



ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΕΥΦΥΕΙΣ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟΥ – WEB INTELLIGENCE

«Σχεδίαση και ανάπτυξη ευφυούς πράκτορα για τον έλεγχο
οχήματος εξερεύνησης»

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Του φοιτητή
Μπαζάκου Κωνσταντίνου
Αρ. Μητρώου: 18/2020

Επιβλέπων
Κασδερίδης Ευστάθιος

Θεσσαλονίκη, Φεβρουάριος 2025

Τίτλος Δ.Ε.: Σχεδίαση και ανάπτυξη ευφυούς πράκτορα για τον έλεγχο οχήματος εξερεύνησης
Κωδικός Δ.Ε.: 23294

Όνοματεπώνυμο φοιτητή: Μπαζάκος Κωνσταντίνος
Όνοματεπώνυμο εισηγητή: Κασδερίδης Ευστάθιος

Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως διπλωματική εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία του φοιτητή Μπαζάκου Κωνσταντίνου που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος.

Στη Μαρία

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο πλαίσιο του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών στις Ευφυείς Τεχνολογίες Διαδικτύου του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος. Πραγματεύεται τη δημιουργία ενός ευφυούς πράκτορα ο οποίος ελέγχει ένα διαπλανητικό όχημα εξερεύνησης (Rover) με σαφή αποστολή να περισυλλέξει ένα σύνολο από διαφόρων τύπων πόρων που βρίσκονται σε έναν δισδιάστατο χώρο. Παράλληλα πρέπει να αντιμετωπίσει μια σειρά από προκλήσεις, όπως τις πολλαπλές υψομετρικές διαφορές του εδάφους, οι οποίες επιδρούν αναλόγως στην κατανάλωση της ενέργειας του, την περιορισμένη ακτίνα ανίχνευσης στο χώρο καθώς και την ταυτόχρονη αποφυγή καταγίδων οι οποίες κινούνται με τυχαίο τρόπο στον ίδιο χώρο, και έχουν επίσης σημαντική επίδραση στην κατανάλωση ενέργειας του οχήματος. Αναπτύχθηκαν ποικίλες στρατηγικές πλοήγησης στον χώρο με στόχο πάντα την επιλογή βέλτιστων διαδρομών κατά την εκτέλεση της αποστολής του οχήματος, δηλαδή τη συλλογή των πόρων, ώστε να επιτευχθεί με επιτυχία η εκάστοτε αποστολή. Όλα τα πειράματα διεξήχθησαν μέσω μοντελοποίησης – προσομοίωσης έχοντας υπόψη πάντα τη θεμελιώδη αρχή του *ceteris paribus*, δηλαδή την εκτέλεση πειραμάτων διατηρώντας τις τιμές των διάφορων μεταβλητών της προσομοίωσης ίδιες. Κατά την εκτέλεση των προσομοιώσεων, έγινε πλήρης καταγραφή της απόδοσης του πράκτορα, των αποφάσεων που έλαβε, και ακολούθησε στατιστική ανάλυση σε διάφορες μετρικές σχετικές με τη διαχείριση της ενέργειας και το άθροισμα των ανταμοιβών.

Design and Development of an Intelligent Exploration Rover

Bazakos Konstantinos

Abstract

This thesis was conducted for the Master of Science in Web Intelligence at the Department of Information and Electronic Engineering, International Hellenic University. It focuses on developing an intelligent agent responsible for controlling an interplanetary exploration rover tasked with collecting multiple resource types scattered in a two-dimensional space. The rover faces several challenges, including varying terrain types (encoding different altitudes) that affect energy consumption, limited sensing range, and the need to avoid randomly moving storms—factors that further impact its energy use. Various navigation strategies were implemented to ensure the rover selects optimal paths when gathering resources. All experiments were conducted through modeling and simulation under the principle of *ceteris paribus*, maintaining constant values for all other variables. The rover's performance and decisions were recorded during each simulation, followed by a statistical analysis of metrics related to energy management and total rewards.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στον επιβλέποντα της εργασίας καθηγητή κ. Κασδερίδη Ευστάθιο. Όχι απλώς μου έδωσε την ευκαιρία να κάνω μια πολύ ενδιαφέρουσα διπλωματική εργασία, αλλά κατάφερε να με οδηγήσει στο να κάνουμε, κατά τη γνώμη μου, σημαντική δουλειά χωρίς να με πιέσει ούτε στο ελάχιστο.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω την σύζυγο μου Κατερίνα για την στήριξη.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	v
Abstract	vi
Ευχαριστίες	vii
Περιεχόμενα	viii
Κατάλογος Πινάκων.....	xi
Κατάλογος Εικόνων	xi
Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή	1
1.1 Περιγραφή Προβλήματος.....	1
1.2 Ιστορική εξέλιξη.....	4
1.3 Σύγχρονες τεχνολογίες στα πλανητικά οχήματα.....	6
1.4 Στρατηγικές σχεδίασης αποστολών	8
1.5 Αφαιρετικότητα δομής υποσυστημάτων	8
Κεφάλαιο 2ο: Σχεδίαση ευφυούς πράκτορα	10
2.1 Εισαγωγή.....	10
2.2 Αλγόριθμοι πλοήγησης	11
2.2.1 Nearest Neighbor.....	11
2.2.2 Γενετικοί αλγόριθμοι.....	12
2.2.3 Ant-Colony Optimization	17
2.2.4 Convex Hulls.....	19
2.2.5 Αλγόριθμος Αναζήτησης A*	20
2.3 Στρατηγικές περισυλλογής πόρων.....	22
2.3.1 Προτεραιότητα στον εγγύτερο πόρο (Πλοήγηση με Nearest neighbor).....	22
2.3.2 Προτεραιότητα στον πόρο υψηλότερης ανταμοιβής (Πλοήγηση με Convex Hulls).....	22
2.3.3 Παράλληλη συλλογή πόρων (Πλοήγηση με Ant-Colony Optimization)	23
2.3.4 Παράλληλη συλλογή πόρων (Γενετικούς αλγόριθμους)	24
2.4 Τεχνικές εξερεύνησης και χαρτογράφησης περιβάλλοντος	24
2.4.1 Βελτιστοποιημένη τυχαία περιήγηση με δεδομένα αισθητήρων.....	25
2.4.2 Χαρτογράφηση με σπειροειδή πλοήγηση.....	26
2.4.3 Χαρτογράφηση με τμηματοποίηση του χάρτη σε τομείς	27
2.5 Διαχείριση ενέργειας (μπαταρία οχήματος).....	28
2.5.1 Υπολογισμός κατανάλωσης ενέργειας	28
2.5.2 Δυναμικός υπολογισμός ελάχιστης απαιτούμενης στάθμης ενέργειας (ρεζέρβα).....	29
2.5.3 Στατικός υπολογισμός ελάχιστης απαιτούμενης στάθμης ενέργειας (ρεζέρβα).....	29
2.6 Διαχείριση αποθηκευτικού χώρου πετρωμάτων	29
2.7 Στρατηγικές αντιμετώπισης καταιγίδων.....	30
2.7.1 Ανίχνευση καταιγίδας στην τοποθεσία του οχήματος.....	30

2.7.2	Ανίχνευση καταγίδας πλησίον του οχήματος.....	30
2.7.3	Ανίχνευση καταγίδας όταν το όχημα βρίσκεται στη βάση.....	30
Κεφάλαιο 3ο:	Μοντελοποίηση προσομοίωσης.....	31
3.1	Εισαγωγή.....	31
3.2	Τεχνικές λεπτομέρειες – Τεχνολογίες.....	31
3.3	Μοντελοποίηση προσομοίωσης.....	31
3.3.1	Διάφορα είδη ανάγλυφου εδάφους.....	32
3.3.2	Το δυναμικό στοιχείο της καταγίδας.....	33
3.3.3	Πόροι (πετρώματα – βιοχημικές αντιδράσεις).....	34
3.3.4	Βάση και όχημα.....	35
3.4	Συνθήκες τερματισμού προσομοίωσης.....	37
3.5	Διαχείριση αποτελεσμάτων των προσομοιώσεων.....	37
3.6	Μετρικές αξιολόγησης.....	39
Κεφάλαιο 4ο:	Αξιολόγηση και ανάλυση προσομοιώσεων.....	40
4.1	Εισαγωγή.....	40
4.2	Εισαγωγή Προτεραιότητα στον εγγύτερο πόρο (Nearest neighbor).....	40
4.2.1	Ανάλυση μέσων τιμών.....	40
4.2.2	Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών.....	41
4.2.3	Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης.....	43
4.2.4	Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής.....	45
4.3	Προτεραιότητα στον πόρο υψηλότερης ανταμοιβής (Convex Hulls).....	45
4.3.1	Ανάλυση μέσων τιμών.....	45
4.3.2	Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών.....	46
4.3.3	Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης.....	47
4.3.4	Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής.....	50
4.4	Παράλληλη συλλογή πόρων (Ant-Colony Optimization).....	50
4.4.1	Ανάλυση μέσων τιμών.....	50
4.4.2	Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών.....	52
4.4.3	Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης.....	53
4.4.4	Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής.....	55
4.5	Παράλληλη συλλογή πόρων (Γενετικούς αλγόριθμους).....	56
4.5.1	Ανάλυση μέσων τιμών.....	56
4.5.2	Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών.....	58
4.5.3	Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης.....	59
4.5.4	Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής.....	61
4.6	Συγκριτική ανάλυση στρατηγικών.....	61
4.6.1	Ant-Colony-Optimization vs Genetic Algorithm.....	62
4.6.2	Nearest Neighbor vs Convex-Hulls.....	65
4.6.3	Συνολική συγκριτική αξιολόγηση των στρατηγικών.....	67

4.7	Γενικά ευρήματα από τη στατιστική ανάλυση	70
Κεφάλαιο 5ο:	Συμπεράσματα και προτάσεις βελτίωσης	74
5.1	Συνοπτική Ανασκόπηση της Εργασίας	74
5.2	Κύρια Ευρήματα και Συμπεράσματα	74
5.3	Προτάσεις για Μελλοντική Βελτίωση.....	75
	Βιβλιογραφία.....	77

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1.1: Χρωματική κωδικοποίηση στην οπτικοποίηση της προσομοίωσης.....	2
Πίνακας 1.2: Προτεινόμενες τιμές παραμέτρων προσομοίωσης.....	3
Πίνακας 2.1: Τιμές παραμέτρων για την εφαρμογή Γενετικών αλγορίθμων.....	16
Πίνακας 2.2: Τιμές παραμέτρων για την εφαρμογή αλγορίθμου Ant-Colony Optimization.....	19
Πίνακας 2.3: Τα διάφορα ανάγλυφα εδάφους με τα κόστη διεύλεσης τους.....	28
Πίνακας 3.1: Μετρικές αξιολόγησης.....	39

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1.1: Ενδεικτικός κόσμος προβλήματος - προσομοίωσης.....	2
Εικόνα 1.2: Το Σοβιετικό Lunokhod.....	4
Εικόνα 1.3: Sojourner Rover.....	4
Εικόνα 1.4: Spirit and Opportunity.....	5
Εικόνα 1.5: Perseverance.....	5
Εικόνα 1.6: Zhurong.....	6
Εικόνα 1.7: Curiosity Rover.....	6
Εικόνα 1.8: Καλλιτεχνική απεικόνιση του Dragonfly να πετά πάνω από τους αμμόλοφους του Τιτάνα, του φεγγαριού του Κρόνου.....	7
Εικόνα 1.9: Rosalind Franklin Rover.....	7
Εικόνα 1.10: Trace Gas Orbiter at Mars.....	7
Εικόνα 1.11: How big is the ExoMars mission?.....	8
Εικόνα 1.12: Στιγμιότυπο δεδομένων (21x21 κελιά) που λαμβάνουν οι αισθητήρες του οχήματος σε σύγκριση με το περιβάλλον.....	9
Εικόνα 2.1: Optimal path for Nearest Neighbor.....	12
Εικόνα 2.2: The Roulette Wheel selection method.....	13
Εικόνα 2.3: The Tournament selection method.....	14
Εικόνα 2.4: The single-point crossover method.....	14
Εικόνα 2.5: The 2-opt mutation method.....	15
Εικόνα 2.6: The sub-path inversion mutation method.....	15
Εικόνα 2.7: Παράδειγμα εξέλιξης Γεν. Αλγορίθμου.....	17
Εικόνα 2.8: Optimal path for Ants-Colony Optimization.....	19
Εικόνα 2.9: Αρχικό μονοπάτι Convex Hull (αριστερά) και η βέλτιστη διαδρομή (δεξιά).....	20
Εικόνα 2.10: Optimal path for Convex Hull.....	20
Εικόνα 2.11: Συγκριτικός πίνακας βέλτιστων διαδρομών ανά αλγόριθμο πλοήγησης.....	21
Εικόνα 2.12: Εξέλιξη εξερεύνησης με βελτιστοποιημένη τυχαία περιήγηση βάσει δεδομένων αισθητήρων.....	26
Εικόνα 2.13: Χαρτογράφηση με σπειροειδή πλοήγηση.....	27
Εικόνα 2.14: Χαρτογράφηση με τμηματοποίηση του χάρτη σε τομείς.....	28
Εικόνα 3.1: Απεικόνιση Βουνών και προπόδων.....	32
Εικόνα 3.2: Απεικόνιση Κρατήρων (γκρί χρώμα) και κοιλάδων (πράσινο χρώμα).....	33
Εικόνα 3.3: Απεικόνιση Καταιγίδων.....	34
Εικόνα 3.4: Απεικόνιση Πόρων (Μπλέ: Βιοχημικές αντιδράσεις, Κόκκινο: Πετρώματα).....	35
Εικόνα 3.5: Διάγραμμα καταστάσεων του οχήματος.....	36
Εικόνα 3.6: Απεικόνιση Οχήματος (με ένδειξη ακτίνας ανίχνευσης) και Βάσης.....	37
Εικόνα 4.1: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first).....	40
Εικόνα 4.2: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest neighbor first).....	40
Εικόνα 4.3: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first).....	41
Εικόνα 4.4: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first).....	41
Εικόνα 4.5: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest neighbor first).....	42
Εικόνα 4.6: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first).....	42
Εικόνα 4.7: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation).....	43

Εικόνα 4.8: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation).....	43
Εικόνα 4.9: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation).....	43
Εικόνα 4.10: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation).....	44
Εικόνα 4.11: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή κόστους (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation).....	44
Εικόνα 4.12: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation).....	44
Εικόνα 4.13: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls).....	45
Εικόνα 4.14: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls).....	46
Εικόνα 4.15: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Convex Hulls).....	46
Εικόνα 4.16: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls).....	46
Εικόνα 4.17: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls).....	47
Εικόνα 4.18: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Convex Hulls).....	47
Εικόνα 4.19: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation).....	47
Εικόνα 4.20: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation).....	48
Εικόνα 4.21: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation).....	48
Εικόνα 4.22: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation).....	49
Εικόνα 4.23: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation).....	49
Εικόνα 4.24: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation).....	49
Εικόνα 4.25: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization).....	50
Εικόνα 4.26: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization).....	51
Εικόνα 4.27: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization).....	51
Εικόνα 4.28: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization).....	52
Εικόνα 4.29: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization).....	52
Εικόνα 4.30: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization).....	53
Εικόνα 4.31: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation).....	53
Εικόνα 4.32: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation).....	54
Εικόνα 4.33: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation).....	54
Εικόνα 4.34: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony - Best vs Worst Simulation).....	54
Εικόνα 4.35: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation).....	55
Εικόνα 4.36: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation).....	55
Εικόνα 4.37: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm).....	56
Εικόνα 4.38: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Genetic Algorithm).....	57
Εικόνα 4.39: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Genetic Algorithm).....	57
Εικόνα 4.40: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm).....	58
Εικόνα 4.41: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Genetic Algorithm).....	58
Εικόνα 4.42: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Genetic Algorithm).....	58
Εικόνα 4.43: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation).....	59
Εικόνα 4.44: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation).....	59

Εικόνα 4.45: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation).....	59
Εικόνα 4.46: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation).....	60
Εικόνα 4.47: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργ. κόστους (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation).....	60
Εικόνα 4.48: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Genetic Alg.- Best vs Worst Simulation).....	60
Εικόνα 4.49: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm).....	62
Εικόνα 4.50: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm).....	62
Εικόνα 4.51: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm).....	63
Εικόνα 4.52: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm).....	63
Εικόνα 4.53: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm).....	63
Εικόνα 4.54: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm).....	64
Εικόνα 4.55: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls).....	65
Εικόνα 4.56: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls).....	65
Εικόνα 4.57: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls).....	65
Εικόνα 4.58: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls).....	66
Εικόνα 4.59: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls).....	66
Εικόνα 4.60: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls).....	66
Εικόνα 4.61: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Final Evaluation).....	67
Εικόνα 4.62: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Final Evaluation).....	68
Εικόνα 4.63: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Final Evaluation).....	68
Εικόνα 4.64: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Final Evaluation).....	68
Εικόνα 4.65: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Final Evaluation).....	69
Εικόνα 4.66: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Final Evaluation).....	69
Εικόνα 4.67: Μέσος αριθμός πλήρως ολοκληρωμένων χαρτογραφήσεων - εξερευνήσεων του πλέγματος.....	70
Εικόνα 4.68: Μέσος αριθμός μη ανακτηθέντων πόρων λόγω αποτυχημένης αποστολής.....	71
Εικόνα 4.69: Πλήθος ολοκληρωμένων/αποτυχημένων αποστολών ανά στρατηγική.....	71
Εικόνα 4.70: Πλήθος αποτυχημένων αποστολών εντός πρώτης ημέρας ανά στρατηγική.....	71
Εικόνα 4.71: Μέσος αριθμός φορτίσεων μπαταρίας ανά στρατηγική.....	72
Εικόνα 4.72: Μέσος αριθμός χρονικών μονάδων (διάρκεια αποστολής) ανά στρατηγική.....	72

Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή

1.1 Περιγραφή Προβλήματος

Σκοπός της εργασίας είναι ο σχεδιασμός ενός πράκτορα για τον έλεγχο ενός διαπλανητικού οχήματος εξερεύνησης (Rover). Το όχημα θα λειτουργεί σε ένα περιβάλλον με μεγάλη έκταση και υψομετρικές διαφορές, όπως βουνά, κοιλάδες και κρατήρες. Επιπλέον, το περιβάλλον περιλαμβάνει δυναμικά στοιχεία όπως καταιγίδες που μπορούν να εμφανιστούν έως δύο ταυτόχρονα και κινούνται τυχαία σε όλο τον διαθέσιμο χώρο και επηρεάζουν δραστικά την κατανάλωση ενέργειας του οχήματος.

