης μεταξύ δύο πρακτόρων δίνεται από τον τύπο της Εξ. (4.17):

$$d_{th} = \frac{\text{Μέγιστη απόσταση στην περιοχή A}}{\sqrt{\text{Πληθυσμός πρακτόρων στο σμήνος}}} \quad (4.17)$$

#### 4.4.2 Στρατηγική Εντατικοποίησης

Υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες κανένας από τους πράκτορες του σμήνους δεν έχει εντοπίσει μια τοποθεσία που να ανήκει σε κορυφή. Παράλληλα, σε ένα άλλο σμήνος πιθανόν μια περιοχή να έχει κορεστεί με την ύπαρξη πολλών πρακτόρων σε αυτή. Αυτές οι περιπτώσεις οδηγούν την αναζήτηση σε στασιμότητα αφού το μεν πρώτο σμήνος δεν έχει καθοδήγηση προς μια περιοχή που πιθανό να έχει κορυφές, το δε δεύτερο σμήνος, έχει εξαντλήσει την αναζήτηση στον χώρο γύρω από τη συγκεκριμένη τοποθεσία. Για την αποφυγή της στασιμότητας και ταυτόχρονα την εκμετάλλευση της πληροφορίας για την υψηλής αξίας περιοχή που έχει βρεθεί, εφαρμόζεται η διαδικασία Εντατικοποίησης που παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 11.

Αυτή η διαδικασία, παίρνει ένα τυχαία επιλεγμένο πράκτορα από ένα σμήνος στο οποίο κανείς πράκτορας δεν έχει εντοπίσει κορυφή και τον ανταλλάσσει με έναν πράκτορα που έχει εντοπίσει κορυφή από τα άλλα σμήνη.

**Αλγόριθμος 9:** Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών

---

Αρχικοποίηση παραμέτρων δυναμικού περιβάλλοντος σύμφωνα με τον Πίνακα 4.1;  
 Αρχικοποίηση παραμέτρων UAV σύμφωνα με τον Πίνακα 4.1;  
 $f_{count} \leftarrow 0$  ; // μετρητής υπολογισμών  $f$   
 $q \leftarrow N$  ; // μετρητής των μπαταριών  
 $t \leftarrow 0$  ; // μετρητής χρόνου προσομοίωσης  
 Τμηματοποίηση περιοχής  $A$  σε  $N$  όμοια κελιά;  
 Αρχικοποίηση των θέσεων των  $N$  πρακτόρων σε τυχαίες θέσεις στα αντίστοιχα κελιά τους;  
 Υπολογισμός καταλληλότητας και εναπομένουσας αυτονομίας των πρακτόρων;  
 Κατανομή των  $N$  πρακτόρων σε σμήνη  $\psi = \{1, 2, \dots, \Psi\}$ ;  
**ΟΣΟ** οι χρησιμοποιημένες μπαταρίες  $q \leq Q$  **ΚΑΝΕ**  
   **ΓΙΑ ΚΑΘΕ** πράκτορα  $j$  **ΚΑΝΕ**  
     **ΑΝ** ο πράκτορας  $j$  εντόπισε κορυφή **ΤΟΤΕ**  
       Υπολογισμός καταλληλότητας τρέχουσας θέσης  $f_j(\vec{x}_j^t)$ ;  
       **ΑΝ**  $f_j > 0$  **ΤΟΤΕ**  
         υποψήφια θέση  $\leftarrow$  τρέχουσα θέση;  
       **ΑΛΛΙΩΣ**  
         υποψήφια θέση του  $j \leftarrow$  τυχαία θέση εντός του τρέχοντος κελιού;  
       **ΤΕΛΟΣ ΑΝ**  
     **ΑΛΛΙΩΣ ΑΝ** ο πράκτορας  $j$  είναι προγραμματισμένος για Διαφοροποίηση **ΤΟΤΕ**  
       υποψήφια θέση του  $j \leftarrow$  τυχαία υποψήφια θέση  
     **ΑΛΛΙΩΣ**  
       υποψήφια θέση του  $j \leftarrow$  σύμφωνα με τον επιλεγμένο αλγόριθμο και χρησιμοποιώντας τον υπο-πληθυσμό των πρακτόρων του  $\psi$  σμήνους;  
     **ΤΕΛΟΣ ΑΝ**  
     **ΑΝ** υποψήφια απόσταση + απόσταση επιστροφής στη βάση  $+1 \leq$  εναπομένουσας αυτονομίας **ΤΟΤΕ**  
       Αντικατάσταση της τρέχουσας θέσης  $\vec{x}_j^t$  του πράκτορα με την υποψήφια θέση ;  
       Επικαιροποίηση της εναπομένουσας αυτονομίας του πράκτορα;  
       Υπολογισμός της τρέχουσα καταλληλότητας του πράκτορα  $f_j(\vec{x}_j^t)$ ;  
        $f_{count} \leftarrow f_{count} + 1$  ;  
       **ΑΝ**  $f_{count} == C_f$  **ΤΟΤΕ**  
         Μεταβολή του δυναμικού περιβάλλοντος;  
          $f_{count} \leftarrow 0$  ;  
       **ΤΕΛΟΣ ΑΝ**  
     **ΑΛΛΙΩΣ**  
       Επιστροφή πράκτορα στη Βάση;  
       **ΑΝ**  $q \leq Q$  **ΤΟΤΕ**  
          $q \leftarrow q + 1$  ;  
         Επαναρχικοποίηση εναπομένουσας αυτονομίας;  
       **ΤΕΛΟΣ ΑΝ**  
     **ΤΕΛΟΣ ΑΝ**  
   **ΤΕΛΟΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ**  
 Εντατικοποίηση() // Εντατικοποιεί την αναζήτηση ανταλλάσσοντας πράκτορες μεταξύ σμηνών, Αλγ. 11  
 Διαφοροποίηση() // Ανταλλάσει πράκτορες μεταξύ σμηνών και του επανατοποθετεί σε τυχαίες θέσεις, Αλγ. 10  
 $t \leftarrow t + 1$ ;  
 Υπολογισμός  $F_t(\vec{x})$  και επικαιροποίηση του *offline-error* της Εξ. (4.35);  
**ΤΕΛΟΣ ΟΣΟ**

---

**Αλγόριθμος 10: Μέθοδος Διαφοροποίησης**


---

Αρχικοποίηση  $d_{th}$  σύμφωνα με την Εξ. (4.17);

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** σμήνος **KANE**

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** ζεύγος πρακτόρων  $i, j$  **KANE**

**ΑΝ**  $f_i(\vec{x}_i^t) > 0$  και  $f_j(\vec{x}_j^t) > 0$  και  $\|\vec{x}_i^t - \vec{x}_j^t\| < d_{th}$  **TOTE**

**ΑΝ**  $f_i > f_j$  **TOTE**

                | Προγραμματισμός του  $j$  για ανταλλαγή;

**ΑΛΛΙΩΣ**

                | Προγραμματισμός του  $i$  για ανταλλαγή;

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

**ΑΛΛΙΩΣ ΑΝ**  $f_i(\vec{x}_i^t) == 0$  και  $f_j(\vec{x}_j^t) == 0$  και  $\|\vec{x}_i^t - \vec{x}_j^t\| < d_{th}$  **TOTE**

            | Επιλογή ενός πράκτορα για τυχαία μετακίνηση στην επόμενη χρονική στιγμή;

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** ζεύγος σμηνών **KANE**

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** ζεύγος πρακτόρων  $i, j$  **KANE**

**ΑΝ**  $i$  και  $j$  είναι προγραμματισμένα για ανταλλαγή **TOTE**

            | Ανταλλαγή των σμηνών στα οποία ανήκουν;

            | Ακύρωση της ανταλλαγής για τους πράκτορες  $i, j$ ;

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

Προγραμματισμός για τυχαία μετακίνηση όλων των πρακτόρων που παραμένουν προγραμματισμένοι για ανταλλαγή;

---

**Αλγόριθμος 11: Μέθοδος Εντατικοποίησης**


---

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** σμήνος  $\psi$  **KANE**

**ΑΝ** κανένας πράκτορας στο  $\psi$  δεν έχει εντοπίσει κορυφή **TOTE**

        | Τυχαία επιλογή πράκτορα  $i$  από το σμήνος  $\psi$ ;

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** σμήνος  $\psi' \neq \psi$  **KANE**

**ΑΝ** ο πράκτορας  $j$  στο  $\psi'$  έχει εντοπίσει κορυφή **TOTE**

                | Ανταλλαγή των σμηνών στα οποία ανήκουν;

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

---

Στις επόμενες υποενότητες παρουσιάζεται η συμπεριφορά κάθε αλγορίθμου που χρησιμοποιεί το Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών και περιγράφονται οι εξισώσεις που διέπουν την κίνηση των πρακτόρων για κάθε έναν από αυτούς.

**4.4.3 Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων**

Ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - *PSO*) αναπτύχθηκε από τους Kennedy και Eberhart (1995) και αναμφίβολα είναι ο πιο διάσημος αλγόριθμος νοημοσύνης σμήνους. Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο πρακτόρων, τα σωματίδια, προσομοιώνει μια συμπεριφορά σμήνους προκειμένου να εξερευνήσει το χώρο των λύσεων. Πολλοί άλλοι αλγόριθμοι της κατηγορίας της νοημοσύνης σμήνους μπορούν να θεωρηθούν ως παραλλαγές, επεκτάσεις ή εξειδικεύσεις της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων, αφού βασίζονται στην ίδια ιδέα, της κίνησης ως σμήνος.

Η κίνηση κάθε πράκτορα  $j$  χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων δίνεται από την Εξ. (4.18) όπως παρουσιάζεται παρακάτω:

$$\vec{x}_j^{t+1} = \vec{x}_j^t + \vec{v}_j^{t+1} \quad (4.18)$$

όπου  $\vec{v}_j^{t+1}$  είναι το διάνυσμα της ταχύτητας που υπολογίζεται από τη μαθηματική έκφραση της Εξ. (4.19):

$$\vec{v}_j^{t+1} = w_{inertia}\vec{v}_j^t + w_{cognitive}\vec{r}_1 \odot (\vec{x}_j^t - x_{pbest}^t) + w_{social}\vec{r}_2 \odot (\vec{x}_j^t - x_{gbest}^t) \quad (4.19)$$

όπου  $\vec{r}_1, \vec{r}_2$  δύο διανύσματα με τυχαίες τιμές στο  $U(0,1)$ . Οι παράμετροι  $w_{inertia}$ ,  $w_{cognitive}$ ,  $w_{social}$  καθορίζουν την επιρροή που έχει η προηγούμενη ταχύτητα, η προσωπικά καλύτερη θέση του πράκτορα και η τρέχουσα καλύτερη μεταξύ των πρακτόρων του σμήνους, αντίστοιχα.

Η διαδικασία που ακολουθείται από τον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 12.

---

#### Αλγόριθμος 12: Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων

---

Αρχικοποίηση πληθυσμού σε τυχαίες θέσεις με τυχαίες ταχύτητες;

**ΟΣΟ** το κριτήριο τεματισμού είναι Ψευδές **KANE**

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** σωματίδιο  $j$  **KANE**

        Επικαιροποίηση της θέσης του  $j$  σύμφωνα με την Εξ. (4.18);

**ΑΝ**  $f_j^t > f_{pbest}^t$  **TOTE**

            Επικαιροποίηση  $\vec{x}_{pbest}^t$ ;

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

**ΑΝ**  $f_j^t > f_{gbest}^t$  **TOTE**

            Επικαιροποίηση  $\vec{x}_{gbest}^t$ ;

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

**ΤΕΛΟΣ\_ΟΣΟ**

---

#### 4.4.4 Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας

Ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm - FA) προτάθηκε από τους Yang (2009) και προσομοιώνει τη συμπεριφορά του σμήνους των πυγολαμπίδων. Με την εκπομπή φωτός μέσω του φαινομένου της βιοφωταύγειας, οι πυγολαμπίδες, προσελκύουν άλλα μέλη του σμήνους και μέσω αυτής της αλληλεπίδρασης μετακινούνται στον χώρο.

Η ελκυστικότητα κάθε πυγολαμπίδας στο σμήνος του Αλγορίθμου της Πυγολαμπίδας είναι ανάλογο της φωτεινότητας της σε σχέση με τη φωτεινότητα των άλλων πυγολαμπίδων. Έτσι, όταν δύο πράκτορες αλληλεπιδρούν ο λιγότερο φωτεινός κινείται προς την κατεύθυνση που βρίσκεται ο φωτεινότερος. Η ελκυστικότητα είναι επίσης αντιστρόφως ανάλογη της απόστασης μεταξύ των δύο πρακτόρων, επομένως αυτή μειώνεται όσο απομακρύνονται ο ένας από τον άλλο. Όταν μια πυγολαμπίδα δεν μπορεί να βρει μια πιο φωτεινή από την ίδια, κινείται τυχαία στον χώρο. Η φωτεινότητα αντιστοιχεί στην τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας για τη θέση στην οποία βρίσκεται ο πράκτορας. Σε αντίθεση με τον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων, η εξίσωση που περιγράφει την κίνηση των πρακτόρων στον Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας δεν είναι γραμμική και επομένως, επιτρέπει στο σμήνος να διασπαστεί σε υποομάδες κατά τη διάρκεια της αναζήτησης.

Η αλλαγή της θέσης κάθε πράκτορα  $j$  που επηρεάζεται από τον πράκτορα  $i$  δίνεται από την Εξ. (4.20):

$$\vec{x}_j^{t+1} = \vec{x}_j^t + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (\vec{x}_j^t - \vec{x}_i^t) + \alpha_r \vec{r}_1 \quad (4.20)$$

όπου  $\beta_0 > 0$  είναι η ελκυστικότητα σε μηδενική απόσταση,  $r_{ij} = \|\vec{x}_j^t - \vec{x}_i^t\|$  η απόστασης μεταξύ δύο πρακτόρων  $i$  και  $j$ ,  $\gamma$  η παράμετρος που ελέγχει την ορατότητα των πυγολαμπίδων και  $\alpha_r$  η παράμετρος που καθορίζει την επιρροή της τύχης με τη χρήση ενός διανύσματος  $\vec{r}_1$  με τυχαίες τιμές στο  $U(-0.5, 0.5)$ . Η διαδικασία που ακολουθεί ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 13.

---

**Αλγόριθμος 13:** Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας
 

---

```

Αρχικοποίηση των πυγολαμπίδων σε τυχαίες θέσεις;
ΟΣΟ το κριτήριο τερματισμού είναι Ψευδές KANE
  ΓΙΑ ΚΑΘΕ πυγολαμπίδα  $j$  KANE
    ΓΙΑ ΚΑΘΕ πυγολαμπίδα  $i \neq j$  KANE
      ΑΝ  $f_i^t > f_j^t$  TOTE
        | Επικαιροποίηση της θέσης του  $j$  σύμφωνα με την Εξ. (4.20);
      ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
    ΤΕΛΟΣ_ΓΙΑ_ΚΑΘΕ
  ΤΕΛΟΣ_ΓΙΑ_ΚΑΘΕ
ΤΕΛΟΣ_ΟΣΟ
  
```

---

#### 4.4.5 Αναζήτηση του Κούκου

Ο αλγόριθμος της Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search - *CS*) προτάθηκε από τους Yang και Suash Deb (2009) και βασίζεται στην παρασιτική συμπεριφορά που εμφανίζουν κάποια είδη κούκου κατά τη γέννηση των αυγών τους. Ο θηλυκός κούκος εναποθέτει τα αυγά του σε φωλιές άλλων ειδών πτηνών, τα οποία είναι πιθανό να ανακαλυφθούν και να εγκαταλειφθούν από τον ξενιστή, ανάλογα με την ομοιότητα μεταξύ των αυγών του κούκου και των αυγών του είδους του ξενιστή. Όταν αποκαλυφθεί από τον ξενιστή ότι το αυγό δεν ανήκει στον ίδιο, εκείνος μπορεί είτε να το πετάξει είτε να χτίσει μια νέα φωλιά στη γύρω περιοχή.

Κάθε κούκος στον αλγόριθμο της Αναζήτησης του Κούκου, γεννάει ένα αυγό κάθε φορά σε μια τυχαία επιλεγμένη φωλιά, μεταξύ ενός δεδομένου αριθμού φωλιών. Οι καλύτερες φωλιές, που αποτελούν τις θέσεις των πρακτόρων με την καλύτερη ποιότητα αυγών, διατηρούνται στην επόμενη γενιά. Η ποιότητα των αυγών καθορίζεται από την τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας για τη θέση που βρίσκεται ο πράκτορας. Το πτηνό-ξενιστής, ανακαλύπτει το αυγό του κούκου στη φωλιά του με πιθανότητα,  $p_a \in [0, 1]$  και αποφασίζει είτε να το πετάξει, ανάλογα με την ποιότητα του, είτε να πραγματοποιήσει μια πτήση «Lévy» για να μεταβεί σε μια άλλη περιοχή και να χτίσει εκεί μια νέα φωλιά. Η συνάρτηση που καθορίζει τη νέα θέση του κούκου είναι επίσης μη-γραμμική.

Η κίνηση κάθε πράκτορα  $j$  χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο της Αναζήτησης του Κούκου δίνεται από την Εξ. (4.21):

$$\vec{x}_j^{t+1} = \vec{x}_j^t + \alpha_s \odot \text{Lévy}(\lambda) \quad (4.21)$$

όπου  $\alpha_s > 0$  το μέγεθος του βήματος, που καθορίζεται σύμφωνα με την κλίμακα του προβλήματος και

$$\text{Lévy} \sim u = t^{-\lambda}, (1 < \lambda \leq 3) \quad (4.22)$$

όπου έχει άπειρη διακύμανση και άπειρο μέσο. Έτσι, διαδοχικές μετακινήσεις ενός πράκτορα αποτελούν ένα τυχαίο περίπατο του οποίου το βήμα δίνεται από της Εξ. (4.23):

$$s = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \quad (4.23)$$

όπου  $u \sim N(0, \sigma_u^2)$ ,  $v \sim N(0, \sigma_v^2)$  δύο τυχαίες μεταβλητές που ακολουθούν την κανονική κατανομή. Η διακυμάνσεις  $\sigma_v = 1$  και  $\sigma_u$  υπολογίζονται βάσει της παραμέτρου  $\beta$  του αλγορίθμου σύμφωνα με την Εξ. (4.24):

$$\sigma_u = \left( \frac{\Gamma(1 + \beta) \cdot \sin(\pi \cdot \beta/2)}{\Gamma((1 + \beta)/2) \cdot \beta \cdot 2^{(b-1)/2}} \right)^{1/\beta} \quad (4.24)$$

Έτσι, η Εξ. (4.21), με τη διαδικασία τυχαίου περιπάτου προς τον πράκτορα με την καλύτερη τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας, δίνεται από τον τύπο της Εξ. (4.25):

$$\vec{x}_j^{t+1} = \vec{x}_j^t + \alpha_s \cdot s \cdot (\vec{x}_j^t - \vec{x}_{best}^t) \quad (4.25)$$

Η διαδικασία που ακολουθεί η Αναζήτηση του Κούκου παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 14.

---

#### Αλγόριθμος 14: Αναζήτηση του Κούκου

---

Αρχικοποίηση φωλιών σε τυχαίες θέσεις;

**ΟΣΟ** το κριτήριο τερματισμού είναι Ψευδές **KANE**

    Δημιουργία νέας θέση  $j$  μέσω της πτήσης Lévy σύμφωνα με την Εξ. (4.25);

    Υπολογισμός της συνάρτησης καταλληλότητας  $f_j^t$ ;

    Τυχαία επιλογή φωλιάς  $i$  ;

**ΑΝ**  $f_j^t > f_i^t$  **TOTE**

        | Αντικατάσταση της φωλιάς  $i$  με τη νέα φωλιά  $j$

**ΤΕΛΟΣ\_ΑΝ**

    Αντικατάσταση των  $p_k$  χειρότερων φωλιών με νέες τυχαίες φωλιές;

    Διατήρηση των καλύτερων φωλιών;

**ΤΕΛΟΣ\_ΟΣΟ**

---

#### 4.4.6 Βελτιστοποίηση Μαύρης Τρύπας

Ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας (Black Hole Optimization - *BHO*) προτάθηκε από τον Hatamlou (2013) και είναι ένας αλγόριθμος βασιζόμενος σε πληθυσμό πρακτόρων, ο οποίος μιμείται το φυσικό φαινόμενο της μαύρης τρύπας. Οι μαύρες τρύπες σχηματίζονται όταν υπερμεγέθη άστρα καταρρέουν εκ των έσω από τη μάζα τους. Η βαρύτητα των μαύρων τρυπών αναρροφά κάθε τι που βρίσκεται εντός του συνόρου της, γνωστό ως ορίζοντας γεγονότων (event horizon).

Κάθε πράκτορας στον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας αναπαριστά ένα άστρο που αρχικά βρίσκεται σε τυχαία θέση στον χώρο. Το άστρο με την καλύτερη τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας για τη θέση που βρίσκεται, μετατρέπεται σε μαύρη τρύπα. Τα άστρα που βρίσκονται εντός του ορίζοντα γεγονότων της μαύρης τρύπας, καταστρέφονται από αυτή και επανατοποθετούνται σε τυχαία θέση στον χώρο. Αυτός ο αλγόριθμος είναι ιδιαίτερα απλός και δεν έχει παραμέτρους για τον έλεγχο της συμπεριφοράς του σμήνους.

Η κίνηση κάθε πράκτορα  $j$  χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας δίνεται από την Εξ. (4.26):

$$\vec{x}_j^{t+1} = \vec{x}_j^t + U(0, 1) \odot (\vec{x}_{BH} - \vec{x}_j^t) \quad (4.26)$$

Η ακτίνα του ορίζοντα γεγονότων της μαύρης τρύπας υπολογίζεται από την Εξ. (4.27):

$$r_{EH}^t = \frac{f_{BH}^t}{\sum_{j=1}^N f_j^t} \quad (4.27)$$

όπου  $f_{BH}$  η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας της θέσης της μαύρης τρύπας και  $f_j$  η αντίστοιχη τιμή για τη θέση του πράκτορα  $j$ . Η διαδικασία που ακολουθεί ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 15.

---

**Αλγόριθμος 15:** Βελτιστοποίηση Μαύρης Τρύπας

---

```

Αρχικοποίηση των άστρων σε τυχαίες θέσεις;
Επιλογή του καταλληλότερου άστρου ως μαύρη τρύπα;
ΟΣΟ το κριτήριο τερατισμού είναι Ψευδές KANE
|   Επικαιροποίηση της θέσης όλων των άστρων  $j$  σύμφωνα με την Εξ. (4.26);
|   ΓΙΑ ΚΑΘΕ άστρο  $j$  KANE
|   |   ΑΝ  $f_j^t > f_{BH}^t$  TOTE
|   |   |   Αντικατάσταση της μαύρης τρύπας με το άστρο  $j$ ;
|   |   ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
|   |   ΑΝ  $\|(\vec{x}_{BH} - \vec{x}_j^t)\| < r_{EH}^t$  TOTE
|   |   |   Αντικατάσταση  $j$  με ένα τυχαία γεννημένο άστρο;
|   |   ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
|   ΤΕΛΟΣ_ΓΙΑ_ΚΑΘΕ
ΤΕΛΟΣ_ΟΣΟ

```

---

#### 4.4.7 Βελτιστοποίηση Γκρίζου Λύκου

Ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Γκρίζου Λύκου (Grey Wolf Optimizer - *GWO*) προτάθηκε από τους Mirjalili, Mirjalili και Lewis (2014) και είναι εμπνευσμένος από τη κυνηγετική συμπεριφορά των γκρίζων λύκων. Έχοντας αυστηρή ιεραρχία καθ' όλη τη διαδικασία του κυνηγιού, αναζητούν, περικυκλώνουν και επιτίθενται στο θήραμά τους.

Κάθε λύκος στον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Γκρίζου Λύκου αναπαριστά έναν πράκτορα και ανήκει σε μια κοινωνική τάξη μέσα στην αγέλη (σμήνος), σύμφωνα με τη σχετική τιμή της συνάρτησης καταλληλότητάς της θέσης του, έναντι της θέσης των υπολοίπων πρακτόρων. Οι βαθμοί που δίνονται στους τρεις καταλληλότερους λύκους είναι  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\delta$ . Οι υπόλοιποι λύκοι της αγέλης κατατάσσονται ως λύκοι βαθμού  $\omega$ .

Έστω  $\vec{x}_p$  η θέση του θηράματος, ένας λύκος  $j$  περικυκλώνει το θήραμα κατά τη διάρκεια του κυνηγιού σύμφωνα με τις Εξ. (4.28)-Εξ. (4.31):

$$\vec{x}_j^{t+1} = \vec{x}_p^t + \vec{A} \odot \vec{D}^t \quad (4.28)$$

$$\vec{D}^t = |\vec{C} \odot \vec{x}_p^t - \vec{x}_j^t| \quad (4.29)$$

Τα διανύσματα των συντελεστών  $\vec{A}$  και  $\vec{C}$  υπολογίζονται από τις Εξ. (4.30) και Εξ. (4.31):

$$\vec{A} = 2\mathbf{a} \odot \vec{r}_1 - \mathbf{a} \quad (4.30)$$

$$\vec{C} = 2 \odot \vec{r}_2 \quad (4.31)$$

όπου  $\vec{r}_1, \vec{r}_2$  είναι διανύσματα με τυχαίες τιμές στο  $U(0,1)$  και  $\vec{a}$  είναι η παράμετρος που καθορίζει τον βαθμό τυχαιότητας.

Το κυνήγι καθοδηγείται από τον λύκο  $\alpha$ , με τη βοήθεια των λύκων  $\beta$  και  $\delta$ . Κάθε λύκος  $j$  της αγέλης κινείται στον χώρο σύμφωνα με τις Εξ. (4.32)-Εξ. (4.34):

$$\vec{D}_\alpha^t = |\vec{C}_1 \odot \vec{x}_\alpha^t - \vec{x}_j^t|, \vec{D}_\beta^t = |\vec{C}_2 \odot \vec{x}_\beta^t - \vec{x}_j^t|, \vec{D}_\delta^t = |\vec{C}_3 \odot \vec{x}_\delta^t - \vec{x}_j^t| \quad (4.32)$$

$$\vec{X}_1^t = \vec{x}_\alpha^t - \vec{A}_1 \odot \vec{D}_\alpha^t, \vec{X}_2^t = \vec{x}_\beta^t - \vec{A}_2 \odot \vec{D}_\beta^t, \vec{X}_3^t = \vec{x}_\delta^t - \vec{A}_3 \odot \vec{D}_\delta^t \quad (4.33)$$

$$\vec{x}_j^{t+1} = \frac{\vec{X}_1^t + \vec{X}_2^t + \vec{X}_3^t}{3} \quad (4.34)$$

Η διαδικασία που ακολουθεί ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Γκρίζου Λύκου παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 16.

---

**Αλγόριθμος 16:** Βελτιστοποίηση Γκρίζου Λύκου

---

Αρχικοποίηση των λύκων σε τυχαίες θέσεις;

Καθορισμός των  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\delta$  και  $\omega$  λύκων;

**ΟΣΟ** το κριτήριο τερματισμού είναι Ψευδές **KANE**

**ΓΙΑ ΚΑΘΕ** λύκο  $j$  στην αγέλη **KANE**

        Επικαιροποίησε τη θέση του  $j$  σύμφωνα με την Εξ. (4.34);

**ΤΕΛΟΣ\_ΓΙΑ\_ΚΑΘΕ**

Επικαιροποίησε τα  $a$ ,  $A$ ,  $C$ ;

Επικαιροποίησε τους  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\delta$  και  $\omega$  λύκους;

**ΤΕΛΟΣ\_ΟΣΟ**

---

## 4.5 Υπολογιστικά Αποτελέσματα

### 4.5.1 Μέθοδος Αξιολόγησης

Όλοι οι αλγόριθμοι υλοποιήθηκαν στη γλώσσα προγραμματισμού C++ και τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας έναν επεξεργαστή Intel® Core™ i7-4770 (3.40GHz) του 2014 με 7.7GB μνήμης RAM, σε λειτουργικό Fedora Workstation 33.

Όπως και στο Πρόβλημα Κινούμενων Κορυφών, αφού η καλύτερη τιμή λύσης  $F_t^*$  είναι γνωστή σε κάθε χρονική στιγμή  $t$ , το μέτρο απόκλισης «offline error» όπως προτάθηκε από τους Branke και Schmeck (2003) και παρουσιάστηκε στην Εξ. (4.8), μπορεί να εφαρμοστεί ως εξής:

$$OE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (F_t^* - F_t(\vec{x}^t)) \quad (4.35)$$

όπου  $T$  το σύνολο των χρονικών βημάτων της προσομοίωσης και  $F_t(\vec{x}^t)$  η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας της λύσης  $\vec{x}^t$  τη χρονική στιγμή  $t$ .

Για την αναπαράσταση των αποτελεσμάτων των πειραμάτων που διεξήχθησαν, χρησιμοποιείται ένα διαφορετικό μέτρο σύγκρισης καταλληλότερο για οπτική αναπαράσταση, αφού τα αποτελέσματά του απεικονίζονται στο εύρος  $[0,1]$ . Το μέτρο που χρησιμοποιείται είναι γνωστό ως Ακρίβεια Βελτιστοποίησης (*optimization accuracy*) και ως Σχετική Απόκλιση (*relative error*) (Weicker, 2002), και έχει προσαρμοστεί για το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV στην Εξ. (4.36):

$$ACC = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{F_t(\bar{x}^t)}{F_t^*} \quad (4.36)$$

Για διαφορετικούς συνδυασμούς των τιμών των παραμέτρων του δυναμικού περιβάλλοντος του προβλήματος, γεννώνται διαφορετικά σενάρια προσομοίωσης. Συνολικά 105 σενάρια δημιουργούνται και εξετάζονται στα πειράματα. Κάθε σενάριο επιλύεται χρησιμοποιώντας τέσσερεις διαφορετικές διατάξεις των UAV σε σμήνη. Τα αποτελέσματα βασίζονται συνολικά σε 420 διαφορετικούς συνδυασμούς UAV και περιβάλλοντος, οι οποίοι επιλύθηκαν 50 φορές ξεχωριστά με κάθε αλγόριθμο σμήνους.

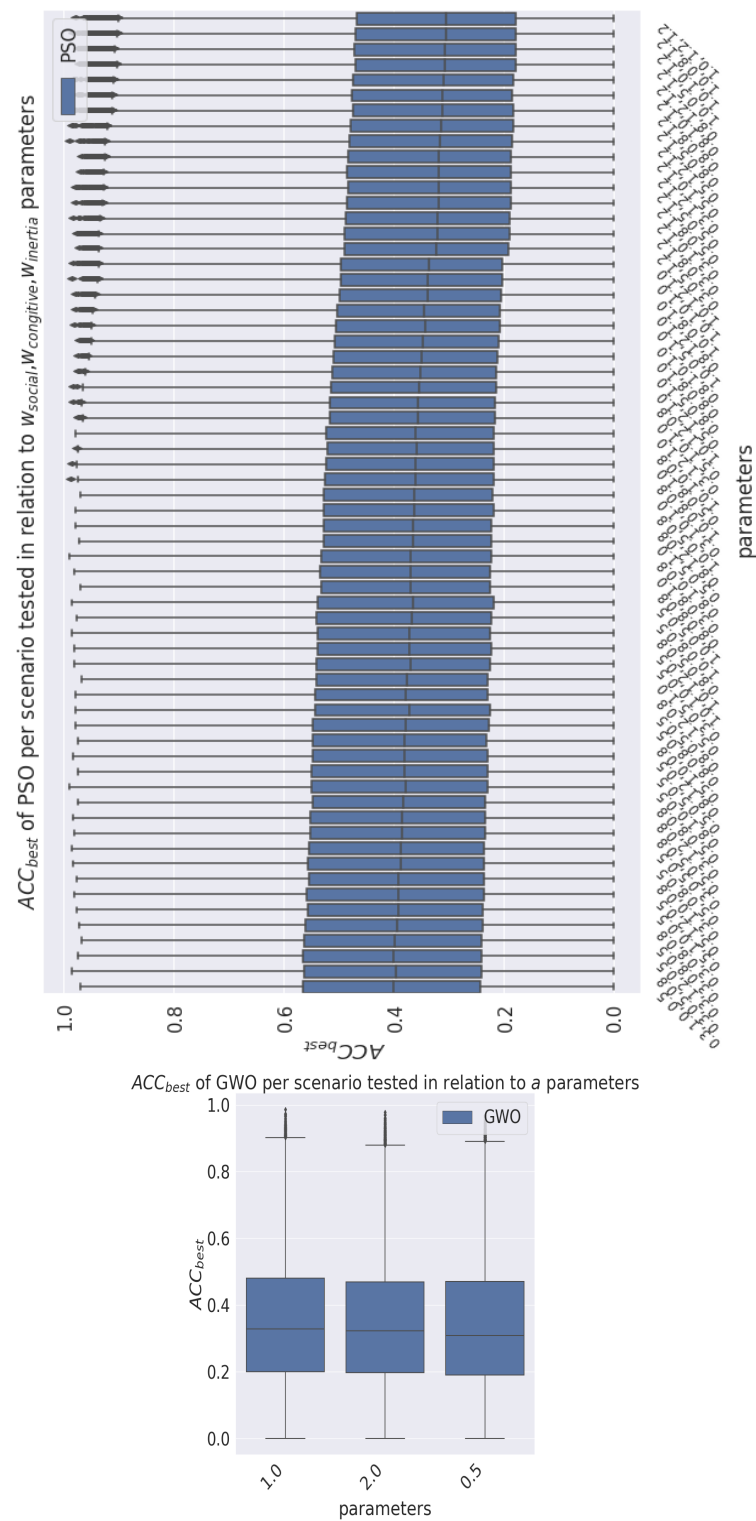
#### 4.5.2 Ανάλυση Ευαισθησίας των Παραμέτρων

Καθώς το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, χρησιμοποιεί τους κανόνες δημιουργίας δυναμικού περιβάλλοντος του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών, μοιράζεται και τις ίδιες παραμέτρους που το διέπουν. Επιπλέον παράμετροι εισάγονται, που καθορίζουν τα χαρακτηριστικά των UAV. Για την αξιολόγηση των αλγορίθμων στο Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, οι επιλογές των παραμέτρων που δοκιμάστηκαν παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.1. Η συμπεριφορά του σμήνους σε κάθε αλγόριθμο μπορεί να ρυθμιστεί βάσει των παραμέτρων του.

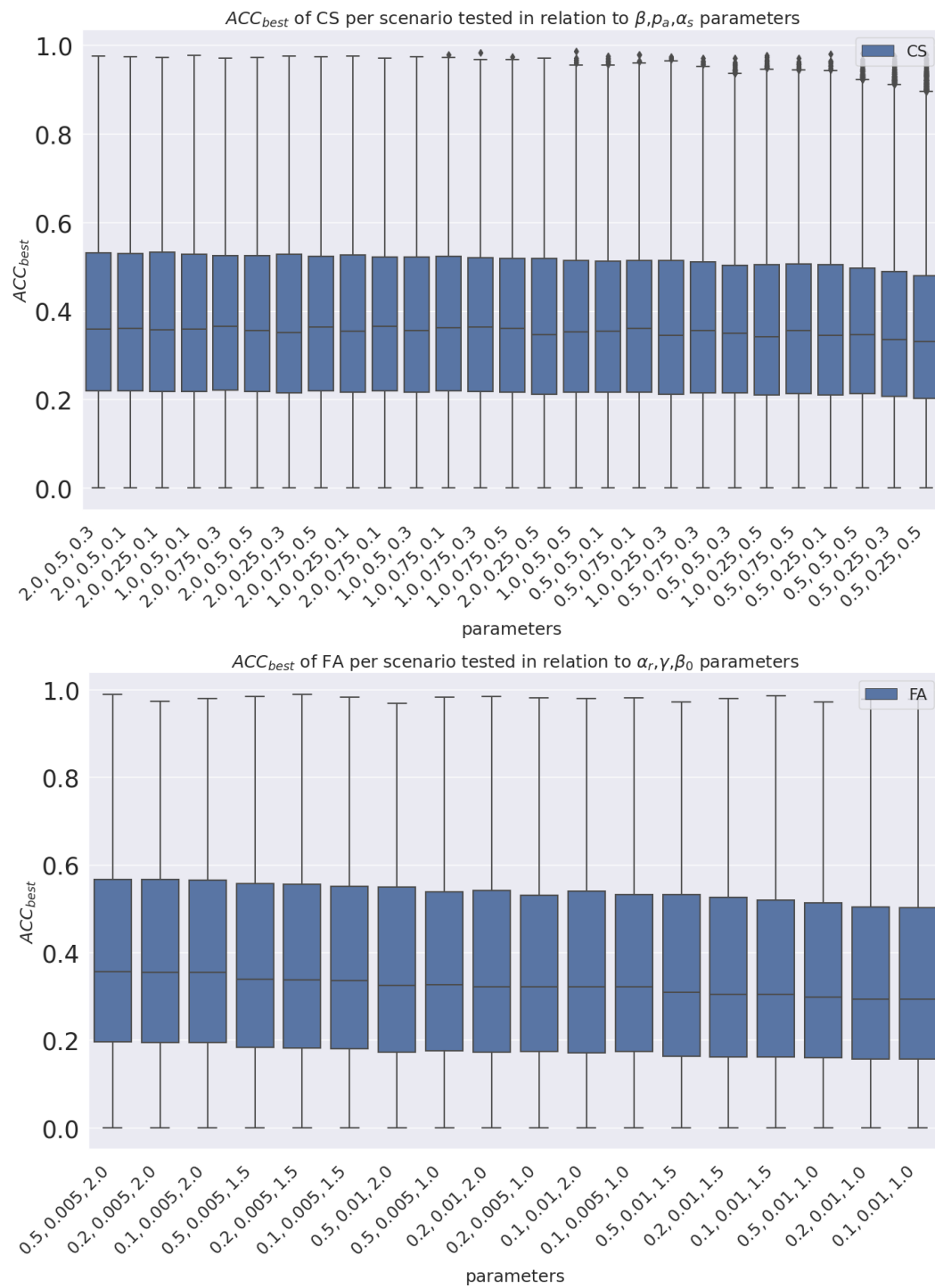
Για την ανάλυση της ευαισθησίας των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους που υλοποιήθηκαν στις παραμέτρους τους, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα τους για διαφορετικούς συνδυασμούς των τιμών τους. Στα Σχ. 4.2 και Σχ. 4.3 απεικονίζονται οι τιμές του μέτρου αξιολόγησης «optimization accuracy» για διαφορετικούς συνδυασμούς των παραμέτρων που δοκιμάστηκαν για κάθε αλγόριθμο. Αρκετοί συνδυασμοί παραμέτρων ήταν ικανοί να αποδώσουν ποιοτικές λύσεις, ειδικότερα ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης του Γκρίζου Λύκου δεν επηρεάζεται ιδιαίτερα από τις αλλαγές των παραμέτρων του. Για την εκτέλεση των πειραμάτων, οι συνδυασμοί παραμέτρων που επιλέχθηκαν ήταν αυτοί για τους οποίους οι αλγόριθμοι απέδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα κατά την ανάλυση ευαισθησίας. Ο Πίνακας 4.2 παρουσιάζει την περιγραφή των παραμέτρων καθώς και τις τιμές που χρησιμοποιήθηκαν για την προσομοίωση.

Πίνακας 4.1: Παράμετροι του Δυναμικού Προβλήματος Αναζήτησης με UAV.

Παράμετρος	Περιγραφή	Τιμή
<u>Δυναμικό Περιβάλλον</u>		
$M$	Αριθμός κορυφών	2, 5, 10, 25, 50, 75, 100
$height\_severity$	Πολλαπλασιαστής ύψους	7.0
$width\_severity$	Πολλαπλασιαστής πλάτους	1.0
$F(\bar{X}, t)$	Συνάρτηση κορυφής	Κώνος
$H$	Εύρος ύψους κορυφών	[30, 70]
$W$	Εύρος πλάτους κορυφών	[1, 12]
$A$	Περιοχή Ενδιαφέροντος	[0, 100] <sup>2</sup>
$C_f$	Συχνότητα μεταβολής	500, 1000, 3000
$s$	Πολλαπλασιαστής μεταβολής	1.0
$\lambda$	Συντελεστής συσχέτισης	0.0
<u>Περιορισμοί UAV</u>		
$N$	Αριθμός διαθέσιμων UAV	10, 30, 50, 75, 100
$Q$	Αριθμός διαθέσιμων μπαταριών	$2 \times N$
$R$	Αυτονομία πτήσης (απόσταση)	1000
$X_{base}$	Θέση βάσης	(50.0, 0.0)



Σχήμα 4.2: Το μέτρο «optimization accuracy» για διαφορετικούς συνδυασμούς παραμέτρων των αλγορίθμων



Σχήμα 4.3: Το μέτρο «optimization accuracy» για διαφορετικούς συνδυασμούς παραμέτρων των αλγορίθμων

Πίνακας 4.2: Παράμετροι Αλγορίθμων

Παράμετρος	Περιγραφή	Τιμή
$\Psi$	Αριθμός σημνών	5, 10, $N/5$ , $N/10$
<u>PSO</u>		
$w_{inertia}$	Επιρροή προηγούμενης ταχύτητας	0.5
$w_{cognitive}$	Επιρροή της καλύτερης θέσης του πράκτορα	1.0
$w_{social}$	Επιρροή της καλύτερης θέσης μεταξύ των πρακτόρων του σμήνους	0.3
<u>FA</u>		
$\beta_0$	Ελκυστικότητα μεταξύ πρακτόρων σε μηδενική απόσταση	2.0
$\gamma$	Παράμετρος ελέγχου της ορατότητας	0.005
$\alpha_r$	Παράμετρος ελέγχου της τυχαιότητας	0.5
<u>CS</u>		
$p_\alpha$	Πιθανότητα αντικατάστασης του πράκτορα	0.5
$\alpha_s$	Βήμα πτήσης Lévy	0.3
$\beta$	Παράμετρος ελέγχου του βήματος	2.0
<u>BHO</u>		
	Δεν έχει επιπλέον παραμέτρους	
<u>GWO</u>		
$a$	Παράμετρος ελέγχου της τυχαιότητας	1.0

#### 4.5.3 Αποτελέσματα Διαφορετικών Διατάξεων Σμήνους UAV

Αρχικά, παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα όλων των διατάξεων σε σχέση με τον συνολικό αριθμό των UAV,  $N$ , που χρησιμοποιήθηκαν.

Ο Πίνακας 4.3 περιέχει τα αποτελέσματα των πειραμάτων σε σχέση με την παράμετρο  $N$ . Η πρώτη στήλη αναφέρει τον αριθμό των UAV που χρησιμοποιούνται. Στις στήλες 2, 5, 8, 11, 14 είναι το καλύτερο αποτέλεσμα που απέδωσε κάθε αλγόριθμος, ενώ στις στήλες 3, 6, 9, 12, 15, είναι αντίστοιχα ο μέσος όρος του μέτρου αξιολόγησης της ακρίβειας, «optimization accuracy», για κάθε έναν αλγόριθμο. Τέλος, στις στήλες 4, 7, 10, 13, 16, είναι οι αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις.

Πίνακας 4.3: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $N$  (πλήθος UAV)

$N$	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD
10	0.86	0.13	0.13	0.91	0.12	0.14	0.86	<b>0.16</b>	0.13	0.94	<b>0.16</b>	0.14	0.88	0.15	0.13
30	0.94	<b>0.34</b>	0.17	0.94	0.32	0.20	0.96	0.32	0.17	0.96	0.30	0.18	0.93	0.27	0.16
50	0.96	<b>0.44</b>	0.16	0.96	0.42	0.21	0.97	0.41	0.17	0.98	0.39	0.19	0.97	0.36	0.17
75	0.96	<b>0.52</b>	0.16	0.98	0.50	0.20	0.96	0.48	0.17	0.98	0.46	0.20	0.97	0.43	0.17
100	0.98	<b>0.58</b>	0.14	0.97	0.57	0.18	0.98	0.54	0.16	0.99	0.53	0.19	0.98	0.49	0.17

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, όταν για την αναζήτηση χρησιμοποιούνται ελάχιστα UAV, οι αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας και Αναζήτησης του Κούκου εμφανίζουν τα καλύτερα αποτελέσματα κατά μέσο όρο. Όσο αυξάνεται ο αριθμός των UAV που χρησιμοποιούνται, η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων αναδεικνύεται αποτελεσματικότερη με τον Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας να βρίσκεται δεύτερος με ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα. Για να μελετηθεί ο τρόπος με τον οποίο ο αριθμός των σημνών επηρεάζει τη απόδοση κάθε αλγορίθμου, προσομοιώθηκε η αναζήτηση χρησιμοποιώντας τέσσερις διαφορετικές διατάξεις σμήνους στα 105 δυναμικά σενάρια που δημιουργήθηκαν. Δοκιμάστηκαν διατάξεις με σταθερό πληθυσμό ανά σμήνος αλλά και διατάξεις με πληθυσμό σμήνους εξαρτώμενο από το συνολικό αριθμό διαθέσιμων UAV. Παρακάτω περιγράφονται οι τέσσερις διατάξεις που δοκιμάστηκαν:

- Διάταξη 1: Τα  $N$  UAV χωρίζονται σε σμήνη των 5 πρακτόρων.
- Διάταξη 2: Τα  $N$  UAV χωρίζονται σε σμήνη των 10 πρακτόρων.

- Διάταξη 3: Τα  $N$  UAV χωρίζονται σε 5 σμήνη των  $N/5$  πρακτόρων.
- Διάταξη 4: Τα  $N$  UAV χωρίζονται σε 10 σμήνη των  $N/10$  πρακτόρων.

Ο Πίνακας 4.4, παρουσιάζει τα συνοπτικά αποτελέσματα που ελήφθησαν για κάθε διάταξη. Για τις τρεις εκ των τεσσάρων διατάξεων ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων αναδεικνύεται περαιτέρω ως ο αλγόριθμος με την καλύτερη απόδοση μεταξύ των πέντε που δοκιμάστηκαν. Στη Διάταξη 2, ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας εμφανίζει ελάχιστα καλύτερο μέσο όρο αποτελεσμάτων. Για τη Διάταξη 3, η Αναζήτηση του Κούκου υπερέχει έναντι του Αλγορίθμου της Πυγολαμπίδας και αναδείχθηκε ως ο δεύτερος καλύτερος αλγόριθμος πίσω από τη Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων.

Ο Πίνακας 4.5 διαχωρίζει τα αποτελέσματα του Πίνακα 4.3 σύμφωνα με τη Διάταξη που χρησιμοποιήθηκε και επιτρέπει μια πιο ενδελεχή ματιά στην απόδοση των αλγορίθμων. Η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων και ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας φαίνεται να κυριαρχούν σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις. Ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας είναι σε θέση να επιτύχει ίσα και καλύτερα αποτελέσματα για τις Διατάξεις 2 και 3, ειδικότερα όταν χρησιμοποιείται μεγάλος αριθμός από UAV. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί όλους τους πράκτορες μέσα στο σμήνος για να καθορίσει τη κίνηση καθενός εξ αυτών, έτσι λαμβάνεται μια πιο καλά πληροφορημένη απόφαση για τη θέση στην οποία καλείται να μεταβεί ο πράκτορας.

Πίνακας 4.4: Αποτελέσματα της μέσης τιμής του μέτρου «optimization accuracy» και του χρόνου εκτέλεσης κάθε διάταξης

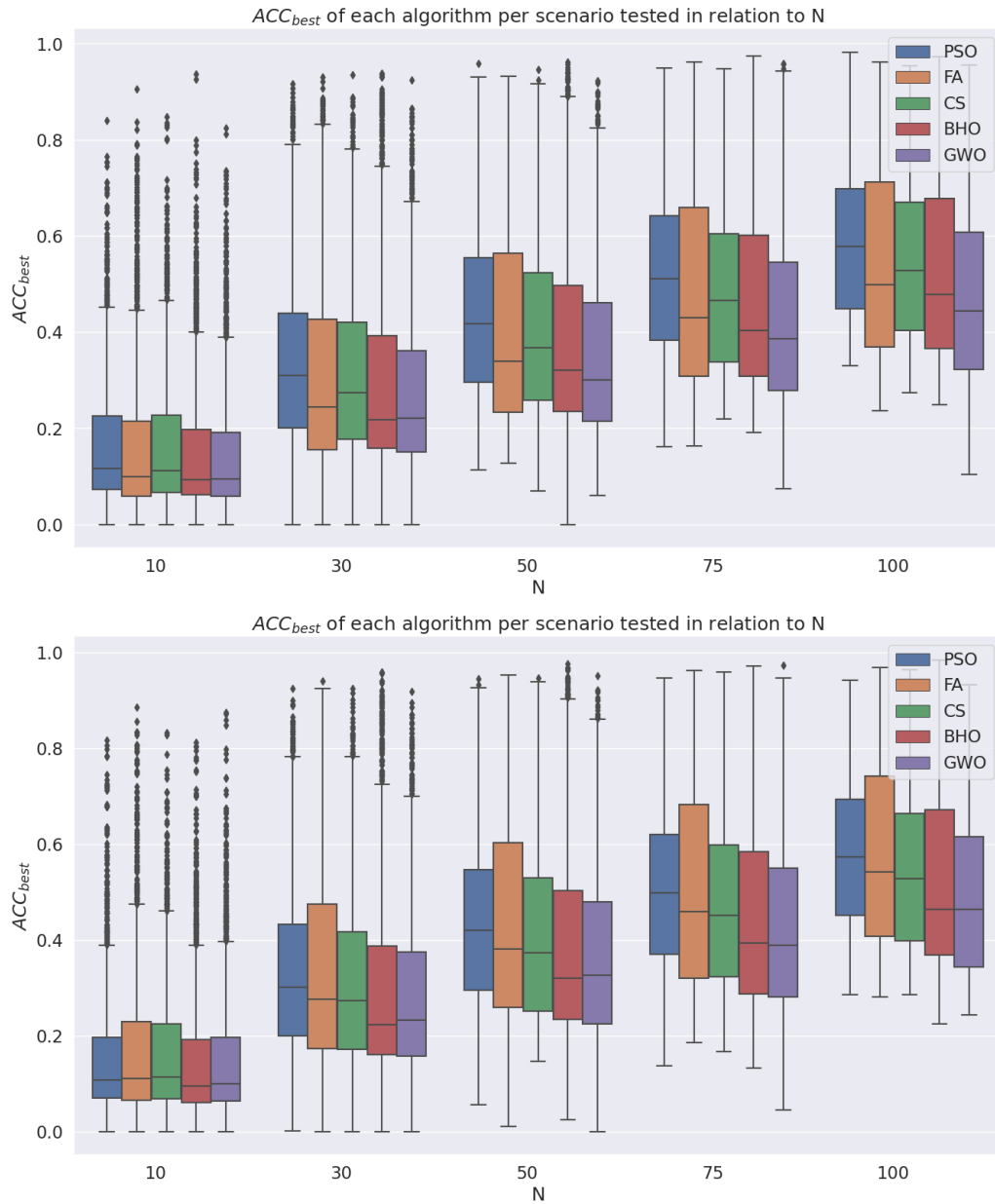
	Διάταξη 1			Διάταξη 2			Διάταξη 3			Διάταξη 4		
	$ACC_{avg}$	$STD$	$Tavg(ms)$	$ACC_{avg}$	$STD$	$Tavg(ms)$	$ACC_{avg}$	$STD$	$Tavg(ms)$	$ACC_{avg}$	$STD$	$Tavg(ms)$
PSO	<b>0.411483</b>	0.212578	13.06	0.402957	0.211973	15.16	<b>0.409280</b>	0.207723	17.07	<b>0.381430</b>	0.240675	15.22
FA	0.380977	0.231152	17.71	<b>0.407063</b>	0.236635	19.00	0.381815	0.207339	10.55	0.377019	0.209719	9.00
CS	0.383300	0.207851	8.65	0.380115	0.207966	9.41	0.402162	0.241553	19.52	0.352856	0.264078	18.53
BHO	0.366820	0.223904	22.39	0.362789	0.224853	17.73	0.369883	0.226900	19.62	0.364050	0.219132	16.47
GWO	0.334502	0.198791	19.84	0.345440	0.199723	11.75	0.349614	0.198479	13.04	0.338264	0.197325	10.43

Το Σχ. 4.4 και το Σχ. 4.5 απεικονίζουν τα αποτελέσματα των αλγορίθμων και βοηθούν στην καλύτερη κατανόηση των διαφορών στη συμπεριφορά σμήνους μεταξύ τους. Για τις περισσότερες τιμές της παραμέτρου  $N$ , η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων παρέχει τα καλύτερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα μεταξύ των αλγορίθμων. Ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας δείχνει να μπορεί να τον ανταγωνιστεί ή και να τον ξεπεράσει σε κάποια σενάρια, ιδίως σε αυτά που χρησιμοποιούν 50 ή περισσότερα UAV.

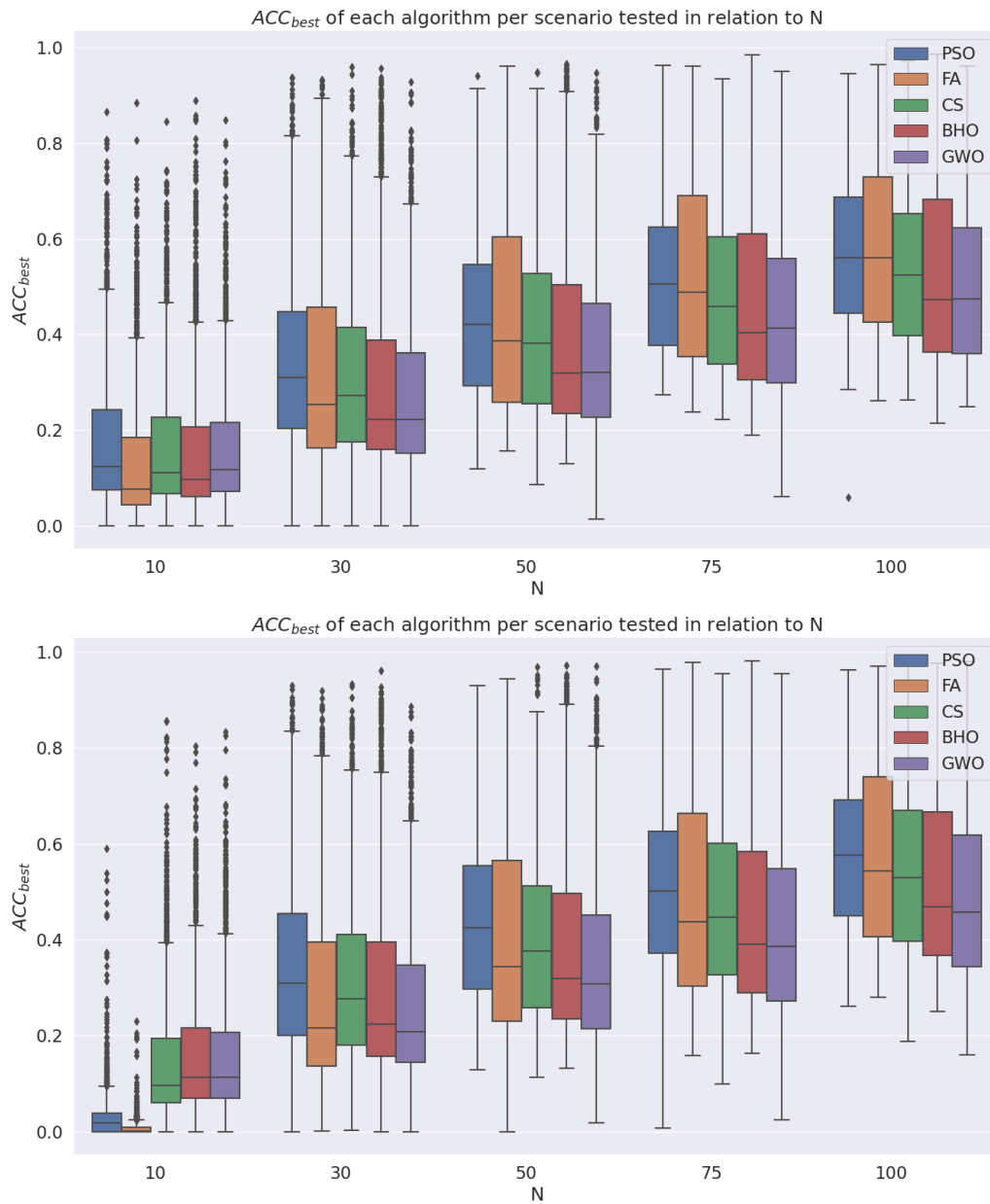
#### 4.5.4 Αποτελέσματα Διαφορετικών Παραμέτρων Δυναμικού Περιβάλλοντος

Η πιο σημαντική παράμετρος του δυναμικού περιβάλλοντος είναι ο αριθμός των κορυφών  $M$ . Ο Πίνακας 4.6 εμφανίζει τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των υπολογιστικών πειραμάτων σε σχέση με τις παραμέτρους του δυναμικού περιβάλλοντος. Η πρώτη στήλη αναφέρει τον αριθμό των κορυφών που χρησιμοποιεί κάθε σενάριο. Στις στήλες 2, 5, 8, 11, 14 είναι τα καλύτερα αποτελέσματα που απέδωσε κάθε αλγόριθμος, ενώ στις στήλες 3, 6, 9, 12, 15, είναι η μέση τιμή του μέτρου αποτελεσματικότητας «optimization accuracy» για κάθε έναν από αυτούς. Τέλος, οι στήλες 4, 7, 10, 13, 16, παραθέτουν τη τυπική απόκλιση των αποτελεσμάτων. Τα αποτελέσματα σε σχέση με τη χρησιμοποιούμενη διάταξη παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.7.

Η συχνότητα μεταβολής του περιβάλλοντος,  $C_f$ , δεν φαίνεται να επηρεάζει το μοτίβο της μέσης αποτελεσματικότητας μεταξύ των αλγορίθμων, παρόλο που ως προς την καλύτερη τιμή του μέτρου αποτελεσματικότητας «optimization accuracy», ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας καταφέρνει και αποδίδει καλύτερα, σηματοδοτώντας ότι υπάρχουν σενάρια όπου η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων δεν κυριαρχεί. Για μικρές τιμές



Σχήμα 4.4: Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων σε σχέση με την παράμετρο  $N$  των Διατάξεων 1 και 2



Σχήμα 4.5: Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων σε σχέση με την παράμετρο  $N$  των Διατάξεων 3 και 4

Πίνακας 4.5: Συνοπτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές του  $N$  (πλήθος UAV) χρησιμοποιώντας τις τέσσερις διατάξεις.

Διάταξη 1	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD
N															
10	0.84	<b>0.17</b>	0.13	0.91	0.16	0.15	0.85	<b>0.17</b>	0.14	0.94	0.15	0.14	0.82	0.14	0.13
30	0.92	<b>0.34</b>	0.17	0.93	0.31	0.19	0.93	0.32	0.17	0.94	0.29	0.18	0.92	0.27	0.16
50	0.96	<b>0.44</b>	0.16	0.93	0.41	0.20	0.95	0.41	0.17	0.96	0.39	0.19	0.92	0.35	0.17
75	0.95	<b>0.53</b>	0.16	0.96	0.49	0.20	0.95	0.49	0.16	0.97	0.47	0.19	0.96	0.43	0.17
100	0.98	<b>0.58</b>	0.15	0.96	0.54	0.19	0.95	0.54	0.16	0.97	0.53	0.19	0.96	0.48	0.17
Διάταξη 2	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD
N															
10	0.82	<b>0.15</b>	0.12	0.89	0.17	0.15	0.83	0.17	0.13	0.81	0.15	0.13	0.88	0.15	0.13
30	0.93	0.33	0.16	0.94	<b>0.34</b>	0.20	0.93	0.31	0.17	0.96	0.30	0.18	0.92	0.29	0.16
50	0.95	<b>0.44</b>	0.16	0.95	<b>0.44</b>	0.21	0.95	0.41	0.17	0.98	0.39	0.20	0.95	0.37	0.17
75	0.95	<b>0.51</b>	0.16	0.96	0.50	0.21	0.96	0.47	0.17	0.97	0.45	0.20	0.97	0.43	0.17
100	0.94	<b>0.58</b>	0.14	0.97	<b>0.58</b>	0.18	0.96	0.54	0.16	0.98	0.53	0.19	0.93	0.49	0.16
Διάταξη 3	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD
N															
10	0.86	<b>0.18</b>	0.14	0.88	0.13	0.13	0.84	0.17	0.14	0.89	0.16	0.15	0.85	0.16	0.13
30	0.94	<b>0.34</b>	0.17	0.93	0.33	0.20	0.96	0.31	0.17	0.96	0.30	0.19	0.93	0.27	0.15
50	0.94	<b>0.44</b>	0.16	0.96	<b>0.44</b>	0.21	0.95	0.41	0.17	0.97	0.39	0.20	0.95	0.36	0.17
75	0.96	0.52	0.15	0.96	<b>0.53</b>	0.19	0.93	0.48	0.17	0.98	0.47	0.20	0.95	0.45	0.17
100	0.95	0.57	0.15	0.96	<b>0.58</b>	0.17	0.97	0.54	0.16	0.99	0.53	0.19	0.96	0.50	0.16
Διάταξη 4	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	STD
N															
10	0.59	0.03	0.05	0.23	0.01	0.02	0.86	0.15	0.13	0.80	0.16	0.13	0.83	<b>0.16</b>	0.13
30	0.93	<b>0.35</b>	0.17	0.92	0.29	0.19	0.93	0.32	0.16	0.96	0.30	0.18	0.89	0.27	0.16
50	0.93	<b>0.44</b>	0.16	0.94	0.41	0.21	0.97	0.40	0.17	0.97	0.38	0.19	0.97	0.35	0.17
75	0.96	<b>0.51</b>	0.16	0.98	0.49	0.21	0.96	0.47	0.17	0.98	0.45	0.20	0.95	0.42	0.17
100	0.96	<b>0.58</b>	0.14	0.97	0.57	0.18	0.98	0.54	0.16	0.98	0.53	0.19	0.98	0.49	0.17

του αριθμού κορυφών,  $M$ , η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων κυριαρχείται στην απόδοση από τους αλγόριθμους της Πυγολαμπίδας και της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας, με τη δεύτερη να εμφανίζει την καλύτερη απόδοση μεταξύ όλων στα σενάρια δύο κορυφών.

Για την καλύτερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων, η οπτική παρουσίαση αυτών γίνεται στο Σχ. 4.6 και στο Σχ. 4.7. Στο Σχ. 4.6 εμφανίζονται τα αποτελέσματα των Διατάξεων 1 και 2, ενώ στο Σχ. 4.7 βρίσκονται τα αποτελέσματα των Διατάξεων 3 και 4. Τα γραφήματα στο κάτω μέρος των σχημάτων παρουσιάζουν τα αποτελέσματα σε σχέση με τη συχνότητα μεταβολής του περιβάλλοντος  $C_f$ . Για την τιμή της παραμέτρου  $M = 2$ , δηλαδή για την περίπτωση ύπαρξης μόνο δύο κορυφών, ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας και η Βελτιστοποίηση Μαύρης Τρύπας εμφανίζουν καλύτερα αποτελέσματα από τη Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων. Καθώς αυτά τα σενάρια έχουν ελάχιστες κορυφές, έως ότου οι πράκτορες της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων εντοπίσουν μια κορυφή, δεν μπορούν να καθοδηγήσουν αποτελεσματικά την αναζήτηση σύμφωνα με τις εξισώσεις κίνησης του αλγορίθμου. Στην περίπτωση της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας, οι κινήσεις των πρακτόρων είναι σε μεγαλύτερο βαθμό τυχαίες και έτσι ο αλγόριθμος εντοπίζει γρηγορότερα μια κορυφή. Όσο αυξάνεται ο αριθμός των κορυφών, η απόδοση της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας χειροτερεύει απότομα.

Η απόδοση του Αλγορίθμου της Πυγολαμπίδας επίσης χειροτερεύει όσο αυξάνεται ο αριθμός των κορυφών, όμως αυτό συμβαίνει με ελαφρώς ομαλότερο ρυθμό. Εξαίρεση σε αυτή την τάση παρατηρείται για τη Διάταξη 3, όπου ο Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας διατηρεί μια αξιόλογη απόδοση για τα σενάρια μέχρι και των 100 κορυφών. Η Διάταξη 3 έχει ένα σταθερό αριθμό 5 σμηνών και κάθε ένας έχει  $N/5$  πράκτορες. Αυτή η διάταξη επιτρέπει τη δημιουργία μεγάλων σμηνών που διαφάνεται να αποτελούν και την εξήγηση για αυτή την εξαίρεση. Η θέση των πρακτόρων στον Αλγόριθμο της Πυγολαμπίδας επηρεάζεται άμεσα από όλους τους άλλους πράκτορες του σμήνους, επομένως μεγαλύτεροι πληθυσμοί είναι απαραίτητοι για την αποτελεσματική καθοδήγηση της αναζήτησης σε

αυτόν τον αλγόριθμο.

Πίνακας 4.6: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $M$  (αριθμός κορυφών) και  $C_f$  (συχνότητα μεταβολής)

	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
$M$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$
2	0.98	0.58	0.25	0.98	0.63	0.27	0.98	0.58	0.23	0.99	<b>0.65</b>	0.24	0.98	0.53	0.24
5	0.90	0.52	0.21	0.91	<b>0.57</b>	0.23	0.92	0.51	0.19	0.93	0.52	0.20	0.89	0.48	0.18
10	0.84	<b>0.48</b>	0.19	0.84	0.47	0.20	0.80	0.47	0.17	0.83	0.42	0.17	0.80	0.42	0.16
25	0.73	<b>0.41</b>	0.18	0.71	0.34	0.17	0.68	0.37	0.15	0.64	0.31	0.14	0.65	0.32	0.13
50	0.59	<b>0.32</b>	0.15	0.56	0.27	0.14	0.55	0.29	0.13	0.52	0.25	0.12	0.51	0.24	0.11
75	0.52	<b>0.27</b>	0.13	0.48	0.23	0.12	0.47	0.24	0.11	0.45	0.22	0.11	0.45	0.21	0.10
100	0.46	<b>0.23</b>	0.12	0.44	0.20	0.11	0.42	0.21	0.10	0.41	0.20	0.10	0.38	0.19	0.09

	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
$C_f$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$
50	0.95	<b>0.40</b>	0.21	0.97	0.39	0.24	0.95	0.37	0.20	0.98	0.38	0.23	0.98	0.34	0.19
100	0.95	<b>0.40</b>	0.22	0.96	0.39	0.24	0.95	0.38	0.20	0.99	0.38	0.23	0.96	0.34	0.19
200	0.98	<b>0.41</b>	0.22	0.96	0.39	0.24	0.98	0.38	0.21	0.97	0.37	0.23	0.95	0.34	0.20
500	0.96	<b>0.40</b>	0.22	0.97	0.39	0.25	0.97	0.39	0.21	0.98	0.36	0.22	0.97	0.35	0.20
1000	0.96	<b>0.40</b>	0.22	0.97	0.38	0.25	0.95	0.38	0.21	0.98	0.35	0.22	0.98	0.34	0.20
3000	0.95	<b>0.39</b>	0.22	0.98	0.37	0.25	0.96	0.38	0.22	0.98	0.34	0.22	0.96	0.34	0.21

#### 4.5.5 Σύγκριση Αλγορίθμων

Ο Πίνακας 4.8 συνοψίζει τα αποτελέσματα των πειραμάτων παρουσιάζοντας τη μέση τιμή του μέτρου αποτελεσματικότητας «optimization accuracy», την τυπική απόκλιση και τον μέσο υπολογιστικό χρόνο για κάθε αλγόριθμο. Αναλυτικότερα αποτελέσματα για τις διαφορετικές διατάξεις που χρησιμοποιήθηκαν βρίσκονται στον Πίνακα 4.4. Ολοκληρώνοντας την ανάλυση των αποτελεσμάτων, οι αλγόριθμοι συγκρίνονται στατιστικά χρησιμοποιώντας δύο μεθόδους στατιστικού ελέγχου, μια παραμετρική και μια μη-παραμετρική, για τον καθορισμό της μεταξύ τους υπεροχής. Για τον παραμετρικό στατιστικό έλεγχο, χρησιμοποιείται η γνωστή μεθοδολογία «Paired t-test», ενώ για τον μη-παραμετρικό στατιστικό έλεγχο χρησιμοποιείται ο έλεγχος «Paired Wilcoxon signed-rank». Ένας πλήρης οδηγός για τη χρήση μη-παραμετρικών στατιστικών ελέγχων, για τη σύγκριση εξελικτικών αλγορίθμων και αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους παρατίθεται από τους Derrac et al. (2011).

Οι Πίνακες 4.9 και 4.10 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα για τις μεθόδους «Paired t-test» και «Paired Wilcoxon signed-rank», αντίστοιχα. Για το «t-test», η μηδενική υπόθεση  $H_0$  θεωρεί ότι οι δεδομένοι αλγόριθμοι έχουν ίδιο μέσο όρο αποτελεσμάτων και η εναλλακτική υπόθεση  $H_1$  θεωρεί ότι η μέση τιμή τους διαφέρει στατιστικά. Για το «Wilcoxon signed-rank» η μηδενική υπόθεση θεωρεί ότι ένα ζεύγος στατιστικών δειγμάτων προέρχεται από την ίδια κατανομή. Η σύγκριση περιλαμβάνει τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των τεσσάρων διατάξεων και η μέση τιμή των αποτελεσμάτων υπολογίζεται ως  $\bar{X}_{\text{αλγόριθμος}} = \frac{1}{\text{αριθμός σεναρίων}} \sum_{s \in \text{σενάρια}} ACC_{avg}(s)$  για κάθε αλγόριθμο.

Και οι δύο αυτοί μέθοδοι στατιστικού ελέγχου παρουσιάζουν τα ίδια αποτελέσματα για τις περισσότερες εκ των συγκρίσεων, χρησιμοποιώντας έναν βαθμό σημαντικότητας 5%. Δύο διαφορές παρατηρούνται στις συγκρίσεις μεταξύ των Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων- Αλγόριθμος της Πυγολαμπίδας και των Αναζήτηση του Κούκου- Βελτιστοποίηση Μαύρης Τρύπας.

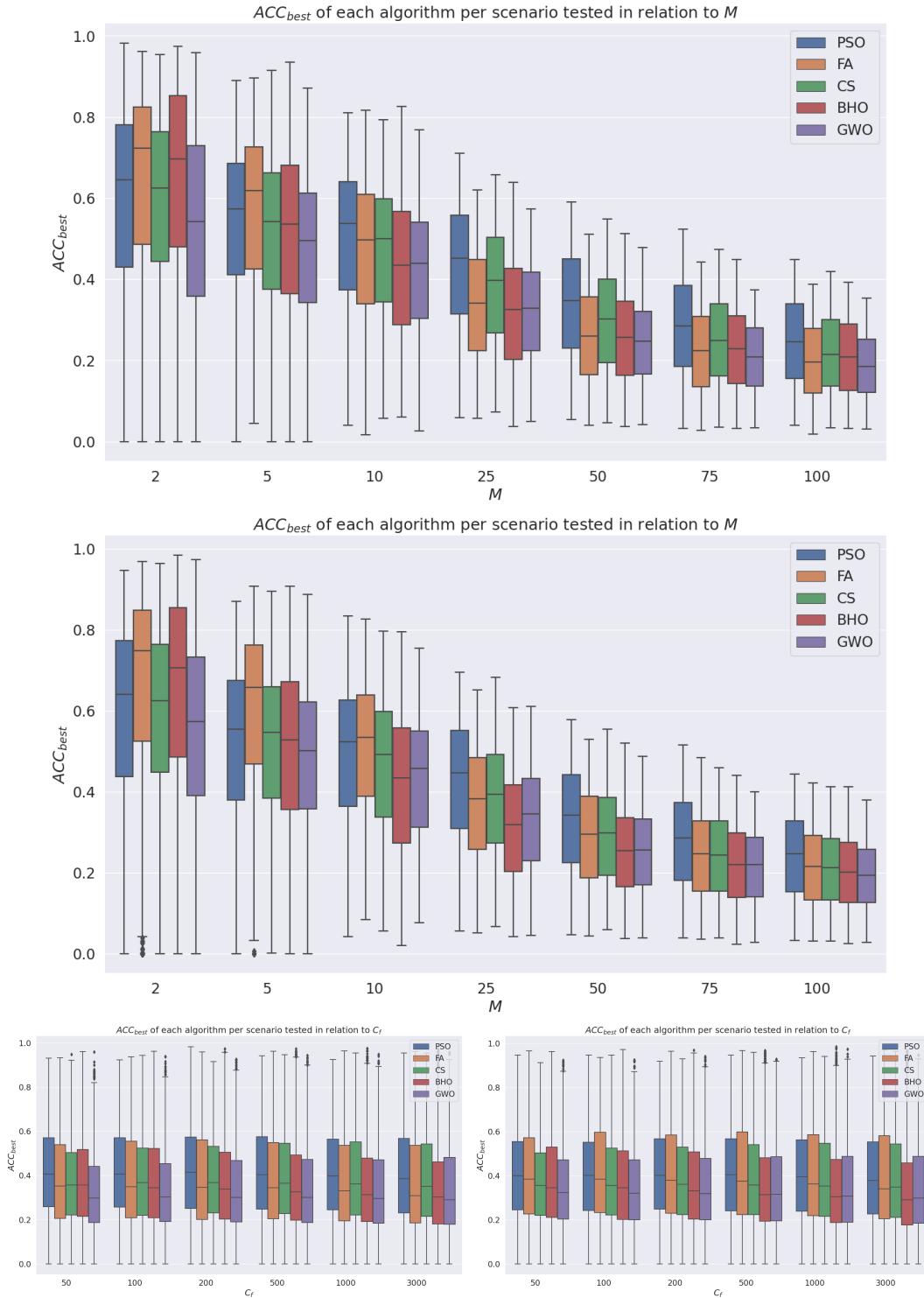
Βασίζόμενοι στα αποτελέσματα της παραμετρικής μεθόδου «t-test», μπορούμε να συμπεράνουμε με ασφάλεια ότι η απόδοση του προτεινόμενου Αλγοριθμικού Πλαισίου Πολλαπλών Σμηνών, χρησιμοποιώντας τους κανόνες κίνησης της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων για τον καθορισμό της συμπεριφοράς των σμηνών, υπερέχει της απόδοσης όλων των άλλων αλγορίθμων που δοκιμάστηκαν.

Πίνακας 4.7: Συνοπτικά αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $M$  (αριθμός κορυφών) για τις τέσσερις διατάξεις.

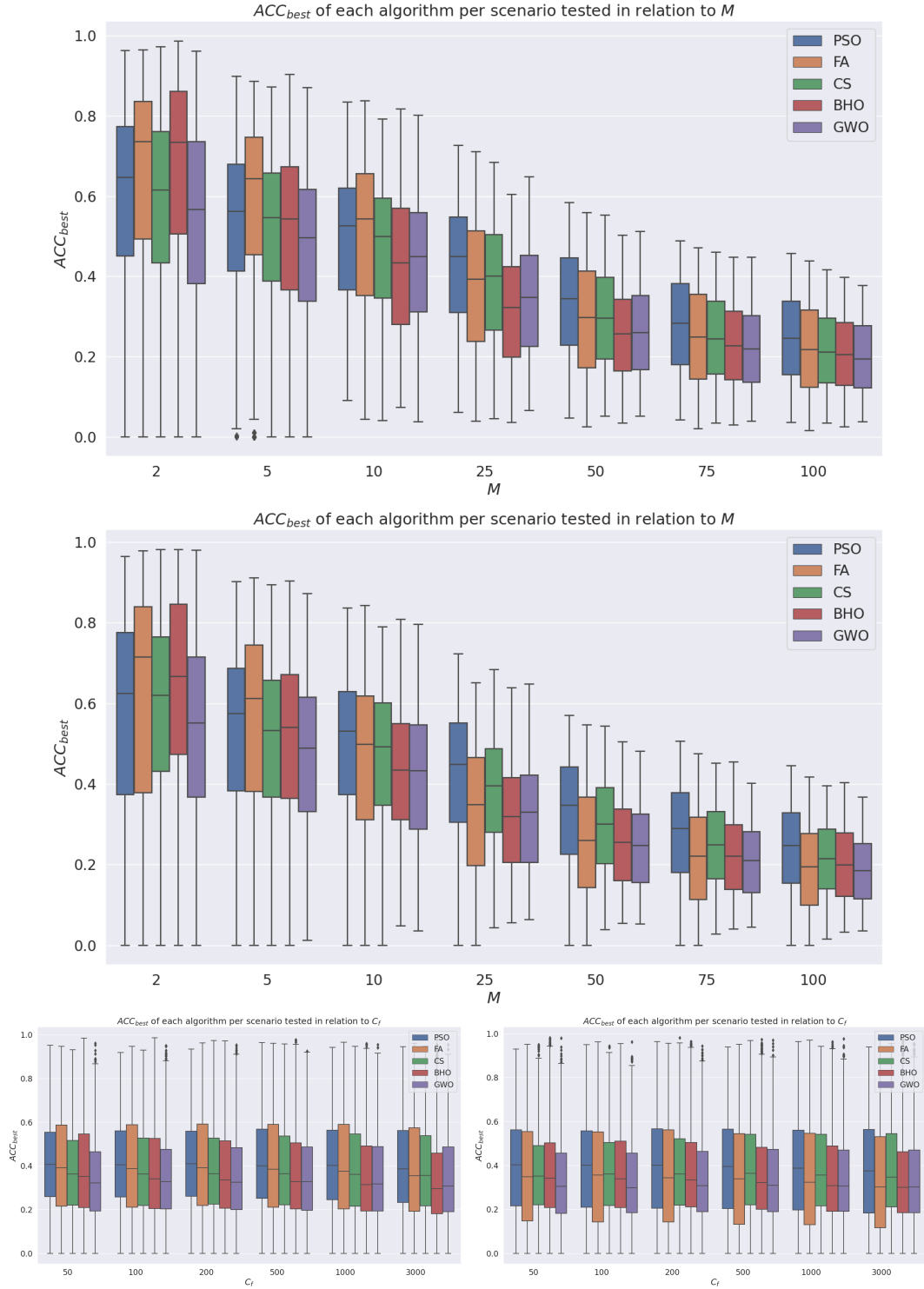
Διάταξη 1	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$
$M$															
2	0.98	0.59	0.24	0.96	0.64	0.24	0.95	0.58	0.23	0.97	<b>0.65</b>	0.23	0.96	0.52	0.25
5	0.89	0.54	0.19	0.90	<b>0.57</b>	0.20	0.92	0.52	0.18	0.93	0.52	0.20	0.87	0.47	0.18
10	0.81	<b>0.50</b>	0.18	0.82	0.46	0.18	0.79	0.47	0.17	0.83	0.42	0.18	0.77	0.42	0.16
25	0.71	<b>0.42</b>	0.17	0.62	0.33	0.14	0.66	0.38	0.15	0.64	0.31	0.14	0.57	0.31	0.13
50	0.59	<b>0.33</b>	0.14	0.51	0.25	0.12	0.55	0.29	0.13	0.51	0.25	0.12	0.48	0.24	0.10
75	0.52	<b>0.27</b>	0.13	0.44	0.22	0.11	0.47	0.24	0.12	0.45	0.22	0.11	0.37	0.20	0.09
100	0.45	<b>0.24</b>	0.12	0.39	0.19	0.10	0.42	0.21	0.10	0.39	0.20	0.10	0.35	0.18	0.08
<hr/>															
Διάταξη 2	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$
$M$															
2	0.95	0.58	0.24	0.97	<b>0.67</b>	0.23	0.96	0.59	0.22	0.98	0.65	0.24	0.97	0.54	0.24
5	0.87	0.52	0.20	0.91	<b>0.60</b>	0.20	0.89	0.52	0.18	0.91	0.51	0.20	0.89	0.48	0.18
10	0.83	0.49	0.18	0.83	<b>0.50</b>	0.18	0.80	0.46	0.17	0.80	0.42	0.17	0.75	0.43	0.16
25	0.70	<b>0.41</b>	0.17	0.65	0.36	0.15	0.68	0.37	0.15	0.61	0.31	0.14	0.61	0.33	0.13
50	0.58	<b>0.32</b>	0.14	0.53	0.28	0.13	0.55	0.28	0.13	0.52	0.25	0.11	0.49	0.25	0.11
75	0.52	<b>0.27</b>	0.13	0.48	0.24	0.12	0.46	0.24	0.11	0.44	0.22	0.11	0.40	0.21	0.10
100	0.44	<b>0.23</b>	0.12	0.42	0.21	0.11	0.41	0.21	0.10	0.41	0.20	0.10	0.38	0.19	0.09
<hr/>															
Διάταξη 3	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$
$M$															
2	0.96	0.59	0.23	0.96	0.65	0.25	0.97	0.58	0.23	0.99	<b>0.67</b>	0.22	0.96	0.54	0.24
5	0.90	0.54	0.18	0.89	<b>0.58</b>	0.21	0.87	0.52	0.18	0.90	0.52	0.19	0.87	0.47	0.18
10	0.83	<b>0.49</b>	0.17	0.84	0.49	0.20	0.79	0.47	0.16	0.82	0.42	0.18	0.80	0.43	0.16
25	0.73	<b>0.41</b>	0.17	0.71	0.36	0.18	0.68	0.38	0.15	0.60	0.31	0.14	0.65	0.34	0.14
50	0.58	<b>0.32</b>	0.14	0.56	0.28	0.15	0.55	0.29	0.13	0.50	0.25	0.12	0.51	0.25	0.11
75	0.49	<b>0.27</b>	0.13	0.47	0.24	0.13	0.46	0.24	0.11	0.45	0.22	0.11	0.45	0.22	0.10
100	0.46	<b>0.24</b>	0.12	0.44	0.21	0.12	0.42	0.21	0.10	0.40	0.20	0.10	0.38	0.19	0.09
<hr/>															
Διάταξη 4	PSO			FA			CS			BHO			GWO		
	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$	$ACC_{best}$	$ACC_{avg}$	$STD$
$M$															
2	0.96	0.53	0.30	0.98	0.57	0.33	0.98	0.57	0.24	0.98	<b>0.63</b>	0.25	0.98	0.53	0.24
5	0.90	0.49	0.26	0.91	<b>0.52</b>	0.29	0.89	0.50	0.19	0.90	0.51	0.20	0.87	0.47	0.18
10	0.84	<b>0.46</b>	0.24	0.84	0.43	0.24	0.79	<b>0.46</b>	0.17	0.81	0.43	0.16	0.80	0.42	0.16
25	0.72	<b>0.39</b>	0.21	0.65	0.31	0.19	0.68	0.37	0.15	0.64	0.31	0.13	0.65	0.32	0.13
50	0.57	<b>0.31</b>	0.16	0.55	0.24	0.16	0.54	0.28	0.13	0.50	0.25	0.11	0.48	0.24	0.11
75	0.51	<b>0.26</b>	0.14	0.47	0.21	0.13	0.45	0.24	0.11	0.45	0.22	0.10	0.40	0.20	0.10
100	0.45	<b>0.23</b>	0.13	0.42	0.19	0.12	0.40	0.21	0.10	0.40	0.20	0.10	0.37	0.18	0.09

Πίνακας 4.8: Συνοπτικά αποτελέσματα του μέτρου αποτελεσματικότητας «optimization accuracy» και του υπολογιστικού χρόνου.

	$ACC_{avg}$	$STD$	$T_{avg}(ms)$
PSO	0.401288	0.218944	15.38
FA	0.385764	0.244604	18.69
CS	0.380562	0.208226	9.40
BHO	0.365885	0.223724	17.44
GWO	0.341955	0.198662	11.22



Σχήμα 4.6: Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων, σε σχέση με τις παραμέτρους του δυναμικού περιβάλλοντος  $M$  και  $C_f$  για τη Διάταξη 1 (επάνω, αριστερά) και 2 (κάτω, δεξιά)



Σχήμα 4.7: Το μέτρο «optimization accuracy» και το 90% διάστημα εμπιστοσύνης των αλγορίθμων, σε σχέση με τις παραμέτρους του δυναμικού περιβάλλοντος  $M$  και  $C_f$  για τη Διάταξη 3 (επάνω, αριστερά) και 4 (κάτω, δεξιά)

Παρόλο που βασιζόμενοι στη μη-παραμετρική μέθοδο «Wilcoxon signed-rank», η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων δεν μπορεί να θεωρηθεί ανώτερη του Αλγορίθμου της Πυγολαμπίδας με επίπεδο εμπιστοσύνης 5%, η κρίσιμη τιμή «p-value» ίση με 0.085 κάνει την υπόθεση αυτή ελαφρώς πιο αμφίβολη. Για τη σύγκριση μεταξύ της Αναζήτησης του Κούκου και της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας, παρατηρείται μια παρόμοια περίπτωση σχετικά με τον βαθμό εμπιστοσύνης. Η κρίσιμη τιμή «p-value» ίση με 0.052 δεν επιτρέπει την απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης χρησιμοποιώντας το επίπεδο εμπιστοσύνης του 5%. Η Αναζήτηση του Κούκου και ο Αλγόριθμος της Πεταλούδας είναι στατιστικά αδιάφοροι και για τις δύο μεθόδους ελέγχου, ενώ η Βελτιστοποίηση Γκρίζου Λύκου αναδεικνύεται η χειρότερη προσέγγιση μεταξύ όλων.

Ο διαφοροποιητικός παράγοντας μεταξύ της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων και των άλλων αλγορίθμων, έγκειται στο γεγονός ότι οι πράκτορες αυτού λαμβάνουν υπόψη κατά την κίνησή τους τις καλύτερες τοποθεσίες που εντόπισαν σε προηγούμενες κινήσεις τους. Αυτή η μορφή μνήμης, που λείπει από τους υπόλοιπους αλγορίθμους, προσφέρει στη Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων ένα πλεονέκτημα στο δυναμικό περιβάλλον, καθώς οι στόχοι που κινούνται στον χώρο είναι πιο πιθανό να βρίσκονται κοντά σε θέσεις που βρισκόντουσαν προηγουμένως. Η μη ικανοποιητική απόδοση της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας, μπορεί να αποδοθεί στην απλότητα του αλγορίθμου και τη μονοδιάστατη προσέγγιση στην κίνηση των πρακτόρων. Η περιορισμένη τυχαότητα στην κίνηση των πρακτόρων στη Βελτιστοποίηση Γκρίζου Λύκου, φαίνεται να έχει αρνητική επίδραση στη συνολική απόδοση του αλγορίθμου, ειδικά σε σενάρια με συχνές μεταβολές περιβάλλοντος.

Συνολικά, το προτεινόμενο Αλγοριθμικό Πλαίσιο με τη χρήση Πολλαπλών Σμηνών, χρησιμοποιώντας τη Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων, είναι η πρώτη επιλογή για την επίλυση του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV. Μόνο σε περιπτώσεις με ελάχιστες κορυφές προτείνονται οι εναλλακτικές του Αλγορίθμου της Πυγολαμπίδας και της Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας. Ως προς τη βέλτιστη διάταξη, η απόδοση της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων είναι παρόμοια για όλες τις διατάξεις σε σχέση με τον αριθμό των κορυφών  $M$ . Η ίδια συμπεριφορά παρατηρείται επίσης και σε σχέση με το συνολικό αριθμό των UAV,  $N$ .

Πίνακας 4.9: Παραμετρικός στατιστικός έλεγχος «Paired t-test» των αλγορίθμων,  $\alpha = 0.05$

$\bar{X}_A$	$\bar{X}_B$	$H_0$	t-value	p-value	Αποτέλεσμα
0.401288	0.385764	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{FA}$	2.143270	3.807403e-02	Απορρίπτεται
0.401288	0.380562	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{CS}$	7.551938	2.770644e-09	Απορρίπτεται
0.401288	0.365885	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{BHO}$	4.127425	1.752671e-04	Απορρίπτεται
0.401288	0.341955	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{GWO}$	23.940613	1.022312e-25	Απορρίπτεται
0.385764	0.380562	$\bar{X}_{FA} == \bar{X}_{CS}$	0.949864	3.477470e-01	Δεν Απορρίπτεται
0.385764	0.365885	$\bar{X}_{FA} == \bar{X}_{BHO}$	4.702533	2.904291e-05	Απορρίπτεται
0.385764	0.341955	$\bar{X}_{FA} == \bar{X}_{GWO}$	7.537504	2.902059e-09	Απορρίπτεται
0.380562	0.365885	$\bar{X}_{CS} == \bar{X}_{BHO}$	1.999079	5.225783e-02	Δεν Απορρίπτεται
0.380562	0.341955	$\bar{X}_{CS} == \bar{X}_{GWO}$	23.165240	3.600758e-25	Απορρίπτεται
0.365885	0.341955	$\bar{X}_{BHO} == \bar{X}_{GWO}$	3.215709	2.539667e-03	Απορρίπτεται

#### 4.5.6 Υπολογιστική Πολυπλοκότητα

Η υπολογιστική πολυπλοκότητα των επιμέρους διαδικασιών του Αλγοριθμικού Πλαισίου με τη χρήση Πολλαπλών Σμηνών παρουσιάζεται παρακάτω:

- Αρχικοποίηση πληθυσμού:  $\mathcal{O}(N)$ , όπου  $N$  ο συνολικός αριθμός των UAV.

Πίνακας 4.10: Μη-παραμετρικός στατιστικός έλεγχος «Paired Wilcoxon signed-rank» των αλγορίθμων,  $\alpha = 0.05$ 

$\bar{X}_A$	$\bar{X}_B$	$H_0$	w-value	p-value	Αποτέλεσμα
0.401288	0.385764	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{FA}$	314.0	8.556818e-02	Δεν Απορρίπτεται
0.401288	0.380562	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{CS}$	55.0	7.133162e-07	Απορρίπτεται
0.401288	0.365885	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{BHO}$	182.0	7.523986e-04	Απορρίπτεται
0.401288	0.341955	$\bar{X}_{PSO} == \bar{X}_{GWO}$	0.0	1.647936e-08	Απορρίπτεται
0.385764	0.380562	$\bar{X}_{FA} == \bar{X}_{CS}$	411.0	6.125770e-01	Δεν Απορρίπτεται
0.385764	0.365885	$\bar{X}_{FA} == \bar{X}_{BHO}$	101.0	1.173068e-05	Απορρίπτεται
0.385764	0.341955	$\bar{X}_{FA} == \bar{X}_{GWO}$	0.0	1.647936e-08	Απορρίπτεται
0.380562	0.365885	$\bar{X}_{CS} == \bar{X}_{BHO}$	281.0	3.301715e-02	Απορρίπτεται
0.380562	0.341955	$\bar{X}_{CS} == \bar{X}_{GWO}$	0.0	1.647936e-08	Απορρίπτεται
0.365885	0.341955	$\bar{X}_{BHO} == \bar{X}_{GWO}$	235.0	6.788542e-03	Απορρίπτεται

- Στρατηγική Διαφοροποίησης:  $\mathcal{O}(\Psi \times (n^2))$ , όπου  $n = N/\Psi$  ο αριθμός των UAV σε κάθε σμήνος.
- Στρατηγική Εντατικοποίησης:  $\mathcal{O}(\Psi^2)$ , όπου  $\Psi$  ο αριθμός των σμηνών.
- Πολυπλοκότητα υπολογισμού υποψήφιας θέσης:
  - PSO:  $\mathcal{O}(\Psi \times n)$ , αφού μόνο η εύρεση του καλύτερου πράκτορα στο σμήνος είναι απαραίτητη.
  - FA:  $\mathcal{O}(\Psi \times n^2)$ , αφού όλοι οι πράκτορες στο σμήνος επηρεάζουν την υποψήφια θέση.
  - CS:  $\mathcal{O}(\Psi \times n \times n \log(n))$ , αφού προϋποθέτει την κατάταξη των πρακτόρων του σμήνους.
  - BHO:  $\mathcal{O}(\Psi \times n)$ , αφού μόνο η εύρεση του καλύτερου πράκτορα στο σμήνος είναι απαραίτητη.
  - GWO:  $\mathcal{O}(\Psi \times n \times n \log(n))$ , αφού προϋποθέτει την κατάταξη των πρακτόρων του σμήνους.

όπου  $\Psi$  ο αριθμός των σμηνών και  $n = N/\Psi$  ο αριθμός των UAV σε κάθε σμήνος.

## 4.6 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάστηκε ένα νέο δυναμικό πρόβλημα κάλυψης περιοχής, το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV, για τη μοντελοποίηση επιχειρήσεων έρευνας και διάσωσης με χρήση UAV, όταν οι στόχοι κινούνται εντός μιας περιοχής ενδιαφέροντος. Χρησιμοποιώντας τη γεννήτρια δυναμικού περιβάλλοντος του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών, αυτό το στοχαστικό πρόβλημα μεγιστοποίησης ενσωματώνει τη συνάρτηση κορυφών του Προβλήματος Κινούμενων Κορυφών προκειμένου να ορίσει αξίες σε κάθε σημείο του χώρου. Εφόσον όλοι οι στόχοι της αναζήτησης δεν έχουν τη ίδια σημαντικότητα ή δεν είναι το ίδιο επείγον ο εντοπισμός τους και όσο πιο αραιά βρίσκονται στον χώρο τόσο δυσκολότερος είναι και ο εντοπισμός τους, η συνάρτηση κορυφής παρέχει μια ικανοποιητική μοντελοποίηση της αξίας των θέσεων, τόσο ως προς τη δυσκολία εντοπισμού των στόχων όσο και προς την αξία αυτών.

Για την επίλυση του Προβλήματος Αναζήτησης Κορυφών με UAV, πέντε αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους υλοποιήθηκαν και δοκιμάστηκαν. Οι αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν εντός ενός Αλγοριθμικού Πλαισίου με τη χρήση Πολλαπλών Σμηνών για την αντιμετώπιση της δυναμικής φύσης του προβλήματος. Το πλαίσιο αυτό περιλαμβάνει στρατηγικές διαφοροποίησης και εντατικοποίησης, όπου σε συνδυασμό με τη συμπεριφορά σμήνους του εκάστοτε αλγορίθμου, καθοδηγούν τη αναζήτηση. Η προτεινόμενη

προσέγγιση UAV-πράκτορα, παρέχει μια στρατηγική συντονισμού των UAV σε πραγματικό χρόνο, βασισμένη στον εκάστοτε επιλεγμένο αλγόριθμο νοημοσύνης σμήνους. Για την αξιολόγηση των αλγορίθμων, δημιουργήθηκαν 105 σενάρια και πραγματοποιήθηκαν προσομοιώσεις χρησιμοποιώντας τέσσερις διαφορετικές διατάξεις του πληθυσμού των UAV.

Ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων, παρατηρήθηκε εμπειρικά και επιβεβαιώθηκε στατιστικά, ως η καλύτερη παραλλαγή του προτεινόμενου Αλγοριθμικού Πλαισίου με τη χρήση Πολλαπλών Σμήνων για την επίλυση του Προβλήματος Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με UAV. Η συνολική του απόδοση ήταν αρκετά σταθερή σε όλες τις διατάξεις και υπερκεράστηκε για ελάχιστα σε συγκεκριμένα σενάρια. Συγκεκριμένα, όταν χρησιμοποιούνται μεγάλα σμήνη από UAV, η Βελτιστοποίηση της Πυγολαμπίδας είναι σε θέση να αποδώσει ίδια ή καλύτερα αποτελέσματα, εκμεταλλευόμενη τους κανόνες κίνησης που τη διέπουν, οι οποίοι λαμβάνουν υπόψη τις θέσεις όλων των πρακτόρων του σμήνους.

Όσο η χρήση των UAV σε μεγάλους πληθυσμούς και πολλαπλά σμήνη γίνονται πιο κοινά σε επιχειρήσεις, η έρευνα για τους τρόπους συντονισμού τους σύμφωνα με κάποιο κριτήριο βελτιστοποίησης παρουσιάζει αυξημένο ενδιαφέρον. Συνδυάζοντας το κομμάτι που αφορά τη ρομποτική με αυτό που αφορά την επιχειρησιακή έρευνα, υπάρχει πληθώρα προσεγγίσεων που αξίζει να μελετηθούν για την επίλυση αυτών των πρακτικών προβλημάτων.



## 5 Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV

### 5.1 Εισαγωγή

Σήμερα, ο τομέας των μεταφορών και οι εξελίξεις σε αυτόν, χαρακτηρίζονται από την ανάγκη μεταστροφής του σε περιβαλλοντικά ουδέτερα μέσα με στόχο την ελαχιστοποίηση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Το πρόβλημα που παρουσιάζεται στο κεφάλαιο αυτό, μελετάει αυτή τη διάσταση των σημερινών αλλά και μελλοντικών προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων, συνδυάζοντας δύο σύγχρονα μέσα μεταφοράς, τα Ηλεκτρικά Οχήματα (δρόμου) (Electric Vehicles - *EV*) και τα Μη Στελεχωμένα Εναέρια Οχήματα (Unmanned Aerial Vehicles - *UAV*), έχοντας ως στόχο την ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας.

Σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή Υπηρεσία Περιβάλλοντος, περισσότερο από το 70% των παραγόμενων αερίων του θερμοκηπίου προέρχεται από οχήματα δρόμου, γεγονός που υποδαυλίζει την προσπάθεια επίτευξης των κλιματικών στόχων που έχουν τεθεί από την Ευρωπαϊκή Ένωση (European Environment Agency, 2022). Η σταδιακή κατάργηση των οχημάτων με κινητήρες εσωτερικής καύσης και η ταυτόχρονη παροχή κινήτρων για τη μετάβαση στην ηλεκτροκίνηση, απαιτεί από τις εταιρίες που εκτελούν μεταφορικό έργο να αναθεωρήσουν τις διαδικασίες τους και να τις προσαρμόσουν στις ιδιαιτερότητες των νέων αυτών οχημάτων. Για τον λόγο αυτό είναι απαραίτητη η έρευνα στον τομέα της δρομολόγησης ηλεκτρικών οχημάτων.