Η περιοχή εξερεύνησης διαθέτει δύο τύπους πόρων: σταθερά τοποθετημένα πετρώματα που πρέπει να συλλεχθούν και βιοχημικές αντιδράσεις που εμφανίζονται τυχαία, παραμένουν στο σημείο για περιορισμένο χρονικό διάστημα και στη συνέχεια εξαφανίζονται. Όταν το όχημα παρατηρεί μία βιοχημική αντίδραση, μειώνεται ο συνολικός αριθμός τους κατά μια μονάδα και δεν εμφανίζονται ξανά.

Το όχημα πρέπει να συλλέγει τα πετρώματα και να παρατηρεί τις αντιδράσεις. Επιστρέφει στη βάση για εκφόρτωση πετρωμάτων όταν ο αποθηκευτικός χώρος είναι πλήρης και για επαναφόρτιση μπαταρίας όταν η στάθμη ενέργειας πλησιάζει το ελάχιστο όριο ασφαλείας.

Ένας πλήρης κύκλος φόρτισης της μπαταρίας, από στάθμη ενέργειας 0 μέχρι το μέγιστο, διαρκεί 250 μονάδες χρόνου. Εάν η μπαταρία διαθέτει κάποιες μονάδες ενέργειας, τότε φορτίζει από το επίπεδο αυτό μέχρι το μέγιστο, και η διάρκεια φόρτισης προσαρμόζεται αναλόγως. Όταν ολοκληρωθεί η φόρτιση επιστρέφει στο πεδίο για την συνέχεια της αποστολής του. Επίσης η ολοκλήρωση της εκφόρτωσης των πετρωμάτων στη βάση, από πλήρες αποθηκευτικό χώρο (100 πετρώματα), διαρκεί 100 μονάδες χρόνου.

Το όχημα κινείται ελεύθερα σε προσβάσιμες περιοχές, καταναλώνοντας ενέργεια ανά κίνηση και ανάλογα με το ανάγλυφο του εδάφους. Διαθέτει αισθητήρες με πεπερασμένη ακτίνα για την ανίχνευση πόρων, ανάγλυφου και καταιγίδων. Έχει γνώση της κατάστασης της μπαταρίας αλλά και του διαθέσιμου αποθηκευτικού χώρου. Η αποστολή έχει μέγιστη διάρκεια τρεις μήνες, με τον όχημα να πρέπει να διαχειρίζεται αποδοτικά τόσο την ενέργεια του όσο και την πλοήγηση του ώστε να εξασφαλίζει την επιτυχή ολοκλήρωση της αποστολής πριν εξαντληθεί η μπαταρία.

Στόχοι του Προβλήματος

Ο κύριος στόχος της αποστολής είναι η συλλογή του μέγιστου δυνατού όγκου πληροφοριών στην προς εξερεύνηση περιοχή. Η επίτευξη αυτού του στόχου αξιολογείται μέσω μιας συνάρτησης χρησιμότητας (utility function), η οποία ορίζεται ως το συνολικό άθροισμα των ανταμοιβών (rewards) που συγκεντρώνει ο πράκτορας κατά τη διάρκεια της αποστολής του (αθροιστικά ως προς το χρόνο και τους πόρους). Η ανταμοιβή των πετρωμάτων είναι 100 μονάδες ενώ των βιοχημικών αντιδράσεων, 300 μονάδες. Επιπλέον, σημειώνεται ότι οι ανταμοιβές που προκύπτουν από τη συλλογή πετρωμάτων προστίθενται στη συνάρτηση χρησιμότητας μόνο μετά την εκφόρτωσή τους στη βάση.

Ενδεικτικό περιβάλλον προσομοίωσης

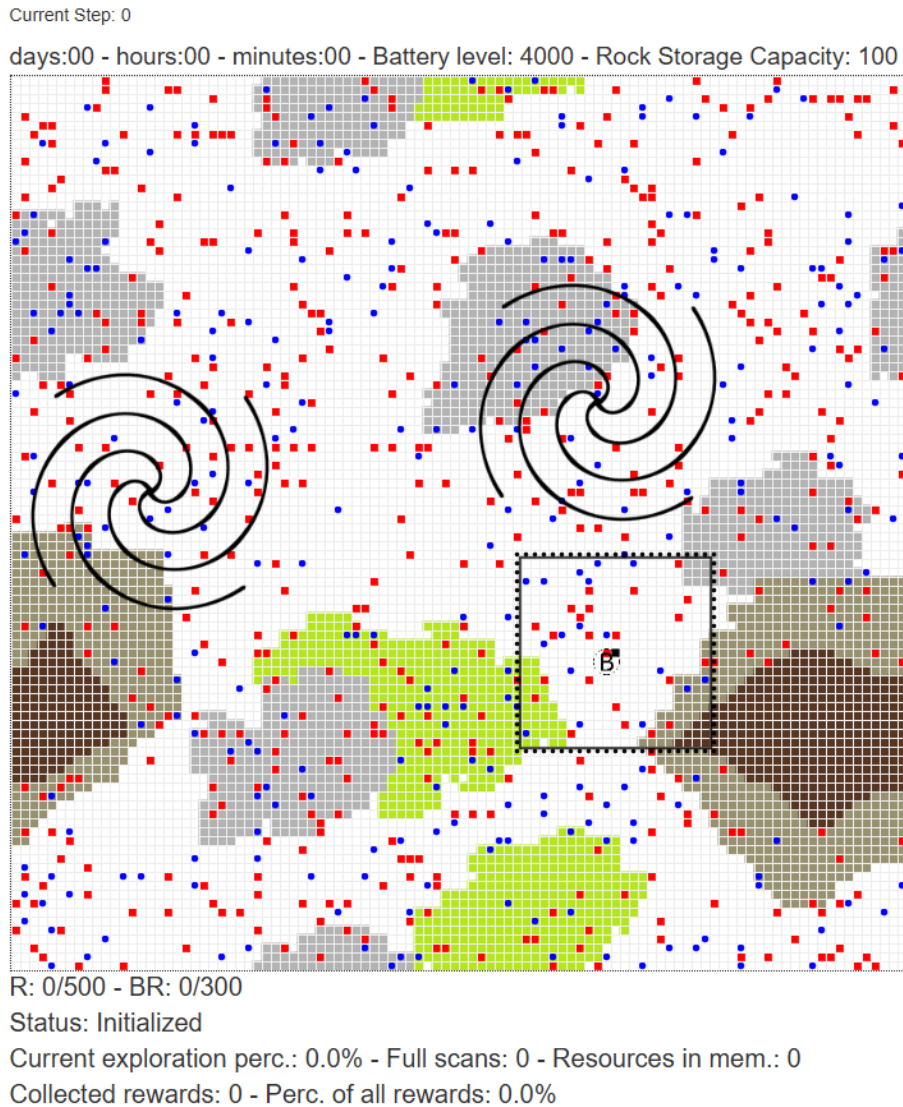
Ο κόσμος της προσομοίωσης αποτελείται από διακριτές θέσεις σε μορφή πλέγματος. Η μετάβαση από μια θέση του πλέγματος σε μια άμεσα γειτονική απαιτεί συγκεκριμένες μονάδες χρόνου. Το κόστος ενέργειας καθορίζεται από το ανάγλυφο της περιοχής, την ύπαρξη καταιγίδων, καθώς και την πάροδο του χρόνου. Οι πόροι, όπως τα πετρώματα και οι βιοχημικές αντιδράσεις, καταλαμβάνουν μοναδικές θέσεις εντός του πλέγματος, καθώς σε κάθε κελί μπορεί να βρίσκεται μόνο ένας πόρος.

Η τοπολογία του χώρου χαρακτηρίζεται ως τοροειδής. Αυτό σημαίνει ότι αν το όχημα φτάσει στο δεξιό όριο του κόσμου και κινηθεί περαιτέρω προς τα δεξιά, θα επανεμφανιστεί στο αριστερό όριο του

Κεφάλαιο 1

πλέγματος. Το ίδιο ισχύει και για τις μετακινήσεις μέσω του άνω και κάτω ορίου, δημιουργώντας έναν χώρο συνεχούς κυκλικής σύνδεσης.

Στην παρακάτω εικόνα δίνεται ένας ενδεικτικός κόσμος προβλήματος όπου περιλαμβάνονται όλα τα στοιχεία που αναφέρθηκαν προηγουμένως.



Εικόνα 1.1: Ενδεικτικός κόσμος προβλήματος - προσομοίωσης

Η αντιστοίχιση του χρωματικού κώδικα έχει ως εξής:

Πίνακας 1.1: Χρωματική κωδικοποίηση στην οπτικοποίηση της προσομοίωσης

Κατηγορία	Περιγραφή στοιχείου	Χρωματικός κώδικας
Ανάγλυφο εδάφους	Κορυφή βουνού	Καφέ σκούρο
	Πρόποδες βουνού	Καφέ ανοιχτό
	Κρατήρας	Γκριζο
	Κοιλάδα	Πράσινο
Πόροι	Πετρώματα	Κόκκινο τετράγωνο
	Βιοχημικές αντιδράσεις	Μπλε κύκλος
Δυναμικοί πράκτορες	Όχημα	Μαύρο τετράγωνο
	Βάση οχήματος	Κύκλος με γράμμα «B»
	Καταιγίδα	Σπείρα

Ακολουθεί ο πίνακας με τις τιμές των διάφορων μεταβλητών για την δημιουργία των κόσμων όπου αξιολογήθηκαν οι διάφορες στρατηγικές:

Πίνακας 1.2: Προτεινόμενες τιμές παραμέτρων προσομοίωσης

Κατηγορία	Παράμετρος	Τιμή	Σχόλια
Προσομοίωση	Μέγεθος Κόσμου	100 x 100 τετράγωνα	
	Μικρότερη μονάδα χρόνου (tick)	1 λεπτό	
	Χρονική διάρκεια αποστολής	3 μήνες	30 ημέρες/μήνα
Ανάγλυφο εδάφους	Αριθμός Βουνών	Τουλάχιστον 1	Επιφάνεια (μαζί με πρόποδες) τυχαία τιμή μεταξύ 10% - 15% του κόσμου
	Αριθμός Κρατήρων	Τουλάχιστον 5	Επιφάνεια τυχαία τιμή μεταξύ 3% - 8% του κόσμου
	Αριθμός Κοιλιάδων	Τουλάχιστον 2	Επιφάνεια τυχαία τιμή μεταξύ 5% - 10% του κόσμου
Πόροι	Αριθμός Πετρωμάτων	500	Τυχαία κατανομημένα (σε προσβάσιμα μέρη).
	Αριθμός Αντιδράσεων	300	
	Χρόνος ζωής μιας αντίδρασης σε κάποιο σημείο	1 ημέρα	Επανεμφάνιση σε τυχαίο προσβάσιμο μέρος
Καταιγίδα	Αριθμός καταιγίδων	2	Επιφάνεια τυχαία τιμή μεταξύ 5% - 8% του κόσμου
	Ταχύτητα κίνησης καταιγίδας (μετάβαση από υπάρχουσα θέση στη γειτονική της)	1 τετράγωνο/2 λεπτά	
Όχημα	Ακτίνα αισθητήρων	10 τετράγωνα	Προς όλες τις κατευθύνσεις από την τρέχουσα θέση (Moore neighborhood)
	Μέγιστη ενέργεια μπαταρίας	4000	Μονάδες ενέργειας
	Ρυθμός φόρτισης μπαταρίας	16 μονάδες ενέργειας/λεπτό	Πλήρης φόρτιση άδειας μπαταρίας 250 λεπτά
	Ταχύτητα κίνησης rover (μετάβαση από υπάρχουσα θέση στη γειτονική της)	1 τετράγωνο/2 λεπτά	
	Χρόνος παρατήρησης ή συλλογής πόρων	1 λεπτό	
	Μέγιστη χωρητικότητα χώρου αποθήκευσης	100	Πέτρες
	Ρυθμός εκφόρτωσης πετρωμάτων	1 πέτρωμα/λεπτό	

Οι μετρικές με τις οποίες θα αξιολογηθεί η εκάστοτε στρατηγική είναι οι παρακάτω:

1. Τιμή της συνάρτησης χρησιμότητας, $U(t)$: Καταγράφεται ημερησίως και αθροιστικά από την πρώτη ημέρα έως το τέλος της περιόδου, ώστε να εκτιμηθεί η συνολική χρησιμότητα της αποστολής.
2. Κόστος ενέργειας, $E(t)$: Υπολογίζεται η ενέργεια που δαπανάται ημερησίως, καθώς και το συνολικό κόστος ενέργειας για όλη τη διάρκεια της περιόδου.

3. Δείκτης αποτελεσματικότητας, $R(t) = \frac{U(t)}{E(t)}$: Ο λόγος της χρησιμότητας προς το κόστος ενέργειας, υπολογιζόμενος τόσο ημερησίως όσο και αθροιστικά. Ο δείκτης αυτός αξιολογεί την αποδοτικότητα της συλλογής πληροφοριών σε σχέση με την ενέργεια που καταναλώνεται.

Οι μετρήσεις αυτές παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες για την ανάλυση της απόδοσης και την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας κάθε αρχιτεκτονικής και στρατηγικής συλλογής πόρων.

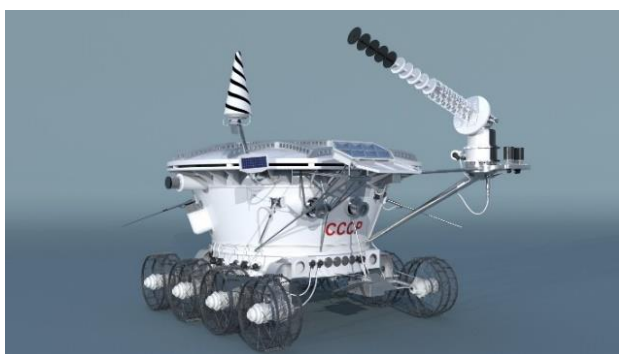
Στόχος είναι ο σχεδιασμός μιας αρχιτεκτονικής για τον πράκτορα, η οποία θα επιτύχει τη βέλτιστη απόδοση στις παραπάνω μετρικές. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στη μεγιστοποίηση της τιμής της συνάρτησης χρησιμότητας (U) και, δευτερευόντως, στη βελτίωση του δείκτη αποτελεσματικότητας (R), ενώ παράλληλα ελαχιστοποιείται η κατανάλωση ενέργειας (E).

Για την επίτευξη αυτού του στόχου, απαιτείται η διαμόρφωση πολλαπλών υποθέσεων αρχιτεκτονικής, οι οποίες θα αξιολογηθούν συγκριτικά, με βάση τους αντίστοιχους δείκτες απόδοσης. Η σύγκριση αυτή θα καταδείξει ποια αρχιτεκτονική παράγει τα βέλτιστα αποτελέσματα.

Η τεκμηρίωση των αποτελεσμάτων θα βασιστεί σε στατιστικά δεδομένα, ώστε να διασφαλιστεί η αξιοπιστία των συγκρίσεων. Συγκεκριμένα, για κάθε αρχιτεκτονική, θα εκτελεστεί ένας σημαντικός αριθμός προσομοιώσεων με τη χρήση του αντίστοιχου υπολογιστικού μοντέλου. Οι δείκτες απόδοσης υπολογίζονται ως οι μέσες τιμές των μετρικών που προκύπτουν από όλες τις προσομοιώσεις. Οι εξεταζόμενες τιμές αναφέρονται στο χρονικό σημείο που αντιστοιχεί στην τελευταία ημέρα της αποστολής.

1.2 Ιστορική εξέλιξη

Η ιστορική εξέλιξη των πλανητικών οχημάτων αποτυπώνεται στη συνεχή πρόοδο του σχεδιασμού και των τεχνολογιών τους. Από τα πρώτα ρομποτικά rover μέχρι τα σύγχρονα αυτόνομα οχήματα εξερεύνησης, κάθε νέα γενιά γίνεται πιο ευέλικτη, ανθεκτική και ικανή να διανύσει μεγαλύτερες αποστάσεις σε ακραία περιβάλλοντα. Με την πάροδο του χρόνου, η αυτονομία, η αντοχή και οι δυνατότητες των οχημάτων αυτών βελτιώθηκαν δραματικά, επιτρέποντάς τους να συλλέγουν πολύτιμα δεδομένα από επιφάνειες όπως της Σελήνης και του Άρη. Η εξερεύνηση ξεκίνησε το 1970 με το Σοβιετικό Lunokhod 1, το πρώτο όχημα που κινήθηκε στη Σελήνη, χρησιμοποιώντας τηλεχειρισμό και ηλιακούς συλλέκτες για ενέργεια, ωστόσο με περιορισμένες δυνατότητες απεικόνισης και ανίχνευσης ακτινοβολίας [1]. Ακολούθησε το Sojourner της NASA το 1997, που εισήγαγε στερεοσκοπικές κάμερες και φασματοσκοπία Alpha Proton X-Ray (APXS) για επί τόπου ανάλυση στον Άρη, αξιοποιώντας ηλιακή ενέργεια και μπαταρίες [2].



Εικόνα 1.2: Το Σοβιετικό Lunokhod NASA/NSSDCA [1]



Εικόνα 1.3: Sojourner Rover [3]

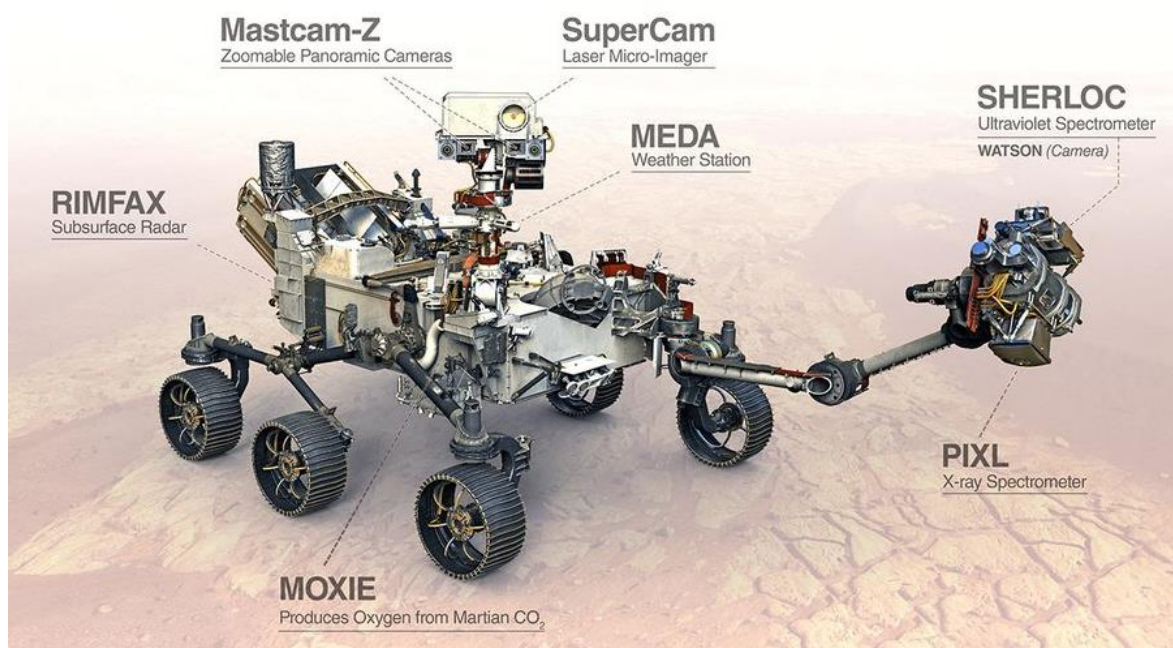
Η αποστολή Spirit and Opportunity το 2004 αποτέλεσε ένα σημαντικό βήμα προς την αυτονομία στην πλοήγηση, ενσωματώνοντας ημιαυτόνομα συστήματα και βελτιωμένους αισθητήρες, όπως οι φασματογράφοι Mössbauer για την ανάλυση ορυκτών, αν και δε διέθεταν δυνατότητα αποθήκευσης δειγμά-

των [4]. Το 2012, το Curiosity εισήγαγε την αυτοματοποιημένη πλοήγηση, την οπτική οδομετρία και προηγμένα επιστημονικά όργανα, όπως τα ChemCam και DAN, ενώ τροφοδοτείται από μία θερμοηλεκτρική γεννήτρια ραδιοϊσοτόπων (RTG) για συνεχή λειτουργία [5].

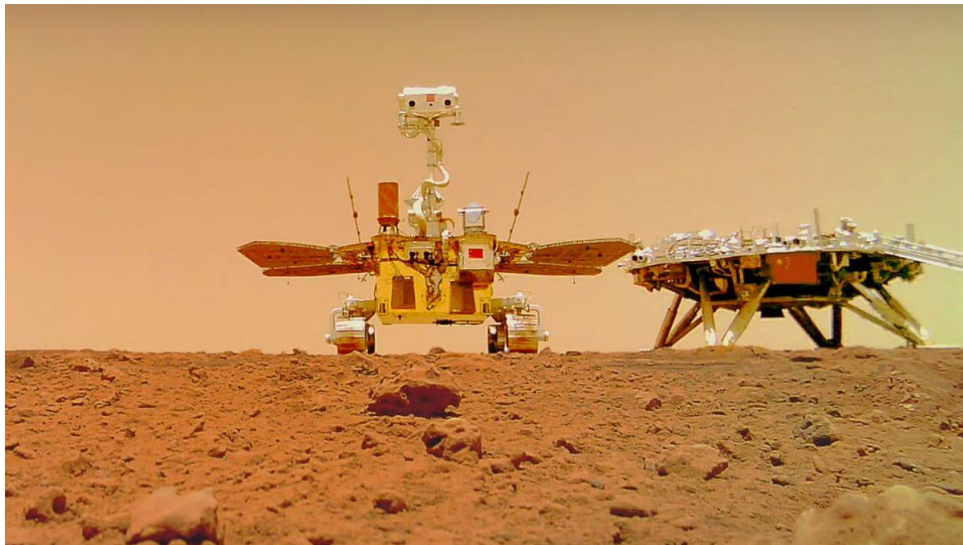


Εικόνα 1.4: Spirit and Opportunity [6]

Το Perseverance, που εκτοξεύθηκε το 2021, προχώρησε ένα βήμα παραπέρα με συλλογή δειγμάτων σε σωλήνες τιτανίου με σκοπό τη μελλοντική επιστροφή τους στη Γη, πλοήγηση βασισμένη στην τεχνητή νοημοσύνη και όργανα όπως το SHERLOC για την ανίχνευση οργανικών ενώσεων [7]. Παράλληλα, το κινεζικό Zhurong ανέδειξε την πρόοδο στις τεχνολογίες lidar (light detection and ranging) και radar (radio detection and ranging) για εξερεύνηση στον Άρη.



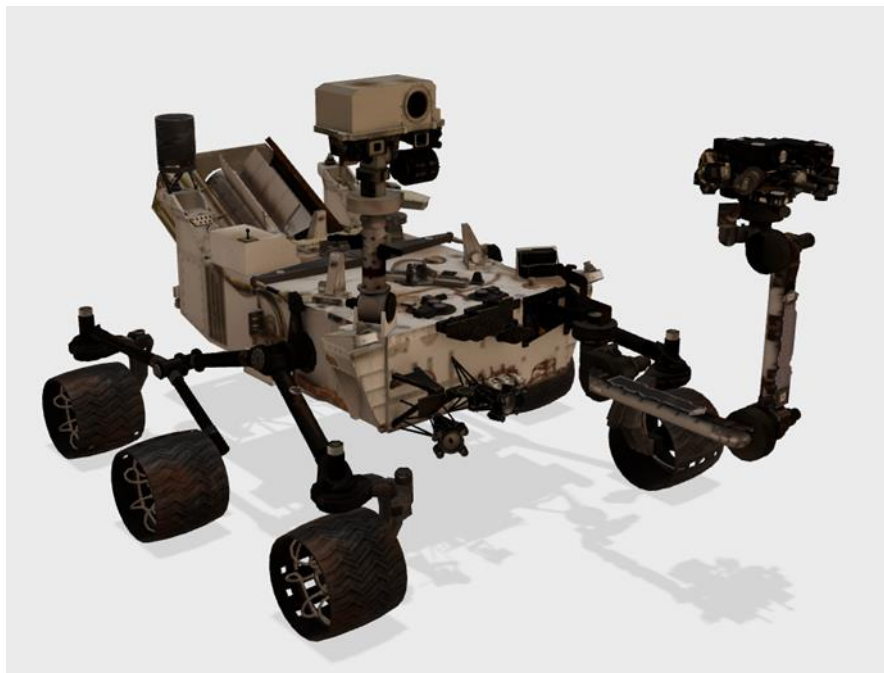
Εικόνα 1.5: Perseverance [8]



Εικόνα 1.6: Zhurong [9]

1.3 Σύγχρονες τεχνολογίες στα πλανητικά οχήματα

Τα σημερινά διαπλανητικά οχήματα βασίζονται σε προηγμένα αυτόνομα συστήματα πλοήγησης. Για παράδειγμα, το Perseverance χρησιμοποιεί Terrain Relative Navigation (TRN) κατά την προσεδάφιση και τεχνητή νοημοσύνη για αποφυγή κινδύνων σε πραγματικό χρόνο. Τα Curiosity και Zhurong αξιοποιούν στερεοσκοπικές κάμερες και οπτική οδομετρία για βελτιστοποίηση της διαδρομής τους σε δύσκολα εδάφη [7].



Εικόνα 1.7: Curiosity Rover [10]

Οι αισθητήρες στα σύγχρονα οχήματα είναι ικανοί για λεπτομερέστερη επιστημονική ανάλυση. Το Perseverance διαθέτει όργανα όπως το SuperCam και PIXL, που συνδυάζουν φασματοσκοπία λέιζερ και ακτίνων X για χαρτογράφηση της χημικής και ορυκτολογικής σύνθεσης. Ραντάρ διεξόδου εδάφους (GPR), όπως στα Yutu-2 και Zhurong, επιτρέπουν τη μελέτη των υπεδάφινων δομών, ενώ περιβαλλοντικοί αισθητήρες, όπως το MEDA του Perseverance, μετρούν τις ατμοσφαιρικές συνθήκες [5].

Η διαχείριση ενέργειας ποικίλει ανάλογα με το περιβάλλον. Οι περισσότερες αποστολές στον Άρη και τη Σελήνη χρησιμοποιούν ηλιακά πάνελ, αλλά για αποστολές μακράς διάρκειας, όπως του Curiosity και του επερχόμενου Dragonfly, προτιμώνται οι RTG, που προσφέρουν σταθερή ενέργεια ανεξαρτήτως φωτός και σκόνης. Στην αποθήκευση δειγμάτων, το Perseverance ξεχωρίζει, καθώς διαθέτει 43 σφραγισμένους σωλήνες τιτανίου για μελλοντική επιστροφή στη Γη, ενώ άλλα οχήματα επικεντρώνονται στην επί τόπου ανάλυση.

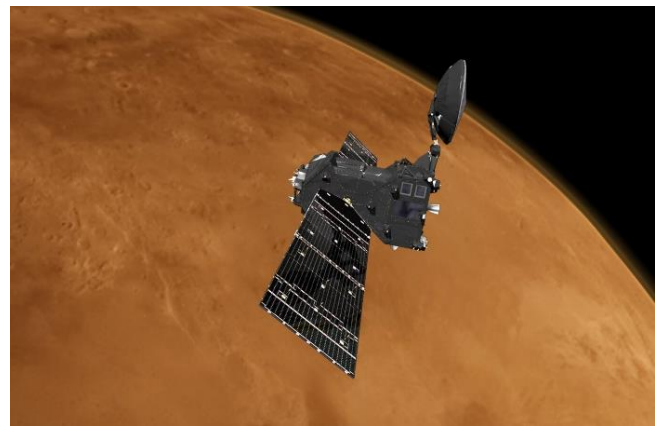


Εικόνα 1.8: Καλλιτεχνική απεικόνιση του Dragonfly να πετά πάνω από τους αμμόλοφους του Τιτάνα, του φεγγαριού του Κρόνου [11]

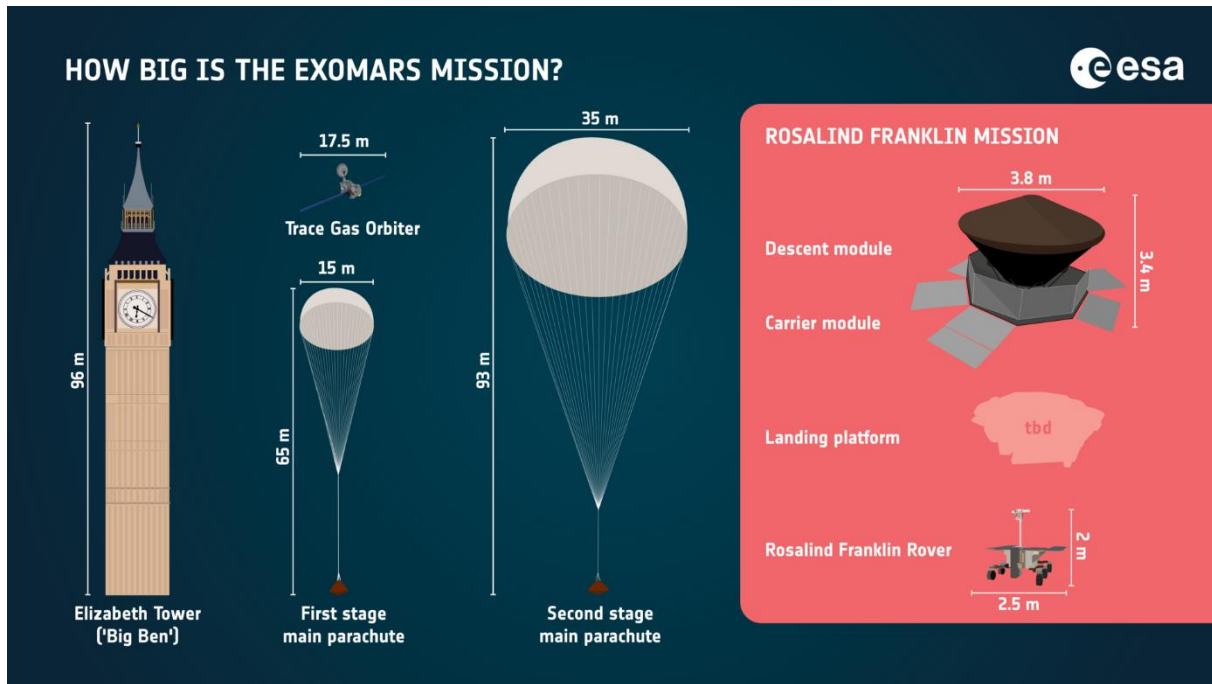
Τέλος, στην αποστολή ExoMars (συνεργασία ESA και Roscosmos) [12], το όχημα "Rosalind Franklin" και ο δορυφόρος Trace Gas Orbiter (TGO) του έχει ως στόχο την ανίχνευση βιοσημάτων στον Άρη, εστιάζοντας στη γεωχημική και βιολογική ανάλυση του εδάφους. Το όχημα χρησιμοποιεί οπτική πλοήγηση με πανοραμικές κάμερες, ραντάρ WISDOM (Water Ice and Subsurface Deposit Observation on Mars) για υπέδαφος και φασματόμετρο Raman για ανίχνευση οργανικών ουσιών. Ο δορυφόρος TGO (Trace Gas Orbiter) διαθέτει φασματόμετρα NOMAD και ACS για ανάλυση της ατμόσφαιρας και κάμερα CaSSIS (colour and stereo surface imaging system) για χαρτογράφηση της επιφάνειας.



Εικόνα 1.9: Rosalind Franklin Rover [13]



Εικόνα 1.10: Trace Gas Orbiter at Mars [13]



Εικόνα 1.11: How big is the ExoMars mission? [14]

1.4 Στρατηγικές σχεδίασης αποστολών

Η εξερεύνηση του Άρη και της Σελήνης αποτελεί πρωταρχικό στόχο των Πλανητικών Επιστημών (Planetary Sciences), με τα διαπλανητικά οχήματα να διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο. Σύμφωνα με τις μελέτες των Lee, DeJarnette και Walberg, κατά τη σχεδίαση ενός τέτοιου οχήματος πρέπει να λαμβάνονται υπόψη ζητήματα πλοήγησης, διαχείρισης ενέργειας και ενσωμάτωσης επιστημονικών οργάνων, με έμφαση στην αυτονομία και στην προσαρμογή στις ακραίες συνθήκες του Άρη [15]. Αντίστοιχα, ο Clark προτείνει μια προσέγγιση που εστιάζει στην επιλογή των κατάλληλων γεωλογικών περιοχών και την ισορροπία μεταξύ κινητικότητας και εξειδικευμένων επιστημονικών εργαλείων [16]. Οι σύγχρονες αποστολές αξιοποιούν αυτές τις αρχές, ενσωματώνοντας προηγμένες τεχνολογίες που βελτιώνουν την επιστημονική απόδοση και διευρύνουν τη γνώση μας για το ηλιακό σύστημα.

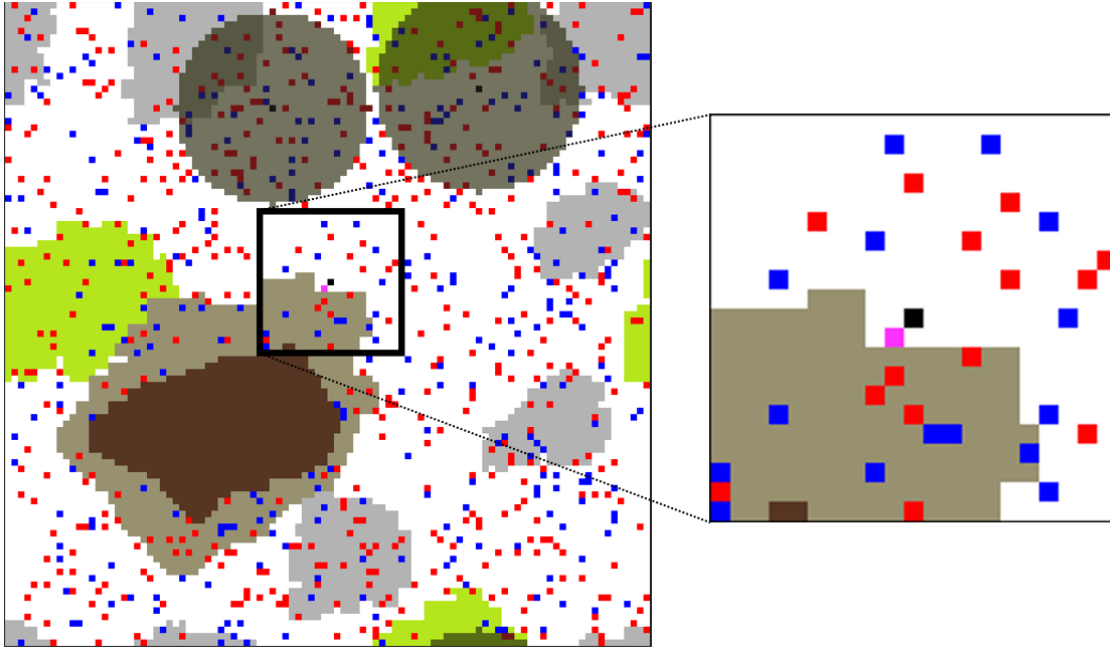
1.5 Αφαιρετικότητα δομής υποσυστημάτων

Η λειτουργικότητα ενός πλανητικού οχήματος μπορεί να αναλυθεί σε διακριτά υποσυστήματα, έκαστο εκ των οποίων λειτουργεί ως αυτόνομη μονάδα με συγκεκριμένες αρμοδιότητες. Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, υλοποιήθηκαν τα παρακάτω υποσυστήματα, λαμβάνοντας υπόψη ένα επίπεδο αφαιρετικότητας, καθώς μια πλήρης ανάλυση και υλοποίηση σε πραγματικές συνθήκες θα υπερέβαινε το αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας.