Τις τελευταίες δεκαετίες έχει σημειωθεί μεγάλη πρόοδος στην τεχνολογία των ηλεκτρικών οχημάτων, κυρίως σε ό,τι αφορά τη μπαταρία τους. Παρ' όλα αυτά, η αυτονομία τους παραμένει το μεγαλύτερο μειονέκτημά τους και απαιτεί ιδιαίτερη διαχείριση. Το κόστος κτήσης τους έχει μειωθεί σημαντικά, αλλά παραμένουν ακριβότερα από τα συμβατικά οχήματα. Προκειμένου να κάνουν την αντικατάσταση των συμβατικών οχημάτων με ηλεκτρικά πιο δελεαστική, πολλές κυβερνήσεις χρηματοδοτούν μέρος του κόστους ή προσφέρουν φορολογικές απαλλαγές. Τα ηλεκτρικά οχήματα δεν είναι θορυβώδη, δεν εκπέμπουν καυσαέρια άμεσα και έτσι αποτελούν ιδανικά μέσα μεταφοράς για τον πολύπαθο αστικό ιστό. Η χρήση ελαφρών ηλεκτρικών φορτηγών τύπου βαν στις μεταφορές εντός πόλης, αντί των συμβατικών εκδόσεων τους, έχει τη δυνατότητα να σηματοδοτήσει τη μετάβαση σε φιλικές προς το περιβάλλον μεταφορές.

Ένας άλλος τύπος ηλεκτρικών οχημάτων είναι τα Μη Στελεχωμένα Εναέρια Οχήματα. Αν και μοιράζονται πολλά τεχνικά χαρακτηριστικά με τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου, έχουν επιπλέον περιορισμούς που απορρέουν από το βάρος της μπαταρίας τους σε συνδυασμό με το ότι αποτελούν πτητικά μέσα. Ως εκ τούτου, τα *UAV* έχουν ακόμα πιο περιορισμένη ενεργειακή αυτονομία και πολύ αυστηρό όριο στο βάρος που μπορούν να

μεταφέρουν. Παρά τα μειονεκτήματά τους, το μικρό τους μέγεθος και η ευελιξία τους, παρέχουν πλεονεκτήματα που τα παραδοσιακά μέσα δρόμου είναι αδύνατο να προσφέρουν. Τα UAV είναι ενεργειακά αποδοτικότερα για τη μεταφορά ελαφρών δεμάτων, αφού δεν χρειάζεται η μετακίνηση ενός φορτηγού που ζυγίζει πολλούς τόνους για την παράδοση ενός δέματος μόλις μερικών κιλών. Επιπλέον, λόγω της εναέριας δράσης τους δεν επηρεάζονται από την κυκλοφοριακή συμφόρηση στους δρόμους, αλλά ούτε συντελούν στη δημιουργία της. Έτσι, συμβάλλουν και άμεσα αλλά και έμμεσα σε ταχύτερες μεταφορές και στη μείωση της κίνησης με ότι αυτό συνεπάγεται για το περιβάλλον. Η συνδυαστική χρήση των ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου και των UAV επιτρέπει την πλήρη εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων τους. Χρησιμοποιώντας έναν στόλο από ηλεκτρικά οχήματα δρόμου, από τα οποία τα UAV απογειώνονται και προσγειώνονται, η ακτίνα δράσης του μεταφορικού έργου συνολικά επεκτείνεται σημαντικά.

Το προτεινόμενο Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV (Electric Vehicle Routing Problem with Drones - *EVRPD*), συνδυάζει τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου και τα UAV για να εκμεταλλευτεί τα πλεονεκτήματα κάθε οχήματος και να υπερβεί τους περιορισμούς τους. Το νέο αυτό πρόβλημα δρομολόγησης θεωρεί μια συνδυαστική επιχείρηση παράδοσης στην οποία τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου μεταφέρουν τα UAV σε προκαθορισμένα σημεία απογείωσης και προσγείωσης, ώστε αυτά να εκτελέσουν την τελική παράδοση δεμάτων στους πελάτες. Στόχος του προβλήματος είναι η ελαχιστοποίηση της συνολικής καταναλισκόμενης ενέργειας, λαμβάνοντας υπόψη περιορισμούς στην ενεργειακή αυτονομία, στον αριθμό τεμαχίων και στο βάρος του ωφέλιμου φορτίου για κάθε τύπο οχήματος.

Το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV, θεωρεί διαφορετικές κλάσεις βάρους για τα δέματα που μεταφέρονται, όπως συχνά συμβαίνει και σε πρακτικές εφαρμογές μεταφορών. Ανάλογα με την κλάση βάρους στην οποία ανήκει ένα δέμα, αντίστοιχα επηρεάζεται και ο ρυθμός κατανάλωσης ενέργειας εξαιτίας του, και ως εκ τούτου, η αυτονομία και η συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια του οχήματος. Για τη μοντελοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας, χρησιμοποιείται το ενεργειακό κόστος βασισμένο στο βάρος του φορτίου και την απόσταση, που παρουσιάστηκε από τους Kara, Kara και Yetis (2007) για το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με στόχο την Ελαχιστοποίηση της Ενέργειας (Energy Minimizing Routing Problem - *EMRP*).

Για την επίλυση αυτού του νέου και περίπλοκου προβλήματος δρομολόγησης, τέσσερις παραλλαγές του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών υλοποιούνται και δοκιμάζονται. Οι αλγόριθμοι της Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών είναι μια οικογένεια καλά μελετημένων αλγορίθμων και έχουν αναδειχθεί ικανές να αποδώσουν καλά αποτελέσματα σε πληθώρα προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης, όπως τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων.

Δύο από τις παραλλαγές της Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εφαρμογή είναι, ο αλγόριθμος του Συστήματος Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony System - *ACS*) και ο αλγόριθμος της Αποικίας Μυρμηγκιών με Ελάχιστες και Μέγιστες Τιμές Φερομόνης (Min-Max Ant System - *MMAS*). Δύο επιπλέον αλγόριθμοι που υλοποιούνται είναι υβριδικές παραλλαγές των δύο, συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος του Υβριδικού Συστήματος Αποικίας Μυρμηγκιών (Hybrid Ant Colony System - *HACS*) και ο αλγόριθμος της Υβριδικής Αποικίας Μυρμηγκιών με Ελάχιστες και Μέγιστες Τιμές Φερομόνης (Hybrid Min-Max Ant System - *HMMAS*). Αυτές οι υβριδικές παραλλαγές βασίζονται σε επιτυχείς υλοποιήσεις αυτών για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας από τους Kyriakakis, Marinaki και Marinakis (2021) και συνδυάζουν τις δυνατότητες εξερεύνησης του χώρου των λύσεων από τα μυρμηγκία, με τις δυνατότητες αναζήτησης τοπικού

ελαχίστου του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου. Αντίθετα με τις κλασικές υλοποιήσεις των αλγορίθμων Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, που ο πληθυσμός των μυρμηγκιών γεννάται βάσει των κανόνων μετάβασης του αλγορίθμου, οι υβριδικές παραλλαγές χρησιμοποιούν τις γειτονιές τοπικής αναζήτησης για τη δημιουργία του. Επιπλέον, ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου χρησιμοποιείται ως διαδικασία τοπικής αναζήτησης για να εντείνει την αποτελεσματικότητα στην αναζήτησης τοπικών ελαχίστων. Για την υλοποίηση των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται 8 γειτονιές αναζήτησης για το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV, οι οποίοι χρησιμοποιούνται τόσο για τη γέννηση του πληθυσμού των μυρμηγκιών όσο και κατά τη διαδικασία της τοπικής αναζήτησης.

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζεται το πρώτο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων που συνδυάζει ηλεκτρικά επίγεια οχήματα και μη στελεχωμένα εναέρια οχήματα. Επιπλέον, το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV χρησιμοποιεί μια συνάρτηση κόστους που λαμβάνει υπόψη τη συνολική κατανάλωση ενέργειας. Αυτός ο στόχος είναι ένας από τους κύριους λόγους υιοθέτησης αυτών των νέων οχημάτων από στις σύγχρονες εφοδιαστικές αλυσίδες. Στο πρόβλημα λαμβάνονται υπόψη δέματα διαφορετικής κατηγορίας βάρους, καθώς επίσης και περιορισμοί ενέργειας, χωρητικότητας τεμαχίων και βάρους, κάνοντας αρκετά ρεαλιστική τη μοντελοποίηση πρακτικών εφαρμογών διανομής από ηλεκτρικά επίγεια οχήματα και UAV. Παρουσιάζονται αποτελέσματα για το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV για τα παραδείγματα αναφοράς που δημιουργήθηκαν βασισμένα στα παραδείγματα της βιβλιογραφίας που έχουν προταθεί για το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Δύο Επιπέδων (Two-Echelon Vehicle Routing Problem - 2E-VRP). Επιπλέον, πραγματοποιείται μια πρακτική μελέτη περίπτωσης σε παραδείγματα βασισμένα σε πραγματικά δεδομένα για μια επιχείρηση διανομής δεμάτων στην πόλη των Χανίων. Τα αποτελέσματα αναδεικνύουν τη σπουδαιότητα να βελτιστοποιηθούν οι διαδρομές των δύο τύπων οχημάτων συνδυαστικά προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η συνολική κατανάλωση ενέργειας της επιχείρησης διανομής. Το μοντέλο του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV επιτυγχάνει αυτό τον στόχο ελαχιστοποίησης της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας σε μικτές εφαρμογές ηλεκτρικών επίγειων οχημάτων και UAV.

Οι κύριοι στόχοι της έρευνας αυτού του κεφαλαίου είναι:

- Η εισαγωγή ενός νέου προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων που εστιάζει στην ελαχιστοποίηση της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας και συνδυάζει σύγχρονα μέσα μεταφοράς, τόσο βιβλιογραφικά όσο και πρακτικά.
- Η θεωρητική συνεισφορά στη βιβλιογραφία των προβλημάτων δρομολόγησης με τη μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV.
- Η ανάπτυξη τεσσάρων υβριδικών αλγορίθμων Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών για την επίλυση του περίπλοκου αυτού προβλήματος.
- Η πρόταση μιας αποτελεσματικής προσέγγισης επίλυσής του, βασισμένη στα αποτελέσματα των υπολογιστικών πειραμάτων.
- Η εφαρμογή του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV σε ένα πρακτικό σενάριο δρομολόγησης στην πόλη των Χανίων.

## 5.2 Το Πρόβλημα Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV

Το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV αποτελεί ένα συνδυαστικό πρόβλημα δρομολόγησης ηλεκτρικών επίγειων οχημάτων και UAV, με στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας της επιχείρησης παράδοσης δεμάτων. Σε αντίθεση με άλλες προσεγγίσεις της βιβλιογραφίας, η συνάρτηση υπολογισμού της κατανάλωσης ενέργειας της, λαμβάνει υπόψη το βάρος του εμπορεύματος που μεταφέρεται και για τους δύο τύπους οχημάτων. Επιπλέον, θεωρεί δέματα διαφορετικών κλάσεων βάρους που περιορίζουν περαιτέρω το πρόβλημα ως προς τη χωρητικότητα των οχημάτων αλλά και την ενέργεια τους.

Το σενάριο που προσεγγίζει το νέο αυτό πρόβλημα έχει ως εξής: Ένας στόλος από ηλεκτρικά επίγεια οχήματα, με δυνατότητα να μεταφέρουν έναν αριθμό UAV, χρησιμοποιούνται προκειμένου να μεταφέρουν δέματα σε πελάτες. Τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου, ξεκινάνε τη διαδρομή τους από την αποθήκη μεταφέροντας όλα τα δέματα που πρέπει να παραδοθούν από τα UAV που τους έχουν ανατεθεί. Τα οχήματα επισκέπτονται δεδομένα σημεία απογείωσης και προσγείωσης, από τα οποία τα UAV ξεκινάνε τη δική τους διαδρομή για την παράδοση των δεμάτων στους πελάτες. Τα οχήματα δρόμου αναμένουν στις θέσεις απογείωσης και προσγείωσης των UAV έως ότου όλα τα UAV τους να ολοκληρώσουν τις διαδρομές τους από αυτό το σημείο και να επιστρέψουν σε αυτό. Όταν όλα τα UAV έχουν επιστρέψει στο όχημα, τότε αυτό συνεχίζει για άλλα σημεία απογείωσης και προσγείωσης. Η επιχείρηση δρομολόγησης τελειώνει όταν όλοι οι πελάτες έχουν εξυπηρετηθεί και όλα τα οχήματα έχουν επιστρέψει στην αποθήκη.

Τα δέματα προς παράδοση, έχουν το ίδιο μέγεθος αλλά ανήκουν σε τρεις διαφορετικές κατηγορίες βάρους. Κάθε τύπος οχήματος έχει ένα μέγιστο αριθμό τεμαχίων και ένα μέγιστο βάρος που μπορεί να μεταφέρει. Επιπλέον, κάθε τύπος οχήματος έχει ένα περιορισμό μέγιστης ενέργειας που περιορίζει τη μέγιστη απόσταση που μπορεί να διανύσει. Η εναπομένουσα ενέργεια σε κάθε βήμα της διαδρομής, εξαρτάται από το βάρος του φορτίου που μεταφέρει εκείνη τη στιγμή.

Ο στόχος του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV είναι η δημιουργία διαδρομών για τους δύο τύπους οχημάτων που ελαχιστοποιούν την καταναλισκόμενη ενέργεια, λαμβάνοντας υπόψη τις διαφορετικές κατηγορίες βάρους των δεμάτων και τους περιορισμούς στη μέγιστη αυτονομία των οχημάτων. Στην επόμενη υποενότητα ορίζονται οι έννοιες της κατηγορίας των δεμάτων, της ενέργειας και η συνάρτηση κόστους των διαδρομών για το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV.

### 5.2.1 Βάρος Φορτίου

Το πρόβλημα θεωρεί δέματα προς παράδοση που ανήκουν σε τρεις Κλάσεις Βάρους (KB). Ο Πίνακας 5.1 παρουσιάζει ένα παράδειγμα των κλάσεων και του εύρους βάρους αυτών, καθώς και το βάρος που λαμβάνεται υπόψη στον υπολογισμό του φορτίου, της ενέργειας και του κόστους.

Πίνακας 5.1: Κλάσεις βάρους των δεμάτων

Κλάση Βάρους	Εύρος Βάρους (Μονάδες Βάρους)	Θεωρούμενο Βάρος (Μονάδες Βάρους)
1	(0.0,1.0]	1.0
2	(1.0,2.0]	2.0
3	(2.0,3.0]	3.0

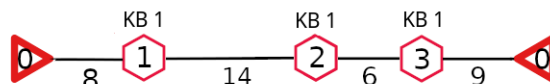
Κάθε UAV μπορεί να μεταφέρει συνδυασμούς αυτών των δεμάτων σε ειδικές υποδοχές σταθερών διαστάσεων. Ο αριθμός των υποδοχών που χρησιμοποιούνται στην παρούσα μελέτη είναι τρεις, ένας ρεαλιστικός αριθμός δεμάτων σε πρακτικές εφαρμογές παράδοσης. Κάθε υποδοχή δέματος αντιστοιχεί σε έναν πελάτη. Παρόλο που τα UAV μπορούν να μεταφέρουν έως τρία δέματα ταυτόχρονα, η κλάση βάρους των δεμάτων και το δεδομένο όριο βάρους του φορτίου των UAV, μπορεί να μην επιτρέπει τη μεταφορά τους.

Σε αυτή την εφαρμογή το μέγιστο όριο βάρους του φορτίου που χρησιμοποιείται είναι 4.0 μονάδες βάρους, που αποτελεί μια ρεαλιστική τιμή αν οι κλάσεις βάρους που παρουσιάστηκαν προηγουμένως αφορούν κιλά. Οι δυνατοί συνδυασμοί δεμάτων για μεταφορά από ένα UAV σε οποιαδήποτε στιγμή δίνεται από τον Πίνακα 5.2.

Πίνακας 5.2: Συνδυασμοί φορτίου των UAV

Περίπτωση	Υποδοχή			Ποσότητα (max: 3)	Βάρος Φορτίου (max: 4.0 Μονάδες Βάρους)
1	KB 1	-	-	1	1.0
2	KB 1	KB 1	-	2	2.0
3	KB 1	KB 1	KB 1	3	3.0
4	KB 1	KB 2	-	2	3.0
5	KB 1	KB 1	KB 2	3	4.0
6	KB 2	-	-	1	2.0
7	KB 2	KB 2	-	2	4.0
8	KB 3	-	-	1	3.0
9	KB 3	KB 1	-	2	4.0

Ως εκ τούτου, σε κάθε τόξο μεταξύ δύο πελατών στις θέσεις  $i, j$  μιας διαδρομής ενός UAV, το βάρος του φορτίου του UAV,  $W_{ij}$ , εξαρτάται από το πλήθος των πελατών που απομένουν να εξυπηρετηθούν μετά την εξυπηρέτηση του πελάτη στη θέση  $j$ . Για παράδειγμα, θεωρούμε τη διαδρομή ενός UAV, όπως απεικονίζεται στο Σχ. 5.1, με τις αντίστοιχες αποστάσεις μεταξύ των κόμβων της, στην οποία όλοι οι πελάτες θέλουν ένα δέμα που ανήκει στην πρώτη κατηγορία βάρους:



Σχήμα 5.1: Παράδειγμα διαδρομής

Το βάρος του φορτίου για κάθε τόξο  $W_{ij}$  υπολογίζεται ως εξής:

$$W_{01} = 1.0 + 1.0 + 1.0 = 3$$

$$W_{12} = 1.0 + 1.0 + 0.0 = 2$$

$$W_{23} = 1.0 + 0.0 + 0.0 = 1$$

$$W_{30} = 0.0 + 0.0 + 0.0 = 0$$

### 5.2.2 Κόστος Ενέργειας

Πληθώρα στοιχείων είναι πιθανό να επηρεάσουν την κατανάλωση ενέργειας. Για τα οχήματα δρόμου, οι συνθήκες κίνησης, ο τρόπος οδήγησης, ακόμα και οι φωτεινοί σηματοδότες επηρεάζουν τον ρυθμό κατανάλωσης της ενέργειας. Καιρικές συνθήκες όπως η θερμοκρασία, ο άνεμος και η υγρασία, παίζουν επίσης σημαντικό ρόλο στα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου, αλλά ακόμα περισσότερο στα UAV. Παρόλα αυτά η πιο σημαντική παράμετρος επιρροής της κατανάλωσης ενέργειας για τα UAV είναι το βάρος του φορτίου

τους. Σε αντίθεση με τις καιρικές συνθήκες οι οποίες δεν μπορούν να ελεγχθούν, το βάρος του φορτίου και κατ' επέκταση ο ρυθμός κατανάλωσης της ενέργειας των UAV, μπορεί να ελεγχθεί μέσω της βελτιστοποίησης της διαδρομής τους.

Η συνάρτηση του κόστους της ενέργειας που χρησιμοποιείται από το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV βασίζεται στη συνάρτηση κόστους του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας όπως παρουσιάστηκε από τους Kara, Kara και Yetis (2007), που αποτελεί επέκταση του φυσικού νόμου του Μηχανικού Έργου, όπως συναντάται στην κλασική μηχανική:

$$\text{Έργο} = \text{Δύναμη} \times \text{Μετατόπιση} \quad (5.1)$$

Γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι όσο μεγαλύτερο το φορτίο που μεταφέρει ένα όχημα, τόσο αυξάνεται και η ενέργεια που απαιτείται για να διανύσει μια δεδομένη απόσταση. Έτσι και η ενέργεια που καταναλώνεται για τη μεταφορά ενός δεδομένου φορτίου, αυξάνεται όσο αυξάνεται και η απόσταση που διανύεται με αυτό. Με βάση το Σχ. 5.1, η ενέργεια που απαιτείται για να διανυθεί ένα τόξο  $(i, j)$  στο Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV δίνεται από την Εξ. (5.2):

$$\text{Ενέργεια Τόξου} = \text{Μήκος Τόξου} \times (\phi + \text{Βάρος Φορτίου στο Τόξο}) \quad (5.2)$$

Η σταθερά  $\phi$  ορίζεται ίση με τη μονάδα και αναπαριστά το σταθερό βάρος του οχήματος. Χρησιμοποιείται ώστε η μαθηματική έκφραση να υπολογίζει την κατανάλωση ενέργειας όταν το φορτίο είναι μηδενικό, όπως είναι στην περίπτωση που το UAV επιστρέφει στο όχημα δρόμου μετά την ολοκλήρωση των παραδόσεων που του έχουν ανατεθεί.

Έτσι, για το παράδειγμα της διαδρομής που απεικονίζεται στο Σχ. 5.1 και παρουσιάστηκε στις προηγούμενες υποενότητες, η ενέργεια  $e_{ij}$  που απαιτείται σε κάθε τόξο  $(i, j)$  με μήκος  $d_{ij}$  υπολογίζεται ως εξής:

$$\begin{aligned} e_{01} &= d_{01} \times (1 + W_{01}) = 8 \times 4 = 32 \\ e_{12} &= d_{12} \times (1 + W_{12}) = 14 \times 3 = 42 \\ e_{23} &= d_{23} \times (1 + W_{23}) = 6 \times 2 = 12 \\ e_{30} &= d_{30} \times (1 + W_{31}) = 9 \times 1 = 9 \end{aligned}$$

Καθώς ο αντικειμενικός στόχος του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV είναι η ελαχιστοποίηση της κατανάλισκόμενης ενέργειας, το κόστος της διαδρομής υπολογίζεται από το άθροισμα της ενέργειας που καταναλώνεται για κάθε τόξο της. Έτσι, το κόστος της διαδρομής του παραδείγματος γίνεται:

$$C = \sum_{(i,j) \in \text{route}} e_{ij} = 95$$

Μια ενδιαφέρουσα παρατήρηση στη συνάρτηση κόστους του προβλήματος είναι η διαφοροποίηση στο κόστος της διαδρομής αν η σειρά επίσκεψης των πελατών αντιστραφεί. Παρόλο που το πρόβλημα θεωρεί συμμετρικές αποστάσεις, το κόστος της ανεστραμμένης διαδρομής του παραδείγματος διαμορφώνεται ως εξής:

$$C_{\text{reversed}} = 9 \times 4 + 6 \times 3 + 14 \times 2 + 8 \times 1 = 90$$

### 5.2.3 Παραδοχές

Όπως σε όλα τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων, έτσι και για το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV γίνονται ορισμένες παραδοχές, οι οποίες παρουσιάζονται παρακάτω:

- Οι παραδόσεις γίνονται μόνο από τα UAV.
- Η ζήτηση όλων των πελατών αφορά ένα μόνο δέμα.
- Το όχημα δρόμου δεν επιστρέφει σε προηγούμενους κόμβους.
- Τα σημεία απογείωσης και προσγείωσης είναι τα ίδια.
- Τα οχήματα δρόμου αναμένουν στα σημεία απογείωσης και προσγείωσης.
- Τα UAV επαναχρησιμοποιούνται αν το επιτρέπει η εναπομένονσα ενέργειά τους.
- Πολλαπλά UAV μπορούν να χρησιμοποιηθούν από το ίδιο όχημα, ταυτόχρονα.
- Τα UAV πετάνε σε επαρκώς μεγάλο υψόμετρο για το οποίο η περιοχή ενδιαφέροντος θεωρείται επίπεδη.
- Τα διαθέσιμα οχήματα μπορούν να εξυπηρετήσουν τη ζήτηση.
- Η απογείωση και προσγείωση των UAV γίνεται στιγμιαία.
- Δεν λαμβάνονται υπόψη εξωτερικοί παράγοντες όπως π.χ. οι καιρικές συνθήκες.

Οι περισσότερες από τις παραδοχές που γίνονται, συμβάλουν στο συνολικό στόχο του προβλήματος που είναι η ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας, όπως ο περιορισμός των παραδόσεων στους πελάτες που πρέπει να γίνεται μόνο από τα UAV και ο περιορισμός των οχημάτων δρόμου που πρέπει να αναμένουν σταθμευμένα στις θέσεις απογείωσης και προσγείωσης.

Στις περισσότερες των πρακτικών εφαρμογών παραδόσεων με χρήση UAV, η πλειοψηφία αυτών αφορά ένα δέμα, για τον λόγο αυτό θεωρείται η παραδοχή του ενός δέματος ανά παραλήπτη. Παρά ταύτα η ζήτηση για περισσότερα του ενός τεμαχίου μπορεί να ενσωματωθεί στην υπάρχουσα μοντελοποίηση χωρίς αλλαγές, έχοντας τον ίδιο πελάτη (το ίδιο σημείο παράδοσης) δύο φορές, μία για κάθε δέμα.

### 5.2.4 Μαθηματική Μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV

Σε αυτήν την υποενότητα παρουσιάζεται η μαθηματική μοντελοποίηση του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV. Το πρόβλημα έχει κοινά χαρακτηριστικά με το Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Δύο Επιπέδων, αφού τα οχήματα δρόμου μεταβαίνουν σε συγκεκριμένα σημεία και λειτουργούν ως κινητές αποθήκες, κατ' αντιστοιχία με τις θέσεις-δορυφόρους που αποτελούν τα κέντρα διανομής του προβλήματος δύο επιπέδων. Στο πρόβλημα που μελετάται, το πρώτο επίπεδο αφορά τις διαδρομές των ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου από την κεντρική αποθήκη έως τις θέσεις-δορυφόρους, ενώ το δεύτερο επίπεδο αφορά τις διαδρομές των UAV από τις θέσεις-δορυφόρους που βρίσκονται τα οχήματα δρόμου, μέχρι τους τελικούς πελάτες.

Η μοντελοποίηση που παρουσιάζεται συνδυάζει την προσέγγιση του Προβλήματος Δρομολόγησης Δύο Επιπέδων (Perboli, Tadei και Vigo, 2011), του Προβλήματος συνδυασμού Οχημάτων Δρόμου και UAV (Karak και Abdelghany, 2019) και προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων που το βάρος επηρεάζει την κατανάλωση ενέργειας (Lin, Zhou και Wolfson, 2016; Kancharla και Ramadurai, 2020).

Τα  $V_D = \{v_D\}$  και  $V'_D = \{v'_D\}$  αναπαριστούν τα σύνολα που εμπεριέχουν την αποθήκη και την εικονική της, αντίστοιχα. Το σύνολο  $V_S = \{v_{S1}, v_{S2}, \dots, v_{S_{n_s}}\}$  εμπεριέχει τα  $n_s$  σημεία-δορυφόρους και το σύνολο  $V'_S = \{v'_{S1}, v'_{S2}, \dots, v'_{S_{n_s}}\}$  είναι το αντίστοιχο

εικονικό σύνολο. Το σύνολο  $V_C = \{v_{C1}, v_{C2}, \dots, v_{Cn_c}\}$  εμπεριέχει τους  $n_c$  κόμβους πελατών. Ως  $A_1 = \{(i, j) | i \in V_D \cup V_S, j \in V'_D \cup V_S, i \neq j\}$  ορίζεται το σύνολο των τόξων που συνδέουν τα στοιχεία του πρώτου επιπέδου, ενώ ως  $A_2 = \{(i, j) | i \in V_C \cup V_S, j \in V_C \cup V'_S, i \neq j\}$  ορίζεται το σύνολο των τόξων μεταξύ των στοιχείων του δεύτερου επιπέδου.

Έστω  $K^{EV}$  και  $K^D$  τα σύνολα των  $k_{EV}$  ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου και των  $k_d$  UAV, αντίστοιχα. Κάθε ηλεκτρικό όχημα δρόμου έχει ένα μέγιστο όριο αριθμού τεμαχίων που μπορεί να μεταφέρει,  $Q^{EV}$ , ένα μέγιστο όριο βάρους φορτίου  $W^{EV}$  και μια μέγιστη ενέργεια  $E^{EV}$ . Αντίστοιχα, κάθε UAV έχει ένα μέγιστο όριο τεμαχίων  $Q^D$ , ένα μέγιστο όριο βάρους φορτίου  $W^D$  και μια μέγιστη ενέργεια  $E^D$ . Με  $d_{ij}$  αναπαριστάται η απόσταση μεταξύ των κόμβων  $i$  και  $j$ , ενώ με  $q_i$  αναπαριστάται η ζήτηση σε βάρος φορτίου του κόμβου  $i$ .

Η δυαδική μεταβλητή απόφασης  $x_{ijk}$  περιγράφει αν το ηλεκτρικό όχημα δρόμου  $k$  διανύει το τόξο  $(i, j)$  ή όχι. Η δυαδική μεταβλητή απόφασης  $z_{ijsk}$  περιγράφει αν το UAV  $k$  διανύει το τόξο  $(i, j)$  ξεκινώντας τη διαδρομή του από το δορυφορικό σημείο  $s$ . Με τη μεταβλητή  $w_{ik}$  αναπαριστάται το βάρος του φορτίου που παραδίδεται στον πελάτη  $i$  από το UAV  $k$ . Η μεταβλητή  $f_{ijk}^1$  είναι το βάρος του φορτίου του οχήματος δρόμου  $k$  ενώ αυτό διανύει το τόξο από τον κόμβο  $i$  στον κόμβο  $j$ , και  $f_{ijsk}^2$  είναι το βάρος του φορτίου του UAV  $k$  ενώ αυτό διανύει το τόξο από τον κόμβο  $i$  στον κόμβο  $j$ , έχοντας αρχίσει τη διαδρομή του από το δορυφορικό σημείο  $s$ . Τέλος, οι μεταβλητές  $TD_{ijs+}$  και  $TD_{ijs-}$  συνδέουν τους δύο τύπους οχημάτων. Το  $TD_{ijs+}$  είναι ίσο με τη μονάδα αν το ηλεκτρικό όχημα δρόμου  $i$  μεταφέρει το UAV  $j$ , φτάνοντας στο δορυφορικό σημείο  $s$ , ενώ το  $TD_{ijs-}$  είναι ίσο με τη μονάδα αν το ηλεκτρικό όχημα δρόμου  $i$  μεταφέρει το UAV  $j$ , αναχωρώντας από το δορυφορικό σταθμό  $s$ .

Η μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος είναι ως εξής:

$$\begin{aligned} \min f = & \sum_{(i,j) \in A_1} \sum_{k \in K^{EV}} (d_{ij} \times (1 + f_{ijk}^1) \times x_{ijk}) \\ & + \sum_{(i,j) \in A_2} \sum_{k \in K^D} \sum_{s \in V_S} (d_{ij} \times (1 + f_{ijsk}^2) \times z_{ijsk}) \end{aligned} \quad (5.3)$$

υ.π.

$$\sum_{j \in (V'_D \cup V_S)} x_{ijk} = \sum_{j \in (V'_D \cup V_S)} x_{jik}, \forall i \in (V_S \cup V_D), k \in K^{EV} \quad (5.4)$$

$$\sum_{j \in (V_C \cup V'_S)} z_{ijsk} = \sum_{j \in (V_C \cup V'_S)} z_{jisk}, \forall i \in V_C, s \in V_S, k \in K^D \quad (5.5)$$

$$\sum_{k \in K^D} \sum_{s \in V_S} \sum_{j \in (V_C \cup V'_S)} z_{ijsk} = 1, \forall i \in V_C \quad (5.6)$$

$$\sum_{i \in (V_S \cup V_D)} x_{isk} \leq 1, \forall s \in V_S, k \in K^{EV} \quad (5.7)$$

$$\sum_{j \in (V_S \cup V'_D)} x_{v_djk} = 1, \forall k \in K^{EV} \quad (5.8)$$

$$\sum_{i \in (V_D \cup V_S)} x_{iv'_dk} = 1, \forall k \in K^{EV} \quad (5.9)$$

$$w_{ik} = \sum_{j \in (V_D' \cup V_S)} f_{jik}^1 - \sum_{j \in (V_D' \cup V_S)} f_{ijk}^1, \forall i \in V_S, k \in K^{EV} \quad (5.10)$$

$$0 \leq f_{ijk}^1 \leq W^{EV} \times x_{ijk}, \forall (i, j) \in A_1, k \in K^{EV} \quad (5.11)$$

$$\sum_{i \in (V_C \cup V_S)} \sum_{j \in V_C} z_{ijsk} \leq Q^D, \forall s \in V_S, k \in K^D \quad (5.12)$$

$$\sum_{i \in (V_D \cup V_S)} \sum_{j \in V_S} x_{ijk} \leq Q^{EV}, \forall k \in K^{EV} \quad (5.13)$$

$$p_i = \sum_{j \in (V_C \cup V_S')} f_{jisk}^2 - \sum_{j \in (V_C \cup V_S')} f_{ijsk}^2, \forall i \in V_C, s \in V_S, k \in K^D \quad (5.14)$$

$$0 \leq f_{ijsk}^2 \leq W^D \times z_{ijsk}, \forall (i, j) \in A_2, s \in V_S, k \in K^D \quad (5.15)$$

$$\sum_{k \in K^D} \sum_{(i,j) \in A_2} p_i \times z_{ijsk} \times TD_{lks+} = w_{sl}, \forall s \in V_S, l \in K^{EV} \quad (5.16)$$

$$\sum_{i \in V_S} \sum_{j \in V_C} \sum_{k \in K^D} z_{ijsk} \times TD_{lks+} \leq k_d, \forall s \in V_S, l \in K^{EV} \quad (5.17)$$

$$\sum_{i \in (V_D \cup V_S)} \sum_{j \in (V_C \cup V_S')} (1 + f_{ijk}^1) \times d_{ij} \times x_{ijk} \leq E^{EV}, \forall k \in K^{EV} \quad (5.18)$$

$$\sum_{(i,j) \in A_2} \sum_{s \in V_S} (1 + f_{ijsk}^2) \times d_{ij} \times z_{ijsk} \leq E^D, \forall k \in K^D \quad (5.19)$$

$$\sum_{i \in (V_S \cup V_S')} \sum_{j \in (V_S \cup V_S')} z_{ijsk} = 0, \forall s \in V_S, \forall k \in K^D \quad (5.20)$$

$$TD_{ijs+} = TD_{ijs-}, \forall i \in K^{EV}, j \in K^D, s \in V_S \quad (5.21)$$

$$TD_{ijs+}, TD_{ijs-} \in \{0, 1\}, \forall i \in K^{EV}, j \in K^D, s \in V_S \quad (5.22)$$

$$\sum_{s \in V_S} TD_{kjs+} = \sum_{i \in (V_S \cup V_D)} \sum_{s \in V_S} x_{isk}, \forall k \in K^{EV}, j \in K^D \quad (5.23)$$

$$\sum_{i \in K^{EV}} TD_{ijs+} = 1, \forall j \in K^D, s \in V_S \quad (5.24)$$

$$TD_{ijs+} = TD_{ijs'+}, \forall i \in K^{EV}, j \in K^D, s \in V_S, s' \in \{V_S | s' \neq s\} \quad (5.25)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in A_1, k \in K^{EV} \quad (5.26)$$

$$z_{ijsk} \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in A_2, s \in V_S, k \in K^D \quad (5.27)$$

Οι περιορισμοί της Εξ. (5.4) και της Εξ. (5.5) επιβάλλουν τον ίδιο αριθμό εισερχόμενων και εξερχόμενων τόξων σε κάθε κόμβο για τους δύο τύπους οχημάτων, αντίστοιχα.

Οι περιορισμοί της Εξ. (5.6) εξασφαλίζουν ότι κάθε κόμβος πελάτη εξυπηρετείται ακριβώς μία φορά, οι περιορισμοί της Εξ. (5.7) διασφαλίζουν ότι κάθε όχημα δρόμου επισκέπτεται το κάθε σημείο απογείωσης και προσγείωσης το πολύ μια φορά. Οι περιορισμοί των Εξ. (5.8) και Εξ. (5.9) εξασφαλίζουν ότι το όχημα δρόμου αρχίζει και τελειώνει τη διαδρομή του στην κεντρική αποθήκη.

Το βάρος του φορτίου που μεταφέρεται σε κάθε θέση απογείωσης υπολογίζεται από την Εξ. (5.10), ενώ η Εξ. (5.11) περιορίζει το βάρος του φορτίου του οχήματος δρόμου στο μέγιστο βάρος φορτίου που μπορεί να μεταφέρει. Οι περιορισμοί της Εξ. (5.12) αφορούν τον αριθμό των τεμαχίων που μεταφέρει το κάθε UAV ξεκινώντας τη διαδρομή του. Παρομοίως, η Εξ. (5.13) περιορίζει τα τεμάχια που μπορεί να μεταφέρει κάθε ηλεκτρικό όχημα δρόμου. Οι Εξ. (5.14) και Εξ. (5.15) επιβάλλουν περιορισμούς στο βάρος του ωφέλιμου φορτίου που μπορεί να μεταφέρει κάθε UAV.

Η διατήρηση της συνέπειας στο φορτίο που μεταφέρεται μεταξύ οχημάτων δρόμου και UAV εξασφαλίζεται από τους περιορισμούς της Εξ. (5.16). Ο αριθμός των διαθέσιμων UAV ανά όχημα δρόμου δίνεται από τον περιορισμό της Εξ. (5.17). Η καταναλισκόμενη ενέργεια ελέγχεται μέσω των Εξ. (5.18) και Εξ. (5.19), για τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου και τα UAV, αντίστοιχα. Για την αποφυγή συνδέσεων μεταξύ των εικονικών και των πραγματικών κόμβων χρησιμοποιούνται οι περιορισμοί της Εξ. (5.20). Κάθε UAV αντιστοιχείται με ένα όχημα δρόμου μέσω της Εξ. (5.21). Οι μεταβλητές απόφασης περιορίζονται από τις Εξ. (5.22) έως Εξ. (5.27).

### 5.3 Ο Προτεινόμενος Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών

#### 5.3.1 Βελτιστοποίηση Αποικίας Μυρμηγκιών

Η Βελτιστοποίηση Αποικίας Μυρμηγκιών αποτελεί μια οικογένεια αλγορίθμων που ανήκουν στους αλγορίθμους βελτιστοποίησης εμπνευσμένους από τη φύση και έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε πληθώρα προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων. Οι αλγόριθμοι αυτοί εξερευνούν το χώρο των λύσεων, μιμούμενοι τον τρόπο με τον οποίο τα μυρμηγκία αναζητούν πηγές τροφής στη φύση. Τα βιολογικά μυρμηγκία εξερευνούν το χώρο γύρω από τη φωλιά τους προκειμένου να εντοπίσουν μια πηγή τροφής. Καθώς μετακινούνται εναποθέτουν φερομόνη στο έδαφος σε ποσότητα ανάλογη της απόστασης και της ποιότητας της πηγής τροφής που βρίσκουν. Όσο περισσότερη φερομόνη έχει ένα μονοπάτι, τόσο μεγαλύτερη η πιθανότητα κάποιο άλλο μυρμήγκι της αποικίας να επιλέξει να το ακολουθήσει. Μονοπάτια φερομόνης που δεν χρησιμοποιούνται συχνά και συγκεντρώνουν μικρότερες ποσότητες φερομόνης, σταδιακά εξαφανίζονται ως αποτέλεσμα της εξαίτησης. Μετά από επαρκές χρονικό διάστημα, τα μυρμηγκία συγκλίνουν στο μονοπάτι με τη μεγαλύτερη ποσότητα φερομόνης. Αυτός ο μηχανισμός έμμεσης επικοινωνίας μέσω της μεταβολής του περιβάλλοντος ονομάζεται στιγμεργία.

Εμπνευσμένοι από τα βιολογικά μυρμηγκία, οι Dorigo, Maniezzo και Colomni (1996) εισήγαγαν τον πρώτο αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, τον αλγόριθμο Συστήματος Μυρμηγκιών (Ant System - AS). Από τότε, πολλοί αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών έχουν προταθεί, δύο εκ των πιο επιτυχημένων είναι ο αλγόριθμος του Συστήματος Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony System - ACS) που εισήχθη από τους Dorigo και Gambardella (1997) και ο αλγόριθμος της Αποικίας Μυρμηγκιών με Ελάχιστες και Μέγιστες Τιμές Φερομόνης (Min-Max Ant System - MMAS), που παρουσιάστηκε από τους Stützle και Hoos (2000). Έκτοτε, πλήθος παραλλαγών αυτών έχουν προταθεί και υιοθετηθεί για την επίλυση προβλημάτων σε διάφορες εφαρμογές (Mohan και Baskaran, 2012).

Για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV, η παρούσα διδακτορική διατριβή υλοποιεί και εξετάζει τέσσερεις αλγόριθμους Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών. Δύο εξ αυτών είναι υβριδικοί αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών και Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Variable Neighborhood Descent-VND), βασισμένοι στους υβριδικούς αλγόριθμους που προτάθηκαν από τους Kyriakakis, Marinaki και Marinakis (2021), για την επίλυση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. Σε αυτές τις υβριδικές εκδοχές τους, μόνο ένα μυρμήγκι δημιουργεί λύση βασισμένη στους κανόνες του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, ενώ ο υπόλοιπος πληθυσμός γεννάται μέσω της εφαρμογής γειτονιών αναζήτησης. Αυτή η υβριδική μέθοδος δημιουργίας του πληθυσμού των μυρμηγκιών ήταν ικανή να αποδώσει ποιοτικές λύσεις στο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας απαιτώντας λιγότερο υπολογιστικό χρόνο έναντι των κλασικών υλοποιήσεων, καθώς περιορίζει την αναζήτηση στην εφικτή περιοχή των λύσεων. Για την περαιτέρω διερεύνηση των καλών λύσεων, ενσωματώνεται ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου, ως διαδικασία τοπικής αναζήτησης. Με βάση τα παραπάνω, υλοποιήθηκαν δύο υβριδικοί αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, ο *HACS* και ο *HMMAS* για την επίλυση του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV.

Οι άλλοι δύο αλγόριθμοι που εξετάζονται είναι οι κλασικοί *ACS* και *MMAS* που ο πληθυσμός των μυρμηγκιών δημιουργείται αποκλειστικά από τους κανόνες μετάβασης του αντίστοιχου αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών. Για την ενίσχυση της διερεύνησης των καλών λύσεων και αυτές οι εκδοχές των αλγορίθμων ενσωματώνουν τον αλγόριθμο της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου ως διαδικασία τοπικής αναζήτησης.

Οι αλγόριθμοι *HACS* και *HMMAS* παρουσιάζονται στον Αλγόριθμο 17 και Αλγόριθμο 18, αντίστοιχα. Τα βήματά τους και οι επιμέρους διαδικασίες που τους αποτελούν περιγράφονται αναλυτικά στη συνέχεια.

---

#### Αλγόριθμος 17: Υβριδικό Σύστημα Αποικίας Μυρμηγκιών

---

**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:** *Instance*,

*ACOiters*,  $q_0, \rho, \beta, VNDiters, NBS = \{NB_1, NB_2, \dots\}$

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:**  $S^{BSF}$

Αρχικοποίηση  $\tau, \eta$  ;

**ΓΙΑ** επανάληψη  $\leftarrow 1$  έως *ACOiters* **KANE**

$S \leftarrow$  Κατασκευή Λύσης( $\tau, \eta, q_0, \beta$ );

**ΓΙΑ** μυρμήγκι *ant*  $\leftarrow 1$  έως  $|NBS|$  **KANE**

$S[ant] = NB_{ant}(S)$ ;

$\tau \leftarrow$  Τοπική Ανανέωση Φερομόνης( $\tau, \rho, S[ant]$ ) ;

**ΑΝ**  $Kόστος(S[ant]) < Kόστος(S^{IB})$  **TOTE**

$S^{IB} \leftarrow S[ant]$ ;

$S^{IB} \leftarrow VND(S^{IB}, VNDiters)$ ;

**ΑΝ**  $Kόστος(S^{IB}) < Kόστος(S^{BSF})$  **TOTE**

$S^{BSF} \leftarrow S^{IB}$ ;

$\tau \leftarrow$  Γενική Ανανέωση Φερομόνης( $\tau, \rho, S^{BSF}$ ) ;

**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $S^{BSF}$ ;

---

**Αλγόριθμος 18:** Υβριδική Αποικία Μυρμηγκιών με Ελάχιστες και Μέγιστες Τιμές Φερομόνης

**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:**  $Instance, ACOiters, Q, \rho, \alpha, \beta, VNDiters, NBS = \{NB_1, NB_2, \dots\}$

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:**  $S^{BSF}$

Αρχικοποίηση  $\tau, \eta, \tau_{max}, \tau_{min}$  ;

**ΓΙΑ** επανάληψη  $\leftarrow 1$  έως  $ACOiters$  **ΚΑΝΕ**

$S \leftarrow \text{ΚατασκευήΛύσης}(\tau, \eta, \alpha, \beta)$ ;

**ΓΙΑ** μυρμήγκι  $ant \leftarrow 1$  έως  $|NBS|$  **ΚΑΝΕ**

$S[ant] = NB_{ant}(S)$ ;

**ΑΝ**  $\text{Κόστος}(S[ant]) < \text{Κόστος}(S^{IB})$  **ΤΟΤΕ**

$S^{IB} \leftarrow S[ant]$  ;

$S^{IB} \leftarrow \text{VND}(S^{IB}, VNDiters)$  ;

**ΑΝ**  $\text{Κόστος}(S^{IB}) < \text{Κόστος}(S^{BSF})$  **ΤΟΤΕ**

$S^{BSF} \leftarrow S^{IB}$  ;

$\tau \leftarrow \text{ΕξάτμισηΦερομόνης}(\tau_{min}, \rho)$  ;

$\tau \leftarrow \text{ΕναποθέτησηΦερομόνης}(\tau_{max}, S^{BSF})$ ;

**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $S^{BSF}$ ;

### Κατασκευή Λύσεων για τους ACS και MMAS

Για το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV κάθε μυρμήγκι αναπαριστά μια πλήρη λύση του προβλήματος που περιλαμβάνει τις διαδρομές των οχημάτων δρόμου και των UAV. Και στις δύο παραλλαγές του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, ACS και MMAS, ένα μυρμήγκι ξεκινάει τη διαδρομή του από την αποθήκη και στη συνέχεια προσθέτει σε αυτή κόμβους (είτε σημεία-δορυφόρους, είτε πελάτες, ανάλογα το είδος της διαδρομής), έως ότου μια επιπλέον προσθήκη σε αυτή παραβιάζει κάποιον από τους περιορισμούς. Τότε το μυρμήγκι επιστρέφει στον αρχικό κόμβο της διαδρομής (την αποθήκη ή το όχημα δρόμου) και ξεκινάει μια άλλη διαδρομή ενός νέου οχήματος ή του ίδιου αν το επιτρέπουν οι περιορισμοί. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι όλοι οι πελάτες να έχουν εξυπηρετηθεί. Για όλες τις παραλλαγές που υλοποιούνται σε αυτή την εργασία, αν η λύση που δημιουργείται δεν είναι εφικτή, τότε απορρίπτεται και γεννάται μια νέα με την ίδια διαδικασία.

Για την επιλογή του επόμενου κόμβου που θα εισαχθεί στη διαδρομή, οι αλγόριθμοι ACS και HACS χρησιμοποιούν την παράμετρο  $q_0$  για τον έλεγχο της απληστίας κατά τη δημιουργία των λύσεων. Επιπλέον, χρησιμοποιείται η παράμετρος  $\beta$  για τον καθορισμό της σημαντικότητας της ευρετικής πληροφορίας,  $\eta$ . Έστω  $L_i$ , το σύνολο των πελατών που δεν έχουν εξυπηρετηθεί ακόμα στην περίπτωση της διαδρομής ενός UAV, ή των σημείων δορυφόρων στην περίπτωση των διαδρομών των EV. Οι κανόνες μετάβασης για τους HACS και ACS ορίζονται ως εξής:

$$j = \begin{cases} \arg \max_{l \in L_i} [\tau_{il}] [\eta_{il}]^\beta, & \text{αν } q \leq q_0 \\ Z, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.28)$$

όπου  $\tau_{il}$  η ποσότητα φερομόνης στο τόξο που συνδέει τους κόμβους  $i$  και  $j$ ,  $q \in [0, 1]$  ένας τυχαίος ομοιόμορφα κατανομημένος αριθμός,  $Z$  ο κόμβος που επιλέχθηκε σύμφωνα με την κατανομή πιθανοτήτων της Εξ. (5.29):

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}][\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in L_i} [\tau_{il}][\eta_{il}]^\beta}, & \text{αν } j \in L_i \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.29)$$

Οι αλγόριθμοι *MMAS* και *HMMAS* χρησιμοποιούν τις παραμέτρους  $\alpha$  και  $\beta$  για τον καθορισμό της σημαντικότητας της φερομόνης  $\tau$  και της ευρετικής πληροφορίας  $\eta$ , αντίστοιχα. Η πιθανότητα ενός μυρμηγκιού να μεταβεί από τον κόμβο  $i$  στον κόμβο  $j$  για τους δύο αυτούς αλγορίθμους περιγράφεται από την Εξ. (5.30):

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in L_i} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}, & \text{αν } j \in L_i \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.30)$$

### Κανόνες Ενημέρωσης Φερομόνης

Οι παραλλαγές *ACS* και *HACS* χρησιμοποιούν δύο κανόνες ενημέρωσης της φερομόνης, την τοπική και τη γενική ενημέρωση. Κατά την κατασκευή μιας λύσης, τα μυρμηγκία αφαιρούν μια ποσότητα φερομόνης από τα μονοπάτια που διανύουν προκειμένου να παροτρύνουν τα υπόλοιπα μυρμηγκία της αποικίας να ακολουθήσουν άλλα ανεξερεύνητα μονοπάτια. Τα επίπεδα φερομόνης μειώνονται σύμφωνα με τον κανόνα τοπικής ενημέρωσης της Εξ. (5.31):

$$\tau_{ij}^{new} = (1 - \rho)\tau_{ij}^{old} + \rho\tau_0 \quad (5.31)$$

$$\tau_0 = 1/(n \times C^{IS}) \quad (5.32)$$

όπου  $\tau_0$  είναι η αρχική ποσότητα φερομόνης στα μονοπάτια, σύμφωνα με το κόστος της αρχικής λύσης  $C^{IS}$  και τον αριθμό των κόμβων  $n$ .