- **Υποσύστημα Πλοήγησης:** Υπεύθυνο για την αυτόνομη κίνηση του οχήματος, τη σχεδίαση διαδρομών και την αποφυγή εμποδίων.
- **Υποσύστημα Αισθητήρων και Συλλογής Δεδομένων:** Περιλαμβάνει έναν τοπικό χάρτη του περιβάλλοντος, που παράγεται από το σύστημα αισθητήρων του οχήματος και είναι μεγέθους 21×21 κελιών. Το όχημα βρίσκεται τοποθετημένο στο κέντρο του πλέγματος.
- **Υποσύστημα Διαχείρισης Ενέργειας:** Ρυθμίζει την κατανάλωση και αναπλήρωση της ενέργειας μέσω βέλτιστων διαδρομών και επιστροφής στη βάση για φόρτιση όταν η στάθμη της μπαταρίας προσεγγίσει το ελάχιστο όριο ασφαλείας.
- **Υποσύστημα Συλλογής και Αποθήκευσης Δειγμάτων:** Διαχειρίζεται τον αποθηκευτικό χώρο του οχήματος και προγραμματίζει την επιστροφή στη βάση για εκφόρτωση των πετρωμά-

των όταν αυτός γεμίσει. Εδώ περιλαμβάνεται και το σύστημα λήψης αποφάσεων ως προς τη συλλογή δειγμάτων - δεδομένων (στρατηγικές συλλογής/παρατήρησης πόρων).

- **Υποσύστημα Αλληλεπίδρασης με το Περιβάλλον:** Ελέγχει την ανταπόκριση του οχήματος σε περιβαλλοντικούς παράγοντες, όπως η ανίχνευση και αποφυγή καταγίδων.



Εικόνα 1.12: Στιγμιότυπο δεδομένων (21x21 κελιά) που λαμβάνουν οι αισθητήρες του οχήματος σε σύγκριση με το περιβάλλον

Κεφάλαιο 2ο: Σχεδίαση ευφυούς πράκτορα

2.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα αναπτυχθούν οι τεχνικές και στρατηγικές βάσει των οποίων ο πράκτορας λαμβάνει αποφάσεις, προκειμένου το όχημα εξερεύνησης να επιτύχει την αποστολή του. Τα κριτήρια που συμβάλλουν στη λήψη αποφάσεων, κατά σειρά κρισιμότητας, είναι τα εξής:

- Η ύπαρξη καταιγίδας πλησίον του οχήματος
- Η στάθμη της μπαταρίας
- Η ύπαρξη πόρων στην ακτίνα ανίχνευσης του οχήματος
- Η εσωτερική μνήμη πόρων που βρίσκονται σε απομακρυσμένα σημεία τα οποία επισκέφθηκε το όχημα αλλά δεν συνέλεξε
- Το επίπεδο διαθεσιμότητας του αποθηκευτικού χώρου πετρωμάτων
- Το ποσοστό του ανεξερεύνητου χώρου
- Η απόσταση του οχήματος από τη βάση

Σε κάθε βήμα της προσομοίωσης, το όχημα εκτελεί τις παρακάτω ενέργειες:

1. Ενημέρωση εσωτερικής μνήμης:

- Ανανεώνει την εσωτερική του μνήμη με τα νέα δεδομένα που ανιχνεύει, όπως:
 - Κελιά που έχει επισκεφθεί
 - Συντεταγμένες πόρων
 - Ύπαρξη ή μη καταιγίδας
 - Απόσταση από τη βάση
 - Στάθμη ενέργειας
 - Διαθεσιμότητα αποθηκευτικού χώρου
 - Συνοριακά κελιά

2. Αντίδραση σε καταιγίδα:

- Εάν εντοπιστεί καταιγίδα, αντιδρά ανάλογα με την απόσταση στην οποία βρίσκεται αυτή.

3. Διαχείριση Ενέργειας και Αποθηκευτικού Χώρου:

- Αν η στάθμη της μπαταρίας πέσει κάτω από το ελάχιστο αποδεκτό όριο ή ο αποθηκευτικός χώρος είναι γεμάτος, επιστρέφει στη βάση για φόρτιση μπαταρίας ή εκφόρτωση πετρωμάτων.

4. Φάση Εξερεύνησης ή Συλλογής Πόρων:

- **Εξερεύνηση:** Εάν δεν υπάρχουν πόροι στην ακτίνα ανίχνευσης ή στην εσωτερική μνήμη, ξεκινά τη φάση της εξερεύνησης.
- **Συλλογή Πόρων:** Εάν εντοπιστούν πόροι στην ακτίνα ανίχνευσης ή στην εσωτερική μνήμη, ακολουθεί τη στρατηγική συλλογής τους.

5. Κριτήριο τερματισμού αποστολής:

- ο Ολοκλήρωση αποστολής: Η αποστολή θεωρείται επιτυχής όταν περισυλλεχθούν όλοι οι πόροι και επιστρέψει το όχημα στη βάση.
- ο Αποτυχία αποστολής: Η αποστολή αποτυγχάνει εάν η μπαταρία του οχήματος εξαντληθεί ή εάν παρέλθει το χρονικό όριο της αποστολής (3 μήνες).

Υλοποιήθηκαν και δοκιμάστηκαν τέσσερις αλγόριθμοι πλοήγησης, οι οποίοι αναλύονται στην ενότητα 2.2. Οι τέσσερις στρατηγικές συλλογής πόρων που εφαρμόστηκαν και εξετάστηκαν παρουσιάζονται στην ενότητα 2.3, οι οποίες εφαρμόζουν τους αλγορίθμους πλοήγησης. Έπειτα, γίνεται αναφορά στις μεθόδους εξερεύνησης και χαρτογράφησης του χώρου στην ενότητα 2.4. Τέλος, αναλύονται οι τρόποι διαχείρισης της ενέργειας του οχήματος και του αποθηκευτικού χώρου, καθώς και το πώς αυτό αντιδράει στην ύπαρξη καταγίδων εντός της ακτίνας ανίχνευσής του.

2.2 Αλγόριθμοι πλοήγησης

Παρακάτω παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι αναζήτησης διαδρομών που χρησιμοποιήθηκαν από τον πράκτορα ώστε η μετάβαση του από τα κελιά ενδιαφέροντος να έχει το χαμηλότερο δυνατό κόστος ενέργειας. Στην ουσία πρόκειται για μια μορφή του προβλήματος του περιοδεύοντος πωλητή (Travelling Salesman problem ή TSP) όπου το όχημα αντιπροσωπεύει τον πωλητή και τα σημεία των πόρων τις πόλεις που πρέπει να επισκεφθεί. Τα διάφορα είδη ανάγλυφου του εδάφους επηρεάζουν το κόστος μεταξύ των σημείων, επιτρέποντας τον υπολογισμό μιας ικανοποιητικής διαδρομής, δεδομένου ότι το Travelling Salesman Problem ανήκει στα NP-hard προβλήματα.

2.2.1 Nearest Neighbor

Αποτελεί την πιο απλή αντιμετώπιση του προβλήματος και δεν απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους. Ακολουθούν συνοπτικά τα βήματα του αλγορίθμου για την επίλυση του παραπάνω προβλήματος (TSP):

1. **Επιλογή αρχικού κόμβου:** Το σημείο εκκίνησης αποτελεί πάντα η τρέχουσα θέση του οχήματος.
2. **Εντοπισμός κοντινότερου πόρου:** Από την τρέχουσα θέση, επιλέγουμε το πιο κοντινό σημείο που φιλοξενεί κάποιον πόρο, βάσει κόστους μετάβασης σε αυτήν.
3. **Μετάβαση και σήμανση:** Πηγαίνουμε στην επιλεγμένη θέση και υλοποιείται η παρατήρησή/συλλογή του πόρου. Πλέον η θέση θεωρείται κενή και με αυτόν τον τρόπο θεωρούμε πως την έχουμε επισκεφθεί.
4. **Επανάληψη:** Συνεχίζεται η διαδικασία (αναζήτηση κοντινότερου πόρου και μετάβαση σε αυτή) μέχρι να συλλεχθούν όλοι οι πόροι.
5. **Επιστροφή στην αφετηρία:** Η παραπάνω διαδικασία εκτελείται μέχρι να ικανοποιηθεί κάποια από τις συνθήκες επιστροφής στη βάση (χαμηλή στάθμη ενέργειας ή πλήρης αποθηκευτικός χώρος).
6. **Συνθήκη τερματισμού:** Ολοκληρώνεται το μονοπάτι επιστρέφοντας στη βάση όταν έχουν συλλεχθεί όλοι οι πόροι της προσομοίωσης.

Ένας τυπικός μαθηματικός τύπος για την επιλογή κόμβου στο Nearest Neighbor αλγόριθμο μπορεί να δοθεί ως εξής:

$$i^* = \min_{j \in U} d(i, j)$$

όπου:

i είναι ο τρέχων κόμβος,

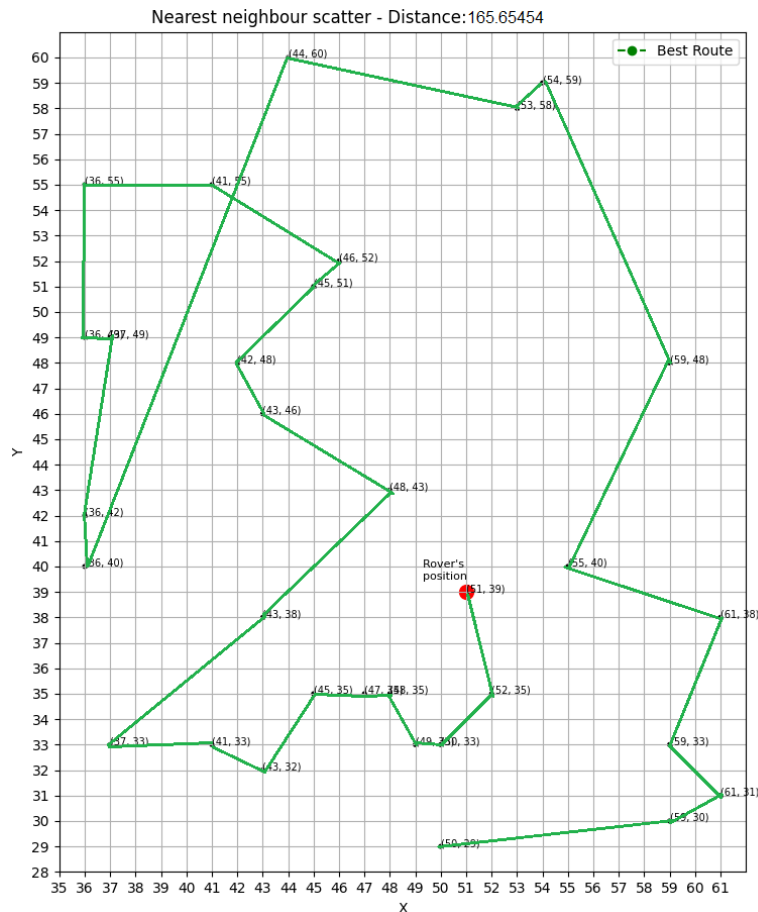
Κεφάλαιο 2

U είναι το σύνολο των κόμβων ενδιαφέροντος,

$d(i, j)$ είναι η απόσταση μεταξύ των κόμβων i και j .

Ο αλγόριθμος Nearest Neighbor είναι γρήγορος και εύχρηστος, αλλά δεν εγγυάται πάντα τη βέλτιστη διαδρομή. Ωστόσο, συχνά χρησιμοποιείται ως βάση για πιο σύνθετες τεχνικές βελτιστοποίησης.

Στο παρακάτω γράφημα φαίνεται η υλοποίηση του αλγορίθμου ο οποίος καλείται να επιλέξει τον επόμενο κόμβο βάσει της απόστασης από την τρέχουσα θέση του.



Εικόνα 2.1: Optimal path for Nearest Neighbor

2.2.2 Γενετικοί αλγόριθμοι

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι βασίζονται στην ιδέα της φυσικής επιλογής του Δαρβίνου για τη συνεχή βελτίωση των λύσεων, ωστόσο δεν εγγυάται τη βέλτιστη. Παρ' όλα αυτά συχνά υπολογίζει πολύ καλές και αποδεκτές διαδρομές στο TSP πρόβλημα.

Ακολουθεί συνοπτική περιγραφή των βημάτων ενός Γενετικού Αλγορίθμου για την επίλυση του προβλήματος:

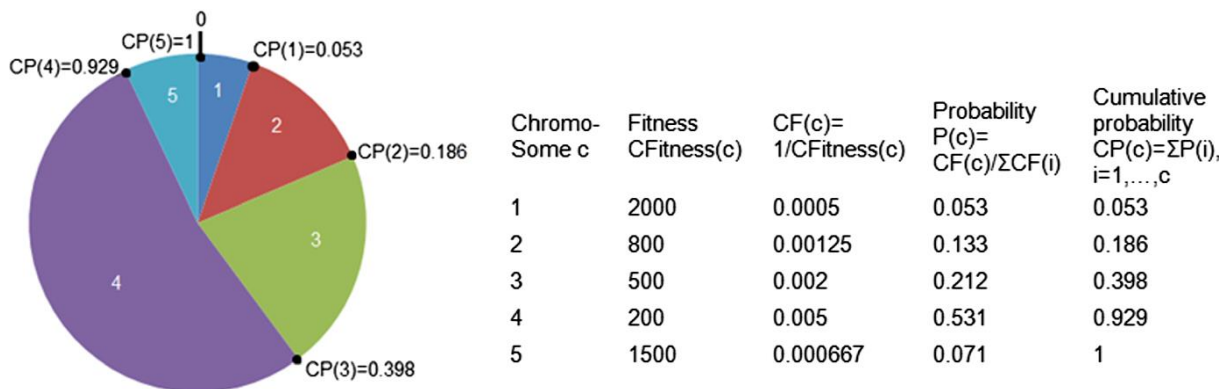
1. **Αρχικοποίηση πληθυσμού:** Δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός διαδρομών (χρωμοσωμάτων) βασισμένος σε μία λίστα συντεταγμένων του χώρου με τυχαίο τρόπο.
2. **Υπολογισμός συνάρτησης καταλληλότητας:** Υπολογίζεται το κόστος απαιτούμενης ενέργειας για τη διέλευση κάθε διαδρομής, και προκύπτει μία τιμή καταλληλότητας.
3. **Επιλογή (Selection):** Επιλέγονται για αναπαραγωγή οι καταλληλότερες διαδρομές, δηλαδή αυτές με χαμηλό κόστος διέλευσης. Συνηθισμένοι μέθοδοι επιλογής είναι η Roulette Wheel ή Tournament Selection.

4. **Διασταύρωση (Crossover):** Πρόκειται για τον συνδυασμό δύο διαδρομών - γονέων ώστε να προκύψουν νέες διαδρομές - παιδιά τα οποία κληρονομούν χαρακτηριστικά και από τους δύο γονείς.
5. **Μετάλλαξη (Mutation):** Εφαρμογή τυχαίων αλλαγών στις νέες διαδρομές, για να διατηρείται μία ποικιλομορφία και διαφορετικότητα στον πληθυσμό.
6. **Δημιουργία νέας γενιάς:** Οι νέες διαδρομές αντικαθιστούν μέρος του υπάρχοντος πληθυσμού.
7. **Έλεγχος τερματισμού:** Τα παραπάνω βήματα επαναλαμβάνονται μέχρι να επιτευχθεί κάποιο κριτήριο (π.χ. μέγιστος αριθμός γενεών, επιθυμητή τιμή κόστους διαδρομής ή ακόμη και πρόωρος τερματισμός σε περίπτωση σύγκλησης του αλγορίθμου).

Ακολουθούν πιο αναλυτικές λεπτομέρειες σχετικά με την υλοποίηση των παραπάνω βημάτων στο πρόβλημα του οχήματος εξερεύνησης με σκοπό τη δυναμική τους προσαρμογή όσο ο αλγόριθμος εκτελούνται.

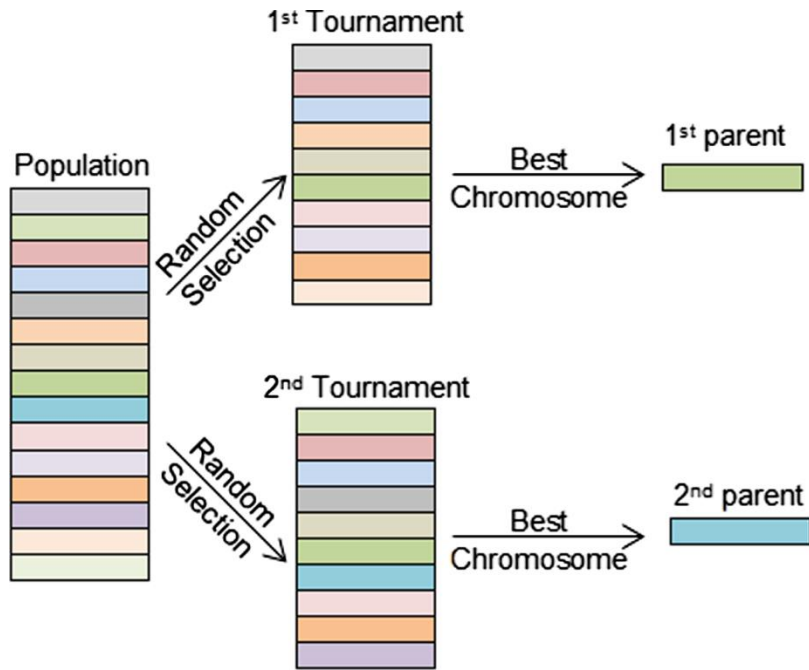
Η μέθοδος επιλογής υλοποιήθηκε με δύο μεθόδους βάσει μίας κατανομής. Με τον στοχαστικό αυτόν τρόπο δόθηκε η ευκαιρία να διατηρηθεί η ποικιλομορφία στις λύσεις κάθε γενιάς. Η πρώτη μέθοδος είναι η Roulette Wheel.

Αρχικά, υπολογίζεται το άθροισμα του κόστους όλων των υποψήφιων γονέων και έπειτα αποδίδεται σε κάθε έναν ποσοστό πιθανότητας αναλογικά με την ατομική του συνεισφορά στο σύνολο. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται μια “περιστροφή” του τροχού, που αντιστοιχεί σε έναν τυχαίο αριθμό, ώστε να επιλεγεί ο υποψήφιος που θα προχωρήσει στη διαδικασία της διασταύρωσης. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται όσες φορές απαιτείται, μέχρι να συμπληρωθεί το επιθυμητό πλήθος επιλογών. Έτσι, οι υποψήφιοι με χαμηλότερο κόστος, έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα επιλογής, χωρίς να αποκλείονται εντελώς και οι λύσεις με υψηλότερο κόστος. Η ισορροπία μεταξύ ανταγωνισμού και τυχαιότητας καθιστά τη Roulette Wheel δημοφιλή σε εφαρμογές βελτιστοποίησης.



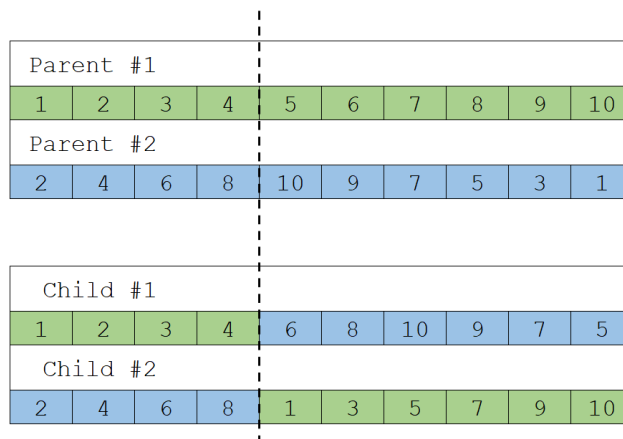
Εικόνα 2.2: The Roulette Wheel selection method [17]

Η δεύτερη μέθοδος επιλογής που εφαρμόστηκε είναι η Tournament Selection. Χρησιμοποιείται ευρέως σε προβλήματα που προσεγγίζονται με εξελικτικούς αλγορίθμους. Ξεκινά επιλέγοντας τυχαία ένα υποσύνολο υποψηφίων, οι οποίοι συναγωνίζονται μεταξύ τους. Από το "τουρνουά" αυτό, επιλέγεται για αναπαραγωγή η λύση με το χαμηλότερο κόστος. Κάθε υποψήφιος μπορεί να επιλεγεί σε πολλές φορές, αυξάνοντας έτσι την πιθανότητα επιβίωσης. Με αυτόν τον τρόπο επιτρέπεται μία ισορροπία μεταξύ βέλτιστων και μέτριων διαδρομών. Η διαδικασία των "τουρνουά" επαναλαμβάνεται μέχρι να προκύψει το απαιτούμενο πλήθος λύσεων που θα περάσει στις επόμενες γενιές.



Εικόνα 2.3: The Tournament selection method [17]

Η διαδικασία διασταύρωσης μεταξύ δύο διαδρομών υλοποιήθηκε με τη μέθοδο ενός στοιχείου (single-point crossover). Ειδικότερα, επιλέχθηκε ένας τυχαίος αριθμός εντός εύρους [0, πλήθος σημείων διαδρομής] και ακριβώς σε αυτό το σημείο, διαχωρίστηκαν οι λύσεις - γονείς. Τα παιδιά προέκυψαν με εναλλαγή των δύο μερικών διαδρομών (δηλαδή πριν και μετά του σημείου διαχωρισμού) των γονέων και συμπληρώνοντας τα ελλείποντα στοιχεία, ώστε να αποτελούν έγκυρες λύσεις (πχ. Αποφυγή διπλών σημείων ή να απουσιάζει κάποιο σημείο της διαδρομής).



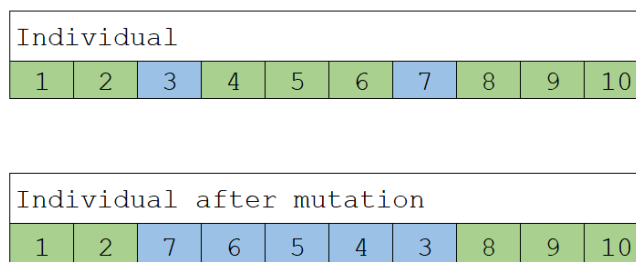
Εικόνα 2.4: The single-point crossover method

Στο τελευταίο βήμα, πριν τη δημιουργία της επόμενης γενιάς, δηλαδή στο βήμα της μετάλλαξης, χρησιμοποιήθηκαν επίσης δύο μέθοδοι. Η επιλογή της μεθόδου, σε κάθε διαδρομή, υλοποιείται με τυχαίο τρόπο βάσει μιας κατανομής. Η πρώτη μέθοδος εκτελεί την τυχαία επιλογή δύο σημείων της διαδρομής (αρκεί η απόσταση τους να είναι μονοπάτι μήκους τουλάχιστον 2, δηλαδή όχι διπλανά σημεία) και ανταλλάσσουν τη θέση τους στη διαδρομή μεταξύ τους.



Εικόνα 2.5: The 2-opt mutation method

Η δεύτερη μέθοδος μετάλλαξης επιλέγει και πάλι δύο σημεία της διαδρομής και απλά αντιστρέφει τη σειρά τους [18]. Έτσι, και οι δύο λύσεις δημιουργούν έγκυρες διαδρομές άλλα και συμβάλλουν στη διατήρηση της ποικιλομορφίας του πληθυσμού.



Εικόνα 2.6: The sub-path inversion mutation method

Τέλος, για την αποδοτικότερη αντιμετώπισή της πρόωρης σύγκλισης του αλγορίθμου και της διατήρησης διαφορετικών χαρακτηριστικών στις λύσεις, εφαρμόστηκαν δυναμικές λειτουργικότητες που προσαρμόζονται όσο εκτελείται ο αλγόριθμος.

Μία από αυτές είναι η δυναμική αύξηση της πιθανότητας μετάλλαξης μίας λύσης, η οποία ενεργοποιείται όταν η τιμή του χαμηλότερου κόστους των τελευταίων γενεών παραμένει αμετάβλητο.

Έπειτα, κατά τη διαδικασία επιλογής λύσεων για τη δημιουργία της επόμενης γενιάς, υπολογίζεται το πόσο ποικιλόμορφος είναι ο πληθυσμός. Ουσιαστικά υπολογίζεται ο λόγος της τυπικής απόκλισης όλων των λύσεων προς το μέσο κόστος αυτών. Μία σχετικά υψηλή τιμή σημαίνει μεγάλη διαφορετικότητα, οπότε σε αυτήν την περίπτωση μειώνεται το ποσοστό ελιτισμού. Έτσι επιτρέπει σε περισσότερο διαφορετικές λύσεις να συμβάλουν στην εξερεύνηση του χώρου των λύσεων. Μια μεγαλύτερη τιμή όμως, θα αυξήσει την τιμή του ποσοστού του ελιτισμού με σκοπό να διατηρήσει τις καλές λύσεις που υπάρχουν στον τρέχοντα πληθυσμό μειώνοντας την πιθανότητα να χαθούν στο πέρασμα των γενεών.

Επίσης, όταν ο αλγόριθμος φαίνεται να έχει συγκλίνει και το κόστος της βέλτιστης διαδρομής παραμένει σταθερό για αρκετές γενιές, τερματίζει πρόωρα.

Με όλες αυτές τις λειτουργικότητες μειώνεται η πιθανότητα εγκλωβισμού σε κάποιο τοπικό ελάχιστο στον χώρο αναζήτησης.

Δεδομένου ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι πολυπαραμετρικοί, αποτελεί ενδιαφέρουσα πρόκληση η εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού τιμών για όλες τις παραμέτρους. Επιχειρήθηκε να εντοπιστεί ένας επαρκώς ικανοποιητικός συνδυασμός για όλες τις παραμέτρους χρησιμοποιώντας τη μέθοδο grid search.

Κεφάλαιο 2

Οι παράμετροι που εξετάστηκαν ήταν:

1. Το πλήθος των γενεών
2. Το μέγεθος του πληθυσμού
3. Η πιθανότητα διασταύρωσης
4. Η πιθανότητα μετάλλαξης
5. Η πιθανότητα επιλογής μεθόδου μετάλλαξης και
6. Η πιθανότητα επιλογής μεθόδου επιλογής γονέων.

Ουσιαστικά, δόθηκε ένα εύρος αποδεκτών τιμών για καθεμία από αυτές τις παραμέτρους και εκτελέστηκε ο αλγόριθμος, διατηρώντας τα αποτελέσματα κάθε εκτέλεσης με σκοπό τη μετέπειτα ανάλυσή τους.

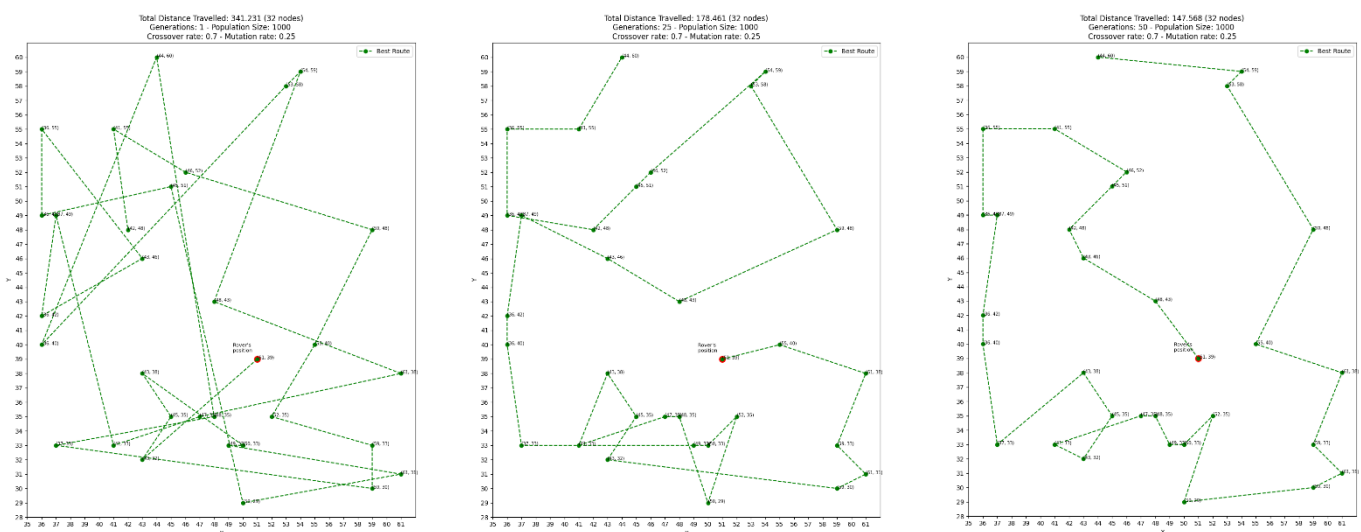
Βρέθηκε ότι ο παρακάτω συνδυασμός αποδίδει σχετικά καλύτερα:

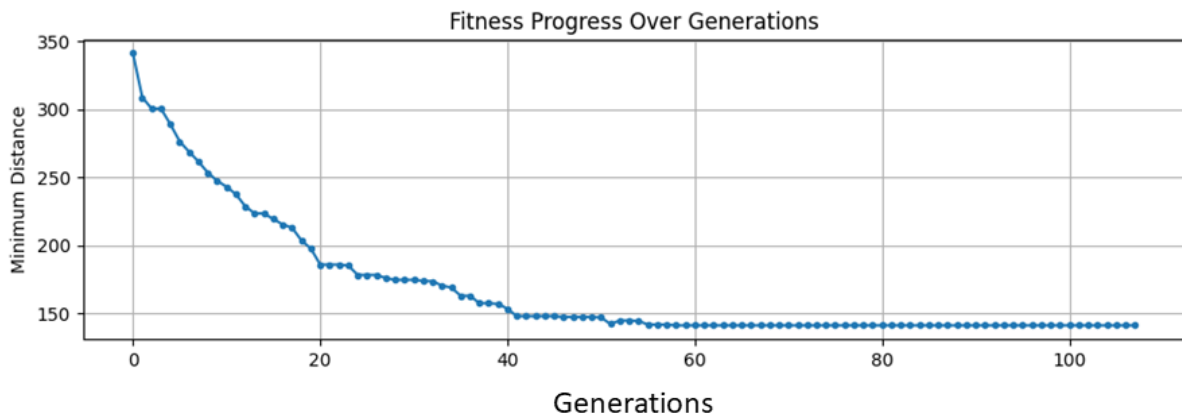
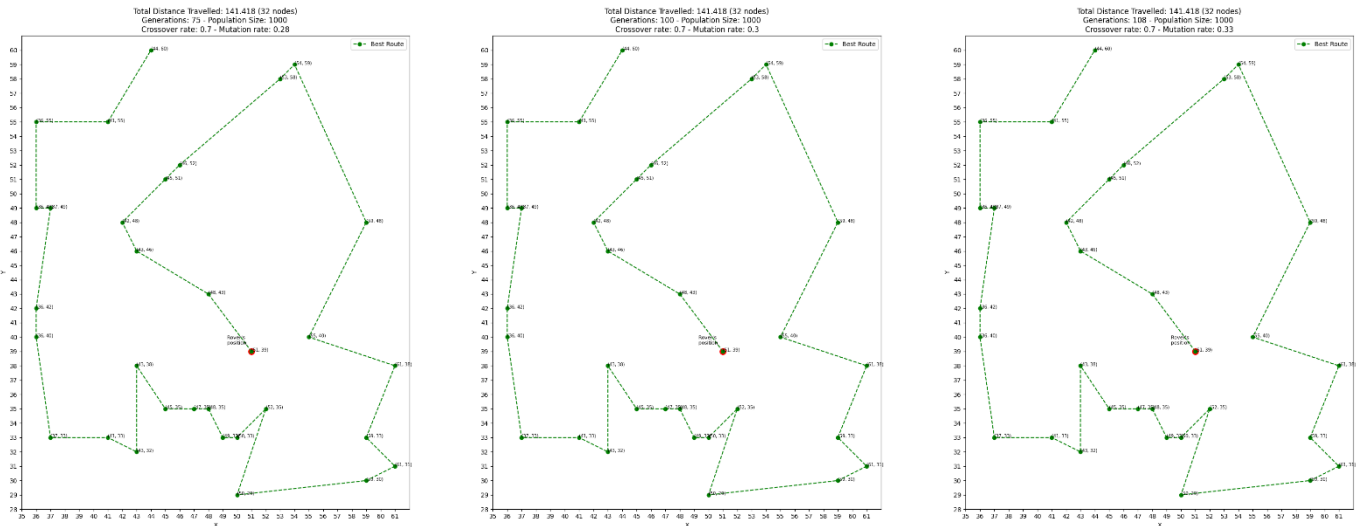
Πίνακας 2.1: Τιμές παραμέτρων για την εφαρμογή Γενετικών αλγορίθμων

Παράμετρος	Τιμή	Τελικός επιλεχθείσα τιμή
Πλήθος γενεών	200	60
Μέγεθος πληθυσμού	1000	100
Πιθανότητα διασταύρωσης	0.8	0.8
Πιθανότητα μετάλλαξης	0.3	0.3
Πιθανότητα επιλογής μεθόδου μετάλλαξης	0.4	0.5
Πιθανότητα επιλογής μεθόδου επιλογής γονέων	0.5	0.7

Η τελικός επιλεχθείσα τιμή προέκυψε από τον μέσο όρο των 100 καλύτερων συνδυασμών. Συνολικά διεξήχθησαν 1000 πειράματα κατά την φάση της αναζήτησης του βέλτιστου συνδυασμού.

Στην Εικόνα 2.7 φαίνεται ενδεικτικά η εξέλιξη της διαδρομής στην 1η, 25η, 50η, 75η, 100η και 108η γενιά αντίστοιχα. Επίσης από το γράφημα της συνάρτησης καταλληλότητας, μπορούμε να δούμε πως ο αλγόριθμος αρχίζει να συγκλίνει από την 60η γενιά και μετά.





Εικόνα 2.7: Παράδειγμα εξέλιξης Γεν. Αλγορίθμου

2.2.3 Ant-Colony Optimization

Ο αλγόριθμος Ant-Colony Optimization βασίζεται στη βιολογία και έχει μοντελοποιηθεί πάνω στη συμπεριφορά των μυρμηγκιών στην αναζήτηση τροφής, την οποία και προσομοιώνει. Χρησιμοποιεί τα ίχνη φερομόνων που εκλύουν τα μυρμήγκια και τους βοηθάνε να εντοπίζουν αποδοτικές διαδρομές.