Αφότου όλα τα μυρμηγκία της αποικίας έχουν δημιουργήσει τη λύση τους, στους *ACS* αλγορίθμους μόνο το καλύτερο έως τώρα μυρμηγκί (*best-so-far - BSF*) ενημερώνει τα επίπεδα φερομόνης σύμφωνα με το κόστος του  $C^{BSF}$ , χρησιμοποιώντας την Εξ. (5.33):

$$\tau_{ij}^{new} = (1 - \rho)\tau_{ij}^{old} + \Delta\tau_{ij}^{BSF} \quad (5.33)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{BSF} = 1/C^{BSF} \quad (5.34)$$

όπου  $\rho$  είναι ο συντελεστής εξάτμισης της φερομόνης.

Οι παραλλαγές *MMAS* και *HMMAS* περιορίζουν τα επίπεδα φερομόνης στα μονοπάτια εντός του εύρους  $[\tau_{min}, \tau_{max}]$  για την αποφυγή της πρόωρης σύγκλισης των μυρμηγκιών σε ένα μονοπάτι. Όλα τα μονοπάτια αρχικοποιούνται στη μέγιστη τιμή της φερομόνης  $\tau_{max}$ . Οι τιμές  $\tau_{min}$  και  $\tau_{max}$  δίνονται από τις Εξ. (5.36) και Εξ. (5.35), αντίστοιχα:

$$\tau_{max} = 1/\rho C^{IS} \quad (5.35)$$

$$\tau_{min} = \tau_{max}/Q_0 \quad (5.36)$$

όπου  $Q_0$  είναι η παράμετρος που καθορίζει την ελάχιστη τιμή φερομόνης,  $\tau_{min}$ .

Παρομοίως με τις *ACS* εκδοχές του αλγορίθμου, στους *MMAS* αλγορίθμους μόνο το καλύτερο έως τώρα μυρμήγκι εναποθέτει φερομόνη στο γράφημα σύμφωνα με την Εξ. (5.37):

$$\tau_{ij}^{new} = (1 - \rho)\tau_{ij}^{old} + \Delta\tau_{ij}^{BSF} \quad (5.37)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{BSF} = 1/C^{BSF} \quad (5.38)$$

όπου  $\rho$  είναι ο συντελεστής εξάτμισης της φερομόνης.

### 5.3.2 Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου

Ο αλγόριθμος Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου χρησιμοποιείται ως διαδικασία τοπικής αναζήτησης για τη εξερεύνηση των λύσεων που κατασκευάζονται από τους αλγορίθμους Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών. Σε αυτό το κεφάλαιο εφαρμόζεται η ίδια στρατηγική του αλγορίθμου με αυτή που χρησιμοποιήθηκε στο Κεφάλαιο 3 και απέδωσε ποιοτικά αποτελέσματα στο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας που χρησιμοποιήθηκε ως πρόβλημα αναφοράς. Σε αυτή τη στρατηγική η αναζήτηση συνεχίζεται στη ίδια γειτονιά της λύσης, όσο η γειτονιά αυτή συνεχίζει να τη βελτιώνει. Όταν δεν είναι δυνατή η περαιτέρω βελτίωση της λύσης από την ίδια γειτονιά, ο αλγόριθμος συνεχίζει στην επόμενη γειτονιά. Η διαδικασία της καθόδου τερματίζει όταν πλέον και η τελευταία γειτονιά δεν μπορεί να βελτιώσει τη λύση.

Έστω  $N = \{N_1, N_2, \dots, N_{k_{max}}\}$  το σύνολο των τελεστών που αντιστοιχούν μια δεδομένη λύση  $S$  σε μια γειτονική της  $N_k(S)$ . Ο Αλγόριθμος 19 περιγράφει τη διαδικασία της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου για το *EVRPD*.

---

#### Αλγόριθμος 19: Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου

---

**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:**  $S, N = \{N_1, N_2, \dots, N_{k_{max}}\}, VNDiters$

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:**  $S'$

**ΓΙΑ** επανάληψη  $\leftarrow 1$  **VNDiters** **KANE**

**ΓΙΑ** όχημα  $k \leftarrow 1$  **έως**  $k_{max}$  **KANE**

$R_i, R_j \leftarrow \text{ΔιάλεξεΤυχαιέςΔιαδρομές}(S, k);$

        /\* Σύμφωνα με το τρέχον  $k$  \*/

$improved \leftarrow \text{Αληθής};$

**ΕΠΑΝΕΛΑΒΕ**

$S' \leftarrow N_k(S, R_i, R_j);$

**ΑΝ**  $\text{Κόστος}(S) < \text{Κόστος}(S')$  **ΤΟΤΕ**

$S \leftarrow S';$

**ΑΛΛΙΩΣ**

$improved \leftarrow \text{Ψευδής};$

**ΜΕΧΡΙ**  $improved == \text{Ψευδής};$

---

Παρόλο που τα βήματα του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου είναι αυτά που χρησιμοποιήθηκαν και στο Κεφάλαιο 3, οι γειτονιές των λύσεων που εξερευνώνται διαφέρουν καθώς προσαρμόζονται στις ανάγκες του νέου αυτού προβλήματος. Για την περαιτέρω εξερεύνηση των λύσεων, ο προτεινόμενος αλγόριθμος *VND*, συνδυάζει τελεστές τοπικής αναζήτησης μίας διαδρομής και μεταξύ διαδρομών, που εφαρμόζονται στις διαδρομές και των *UAV* και των οχημάτων δρόμου. Συγκεκριμένα χρησιμοποιούνται οι παρακάτω οκτώ γειτονιές αναζήτησης:

- **Εντός-*EV*-Εντός-*UAV***

**1-1 Εντός-Διαδρομής Αλλαγή:** Δύο πελάτες αποκλειστικά εντός μιας διαδρομής ενός *UAV*, αλλάζουν θέσεις μεταξύ τους. Παράδειγμα στο Σχ. 5.2.

**1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγή:** Δύο πελάτες, κάθε ένας από μία διαφορετική διαδρομή ενός *UAV*, ανταλλάζουν θέσεις μεταξύ τους. Παράδειγμα στο Σχ. 5.3.

**1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση:** Ένας πελάτης αφαιρείται από μια διαδρομή ενός *UAV* και τοποθετείται σε μια άλλη διαδρομή του ίδιου *UAV*. Παράδειγμα στο Σχ. 5.4.

- **Εντός-*EV*-Μεταξύ-*UAV***

**1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγή:** Δύο πελάτες που ανήκουν σε διαδρομές, διαφορετικών *UAV*, ανταλλάσσουν θέσεις μεταξύ τους. Παράδειγμα στο Σχήμα 5.5.

**1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση:** Ένας πελάτης αφαιρείται από μια διαδρομή ενός *UAV* και τοποθετείται σε μια διαδρομή ενός άλλου *UAV*. Παράδειγμα στο Σχ. 5.6.

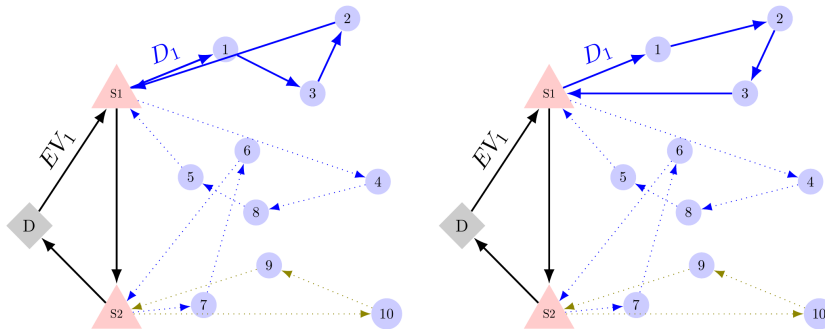
- **Μεταξύ-*EV*-Μεταξύ-*UAV***

**1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγή:** Όμοια με την εκδοχή του αντίστοιχου τελεστή Εντός-Διαδρομής, αλλά τα *UAV* ανήκουν σε άλλα οχήματα δρόμου.

**1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση:** Όμοια με την εκδοχή του αντίστοιχου τελεστή Εντός-Διαδρομής, αλλά τα *UAV* ανήκουν σε άλλα οχήματα δρόμου.

- **Διαδρομή-*EV***

**2-Opt Εντός-Διαδρομής:** Η σειρά επίσκεψης των κόμβων σε ένα εύρος εντός μιας διαδρομής ενός ηλεκτρικού οχήματος δρόμου αντιστρέφεται. Παράδειγμα στο Σχ. 5.7.

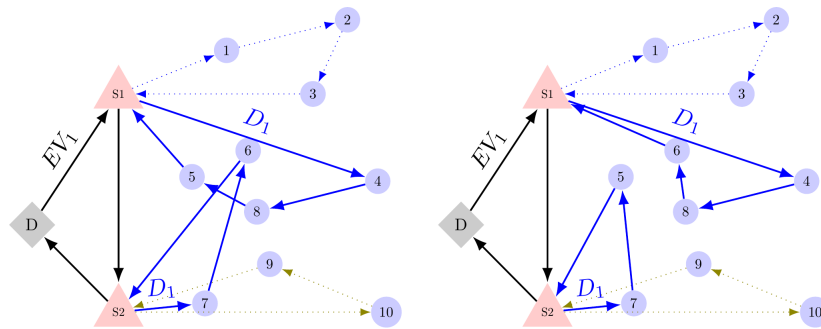


Σχήμα 5.2: Εντός-*EV*-Εντός-*UAV*, 1-1 Εντός-Διαδρομής Αλλαγή

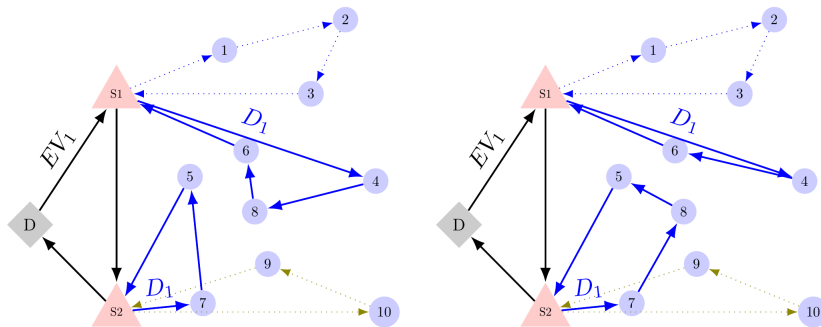
## 5.4 Υπολογιστικά Αποτελέσματα

### 5.4.1 Πειραματικά Δεδομένα

Για την αξιολόγηση των αλγορίθμων, δημιουργήθηκαν πειραματικά δεδομένα βασισμένα στο σύνολο δεδομένων *Instance set 2*, που έχουν προταθεί για το Πρόβλημα Δρομολόγηση Οχημάτων Δύο Επιπέδων (Perboli, Tadei και Vigo, 2011). Αυτά τα παραδείγματα περιέχουν σενάρια από 21 έως 50 πελάτες με μία κεντρική αποθήκη και έναν αριθμό κέντρων διανομής, τα αποκαλούμενα σημεία-δορυφόρους.



Σχήμα 5.3: Εντός-EV-Εντός-UAV, 1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγή



Σχήμα 5.4: Εντός-EV-Εντός-UAV, 1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση

Για τη μετατροπή τους σε παραδείγματα για το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV, το εύρος της ζήτησης των πελατών, χωρίστηκε σε τρεις ίσες κλάσεις βάρους όπως περιγράφηκε στην υποενότητα 5.2.1, σχηματίζοντας τιμές ζήτησης στο σύνολο τιμών  $\{1, 2, 3\}$ .

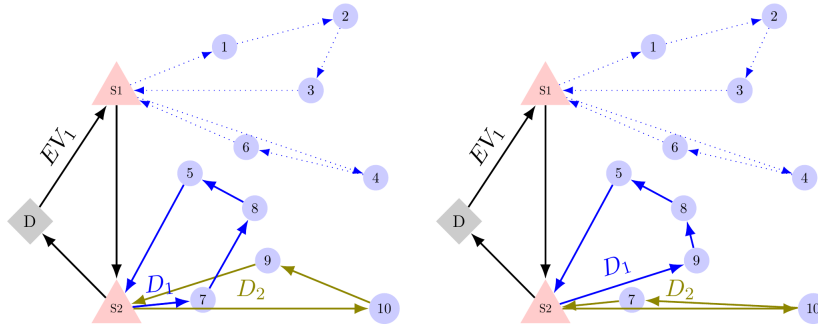
Οι τοποθεσίες της αποθήκης, των κέντρων διανομής και οι θέσεις των πελατών διατηρήθηκαν ως είχαν. Για κάθε παράδειγμα καθορίζεται ο επιθυμητός μέγιστος αριθμός UAV σε κάθε όχημα δρόμου καθώς και ο διαθέσιμος αριθμός αυτών σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά του. Οι τιμές για το πλήθος των UAV ανά όχημα δρόμου κυμαίνονται από 2 έως 4, και ο αριθμός των οχημάτων δρόμου είναι 2 έως 3.

Επιπλέον παραδείγματα δημιουργήθηκαν για τη μελέτη μιας πρακτικής εφαρμογής του προβλήματος. Σε αυτή, επιλύονται 3 παραδείγματα που βασίζονται σε πραγματικές τοποθεσίες στην πόλη των Χανίων. Σε αυτά χρησιμοποιούνται πραγματικές μονάδες μέτρησης όπως οι «kWh» για την ενέργεια, τα «km» για την απόσταση και τα «kg» για το βάρος. Η πρακτική περιπτωσιολογική μελέτη παρουσιάζεται αναλυτικά στην υποενότητα 5.4.5.

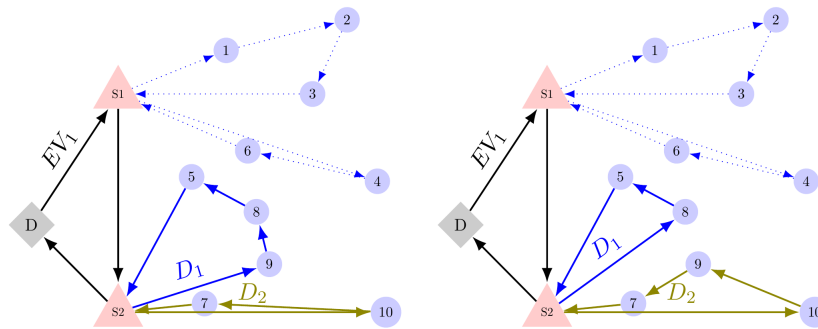
#### 5.4.2 Ρυθμίσεις Παραμέτρων και Ανάλυση Ευαισθησίας

Οι τέσσερις αλγόριθμοι που υλοποιήθηκαν έχουν έναν αριθμό παραμέτρων που πρέπει να καθοριστούν πριν την εκτέλεση των πειραμάτων. Ο Πίνακας 5.3 παρουσιάζει τις παραμέτρους αυτές μαζί με την περιγραφή τους και τις τιμές αυτών που δοκιμάστηκαν.

Οι τιμές των παραμέτρων που αφορούν τις επαναλήψεις των αλγορίθμων ACOiters και VNDiters καθορίστηκαν μέσω δοκιμής διαφόρων τιμών, έως ότου βρεθούν αυτές για τις οποίες τα μυρμήγκια συγκλίνουν επαρκώς σε μια λύση.



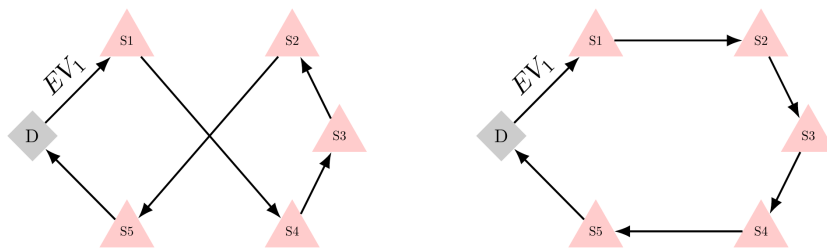
Σχήμα 5.5: Εντός-EV-Μεταξύ-UAV, 1-1 Μεταξύ-Διαδρομών Ανταλλαγής



Σχήμα 5.6: Εντός-EV-Μεταξύ-UAV, 1-0 Μεταξύ-Διαδρομών Επανατοποθέτηση

Για τις παραμέτρους που ελέγχουν την εξάτμιση και το εύρος του επιπέδου της φερομόνης, χρησιμοποιήθηκαν οι προτεινόμενες τιμές της βιβλιογραφίας. Για τις πιο σημαντικές παραμέτρους, που επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό τη συμπεριφορά των αλγορίθμων, τα προτεινόμενα εύρη τιμών της βιβλιογραφίας δοκιμάζονται και η ευαισθησία των αλγορίθμων σε αυτές αναλύεται, προκειμένου να καθοριστούν οι καλύτερες τιμές για τη συγκεκριμένη εφαρμογή.

Οι παράμετροι παίζουν ένα σημαντικό ρόλο στην απόδοση των μεθευρετικών αλγορίθμων και των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους. Στις παραλλαγές *ACS* και *HACS* του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, οι δύο σημαντικότερες παράμετροι είναι οι  $\beta$  και  $q_0$ . Για τις παραλλαγές *MMAS* και *HMMAS* η πιο σημαντική παράμετρος είναι η  $\beta$ . Αυτές οι παράμετροι καθορίζουν τα χαρακτηριστικά της εξερεύνησης και της αναζήτησης των αντίστοιχων αλγορίθμων, και ως εκ τούτου, επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό τη σύγκρισή τους γύρω από την καλύτερη λύση.



Σχήμα 5.7: Διαδρομή-EV, 2-Opt Εντός-Διαδρομής

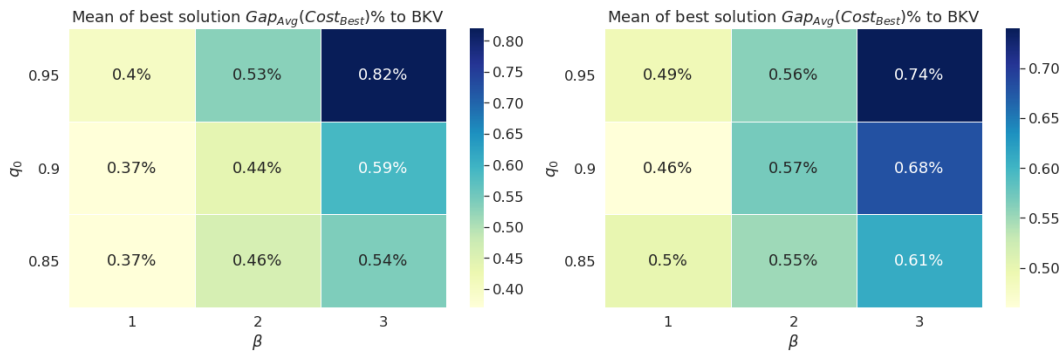
Πίνακας 5.3: Ρυθμίσεις παραμέτρων

Παράμετρος	Περιγραφή	Τιμές
<u>ACS, HACS</u>		
$ACOiters$	Αριθμός επαναλήψεων	10000
$\rho$	Ρυθμός εξάτμισης της φερομόνης	0.1
$q_0$	Ελέγχει τον βαθμό απληστίας στην κατασκευή των λύσεων	{0.85, 0.90, 0.95}
$\beta$	Ελέγχει τη σημαντικότητα της ευρετικής πληροφορίας	{1.0, 2.0, 3.0}
$VNDiters$	Αριθμός επαναλήψεων τοπικής αναζήτησης	50
<u>MMAS, HMMAS</u>		
$ACOiters$	Αριθμός επαναλήψεων	10000
$Q_0$	Χρησιμοποιείται για τον καθορισμό της $\tau_{min}$ τιμής.	300
$\rho$	Ρυθμός εξάτμισης της φερομόνης	0.02
$\alpha$	Ελέγχει τη σημαντικότητα των μονοπατιών φερομόνης	1.0
$\beta$	Ελέγχει τη σημαντικότητα της ευρετικής πληροφορίας	{1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0}
$VNDiters$	Αριθμός επαναλήψεων τοπικής αναζήτησης	50

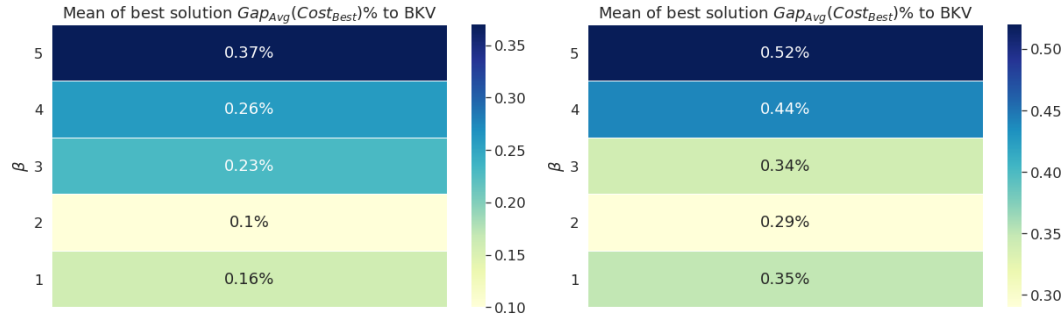
Σε αυτή την υποενότητα, αναλύεται η ευαισθησία των τεσσάρων παραλλαγών στις παραμέτρους που αναφέρθηκαν παραπάνω. Οι τιμές {0.85, 0.90, 0.95} και {1.0, 2.0, 3.0} δοκιμάζονται για τους αλγορίθμους *ACS*, *HACS* στις παραμέτρους τους  $\beta$  και  $q_0$ , αντίστοιχα. Για τους αλγορίθμους *MMAS* και *HMMAS* δοκιμάζονται οι τιμές {1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0} για την παράμετρο του  $\beta$ .

Στο Σχ. 5.8 απεικονίζεται η μέση απόκλιση  $Gap\%$  από τη βέλτιστη τιμή της βιβλιογραφίας (best-known-value - *BKV*), για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων  $q_0$  και  $\beta$  των αλγορίθμων *ACS* και *HACS*. Και οι δύο αυτοί αλγόριθμοι παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά αναφορικά με την παράμετρο  $\beta$ , για την οποία, ανεξαρτήτως της τιμής της παραμέτρου  $q_0$ , η τιμή  $\beta = 1$  δίνει την καλύτερη μέση απόκλιση. Για την παράμετρο  $q_0$ , οι τιμές 0.85 και 0.90 διαφαίνονται να ωφελούν και τους δύο αλγορίθμους για τις περισσότερες τιμές της παραμέτρου  $\beta$ . Επομένως, παρατηρείται ότι η αυξημένη τυχαιότητα κατά την κατασκευή των λύσεων έχει θετικό αντίκτυπο στη ποιότητα των λύσεων συνολικά. Το εύρος των αποκλίσεων είναι 0.45 για τον *ACS* και 0.28 για την υβριδική παραλλαγή του, *HACS*, κάνοντας τον δεύτερο λιγότερο ευαίσθητο στις παραμέτρους  $\beta$  και  $q_0$ .

Στο Σχ. 5.9 απεικονίζεται η μέση απόκλιση  $Gap\%$  από τη βέλτιστη τιμή της βιβλιογραφίας, *BKV*, για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $\beta$  στις παραλλαγές *MMAS* και *HMMAS* του αλγορίθμου. Και για τις δύο αυτές παραλλαγές η τιμή  $\beta = 1$  απέδωσε τα καλύτερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα, με μια απόλυτη διαφορά 0.06 από τη δεύτερη καλύτερη τιμή,  $\beta = 2$ . Το εύρος των αποκλίσεων για τους δύο αλγορίθμους είναι 0.21 και 0.17 για τους *MMAS* και *HMMAS*, αντίστοιχα. Επομένως, ο *HMMAS* μπορεί να θεωρηθεί ελαφρώς λιγότερο ευαίσθητος στην παράμετρο  $\beta$ . Η απόκλιση για όλα τα σχήματα ορίζεται στην Εξ. (3.21) όπως παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 3.

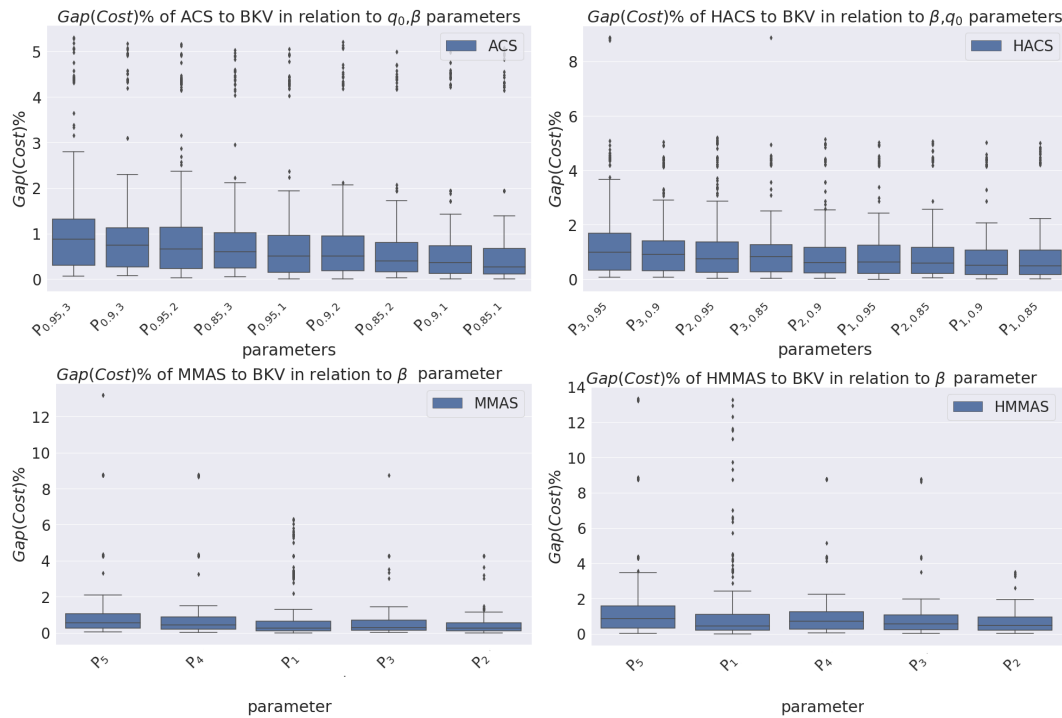


Σχήμα 5.8: Το μέτρο απόκλισης  $Gap_{Avg}(Cost_{Best})\%$  για τους αλγορίθμους *ACS* (αριστερά) και *HACS* (δεξιά).



Σχήμα 5.9: Το μέτρο απόκλισης  $Gap_{Avg}(Cost_{Best})\%$  για τους αλγόριθμους MMAS (αριστερά) και HMMAS (δεξιά).

Το Σχ. 5.10 απεικονίζει τα γραφήματα που παρουσιάζουν το 95% διάστημα εμπιστοσύνης του μέτρου απόκλισης  $Gap(Cost)\%$  για κάθε αλγόριθμο και ρύθμιση παραμέτρων. Παρατηρώντας τις αποκλίσεις των αποτελεσμάτων, οι διαφορές της ευαισθησίας μεταξύ των ACS και HACS είναι ακόμα εντονότερη, καθώς ο αλγόριθμος ACS έχει περισσότερες ακραίες τιμές εκτός του διαστήματος εμπιστοσύνης. Για τους αλγόριθμους MMAS και HMMAS, οι διαφορές δεν είναι τόσο εμφανείς, γεγονός που συνάδει με το μικρό εύρος αποκλίσεων τους. Σε όλα τα γραφήματα οι ρυθμίσεις των παραμέτρων είναι ταξινομημένες από τις χειρότερες στις καλύτερες, έτσι ο καλύτερος συνδυασμός παραμέτρων για τους ACS και HACS είναι  $\beta = 1$  και  $q_0 = 0.85$ , ενώ για τους αλγόριθμους MMAS και HMMAS η καλύτερη τιμή της παραμέτρου  $\beta$  είναι  $\beta = 2$ .



Σχήμα 5.10: Το μέτρο απόκλισης  $Gap(Cost)\%$  προς την BKV για κάθε αλγόριθμο και ρύθμιση παραμέτρου.

### 5.4.3 Αποτελέσματα Προβλήματος Δρομολόγησης Συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV

Οι αλγόριθμοι προγραμματίστηκαν στη γλώσσα προγραμματισμού C++. Τα υπολογιστικά πειράματα εκτελέστηκαν χρησιμοποιώντας επεξεργαστή Intel®Core i7-4770 (3.40GHz) του 2014 με 7.7GB μνήμης RAM σε λειτουργικό Fedora Workstation 34 OS. Κάθε παράδειγμα επιλύθηκε 15 ανεξάρτητες φορές από κάθε αλγόριθμο.

Ο Πίνακας 5.4 παρουσιάζει τα αποτελέσματα κάθε αλγορίθμου για τα παραδείγματα του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV. Η στήλη 1 αναφέρει το όνομα του παραδείγματος, όπως αυτό αναγράφεται στο Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων Δύο Επιπέδων (Perboli, Tadei και Vigo, 2011) και στην παρένθεση ο αριθμός των δορυφορικών σημείων, ο προτεινόμενος αριθμός UAV ανά όχημα δρόμου και ο αριθμός των οχημάτων δρόμου. Οι στήλες 2, 5, 8 και 11 παρουσιάζουν τις καλύτερες τιμές λύσεων που βρέθηκαν από κάθε αλγόριθμο. Στις στήλες 3, 6, 9 και 12 βρίσκονται οι αντίστοιχες αποκλίσεις αυτών σε σχέση με τις *BKV* τιμές των παραδειγμάτων. Τέλος, οι στήλες 4, 7, 10 και 13 εμφανίζουν το μέσο κόστος των λύσεων που απέδωσε κάθε αλγόριθμος, για κάθε παράδειγμα.

Ως προς το κόστος των λύσεων οι αλγόριθμοι *ACS* και *MMAS* δίνουν καλύτερες λύσεις έναντι των υβριδικών αντιστοίχων τους, *HACS* και *HMMAS*. Είναι σε θέση να εντοπίσουν περισσότερες *BKV* λύσεις και έχουν σημαντική διαφορά στον μέσο όρο του βέλτιστου κόστους,  $Cost_{best}$ , που είναι σε θέση να βρουν. Συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι *ACS* και *HACS* έχουν μια διαφορά της τάξεως του 0.07% κατά μέσο όρο, ενώ οι αλγόριθμοι *MMAS* και *HMMAS* εμφανίζουν μια διαφορά αποτελεσμάτων της τάξεως του 0.15% κατά μέσο όρο. Η διαδικασία γέννησης του πληθυσμού βασισμένη στις γειτονιές αναζήτησης των αλγορίθμων *HACS* και *HMMAS* εμπεριέχει πολύ λιγότερη τυχαιότητα στους κανόνες μετάβασης από τον ένα κόμβο στον άλλο έναντι των κλασικών αλγορίθμων *ACS* και *MMAS*, και ως εκ τούτου, η ποιότητα των λύσεων του πληθυσμού εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τους τελεστές τοπικής αναζήτησης που χρησιμοποιούνται. Επομένως, μια πιθανή εξήγηση για τη χαμηλότερη απόδοση αυτών, είναι το περιορισμένο εύρος των γειτονιών αναζήτησης που χρησιμοποιούνται για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Αυτή η υπόθεση ενισχύεται από τις παρατηρήσεις στην ενότητα της ανάλυσης ευαισθησίας, όπου παρατηρήθηκε πως η αυξημένη τυχαιότητα κατά την κατασκευή λύσεων, μεταφράζεται σε καλύτερα αποτελέσματα.

Συνολικά ο αλγόριθμος *MMAS* μπόρεσε να εντοπίσει 13 από τις 21 *BKV* λύσεις και μπορεί να υποστηριχθεί ότι είναι ο αλγόριθμος με την καλύτερη απόδοση μεταξύ όλων. Τα κατά μέσο όρο αποτελέσματα του, επίσης ενθαρρύνουν αυτή την παρατήρηση.

Ο αλγόριθμος *HMMAS*, παρόλο που είναι μεσοσταθμικά ο δεύτερος καλύτερος σε απόδοση, κατάφερε να εντοπίσει τιμές *BKV* μόνο σε δύο παραδείγματα. Ο αλγόριθμος *ACS*, τρίτος σε μέσο όρο αποτελεσμάτων, ξεπέρασε τον *HMMAS* στον αριθμό των παραδειγμάτων για τα οποία βρήκε την *BKV* λύση, με 9 εκ των 21 παραδειγμάτων. Επομένως, και για τους δύο αυτούς αλγορίθμους υπάρχουν επιχειρήματα που υποστηρίζουν τη δεύτερη θέση ως προς την αποτελεσματικότητά τους. Ο αλγόριθμος με τη χειρότερη απόδοση ως προς το κόστος των λύσεων που αποδίδει είναι ο *HACS*, ο οποίος βρήκε μόλις μία τιμή *BKV* και έχει τα χειρότερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα, μάλιστα, με αρκετή διαφορά. Η διαφορά αυτή σε σχέση με τον αλγόριθμο *HMMAS* είναι της τάξης του 0.31%.

Αναφορικά με την απόδοση των αλγορίθμων σε σχέση με τα χαρακτηριστικά των παραδειγμάτων, παρατηρείται ότι οι αλγόριθμοι *MMAS* και *HMMAS* είναι αποτελεσματικότεροι στα μικρότερα παραδείγματα «n22» και «n33» έναντι του *ACS* και του *HACS*, αντίστοιχα. Στα μεγαλύτερα παραδείγματα «n55», ο αλγόριθμος *ACS* είναι αυτός με την

καλύτερη απόδοση μεταξύ όλων, με τον *MMAS* να ακολουθεί ως ο δεύτερος καλύτερος. Ο αλγόριθμος *HACS* είναι σε θέση να ξεπεράσει τον *HMMAS* σε αποτελέσματα, για τα περισσότερα εκ των «n55» παραδειγμάτων, επομένως ο αλγόριθμος *HMMAS* κατατάσσεται ως ο πιο αδύναμος σε αυτά τα μεγάλα παραδείγματα.

Οι αλγόριθμοι *ACS* και *MMAS* έχουν διαφορετικές προσεγγίσεις σχετικά με την εντατικοποίηση και διαφοροποίηση των λύσεων στη διάρκεια της αναζήτησης. Οι παρατηρούμενες διαφορές στην αποτελεσματικότητα τους σε σχέση με τον αριθμό των κόμβων του παραδείγματος που επιλύεται κάθε φορά, μπορεί να αποδοθεί σε αυτές τις διαφορετικές προσεγγίσεις. Η άμεση ανατροφοδότηση που δίνουν τα μυρμηγκία, αφαιρώντας φερομόνη από τα μονοπάτια, αμέσως μετά την κατασκευή μιας λύσης, στον αλγόριθμο του *ACS*, επιτρέπει σε αυτόν να υπερκεράσει τοπικά ελάχιστα σε μεγαλύτερα παραδείγματα. Ο αλγόριθμος *MMAS*, με τα ελάχιστα και μέγιστα επίπεδα φερομόνης που επιτρέπει στα μονοπάτια, έχει την ικανότητα να κρατάει μεγαλύτερο πλήθος λύσεων ως στατιστικά πιθανές, γεγονός που τον βοηθάει να αποφύγει την πρόωρη σύγκλιση στα μικρότερα παραδείγματα.

Πίνακας 5.4: Υπολογιστικά αποτελέσματα των παραδειγμάτων.

Παράδειγμα (#S,#D,#EV)	ACS		HACS		MMAS		HMMAS		
	Cost <sub>best</sub>	Gap <sub>best</sub> %	Cost <sub>avg</sub>	Cost <sub>best</sub>	Gap <sub>best</sub> %	Cost <sub>avg</sub>	Cost <sub>best</sub>	Gap <sub>best</sub> %	Cost <sub>avg</sub>
n22-k4-s10-14 (2,3,2)	<b>1144.28</b>	<b>0.00</b>	1149.75	1145.37	0.10	1158.12	<b>1144.28</b>	<b>0.00</b>	1152.62
n22-k4-s11-12 (2,3,2)	<b>1403.94</b>	<b>0.00</b>	1438.99	1406.06	0.15	1418.46	1404.22	0.02	1438.10
n22-k4-s12-16 (2,3,2)	1243.38	0.20	1252.32	1244.10	0.25	1258.47	1241.16	0.02	1246.51
n22-k4-s6-17 (2,3,2)	1627.76	1.06	1640.91	1627.93	1.07	1648.49	<b>1610.70</b>	<b>0.00</b>	1627.89
n22-k4-s8-14 (2,3,2)	<b>1191.20</b>	<b>0.00</b>	1199.01	1194.06	0.24	1207.12	<b>1191.20</b>	<b>0.00</b>	1218.75
n22-k4-s9-19 (2,3,2)	1878.84	0.25	1884.06	<b>1874.20</b>	0.00	1883.43	<b>1874.20</b>	<b>0.00</b>	1879.37
n33-k4-s1-9 (2,3,2)	3599.67	0.01	3604.23	3600.27	0.03	3606.09	<b>3599.16</b>	<b>0.00</b>	3601.95
n33-k4-s14-22 (2,3,2)	4035.51	0.06	4040.06	4035.65	0.06	4040.50	<b>4033.19</b>	<b>0.00</b>	4037.81
n33-k4-s2-13 (2,3,2)	3429.00	0.00	3433.03	3429.00	0.00	3435.44	<b>3428.85</b>	<b>0.00</b>	3432.84
n33-k4-s3-17 (2,3,2)	3440.19	4.02	3459.68	3443.84	4.13	3456.86	<b>3307.26</b>	<b>0.00</b>	3319.26
n33-k4-s4-5 (2,3,2)	3795.70	0.00	3799.08	3796.16	0.01	3799.74	<b>3795.61</b>	<b>0.00</b>	3800.70
n33-k4-s7-25 (2,3,2)	3819.82	0.01	3826.87	3821.10	0.04	3827.77	<b>3819.62</b>	<b>0.00</b>	3825.91
n51-k5-s11-19 (2,3,3)	<b>3061.89</b>	<b>0.00</b>	3086.29	3067.14	0.17	3094.27	3067.40	0.18	3117.85
n51-k5-s11-19-27-47 (4,3,3)	<b>1916.57</b>	<b>0.00</b>	1928.39	1920.91	0.23	1931.76	1917.73	0.06	1925.49
n51-k5-s2-17 (2,3,3)	<b>2891.04</b>	<b>0.00</b>	2921.97	2902.64	0.40	2928.88	2909.18	0.63	2936.29
n51-k5-s2-4-17-46 (4,3,3)	<b>2895.94</b>	<b>0.00</b>	2922.84	2902.34	0.22	2929.37	2897.17	0.04	2938.39
n51-k5-s27-47 (2,3,3)	1918.45	0.05	1928.85	1921.03	0.18	1931.61	<b>1917.50</b>	<b>0.00</b>	1925.20
n51-k5-s32-37 (2,4,3)	<b>4918.59</b>	<b>0.00</b>	4924.44	4920.40	0.04	4927.77	4921.56	0.06	4939.19
n51-k5-s4-46 (2,3,3)	<b>4170.25</b>	<b>0.00</b>	4181.72	4171.78	0.04	4184.86	4171.00	0.02	4179.80
n51-k5-s6-12 (2,3,3)	2545.84	0.19	2561.59	2543.61	0.11	2568.61	<b>2540.91</b>	<b>0.00</b>	2554.11
n51-k5-s6-12-32-37 (4,3,3)	2545.90	0.09	2561.04	2546.75	0.12	2568.80	<b>2543.73</b>	<b>0.00</b>	2554.55
M.O.	2736.84	0.28		2738.77	0.36		2730.26	0.05	
									2734.24

Ο Πίνακας 5.5 παρουσιάζει τους μέσους υπολογιστικούς χρόνους που απαιτήθηκαν για κάθε παράδειγμα από κάθε αλγόριθμο. Οι αλγόριθμοι *MMAS* και *HMMAS* παρουσιάζουν παρόμοιο μέσο χρόνο εκτέλεσης, με τον *MMAS* να είναι κατά τι ταχύτερος μεταξύ των δύο και συνολικά. Ο αλγόριθμος *HACS* χρειάστηκε μεσοσταθμικά περισσότερο χρόνο από τον *HMMAS*, αλλά αυτή η διαφορά μπορεί να αποδοθεί κυρίως στο παράδειγμα *n51 – k5 – s32 – 37*, όπου ο αλγόριθμος παγιδεύτηκε σε μια μη εφικτή περιοχή του χώρου των λύσεων. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ακόμα πιο έντονο στον αλγόριθμο *ACS* όπου εμφανίζονται ακραίες τιμές χρόνου για 3 παραδείγματα και έτσι χρειάστηκε σχεδόν τέσσερις φορές περισσότερο υπολογιστικό χρόνο από τον αλγόριθμο *MMAS*.

Με βάση τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν ο αλγόριθμος *MMAS* προτείνεται για την επίλυση μικρών και μεσαίων παραδειγμάτων του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV*. Για μεγαλύτερα παραδείγματα με περισσότερους από 50 πελάτες, ο αλγόριθμος *ACS* ήταν σε θέση να αποδώσει τις περισσότερες *BKV*, με τον αλγόριθμο *MMAS* ελάχιστα λιγότερες από αυτόν.

#### 5.4.4 Στατιστική Σύγκριση Αλγορίθμων

Για την επιβεβαίωση των αποτελεσμάτων που παρατηρήθηκαν, όλοι οι αλγόριθμοι ελέγχονται στατιστικά έναντι των άλλων, με στόχο τον καθορισμό της υπεροχής μεταξύ

Πίνακας 5.5: Απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος

Παράδειγμα (#S,#D,#EV)	ACS	HACS	MMAS	HMMAS
	$T_{avg}(s)$	$T_{avg}(s)$	$T_{avg}(s)$	$T_{avg}(s)$
n22-k4-s10-14 (2,3,2)	24.39	24.63	23.46	24.75
n22-k4-s11-12 (2,3,2)	22.03	23.73	21.81	23.78
n22-k4-s12-16 (2,3,2)	23.82	24.80	21.76	24.58
n22-k4-s6-17 (2,3,2)	23.68	24.99	21.82	23.93
n22-k4-s8-14 (2,3,2)	23.33	24.11	22.16	24.06
n22-k4-s9-19 (2,3,2)	23.48	23.03	19.62	22.46
n33-k4-s1-9 (2,3,2)	45.74	43.50	39.76	41.41
n33-k4-s14-22 (2,3,2)	41.04	43.34	40.71	42.65
n33-k4-s2-13 (2,3,2)	45.93	43.25	37.57	40.41
n33-k4-s3-17 (2,3,2)	87.59	47.35	39.86	41.10
n33-k4-s4-5 (2,3,2)	411.43	75.04	36.53	38.12
n33-k4-s7-25 (2,3,2)	42.95	40.12	37.49	39.26
n51-k5-s11-19 (2,3,3)	76.96	60.21	57.25	59.11
n51-k5-s11-19-27-47 (4,3,3)	57.51	58.27	58.40	59.13
n51-k5-s2-17 (2,3,3)	68.52	57.94	56.15	59.25
n51-k5-s2-4-17-46 (4,3,3)	69.62	58.45	56.31	57.99
n51-k5-s27-47 (2,3,3)	58.34	58.31	57.80	59.09
n51-k5-s32-37 (2,4,3)	2181.76	851.37	59.89	60.03
n51-k5-s4-46 (2,3,3)	85.50	57.63	56.21	56.17
n51-k5-s6-12 (2,3,3)	57.28	58.94	56.21	56.81
n51-k5-s6-12-32-37 (4,3,3)	56.99	59.13	56.11	57.17
M.O.	167.99	73.72	41.75	43.39

τους. Ο Πίνακας 5.6 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της πολύ γνωστής παραμετρικής μεθόδου «Paired t-test», που χρησιμοποιήθηκε και στο Κεφάλαιο 3, όπου η μηδενική υπόθεση  $H_0$  υποθέτει ότι οι δύο επιλεγμένοι αλγόριθμοι έχουν ίδια μέση τιμή αποτελεσμάτων και η εναλλακτική υπόθεση  $H_1$  υποθέτει μέσες τιμές που διαφέρουν στατιστικά.

Πίνακας 5.6: Παραμετρικός στατιστικός έλεγχος με τη μέθοδο «Paired t-test» για τα αποτελέσματα των αλγορίθμων.

$\mu_A$	$\mu_B$	$H_0$	t-value	p-value	Αποτέλεσμα ( $\alpha = 0.05$ )
2736.845714	2738.778095	$\mu_{ACS} == \mu_{HACS}$	-2.713728	0.013370	Απορρίπτεται
2736.845714	2730.268095	$\mu_{ACS} == \mu_{MMAS}$	1.019388	0.320192	Δεν Απορρίπτεται
2736.845714	2734.242381	$\mu_{ACS} == \mu_{HMMAS}$	0.405119	0.689690	Δεν Απορρίπτεται
2738.778095	2730.268095	$\mu_{HACS} == \mu_{MMAS}$	1.315665	0.203169	Δεν Απορρίπτεται
2738.778095	2734.242381	$\mu_{HACS} == \mu_{HMMAS}$	0.707664	0.487319	Δεν Απορρίπτεται
2730.268095	2734.242381	$\mu_{MMAS} == \mu_{HMMAS}$	-3.457735	0.002487	Απορρίπτεται

Η παραμετρική μέθοδος στατιστικού ελέγχου «t-test» για να είναι αποτελεσματική προϋποθέτει ότι τα δεδομένα ακολουθούν μια κανονική κατανομή και έχουν ομοιογενή ή ίση διακύμανση. Για τον λόγο αυτό πέραν αυτής, επιστρατεύεται και η μη-παραμετρική μέθοδος στατιστικού ελέγχου «Wilcoxon signed-rank» για να ελέγξει τη σημαντικότητα των διαφορών στην απόδοση μεταξύ των αλγορίθμων. Ο Πίνακας 5.7 παρουσιάζει τα αποτελέσματα του στατιστικού ελέγχου με τη μέθοδο «Wilcoxon signed-rank».

Πίνακας 5.7: Μη-παραμετρικός στατιστικός έλεγχος με τη μέθοδο «Wilcoxon signed-rank» για τα αποτελέσματα των αλγορίθμων.

$\bar{X}_A$	$\bar{X}_B$	$H_0$	w-value	p-value	Αποτέλεσμα ( $\alpha = 0.05$ )
2736.845714	2738.778095	$\bar{X}_{ACS} == \bar{X}_{HACS}$	29.0	0.004550	Απορρίπτεται
2736.845714	2730.268095	$\bar{X}_{ACS} == \bar{X}_{MMAS}$	74.0	0.398063	Δεν Απορρίπτεται
2736.845714	2734.242381	$\bar{X}_{ACS} == \bar{X}_{HMMAS}$	58.0	0.079322	Δεν Απορρίπτεται
2738.778095	2730.268095	$\bar{X}_{HACS} == \bar{X}_{MMAS}$	27.0	0.003592	Απορρίπτεται
2738.778095	2734.242381	$\bar{X}_{HACS} == \bar{X}_{HMMAS}$	63.0	0.327144	Δεν Απορρίπτεται
2730.268095	2734.242381	$\bar{X}_{MMAS} == \bar{X}_{HMMAS}$	10.0	0.000390	Απορρίπτεται

Με βάση τη στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων, χρησιμοποιώντας την παραμετρική μέθοδο του «t-test» και τη μη- παραμετρική μέθοδο του «Wilcoxon signed-rank», μπορούμε με σιγουριά να διαπιστώσουμε ότι η απόδοση των αλγορίθμων *ACS* και *MMAS* είναι ανώτερη των αλγορίθμων *HACS* και *HMMAS*, αντίστοιχα, επιβεβαιώνοντας τις παρατηρήσεις που έγιναν στην υποενότητα των υπολογιστικών αποτελεσμάτων. Οι αλγόριθμοι *ACS* και *MMAS* είναι στατιστικά ίσοι χρησιμοποιώντας βαθμό εμπιστοσύνης 95%, αλλά η τιμή σημαντικότητας «p-value» ίση με 0.079 στη μέθοδο «Wilcoxon signed-rank», καταδεικνύει ότι ο αλγόριθμος *MMAS* μπορεί να θεωρηθεί ανώτερος στις περισσότερες περιπτώσεις. Τα ευρήματα του στατιστικού ελέγχου, υποστηρίζουν την ανάλυση των αποτελεσμάτων της προηγούμενης υποενότητας, όπου συζητήθηκε ο παράγοντας του μεγέθους του παραδείγματος ως προς την απόδοση των αλγορίθμων. Η στατιστική αδιαφορία μεταξύ των αλγορίθμων *ACS* και *HMMAS* είναι σύμφωνη με την παρατήρηση ότι παρόλο που ο αλγόριθμος *ACS* κατάφερε να αποδώσει περισσότερες *BKV*, ο αλγόριθμος *MMAS* είχε καλύτερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα. Η στατιστική ισότητα μεταξύ των αλγορίθμων *HACS* και *HMMAS*, καταδεικνύουν τη μοιρασμένη αποτελεσματικότητα των δύο αλγορίθμων, μεταξύ των μικρότερων και μεγαλύτερων παραδειγμάτων.