Εφαρμόζεται κυρίως σε προβλήματα δρομολόγησης, όπως ζητήματα εφοδιαστικής αλυσίδας και δρομολόγησης πακέτων δεδομένων σε δίκτυα, καθώς επίσης και σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού [19].

Ακολουθεί μια συνοπτική και βελτιωμένη περιγραφή των βημάτων του αλγορίθμου για την επίλυση του προβλήματος:

1. **Υπολογισμός Αποστάσεων:** Υπολογίζονται οι αποστάσεις μεταξύ όλων των ζευγών κόμβων του γράφου.
2. **Αρχικοποίηση Φερομόνης:** Ορίζεται μια αρχική ποσότητα φερομόνης σε όλες τις ακμές του γράφου.
3. **Έναρξη Μυρμηγκιών:** Ξεκινάει ένα πλήθος «μυρμηγκιών», από τον αρχικό κόμβο.
4. **Μετακίνηση Μυρμηγκιών:** Τα «μυρμήγκια» κινούνται από κόμβο σε κόμβο επιλέγοντας την ακμή με τη μεγαλύτερη συγκέντρωση φερομόνης. Όσο μικρότερη η απόσταση, τόσο υψηλότερη η πιθανότητα επιλογής.

5. **Καταγραφή Διαδρομής:** Κάθε «μυρμήγκι» αποθηκεύει το μονοπάτι που ακολούθησε, αποφεύγοντας την επιστροφή σε κόμβους που έχει ήδη επισκεφθεί και καταγράφει τη συνολική απόσταση. Η επιλογή του επόμενου κόμβου βασίζεται στις τιμές φερομόνης.
6. **Υπολογισμός Κόστους Διαδρομών:** Υπολογίζεται το κόστος όλων των διαδρομών που έχουν υλοποιηθεί από τα «μυρμήγκια».
7. **Ενημέρωση Φερομόνης:** Σε κάθε επανάληψη, αφαιρείται ένα μικρό ποσοστό φερομόνης (evaporation) από όλες τις ακμές, έτσι ενισχύονται αυτές με υψηλή συγκέντρωση φερομόνης.
8. **Επανάληψη Διαδικασίας:** Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται για έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων ή μέχρι να επιτευχθεί κάποιο κριτήριο σύγκλισης.
9. **Επιλογή Καλύτερης Διαδρομής:** Επιστρέφεται η συντομότερη και πιο αποδοτική διαδρομή που βρέθηκε κατά τη διάρκεια της διαδικασίας.

Αυτά τα βήματα επιτρέπουν στον αλγόριθμο να βελτιστοποιεί συνεχώς τις λύσεις του, αξιοποιώντας τη συλλογική συμπεριφορά των μυρμηγκιών για την εύρεση βέλτιστων ή επαρκώς βέλτιστων αποτελεσμάτων.

Όπως και στους γενετικούς αλγόριθμους, στην προηγούμενη ενότητα, έτσι και εδώ η εφαρμογή του Ant-Colony Optimization περιλαμβάνει μία σειρά από παραμέτρους. Εφαρμόστηκε και εδώ η μέθοδος grid search ώστε να εντοπιστεί ένας επαρκώς ικανοποιητικός συνδυασμός τιμών για όλες τις παραμέτρους.

Οι παράμετροι που εξετάστηκαν είναι:

- **Πλήθος «Μυρμηγκιών» (n_{ants}):** Ο αριθμός των τεχνητών μυρμηγκιών που χρησιμοποιούνται στον αλγόριθμο. Κάθε «μυρμήγκι» κατασκευάζει ανεξάρτητα μια λύση. Μεγαλύτερος αριθμός μυρμηγκιών αυξάνει την κάλυψη του χώρου αναζήτησης, αλλά επιβαρύνει τον υπολογιστικό φόρτο. Το πλήθος που επιλέχθηκε ήταν ίσο με το μήκος του υπό εξέταση μονοπατιού ως εμπειρικός κανόνας.
- **Μέγιστος Αριθμός Επαναλήψεων ($iterations$):** Το ανώτατο όριο επαναλήψεων του αλγόριθμου το οποίο αποτελεί και κριτήριο τερματισμού. Όσο περισσότερες επαναλήψεις, τόσο αυξάνονται οι πιθανότητες εύρεσης βέλτιστων λύσεων. Ωστόσο, παρατείνουν τον χρόνο εκτέλεσης.
- **Συντελεστής Επίδρασης Φερομόνης (α):** Καθορίζει τον βαθμό στον οποίο η συγκέντρωση φερομόνης επηρεάζει τις αποφάσεις των «μυρμηγκιών». Υψηλότερες τιμές ενισχύουν την τάση των «μυρμηγκιών» να επιλέγουν ακμές με υψηλή τιμή φερομόνης.
- **Συντελεστής Ευρετικής Πληροφορίας (β):** Εκφράζει τη σημασία πληροφοριών όπως απόσταση ή κόστος, κατά τη λήψη αποφάσεων. Αυξημένες τιμές ενισχύουν την προτίμηση των «μυρμηγκιών» προς πιο σύντομες ή λιγότερο δαπανηρές διαδρομές.
- **Ρυθμός Εξάτμισης Φερομόνης (ρ):** Προσδιορίζει τον ρυθμό με τον οποίο οι φερομόνες εξατμίζονται με την πάροδο του χρόνου. Επηρεάζει την ισορροπία μεταξύ διερεύνησης νέων διαδρομών και αξιοποίησης υπαρχουσών. Υψηλότερος ρυθμός εξάτμισης προάγει την εξερεύνηση.
- **Σταθερά Φερομόνης (Q):** Παράμετρος που καθορίζει την ποσότητα φερομόνης που εναποθέτουν τα μυρμήγκια κατά την ενημέρωση των μονοπατιών, επηρεάζοντας τη δυναμική της βελτιστοποίησης.

Ορίστηκε ένα εύρος αποδεκτών τιμών για καθεμία από τις παραμέτρους και ο αλγόριθμος εκτελέστηκε διαδοχικά, καταγράφοντας τα αποτελέσματα κάθε εκτέλεσης για περαιτέρω ανάλυση. Από την επεξεργασία των δεδομένων, προέκυψε ότι ο ακόλουθος συνδυασμός παραμέτρων παρουσιάζει τη βέλτιστη απόδοση.

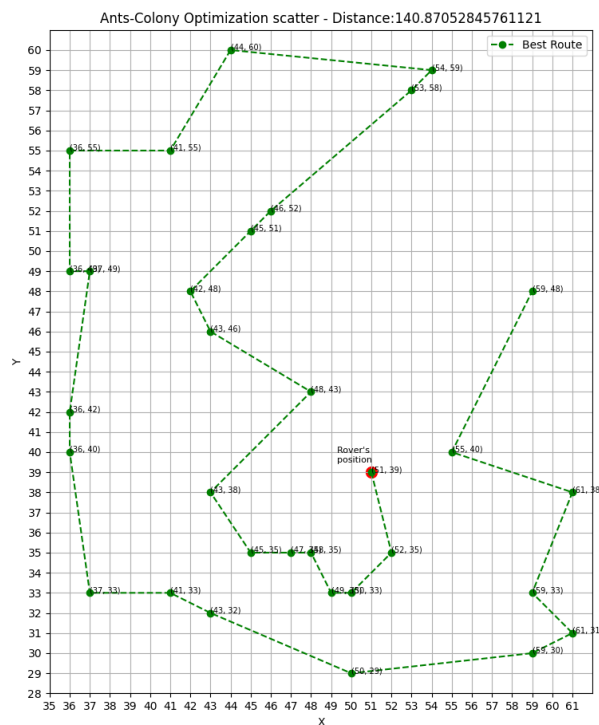
Βρέθηκε ότι ο παρακάτω συνδυασμός αποδίδει σχετικά καλύτερα:

Πίνακας 2.2: Τιμές παραμέτρων για την εφαρμογή αλγορίθμου Ant-Colony Optimization

Παράμετρος	Τιμή	Τελικώς επιλεγθείσα τιμή
Μέγιστος Αριθμός Επαναλήψεων (iterations)	500	300
Συντελεστής Επίδρασης Φερομόνης (alpha)	1	1
Συντελεστής Ευρετικής Πληροφορίας (beta)	6	3
Ρυθμός Εξάτμισης Φερομόνης (rho)	0.1	0.2
Σταθερά Φερομόνης (Q)	300	250

Η τελικώς επιλεγθείσα τιμή προέκυψε από τον μέσο όρο των 50 καλύτερων συνδυασμών. Συνολικά διεξήχθησαν 500 πειράματα κατά την φάση της αναζήτησης του βέλτιστου συνδυασμού.

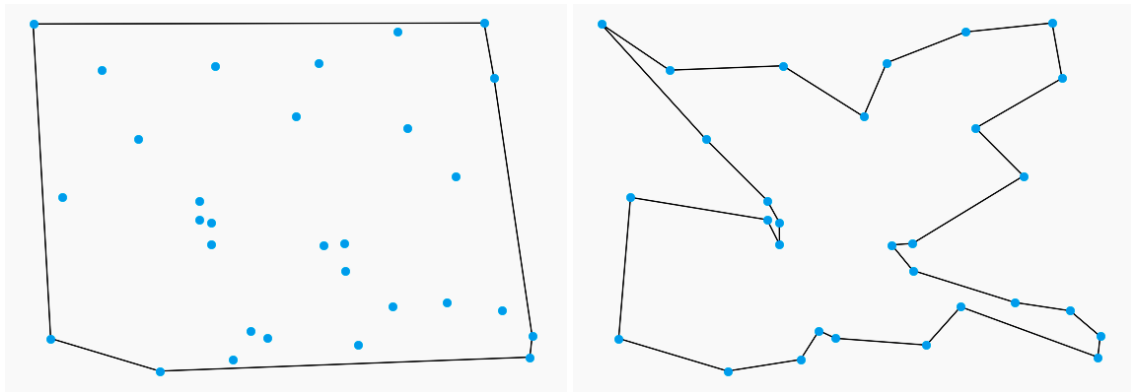
Στο παρακάτω γράφημα φαίνεται η διαδρομή που παρήγαγε ο αλγόριθμος για το ίδιο πλήθος σημείων που εξετάσαμε και στην προηγούμενη ενότητα.



Εικόνα 2.8: Optimal path for Ants-Colony Optimization

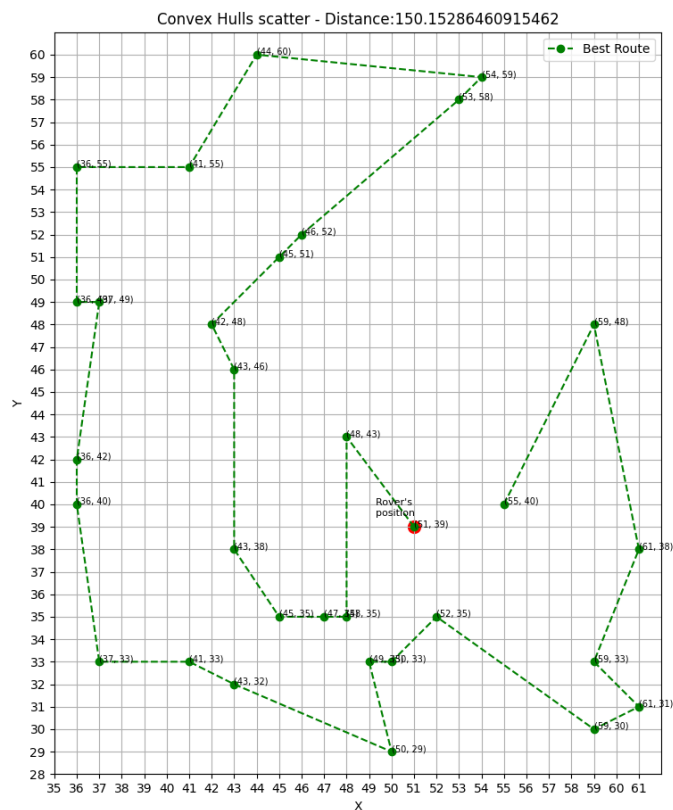
2.2.4 Convex Hulls

Πρόκειται για έναν ευρετικό αλγόριθμο ο οποίος ξεκινά με την κατασκευή του Convex Hull (δηλαδή ενός μονοπατιού που σχηματίζει κύκλο και του οποίου οι ακμές συνδέουν τους πιο απομακρυσμένους κόμβους του γραφήματος. Σε αυτό το μονοπάτι, όλοι οι υπόλοιποι κόμβοι περικλείονται εντός του κύκλου). Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι για την κατασκευή ενός Convex Hull αλλά εδώ χρησιμοποιήθηκε ο Greedy insertion ο οποίος, αφού κατασκευάσει το αρχικό μονοπάτι και στη συνέχεια εκτελεί έναν βρόγχο όπου σε κάθε βήμα εισαγάγει τον εγγύτερο κόμβο (που δεν ανήκει ήδη στο μονοπάτι) επιχειρώντας να ελαχιστοποιήσει το συνολικό κόστος της διαδρομής.



Εικόνα 2.9: Αρχικό μονοπάτι Convex Hull (αριστερά) και η βέλτιστη διαδρομή (δεξιά)

Στο παρακάτω γράφημα φαίνεται η διαδρομή που παρήγαγε ο αλγόριθμος Convex Hulls για το ίδιο πλήθος σημείων που εξετάσαμε και στην προηγούμενη ενότητα.



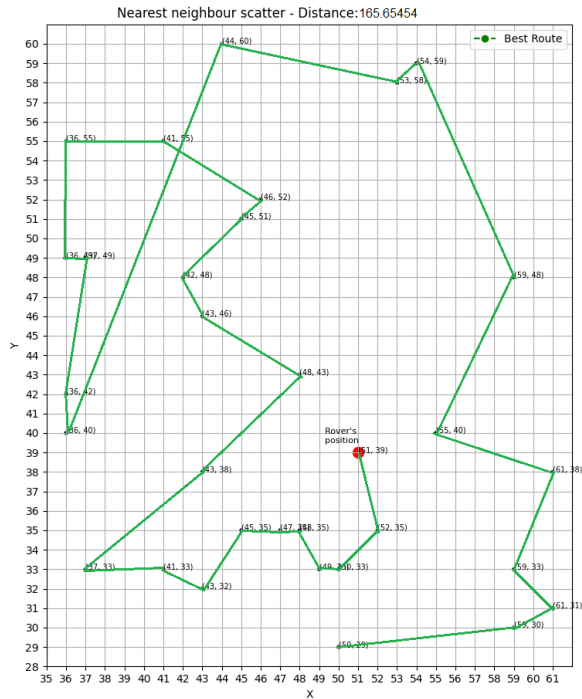
Εικόνα 2.10: Optimal path for Convex Hull

2.2.5 Αλγόριθμος Αναζήτησης A*

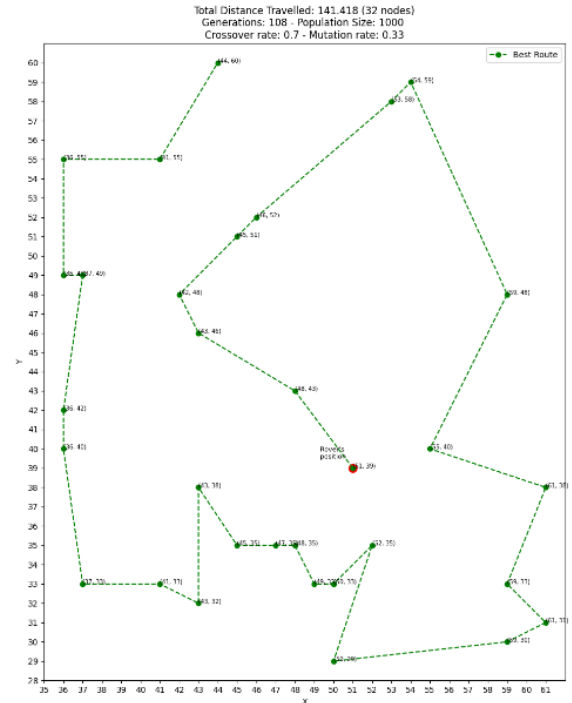
Ο αλγόριθμος A* είναι ένας ευρέως χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος εύρεσης διαδρομών και διάσχισης γράφων που βρίσκει το συντομότερο μονοπάτι μεταξύ δύο κόμβων [20]. Συνδυάζει το πραγματικό κόστος από την αρχική θέση μέχρι έναν κόμβο και συνδυάζει μια ευρετική εκτίμηση του κόστους από αυτόν τον κόμβο έως τον κόμβο προορισμού. Αυτή η προσέγγιση καθοδηγεί τον αλγόριθμο προς την πιο υποσχόμενο μονοπάτι, εξασφαλίζοντας μία αποτελεσματική αναζήτηση.

Για τον υπολογισμό των βέλτιστων μονοπατιών μεταξύ των κόμβων, όλοι οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι πλοήγησης στην ενότητα 2.2, χρησιμοποίησαν την ευκλείδεια απόσταση. Ιδανικά, θα ήταν

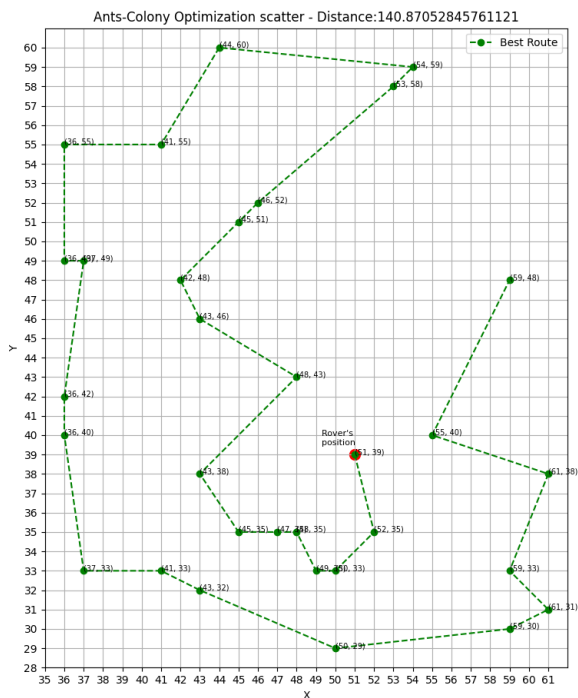
προτιμότερο να χρησιμοποιηθεί ένας αλγόριθμος αναζήτησης που να λαμβάνει υπόψη και περιορισμούς σχετικά με την προσβασιμότητα των κελιών (πχ. το όχημα δεν μπορεί να διασχίσει περιοχές με βουνά), όπως ο A*. Ωστόσο, λόγω των περιορισμένων υπολογιστικών πόρων, ο A* εφαρμόστηκε μόνο από το όχημα κατά τη μετάβασή του προς το κελί προορισμού (συλλογή πόρου, επιστροφή στη βάση κλπ.).



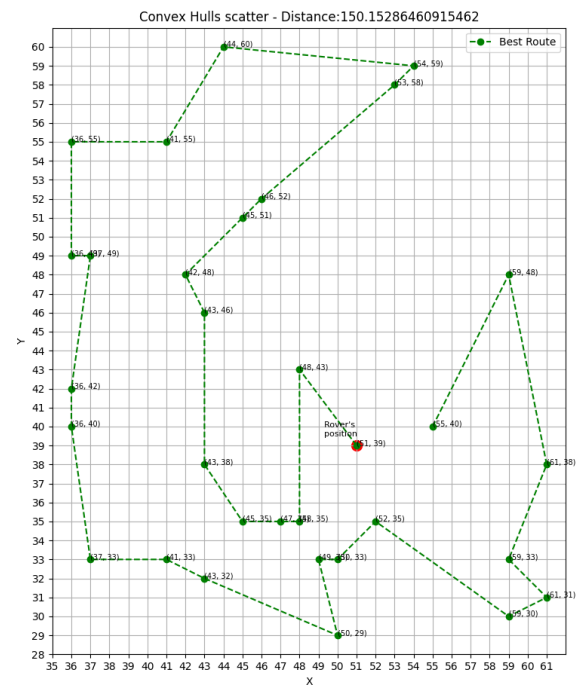
Nearest Neighbor



Γενετικοί Αλγόριθμοι



Ant-Colony Optimization



Convex Hull

Εικόνα 2.11: Συγκριτικός πίνακας βέλτιστων διαδρομών ανά αλγόριθμο πλοήγησης

2.3 Στρατηγικές περισυλλογής πόρων

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται οι τέσσερις στρατηγικές περισυλλογής πόρων που χρησιμοποιούνται για τη βέλτιστη εξερεύνηση του χώρου από το όχημα, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η ενεργειακή κατανάλωση, η απόσταση και η πυκνότητα των πόρων.

2.3.1 Προτεραιότητα στον εγγύτερο πόρο (Πλοήγηση με Nearest neighbor)

Πρόκειται για αρκετά απλή στρατηγική η οποία ωστόσο φαίνεται να είναι και εξίσου αποδοτική.

Μόλις το όχημα ξεκινήσει την αποστολή του και απομακρυνθεί από τη βάση, αρχίζει να εξερευνά το χώρο εντός των ορίων της ακτίνας των αισθητήρων του. Τα βήματα που ακολουθούνται είναι τα εξής:

1. **Δημιουργία Λιστών:** Αρχικά, δημιουργείται μια λίστα με όλους τους πόρους που εντοπίζονται στην ακτίνα ανίχνευσής του.
2. **Υπολογισμός Ευκλείδειας Απόστασης:** Υπολογίζεται η ευκλείδεια απόσταση των πόρων από το τρέχον σημείο του οχήματος.
3. **Επιλογή και Προσέγγιση Πόρου:** Στη συνέχεια, επιλέγεται ο πόρος που βρίσκεται πλησιέστερα στο όχημα και υπολογίζεται το μονοπάτι προς τον επιλεγμένο πόρο με χρήση της A^* ώστε να λαμβάνεται υπόψη η πιθανή ύπαρξη μη προσπελάσιμων κελιών (βουνά). Όταν το όχημα φτάσει στο κελί προορισμού, περισυλλέγει ή παρατηρεί τον πόρο.
4. **Επανάληψη Διαδικασίας:** Βρισκόμενο πλέον σε νέα θέση, επαναλαμβάνει τη διαδικασία, επιλέγοντας ξανά το σημείο του πλησιέστερου πόρου.

Οι υπόλοιποι πόροι που ανιχνεύθηκαν αλλά δεν περισυλλέχθηκαν, διατηρούνται σε μια εσωτερική λίστα του οχήματος, όπως αναλύεται στην παράγραφο 3.3.4, με σκοπό την επακόλουθη επιστροφή του οχήματος στο σημείο για την περισυλλογή ή παρατήρηση τους. Κάθε πόρος αφαιρείται από την εν λόγω λίστα μετά την περισυλλογή ή παρατήρησή του. Επιπλέον, η συγκεκριμένη λίστα ενημερώνεται κατά την πλοήγηση του οχήματος, είτε αυτό εξερευνά, είτε επιστρέφει στη βάση, είτε αποφεύγει κάποια καταγίδια, ώστε να διατηρείται η πληροφορία για μελλοντική χρήση. Στην περίπτωση που ο πόρος στον οποίο επιστρέφει είναι βιοχημική αντίδραση που έχει αλλάξει θέση λόγω λήξης του χρόνου ζωής της, το όχημα δεν μπορεί να το γνωρίζει εκ των προτέρων. Έτσι, μόλις φτάσει στο σημείο, διαπιστώνει ότι στο κελί δεν υπάρχει πλέον ο πόρος που είχε ανιχνευθεί αρχικά. Η συγκεκριμένη βιοχημική αντίδραση αφαιρείται επίσης από τη λίστα, καθώς τα δεδομένα δεν είναι πλέον έγκυρα.

Όταν έχει ήδη συλλεχθεί η πλειοψηφία των πόρων και η τοποθέτησή τους στον χώρο είναι λιγότερο πυκνή, συχνά συμβαίνει στην ακτίνα ανίχνευσης του οχήματος να μην υπάρχουν πόροι. Σε αυτήν την περίπτωση, το όχημα ξεκινά να εξερευνά τον χώρο με σκοπό τον εντοπισμό των υπολοίπων πόρων. Οι τεχνικές εξερεύνησης και χαρτογράφησης αναλύονται στην ενότητα 2.4.

2.3.2 Προτεραιότητα στον πόρο υψηλότερης ανταμοιβής (Πλοήγηση με Convex Hulls)

Η παρούσα στρατηγική διατηρεί κάποια χαρακτηριστικά της προηγούμενης, ειδικά όσον αφορά την παρατήρηση των βιοχημικών αντιδράσεων στις οποίες δίνει υψηλότερη προτεραιότητα. Μόλις παρατηρήσει το μεγαλύτερο μέρος τους, ξεκινά τη συλλογή των πετρωμάτων.

Ξεκινώντας την αποστολή του το όχημα και αφού απομακρυνθεί από τη βάση, αρχίζει να εξερευνά την περιοχή εντός της ακτίνας των αισθητήρων του. Τα επόμενα βήματα είναι τα εξής:

1. **Δημιουργία Λιστών:** Δημιουργείται μία λίστα για κάθε είδος πόρου που ανιχνεύεται. Στην πρώτη καταχωρούνται τα πετρώματα και στην δεύτερη οι βιοχημικές αντιδράσεις.
2. **Υπολογισμός Ευκλείδειας Απόστασης:** Υπολογίζεται η ευκλείδεια απόσταση μόνο των αντιδράσεων από το τρέχον σημείο του οχήματος.
3. **Επιλογή και Προσέγγιση Αντίδρασης:** Επιλέγεται η αντίδραση που βρίσκεται πλησιέστερα στο όχημα και υπολογίζεται το μονοπάτι προς αυτήν με χρήση του A*. Όταν φτάσει στο σημείο της αντίδρασης, το όχημα παρατηρεί την αντίδραση.
4. **Λήψη Απόφασης για Περισυλλογή Πετρωμάτων:** Υπολογίζεται το ποσοστό των βιοχημικών αντιδράσεων που έχουν παρατηρηθεί. Αν το ποσοστό είναι $\geq 96\%$, εκτελείται ο αλγόριθμος Convex Hulls με είσοδο την παράμετρο των x κοντινότερων πετρωμάτων στο όχημα. Η τιμή του x καθορίζεται από την τρέχουσα χωρητικότητα του αποθηκευτικού χώρου, ώστε μετά την πλοήγηση στα κελιά των πετρωμάτων, το όχημα να επιστρέφει γεμάτο στη βάση για την εκφόρτωσή τους.
Κατά την διάρκεια της διαδρομής που παρήγαγε ο Convex Hulls, εάν το όχημα ανιχνεύσει εναπομένουσες βιοχημικές αντιδράσεις, εκμεταλλεύεται την εγγύτητά τους και τις παρατηρεί. Έπειτα συνεχίζει με τη συλλογή των υπολοίπων πετρωμάτων.
Αφήνοντας, σε αυτή τη φάση, ένα μικρό ποσοστό αντιδράσεων απαρατήρητο (4%), το όχημα εξοικονομεί χρόνο και ενέργεια από τον εντοπισμό τους, δεδομένου ότι η θέση τους είναι δυναμική και αλλάζει καθημερινά.
5. **Επανάληψη Διαδικασίας:** Εάν δεν έχει ικανοποιηθεί η παραπάνω συνθήκη, τότε όντας πλέον το όχημα σε νέα θέση, επαναλαμβάνεται η διαδικασία επιλέγοντας ξανά την πλησιέστερη αντίδραση.

Στην περίπτωση όπου το όχημα συναντήσει κάποια καταγίδα ή αναγκαστεί να επιστρέφει στη βάση, επανυπολογίζεται το μονοπάτι με σημείο έναρξης την νέα τοποθεσία του οχήματος.

Με τη συγκεκριμένη στρατηγική, δίνοντας υψηλότερη προτεραιότητα στις βιοχημικές αντιδράσεις, το όχημα αξιοποιεί την άμεση παρατήρησή τους και αποφεύγει το δυσμενές σενάριο κατά το οποίο απομένουν ελάχιστες βιοχημικές αντιδράσεις μεταβαλλόμενης τοποθεσίας. Σε αυτή την περίπτωση, οι εν λόγω αντιδράσεις καθίστανται δυσχερέστερο να εντοπιστούν, οδηγώντας σε περιττή κατανάλωση ενέργειας και χρόνου.

2.3.3 Παράλληλη συλλογή πόρων (Πλοήγηση με Ant-Colony Optimization)

Σε αυτήν την στρατηγική το όχημα διατηρεί και πάλι δύο λίστες για τους πόρους, ωστόσο δεν δίνεται κάποια προτεραιότητα σε κάποιο συγκεκριμένο είδος. Η ιδέα είναι πως ανά έναν συγκεκριμένο αριθμό παρατηρηθέντων πετρωμάτων, συνήθως 15, υλοποιείται η ένωση των παραπάνω πετρωμάτων με το σύνολο των βιοχημικών αντιδράσεων που υπάρχουν στην ακτίνα ανίχνευσης του οχήματος. Καλείται ο αλγόριθμος ACO με όρισμα αυτήν την λίστα και το όχημα ακολουθεί το μονοπάτι με σκοπό την περισυλλογή/παρατήρηση των πόρων. Ειδικότερα τα βήματα έχουν ως εξής:

1. **Δημιουργία Λιστών:** Δημιουργείται μία λίστα για κάθε είδος πόρου που ανιχνεύεται. Στην πρώτη καταχωρούνται τα πετρώματα και στην δεύτερη οι βιοχημικές αντιδράσεις.
2. **Υπολογισμός Ευκλείδειας Απόστασης:** Υπολογίζεται η ευκλείδεια απόσταση μόνο των αντιδράσεων από το τρέχον σημείο του οχήματος.
3. **Επιλογή και Προσέγγιση Αντίδρασης:** Επιλέγεται η αντίδραση που βρίσκεται πλησιέστερα στο όχημα και υπολογίζεται το μονοπάτι προς αυτήν με χρήση του A*. Όταν φτάσει στο σημείο της αντίδρασης, το όχημα παρατηρεί την αντίδραση.
4. **Λήψη Απόφασης για Περισυλλογή Πετρωμάτων:** Υπολογίζεται το πλήθος των πετρωμάτων που έχουν παρατηρηθεί. Αν στο σύνολο τους είναι τουλάχιστον 15, εκτελείται ο αλγόριθμος Ant-Colony Optimization με παράμετρο μία λίστα που αποτελείται από τα 15 κοντινότερα πετρώματα και τις βιοχημικές αντιδράσεις που βρίσκονται σε ακτίνα 15 κελιών γύρω από το όχημα.
5. **Επανάληψη Διαδικασίας:** Επαναλαμβάνονται τα προηγούμενα βήματα μέχρις ότου συλλεχθούν/παρατηρηθούν όλοι οι πόροι.

Στην περίπτωση όπου το όχημα συναντήσει κάποια καταιγίδα ή αναγκαστεί να επιστρέψει στη βάση, επανυπολογίζεται το μονοπάτι με σημείο έναρξης την νέα τοποθεσία του οχήματος.

Με την παραπάνω στρατηγική, η συλλογή των πόρων πραγματοποιείται σταδιακά και ισομερώς για κάθε είδος πόρου. Επιπλέον, το όχημα συνήθως δεν επιστρέφει στις περιοχές από τις οποίες έχει ήδη συλλέξει πόρους, καθώς σπανίως απομένουν ανεξερεύνητοι πόροι σε αυτές. Εξαιρέση αποτελούν περιπτώσεις αιφνίδιας διακοπής της συλλογής (π.χ. λόγω καταιγίδας ή αναγκαστικής επιστροφής του οχήματος στη βάση), οπότε ενδέχεται να απαιτηθεί επανεξέταση της συγκεκριμένης περιοχής, κάτι που δεν αποτελεί ιδιαίτερο πρόβλημα δεδομένου πως το όχημα διατηρεί στην μνήμη του τις συντεταγμένες των πόρων που έμειναν πίσω.

2.3.4 Παράλληλη συλλογή πόρων (Γενετικούς αλγόριθμους)

Η συγκεκριμένη στρατηγική διαφοροποιείται από την προηγούμενη αποκλειστικά και μόνο ως προς τον αριθμό των πετρωμάτων που περισυλλέγονται σε κάθε διαδρομή. Ενώ στην προηγούμενη περίπτωση συλλέγονταν 15 πετρώματα, σε αυτή τη στρατηγική ο αριθμός μειώνεται σε 10. Παρόλα αυτά, βάσει των κριτηρίων που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του μονοπατιού (συμπεριλαμβανομένων τυχόν αντιδράσεων), το τελικό πλήθος που θα συλλεχθεί ενδέχεται να είναι υψηλότερο. Η συγκεκριμένη επιλογή πραγματοποιήθηκε με γνώμονα τις υπολογιστικές απαιτήσεις των γενετικών αλγορίθμων.

2.4 Τεχνικές εξερεύνησης και χαρτογράφησης περιβάλλοντος

Σε αρκετές περιπτώσεις, οι επικρατούσες συνθήκες επιβάλλουν τη μετάβαση του οχήματος σε κατάσταση εξερεύνησης. Συγκεκριμένα, αυτό συμβαίνει όταν οι πόροι κατανέμονται σε αραιότερη διάταξη ή όταν το όχημα δίνει προτεραιότητα σε ένα συγκεκριμένο είδος πόρου που δεν εντοπίζεται ούτε εντός της ακτίνας ανίχνευσής του αλλά ούτε στην εσωτερική λίστα με τους «σε εκκρεμότητα» ανιχνευθέντες πόρους.

Σε ένα τέτοιο πλαίσιο, το όχημα οφείλει να εξερευνήσει το περιβάλλον, εντοπίζοντας τους εναπομείναντες πόρους, τις περιοχές με αυξημένη πυκνότητα πόρων ή τυχόν μη προσβάσιμες περιοχές, ώστε να βελτιστοποιεί τον σχεδιασμό των διαδρομών του.

Ακολουθούν τρεις προτεινόμενες μέθοδοι εξερεύνησης του περιβάλλοντος.

2.4.1 Βελτιστοποιημένη τυχαία περιήγηση με δεδομένα αισθητήρων

Η παρούσα μέθοδος βασίζεται στις εσωτερικές δομές δεδομένων του οχήματος που αφορούν τα συνορεύοντα κελιά μεταξύ ανεξερευνητών και εξερευνημένων περιοχών (frontier cells) καθώς και τα ήδη εξερευνημένα (explored cells).

Καθώς το όχημα κινείται, οι δύο αυτές δομές ενημερώνονται δυναμικά. Η πρώτη με τα νέα συνοριακά σημεία τα οποία συνεχώς επεκτείνονται και η δεύτερη με τα νέα εξερευνημένα κελιά. Όταν χαρτογραφηθεί ένα σημαντικό ποσοστό του χώρου, η μνήμη επαναφέρεται και τα δεδομένα των δύο λιστών διαγράφονται. Στο συγκεκριμένο μοντέλο, το ποσοστό αυτό ορίζεται στο 85% - 90% λόγω της έκτασης των μη προσβάσιμων περιοχών (τα βουνά καλύπτουν 10% - 15% της συνολικής επιφάνειας του κόσμου) τις οποίες εξ ορισμού δεν μπορεί να εξερευνήσει το όχημα.