Συνολικά, ο αλγόριθμος *MMAS* είναι η καλύτερη επιλογή επίλυσης του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV*, ειδικότερα στις περιπτώσεις των μικρών παραδειγμάτων, ενώ ο αλγόριθμος *ACS* είναι πιθανό να αποδώσει καλύτερα αποτελέσματα σε μεγαλύτερα παραδείγματα. Η απόδοση των υβριδικών παραλλαγών των αλγορίθμων δεν ήταν ανταγωνιστική σε σχέση με τις αντίστοιχες κλασικές υλοποιήσεις τους. Παρά ταύτα αξίζει να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος *HMMAS* ήταν ταχύτερος και καλύτερος κατά μέσο όρο αποτελεσμάτων από τον αλγόριθμο *ACS*.

#### 5.4.5 Μελέτη Περίπτωσης σε Πρακτική Εφαρμογή

Σε αυτή την υποενότητα το προτεινόμενο Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV* εφαρμόζεται σε τρία πρακτικά σενάρια που αφορούν μια επιχείρηση διανομής στην πόλη των Χανίων. Κάθε σενάριο περιλαμβάνει 25 πελάτες και τρία σημεία-δορυφόρους για την απογείωση και προσγείωση των *UAV*. Ο μέγιστος αριθμός ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου που μπορούν να χρησιμοποιηθούν είναι 2, ενώ ο μέγιστος αριθμός *UAV* ανά όχημα δρόμου είναι 3.

Για την περιπτώσιολογική αυτή μελέτη, ως ηλεκτρικό όχημα δρόμου χρησιμοποιήθηκε το «Volkswagen ABT e-Transporter» και ως *UAV*, το «Amazon Prime Air UAV». Για το μεν «VW ABT e-Transporter» τεχνικά χαρακτηριστικά είναι διαθέσιμα στο [Volkswagen-vans.co.uk](https://www.volkswagen-vans.co.uk) (2022), ενώ για το «Amazon Prime Air UAV», χρησιμοποιήθηκαν τα τεχνικά χαρακτηριστικά από τους Jung και Kim (2017). Ο Πίνακας 5.8 συνοψίζει τα χαρακτηριστικά κάθε τύπου οχήματος που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη.

Πίνακας 5.8: Χαρακτηριστικά Οχημάτων

Μοντέλο	Βάρος (kg)	Μπαταρία (kWh)	Ον. Αυτονομία (km)	Μεγ. Ωφ. Φορτίο (kg)	Προσ. Κατανάλωση Ενέργειας (Wh/km/kg)
VW ABT e-Transporter 6.1	2204.0	37.3	132 (στα 15% Μεγ. Ωφ. Φορτίο)	996.0	0.12007
Amazon Drone	5.5	0.37	16 (at 2.3kg Οφ. Φορτίο)	14.0	4.743589

Καθώς και για τα δύο αυτά οχήματα δεν υπάρχει διαθέσιμη συνάρτηση που να καθορίζει επακριβώς τον ρυθμό κατανάλωσης ενέργειας συναρτήσει του ωφέλιμου φορτίου, οι τιμές που παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.8 βασίζονται στα διαθέσιμα δεδομένα από τα τεχνικά χαρακτηριστικά, μεροληπτώντας υπέρ των πιο απαισιόδοξων τιμών. Έτσι, αντί για την υιοθέτηση της ονομαστικής αυτονομίας των 16χλμ. με ωφέλιμο φορτίο 2,3 κιλά για τα *UAV*, χρησιμοποιήθηκε ονομαστική αυτονομία 10χλμ. με το ίδιο βάρος φορτίου.

Για τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου οι αποστάσεις μεταξύ της αποθήκης και των σημείων απογείωσης και προσγείωσης προσεγγίστηκαν από τους χάρτες της Google, ενώ για τα UAV χρησιμοποιήθηκαν οι γεωγραφικές αποστάσεις βάσει των συντεταγμένων γεωγραφικού μήκους και πλάτους των σημείων.

Ο Πίνακας 5.9 παρουσιάζει την καταναλισκόμενη ενέργεια (KE) σε «Wh» της καλύτερης ευρεθείσας λύσης κάθε αλγόριθμου σε κάθε σενάριο. Οι στήλες 2, 4, 6 και 8 απεικονίζουν τη συνολική KE, ενώ οι στήλες 3, 5, 7 και 9 παρουσιάζουν την KE που αφορά μόνο τα UAV. Παρατηρείται ότι για τα Σενάρια 1 και 3, η KE των ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου αποτελεί το 40% έως 46% της συνολικής KE. Για το Σενάριο 2, το ποσοστό ανέρχεται στο εύρος 56% έως 70%. Αυτή η παρατήρηση τονίζει τη θετική συνεισφορά των UAV στο περιβαλλοντικό αποτύπωμα που προκύπτει από την ενσωμάτωσή τους στην εφοδιαστική αλυσίδα. Παρά το γεγονός ότι ο ρυθμός κατανάλωσης ενέργειας ανά κιλό βάρους είναι υψηλότερος για τα UAV, η μικρή τους μάζα τα καθιστά πολύ πιο αποδοτικά για την παράδοση μικρών δεμάτων στους τελικούς πελάτες. Τα αποτελέσματα αναδεικνύουν επίσης τη σημαντικότητα της βελτιστοποίησης και των δύο τύπων οχημάτων ταυτόχρονα. Καθώς οι δύο τύποι είναι στενά συνδεδεμένοι, οποιαδήποτε αλλαγή σε μια εκ των διαδρομών ενός UAV μπορεί να έχει μεγάλο αντίκτυπο, θετικό ή αρνητικό, στη συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια. Το προτεινόμενο μοντέλο του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV βελτιστοποιεί και τα δύο, ηλεκτρικά οχήματα δρόμου και UAV, λαμβάνοντας υπόψη την ενεργειακή τους κατανάλωση, και ως εκ τούτου, συνεισφέρει στη μετάβαση προς τις φιλικότερες για το περιβάλλον μεταφορές.

Αναφορικά με τα αποτελέσματα ανά αλγόριθμο, ο MMAS ανέδειξε τις καλύτερες λύσεις για τα 2 από τα 3 σενάρια, ενώ οι αλγόριθμοι HMMAS και HACS βρήκαν την καλύτερη λύση για ένα σενάριο. Τα αποτελέσματα αυτά είναι σύμφωνα με τη συνολική εικόνα των αλγορίθμων για τα μικρού μεγέθους παραδείγματα, που ο MMAS απέδωσε την πλειοψηφία των καλύτερων λύσεων.

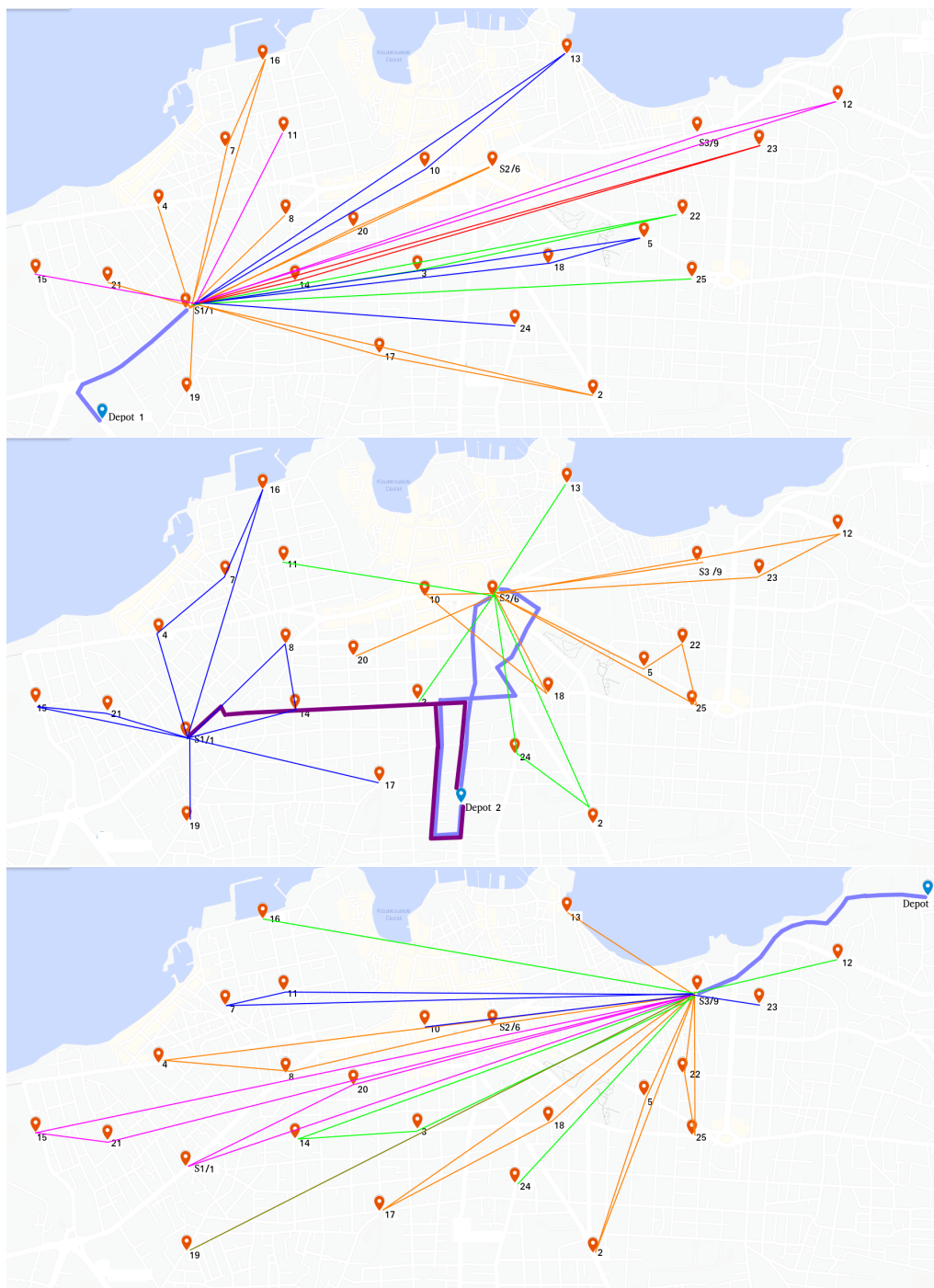
Πίνακας 5.9: Αποτελέσματα περιπτώσιολογικής μελέτης

Παράδειγμα	ACS		HACS		MMAS		HMMAS	
	Σύνολο K.E. (Wh)	UAV K.E. (Wh)	Σύνολο K.E. (Wh)	UAV K.E. (Wh)	Σύνολο K.E. (Wh)	UAV K.E. (Wh)	Σύνολο K.E. (Wh)	UAV K.E. (Wh)
Σενάριο 1	2103.254	1253.062	2087.092	1236.9	<b>1841.373</b>	991.181	<b>1841.373</b>	991.181
Σενάριο 2	2292.075	990.967	2183.1901	682.4351	<b>2159.331</b>	658.576	2291.095	989.988
Σενάριο 3	2487.434	1423.725	<b>2369.989</b>	1306.28	2561.616	1497.907	2505.2425	1441.8455

Το Σχ. 5.11 απεικονίζει την καλύτερη λύση που ευρέθη για τα Σενάρια 1, 2 και 3, αντίστοιχα. Οι διαδρομές χαραγμένες με παχύτερες γραμμές αντιστοιχούν στις διαδρομές των ηλεκτρικών επίγειων οχημάτων, ενώ οι λεπτές γραμμές είναι οι διαδρομές των UAV. Όλες οι διαδρομές που ανήκουν στο ίδιο UAV έχουν το ίδιο χρώμα.

## 5.5 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάστηκε το πρώτο πρόβλημα δρομολόγησης συνδυασμού ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου και UAV. Το νέο αυτό πρόβλημα χρησιμοποιεί τους δύο αυτούς τύπους οχημάτων προκειμένου να ικανοποιήσει τη ζήτηση των πελατών, ελαχιστοποιώντας τη συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια. Αυτός ο στόχος δεν είναι μόνο σύμφωνος με τη πράσινη και φιλική προς το περιβάλλον εναλλακτική των ηλεκτρικών οχημάτων, αλλά ταυτόχρονα επιτρέπει την εξυπηρέτηση περισσότερων πελατών με δεδομένη την περιορισμένη αυτονομία τους. Τα ηλεκτρικά οχήματα σταδιακά θα γίνουν πιο κοινά στην εφοδιαστική αλυσίδα και σε συνδυασμό με τα UAV μπορούν να προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα σε αυτές. Το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού



Σχήμα 5.11: Μελέτη περίπτωσης για τα Χανιά. Οι καλύτερες λύσεις για το Σενάριο 1 (επάνω), Σενάριο 2 (κέντρο) και Σενάριο 3 (κάτω).

Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV αφορά σενάρια στα οποία ηλεκτρικά οχήματα δρόμου μεταφέρουν UAV μαζί με τα δέματα προς παράδοση σε προκαθορισμένα σημεία απογείωσης και προσγείωσης, από τα οποία τα UAV πραγματοποιούν τις τελικές παραδόσεις στους πελάτες. Το πρόβλημα περιλαμβάνει δέματα διαφορετικού βάρους, το οποίο λαμβάνεται υπόψη στον υπολογισμό του μεταφερόμενου ωφέλιμου φορτίου και κατ' επέκταση στον υπολογισμό της καταναλισκόμενης ενέργειας της εκάστοτε διαδρομής.

Το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV επεκτείνει την υπάρχουσα βιβλιογραφία των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων, συνδυάζοντας στοιχεία από το Πρόβλημα Δρομολόγησης Ηλεκτρικών Οχημάτων, το Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV και τα Προβλήματα Δρομολόγησης Οχημάτων Δύο Επιπέδων. Το προτεινόμενο πρόβλημα εστιάζει στον κύριο παράγοντα που επηρεάζει την καταναλισκόμενη ενέργεια, που μπορεί να ελεγχθεί μέσω της βελτιστοποίησης της δρομολόγησης, το βάρος του ωφέλιμου φορτίου. Περιγράφηκε αναλυτικά το σενάριο που προσεγγίζει το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV μαζί με το μαθηματικό του μοντέλο και τις παραδοχές που το διέπουν.

Για την επίλυση του πολύπλοκου αυτού προβλήματος, αναπτύχθηκαν και εξετάστηκαν τέσσερις αλγόριθμοι της Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών. Οι κλασικοί αλγόριθμοι ACS και MMAS χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου ως διαδικασία τοπικής αναζήτησης, καθώς και δύο υβριδικές παραλλαγές αυτών, HACCS και HMMAS, βασισμένοι στις υλοποιήσεις των Kyriakakis, Marinaki και Marinakis (2021) για την επίλυση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας. Οι αλγόριθμοι αυτοί ακολουθούν μια στρατηγική εφαρμογής γειτονιών αναζήτησης για τη δημιουργία του πληθυσμού των μυρμηγκιών. Ο αλγόριθμος VND χρησιμοποιείται για την περαιτέρω διερεύνηση των καλών λύσεων και την τοπική βελτιστοποίηση αυτών. Για την αξιολόγηση των αλγορίθμων Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών, δημιουργήθηκε ένα σύνολο παραδειγμάτων βασισμένων στα παραδείγματα του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων Δύο Επιπέδων που συναντώνται στη βιβλιογραφία. Τα παραδείγματα προσαρμόστηκαν στις ανάγκες και τις παραμέτρους του Προβλήματος Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV.

Τα παραδείγματα επιλύθηκαν από τις τέσσερις παραλλαγές των αλγορίθμων Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών και τα αποτελέσματα αυτών συγκρίθηκαν. Οι υβριδικές παραλλαγές δεν απέδωσαν τα αναμενόμενα αποτελέσματα και η επιτυχία τους στο Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας δεν επαναλήφθηκε στο προταθέν Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και UAV. Αυτό μπορεί να αποδοθεί στο γεγονός ότι οι γειτονιές αναζήτησης που χρησιμοποιήθηκαν δεν είναι επαρκώς μεγάλες για να εξερευνήσουν αποτελεσματικά το χώρο των λύσεων. Οι αλγόριθμοι ACS και MMAS, έχοντας μεγαλύτερη τυχαιότητα στη δημιουργία των πληθυσμών τους, κατάφεραν να αποδώσουν καλύτερες λύσεις συγκριτικά με τις αντίστοιχες υβριδικές τους εκδοχές.

Συνολικά, ο αλγόριθμος MMAS μπορεί να θεωρηθεί ο πιο αποτελεσματικός μεταξύ αυτών, έχοντας αποδώσει 13 εκ των 21 καλύτερων λύσεων και έχοντας τα καλύτερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος ACS κατατάσσεται δεύτερος έχοντας βρει 9 εκ των 21 καλύτερων λύσεων. Για τα μεγαλύτερα παραδείγματα, ο ACS απέδωσε περισσότερες καλύτερες λύσεις από τον MMAS, αν και δεν ήταν τόσο ανταγωνιστικός ως προς τον υπολογιστικό χρόνο που χρειάστηκε. Τόσο ο ACS όσο και ο HACCS είχαν παραδείγματα στα οποία ο αλγόριθμος παγιδεύτηκε στην ανέφικτη περιοχή λύσεων, απαιτώντας σημαντικά περισσότερο χρόνο για την εκτέλεσή τους. Ο αλγόριθμος HMMAS παρόλο που απέδωσε μόλις 2 από τις 21 καλύτερες λύσεις, είχε κατά μέσο όρο καλύτερα αποτελέσματα από τον ACS και χρειάστηκε το ένα τέταρτο του υπολογιστικού χρόνου για να το καταφέρει.

Το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV* εφαρμόστηκε σε 3 πρακτικά σενάρια που αφορούν μια επιχείρηση διανομής στα Χανιά χρησιμοποιώντας το ηλεκτρικό όχημα δρόμου «Volkswagen ABT e-Transporter» και το *UAV* «Amazon Prime Air UAV». Οι λύσεις που βρέθηκαν, με την καταναλισκόμενη ενέργεια υπολογισμένη σε «Wh» ανέδειξε τη σημαντικότητα της βελτιστοποίησης των δύο τύπων οχημάτων συνδυαστικά, καθώς και την προσφορά που μπορεί αυτή να έχει στη μείωση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας στην εφοδιαστική αλυσίδα. Το μοντέλο του *EVRPD*, συνδυάζοντας τα δύο αυτά ηλεκτρικά μέσα μεταφοράς σε μια προσέγγιση δύο επιπέδων και έχοντας ως στόχο την ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας μπορεί να προσδώσει μια πιο πράσινη απόχρωση στο μεταφορικό έργο.

Τέλος, το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV* μπορεί να επεκταθεί ώστε να περιλαμβάνει και επιπλέον στοιχεία μιας ηλεκτροκίνητης εφοδιαστικής αλυσίδας, όπως σταθμούς φόρτισης για τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου ή σταθμούς αντικατάστασης μπαταριών για τα *UAV*. Παρόλο που σήμερα οι χρόνοι φόρτισης των μπαταριών παραμένουν υψηλοί, καθώς η τεχνολογία εξελίσσεται, είναι σημαντικό να μελετηθούν και εφαρμογές ταχυφορτιστών. Μια πολύ ενδιαφέρουσα παραλλαγή του προβλήματος αφορά την προσθήκη στοχαστικών στοιχείων, όπως οι καιρικές συνθήκες ή οι έκτακτες καταστάσεις, και η μεταβολή αυτού σε ένα δυναμικό πρόβλημα που θα πρέπει η εφοδιαστική αλυσίδα να προσαρμοστεί στις αλλαγές του.



## 6 Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις

### 6.1 Εισαγωγή

Τα UAV αποτελούν δημοφιλές θέμα μελέτης τόσο στις ακαδημαϊκές συζητήσεις όσο και σε πρακτικές εφαρμογές. Η ευελιξία τους σε συνδυασμό με το χαμηλό κόστος λειτουργίας τους τα έχει καταστήσει αναντικατάστατα σε πλήθος επιχειρήσεων, ανθρωπιστικού (Mohd Daud et al., 2022) και εμπορικού ενδιαφέροντος (Aurambout, Gkoumas και Ciuffo, 2019).

Η ανάπτυξη των διαδικτυακών αγορών, ειδικότερα στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και σε ιστοσελίδες πλειστηριασμού, έχουν οδηγήσει σε αύξηση των εμπορικών συναλλαγών μεταξύ ατόμων. Σε αντίθεση με το κλασικό εμπόριο, όπου τα αγαθά μεταφέρονται από τον πωλητή στους πελάτες μέσω περίπλοκων και πολυεπίπεδων εφοδιαστικών αλυσίδων, στο απευθείας εμπόριο μεταξύ ιδιωτών τα αγαθά παραλαμβάνονται από πολλούς πωλητές και παραδίδονται σε αντίστοιχους πελάτες. Το γεγονός ότι οι θέσεις από τις οποίες παραλαμβάνονται τα αγαθά, δηλαδή οι θέσεις των πωλητών, αλλάζει συνεχώς σε συνδυασμό με το πλήθος αυτών, καθιστά την επιχείρηση παραλαβής και παράδοσης των αγαθών ασύμφορη, απρόβλεπτη και με μεγάλη χρονική απόσταση μεταξύ του χρόνου παραλαβής και του χρόνου παράδοσης των αγαθών. Τα οχήματα δρόμου, όχι μόνο επηρεάζονται από την κυκλοφοριακή συμφόρηση αλλά έχουν και μεγάλη ευθύνη για τη δημιουργία αυτής. Επιπλέον, τα κλασικά οχήματα δρόμου έχουν αρνητικό περιβαλλοντικό αποτύπωμα, ειδικά σε αστικές περιοχές, όπου εισφέρουν την πλειοψηφία των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου, σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή Υπηρεσία Περιβάλλοντος (European Environment Agency, 2022).

Η χρήση των UAV είναι ιδανική για αυτό το είδος εμπορίου, όπου λαμβάνει χώρα εντός του αστικού ιστού μεταξύ πολλαπλών σημείων παραλαβής και παράδοσης. Τα UAV είναι ταχύτερα σε αυτό το περιβάλλον, δεν επηρεάζονται από τις κυκλοφοριακές συνθήκες και συνεισφέρουν στη μείωση της συμφόρησης στο οδικό δίκτυο. Τα πλεονεκτήματά τους εκτείνονται και στο περιβαλλοντικό πεδίο αφού τα UAV δεν εκπέμπουν τοπικά αέρια του θερμοκηπίου και η φόρτιση αυτών μπορεί να γίνει από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Επιπλέον, είναι πιο αποδοτικά στη μεταφορά μικρών και ελαφρών δεμάτων μεταξύ πολλαπλών πωλητών και αγοραστών αφού δεν απαιτείται η μετακίνηση ενός βαρέως οχήματος μόνο και μόνο για την παράδοση δεμάτων που ζυγίζουν μερικά κιλά.

Πέραν των πολλών πλεονεκτημάτων τους, τα UAV έχουν και ορισμένους περιορισμούς στις δυνατότητές τους. Οι δύο κυριότερες εξ αυτών είναι η αυτονομία της μπαταρίας τους και το μέγιστο βάρος φορτίου που μπορούν να μεταφέρουν. Εξαιρώντας όλες εκείνες τις παραμέτρους που δεν μπορούν να ελεγχθούν, όπως οι καιρικές συνθήκες, καθώς και σταθερές παραμέτρους όπως το βάρος των UAV, το ωφέλιμο φορτίο

που μεταφέρεται αποτελεί τη μόνη μεταβλητή που καθορίζει τον ρυθμό κατανάλωσης της ενέργειας. Επομένως, ελέγχοντας το βάρος του φορτίου που μεταφέρεται και την απόσταση που διανύεται με αυτό, η συνολική ενέργεια που καταναλώνεται μπορεί να ελαχιστοποιηθεί.

Σε σενάρια με πολλαπλά σημεία παραλαβής και παράδοσης, όπου τα δέματα που μεταφέρονται ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις βάρους, η σειρά με την οποία τα UAV επισκέπτονται τα σημεία παραλαβής και παράδοσης παίζει καθοριστικό ρόλο στη συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια της επιχείρησης. Ελαχιστοποιώντας την ενέργεια που καταναλώνεται, τα UAV μπορούν να λειτουργούν για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα χωρίς την ανάγκη για φόρτιση ή για αντικατάσταση της μπαταρίας τους, που μεταφράζεται σε καλύτερη αξιοποίηση τους, αυξημένη αποδοτικότητα και μειωμένα κόστη χρήσης.

Σε αυτό το κεφάλαιο εισάγεται το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με παραλαβές και Παραδόσεις (Energy Minimizing Drone Routing Problem with Pickups and Deliveries - *EM-DRP-PD*), για την προσέγγιση εφαρμογών ταχυμεταφοράς, τύπου «κούριερ» με χρήση UAV σε αστικό περιβάλλον, για απευθείας εμπορικές συναλλαγές μεταξύ ατόμων. Το πρόβλημα λαμβάνει υπόψη δέματα διαφορετικού βάρους αλλά σταθερού όγκου όπου παραλαμβάνονται από τους πωλητές και παραδίδονται σε συγκεκριμένους αγοραστές. Τα UAV έχουν δυνατότητα να μεταφέρουν ως ένα μέγιστο αριθμό δεμάτων ταυτόχρονα, που εξαρτάται από το βάρος των δεμάτων που μεταφέρονται. Καθώς δεν υπάρχει αποθήκη ή κέντρο διανομής σε αυτή την εφαρμογή δρομολόγησης, στο *EM-DRP-PD* υπάρχει μια θέση που αποτελεί τη βάση από την οποία τα UAV απογειώνονται και επιστρέφουν σε αυτή μετά το πέρας της αποστολής τους.

Δίνεται το μαθηματικό μοντέλο του προβλήματος, με λεπτομερή περιγραφή της αντικειμενικής του συνάρτησης και των περιορισμών του. Ορίζονται οι παραδοχές που το διέπουν και η συνάρτηση κόστους του για τις διαδρομές των UAV του *EM-DRP-PD* απεικονίζεται σε αναλυτικό παράδειγμα.

Για την επίλυση του *EM-DRP-PD*, τρεις παραλλαγές ενός υβριδικού αλγορίθμου της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - *GRASP*) (Feo και Resende, 1995) και του αλγορίθμου Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Variable Neighborhood Descent - *VND*) (Mladenović και Hansen, 1997), εφαρμόζονται και αξιολογούνται. Ο αλγόριθμος *GRASP/VND* συνδυάζει τις δυνατότητες εξερεύνησης του χώρου των λύσεων που προσφέρει ο *GRASP* με την πολύ-εναρκτήρια φύση του και την ισχυρή διαδικασία τοπικής αναζήτησης που προσφέρει ο αλγόριθμος *VND*. Σε αυτόν περιλαμβάνονται πέντε τελεστές τοπικής αναζήτησης προσαρμοσμένους ειδικά για το νέο αυτό πρόβλημα και τον δεσμό μεταξύ πωλητών και αγοραστών. Κάθε μία εκ των τριών παραλλαγών του *GRASP/VND* χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό πιθανολογικό κανόνα για την επιλογή του επόμενου πελάτη από την Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων (Restricted Candidate List - *RCL*). Η παραλλαγή *GRASP/VND/U* είναι αμερόληπτη και επομένως όλοι οι πελάτες εντός της *RCL* έχουν την ίδια πιθανότητα να επιλεγούν. Η παραλλαγή *GRASP/VND/P* εφαρμόζει ένα κανόνα βασιζόμενο στην εγγύτητα των πελατών, ενώ η παραλλαγή *GRASP/VND/R* χρησιμοποιεί ένα κανόνα επιλογής με βάση την κατάταξη του κάθε στοιχείου εντός της *RCL*.

Επιπλέον, στο κεφάλαιο αυτό συγκρίνονται δύο διαφορετικοί αντικειμενικοί στόχοι, η ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας και η ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυσθείσας απόστασης, με την ενέργεια στο δεύτερο στόχο να λαμβάνεται υπόψη μόνο ως περιορισμός. Ο πρώτος στόχος, της ελαχιστοποίησης της ενέργειας, αποτελεί τον πρωτότυπο αντικειμενικό στόχο του *EM-DRP-PD*. Η ελαχιστοποίηση της διανυσθείσας απόστασης αποτελεί τον στόχο του κλασικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων. Τέλος, παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα για κάθε αντικειμενικό στόχο

και η επίδραση αυτών στη συνολική ενέργεια και τη συνολική απόσταση των λύσεων του προβλήματος.

Για τη σύγκριση των τριών παραλλαγών του *GRASP/VND* χρησιμοποιώντας τους δύο στόχους της Ενέργειας και της Απόστασης, δημιουργήθηκαν 20 παραδείγματα αναφοράς βασισμένα σε παραδείγματα αναφοράς του κλασικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων, με 50 ως 200 πελάτες και με λύσεις που χρησιμοποιούν από 2 έως 11 UAV.

Η συνεισφορά αυτού του κεφαλαίου συνοψίζεται ως εξής:

- Προτείνεται το *EM-DRP-PD*, ένα νέο πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με σημαντικές προοπτικές πρακτικής εφαρμογής, όπου χρησιμοποιούνται UAV και έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας σε αποστολές ταχυμεταφορών.
- Παρουσιάζεται το μαθηματικό μοντέλο του νέου αυτού προβλήματος.
- Αναπτύσσεται ένας υβριδικός μεθευρετικός αλγόριθμος *GRASP/VND* σε τρεις παραλλαγές για την αποτελεσματική επίλυση του *EM-DRP-PD*.
- Συγκρίνονται οι αντικειμενικοί στόχοι της ελαχιστοποίησης της Ενέργειας και της Απόστασης και αναλύεται η επίδρασή τους στα μέτρα της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας και της συνολικής απόστασης που διανύεται.

## 6.2 Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις

Το πρόβλημα του κεφαλαίου αυτού συνδυάζει τις προσεγγίσεις υπηρεσιών που αφορούν παραλαβές και παραδόσεις των προβλημάτων *VRPPD* και *DARP* όπως παρουσιάστηκαν στην ανασκόπηση του Κεφαλαίου 2, τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των UAV και τον στόχο της ελαχιστοποίησης της καταναλισκόμενης ενέργειας, για τη μοντελοποίηση του ακόλουθου σεναρίου δρομολόγησης UAV:

Ένας πάροχος υπηρεσιών ταχυμεταφορών, τύπου «κούριερ», χρησιμοποιεί ένα σμήνος από UAV, ικανά να απογειωθούν και να προσγειωθούν κάθετα, ώστε να παραλάβουν δέματα από πωλητές και να τα παραδώσουν στους αντίστοιχους αγοραστές. Τα UAV έχουν ένα μέγιστο αριθμό τεμαχίων που μπορούν να μεταφέρουν ανά πάσα στιγμή, ένα μέγιστο βάρος φορτίου και ένα μέγιστο ποσό ενέργειας στις μπαταρίες τους. Ο ρυθμός κατανάλωσης της ενέργειας εξαρτάται από το συνολικό βάρος που μεταφέρουν εκείνη τη στιγμή. Τα UAV απογειώνονται από το προκαθορισμένο σημείο που αποτελεί τη βάση τους και επιστρέφουν σε αυτό μετά το πέρας της αποστολής τους, που είναι η παράδοση όλων των δεμάτων από τους πωλητές στους αντίστοιχους αγοραστές. Στόχος της επιχείρησης είναι η ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας που απαιτείται για την ολοκλήρωση όλων των παραδόσεων.

Τα UAV θεωρείται ότι έχουν τρία διαμερίσματα στα οποία μπορεί να τοποθετηθεί ένα δέμα σταθερού μεγέθους. Κάθε πωλητής τοποθετεί ένα δέμα σε ένα εκ των τριών διαμερισμάτων και το δέμα αυτό πρέπει να παραδοθεί σε συγκεκριμένο αγοραστή. Το UAV μπορεί να μεταφέρει έως τρία δέματα ταυτόχρονα, εφόσον δεν παραβιάζεται ο περιορισμός του μέγιστου βάρους του ωφέλιμου φορτίου που μπορεί να μεταφέρει.

Στην κλασική μηχανική, ως έργο ορίζεται η ενέργεια που μεταφέρεται από ή προς ένα αντικείμενο μέσω της εφαρμογής μιας δύναμης κατά μήκος μιας μετατόπισης. Σε πρακτικούς όρους είναι το γινόμενο της δύναμης επί τη μετατόπιση. Η συνάρτηση κόστους του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις προέρχεται από το Δεύτερο Νόμο του Νεύτωνα. Όσο μεγαλύτερο το βάρος που μεταφέρεται από το UAV, τόσο περισσότερη ενέργεια απαιτείται για τη μεταφορά του κατά μήκος μιας μονάδας απόστασης (Kara, Kara και Yetis, 2007). Παρομοίως, αν

ένα συγκεκριμένο φορτίο μεταφερθεί σε μεγαλύτερη απόσταση, η απαιτούμενη ενέργεια για τη μεταφορά αυτή επίσης αυξάνεται.

Στις πρακτικές εφαρμογές, ο ρυθμός κατανάλωσης της ενέργειας των UAV εξαρτάται από πολλούς παράγοντες. Εξωτερικοί παράγοντες όπως οι καιρικές συνθήκες παίζουν ένα σημαντικό ρόλο στην καταναλισκόμενη ενέργεια αλλά αυτές δεν μπορούν να ελεγχθούν. Ορισμένοι παράγοντες που είναι ελεγχόμενοι, όπως η ταχύτητα πτήσης μπορούν να θεωρηθούν βέλτιστες δεδομένων των συνθηκών, λόγω της αυτόνομης φύσης των οχημάτων. Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις εστιάζει στον κύριο ελεγχόμενο παράγοντα που αφορά το πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, όπου είναι το βάρος του φορτίου που μεταφέρεται. Καθορίζοντας την κατάλληλη σειρά με την οποία οι πελάτες εξυπηρετούνται, δύναται να ελαχιστοποιηθεί η απαιτούμενη ενέργεια μιας διαδρομής ενός UAV.

### 6.2.1 Υπολογισμός Κόστους Ενέργειας

Έστω ο κόμβος 0 είναι η τοποθεσία της βάσης των UAV,  $d_{ij}$  είναι η απόσταση μεταξύ των κόμβων  $i$  και  $j$ ,  $w_i$  είναι το βάρος του δέματος που παραλαμβάνεται ή παραδίδεται στον πελάτη  $i$ , και  $f_{ij}$  είναι το συνολικό βάρος του φορτίου που μεταφέρει ένα UAV πηγαίνοντας από τον κόμβο  $i$  στον κόμβο  $j$ . Η ενέργεια  $e_{ij}$  που απαιτείται από ένα UAV με βάρος  $\mu$  για να μεταβεί από τον κόμβο  $i$  στον κόμβο  $j$ , μεταφέροντας φορτίο συνολικού βάρους  $f_{ij}$  δίνεται από την Εξ. (6.1):

$$e_{ij} = d_{ij} \times (\mu + f_{ij}) \quad (6.1)$$

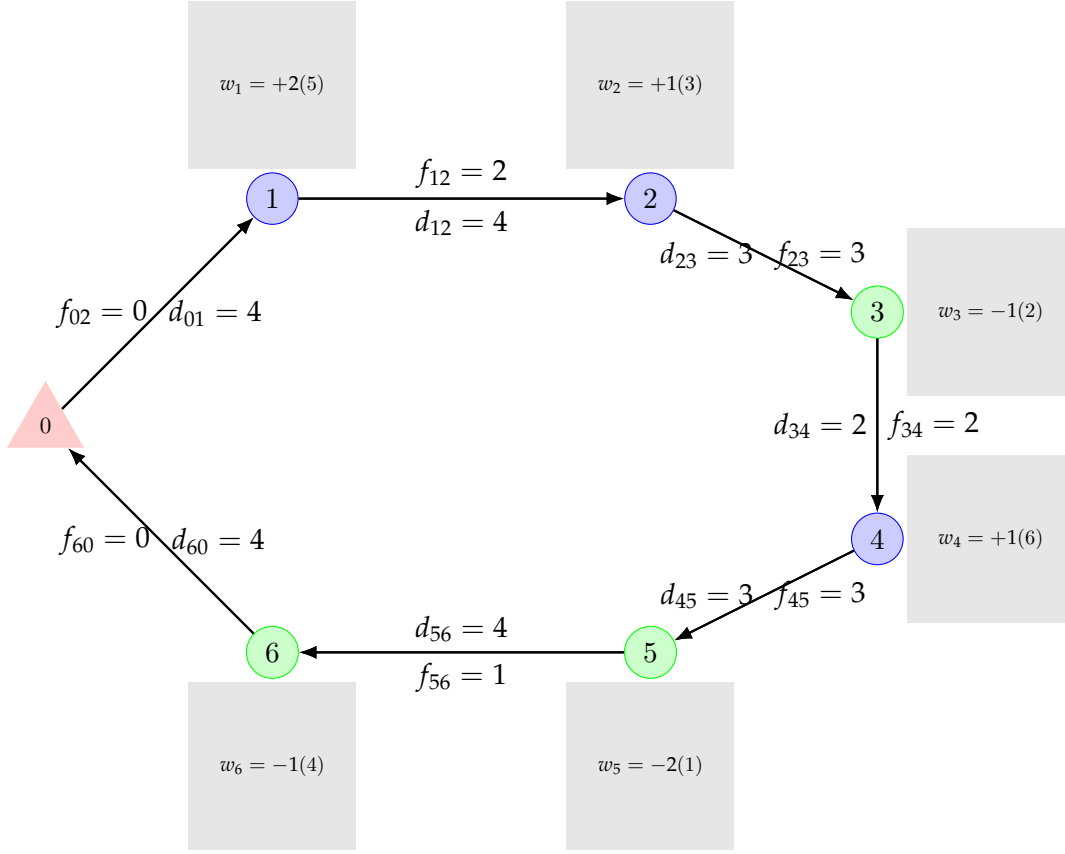
Στο Σχ. 6.1 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα διαδρομής ενός UAV, στην οποία η συνολικά απαιτούμενη ενέργεια της υπολογίζεται βάσει του κόστους ενέργειας του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις. Με μπλε χρώμα απεικονίζονται οι θέσεις των πελατών παραλαβής, ενώ με πράσινο χρώμα απεικονίζονται οι θέσεις των πελατών όπου τα δέματα παραδίδονται. Το γκριζο παραλληλόγραμμο δίπλα σε κάθε πελάτη απεικονίζει το αντίστοιχο βάρος του δέματος που είτε παραλαμβάνεται είτε παραδίδεται, με τον αντίστοιχο παραλήπτη ή αποστολέα σε παρένθεση.

Για πρακτικούς λόγους το βάρος των UAV  $\mu$  ορίζεται στη μονάδα, 1, αφού όλα τα UAV έχουν το ίδιο βάρος. Έτσι, για το παράδειγμα της διαδρομής του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις που απεικονίζεται στο Σχ. 6.1 και παρουσιάστηκε παραπάνω, η ενέργεια  $e_{ij}$  που απαιτείται για κάθε τόξο  $(i, j)$  με απόσταση  $d_{ij}$  υπολογίζεται ως εξής:

$$\begin{aligned} e_{01} &= d_{01} \times (1 + f_{s1}) = 4 \times 1 = 4 \\ e_{12} &= d_{12} \times (1 + f_{12}) = 4 \times 3 = 12 \\ e_{23} &= d_{23} \times (1 + f_{23}) = 3 \times 4 = 12 \\ e_{34} &= d_{34} \times (1 + f_{34}) = 2 \times 3 = 6 \\ e_{45} &= d_{45} \times (1 + f_{45}) = 3 \times 4 = 12 \\ e_{56} &= d_{56} \times (1 + f_{56}) = 4 \times 2 = 8 \\ e_{60} &= d_{60} \times (1 + f_{60}) = 4 \times 1 = 4 \end{aligned}$$

Επομένως, η συνολική ενέργεια της διαδρομής δίνεται από το άθροισμα:

$$C = \sum_{(i,j) \in \text{route}} e_{ij} = 58$$



Σχήμα 6.1: Παράδειγμα διαδρομής για το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις

### 6.2.2 Παραδοχές

Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις, ακολουθεί τις παρακάτω παραδοχές:

- Μόνο ένα δέμα παραλαμβάνεται ή παραδίδεται σε κάθε πελάτη.
- Η διαδικασία παράδοσης και παραλαβής θεωρείται στιγμιαία.
- Ο χρόνος ώστε το UAV να φτάσει στο ύψος πτήσης είναι αμελητέος και θεωρείται ότι τα UAV επιτυγχάνουν την ταχύτητα πτήσης τους στιγμιαία.
- Το ύψος πτήσης θεωρείται επαρκές για την αποφυγή εμποδίων (π.χ. Κτήρια).
- Δεν λαμβάνονται υπόψη εξωτερικοί παράγοντες (π.χ. Καιρικές συνθήκες).

## 6.3 Μαθηματική Μοντελοποίηση του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις

Έστω  $P = \{1, \dots, n\}$  το σύνολο των κόμβων παραλαβής και  $D = \{n+1, \dots, 2n\}$  το σύνολο των κόμβων παράδοσης. Η ένωση και των δύο τύπων πελατών είναι το σύνολο  $N = P \cup D$ . Οι κόμβοι 0 και  $2n+1$  αποτελούν τους κόμβους της βάσης, από τους οποίους τα UAV απογειώνονται και προσγειώνονται, αντίστοιχα. Η απόσταση μεταξύ οποιονδήποτε δύο κόμβων  $i, j$  είναι  $d_{ij}$ . Έστω  $i$  η αίτηση για μεταφορά ενός δέματος από τον κόμβο παραλαβής  $i$  και παράδοσης του στον κόμβο παραλαβής  $n+i$ . Κάθε αίτηση μεταφοράς  $i$  αντιστοιχεί στην παραλαβή και παράδοση ενός δέματος με βάρος  $p_i$ .

Το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις ορίζεται σε ένα γράφο  $\mathcal{G} = (V, A)$  όπου  $V = N \cup \{0, 2n+1\}$  είναι το σύνολο των κόμβων και  $A$  το σύνολο των τόξων. Κάθε UAV  $k$  στο σύνολο των UAV  $K$  έχει βάρος  $\mu$  μονάδες βάρους και μπορεί να μεταφέρει έως  $Q$  δέματα ταυτόχρονα, με το σύνολο αυτών να μη μπορεί υπερβεί το μέγιστο βάρος ωφέλιμου φορτίου  $\Phi$ . Η μέγιστη ενέργεια της μπαταρίας των UAV είναι  $E$ . Έστω  $f_{ij}^k$  το συνολικό βάρος του ωφέλιμου φορτίου που μεταφέρει το UAV  $k$  κατά μήκος του τόξου  $(i, j)$ ,  $T_i^k$  ο χρόνος αναχώρησης από τον κόμβο  $i$  και  $W_i$ ,  $L_i$  το συνολικό βάρος και η συνολική ποσότητα, αντίστοιχα, των δεμάτων που απομένουν μετά την εξυπηρέτηση του κόμβου  $i \in V$ .

Η μαθηματική μοντελοποίηση του Προβλήματος Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις δίνεται παρακάτω:

$$\min F = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} (d_{ij} \times (\mu + f_{ij}^k) \times x_{ij}^k) \quad (6.2)$$

υ.π.

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in N \cup \{2n+1\}} x_{ij}^k = 1, \forall i \in P \quad (6.3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij}^k - \sum_{j \in N} x_{j,n+i}^k = 0, \forall j \in P, k \in K \quad (6.4)$$

$$\sum_{j \in N \cup \{2n+1\}} x_{0j}^k = 1, \forall k \in K \quad (6.5)$$

$$\sum_{i \in N \cup \{0\}} x_{ij}^k - \sum_{i \in N \cup \{2n+1\}} x_{j,n+i}^k = 0, \forall j \in N, k \in K \quad (6.6)$$

$$\sum_{i \in D \cup \{0\}} x_{i,2n+1}^k = 1, \forall k \in K \quad (6.7)$$

$$x_{ij}^k (T_i^k + t_{ij}^k - T_j^k) \leq 0, \forall (i, j) \in A, \forall k \in K \quad (6.8)$$

$$T_i^k + t_{i,n+i}^k \leq T_{n+i}^k, \forall i \in P, \forall k \in K \quad (6.9)$$

$$x_{ij}^k (L_i^k + l_j - L_j^k) = 0, \forall (i, j) \in A, k \in K \quad (6.10)$$

$$l_i \leq L_i^k \leq Q, \forall i \in P, k \in K \quad (6.11)$$

$$0 \leq L_{n+i}^k \leq Q - l_i, \forall n+i \in D, k \in K \quad (6.12)$$

$$L_0^k = 0, k \in K \quad (6.13)$$

$$x_{ij}^k (W_i^k + w_j - W_j^k) = 0, \forall (i, j) \in A, k \in K \quad (6.14)$$

$$w_i \leq W_i^k \leq \Phi, \forall i \in P, k \in K \quad (6.15)$$

$$0 \leq W_{n+i}^k \leq \Phi - w_i, \forall n+i \in D, k \in K \quad (6.16)$$

$$W_0^k = 0, k \in K \quad (6.17)$$

$$f_{ij}^k = W_j^k - W_i^k, \forall (i, j) \in A, k \in K \quad (6.18)$$

$$0 \leq f_{ij}^k \leq \Phi \times x_{ij}^k, \forall (i, j) \in A, k \in K \quad (6.19)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} (\mu + f_{ij}^k) \times d_{ij} \times x_{ij}^k \leq E, \forall k \in K \quad (6.20)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in A, k \in K \quad (6.21)$$

$$l_i = \begin{cases} -1, & \text{αν } i \in D \\ 1, & \text{αν } i \in P \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (6.22)$$

$$w_i = \begin{cases} -p_i, & \text{αν } i \in D \\ p_i, & \text{αν } i \in P \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (6.23)$$

Η αντικειμενική συνάρτηση της Εξ. (6.2) ελαχιστοποιεί τη συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια. Οι περιορισμοί των Εξ. (6.3) και Εξ. (6.4) εξασφαλίζουν ότι κάθε ζεύγος κόμβων παραλαβής και παράδοσης εξυπηρετούνται μια ακριβώς φορά και από το ίδιο UAV. Οι περιορισμοί των Εξ. (6.5) - Εξ. (6.7) επιβάλλουν σε όλα τα UAV να ξεκινήσουν τη διαδρομή τους από τη βάση και να επιστρέψουν σε αυτή στο τέλος της διαδρομής τους. Οι περιορισμοί των Εξ. (6.8) και Εξ. (6.9) επιβάλλουν σε κάθε όχημα να επισκεφτεί τον κόμβο παραλαβής πριν τον αντίστοιχο κόμβο παράδοσης του δέματος. Οι Εξ. (6.10) - Εξ. (6.12) περιορίζουν την ποσότητα των δεμάτων που μεταφέρουν UAV, ενώ με την Εξ. (6.13) αυτά ξεκινούν άδεια τη διαδρομή τους από τη βάση. Ομοίως με τους περιορισμούς χωρητικότητας, οι Εξ. (6.14) - Εξ. (6.16) περιορίζουν το βάρος του ωφέλιμου φορτίου των UAV για τους κόμβους παραλαβής και παράδοσης, ενώ η Εξ. (6.17) διασφαλίζει ότι αρχικά δεν μεταφέρουν φορτίο από τη βάση. Οι περιορισμοί της Εξ. (6.18) και της Εξ. (6.19) περιορίζουν το βάρος του μεταφερόμενου φορτίου κατά μήκος των τόξων που χρησιμοποιούνται από το UAV μεταξύ 0 και  $\Phi$  και επιβάλλει το μηδενισμό αυτού στα υπόλοιπα τόξα. Ο περιορισμός της Εξ. (6.20) επιβάλλει το όριο της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας κάθε UAV. Τέλος, η Εξ. (6.21) περιορίζει τη δυαδική μεταβλητή απόφασης, η Εξ. (6.22) ορίζει τις ποσότητες που μεταφέρονται από/προς κάθε κόμβο ανάλογα τον τύπο του και η Εξ. (6.23) ορίζει το βάρος του δέματος που μεταφέρεται, αντίστοιχα, αν πρόκειται για κόμβο παραλαβής ή παράδοσης.

## 6.4 Ο Προτεινόμενος Αλγόριθμος Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης/Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου

Ο αλγόριθμος της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης που χρησιμοποιείται σε αυτό το κεφάλαιο για την επίλυση του *EM-DRP-PD*, αν και ακολουθεί τις ίδιες βασικές αρχές με τον *PW-GRASP-VND* όπως εφαρμόστηκε στο Κεφάλαιο 3, έχει μεγάλες διαφορές στην υλοποίησή του. Σε αντίθεση με τον *PW-GRASP*, ο αλγόριθμος της *GRASP/VND* αυτού του κεφαλαίου δεν είναι παράλληλος ούτε περιλαμβάνει κάποια δομή μνήμης.

Επομένως, αυτή η υλοποίηση ακολουθεί πιο πιστά την κλασική υλοποίηση του *GRASP* όπου είναι μια επαναληπτική διαδικασία βελτιστοποίησης, κάθε επανάληψη της οποίας αποτελείται από δύο φάσεις, τη φάση της κατασκευής μιας λύσης και τη φάση τοπικής αναζήτησης. Στη πρώτη φάση κατασκευάζεται μια εφικτή λύση χρησιμοποιώντας μια τυχαιοποιημένη άπληστη στρατηγική και στη δεύτερη φάση η λύση αυτή υπόκειται σε μια διαδικασία τοπικής αναζήτησης έως ότου επιτευχθεί ένα τοπικό ελάχιστο. Ο αλγόριθμος αποθηκεύει την καλύτερη συνολικά λύση. Για κριτήριο τερματισμού της εκτέλεσης του *GRASP/VND* έχει επιλεγεί η επίτευξη ενός μέγιστου αριθμού επαναλήψεων.

Στη φάση κατασκευής της λύσης ένας μηχανισμός που συνδυάζει την απληστία με την τυχαιότητα δημιουργεί εφικτές λύσεις. Σε κάθε βήμα αυτής της φάσης, ένας

κόμβος εισάγεται σε μια μερικώς ολοκληρωμένη λύση. Για την επιλογή του κόμβου για εισαγωγή στην ημιτελή λύση, δημιουργείται μια λίστα υποψηφίων, η Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων. Τα στοιχεία που απαρτίζουν τη λίστα αυτή, καθορίζονται από ένα άπληστο κριτήριο, έτσι, οι κόμβοι αυτοί που επιλέγονται θεωρούνται ως οι καλύτεροι υποψήφιοι.

Στη φάση της τοπικής αναζήτησης, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου, διαφοροποιημένος από την αντίστοιχη υλοποίηση του Κεφαλαίου 3 για τις ανάγκες του EM-DRP-PD. Σε αυτό το κεφάλαιο της διατριβής, αναπτύχθηκαν οι ακόλουθες τρεις εκδοχές του υβριδικού GRASP/VND, κάθε μια εκ των οποίων χρησιμοποιεί μια διαφορετική προσέγγιση στην επιλογή του επόμενου πελάτη από την Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων:

- **GRASP/VND/U:** Καμία μεροληψία (unbiased) στην επιλογή μεταξύ των πελατών της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων. Επομένως, όλοι οι πελάτες της λίστας έχουν την ίδια πιθανότητα να επιλεγούν.
- **GRASP/VND/P:** Μεροληψία βάσει της εγγύτητας (proximity)  $PBias_{ij} = 1/d_{ij}$  κάθε πελάτη της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων, όπου  $d_{ij}$  είναι η απόσταση μεταξύ του πελάτη  $j$  από τον τελευταίο εισηγμένο στη διαδρομή κόμβο,  $i$ .
- **GRASP/VND/R:** Μεροληψία βάσει της κατάταξης (rank)  $r_j$  κάθε πελάτη της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων,  $RBias_{ij} = \frac{|RCL|+1-r_j}{|RCL|}$ . Η κατάταξη καθορίζεται βάσει της απόστασης  $d_{ij}$  του πελάτη  $j$  από τον τελευταίο εισηγμένο στη διαδρομή κόμβο,  $i$ , με τον κοντινότερο πελάτη να έχει θέση κατάταξης 1.

Όλες οι παραπάνω εκδοχές του αλγορίθμου χρησιμοποιούν τη ίδια διαδικασία τοπικής αναζήτησης, VND. Το περίγραμμα του αλγορίθμου GRASP/VND παρουσιάζεται στον Αλγόριθμο 20.

---

#### Αλγόριθμος 20: GRASP/VND

---

**ΕΙΣΟΔΟΣ:**  $instance, Iter_{GRASP}, \alpha$   
**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:**  $S_{best}$   
**ΓΙΑ** επανάληψη  $\leftarrow 1$  **to**  $Iter_{GRASP}$  **ΚΑΝΕ**  
     $S \leftarrow \text{ΚατασκευήΛύσης}(instance, \alpha);$   
     $S_{improved} \leftarrow \text{VND}(Iter_{VND}, S);$   
    **ΑΝ**  $\text{Κόστος}(S_{improved}) < \text{Κόστος}(S_{best})$  **ΤΟΤΕ**  
         $S_{best} \leftarrow S_{improved};$   
**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ**  $S_{best};$

---

##### 6.4.1 Κατασκευή Λύσης

Η διαδικασία κατασκευής λύσεων του αλγορίθμου της Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης απαιτεί τη δημιουργία μιας Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων σε κάθε βήμα εισαγωγής ενός κόμβου σε μια διαδρομή, όπου περιέχει τους πιο πολλά υποσχόμενους πελάτες κατά το συγκεκριμένο βήμα κατασκευής. Η υλοποίηση του αλγορίθμου σε αυτό το κεφάλαιο χρησιμοποιεί μια Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων πελατών με βάση την αξία τους (Value-based RCL). Αυτός ο τύπος λίστας χρησιμοποιεί μια παράμετρο  $\alpha \in [0, 1]$  για να καθορίσει κατά πόσο ένας πελάτης μπορεί να προστεθεί σε αυτή, βάσει της απόστασής του από τον τελευταίο εισηγμένο κόμβο στη διαδρομή. Έστω  $i$  ο τελευταίος κόμβος που εισήχθη στη διαδρομή και  $d_{max}$ ,  $d_{min}$  η μέγιστη και η

ελάχιστη απόσταση μεταξύ του κόμβου αυτού και των υπολοίπων. Ένας υποψήφιος κόμβος  $l \in L$ , προστίθεται στη Λίστα Περιορισμένων Υποψηφίων αν και μόνο αν ικανοποιεί τη συνθήκη της Εξ. (6.24). Ως  $L$  ορίζεται η λίστα που εμπεριέχει όλους τους κόμβους που δεν έχουν εξυπηρετηθεί (παραλαβής και παράδοσης), στους οποίους η μετάβαση είναι εφικτή. Δηλαδή, η προσθήκη αυτών στη διαδρομή δεν θα παραβίαζε κανένα εκ των περιορισμών ποσότητας, βάρους και ενέργειας του UAV.

$$d_{il} \leq d_{min} + \alpha(d_{max} - d_{min}) \quad (6.24)$$

Ο Αλγόριθμος 21 παρουσιάζει την κατασκευή της Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων με βάση την αξία τους για τον GRASP/VND αλγόριθμο.

---

**Αλγόριθμος 21:** Δημιουργία RCL με βάση την αξία

---

**ΔΕΔΟΜΕΝΑ:**  $d, i, \alpha, L$

**ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ:** RCL

$d_{min} \leftarrow \min\{d_{il} | l \in L\};$

$d_{max} \leftarrow \max\{d_{il} | l \in L\};$

$RCL \leftarrow \{\};$

**ΓΙΑ** κάθε  $l$  στην  $L$  **ΚΑΝΕ**

**ΑΝ**  $d_{il} \leq d_{min} + \alpha(d_{max} - d_{min})$  **ΤΟΤΕ**  
 $RCL \leftarrow RCL \cup \{l\};$

**ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ** RCL;

---

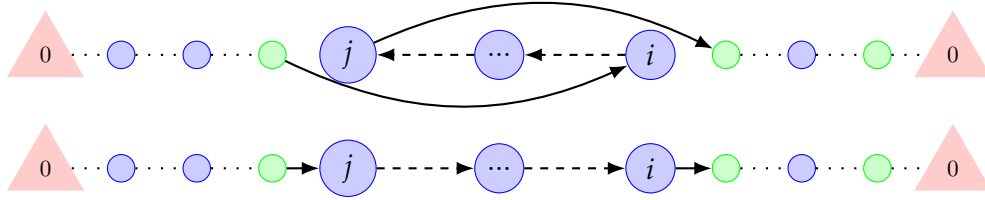
#### 6.4.2 Μεταβλητή Γειτονιά Καθόδου

Ο αλγόριθμος της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου που χρησιμοποιείται σε αυτό το κεφάλαιο, βασίζεται στην υλοποίηση του αντίστοιχου αλγορίθμου όπως περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 3 και παρουσιάστηκε για την επίλυση του Συσσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV. Παρότι ακολουθεί την ίδια στρατηγική για την εναλλαγή των γειτονιών αναζήτησης κατά τη διάρκεια εκτέλεσής του, η υλοποίηση για το EM-DRP-PD, είναι προσαρμοσμένη στο κυρίαρχο χαρακτηριστικό του προβλήματος, την αλληλεξάρτηση μεταξύ των κόμβων πωλητών όπου συλλέγονται τα αγαθά και των κόμβων των αγοραστών όπου τα αγαθά αυτά παραδίδονται.

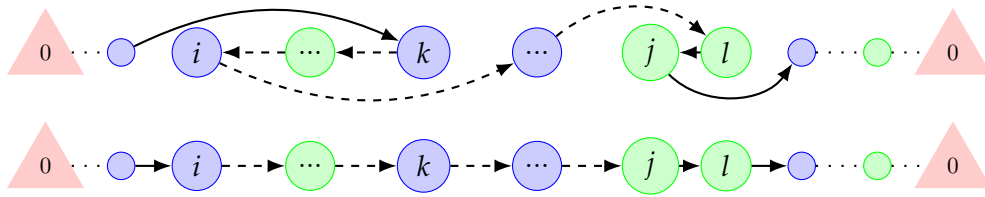
Οι τελεστές τοπικής αναζήτησης που χρησιμοποιούνται για το EM-DRP-PD είναι οι εξής:

- **Αντιστροφή Εύρους (2-Opt):** Ο τελεστής διαλέγει δύο πελάτες ίδιου τύπου (αγοραστές ή πωλητές) σε ένα εύρος θέσεων  $[i, j]$  μιας διαδρομής και αντιστρέφει τη σειρά επίσκεψης των κόμβων εντός του.
- **Αλλαγή-Ζεύγους (Pair-Swap):** Ο τελεστής διαλέγει ένα ζεύγος πωλητή-αγοραστή που βρίσκονται στις θέσεις  $i, j$  μιας διαδρομής και αντιμεταθέτει τις θέσεις τους με ένα άλλο ζεύγος πωλητή-αγοραστή που βρίσκονται στις θέσεις  $k, l$  εντός της ίδιας διαδρομής.
- **2-2 Ανταλλαγή (2-2 Exchange):** Ο τελεστής διαλέγει ένα ζεύγος πωλητή-αγοραστή που βρίσκονται στις θέσεις  $i$  και  $j$  μιας διαδρομής  $R_m$  και ανταλλάσσει τις θέσεις τους με ένα άλλο ζεύγος πωλητή-αγοραστή που βρίσκονται στις θέσεις  $k$  και  $l$  μιας άλλης διαδρομής  $R_n$ .
- **2-0 Επανατοποθέτηση (2-0 Relocation):** Ο τελεστής διαλέγει ένα ζεύγος πωλητή-αγοραστή που βρίσκονται στις θέσεις  $i$  και  $j$  μιας διαδρομής  $R_m$  και τους εισάγει σε μια άλλη διαδρομή  $R_n$  στις θέσεις  $p, q$ .

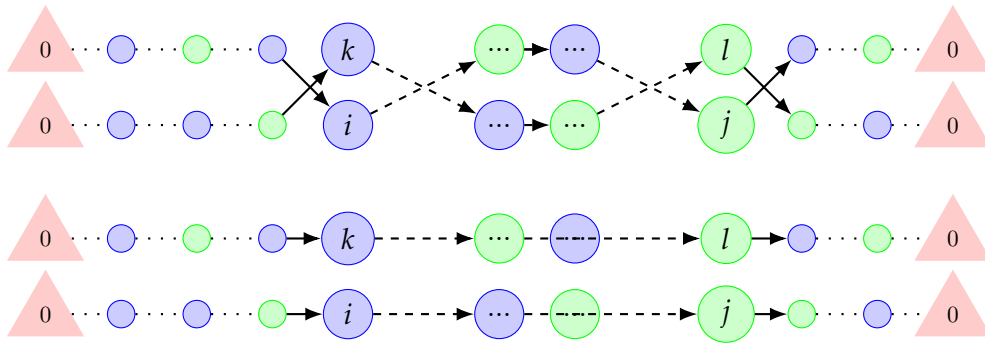
Στα Σχ. 6.2-Σχ. 6.5 παρουσιάζονται επεξηγηματικά παραδείγματα για τους τελεστές τοπικής αναζήτησης που χρησιμοποιούνται από τη διαδικασία του VND για το EM-DRP-PD.



Σχήμα 6.2: Παράδειγμα τελεστή Αντιστροφής Εύρους



Σχήμα 6.3: Παράδειγμα τελεστή Αλλαγής-Ζεύγους

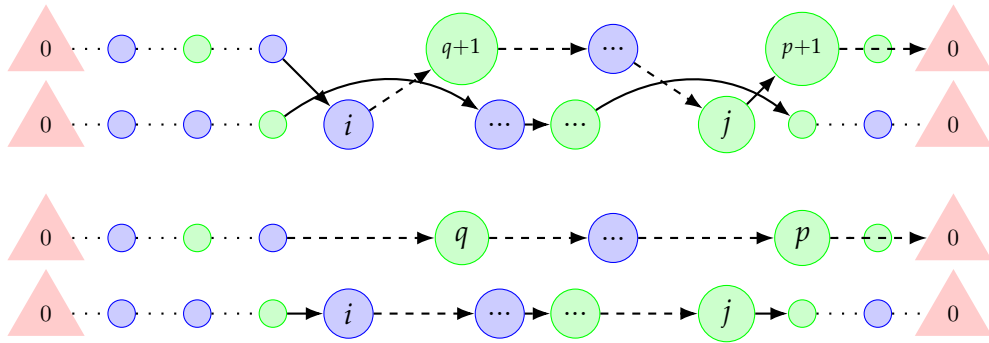


Σχήμα 6.4: Παράδειγμα τελεστή 2-2 Ανταλλαγής

## 6.5 Υπολογιστικά Αποτελέσματα

Οι αλγόριθμοι προγραμματίστηκαν στη γλώσσα προγραμματισμού C++. Για τα πειράματα χρησιμοποιήθηκε υπολογιστής με επεξεργαστή Intel® Core™ i5-11400F (4.3GHz boost clock speed) με 15.4GB RAM και λειτουργικό Fedora 36 Workstation.

Οι αλγόριθμοι αξιολογήθηκαν βάσει 20 παραδειγμάτων που δημιουργήθηκαν ειδικά για το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις. Ο αριθμός των πελατών σε αυτά κυμαίνεται από 50 έως 200 και ο αριθμός των UAV από 2 έως 11. Τα παραδείγματα βασίζονται στο πολύ γνωστό σύνολο δεδομένων CMT που έχουν προταθεί από τους Christofides, Mingozzi και Toth (1979) για το κλασικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων. Η αποθήκη των αρχικών παραδειγμάτων θεωρείται η βάση των UAV στα νέα παραδείγματα αναφοράς. Οι πελάτες χωρίζονται σε δύο ομάδες, αγοραστές και πωλητές, και κάθε ζεύγος πελατών μεταξύ των δύο ομάδων έχει ένα βάρος δέματος στο διάστημα  $[1, 3]$  μονάδες βάρους. Οι αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 10 ανεξάρτητες φορές για κάθε παράδειγμα.



Σχήμα 6.5: Παράδειγμα τελεστή 2-0 Επανατοποθέτησης

### 6.5.1 Ρυθμίσεις Παραμέτρων και Ανάλυση Ευαισθησίας

Οι παραλλαγές του *GRASP/VND* έχουν ελάχιστες παραμέτρους που πρέπει να καθοριστούν πριν την εκτέλεσή τους. Στον Πίνακα 6.1 δίνεται η περιγραφή αυτών των παραμέτρων καθώς και οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν.

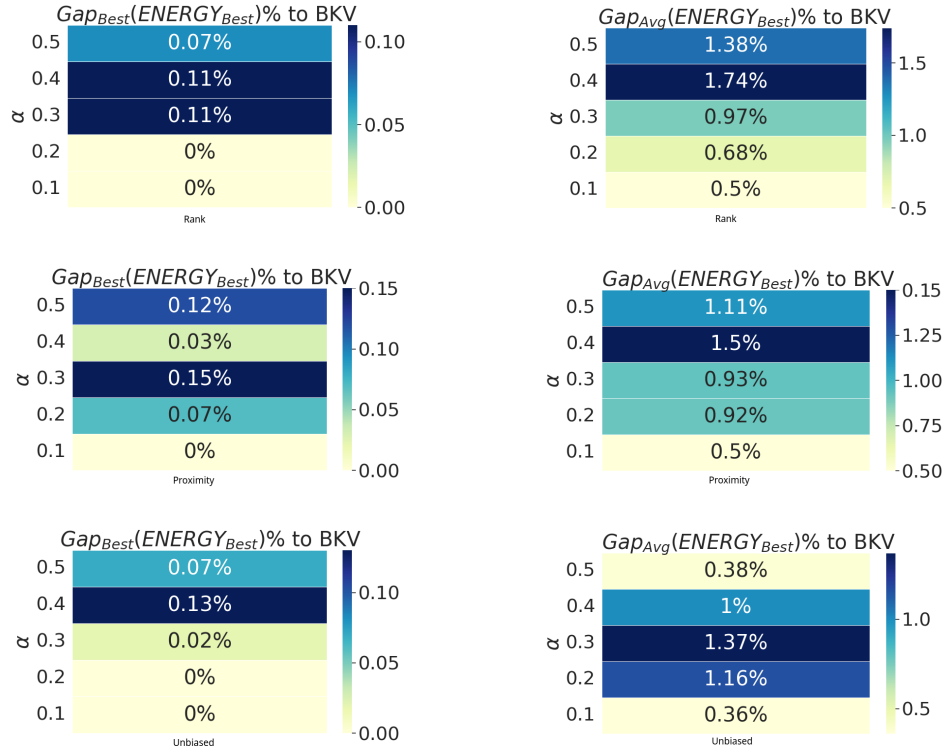
Οι παράμετροι που αφορούν τον αριθμό των επαναλήψεων,  $Iter_{GRASP}$  και  $Iter_{VND}$  των αλγορίθμων, ορίστηκαν μέσω της δοκιμής επαρκώς μεγάλων τιμών για τους οποίους δεν υπήρχε περαιτέρω βελτίωση των αποτελεσμάτων. Η σημαντικότερη παράμετρος, με μεγάλη επίδραση στη συμπεριφορά του αλγορίθμου και την ικανότητα του να εξερευνά το χώρο των λύσεων είναι η παράμετρος  $\alpha$ . Για την παράμετρο αυτή, στην ανάλυση ευαισθησίας της συγκεκριμένης υλοποίησης του αλγορίθμου, χρησιμοποιήθηκε το προτεινόμενο από τη βιβλιογραφία εύρος τιμών.

Πίνακας 6.1: Περιγραφή και τιμές παραμέτρων

Παράμετρος	Περιγραφή	Τιμές
$Iter_{GRASP}$	Αριθμός επαναλήψεων	2000
$Iter_{VND}$	Αριθμός επαναλήψεων τοπικής αναζήτησης	100
$\alpha$	Καθορίζει την απληστία και τυχαιότητα	$\{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5\}$

Το Σχ. 6.6 παρουσιάζει την καλύτερη απόκλιση,  $Gap\%$ , από τη βέλτιστη τιμή λύσης,  $BKV$ , που βρέθηκε για κάθε παράδειγμα, για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου. Παρόλο που για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $\alpha$ , οι τρεις εκδοχές του αλγορίθμου κατάφεραν να αποδώσουν ποιοτικές λύσεις, παρατηρείται ότι μικρότερες τιμές της ευνοούν τη συνολική τους απόδοση. Συγκεκριμένα, η τιμή  $\alpha = 0.1$  αποτελεί την κοινώς βέλτιστη επιλογή και για τις τρεις παραλλαγές του *GRASP/VND*, τόσο στο μέτρο της καλύτερης όσο και της μέσης απόκλισης από τις βέλτιστες λύσεις. Και οι τρεις υλοποιήσεις παρουσιάζουν παρόμοια ευαισθησία στην παράμετρο, καθώς οι αποκλίσεις τους βρίσκονται στο ίδιο εύρος τιμών. Μια ενδιαφέρουσα παρατήρηση είναι η μέση απόκλιση  $Gap_{Avg}$  του αλγορίθμου *GRASP/VND/U* για την τιμή της παραμέτρου  $\alpha = 0.5$ . Ο συνδυασμός μιας μεγάλης σε μέγεθος Περιορισμένης Λίστας Υποψηφίων μαζί με την αυξημένη τυχαιότητα της αμερόληπτης επιλογής, διαφαίνεται να ευνοεί πολύ περισσότερο αυτή την εκδοχή, σε σχέση με τις μεροληπτικές προσεγγίσεις. Η απόκλιση υπολογίζεται από τον τύπο της Εξ. (6.25):

$$Gap(\text{Κόστος}) = 100 \times (\text{Κόστος} - BKV) / BKV \% \quad (6.25)$$



Σχήμα 6.6: Η βέλτιστη (αριστερά) και η μέση (δεξιά) απόκλιση των λύσεων που βρέθηκαν σε σχέση με τη καλύτερη γνωστή λύση κάθε παραδείγματος, για κάθε παράμετρο και παραλλαγή του GRASP/VND.

### 6.5.2 Αποτελέσματα EM-DRP-PD - Στόχος Ενέργειας

Αυτή η υποενότητα παρουσιάζει τα αποτελέσματα των υπολογιστικών πειραμάτων πάνω στα παραδείγματα χρησιμοποιώντας την προτεινόμενη αντικειμενική συνάρτηση του EM-DRP-PD, η οποία ελαχιστοποιεί τη συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια.

Ο Πίνακας 6.2 εμφανίζει τα αποτελέσματα από την εφαρμογή των τριών παραλλαγών του αλγορίθμου χρησιμοποιώντας ως αντικειμενικό στόχο την ελαχιστοποίηση της Ενέργειας. Στην πρώτη στήλη βρίσκονται τα ονόματα των παραδειγμάτων. Στις στήλες 2, 5, 8 είναι τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ενέργεια που απέδωσαν οι αλγόριθμοι GRASP/VND/R, GRASP/VND/P και GRASP/VND/U, αντίστοιχα. Στις παρενθέσεις αναφέρεται ο αριθμός των UAV που χρησιμοποιούνται από τη λύση. Οι στήλες 3, 6, 9 εμφανίζουν τις μέσες τιμές της ενέργειας των λύσεων κάθε παραλλαγής του αλγορίθμου. Τέλος, οι στήλες 4, 7 και 10, παρουσιάζουν τις καλύτερες τιμές της συνολικής απόστασης που βρέθηκαν χρησιμοποιώντας την Ενέργεια ως στόχο.

Όλες οι εκδοχές του αλγορίθμου ήταν σε θέση να αποδώσουν ποιοτικά αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, οι GRASP/VND/P και GRASP/VND/R βρήκαν 6 τιμές BKV, ενώ η παραλλαγή GRASP/VND/U κατάφερε να αποδώσει τις καλύτερες λύσεις σε 4 παραδείγματα. Η διαφορά στη μέση τιμή των αποτελεσμάτων μεταξύ των παραλλαγών εγγύτητας και κατάταξης είναι μόλις 0.01%, ενώ η διαφορά μεταξύ της διαφανόμενα καλύτερης όλων παραλλαγής, GRASP/VND/P, με τη χειρότερη, GRASP/VND/U, είναι 0.04%. Όσον αφορά τη μέση τιμή της ενέργειας, παρατηρείται ένα παρόμοιο μοτίβο, με την παραλλαγή GRASP/VNDP να είναι οριακά καλύτερη της παραλλαγής GRASP/VND/R, έχοντας ποσοστιαία διαφορά 0.04%, και την παραλλαγή GRASP/VND/U να έχει τη χειρότερη απόδοση με διαφορά 0.5% από την πιο αποδοτική παραλλαγή. Επιπλέον, δεν παρατηρούνται διαφορές στην ποιότητα των λύσεων σε σχέση με τον αριθμό

Πίνακας 6.2: Αποτελέσματα στο μέτρο της Ενέργειας χρησιμοποιώντας την Ενέργεια ως αντικειμενικό στόχο. Με έντονη γραμματοσειρά οι καλύτερες τιμές Ενέργειας και υπογραμμισμένες οι καλύτερες τιμές Απόστασης μεταξύ τους.

Παράδειγμα	GRASP/VND/R			GRASP/VND/P			GRASP/VND/U		
	$ENERGY_{best}$	$ENERGY_{avg}$	$DIST_{best}$	$ENERGY_{best}$	$ENERGY_{avg}$	$DIST_{best}$	$ENERGY_{best}$	$ENERGY_{avg}$	$DIST_{best}$
PD1a	28,952.51(2)	1803.67	793.35	1789.38(2)	1801.14	<u>781.81</u>	1789.38(2)	1804.35	803.07
PD1b	1728.65(2)	1748.36	795.71	1728.46(2)	1747.22	<u>787.49</u>	<b>1727.62(2)</b>	1748.61	793.33
PD1c	1963.63(3)	1980.74	823.47	<b>1961.02(3)</b>	1979.82	824.74	1961.45(3)	1981.18	<u>817.83</u>
PD1d	<b>2140.07(3)</b>	2146.00	<u>847.10</u>	<b>2140.07(3)</b>	2145.83	853.14	2141.58(3)	2146.14	849.62
PD3a	<b>3086.29(4)</b>	3127.66	<u>1284.39</u>	3098.22(4)	3131.11	1319.97	3090.76(4)	3131.57	1310.17
PD3b	3007.21(4)	3049.58	1288.63	<b>2992.41(4)</b>	3049.50	1303.79	3017.84(4)	3045.45	<u>1263.63</u>
PD3c	4451.44(6)	4515.87	<u>1677.05</u>	4456.17(6)	4504.30	1687.31	<b>4437.31(6)</b>	4514.41	1711.71
PD3d	3739.09(5)	3783.50	1492.75	3726.70(5)	3784.84	1464.64	<b>3710.87(5)</b>	3782.81	<u>1463.07</u>
PD4a	4733.00(6)	4793.66	1963.72	<b>4711.93(6)</b>	4791.00	<u>1933.34</u>	4725.27(6)	4825.75	1964.43
PD4b	4784.93(6)	4857.92	1964.78	<b>4772.64(6)</b>	4847.54	<u>1931.20</u>	4805.22(6)	4891.62	1951.76
PD4c	<b>6598.30(9)</b>	6727.41	2550.17	6651.60(8)	6715.35	2599.91	6612.65(9)	6739.51	<u>2544.24</u>
PD4d	7273.55(9)	7347.76	2791.25	<b>7220.94(9)</b>	7340.00	<u>2709.01</u>	7245.83(9)	7370.62	2756.26
PD5a	<b>6658.49(9)</b>	6797.72	<u>2713.22</u>	6658.87(9)	6785.32	2739.45	6684.64(9)	6845.03	2761.21
PD5b	6919.51(9)	7039.87	<u>2751.01</u>	6897.87(9)	7038.06	2785.08	<b>6896.74(9)</b>	7084.78	2791.62
PD5c	<b>8342.19(11)</b>	8554.44	3303.84	8376.45(11)	8530.10	<u>3297.20</u>	8378.92(11)	8601.02	3310.95
PD5d	<b>9298.19(12)</b>	9458.99	<u>3504.42</u>	9316.15(12)	9510.53	3535.14	9302.43(12)	9571.77	3523.94
M.O	4781.89	4858.32	<u>1909.05</u>	<b>4781.18</b>	4856.35	1909.58	4783.03	4880.29	1913.55
Σύνολο	76510.31	77733.15	<u>30544.86</u>	<b>76498.88</b>	77701.66	30553.22	76528.51	78084.62	30616.84

των πελατών στο εκάστοτε παράδειγμα, καθώς όλες οι παραλλαγές κατάφεραν να αποδώσουν *BKV* λύσεις, ή λύσεις κοντά σε αυτές τις τιμές, για μεγάλο εύρος αριθμού πελατών. Επομένως, σύμφωνα με τις παραπάνω παρατηρήσεις δεν υπάρχουν ξεκάθαρες ενδείξεις που να υποστηρίζουν ισχυρά ότι μια παραλλαγή υπερέχει έναντι των άλλων δύο στο κριτήριο της ελαχιστοποίησης της καταναλισκόμενης ενέργειας.

Παρόλο που η συνολικά διανυόμενη απόσταση δεν αποτελεί αντικειμενικό στόχο του *EM-DRP-PD*, είναι χρήσιμο τα αποτελέσματα των τριών παραλλαγών του αλγορίθμου να μελετηθούν και ως προς αυτό το κριτήριο. Παρατηρείται ότι τα μεταξύ τους αποτελέσματα εμφανίζουν παρόμοια σχέση με αυτή που διαπιστώθηκε για το κριτήριο της ενέργειας. Στο κριτήριο της απόστασης, η *GRASP/VND/R* είναι ελάχιστα καλύτερη από την *GRASP/VND/P*, με διαφορά μόλις 0.02%, ενώ η ομοιόμορφη παραλλαγή είναι η χειρότερη κατά μέσο όρο παραλλαγή με διαφορά 0.23% από την καλύτερη. Τα αποτελέσματα αυτά ενισχύουν τον ισχυρισμό ότι η διαφορά μεταξύ των παραλλαγών κατάταξης και εγγύτητας είναι ελάχιστη και δεν μπορούμε να διακρίνουμε κάποια ξεκάθαρα αποδοτικότητα.

Ο Πίνακας 6.3 παρουσιάζει τον μέσο υπολογιστικό χρόνο που χρειάστηκε κάθε παραλλαγή του αλγορίθμου για την επίλυση του *EM-DRP-PD*. Ως προς αυτό το μέτρο σύγκρισης τους, η παραλλαγή *GRASP/VND/U* είναι κατά μέσο όρο και στο σύνολο η ταχύτερη μεταξύ των τριών για το σύνολο των *EM-DRP-PD* παραδειγμάτων. Η *GRASP/VND/U* είναι κατά μέσο όρο 11.4% ταχύτερη από την παραλλαγή *GRASP/VND/R* και 8.6% ταχύτερη έναντι της παραλλαγής *GRASP/VND/P*. Μέρος αυτής της διαφοράς μπορεί να αποδοθεί στον αμερόληπτο κανόνα επιλογής της παραλλαγής *GRASP/VND/R*, όπου δεν απαιτεί τον υπολογισμό πιθανοτήτων, σε αντίθεση με τις άλλες δύο παραλλαγές. Η διαφορά στο χρόνο εκτέλεσης μεταξύ των δύο παραλλαγών με μεροληπτικό κανόνα επιλογής κόμβου, είναι κατά μέσο όρο 3%, με την *GRASP/VND/R* να είναι η ταχύτερη μεταξύ των δύο.

Πίνακας 6.3: Απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος για τις τρεις παραλλαγές του αλγορίθμου *GRASP/VND*.

Παράδειγμα	<i>GRASP/VND/R</i> $TIME_{avg}(s)$	<i>GRASP/VND/P</i> $TIME_{avg}(s)$	<i>GRASP/VND/U</i> $TIME_{avg}(s)$
PD1a	34.55	34.71	33.53
PD1b	37.10	37.01	36.38
PD1c	37.70	37.45	34.81
PD1d	21.37	21.77	20.15
PD3a	87.27	89.12	79.19
PD3b	90.78	92.59	83.73
PD3c	21.79	22.34	20.66
PD3d	64.06	65.23	58.97
PD4a	93.91	97.93	84.12
PD4b	91.76	95.56	83.88
PD4c	26.33	27.16	23.87
PD4d	53.10	54.95	48.45
PD5a	101.48	106.22	89.88
PD5b	100.09	105.28	89.83
PD5c	34.04	35.80	30.98
PD5d	73.38	76.15	66.48
M.O.	60.54	62.45	55.30
Σύνολο	968.71	999.27	884.91

### Στατιστική Σύγκριση

Μεταξύ των τριών παραλλαγών του *GRASP/VND* όπου δοκιμάστηκαν, η παραλλαγή *GRASP/VND/P* παρατηρήθηκε ως η αποδοτικότερη τόσο κατά μέσο όρο αποτελεσμάτων όσο και στις τιμές καταναλισκόμενης ενέργειας στις λύσεις που απέδωσε. Παρόλα αυτά, οι διαφορές σε αυτά τα μέτρα σύγκριση μεταξύ της *GRASP/VND/P* και των άλλων δύο παραλλαγών είναι οριακή και ειδικότερα με την παραλλαγή *GRASP/VND/R*. Για τη στατιστική σύγκριση των τριών παραλλαγών χρησιμοποιείται η μη-παραμετρική μέθοδος «Wilcoxon signed-rank».

Ο Πίνακας 6.4 εμφανίζει τα αποτελέσματα της στατιστικής σύγκρισης μεταξύ των παραλλαγών του *GRASP/VND* σε ζεύγη. Η πρώτη στήλη παρουσιάζει τις δύο παραλλαγές που συγκρίνονται. Η στήλη 2 καταγράφει τον αριθμό των παραδειγμάτων που αφορά η σύγκριση. Η στήλη 3 παρουσιάζει την τιμή της μεθόδου «w-value» και η στήλη 4 παρουσιάζει την αντίστοιχη τιμή σημαντικότητας «p-value». Στη στήλη 5 δηλώνεται ο βαθμός σημαντικότητας  $\alpha_s$  του ελέγχου, ενώ η τελευταία στήλη δείχνει αν η μηδενική υπόθεση  $H_0$  μπορεί να απορριφθεί με το ρίσκο της απόρριψης της  $H_0$ , ενώ αυτή είναι αληθής, να είναι μικρότερο του 5%.

Η μηδενική υπόθεση  $H_0$  υποθέτει ότι η πραγματική μέση τιμή των συγκρινόμενων αλγορίθμων είναι ίση, ενώ η εναλλακτική υπόθεση  $H_1$  υποθέτει ότι η μέση τιμή των δύο αλγορίθμων διαφέρει. Τα αποτελέσματα του στατιστικού ελέγχου επιβεβαιώνουν τις παρατηρήσεις που προηγήθηκαν πάνω στα αποτελέσματα των τριών παραλλαγών του αλγορίθμου. Ο στατιστικός έλεγχος καταδεικνύει ότι η μηδενική υπόθεση  $H_0$  δεν μπορεί να απορριφθεί για κανένα ζεύγος παραλλαγών με ρίσκο μικρότερο του 5%. Για τον λόγο αυτό, παρόλο που η παραλλαγή *GRASP/VND/P* οριακά απέδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα συνολικά και κατά μέσο όρο, η απόδοσή της είναι στατιστικά αδιάφορη

έναντι των άλλων δύο.

Πίνακας 6.4: Μη-παραμετρικός στατιστικός έλεγχος «Wilcoxon signed-rank» για τα αποτελέσματα των παραλλαγών *GRASP/VND* στα *EM-DRP-PD* παραδείγματα.

Αλγόριθμος	# Παραδειγμάτων	w-value	p-value	Sign. level $\alpha_s$	$H_0$
GRASP/VND/P - GRASP/VND/R	20	55.0	0.7764	0.05	Δεν απορρίπτεται
GRASP/VND/P - GRASP/VND/U	20	53.0	0.6909	0.05	Δεν απορρίπτεται
GRASP/VND/R - GRASP/VND/U	20	61.0	0.7435	0.05	Δεν απορρίπτεται

### 6.5.3 Αποτελέσματα *EM-DRP-PD* - Στόχος Απόστασης

Σε αυτή την υποενότητα παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα για τα παραδείγματα *EM-DRP-PD* χρησιμοποιώντας ως αντικειμενικό στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικά διανυόμενης απόστασης από τα *UAV*. Η καταναλισκόμενη ενέργεια λαμβάνεται υπόψη μόνο ως περιορισμός.

Η αντικειμενική συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιείται για τον στόχο της Απόστασης είναι αυτή του κλασικού προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων και παρουσιάζεται στην Εξ. (6.26):

$$\min F = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} d_{ij} \times x_{ij}^k \quad (6.26)$$

Η Εξ. (6.20) που περιορίζει τη μέγιστη ενέργεια που μπορεί να καταναλώσει ένα *UAV* παραμένει ως έχει, μαζί με τους υπόλοιπους περιορισμούς του προβλήματος.

Ο Πίνακας 6.5 παρουσιάζει τα υπολογιστικά αποτελέσματα χρησιμοποιώντας την Απόσταση ως αντικειμενικό στόχο βελτιστοποίησης. Η πρώτη στήλη εμφανίζει τα ονόματα των παραδειγμάτων. Στις στήλες 2, 5, 8 είναι οι καλύτερες τιμές της καταναλισκόμενης ενέργειας που βρέθηκαν από τις παραλλαγές *GRASP/BND/R*, *GRASP/VND/P* και *GRASP/VND/U*, αντίστοιχα. Οι στήλες 3, 6, 9 εμφανίζουν τις μέσες τιμές ενέργειας για κάθε παραλλαγή. Τέλος, οι στήλες 4, 7, 10 παρουσιάζουν τις καλύτερες τιμές για το κριτήριο της συνολικής απόστασης.

Πίνακας 6.5: Αποτελέσματα στο μέτρο της Ενέργειας χρησιμοποιώντας την Απόσταση ως αντικειμενικό στόχο. Με έντονη γραμματοσειρά οι καλύτερες τιμές Ενέργειας και υπογραμμισμένες οι καλύτερες τιμές Απόστασης μεταξύ τους.

Παράδειγμα	GRASP/VND/R			GRASP/VND/P			GRASP/VND/U		
	<i>ENERGY<sub>best</sub></i>	<i>ENERGY<sub>avg</sub></i>	<i>DIST<sub>best</sub></i>	<i>ENERGY<sub>best</sub></i>	<i>ENERGY<sub>avg</sub></i>	<i>DIST<sub>best</sub></i>	<i>ENERGY<sub>best</sub></i>	<i>ENERGY<sub>avg</sub></i>	<i>DIST<sub>best</sub></i>
PD1a	1897.41(2)	2062.67	704.77	<u>1810.06(2)</u>	2063.91	<b>698.79</b>	1875.97(2)	2067.60	703.66
PD1b	1857.06(2)	2028.73	686.90	<u>1815.45(2)</u>	2028.78	<b>686.71</b>	1824.40(2)	1993.47	691.69
PD1c	<u>2136.11(3)</u>	2297.18	707.29	2201.78(3)	2324.60	717.07	2190.14(3)	2309.87	<b>702.85</b>
PD1d	2293.75(3)	2429.64	<b>769.00</b>	<u>2242.02(3)</u>	2406.77	777.08	2329.56(3)	2430.19	778.89
PD3a	3358.64(4)	3572.47	<b>1226.58</b>	3331.03(4)	3574.76	1229.33	<u>3327.35(4)</u>	3602.91	1230.78
PD3b	3306.68(4)	3467.75	1203.33	3267.58(4)	3498.56	1198.83	<u>3243.43(4)</u>	3508.45	<b>1159.83</b>
PD3c	4843.68(6)	5029.77	<b>1588.17</b>	<u>4763.92(6)</u>	5010.23	1606.49	4798.14(6)	5049.89	1607.76
PD3d	<u>4033.16(5)</u>	4325.25	1417.60	4073.80 (5)	4291.82	1421.82	4089.66(5)	4341.06	<b>1409.32</b>
PD4a	<u>5117.85(6)</u>	5457.99	1882.75	5119.22(6)	5482.48	<b>1863.37</b>	5090.50(6)	5502.98	1902.22
PD4b	5261.21(6)	5472.94	1867.16	<u>5215.62(6)</u>	5499.68	<b>1861.71</b>	5152.68(6)	5523.84	1881.67
PD4c	7087.78(8)	7468.83	2426.45	<u>6871.08(8)</u>	7410.13	<b>2425.70</b>	7145.73(8)	7469.43	2441.08
PD4d	<u>7684.02(9)</u>	8030.65	<b>2617.67</b>	7797.56(9)	8050.31	2635.64	7723.24(9)	8067.18	2624.42
PD5a	<u>7207.47(8)</u>	7631.30	2589.70	7213.80(8)	7573.05	2622.77	7240.55(8)	7701.47	<b>2583.45</b>
PD5b	7402.68(9)	7808.93	<b>2632.66</b>	7369.65(9)	7793.16	2652.44	<u>7353.51(9)</u>	7871.84	2638.17
PD5c	9030.98(10)	9463.56	3142.56	9029.50(10)	9417.74	<b>3099.91</b>	<u>8842.98(10)</u>	9488.06	3155.42
PD5d	<u>9745.36(11)</u>	10229.54	<b>3350.47</b>	9779.39(11)	10185.80	3386.31	9861.21(11)	10293.08	3441.30
M.O.	5141.49	5423.58	<b>1800.82</b>	<u>5118.84</u>	5413.24	1805.25	5130.57	5451.33	1809.53
Σύνολο	82263.84	86777.20	<b>28813.06</b>	<u>81901.46</u>	86611.78	28883.97	82089.05	87221.32	28952.51

Χρησιμοποιώντας ως αντικειμενικό στόχο την ελαχιστοποίηση της Απόστασης, τα καλύτερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα στο μέτρο της συνολικά διανυσθείσας απόστασης αποδόθηκαν από την παραλλαγή *GRASP/VND/R*. Τα αποτελέσματα της παραλλαγής *GRASP/VND/P* ήταν υποδεέστερα κατά μέσο όρο 0.24%, ενώ η παραλλαγή *GRASP/VND/U* είχε τη χειρότερη απόδοση με προσαύξηση 0.48% στη μέση τιμή της απόστασης. Για το μέτρο της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας, τα αποτελέσματα της παραλλαγής βασιζόμενης στην εγγύτητα, *GRASP/VND/P*, είναι κατά μέσο όρο 0.23% καλύτερα από την αμερόληπτη και κατά 0.44% καλύτερα από την παραλλαγή βασισμένη στην κατάταξη.

Σε αντίθεση με τα αποτελέσματα του αντικειμενικού στόχου Ενέργειας, τα αποτελέσματα από τη χρήση του στόχου Απόστασης εμφανίζουν μεγαλύτερες διαφορές μεταξύ τους. Παρόλα αυτά και οι τρεις παραλλαγές ήταν σε θέση να αποδώσουν καλύτερες τιμές απόστασης για τα παραδείγματα. Όπως και στην περίπτωση του αντικειμενικού στόχου της Ενέργειας, έτσι, και στο στόχο της Απόστασης παρατηρείται ότι η παραλλαγή που αποδίδει την καλύτερη τιμή ενέργειας για ένα δεδομένο παράδειγμα, δεν αποδίδει απαραίτητα και την καλύτερη τιμή απόστασης. Για τον λόγο αυτό αξίζει να γίνει σύγκριση μεταξύ των δύο αντικειμενικών στόχων και να αναλυθεί η επίδρασή τους στα δύο αυτά μέτρα, της ενέργειας και της απόστασης.

#### 6.5.4 Σύγκριση Στόχων Ενέργειας και Απόστασης για το *EM-DRP-PD*

Στα κλασικά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων, μια λύση που απαιτεί λιγότερα οχήματα, σχεδόν πάντα θα είναι προτιμότερη έναντι μιας λύσης με περισσότερα οχήματα. Αυτό είναι αναμενόμενο αν αναλογιστεί κανείς το υψηλό κόστος απόκτησης των οχημάτων δρόμου, το κόστος συντήρησής τους, το κόστος καυσίμων και το κόστος του οδηγού.

Στα σενάρια που μοντελοποιεί το *EM-DRP-PD*, όπου χρησιμοποιούνται τα αυτόνομα UAV, τέτοιου είδους κόστη είναι ασήμαντα συγκριτικά με τα κλασικά οχήματα δρόμου ή δεν έχουν εφαρμογή σε αυτά. Επίσης, η δρομολόγηση εστιάζει στην ελαχιστοποίηση της απαιτούμενης ενέργειας για την ολοκλήρωση των παραδόσεων στους πελάτες, αντί για το κόστος όπως στα κλασικά προβλήματα δρομολόγησης. Επιπλέον, το βάρος του UAV είναι ένα κλάσμα του μέγιστου βάρους φορτίου που μπορεί να μεταφέρει. Για παράδειγμα, το UAV της «Amazon», «Prime Air UAV», υπολογίζεται ότι ζυγίζει 5.5 κιλά και μπορεί να μεταφέρει έως και 14 κιλά φορτίο (Jung και Kim, 2017). Σε μερικές περιπτώσεις, αυτό το χαρακτηριστικό κάνει τη δρομολόγηση δύο UAV έναντι ενός πιο συμφέρουσα ενεργειακά, απ'ότι τη δρομολόγηση ενός UAV που μεταφέρει μεγαλύτερο φορτίο. Για τον λόγο αυτό στο *EM-DRP-PD*, η απαίτηση για επιπλέον UAV από τη λύση είναι προτιμότερη αν και μόνο αν ελαχιστοποιεί τη συνολικά καταναλισκόμενη ενέργεια, ακόμα και αν η συνολικά διανυόμενη απόσταση αυξάνεται.

Για να συγκριθούν οι δύο αντικειμενικοί στόχοι στα μέτρα της συνολικά διανυσθείσας απόστασης και της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας, τα καλύτερα αποτελέσματα κάθε αντικειμενικού στόχου μεταξύ όλων των παραλλαγών του *GRASP/VND* συγκεντρώνονται στον Πίνακα 6.6. Οι δύο πρώτες στήλες εμφανίζουν τα ονόματα των παραδειγμάτων και τον αριθμό των πελατών σε κάθε ένα από αυτά. Οι στήλες 3 και 7 παρουσιάζουν τα καλύτερα αποτελέσματα ενέργειας που βρέθηκαν χρησιμοποιώντας ως στόχους την ελαχιστοποίηση της Ενέργειας και της Απόστασης, αντίστοιχα. Στις στήλες 4 και 8 παρουσιάζονται οι τιμές της ενέργειας ως απόκλιση από τη βέλτιστη τιμή ενέργειας που βρέθηκε για κάθε παράδειγμα. Όμοια, οι στήλες 5 και 9 εμφανίζουν τα καλύτερα αποτελέσματα απόστασης που βρέθηκαν χρησιμοποιώντας ως στόχους την ελαχιστοποίηση της Ενέργειας και της Απόστασης, αντίστοιχα. Τέλος, οι στήλες 6 και

10 παρουσιάζουν τις αντίστοιχες αποκλίσεις από τις βέλτιστες τιμές απόστασης που βρέθηκαν.

Όπως ήταν αναμενόμενο, κάθε αντικειμενικός στόχος είναι σε θέση να αποδώσει τα καλύτερα αποτελέσματα στο αντίστοιχο μέτρο σύγκρισης. Αυτό επιβεβαιώνει την ανάγκη χρήσης διαφορετικών προσεγγίσεων στόχου ανάλογα με τον αν επιλέγεται η ενέργεια ή η απόσταση ως κριτήριο ελαχιστοποίησης. Η συνολική ενέργεια που απαιτείται από το σύνολο των παραδειγμάτων χρησιμοποιώντας τον αντικειμενικό στόχο της Ενέργειας είναι 6.12% μικρότερη από τη συνολική ενέργεια που απαιτείται χρησιμοποιώντας το στόχο της Απόστασης. Παρομοίως, η συνολική απόσταση που διανύεται στο σύνολο των παραδειγμάτων χρησιμοποιώντας το στόχο της Απόστασης είναι 5.37% μικρότερη από την απόσταση που διανύεται χρησιμοποιώντας τον αντικειμενικό στόχο της Ενέργειας.

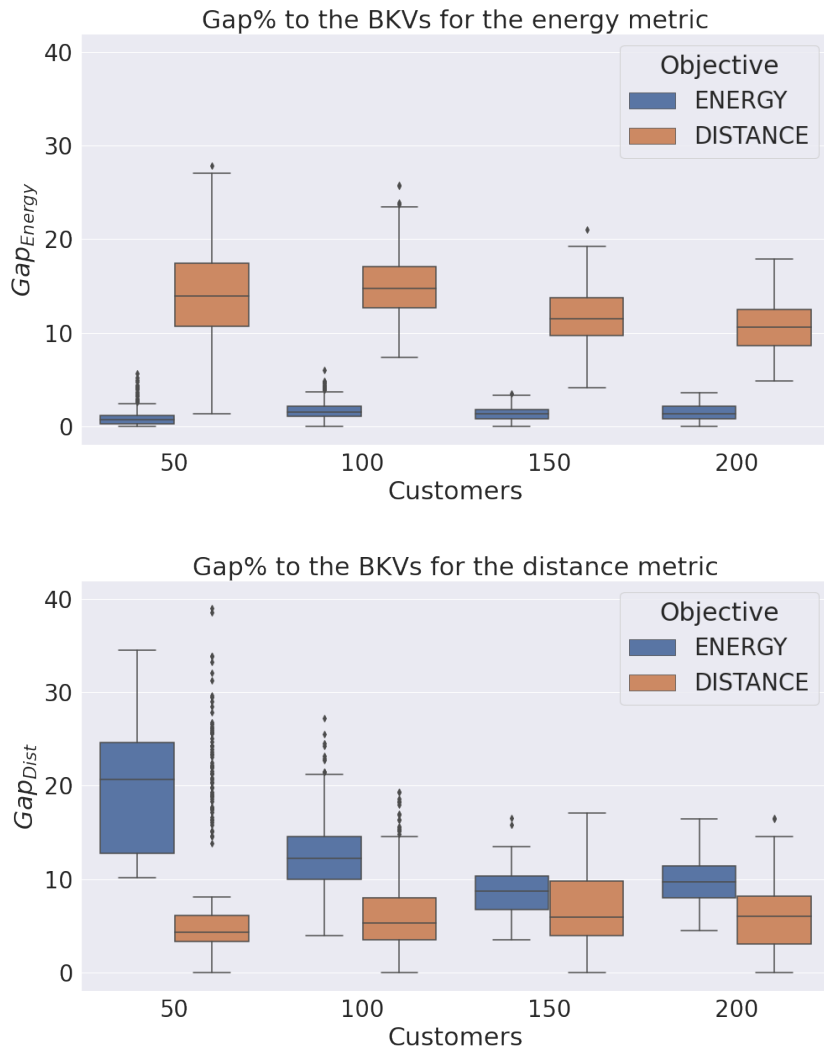
Ως ποσοστό απόκλισης των αποτελεσμάτων, η μέση απόκλιση της απόστασης  $Gap(Distance_{best})$  του στόχου Ενέργειας είναι 7.03% και η μέση απόκλιση ενέργειας  $Gap(Energy_{best})$  του στόχου Απόστασης είναι 6.54%. Αυτό το εύρημα καταδεικνύει ότι χρησιμοποιώντας την Απόσταση ως αντικειμενικό στόχο, αναμένεται ένα κατά τι καλύτερο αποτέλεσμα ενέργειας, έναντι του αντιθέτου, δηλαδή της χρήσης του στόχου της Ενέργειας έχοντας ως αποτέλεσμα την απόσταση. Παρότι η παραπάνω παρατήρηση είναι αληθής κατά μέσο όρο, η διαφορά μεταξύ των δύο ποσοστών απόκλισης είναι ελάχιστη και θα πρέπει να μελετηθεί περαιτέρω.

Πίνακας 6.6: Βέλτιστα αποτελέσματα για κάθε αντικειμενικό στόχο μεταξύ των παραλλαγών του GRASP/VND.

Παράδειγμα # Πελ.	Στόχος Ενέργειας					Στόχος Απόστασης				
	$ENERGY_{best}$	$Gap(E_{best})\%$	$D_{best}$	$Gap(D_{best})\%$	$ENERGY_{best}$	$Gap(E_{best})\%$	$DIST_{best}$	$Gap(D_{best})\%$		
PD1a	50	1785.77	0.00	781.81	11.88	1810.06	1.36	698.79	0.00	
PD1b	50	1727.62	0.00	787.49	14.68	1815.45	5.08	686.71	0.00	
PD1c	50	1961.02	0.00	817.83	16.36	2136.11	8.93	702.85	0.00	
PD1d	50	2140.07	0.00	847.10	10.16	2242.02	4.76	769.00	0.00	
PD3a	100	3086.29	0.00	1284.39	4.71	3327.35	7.81	1226.58	0.00	
PD3b	100	2992.41	0.00	1263.63	8.95	3243.43	8.39	1159.83	0.00	
PD3c	100	4437.31	0.00	1677.05	5.60	4763.92	7.36	1588.17	0.00	
PD3d	100	3710.87	0.00	1463.07	3.81	4033.16	8.69	1409.32	0.00	
PD4a	150	4711.93	0.00	1933.34	3.76	5090.50	8.03	1863.37	0.00	
PD4b	150	4772.64	0.00	1931.2	3.73	5152.68	7.96	1861.71	0.00	
PD4c	150	6598.30	0.00	2544.24	4.89	6871.08	4.13	2425.70	0.00	
PD4d	150	7220.94	0.00	2709.01	3.49	7684.02	6.41	2617.67	0.00	
PD5a	200	6658.49	0.00	2713.22	5.02	7207.47	8.24	2583.45	0.00	
PD5b	200	6896.74	0.00	2751.01	4.50	7353.51	6.62	2632.66	0.00	
PD5c	200	8342.19	0.00	3297.20	6.36	8842.98	6.00	3099.91	0.00	
PD5d	200	9298.19	0.00	3504.42	4.59	9745.36	4.81	3350.47	0.00	
M.O		4771.29	0.00	1894.12	7.03	5082.44	6.54	1792.26	0.00	
Σύνολο		76340.78		30306.01		81319.10		28676.19		

Προκειμένου να διαμορφωθεί μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα για τη διαφορά των αποτελεσμάτων μεταξύ των δύο προσεγγίσεων στόχου στα δύο μέτρα σύγκρισης, ακολουθείται η μέθοδος της γραφικής απεικόνισης τους. Στο Σχ. 6.7 παρουσιάζεται η ποσοστιαία απόκλιση  $Gap\%$  από την  $BKV$  για τα κριτήρια της ενέργειας (Επάνω) και της απόστασης (Κάτω) για τα τους δύο αντικειμενικούς στόχους, σε σχέση με τον αριθμό των πελατών στα παραδείγματα. Τα δεδομένα που παρουσιάζονται περιέχουν το σύνολο των λύσεων.

Για το μέτρο της απόστασης παρατηρείται μια ισχυρή τάση. Όσο ο αριθμός των πελατών στα παραδείγματα αυξάνεται, η διαφορά της απόκλισης μεταξύ των δύο προσεγγίσεων αντικειμενικού στόχου μειώνεται και υπάρχει αλληλοεπικάλυψη μεταξύ των τιμών τους. Στην περίπτωση του μέτρου της ενέργειας, παρόλο που υπάρχει αυτή η τάση, δεν είναι τόσο εμφανής. Σε αυτό το μέτρο η πλειοψηφία των λύσεων που αποδόθηκαν χρησιμοποιώντας την Απόσταση ως αντικειμενικό στόχο είναι ευκρινώς υποδεέστερες έναντι αυτών που αποδόθηκαν με χρήση του στόχου Ενέργειας, ανεξαρτήτως του πλήθους των πελατών στα παραδείγματα.



Σχήμα 6.7: Ποσοστιαία απόκλιση του  $Gap\%$  κάθε αντικειμενικού στόχου σε σχέση με τη βέλτιστη λύση για τα κριτήρια της ενέργειας (Επάνω) και απόστασης (Κάτω), σε σχέση με τον αριθμό των πελατών.

## 6.6 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάστηκε το πρώτο πρόβλημα δρομολόγησης *UAV* με παραλαβές και παραδόσεις που ως στόχο έχει την ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας. Το νέο αυτό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων αφορά σενάρια πωλήσεων από άτομο σε άτομο, όπου η εταιρία παροχής υπηρεσιών μεταφοράς αναλαμβάνει την παραλαβή των δεμάτων από τους πωλητές και την παράδοσή τους στους αντίστοιχους αγοραστές.

Το πρόβλημα που παρουσιάστηκε λαμβάνει υπόψη το βάρος του μεταφερόμενου φορτίου, την ποσότητα των δεμάτων και τους περιορισμούς της ενέργειας των *UAV*, έχοντας ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής ενέργειας που καταναλώνεται για την ολοκλήρωση όλων των αιτημάτων μεταφοράς. Η συνάρτηση της ενέργειας που χρησιμοποιείται βασίζεται στον ορισμό του έργου της κλασικής μηχανικής, έτσι λαμβάνει υπόψη τόσο την απόσταση που διανύεται όσο και το βάρος που μεταφέρεται κατά μήκος αυτής.

Δόθηκε η μαθηματική μοντελοποίηση του *EM-DRP-PD* και περιγράφηκε αναλυτικά το πρόβλημα μαζί με τις παραδοχές που το διέπουν. Για την επίλυση αυτού, αναπτύχθηκαν τρεις παραλλαγές ενός υβριδικού μεθευρετικού αλγορίθμου, της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης/Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου. Οι παραλλαγές διαφέρουν στον πιθανολογικό κανόνα επιλογής του επόμενου πελάτη που εισάγεται στην τρέχουσα μερική λύση. Η παραλλαγή *GRASP/VND/U* χρησιμοποιεί έναν μηχανισμό αμερόληπτης επιλογής μεταξύ των πελατών στην περιορισμένη λίστα υποψηφίων, η παραλλαγή *GRASP/VND/P* χρησιμοποιεί ένα μεροληπτικό κανόνα βασισμένο στην εγγύτητα των πελατών, ενώ η παραλλαγή *GRASP/VND/R* χρησιμοποιεί ένα μεροληπτικό κανόνα βασισμένο στην κατάταξη των πελατών εντός της περιορισμένης λίστας υποψηφίων. Σε όλες τις παραλλαγές ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί μια διαδικασία τοπικής αναζήτησης βασισμένη στον αλγόριθμο της Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου, που χρησιμοποιεί πέντε τελεστές τοπικής αναζήτησης ειδικά προσαρμοσμένους στη σύνδεση μεταξύ πωλητών και αγοραστών στο *EM-DRP-PD*.

Για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων στην επίλυση του *EM-DRP-PD* δημιουργήθηκαν 20 παραδείγματα. Ο αριθμός των πελατών σε αυτά κυμαίνεται από 50 έως 200 πελάτες, αγοραστές και πωλητές, και βασίζονται σε γνωστά παραδείγματα αναφοράς προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων της βιβλιογραφίας.

Το *EM-DRP-PD* επιλύθηκε από τις παραλλαγές του *GRASP/VND* χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικές προσεγγίσεις αντικειμενικού στόχου, η μια έχοντας ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας και η άλλη χρησιμοποιώντας το στόχο της ελαχιστοποίησης της διανυθείσας απόστασης, όπως συναντάται στο κλασικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων. Για το στόχο της Ενέργειας, παρόλο που η παραλλαγή *GRASP/VND/P* απέδωσε τα καλύτερα κατά μέσο όρο αποτελέσματα ενέργειας και βρήκε τις καλύτερες τιμές λύσεων για τα περισσότερα παραδείγματα, η ανωτερότητα αυτής δεν αποδείχθηκε στατιστικά. Οι διαφορές στα μέτρα σύγκρισης της ενέργειας και της απόστασης για τις παραλλαγές *GRASP/VND/R* και *GRASP/VND/P* ήταν οριακές. Για το στόχο της Απόστασης παρατηρήθηκαν παρόμοιες αποδόσεις. Η παραλλαγή *GRASP/VND/P* είχε την καλύτερη απόδοση, έχοντας τις μικρότερες τιμές ενέργειας κατά μέσο όρο, ενώ ήταν δεύτερη στο μέτρο της απόστασης, πίσω από την παραλλαγή *GRASP/VND/R*. Συνολικά, καμία παραλλαγή δεν αναδείχθηκε στατιστικά ως η καλύτερη προσέγγιση έναντι των άλλων για την επίλυση του *EM-DRP-PD*.

Επίσης, έγινε σύγκριση του στόχου ελαχιστοποίησης της Ενέργειας με το στόχο ελαχιστοποίησης της Απόστασης, προκειμένου να μελετηθούν τα χαρακτηριστικά της συνολικής ενέργειας και της συνολικής απόστασης στις λύσεις που βρέθηκαν. Όπως

αναμενόταν κάθε προσέγγιση αντικειμενικού στόχου εμφανίζει τα καλύτερα αποτελέσματα για το αντίστοιχο μέτρο σύγκρισης. Οι μέσες αποκλίσεις από τις βέλτιστες λύσεις των αντίθετων στόχων ήταν παρόμοιες και για τις δύο προσεγγίσεις, παρόλο που ο αντικειμενικός στόχος της Απόστασης είχε ελάχιστα μικρότερες αποκλίσεις. Περαιτέρω ανάλυση, βασισμένη στον αριθμό των πελατών των παραδειγμάτων, κατέδειξε ότι η διαφορά στην απόκλιση μεταξύ των δύο προσεγγίσεων στόχου μειώνεται όσο ο αριθμός των πελατών σε αυτά αυξάνεται. Αυτή η τάση είναι περισσότερο εμφανής στην περίπτωση του μέτρου της συνολικής απόστασης. Αυτές οι παρατηρήσεις αναδεικνύουν τις διαφορές των αποτελεσμάτων που απέδωσαν οι δύο αντικειμενικοί στόχοι, για τα δύο μέτρα σύγκρισης, της ενέργειας και της απόστασης.

Καθώς οι προσπάθειες για φιλικές προς το περιβάλλον μεταφορές και μηδενισμού των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου αυξάνεται, νέα μέσα μεταφοράς όπως το UAV θα γίνονται πιο κοινά, ειδικά για την εκτέλεση μεταφορών εντός του αστικού ιστού των πόλεων. Το προτεινόμενο πρόβλημα προσεγγίζει μια από αυτές τις πρακτικές εφαρμογές των UAV στον τομέα των μεταφορών, με στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας. Το *EM-DRP-PD* μπορεί να επεκταθεί ενσωματώνοντας περισσότερα σημεία απογείωσης και προσγείωσης και επιπλέον χαρακτηριστικά, όπως εναλλαγές μπαταριών. Επιπλέον, στοχαστικά στοιχεία και η επίδραση αυτών στη δρομολόγηση των UAV, όπως οι καιρικές συνθήκες, αξίζει να μελετηθούν.

## 7 Επίλογος

Η παρούσα διδακτορική διατριβή είχε σαν στόχο τη μελέτη και επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων για εφαρμογές στις οποίες μέρος ή και ολόκληρο το έργο εκτελείται από *UAV*. Τα *UAV* αποτελούν σχετικά μικρού μεγέθους ηλεκτροκίνητα εναέρια οχήματα με ικανότητες αυτόνομης πτήσης, χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση. Η ικανότητα αυτόνομης πτήσης των *UAV* τους επιτρέπει να λειτουργούν ως σμήνος, συνεργατικά, επικοινωνώντας άμεσα και συνεχώς μεταξύ τους, έχοντας αυξημένες δυνατότητες σε σχέση με τα οχήματα που βασίζονται στον ανθρώπινο έλεγχο και ως επί το πλείστον λειτουργούν ως μονάδες.

Τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους, καθιστούν τα *UAV* χρήσιμα σε ένα μεγάλο εύρος πρακτικών εφαρμογών και σε πολλές περιπτώσεις αναντικατάστατα, αφού τα κλασικά οχήματα δεν μπορούν να προσφέρουν αντίστοιχα πλεονεκτήματα. Όπως οι περισσότερες νέες τεχνολογίες, τα *UAV* αρχικά χρησιμοποιήθηκαν για στρατιωτικούς σκοπούς. Στη συνέχεια η χρήση τους επεκτάθηκε στα σώματα ασφαλείας όπου συνεισέφεραν και συνεισφέρουν σε αποστολές έρευνας και διάσωσης, αλλά και επόπτευσης περιοχών. Σήμερα, τα *UAV* χρησιμοποιούνται σε πλήθος επαγγελματικών εφαρμογών, όπως ο κινηματογράφος, η γεωργία και η τοπογραφία. Μια εφαρμογή τους που ακόμα είναι εξαιρετικά περιορισμένη αφορά τον κλάδο των μεταφορών. Παρότι εταιρίες κολοσσοί έχουν αρχίσει πειραματικά να τα χρησιμοποιούν για την παράδοση δεμάτων, αυτού του τύπου οι εφαρμογές ακόμα δεν αποτελούν καθημερινότητα και πραγματοποιούνται μόνο σε συγκεκριμένες περιοχές. Το κυριότερο εμπόδιο στη χρήση τους για την εκτέλεση μεταφορικού έργου είναι νομικό, αφού υπάρχουν πολλοί παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπόψη στο σχεδιασμό του ρυθμιστικού πλαισίου που θα διέπει τη χρήση τους σε μεγάλη κλίμακα. Εγείρονται θέματα ασφάλειας και, όπως κάθε νέα τεχνολογία, έτσι και τα *UAV*, θα πρέπει να αποδείξουν τα πλεονεκτήματα που μπορούν να προσφέρουν στον τομέα των μεταφορών, αλλά και να παράσχουν εγγυήσεις σχετικά με την ασφάλεια και τη βιωσιμότητα της χρήσης τους.

Τα *UAV* και οι χρήσεις τους μπορούν να μελετηθούν από πολλές σκοπιές. Όντας αυτόνομα οχήματα μπορούν να μελετηθούν από τη σκοπιά της ρομποτικής. Ως σμήνος, για το συντονισμό τους, μπορούν να μελετηθούν από τη σκοπιά της επιστήμης των αποφάσεων και ως στόλος οχημάτων μπορούν να μελετηθούν από τη σκοπιά της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η παρούσα διδακτορική διατριβή αφορά αυτού του είδους προβλήματα, επομένως η σκοπιά από την οποία μελετήθηκαν οι εφαρμογές των *UAV* είναι αυτή των προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων.

Επίκεντρο της βιβλιογραφικής ανασκόπησης αποτέλεσαν τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων και συγκεκριμένα τα προβλήματα δρομολόγησης όπου σε αυτά χρησιμοποιούνται τα *UAV*. Τα προβλήματα αυτά μπορούν να διαχωριστούν σε δύο μεγάλες κατηγορίες, αυτών που αφορούν αποκλειστικά τη δρομολόγηση των *UAV* και αυτών που αφορούν τη συνδυαστική χρήση *UAV* και οχημάτων δρόμου, όπου απαριθμούν και το μεγαλύτερο πλήθος δημοσιεύσεων. Επίσης, έγινε καταγραφή των προβλημάτων που αφορούν αποκλειστικά τη δρομολόγηση *UAV*, για τα οποία η δημοσιευμένη βιβλιογραφία είναι αρκετά μικρότερη. Παρότι τα προβλήματα αποκλειστικής δρομολόγησης *UAV* και τα κλασικά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων έχουν αρκετά κοινά χαρακτηριστικά, η

χρήση των UAV κάνει απαραίτητη την εκ νέου προσέγγιση των κλασικών προβλημάτων λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς και τις ιδιαιτερότητές τους.

Μια από αυτές τις ιδιαιτερότητες που περιορίζει τον τρόπο με τον οποίο μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα UAV είναι ο μικρός όγκος και το μικρό βάρος φορτίου που μπορούν να μεταφέρουν, συγκριτικά με τα οχήματα δρόμου. Επιπλέον, το βάρος του μεταφερόμενου φορτίου επηρεάζει άρδην την πτητική τους αυτονομία. Για τον λόγο αυτό στη βιβλιογραφική καταγραφή δίνεται έμφαση σε δύο συγκεκριμένες χρήσεις των UAV, τη συνεργατική χρήση με οχήματα δρόμου και την αποκλειστική χρήση UAV σε προβλήματα δρομολόγησης με «Ένα-προς-Ένα» παραλαβές και παραδόσεις. Στην πρώτη περίπτωση τα οχήματα δρόμου αναλαμβάνουν μέρος του μεταφορικού έργου προκειμένου τα UAV να υπερκεράσουν το εμπόδια της περιορισμένης αυτονομίας τους και η εφοδιαστική αλυσίδα να αυξήσει την ακτίνα δράσης της. Στη δεύτερη περίπτωση, τα «Ένα-προς-Ένα» προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων με παραλαβές και παραδόσεις, αποτελούν ιδανική εφαρμογή των UAV αφού μοντελοποιούν υπηρεσίες ταχυμεταφορών τύπου *κούριερ*. Σε αυτές η μεταφορά αφορά συνήθως μικρού μεγέθους και βάρους δέματα, τα οποία παραλαμβάνονται από συγκεκριμένους πελάτες-αποστολείς και παραδίδονται σε συγκεκριμένους πελάτες-παραλήπτες. Παρότι σε αυτή την κατηγορία προβλημάτων καταγράφεται πλήθος δημοσιευμένων ερευνών, οι εφαρμογές που μελετάνε τη χρήση UAV σε αυτές είναι εξαιρετικά περιορισμένες.

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση κατέγραψε έρευνες από ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών των UAV και δεν περιορίστηκε αυστηρά στα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων. Συμπεριέλαβε εφαρμογές που, αν και δεν αποτελούν κλασικά προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων, μπορούν να μοντελοποιηθούν ως τέτοια, προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί ή να μεγιστοποιηθεί κάποιος αντικειμενικός στόχος. Σε αυτά συγκαταλέγονται εφαρμογές των UAV σε αποστολές έρευνας και διάσωσης, αλλά και παρεμφερείς εφαρμογές ανθρωπιστικού χαρακτήρα. Επιπλέον, καθώς τα UAV αποτελούν ηλεκτρικά οχήματα, η βιβλιογραφική ανασκόπηση, συμπεριέλαβε και τη βιβλιογραφία για το πρόβλημα δρομολόγησης ηλεκτρικών οχημάτων δρόμου, όπου τα οχήματα σε αυτά μοιράζονται τα χαρακτηριστικά των UAV που αφορούν την ενεργειακή τους κατανάλωση και αυτονομία.

Από τη μελέτη του συνόλου της βιβλιογραφικής ανασκόπησης διακρίθηκαν ερευνητικά κενά που αφορούν τη χρήση των UAV σε προβλήματα δρομολόγησης, αλλά και εφαρμογές αυτών που επιδέχονται διαφορετικές προσεγγίσεις. Η παρούσα διδακτορική διατριβή κάλυψε τα κενά αυτά ως εξής:

Στο Κεφάλαιο 3, με την εισαγωγή του Συνσωρευτικού Προβλήματος Δρομολόγησης UAV (Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Routing Problem - *CUAVRP*) προσεγγίστηκε μια εφαρμογή έρευνας και διάσωσης των UAV, μετατρέποντας το υποκείμενο πρόβλημα εύρεσης μονοπατιών κάλυψης σε ένα πρόβλημα αποκλειστικής δρομολόγησης UAV, που σαν στόχο έχει την ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου στον οποίο επιτυγχάνεται η πλήρης κάλυψη της περιοχής ενδιαφέροντος. Σε αντίθεση με τις προσεγγίσεις της βιβλιογραφίας που χρησιμοποιείται μια προδιαγεγραμμένη τροχιά για τα οχήματα, η προτεινόμενη προσέγγιση, με τη μετατροπή του προβλήματος σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, επιτρέπει τη διερεύνηση περισσότερων εναλλακτικών τροχιών για τα UAV, ενσωματώνοντας τους περιορισμούς αυτονομίας τους αλλά και διαφορετικούς αντικειμενικούς στόχους κατά τη κάλυψη της περιοχής ενδιαφέροντος. Συγκεκριμένα, το Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης UAV βασίζει τη συνάρτηση κόστους του στο Συνσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας, το οποίο έχει προταθεί ως το πλέον κατάλληλο για εφαρμογές δρομολόγησης ανθρωπιστικού χαρακτήρα, όπου ο έγκαιρος χρόνος άφιξης στα θύματα είναι ύψιστης σημασίας. Ως εκ τούτου, μπόρεσαν να εφαρμοστούν γνωστές αλγοριθμικές μέθοδοι των οποίων η αποτελεσματικότητα εκτιμήθηκε επιλύοντας ένα συγγενικό πρόβλημα δρομολόγησης

της βιβλιογραφίας. Για την επίλυση του *CUAVRP* αναπτύχθηκαν τρεις παραλλαγές ενός Παράλληλου Σταθμισμένου Αλγορίθμου Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης - Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (Parallel Weighted Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - Variable Neighborhood Decent - *PW-GRASP-VND*). Κάθε παραλλαγή ενσωματώνει μια διαφορετική στρατηγική επικοινωνίας και ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ των νημάτων εκτέλεσης του. Η εργασία εξέτασε δύο προσεγγίσεις του αντικειμενικού κόστους για το προτεινόμενο πρόβλημα, το «Min-sum» κριτήριο και το «Min-max» κριτήριο. Η πρώτη αφορά την ελαχιστοποίηση συνολικά του χρόνου άφιξης σε όλα τα σημεία ενδιαφέροντος, ενώ η δεύτερη αφορά την ελαχιστοποίηση του μέγιστου χρόνου άφιξης, δηλαδή την ελαχιστοποίηση του χρόνου άφιξης στο σημείο ενδιαφέροντος που ερευνάται τελευταίο. Στο κεφάλαιο έγινε εκτενής ανάλυση τόσο της αποτελεσματικότητας των αλγορίθμων, όσο και των αποτελεσμάτων των υπολογιστικών πειραμάτων. Συμπερασματικά, το κριτήριο «Max-sum» προτάθηκε ως το πλέον κατάλληλο συνολικά για το *CUAVRP*, όμως υπάρχουν εφαρμογές όπου θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί η «Min-max» προσέγγιση κόστους, ειδικότερα στις περιπτώσεις όπου υπάρχει διορία στο χρόνο άφιξης. Τα αποτελέσματα της εργασίας του Κεφαλαίου 3 δημοσιεύτηκαν στο περιοδικό «European Journal of Operational Research» από τους Kyriakakis et al. (2022a).

Στο Κεφάλαιο 4, προτάθηκε ένα πρόβλημα επίσης ανθρωπιστικού χαρακτήρα, όπου όμως ακολουθεί μια διαφορετική προσέγγιση στην αναζήτηση των αγνοουμένων. Σε αυτή, η φύση της διαδικασίας έρευνας θεωρήθηκε ως δυναμική, όπου οι αγνοούμενοι δεν είναι στάσιμοι αλλά μετακινούνται εντός της περιοχής ενδιαφέροντος. Το πρόβλημα που εισήχθη είναι το Πρόβλημα Αναζήτησης Κινούμενων Κορυφών με *UAV* (Moving Peak Drone Search Problem - *MPDSP*). Το νέο αυτό πρόβλημα μοντελοποιείται στον συνεχή χώρο λύσεων και τα σημεία της περιοχής ενδιαφέροντος αποκτούν αξία ανάλογα με το πλήθος των αγνοουμένων στην περιοχή αλλά και τον βαθμό κινδύνου στον οποίο αυτοί βρίσκονται. Επίσης, λαμβάνεται υπόψη η αυτονομία των *UAV* και επιτρέπεται η αλλαγή των μπαταριών τους. Για την επίλυση του δυναμικού αυτού προβλήματος μεγιστοποίησης, υλοποιήθηκε ένα Αλγοριθμικό Πλαίσιο Πολλαπλών Σμηνών όπου εντός του χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους. Κάθε *UAV* αποτελεί ένα πράκτορα αναζήτησης, επομένως χρησιμοποιώντας τους αλγορίθμους νοημοσύνης σμήνους και τις κινήσεις που διέπουν τους πράκτορες αναζήτησης σε αυτούς, επιτεύχθηκε ο αποτελεσματικός συντονισμός του σμήνους των *UAV*. Έγινε σύγκριση πέντε αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους, συγκεκριμένα, του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμηνατιδίων (Particle Swarm Optimization - *PSO*), του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Μαύρης Τρύπας (Black Hole Optimization - *BHO*), του Αλγορίθμου της Πυγολαμπίδας (Firefly Algorithm - *FA*), του αλγορίθμου Αναζήτησης του Κούκου (Cuckoo Search - *CS*) και του αλγορίθμου της Βελτιστοποίησης Γκρίζου Λύκου (Grey Wolf Optimizer - *GWO*). Στο κεφάλαιο έγινε ανάλυση της συμπεριφοράς των παραπάνω αλγορίθμων, τόσο σε σχέση με τις παραμέτρους τους όσο και σε σχέση με τα χαρακτηριστικά του δυναμικού περιβάλλοντος. Συμπερασματικά, ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμηνατιδίων αποδείχθηκε ο αποτελεσματικότερος μεταξύ των αλγορίθμων που δοκιμάστηκαν στην επίλυση του *MPDSP*. Τα αποτελέσματα της εργασίας του Κεφαλαίου 4 δημοσιεύτηκαν στο περιοδικό «Swarm and Evolutionary Computation» από τους Kyriakakis et al. (2021).

Στο Κεφάλαιο 5, προτάθηκε το Πρόβλημα Δρομολόγησης συνδυασμού Ηλεκτρικών Οχημάτων Δρόμου και *UAV* (Electric Vehicle Routing Problem with Drones - *EVRPD*), όπου αποτελεί το πρώτο πρόβλημα που συνδυάζει τα *UAV* με ηλεκτρικά οχήματα δρόμου και έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας που απαιτείται από το σύνολο των οχημάτων για τη διανομή δεμάτων. Στο πρόβλημα αυτό, τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου λειτουργούν ως κινητές αποθήκες οι

οποίες από δεδομένες τοποθεσίες έχουν τη δυνατότητα να απογειώσουν τα UAV ώστε να πραγματοποιούν τις παραδόσεις των δεμάτων στους πελάτες. Η διάταξη αυτή ελαχιστοποιεί τις απαιτούμενες μετακινήσεις των βαρέων οχημάτων συνεισφέροντας περαιτέρω περιβαλλοντικά και αποτελεί μια διάταξη που ευνοεί εφαρμογές όπου το κέντρο διανομής βρίσκεται εκτός του αστικού ιστού και οι παραδόσεις αφορούν πελάτες που βρίσκονται εντός της πόλεως. Το μοντέλο λαμβάνει υπόψη δέματα διαφορετικού βάρους, τα οποία επηρεάζουν αντίστοιχα και το ρυθμό της κατανάλωσης ενέργειας από τα δύο είδη οχημάτων. Για τα δύο οχήματα λαμβάνονται υπόψη περιορισμοί τόσο στο μέγιστο αριθμό δεμάτων και βάρους που μπορούν να μεταφέρουν, όσο και στην ενεργειακή τους αυτονομία. Για την επίλυση του *EVRPD*, αναπτύχθηκαν τέσσερις παραλλαγές του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (*Ant Colony Optimization - ACO*), δύο εκ των οποίων βασίζονται σε επιτυχείς υλοποιήσεις του αλγορίθμου για το Συσσωρευτικό Πρόβλημα Δρομολόγησης Οχημάτων με Περιορισμό Χωρητικότητας από τους Kyriakakis, Marinaki και Marinakis (2021). Στο κεφάλαιο παρουσιάζονται αναλυτικά τα συγκριτικά αποτελέσματα των παραλλαγών του αλγορίθμου και γίνεται μια περιπτωσιολογική μελέτη δρομολόγησης στην πόλη των Χανίων. Τα αποτελέσματα της εργασίας δημοσιεύτηκαν στο περιοδικό «Cleaner Logistics and Supply Chain» από τους Kyriakakis et al. (2022b).

Τέλος, στο Κεφάλαιο 6, εισάγεται το Πρόβλημα Ελαχιστοποίησης Ενέργειας Δρομολόγησης UAV με Παραλαβές και Παραδόσεις (*Energy Minimizing Drone Routing Problem with Pickups and Deliveries - EM-DRP-PD*), το οποίο αποτελεί την πρώτη προσέγγιση προβλήματος δρομολόγησης με παραλαβές και παραδόσεις «Ένα-προς-Ένα», όπου χρησιμοποιούνται UAV και έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας. Επιπλέον, λαμβάνει υπόψη δέματα διαφορετικού βάρους τα οποία επηρεάζουν αναλογικά και το ρυθμό κατανάλωσης της ενέργειας των UAV. Χαρακτηριστική εφαρμογή του *EM-DRP-PD* είναι οι υπηρεσίες ταχυμεταφορών που χρησιμοποιούνται στις αγοραπωλησίες μεταξύ ιδιωτών. Για την επίλυση του *EM-DRP-PD* υλοποιούνται τρεις παραλλαγές ενός υβριδικού αλγορίθμου της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης- Μεταβλητής Γειτονιάς Καθόδου (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure/Variable Neighborhood Descent - GRASP/VND*), κάθε μία εκ των οποίων χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό πιθανολογικό κανόνα για την επιλογή του επόμενου πελάτη από την Περιορισμένη Λίστα Υποψηφίων. Στα υπολογιστικά πειράματα συγκρίθηκαν δύο προσεγγίσεις αντικειμενικού στόχου, η ελαχιστοποίηση της συνολικά καταναλισκόμενης ενέργειας και η ελαχιστοποίηση της διανυθείσας απόστασης που συναντάται στο κλασικό πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων. Τα αποτελέσματα και τα χαρακτηριστικά των λύσεων που βρέθηκαν, ανέδειξαν τις διαφορές μεταξύ των δύο προσεγγίσεων στόχου ως προς τα μέτρα της ενέργειας και της απόστασης. Τα αποτελέσματα της εργασίας έχουν υποβληθεί σε διεθνές περιοδικό για κρίση.

Συνοψίζοντας, τα παραπάνω προβλήματα επέκτειναν την υπάρχουσα βιβλιογραφία των προβλημάτων που αφορούν τη χρήση των UAV σε εμπορικού και ανθρωπιστικού χαρακτήρα εφαρμογές. Τα δύο πρώτα προβλήματα με εφαρμογές σε αποστολές έρευνας και διάσωσης εστίασαν στην αποτελεσματικότητα της αναζήτησης από τα UAV. Η χρήση των UAV σε αυτή την κατηγορία εφαρμογών αποτελεί τη σημαντικότερη συνεισφορά τους, αφού αφορά τη διάσωση ανθρώπινων ζωών. Τα δύο τελευταία προβλήματα δρομολόγησης είχαν ως στόχο την ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας σε εμπορικές εφαρμογές μεταφοράς. Ο αντίκτυπος των εμπορικών εφοδιαστικών αλυσίδων στο περιβάλλον είναι μεγάλος και ήδη γίνεται προσπάθεια μείωσης του. Ένας από τους τρόπους που μπορεί να γίνει αυτό είναι χρησιμοποιώντας ηλεκτροκίνητα μέσα μεταφοράς, όπως είναι τα UAV και τα ηλεκτρικά οχήματα δρόμου. Στα προβλήματα αυτής της κατηγορίας που παρουσιάστηκαν, επιπλέον της χρήσης τους που από μόνη της συνεισφέρει προς την πράσινη μετάβαση, η ελαχιστοποίηση της ενέργειας που καταναλώνεται

αποτέλεσε και τον αντικειμενικό στόχο τους.

Επιπλέον της συνεισφοράς των προτεινόμενων προβλημάτων που αφορούν τα *UAV*, στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής αναπτύχθηκαν συνολικά 15 αλγόριθμοι και παραλλαγές αυτών για την επίλυσή τους. Οι αλγόριθμοι που παρουσιάστηκαν επεκτείνουν το εύρος εφαρμογών γνωστών μεθευρετικών αλγορίθμων, συνδυάζοντάς τους και προσαρμόζοντάς τους στις ανάγκες των νέων προβλημάτων που προτάθηκαν.

Το μέλλον των μεταφορών χαρακτηρίζεται από αλλαγές που αφορούν τη μετάβαση στην ηλεκτροκίνηση αλλά και την εισαγωγή νέων αυτόνομων οχημάτων που έχουν τη δυνατότητα να μεταμορφώσουν τις ανθρωπιστικές και εμπορικές εφοδιαστικές αλυσίδες. Η εποχή του Διαδικτύου των Πραγμάτων (Internet of Thing) που ανατέλλει, αναμένεται να ευνοήσει τη χρήση των *UAV* και άλλων ρομποτικών οχημάτων σε μεγάλο εύρος εφαρμογών. Το διασυνδεδεμένο δίκτυο που σχηματίζεται μεταξύ εγκαταστάσεων όπως αποθηκών και κέντρων διανομής, οχημάτων και τελικών πελατών, πέραν των πλεονεκτημάτων του, εισάγει και έναν αυξημένο βαθμό πολυπλοκότητας. Επομένως, είναι σημαντική όχι μόνο η μελέτη των συστημάτων αυτών αλλά και η αναζήτηση αποτελεσματικών μεθόδων για τη βελτιστοποίηση τους. Η διδακτορική διατριβή, με τα προβλήματα που προτάθηκαν σε αυτή και τις αλγοριθμικές μεθόδους που ακολουθήθηκαν για την επίλυσή τους, μπορεί να αποτελέσει βάση για μελλοντικές έρευνες. Η εξέλιξη της τεχνολογίας στον τομέα των μεταφορών οδηγεί στο σχηματισμό νέων προβλημάτων δρομολόγησης και ταυτόχρονα η εξέλιξη της τεχνολογίας των υπολογιστών γεννά νέες δυνατότητες στην επίλυση των προβλημάτων αυτών με το σχεδιασμό των κατάλληλων αλγορίθμων.



# Αναφορές

- Aiex, Renata, Mauricio Resende, Panos Pardalos, and Gerardo Toraldo (2005). “GRASP with Path Relinking for Three-Index Assignment.” In: *INFORMS Journal on Computing* 17, pp. 224–247. DOI: [10.1287/ijoc.1030.0059](https://doi.org/10.1287/ijoc.1030.0059).
- Al-dal'ain, Reema and Dilay Celebi (2021). “Planning a mixed fleet of electric and conventional vehicles for urban freight with routing and replacement considerations.” In: *Sustainable Cities and Society* 73, p. 103105. DOI: [10.1016/j.scs.2021.103105](https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103105).
- Alcantara Andrade, Fabio Augusto de, Anthony Reinier Hovenburg, Luciano Netto de Lima, Christopher Dahlin Rodin, Tor Arne Johansen, et al. (2019). “Autonomous Unmanned Aerial Vehicles in Search and Rescue Missions Using Real-Time Co-operative Model Predictive Control.” In: *Sensors* 19.19. ISSN: 1424-8220. DOI: [10.3390/s19194067](https://doi.org/10.3390/s19194067).
- Alciatore, D and Rick Miranda (1995). “A winding number and point-in-polygon algorithm.” In: *Glaxo Virtual Anatomy Project Research Report, Department of Mechanical Engineering, Colorado State University*.
- Atahran, Ahmed, Christophe Lente, and Vincent T'kindt (2014). “A Multicriteria Dial-a-Ride Problem with an Ecological Measure and Heterogeneous Vehicles.” In: *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 21.5-6, pp. 279–298. DOI: [10.1002/mcda.1518](https://doi.org/10.1002/mcda.1518).
- Aurambout, Jean-Philippe, Konstantinos Gkoumas, and Biagio Ciuffo (2019). “Last mile delivery by drones: An estimation of viable market potential and access to citizens across European cities.” In: *European Transport Research Review* 11.1, pp. 1–21. DOI: [10.1186/s12544-019-0368-2](https://doi.org/10.1186/s12544-019-0368-2).
- Basilico, Nicola and Stefano Carpin (2015). “Deploying teams of heterogeneous UAVs in cooperative two-level surveillance missions.” In: *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 610–615. DOI: [10.1109/IROS.2015.7353435](https://doi.org/10.1109/IROS.2015.7353435).
- Basso, Rafael, Balázs Kulcsár, and Ivan Sanchez-Diaz (2021). “Electric vehicle routing problem with machine learning for energy prediction.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 145, pp. 24–55. DOI: [10.1016/j.trb.2020.12.007](https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.12.007).
- Battarra, Maria, Jean-François Cordeau, and Manuel Iori (2014). “Chapter 6: Pickup-and-Delivery Problems for Goods Transportation.” In: *Vehicle Routing*. Chap. 6, pp. 161–191. DOI: [10.1137/1.9781611973594.ch6](https://doi.org/10.1137/1.9781611973594.ch6).
- Berbeglia, Gerardo, Jean-François Cordeau, Irina Gribkovskaia, and Gilbert Laporte (2007). “Static pickup and delivery problems: a classification scheme and survey.” In: *Top* 15.1, pp. 1–31. DOI: [10.1007/s11750-007-0009-0](https://doi.org/10.1007/s11750-007-0009-0).
- Berbeglia, Gerardo, Jean-François Cordeau, and Gilbert Laporte (2010). “Dynamic pickup and delivery problems.” In: *European journal of operational research* 202.1, pp. 8–15. DOI: [10.1016/j.ejor.2009.04.024](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.04.024).
- Bouguettaya, Abdelmalek, Hafeed Zarzour, Amine Mohammed Taberkit, and Ahmed Kechida (2022). “A review on early wildfire detection from unmanned aerial vehicles using deep learning-based computer vision algorithms.” In: *Signal Processing* 190, p. 108309. DOI: [10.1016/j.sigpro.2021.108309](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2021.108309).

- Boursianis, Achilles D, Maria S Papadopoulou, Panagiotis Diamantoulakis, Aglaia Liopa-Tsakalidi, Pantelis Barouchas, et al. (2022). “Internet of things (IoT) and agricultural unmanned aerial vehicles (UAVs) in smart farming: A comprehensive review.” In: *Internet of Things* 18, p. 100187. DOI: [10.1016/j.iot.2020.100187](https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100187).
- Branke, J. (1999). “Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problems.” In: *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC 99 (Cat. No. 99TH8406)*, pp. 1875–1882. DOI: [10.1109/CEC.1999.785502](https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785502).
- Branke, Jürgen and Hartmut Schmeck (2003). “Designing Evolutionary Algorithms for Dynamic Optimization Problems.” In: *Advances in Evolutionary Computing: Theory and Applications*. Ed. by Ashish Ghosh and Shigeyoshi Tsutsui. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 239–262. ISBN: 978-3-642-18965-4. DOI: [10.1007/978-3-642-18965-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-642-18965-4_9).
- Cabreira, Tauã, Lisane Brisolará, and Paulo R. Ferreira Jr. (2019). “Survey on Coverage Path Planning with Unmanned Aerial Vehicles.” In: *Drones* 3.1, p. 4. ISSN: 2504-446X. DOI: [10.3390/drones3010004](https://doi.org/10.3390/drones3010004).
- Camara, Daniel (2014). “Cavalry to the rescue: Drones fleet to help rescuers operations over disasters scenarios.” In: *2014 IEEE Conference on Antenna Measurements & Applications (CAMA)*, pp. 1–4. DOI: [10.1109/CAMA.2014.7003421](https://doi.org/10.1109/CAMA.2014.7003421).
- Campbell, Ann Melissa, Dieter Vandenbussche, and William Hermann (2008). “Routing for Relief Efforts.” In: *Transportation Science* 42.2, pp. 127–145. DOI: [10.1287/trsc.1070.0209](https://doi.org/10.1287/trsc.1070.0209).
- Chakraborty, Nilotpal, Arijit Mondal, and Samrat Mondal (2021). “Intelligent charge scheduling and eco-routing mechanism for electric vehicles: A multi-objective heuristic approach.” In: *Sustainable Cities and Society* 69, p. 102820. DOI: [10.1016/j.scs.2021.102820](https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102820).
- Chauhan, Darshan, Avinash Unnikrishnan, and Miguel Figliozzi (2019). “Maximum coverage capacitated facility location problem with range constrained drones.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 99, pp. 1–18. DOI: [10.1016/j.trc.2018.12.001](https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.12.001).
- Cheikhrouhou, Omar and Ines Khoufi (2021). “A comprehensive survey on the Multiple Traveling Salesman Problem: Applications, approaches and taxonomy.” In: *Computer Science Review* 40, p. 100369. DOI: [10.1016/j.cosrev.2021.100369](https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100369).
- Cheng, Chun, Yossiri Adulyasak, and Louis-Martin Rousseau (2020). “Drone routing with energy function: Formulation and exact algorithm.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 139, pp. 364–387. DOI: [10.1016/j.trb.2020.06.011](https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.06.011).
- Chevrier, Arnaud Liefoghe, Laetitia Jourdan, and Clarisse Dhaenens (2012). “Solving a dial-a-ride problem with a hybrid evolutionary multi-objective approach: Application to demand responsive transport.” In: *Applied Soft Computing* 12.4, pp. 1247–1258. ISSN: 1568-4946. DOI: [doi.org/10.1016/j.asoc.2011.12.014](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.12.014).
- Chiang, Wen-Chyuan, Yuyu Li, Jennifer Shang, and Timothy L Urban (2019). “Impact of drone delivery on sustainability and cost: Realizing the UAV potential through vehicle routing optimization.” In: *Applied energy* 242, pp. 1164–1175. DOI: [10.1016/j.apenergy.2019.03.117](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.117).
- Choset, Howie (Oct. 2001). “Coverage for robotics - A survey of recent results.” In: *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence* 31, pp. 113–126. DOI: [10.1023/A:1016639210559](https://doi.org/10.1023/A:1016639210559).
- Christofides, N., A. Mingozzi, and P. Toth (1976). *The vehicle routing problem*. John Wiley and Sons, London.
- Christofides, N., A. Mingozzi, and P Toth (1979). “The vehicle routing problem.” In: *Proceedings of the Combinatorial optimization*, pp. 315–338.

- Chung, Sung Hoon, Bhawesh Sah, and Jinkun Lee (2020). "Optimization for drone and drone-truck combined operations: A review of the state of the art and future directions." In: *Computers & Operations Research* 123, p. 105004. DOI: [10.1016/j.cor.2020.105004](https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105004).
- Cicek, Mustafa, Sinan Pasli, Melih Imamoglu, Metin Yadigaroglu, Muhammed Fatih Beser, et al. (2022). "Simulation-based drone assisted search operations in a river." In: *Wilderness & Environmental Medicine* 33.3, pp. 311–317. DOI: [10.1016/j.wem.2022.05.006](https://doi.org/10.1016/j.wem.2022.05.006).
- Coelho, Bruno N., Vitor N. Coelho, Igor M. Coelho, Luiz S. Ochi, Roozbeh Haghazadeh K., et al. (2017). "A multi-objective green UAV routing problem." In: *Computers & Operations Research* 88, pp. 306–315. ISSN: 0305-0548. DOI: [10.1016/j.cor.2017.04.011](https://doi.org/10.1016/j.cor.2017.04.011).
- Coindreau, Marc-Antoine, Olivier Gallay, and Nicolas Zufferey (2019). "Vehicle routing with transportable resources: Using carpooling and walking for on-site services." In: *European Journal of Operational Research* 279.3, pp. 996–1010. DOI: [10.1016/j.ejor.2019.06.039](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.06.039).
- Conrad, Ryan G and Miguel Andres Figliozzi (2011). "The recharging vehicle routing problem." In: *Proceedings of the 2011 industrial engineering research conference*. IIESE Norcross, GA, p. 8.
- Cordeau, Jean-François, Gilbert Laporte, and Stefan Ropke (2008). "Recent Models and Algorithms for One-to-One Pickup and Delivery Problems." In: *The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges*. Ed. by Bruce Golden, S. Raghavan, and Edward Wasil. Boston, MA: Springer US, pp. 327–357. ISBN: 978-0-387-77778-8. DOI: [10.1007/978-0-387-77778-8\\_15](https://doi.org/10.1007/978-0-387-77778-8_15).
- Cordeau, Jean-François and Gilbert Laporte (2003). "The dial-a-ride problem (DARP): Variants, modeling issues and algorithms." In: *Quarterly Journal of the Belgian, French and Italian Operations Research Societies* 1.2, pp. 89–101. DOI: [10.1016/S0191-2615\(02\)00045-0](https://doi.org/10.1016/S0191-2615(02)00045-0).
- Daneshyari, Moayed and Gary G. Yen (2011). "Dynamic optimization using cultural based PSO." In: *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)*. 2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). New Orleans, LA, USA: IEEE, pp. 509–516. ISBN: 978-1-4244-7834-7. DOI: [10.1109/CEC.2011.5949661](https://doi.org/10.1109/CEC.2011.5949661).
- Daud, Sharifah Mastura Syed Mohd, Mohd Yusmialdil Putera Mohd Yusof, Chong Chin Heo, Lay See Khoo, Mansharan Kaur Chainchel Singh, et al. (2022). "Applications of drone in disaster management: A scoping review." In: *Science & Justice* 62.1, pp. 30–42.
- Del-Real, Cristina and Antonio M Díaz-Fernández (2021). "Lifeguards in the sky: Examining the public acceptance of beach-rescue drones." In: *Technology in Society* 64, p. 101502. DOI: [10.1016/j.techsoc.2020.101502](https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101502).
- Deng, Puyuan, Glareh Amirjamshidi, and Matthew Roorda (2020). "A vehicle routing problem with movement synchronization of drones, sidewalk robots, or foot-walkers." In: *Transportation research procedia* 46, pp. 29–36. DOI: [10.1016/j.trpro.2020.03.160](https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.03.160).
- Derrac, Joaquín, Salvador García, Daniel Molina, and Francisco Herrera (2011). "A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms." In: *Swarm and Evolutionary Computation* 1.1, pp. 3–18. ISSN: 22106502. DOI: [10.1016/j.swevo.2011.02.002](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2011.02.002).
- Dorigo, Marco and Luca Maria Gambardella (1997). "Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem." In: *IEEE Transactions on evolutionary computation* 1.1, pp. 53–66. DOI: [10.1109/4235.585892](https://doi.org/10.1109/4235.585892).

- Dorigo, Marco, Vittorio Maniezzo, and Alberto Coloni (1996). "Ant system: optimization by a colony of cooperating agents." In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 26.1, pp. 29–41. DOI: [10.1109/3477.484436](https://doi.org/10.1109/3477.484436).
- Dorling, Kevin, Jordan Heinrichs, Geoffrey G. Messier, and Sebastian Magierowski (2017). "Vehicle Routing Problems for Drone Delivery." In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 47.1, pp. 70–85. DOI: [10.1109/TSMC.2016.2582745](https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2582745).
- Erdelić, Tomislav and Tonči Carić (2019). "A survey on the electric vehicle routing problem: variants and solution approaches." In: *Journal of Advanced Transportation* 2019. DOI: [10.1155/2019/5075671](https://doi.org/10.1155/2019/5075671).
- Erdoğan, Sevgi and Elise Miller-Hooks (2012). "A green vehicle routing problem." In: *Transportation research part E: logistics and transportation review* 48.1, pp. 100–114.
- Euchi, Jalel and Abdeljawed Sadok (2021). "Hybrid genetic-sweep algorithm to solve the vehicle routing problem with drones." In: *Physical Communication* 44, p. 101236.
- European Environment Agency (2022). *Transport*. <https://www.eea.europa.eu/themes/transport/intro>. [Online; accessed 17-July-2022].
- Feng, Lei, Shuangshuang Chen, Chu Zhang, Yanchao Zhang, and Yong He (2021). "A comprehensive review on recent applications of unmanned aerial vehicle remote sensing with various sensors for high-throughput plant phenotyping." In: *Computers and Electronics in Agriculture* 182, p. 106033. DOI: [10.1016/j.compag.2021.106033](https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106033).
- Feo, Thomas and Mauricio Resende (Mar. 1995). "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures." In: *Journal of Global Optimization* 6, pp. 109–133. DOI: [10.1007/BF01096763](https://doi.org/10.1007/BF01096763).
- Figliozzi, Miguel A. (2017). "Lifecycle modeling and assessment of unmanned aerial vehicles (Drones) CO<sub>2</sub>e emissions." In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 57, pp. 251–261. ISSN: 1361-9209. DOI: [10.1016/j.trd.2017.09.011](https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.09.011).
- Flemons, Kristin, Barry Baylis, Aurang Zeb Khan, Andrew W Kirkpatrick, Ken Whitehead, et al. (2022). "The use of drones for the delivery of diagnostic test kits and medical supplies to remote First Nations communities during Covid-19." In: *American journal of infection control* 50.8, pp. 849–856. DOI: [10.1016/j.ajic.2022.03.004](https://doi.org/10.1016/j.ajic.2022.03.004).
- Freitas, Júlia Cária de and Puca Huachi Vaz Penna (2020). "A variable neighborhood search for flying sidekick traveling salesman problem." In: *International Transactions in Operational Research* 27.1, pp. 267–290. DOI: [10.1111/itor.12671](https://doi.org/10.1111/itor.12671).
- Galceran, Enric and Marc Carreras (Dec. 2013). "A survey on coverage path planning for robotics." In: *Robotics and Autonomous Systems* 61, pp. 1258–1276. DOI: [10.1016/j.robot.2013.09.004](https://doi.org/10.1016/j.robot.2013.09.004).
- Gao, Shangce, Yang Yu, Yirui Wang, Jiahai Wang, Jiujun Cheng, et al. (2021). "Chaotic Local Search-Based Differential Evolution Algorithms for Optimization." In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 51.6, pp. 3954–3967. ISSN: 2168-2216, 2168-2232. DOI: [10.1109/TSMC.2019.2956121](https://doi.org/10.1109/TSMC.2019.2956121).
- Ghelichi, Zabih, Monica Gentili, and Pitu B Mirchandani (2021). "Logistics for a fleet of drones for medical item delivery: A case study for Louisville, KY." In: *Computers & Operations Research* 135, p. 105443. DOI: [10.1016/j.cor.2021.105443](https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105443).
- Goerzen, C., Zhaodan Kong, and Berenice Mettler (Nov. 2010). "A Survey of Motion Planning Algorithms from the Perspective of Autonomous UAV Guidance." In:

- Journal of Intelligent and Robotic Systems* 57, pp. 65–100. DOI: [10.1007/s10846-009-9383-1](https://doi.org/10.1007/s10846-009-9383-1).
- Gonzalez-R, Pedro L, David Canca, Jose L Andrade-Pineda, Marcos Calle, and Jose M Leon-Blanco (2020). “Truck-drone team logistics: A heuristic approach to multi-drop route planning.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 114, pp. 657–680. DOI: [10.1016/j.trc.2020.02.030](https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.02.030).
- Graham, R.L. (1972). “An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set.” In: *Information Processing Letters* 1.4, pp. 132–133. ISSN: 0020-0190. DOI: [10.1016/0020-0190\(72\)90045-2](https://doi.org/10.1016/0020-0190(72)90045-2).
- Graham-Rowe, Duncan (2010). “Cheap drones could replace search-and-rescue helicopters.” In: *New Scientist* 207.2769, p. 20. DOI: [10.1016/s0262-4079\(10\)61727-7](https://doi.org/10.1016/s0262-4079(10)61727-7).
- Gu, Qiuchen, Tijun Fan, Fei Pan, and Chong Zhang (2020). “A vehicle-UAV operation scheme for instant delivery.” In: *Computers & Industrial Engineering* 149, p. 106809. DOI: [10.1016/j.cie.2020.106809](https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106809).
- Guastella, Dario Calogero, Luciano Cantelli, Giuseppe Giammello, Carmelo Donato Melita, Gianluca Spatino, et al. (2019). “Complete coverage path planning for aerial vehicle flocks deployed in outdoor environments.” In: *Computers & Electrical Engineering* 75, pp. 189–201. ISSN: 00457906. DOI: [10.1016/j.compeleceng.2019.02.024](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.02.024).
- Hatamlou, Abdolreza (2013). “Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering.” In: *Information Sciences* 222, pp. 175–184. ISSN: 00200255. DOI: [10.1016/j.ins.2012.08.023](https://doi.org/10.1016/j.ins.2012.08.023).
- Hernández-Pérez, Hipólito, Inmaculada Rodríguez-Martín, and Juan José Salazar-González (2009). “A hybrid GRASP/VND heuristic for the one-commodity pickup-and-delivery traveling salesman problem.” In: *Computers & Operations Research* 36.5, pp. 1639–1645. DOI: [10.1016/j.cor.2008.03.008](https://doi.org/10.1016/j.cor.2008.03.008).
- Ho, Sin C., W.Y. Szeto, Yong-Hong Kuo, Janny M.Y. Leung, Matthew Petering, et al. (2018). “A survey of dial-a-ride problems: Literature review and recent developments.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 111, pp. 395–421. ISSN: 0191-2615. DOI: [10.1016/j.trb.2018.02.001](https://doi.org/10.1016/j.trb.2018.02.001).
- Hu, Menglan, Weidong Liu, Junqiu Lu, Rui Fu, Kai Peng, et al. (2019). “On the joint design of routing and scheduling for vehicle-assisted multi-UAV inspection.” In: *Future Generation Computer Systems* 94, pp. 214–223. DOI: [10.1016/j.future.2018.11.024](https://doi.org/10.1016/j.future.2018.11.024).
- Jeong, Ho Young, Byung Duk Song, and Seokcheon Lee (2019). “Truck-drone hybrid delivery routing: Payload-energy dependency and No-Fly zones.” In: *International Journal of Production Economics* 214, pp. 220–233. DOI: [10.1016/j.ijpe.2019.01.010](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.010).
- Johnsen, Lennart C. and Frank Meisel (2022). “Interrelated trips in the rural dial-a-ride problem with autonomous vehicles.” In: *European Journal of Operational Research* 303.1, pp. 201–219. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2022.02.021](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.02.021).
- Jung, Sunghun and Hyunsu Kim (2017). “Analysis of Amazon Prime Air UAV Delivery Service.” In: *Journal of Knowledge Information Technology and Systems* 12, pp. 253–266. DOI: [10.34163/jkits.2017.12.2.005](https://doi.org/10.34163/jkits.2017.12.2.005).
- Kancharla, Surendra Reddy and Gitakrishnan Ramadurai (2020). “Electric vehicle routing problem with non-linear charging and load-dependent discharging.” In: *Expert Systems with Applications* 160, p. 113714. DOI: [10.1016/j.eswa.2020.113714](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113714).

- Kara, İmdat, Bahar Y. Kara, and M. Kadri Yetis (2007). “Energy Minimizing Vehicle Routing Problem.” In: *Combinatorial Optimization and Applications*. Ed. by Andreas Dress, Yinfeng Xu, and Binhai Zhu. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 62–71. ISBN: 978-3-540-73556-4. DOI: [10.1007/978-3-540-73556-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-540-73556-4_9).
- Karaca, Yunus, Mustafa Cicek, Ozgur Tatli, Aynur Sahin, Sinan Pasli, et al. (2018). “The potential use of unmanned aircraft systems (drones) in mountain search and rescue operations.” In: *The American journal of emergency medicine* 36.4, pp. 583–588. DOI: [10.1016/j.ajem.2017.09.025](https://doi.org/10.1016/j.ajem.2017.09.025).
- Karak, Aline and Khaled Abdelghany (2019). “The hybrid vehicle-drone routing problem for pick-up and delivery services.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 102, pp. 427–449. DOI: [10.1016/j.trc.2019.03.021](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.03.021).
- Ke, Liangjun and Zuren Feng (2013). “A two-phase metaheuristic for the cumulative capacitated vehicle routing problem.” In: *Computers & Operations Research* 40.2, pp. 633–638. ISSN: 0305-0548. DOI: [10.1016/j.cor.2012.08.020](https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.08.020).
- Kennedy, J. and R. Eberhart (1995). “Particle swarm optimization.” In: *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, IEEE* 4, pp. 1942–1948. DOI: [10.1109/ICNN.1995.488968](https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968).
- Keskin, Merve, Bülent Çatay, and Gilbert Laporte (2021). “A simulation-based heuristic for the electric vehicle routing problem with time windows and stochastic waiting times at recharging stations.” In: *Computers & Operations Research* 125, p. 105060. DOI: [10.1016/j.cor.2020.105060](https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105060).
- Khalil, Ruhul Amin, Nasir Saeed, and Muhannad Almutiry (2022). “UAVs-assisted passive source localization using robust TDOA ranging for search and rescue.” In: *ICT Express*. DOI: [10.1016/j.ict.2022.04.011](https://doi.org/10.1016/j.ict.2022.04.011).
- Kirschstein, Thomas (2020). “Comparison of energy demands of drone-based and ground-based parcel delivery services.” In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 78, p. 102209. ISSN: 1361-9209. DOI: [10.1016/j.trd.2019.102209](https://doi.org/10.1016/j.trd.2019.102209).
- Kitjacharoenchai, Patchara, Byung-Cheol Min, and Seokcheon Lee (2020). “Two echelon vehicle routing problem with drones in last mile delivery.” In: *International Journal of Production Economics* 225, p. 107598. DOI: [10.1016/j.ijpe.2019.107598](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107598).
- Kitjacharoenchai, Patchara, Mario Ventresca, Mohammad Moshref-Javadi, Seokcheon Lee, Jose MA Tanchoco, et al. (2019). “Multiple traveling salesman problem with drones: Mathematical model and heuristic approach.” In: *Computers & Industrial Engineering* 129, pp. 14–30. DOI: [10.1016/j.cie.2019.01.020](https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.020).
- Koç, Çağrı, Gilbert Laporte, and İlknur Tükenmez (2020). “A review of vehicle routing with simultaneous pickup and delivery.” In: *Computers & Operations Research* 122, p. 104987. DOI: [10.1016/j.cor.2020.104987](https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.104987).
- Kondratenko, Galyna, Yuriy Kondratenko, Ievgen Sidenko, and Mykyta Taranov (2006). “Fuzzy models for capacitative vehicle routing problems in uncertainty.” In: *Proc. 17th International DAAAM Symposium, Intelligent Manufacturing and Automation: Focus on Mechatronics & Robotics*, pp. 205–206.
- Kondratenko, Yuriy, Galyna Kondratenko, Ievgen Sidenko, and Mykyta Taranov (2021). “Fuzzy and Evolutionary Algorithms for Transport Logistics Under Uncertainty.” In: *Intelligent and Fuzzy Techniques: Smart and Innovative Solutions*. Ed. by Cengiz Kahraman, Sezi Cevik Onar, Basar Oztaysi, Irem Ucal Sari, Selcuk Cebi, et al. Cham: Springer International Publishing, pp. 1456–1463. ISBN: 978-3-030-51156-2. DOI: [10.1007/978-3-030-51156-2\\_169](https://doi.org/10.1007/978-3-030-51156-2_169).

- Kumar, Abhishek, Rakesh Kumar Misra, and Devender Singh (2017). “Improving the local search capability of Effective Butterfly Optimizer using Covariance Matrix Adapted Retreat Phase.” In: *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Donostia, San Sebastián, Spain: IEEE, pp. 1835–1842. ISBN: 978-1-5090-4601-0. DOI: [10.1109/CEC.2017.7969524](https://doi.org/10.1109/CEC.2017.7969524).
- Kyriakakis, Nikolaos A., Magdalene Marinaki, and Yannis Marinakis (2021). “A hybrid ant colony optimization-variable neighborhood descent approach for the cumulative capacitated vehicle routing problem.” In: *Computers & Operations Research* 134, p. 105397. ISSN: 0305-0548. DOI: [10.1016/j.cor.2021.105397](https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105397).
- Kyriakakis, Nikolaos A., Magdalene Marinaki, Nikolaos Matsatsinis, and Yannis Marinakis (2021). “Moving peak drone search problem: An online multi-swarm intelligence approach for UAV search operations.” In: *Swarm and Evolutionary Computation* 66, p. 100956. DOI: [10.1016/j.swevo.2021.100956](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100956).
- Kyriakakis, Nikolaos A., Magdalene Marinaki, Nikolaos Matsatsinis, and Yannis Marinakis (2022a). “A cumulative unmanned aerial vehicle routing problem approach for humanitarian coverage path planning.” In: *European Journal of Operational Research* 300.3, pp. 992–1004. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2021.09.008](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.09.008).
- Kyriakakis, Nikolaos A., Themistoklis Stamadianos, Magdalene Marinaki, and Yannis Marinakis (2022b). “The electric vehicle routing problem with drones: An energy minimization approach for aerial deliveries.” In: *Cleaner Logistics and Supply Chain* 4, p. 100041. ISSN: 2772-3909. DOI: [10.1016/j.clscn.2022.100041](https://doi.org/10.1016/j.clscn.2022.100041).
- Laguna, Manuel and Jose Gonzalez-Velarde (1991). “A search heuristic for just-in-time scheduling in parallel machines.” In: *Journal of Intelligent Manufacturing* 2, pp. 253–260. DOI: [10.1007/BF01471113](https://doi.org/10.1007/BF01471113).
- Laguna, Manuel and Rafael Marti (1999). “GRASP and Path Relinking for 2-Layer Straight Line Crossing Minimization.” In: *INFORMS Journal on Computing* 11, pp. 44–52. DOI: [10.1287/ijoc.11.1.44](https://doi.org/10.1287/ijoc.11.1.44).
- Lemardelé, Clément, Miquel Estrada, Laia Pagès, and Mónica Bachofner (2021). “Potentialities of drones and ground autonomous delivery devices for last-mile logistics.” In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 149, p. 102325. DOI: [10.1016/j.tre.2021.102325](https://doi.org/10.1016/j.tre.2021.102325).
- Li, Changhe, Trung Thanh Nguyen, Ming Yang, Shengxiang Yang, and Sanyou Zeng (2015). “Multi-population methods in unconstrained continuous dynamic environments: The challenges.” In: *Information Sciences* 296, pp. 95–118. ISSN: 00200255. DOI: [10.1016/j.ins.2014.10.062](https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.10.062).
- Li, Changhe, S. Yang, Trung Thanh Nguyen, E. L. Yu, Xiuming Yao, et al. (2008). “Benchmark Generator for CEC'2009 Competition on Dynamic Optimization.” In: Publisher: Department of Computer Science, University of Leicester, U.K. DOI: [10.13140/RG.2.1.3445.6401](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3445.6401).
- Li, Hongqi, Jun Chen, Feilong Wang, and Ming Bai (2021). “Ground-vehicle and unmanned-aerial-vehicle routing problems from two-echelon scheme perspective: A review.” In: *European Journal of Operational Research* 294.3, pp. 1078–1095. DOI: [10.1016/j.ejor.2021.02.022](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.02.022).
- Li, Hongqi, Haotian Wang, Jun Chen, and Ming Bai (2020). “Two-echelon vehicle routing problem with time windows and mobile satellites.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 138, pp. 179–201. DOI: [10.1016/j.trb.2020.05.010](https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.05.010).
- Liang, Xiao, Gone Homem de Almeida Correia, Kun An, and Bart van Arem (2020). “Automated taxis' dial-a-ride problem with ride-sharing considering congestion-based dynamic travel times.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 112, pp. 260–281. ISSN: 0968-090X. DOI: [10.1016/j.trc.2020.01.024](https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.01.024).

- Lin, Bo, Bissan Ghaddar, and Jatin Nathwani (2021). “Electric vehicle routing with charging/discharging under time-variant electricity prices.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 130, p. 103285. DOI: [10.1016/j.trc.2021.103285](https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103285).
- Lin, Jane, Wei Zhou, and Ouri Wolfson (2016). “Electric vehicle routing problem.” In: *Transportation research procedia* 12, pp. 508–521. DOI: [10.1016/j.trpro.2016.02.007](https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.02.007).
- Lindqvist, Björn, Samuel Karlsson, Anton Koval, Ilias Tevetzidis, Jakub Haluška, et al. (2022). “Multimodality robotic systems: Integrated combined legged-aerial mobility for subterranean search-and-rescue.” In: *Robotics and Autonomous Systems* 154, p. 104134. DOI: [10.1016/j.robot.2022.104134](https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104134).
- Liu, Chuang, Huaping Chen, Xueping Li, and Zeyu Liu (2021). “A scheduling decision support model for minimizing the number of drones with dynamic package arrivals and personalized deadlines.” In: *Expert Systems with Applications* 167, p. 114157. DOI: [10.1016/j.eswa.2020.114157](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114157).
- Liu, Yanchao (2019). “An optimization-driven dynamic vehicle routing algorithm for on-demand meal delivery using drones.” In: *Computers & Operations Research* 111, pp. 1–20. ISSN: 0305-0548. DOI: [doi.org/10.1016/j.cor.2019.05.024](https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.05.024).
- Liu, Zhilong, Raja Sengupta, and Alex Kurzhanskiy (2017). “A power consumption model for multi-rotor small unmanned aircraft systems.” In: *2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, pp. 310–315. DOI: [10.1109/ICUAS.2017.7991310](https://doi.org/10.1109/ICUAS.2017.7991310).
- Lottes, Philipp, Raghav Khanna, Johannes Pfeifer, Roland Siegwart, and Cyrill Stachniss (2017). “UAV-based crop and weed classification for smart farming.” In: *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE. DOI: [10.1109/icra.2017.7989347](https://doi.org/10.1109/icra.2017.7989347).
- Luo, Wenjian, Xin Lin, Tao Zhu, and Peilan Xu (Nov. 2019). “A clonal selection algorithm for dynamic multimodal function optimization.” In: *Swarm and Evolutionary Computation* 50, p. 100459. ISSN: 22106502. DOI: [10.1016/j.swevo.2018.10.010](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2018.10.010).
- Luo, Zhihao, Mark Poon, Zhenzhen Zhang, Zhong Liu, and Andrew Lim (2021). “The Multi-visit Traveling Salesman Problem with Multi-Drones.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 128, p. 103172. DOI: [10.1016/j.trc.2021.103172](https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103172).
- Lysgaard, Jens and Sanne Wøhlk (2014). “A branch-and-cut-and-price algorithm for the cumulative capacitated vehicle routing problem.” In: *European Journal of Operational Research* 236.3, pp. 800–810. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2013.08.032](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.08.032).
- Macias, Jose Escribano, Panagiotis Angeloudis, and Washington Ochieng (2020). “Optimal hub selection for rapid medical deliveries using unmanned aerial vehicles.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 110, pp. 56–80. DOI: [10.1016/j.trc.2019.11.002](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.11.002).
- Macrina, Giusy, Luigi Di Puglia Pugliese, Francesca Guerriero, and Gilbert Laporte (2020). “Drone-aided routing: A literature review.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 120, p. 102762. DOI: [10.1016/j.trc.2020.102762](https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102762).
- Mao, Huiting, Jianmai Shi, Yuzhen Zhou, and Guoqing Zhang (2020). “The electric vehicle routing problem with time windows and multiple recharging options.” In: *IEEE Access* 8, pp. 114864–114875. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.3003000](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3003000).

- Marinakis, Yannis (2012). “Multiple Phase Neighborhood Search-GRASP for the Capacitated Vehicle Routing Problem.” In: *Expert Systems with Applications* 39.8, pp. 6807–6815. ISSN: 0957-4174. DOI: [10.1016/j.eswa.2012.01.015](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.015).
- Marinakis, Yannis, Athanasios Migdalas, and Panos Pardalos (Dec. 2005). “A Hybrid Genetic—GRASP Algorithm Using Lagrangean Relaxation for the Traveling Salesman Problem.” In: *J. Comb. Optim.* 10, pp. 311–326. DOI: [10.1007/s10878-005-4921-7](https://doi.org/10.1007/s10878-005-4921-7).
- Mavrovouniotis, Michalis, Changhe Li, and Shengxiang Yang (2017). “A survey of swarm intelligence for dynamic optimization: Algorithms and applications.” en. In: *Swarm and Evolutionary Computation* 33, pp. 1–17. ISSN: 22106502. DOI: [10.1016/j.swevo.2016.12.005](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2016.12.005).
- Maza, Ivan, Fernando Caballero, Jesus Capitan, J. Ramiro Martinez-de Dios, and Anibal Ollero (Jan. 2011). “Experimental Results in Multi-UAV Coordination for Disaster Management and Civil Security Applications.” In: *Journal of Intelligent and Robotic Systems* 61, pp. 563–585. DOI: [10.1007/s10846-010-9497-5](https://doi.org/10.1007/s10846-010-9497-5).
- McRae, Jake N, Christopher J Gay, Brandon M Nielsen, and Andrew P Hunt (2019). “Using an unmanned aircraft system (drone) to conduct a complex high altitude search and rescue operation: a case study.” In: *Wilderness & environmental medicine* 30.3, pp. 287–290. DOI: [10.1016/j.comcom.2020.03.012](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.03.012).
- McRae, Jake N, Brandon M Nielsen, Christopher J Gay, Andrew P Hunt, and Andrew D Nigh (2021). “Utilizing drones to restore and maintain radio communication during search and rescue operations.” In: *Wilderness & Environmental Medicine* 32.1, pp. 41–46. DOI: [10.1016/j.comcom.2020.03.012](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.03.012).
- Mirjalili, Seyedali, Seyed Mohammad Mirjalili, and Andrew Lewis (Mar. 2014). “Grey Wolf Optimizer.” In: *Advances in Engineering Software* 69, pp. 46–61. ISSN: 09659978. DOI: [10.1016/j.advengsoft.2013.12.007](https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007).
- Mishra, Balmukund, Deepak Garg, Pratik Narang, and Vipul Mishra (2020). “Drone-surveillance for search and rescue in natural disaster.” In: *Computer Communications* 156, pp. 1–10. DOI: [10.1016/j.comcom.2020.03.012](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.03.012).
- Mjirda, Anis, Raca Todosijević, Saïd Hanafi, Pierre Hansen, and Nenad Mladenović (2017). “Sequential variable neighborhood descent variants: an empirical study on the traveling salesman problem.” In: *International Transactions in Operational Research* 24.3, pp. 615–633. DOI: [10.1111/itor.12282](https://doi.org/10.1111/itor.12282).
- Mladenović, N. and P. Hansen (1997). “Variable neighborhood search.” In: *Computers & Operations Research* 24.11, pp. 1097–1100. ISSN: 0305-0548. DOI: [10.1016/S0305-0548\(97\)00031-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(97)00031-2).
- Mladenović, Nenad and Pierre Hansen (1997). “Variable neighborhood search.” In: *Computers & operations research* 24.11, pp. 1097–1100. DOI: [10.1016/S0305-0548\(97\)00031-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(97)00031-2).
- Mohan, B Chandra and R Baskaran (2012). “A survey: Ant Colony Optimization based recent research and implementation on several engineering domain.” In: *Expert Systems with Applications* 39.4, pp. 4618–4627. DOI: [10.1016/j.eswa.2011.09.076](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.076).
- Mohd Daud, Sharifah Mastura Syed, Mohd Yusmialdil Putera Mohd Yusof, Chong Chin Heo, Lay See Khoo, Mansharan Kaur Chainchel Singh, et al. (2022). “Applications of drone in disaster management: A scoping review.” In: *Science & Justice* 62.1, pp. 30–42. ISSN: 1355-0306. DOI: [10.1016/j.scijus.2021.11.002](https://doi.org/10.1016/j.scijus.2021.11.002).
- Molenbruch, Yves, Kris Braekers, and An Caris (2017). “Typology and literature review for dial-a-ride problems.” In: *Annals of Operations Research* 259.1, pp. 295–325. DOI: [10.1007/s10479-017-2525-0](https://doi.org/10.1007/s10479-017-2525-0).

- Morin, Michael, Irène Abi-Zeid, and Claude-Guy Quimper (2023). “Ant colony optimization for path planning in search and rescue operations.” In: *European Journal of Operational Research* 305.1, pp. 53–63. DOI: [10.1016/j.ejor.2022.06.019](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.06.019).
- Morrison, R.W. and K.A. De Jong (1999). “A test problem generator for non-stationary environments.” In: *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, pp. 2047–2053. DOI: [10.1109/CEC.1999.785526](https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785526).
- Moshref-Javadi, Mohammad, Ahmad Hemmati, and Matthias Winkenbach (2020). “A truck and drones model for last-mile delivery: A mathematical model and heuristic approach.” In: *Applied Mathematical Modelling* 80, pp. 290–318. DOI: [10.1016/j.apm.2019.11.020](https://doi.org/10.1016/j.apm.2019.11.020).
- Moshref-Javadi, Mohammad and Matthias Winkenbach (2021). “Applications and Research avenues for drone-based models in logistics: A classification and review.” In: *Expert Systems with Applications* 177, p. 114854. DOI: [10.1016/j.eswa.2021.114854](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114854).
- Murray, Chase C and Amanda G Chu (2015). “The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 54, pp. 86–109. DOI: [10.1016/j.trc.2015.03.005](https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.03.005).
- Murray, Chase C and Ritwik Raj (2020). “The multiple flying sidekicks traveling salesman problem: Parcel delivery with multiple drones.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 110, pp. 368–398. DOI: [10.1016/j.trc.2019.11.003](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.11.003).
- Napoli, Giuseppe, Salvatore Micari, Giorgio Dispenza, Laura Andaloro, Vincenzo Antonucci, et al. (2021). “Freight distribution with electric vehicles: A case study in Sicily. RES, infrastructures and vehicle routing.” In: *Transportation Engineering* 3, p. 100047. DOI: [10.1016/j.treng.2021.100047](https://doi.org/10.1016/j.treng.2021.100047).
- Nattero, C, CT Recchiuto, A Sgorbissa, and F Wanderlingh (Dec. 2014). “Coverage Algorithms for Search and Rescue with UAV Drones.” In: *Workshop of the XIII AIIA Symposium on Artificial Intelligence*.
- Ngueveu, Sandra Ulrich, Christian Prins, and Roberto Wolfler Calvo (2010). “An Effective Memetic Algorithm for the Cumulative Capacitated Vehicle Routing Problem.” In: *Computers & Operations Research* 37.11, pp. 1877–1885. ISSN: 0305-0548. DOI: [10.1016/j.cor.2009.06.014](https://doi.org/10.1016/j.cor.2009.06.014).
- Nguyen, Minh Anh, Giang Thi-Huong Dang, Minh Hoàng Hà, and Minh-Trien Pham (2022). “The min-cost parallel drone scheduling vehicle routing problem.” In: *European Journal of Operational Research* 299.3, pp. 910–930. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2021.07.008](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.07.008).
- Nguyen, Minh Anh, Kazushi Sano, and Vu Tu Tran (2020). “A Monte Carlo tree search for traveling salesman problem with drone.” In: *Asian Transport Studies* 6, p. 100028. DOI: [10.1016/j.eastsj.2020.100028](https://doi.org/10.1016/j.eastsj.2020.100028).
- Nguyen, Trung Thanh, Shengxiang Yang, and Juergen Branke (Oct. 2012). “Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art.” In: *Swarm and Evolutionary Computation* 6, pp. 1–24. ISSN: 22106502. DOI: [10.1016/j.swevo.2012.05.001](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2012.05.001).
- Nucamendi-Guillén, Samuel, Francisco Angel-Bello, Iris Martínez-Salazar, and Alvaro E. Cordero-Franco (2018). “The cumulative capacitated vehicle routing problem: New formulations and iterated greedy algorithms.” In: *Expert Systems with Applications* 113, pp. 315–327. ISSN: 0957-4174. DOI: [10.1016/j.eswa.2018.07.025](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.07.025).
- Parragh, Sophie N, Karl F Doerner, and Richard F Hartl (2008). “A survey on pickup and delivery problems.” In: *Journal für Betriebswirtschaft* 58.1, pp. 21–51. DOI: [10.1007/s11301-008-0036-4](https://doi.org/10.1007/s11301-008-0036-4).

- Pedemonte, Martín, Sergio Nesmachnow, and Héctor Cancela (2011). “A survey on parallel ant colony optimization.” In: *Applied Soft Computing* 11.8, pp. 5181 – 5197. ISSN: 1568-4946. DOI: [10.1016/j.asoc.2011.05.042](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.05.042).
- Perboli, Guido, Roberto Tadei, and Daniele Vigo (2011). “The two-echelon capacitated vehicle routing problem: Models and math-based heuristics.” In: *Transportation Science* 45.3, pp. 364–380. DOI: [10.2307/23018533](https://doi.org/10.2307/23018533).
- Pham, H. X., H. M. La, D. Feil-Seifer, and M. C. Deans (2020). “A Distributed Control Framework of Multiple Unmanned Aerial Vehicles for Dynamic Wildfire Tracking.” In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 50.4, pp. 1537–1548. DOI: [10.1109/TSMC.2018.2815988](https://doi.org/10.1109/TSMC.2018.2815988).
- Pimenta, Victor, Alain Quilliot, Helene Toussaint, and Daniele Vigo (2017). “Models and algorithms for reliability-oriented Dial-a-Ride with autonomous electric vehicles.” In: *European Journal of Operational Research* 257.2, pp. 601–613. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2016.07.037](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.07.037).
- Pina-Pardo, Juan C, Daniel F Silva, and Alice E Smith (2021). “The traveling salesman problem with release dates and drone resupply.” In: *Computers & Operations Research* 129, p. 105170. DOI: [10.1016/j.cor.2020.105170](https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105170).
- Pugliese, Luigi Di Puglia, Francesca Guerriero, and Giusy Macrina (2020). “Using drones for parcels delivery process.” In: *Procedia Manufacturing* 42, pp. 488–497. DOI: [10.1016/j.promfg.2020.02.043](https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.043).
- Raj, Ritwik and Chase Murray (2020). “The multiple flying sidekicks traveling salesman problem with variable drone speeds.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 120, p. 102813. DOI: [10.1016/j.trc.2020.102813](https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102813).
- Rashid, Kashif, Andrew Speck, Timothy P Osedach, Dominic V Perroni, and Andrew E Pomerantz (2020). “Optimized inspection of upstream oil and gas methane emissions using airborne LiDAR surveillance.” In: *Applied Energy* 275, p. 115327. DOI: [10.1016/j.apenergy.2020.115327](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115327).
- Resende, Mauricio G. C. and Celso C. Ribeiro (2016). “Parallel GRASP heuristics.” In: *Optimization by GRASP: Greedy Randomized Adaptive Search Procedures*. Springer New York, pp. 205–227. ISBN: 978-1-4939-6530-4. DOI: [10.1007/978-1-4939-6530-4\\_10](https://doi.org/10.1007/978-1-4939-6530-4_10).
- Resende, Mauricio G. C. and Celso C Ribeiro (2019). “Greedy Randomized Adaptive Search Procedures: Advances and Extensions.” In: *Handbook of Metaheuristics*. Ed. by Michel Gendreau and Jean-Yves Potvin. Cham: Springer International Publishing, pp. 169–220. ISBN: 978-3-319-91086-4. DOI: [10.1007/978-3-319-91086-4\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-91086-4_6).
- Ribeiro, Glaydston and Gilbert Laporte (2012). “An adaptive large neighborhood search heuristic for the cumulative capacitated vehicle routing problem.” In: *Computers & Operations Research* 39.3, pp. 728 –735. ISSN: 0305-0548. DOI: [10.1016/j.cor.2011.05.005](https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.05.005).
- Rosalie, Martin, Jan E Dentler, Grégoire Danoy, Pascal Bouvry, Somasundar Kannan, et al. (2017). “Area exploration with a swarm of UAVs combining deterministic chaotic ant colony mobility with position MPC.” In: *International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2017 International Conference on, pp. 1392 –1397. DOI: [10.1109/ICUAS.2017.7991418](https://doi.org/10.1109/ICUAS.2017.7991418).
- Rossello, Nicolas Bono and Emanuele Garone (2020). “Carrier-vehicle system for delivery in city environments.” In: *IFAC-PapersOnLine* 53.2, pp. 15253–15258. DOI: [10.1016/j.ifacol.2020.12.2314](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.2314).

- Rossi, Claudio, Mohamed Abderrahim, and Julio César Díaz (2008). “Tracking Moving Optima Using Kalman-Based Predictions.” In: *Evolutionary Computation* 16.1, pp. 1–30. ISSN: 1063-6560, 1530-9304. DOI: [10.1162/evco.2008.16.1.1](https://doi.org/10.1162/evco.2008.16.1.1).
- Rudol, Piotr and Patrick Doherty (2008). “Human body detection and geolocalization for UAV search and rescue missions using color and thermal imagery.” In: *2008 IEEE aerospace conference*. 2008 IEEE aerospace conference, pp. 1–8. DOI: [10.1109/AERO.2008.4526559](https://doi.org/10.1109/AERO.2008.4526559).
- Sacramento, David, David Pisinger, and Stefan Ropke (2019). “An adaptive large neighborhood search metaheuristic for the vehicle routing problem with drones.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 102, pp. 289–315. DOI: [10.1016/j.trc.2019.02.018](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.02.018).
- Salomon, Ralf and Peter Eggenberger (1998). “Adaptation on the Evolutionary Time Scale: A Working Hypothesis and Basic Experiments.” In: *Artificial Evolution, Springer Berlin / Heidelberg*. Lecture Notes in Computer Science 1363, pp. 251–262. DOI: [10.1007/BFb0026588](https://doi.org/10.1007/BFb0026588).
- Santamaria, Eduard, Florian Segor, I. Tchouchenkov, and Rainer Schönbein (Jan. 2013). “Rapid Aerial Mapping with Multiple Heterogeneous Unmanned Vehicles.” In: *International Journal on Advances in Systems and Measurements* 6, pp. 384–393.
- Schermer, Daniel, Mahdi Moeini, and Oliver Wendt (2019). “A matheuristic for the vehicle routing problem with drones and its variants.” In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 106, pp. 166–204. DOI: [10.1016/j.trc.2019.06.016](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.06.016).
- Schiffer, Maximilian, Patrick S Klein, Gilbert Laporte, and Grit Walther (2021). “Integrated planning for electric commercial vehicle fleets: A case study for retail mid-haul logistics networks.” In: *European Journal of Operational Research* 291.3, pp. 944–960. DOI: [10.1016/j.ejor.2020.09.054](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.09.054).
- Schittekat, Patrick, Joris Kinable, Kenneth Sörensen, Marc Sevaux, Frits Spijksma, et al. (2013). “A metaheuristic for the school bus routing problem with bus stop selection.” In: *European Journal of Operational Research* 229.2, pp. 518–528. DOI: [10.1016/j.ejor.2013.02.025](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.02.025).
- Schneider, Michael, Andreas Stenger, and Dominik Goeke (2014). “The Electric Vehicle-Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations.” In: *Transportation Science* 48.4, pp. 500–520. DOI: [10.1287/trsc.2013.0490](https://doi.org/10.1287/trsc.2013.0490).
- Shahzaad, Babar, Athman Bouguettaya, Sajib Mistry, and Azadeh Ghari Neiat (2021). “Resilient composition of drone services for delivery.” In: *Future Generation Computer Systems* 115, pp. 335–350. DOI: [10.1016/j.future.2020.09.023](https://doi.org/10.1016/j.future.2020.09.023).
- Ślędz, Szymon, Marek W Ewertowski, and Jan Piekarczyk (2021). “Applications of unmanned aerial vehicle (UAV) surveys and Structure from Motion photogrammetry in glacial and periglacial geomorphology.” In: *Geomorphology* 378, p. 107620. DOI: [10.1016/j.geomorph.2021.107620](https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2021.107620).
- Solesvik, Marina, Yuriy Kondratenko, Galyna Kondratenko, Ievgen Sidenko, Vyacheslav Kharchenko, et al. (2017). “Fuzzy decision support systems in marine practice.” In: *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, pp. 1–6. DOI: [10.1109/FUZZ-IEEE.2017.8015471](https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2017.8015471).
- Stützle, Thomas and Holger H. Hoos (2000). “MAX-MIN Ant System.” In: *Future Generation Computer Systems* 16.8, pp. 889–914. ISSN: 0167-739X. DOI: [10.1016/S0167-739X\(00\)00043-1](https://doi.org/10.1016/S0167-739X(00)00043-1).
- Sun, Peng, Lucas P. Veelenturf, Mike Hewitt, and Tom Van Woensel (2020). “Adaptive large neighborhood search for the time-dependent profitable pickup and delivery problem with time windows.” In: *Transportation Research Part E: Logistics and*

- Transportation Review* 138, p. 101942. ISSN: 1366-5545. DOI: [10.1016/j.tre.2020.101942](https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.101942).
- Sze, Jeeu Fong, Said Salhi, and Niaz Wassan (2017). “The cumulative capacitated vehicle routing problem with min-sum and min-max objectives: An effective hybridisation of adaptive variable neighbourhood search and large neighbourhood search.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 101, pp. 162–184. ISSN: 0191-2615. DOI: [10.1016/j.trb.2017.04.003](https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.04.003).
- Tafreshian, Amirmahdi, Mojtaba Abdolmaleki, Neda Masoud, and Huizhu Wang (2021). “Proactive shuttle dispatching in large-scale dynamic dial-a-ride systems.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 150, pp. 227–259. ISSN: 0191-2615. DOI: [10.1016/j.trb.2021.06.002](https://doi.org/10.1016/j.trb.2021.06.002).
- Tahir, Anam, Jari Böling, Mohammad-Hashem Haghbayan, Hannu T Toivonen, and Juha Plosila (2019). “Swarms of unmanned aerial vehicles—a survey.” In: *Journal of Industrial Information Integration* 16, p. 100106. DOI: [10.1016/j.jii.2019.100106](https://doi.org/10.1016/j.jii.2019.100106).
- Tamke, Felix and Udo Buscher (2021). “A branch-and-cut algorithm for the vehicle routing problem with drones.” In: *Transportation Research Part B: Methodological* 144, pp. 174–203. DOI: [10.1016/j.trb.2020.11.011](https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.11.011).
- Tanabe, Ryoji and Alex S. Fukunaga (July 2014). “Improving the search performance of SHADE using linear population size reduction.” In: *2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Beijing, China: IEEE, pp. 1658–1665. ISBN: 978-1-4799-1488-3 978-1-4799-6626-4. DOI: [10.1109/CEC.2014.6900380](https://doi.org/10.1109/CEC.2014.6900380).
- Thibbotuwawa, Amila, Grzegorz Bocewicz, Peter Nielsen, and Banaszak Zbigniew (2019). “Planning deliveries with UAV routing under weather forecast and energy consumption constraints.” In: *IFAC-PapersOnLine* 52.13, pp. 820–825. DOI: [10.1016/j.ifacol.2019.11.231](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.231).
- Trojanowski, Krzysztof and Zbigniew Michalewicz (2000). “Evolutionary optimization in non-stationary environments.” In: *Journal of Computer Science and Technology* 1, pp. 93–124.
- Troudi, Asma, Sid-Ali Addouche, Sofiene Dellagi, and Abderrahman El Mhamedi (2018). “Sizing of the Drone Delivery Fleet Considering Energy Autonomy.” In: *Sustainability* 10.9. ISSN: 2071-1050. DOI: [10.3390/su10093344](https://doi.org/10.3390/su10093344).
- Turky, Ayad, Salwani Abdullah, and Anas Dawod (2018). “A dual-population multi operators harmony search algorithm for dynamic optimization problems.” In: *Computers & Industrial Engineering* 117, pp. 19–28. ISSN: 03608352. DOI: [10.1016/j.cie.2018.01.003](https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.01.003).
- Valente, João, David Sanz, Jaime Cerro, Antonio Barrientos, and Miguel de Frutos (2013). “Near-optimal coverage trajectories for image mosaicing using a mini quadrotor over irregular-shaped fields.” In: *Precision Agriculture* 14, pp. 115–132. DOI: [10.1007/s11119-012-9287-0](https://doi.org/10.1007/s11119-012-9287-0).
- Van Tilburg, Christopher (2017). “First report of using portable unmanned aircraft systems (drones) for search and rescue.” In: *Wilderness & environmental medicine* 28.2, pp. 116–118. DOI: [10.1016/j.wem.2016.12.010](https://doi.org/10.1016/j.wem.2016.12.010).
- Vidal, Thibaut, Gilbert Laporte, and Piotr Matl (2020). “A concise guide to existing and emerging vehicle routing problem variants.” In: *European Journal of Operational Research* 286.2, pp. 401–416. DOI: [10.1016/j.ejor.2019.10.010](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.10.010).
- Villegas, Juan G, Christian Prins, Caroline Prodhon, Andrés L Medaglia, and Nubia Velasco (2010). “GRASP/VND and multi-start evolutionary local search for the single truck and trailer routing problem with satellite depots.” In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 23.5, pp. 780–794. DOI: [10.1016/j.engappai.2010.01.013](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.01.013).

- Volkswagen-vans.co.uk (2022). [https://www.volkswagen-vans.co.uk/idhub/content/dam/onehub\\_nfz/importers/gb/downloads/brochures/abt-e-transporter/abt-e-transporter-brochure.pdf](https://www.volkswagen-vans.co.uk/idhub/content/dam/onehub_nfz/importers/gb/downloads/brochures/abt-e-transporter/abt-e-transporter-brochure.pdf). [Online; accessed 1-February-2022].
- Wang, Zheng (2018). “Delivering meals for multiple suppliers: Exclusive or sharing logistics service.” In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 118, pp. 496–512. ISSN: 1366-5545. DOI: [10.1016/j.tre.2018.09.001](https://doi.org/10.1016/j.tre.2018.09.001).
- Wang, Zheng and Jiu-Bing Sheu (2019). “Vehicle routing problem with drones.” In: *Transportation research part B: methodological* 122, pp. 350–364.
- Wankmüller, Christian, Maximilian Kunovjanek, and Sebastian Mayrgünder (2021). “Drones in emergency response—evidence from cross-border, multi-disciplinary usability tests.” In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 65, p. 102567. DOI: [10.1016/j.ijdrr.2021.102567](https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2021.102567).
- Weicker, Karsten (2002). “Performance Measures for Dynamic Environments.” In: *Parallel Problem Solving from Nature — PPSN VII, Springer Berlin Heidelberg, volume 2439, Series Title: Lecture Notes in Computer Science*. Ed. by Gerhard Goos, Juris Hartmanis, Jan van Leeuwen, Juan Julián Merelo Guervós, Panagiotis Adamidis, et al., pp. 64–73. DOI: [10.1007/3-540-45712-7\\_7](https://doi.org/10.1007/3-540-45712-7_7).
- Werners, Brigitte and Yuriy Kondratenko (2018). “Alternative Fuzzy Approaches for Efficiently Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem in Conditions of Uncertain Demands.” In: *Complex Systems: Solutions and Challenges in Economics, Management and Engineering: Dedicated to Professor Jaime Gil Aluja*. Ed. by Christian Berger-Vachon, Anna María Gil Lafuente, Janusz Kacprzyk, Yuriy Kondratenko, José M. Merigó, et al. Cham: Springer International Publishing, pp. 521–543. ISBN: 978-3-319-69989-9. DOI: [10.1007/978-3-319-69989-9\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-319-69989-9_31).
- Wolfinger, David and Juan-Jose Salazar-Gonzalez (2021). “The Pickup and Delivery Problem with Split Loads and Transshipments: A Branch-and-Cut Solution Approach.” In: *European Journal of Operational Research* 289.2, pp. 470–484. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2020.07.032](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.07.032).
- Xiao, Yiyong, Yue Zhang, Ikou Kaku, Rui Kang, and Xing Pan (2021). “Electric vehicle routing problem: A systematic review and a new comprehensive model with nonlinear energy recharging and consumption.” In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 151, p. 111567. DOI: [10.1016/j.rser.2021.111567](https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111567).
- Xing, Linjie, Xiaoyan Fan, Yaxin Dong, Zenghui Xiong, Lin Xing, et al. (2022). “Multi-UAV cooperative system for search and rescue based on YOLOv5.” In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 76, p. 102972. DOI: [10.1016/j.ijdrr.2022.102972](https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2022.102972).
- Yang, Shengxiang and Changhe Li (2010). “A Clustering Particle Swarm Optimizer for Locating and Tracking Multiple Optima in Dynamic Environments.” In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 14.6, p. 17. DOI: [10.1109/TEVC.2010.2046667](https://doi.org/10.1109/TEVC.2010.2046667).
- Yang, Xin-She (2009). “Firefly Algorithms for Multimodal Optimization.” In: *Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, volume 5792, Series Title: Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin Heidelberg*. Ed. by Osamu Watanabe and Thomas Zeugmann, pp. 169–178. DOI: [10.1007/978-3-642-04944-6\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04944-6_14).
- Yang, Xin-She and Suash Deb (2009). “Cuckoo Search via Levy flights.” In: *2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC), IEEE*, pp. 210–214. DOI: [10.1109/NABIC.2009.5393690](https://doi.org/10.1109/NABIC.2009.5393690).
- Yanik, Seda, Burcin Bozkaya, and Ronan deKervenoael (2014). “A new VRPPD model and a hybrid heuristic solution approach for e-tailing.” In: *European Journal of*

- Operational Research* 236.3. Vehicle Routing and Distribution Logistics, pp. 879–890. ISSN: 0377-2217. DOI: [10.1016/j.ejor.2013.05.023](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.05.023).
- Zang, Yongsen, Meiqin Wang, and Mingyao Qi (2021). “A column generation tailored to electric vehicle routing problem with nonlinear battery depreciation.” In: *Computers & Operations Research*, p. 105527. DOI: [10.1016/j.cor.2021.105527](https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105527).
- Zhang, Geng and Yuhui Shi (July 2018). “Hybrid Sampling Evolution Strategy for Solving Single Objective Bound Constrained Problems.” In: *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Rio de Janeiro: IEEE, pp. 1–7. ISBN: 978-1-5090-6017-7. DOI: [10.1109/CEC.2018.8477908](https://doi.org/10.1109/CEC.2018.8477908).
- Zhang, Juan, James F. Campbell, Donald C. Sweeney II, and Andrea C. Hupman (2021). “Energy consumption models for delivery drones: A comparison and assessment.” In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 90, p. 102668. ISSN: 1361-9209. DOI: [10.1016/j.trd.2020.102668](https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102668).
- Zhang, Ming, Wei Li, Mengmeng Wang, Songrui Li, and Boquan Li (2022). “Helicopter--UAVs search and rescue task allocation considering UAVs operating environment and performance.” In: *Computers & Industrial Engineering* 167, p. 107994. DOI: [10.1016/j.cie.2022.107994](https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107994).
- Zhang, Shuai, Yuvraj Gajpal, SS Appadoo, and MMS Abdulkader (2018). “Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption.” In: *International journal of production economics* 203, pp. 404–413. DOI: [10.1016/j.ijpe.2018.07.016](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.07.016).
- Zhang, Zhenzhen, Mengyang Liu, and Andrew Lim (2015). “A memetic algorithm for the patient transportation problem.” In: *Omega* 54, pp. 60–71. ISSN: 0305-0483. DOI: [10.1016/j.omega.2015.01.011](https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.01.011).
- Zhen, Lu, Miao Li, Gilbert Laporte, and Wencheng Wang (2019). “A vehicle routing problem arising in unmanned aerial monitoring.” In: *Computers & Operations Research* 105, pp. 1–11. DOI: [10.1016/j.cor.2019.01.001](https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.01.001).