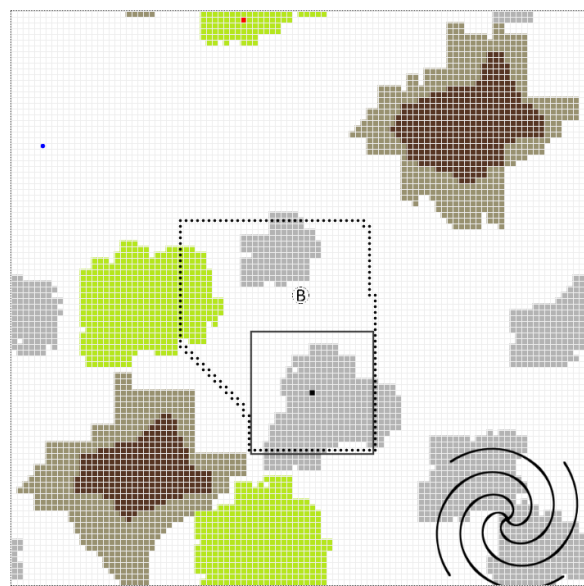
Αυτό έχει ως αποτέλεσμα το όχημα να επαναφέρει την μνήμη του και να συνεχίζει την αποστολή έχοντας μηδενική γνώση για τον περιβάλλοντα χώρο. Με αυτήν την περιοδική επαναφορά της μνήμης, αντιμετωπίζεται η δυναμική μετακίνηση των βιοχημικών αντιδράσεων, αποτρέποντας το όχημα από το να επισκεφθεί ξανά κενά σημεία που δεν περιέχουν πλέον πόρους που είχαν προηγουμένων καταχωρηθεί.

Η παραπάνω μέθοδος φαίνεται να καλύπτει αποδοτικά μεγάλες περιοχές του κόσμου με λιγότερες κινήσεις, ελαχιστοποιεί τις περιττές επισκέψεις και εστιάζει σε ανεξερεύνητες περιοχές. Ωστόσο, απαιτεί έναν αξιόπιστο μηχανισμό για την ανίχνευση και διαχείριση των συνοριακών περιοχών ο οποίος όμως είναι απαιτεί υψηλό υπολογιστικό κόστος σε μεγάλες εκτάσεις όπως ο χάρτης της εν λόγω προσομοίωσης.

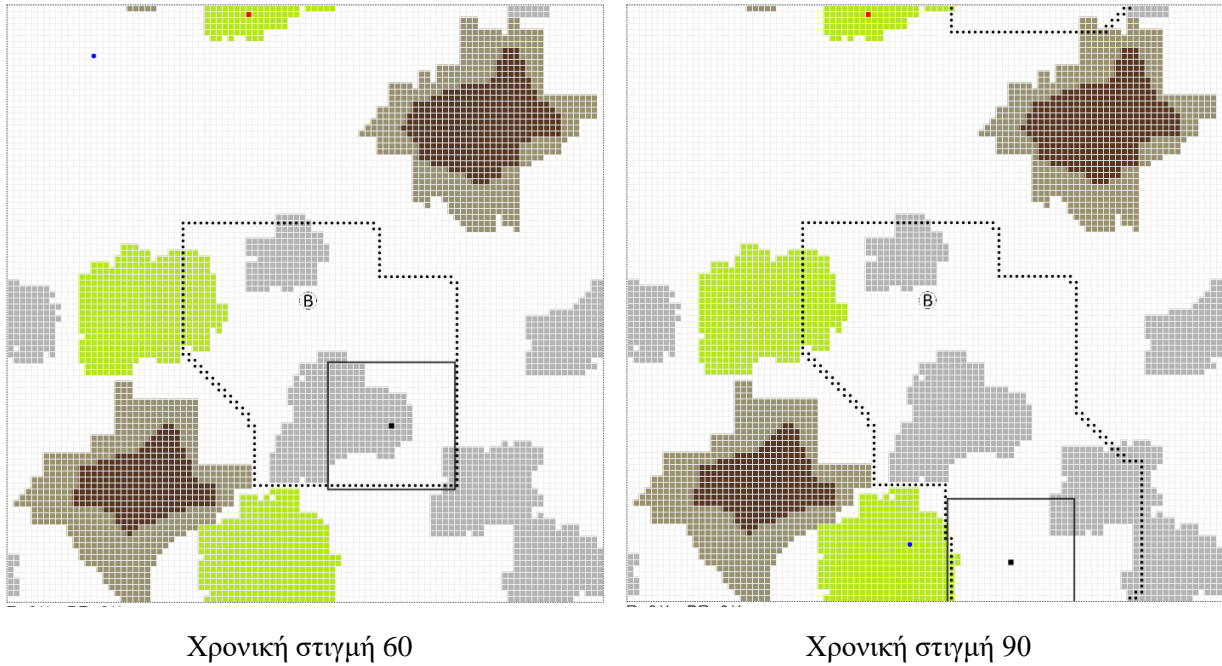
Στις παρακάτω εικόνες οπτικοποιείται με μαύρες τελείες η λίστα των συνοριακών κελιών και φαίνεται πως εξελίσσεται η επέκταση της όσο το όχημα κινείται.



Αρχικοποίηση - Χρονική στιγμή 1



Χρονική στιγμή 30



Εικόνα 2.12: Εξέλιξη εξερεύνησης με βελτιστοποιημένη τυχαία περιήγηση βάσει δεδομένων αισθητήρων

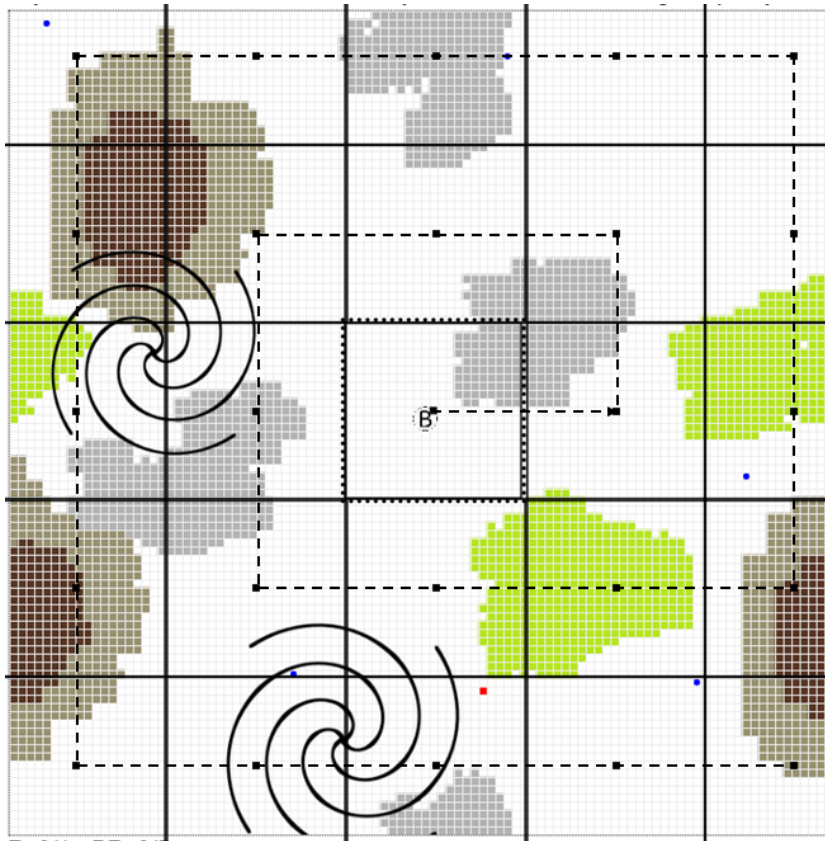
2.4.2 Χαρτογράφηση με σπειροειδή πλοήγηση

Η ακόλουθη μέθοδος εξερεύνησης βασίζεται σε ένα σπειροειδές και επεκτεινόμενο τετραγωνικό μοτίβο, αξιοποιώντας την εμβέλεια των αισθητήρων του οχήματος ώστε να αποφευχθούν περιττές επαναλήψεις διαδρομών. Η διαδικασία ξεκινά με το όχημα να κινείται σταδιακά προς τα έξω ακολουθώντας τη σπειροειδή κίνηση. Η κάθε διαδρομή σχεδιάζεται έτσι ώστε να ελαχιστοποιεί την αλληλοκάλυψη με ήδη εξερευνημένες περιοχές, διασφαλίζοντας παράλληλα ότι δε θα παραμείνουν κενές ζώνες.

Σε περίπτωση αντίκρουσης εμποδίων, το μοτίβο προσαρμόζεται δυναμικά, παρακάμπτοντας τα εμπόδια χωρίς να διακόπτεται η συνολική στρατηγική επέκτασης. Λόγω της τορροειδούς φύσης του περιβάλλοντος, ιδιαίτερη προσοχή δίνεται στη μετάβαση από τη μία άκρη στην άλλη, ώστε να εξασφαλίζεται η συνέχιση του μοτίβου χωρίς διακοπές.

Η συγκεκριμένη προσέγγιση χαρακτηρίζεται από τη συστηματική και απλή υλοποίησή της, προσφέροντας πλήρη κάλυψη του πλέγματος και αποφεύγοντας περιττές διαδρομές σε ήδη εξερευνημένα σημεία. Ωστόσο, δυσχέρειες μπορεί να προκύψουν σε περιοχές με πυκνά εμπόδια, όπου απαιτούνται πολλές προσαρμογές.

Στην παρακάτω εικόνα οπτικοποιείται με την διακεκομμένη γραμμή μία εκδοχή της σπειροειδούς εξερεύνησης.



Εικόνα 2.13: Χαρτογράφηση με σπειροειδή πλοήγηση

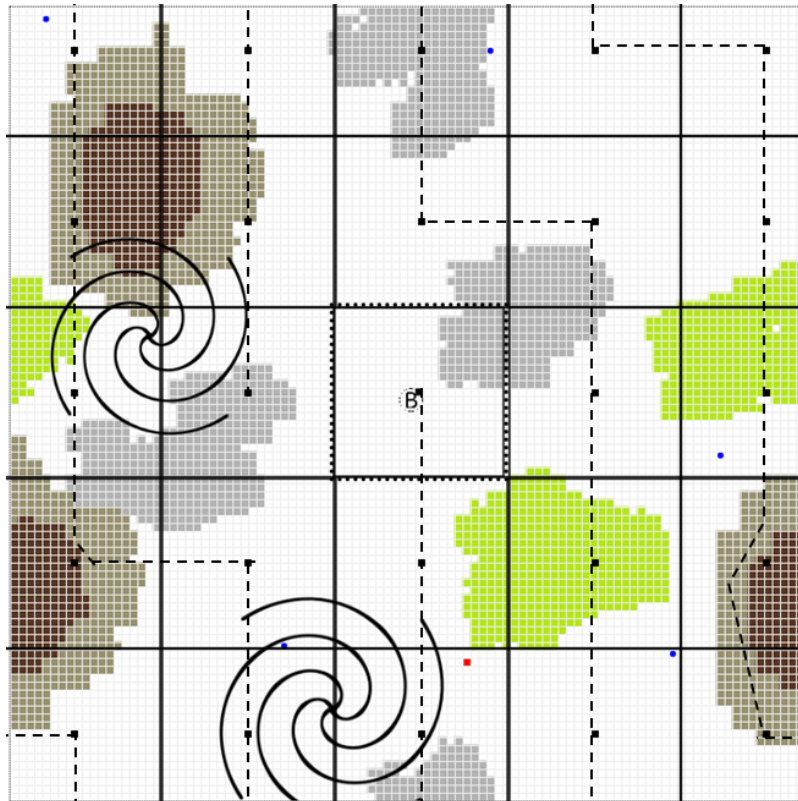
2.4.3 Χαρτογράφηση με τμηματοποίηση του χάρτη σε τομείς

Η μέθοδος εξερεύνησης με τμηματοποίηση του χάρτη σε τομείς αποτελεί μια συστηματική προσέγγιση για την πλήρη κάλυψη ενός τοροειδούς κόσμου, αξιοποιώντας, όπως και η σπειροειδής προσέγγιση, την ακτίνα των αισθητήρων του οχήματος. Αυτή η μέθοδος διαιρεί το περιβάλλον σε συμμετρικά καταναμημένους τομείς, επιτρέποντας στο όχημα να εξερευνήσει κάθε έναν με ακρίβεια πριν προχωρήσει στον επόμενο. Η ακτίνα των αισθητήρων καθορίζει το μέγεθος κάθε τομέα, εξασφαλίζοντας ότι κάθε νέα κίνηση του οχήματος επεκτείνει την εξερευνητική περιοχή χωρίς επικάλυψη ή αφήνοντας κενές ζώνες.

Η υλοποίηση της εξερεύνησης ξεκινά από την τρέχουσα θέση του οχήματος, με αυτό να κινείται προς τους επόμενους τομείς με αυξανόμενη απόσταση, καλύπτοντας κάθε τομέα πλήρως πριν προχωρήσει στον επόμενο, εξασφαλίζοντας την αποφυγή επικάλυψης με ήδη γνωστές περιοχές.

Κατά την αντιμετώπιση εμποδίων, όπως μη προσβάσιμες περιοχές ή καταγίδες, η στρατηγική προσαρμόζεται δυναμικά, προσανατολίζοντας το όχημα σε άλλους, προσβάσιμους τομείς. Έπειτα, γνωρίζει πού να επιστρέψει ώστε να καλύψει τους ανεξερευνητους τομείς και να ολοκληρώσει τη χαρτογράφηση του κόσμου.

Στην παρακάτω εικόνα οπτικοποιείται με την διακεκομμένη γραμμή μία εκδοχή της εξερεύνησης με τμηματοποίηση του χάρτη σε τομείς.



Εικόνα 2.14: Χαρτογράφηση με τμηματοποίηση του χάρτη σε τομείς

2.5 Διαχείριση ενέργειας (μπαταρία οχήματος)

Από τις πιο σημαντικές διαδικασίες ελέγχου του πράκτορα είναι η σωστή διαχείριση της απομένουσας ενέργειας καθώς και ο υπολογισμός της ελάχιστης απαιτούμενης ποσότητας ενέργειας. Αυτές οι διαδικασίες διασφαλίζουν ότι, σε κάθε πιθανό σενάριο, το όχημα είναι σε θέση να επιστρέψει έγκαιρα και με ασφάλεια στη βάση, να επαναφορτιστεί η μπαταρία του και να συνεχίσει εκ νέου την εκτέλεση της αποστολής του.

2.5.1 Υπολογισμός κατανάλωσης ενέργειας

Το όχημα δαπανά μία μονάδα ενέργειας για κάθε μονάδα χρόνου όταν παραμένει ακίνητο. Εάν επηρεάζεται από μία ή περισσότερες καταιγίδες, κάθε καταιγίδα προσθέτει 20 μονάδες στο κόστος (π.χ. για 2 καταιγίδες, που είναι και το μέγιστο πλήθος που μπορεί να υπάρξει, το κόστος είναι $1+20*2$).

Όταν το όχημα κινείται, καταναλώνεται επιπλέον ενέργεια ανάλογα με το ανάγλυφο του εδάφους που διασχίζει, σύμφωνα με τον πίνακα:

Πίνακας 2.3: Τα διάφορα ανάγλυφα εδάφους με τα κόστη διέλευσης τους

Τύπος Αναγλύφου	Κόστος Κίνησης (Μονάδες Ενέργειας)
Επίπεδο Έδαφος	+2
Κοιλάδα	+4
Κρατήρας	+10
Πρόποδες Βουνού	+15
Καταιγίδα	+20
Βουνό	Αδύνατη κίνηση

Έτσι, το συνολικό κόστος ενέργειας προκύπτει από το άθροισμα του χρόνου, του αναγλύφου και της επίδρασης καταγίδων.

2.5.2 Δυναμικός υπολογισμός ελάχιστης απαιτούμενης στάθμης ενέργειας (ρεζέρβα)

Η διαδικασία που ακολουθείται στην υλοποίησή μας έχει ως εξής: Έχει τεθεί ένα στατικό όριο μονάδων ενέργειας, συγκεκριμένα 1000 μονάδες. Όταν η στάθμη της μπαταρίας πέσει κάτω από αυτό το όριο, υπολογίζεται με τη χρήση του αλγορίθμου A^* το μονοπάτι από την τρέχουσα θέση του οχήματος μέχρι τη βάση. Έπειτα, έχοντας την πληροφορία του μονοπατιού, υπολογίζεται το κόστος μετάβασης στη βάση, λαμβάνοντας υπόψη το ανάγλυφο της διαδρομής καθώς και την πιθανή ύπαρξη καταγίδων πάνω σε αυτήν. Επιπλέον, έχει προστεθεί ένα μικρό σύνολο μονάδων ενέργειας υπό μορφή υπερεξασφάλισης για το χειρότερο πιθανό σενάριο.

Τελικά, ο παραπάνω υπολογισμός επιστρέφει ως αποτέλεσμα το εκτιμώμενο τελικό κόστος μετάβασης στη βάση, το οποίο συγκρίνεται με την τρέχουσα στάθμη ενέργειας του οχήματος. Εάν η διαφορά τους είναι αρκετά μεγάλη (δηλαδή, για παράδειγμα, το όχημα διαθέτει 950 μονάδες ενέργειας και το κόστος μετάβασης στη βάση είναι 350), γίνεται επανυπολογισμός μετά από ένα δυναμικά υπολογιζόμενο χρονικό διάστημα. Όσο μειώνεται η στάθμη της μπαταρίας, τόσο πιο συχνά εκτελείται ο υπολογισμός. Αυτό συμβαίνει διότι ο αλγόριθμος A^* είναι αρκετά κοστοβόρος και απαιτούνται πολλοί υπολογιστικοί πόροι, ειδικά για μια μεγάλη έκταση όπως αυτή της συγκεκριμένης προσομοίωσης. Συνεπώς, επιχειρήθηκε η κατά το δυνατόν ελάχιστη χρήση του, χωρίς βέβαια αυτό να έχει αντίκτυπο στην αποστολή του οχήματος.

Τη στιγμή που η τρέχουσα στάθμη της μπαταρίας είναι μικρότερη ή ίση με το κόστος μετάβασης στη βάση, το όχημα μεταπίπτει σε κατάσταση επιστροφής για επαναφόρτιση και εκτελείται η επιστροφή στη βάση. Επιπρόσθετα, έχει προβλεφθεί επιπλέον έλεγχος της ενέργειας, ώστε όταν η στάθμη μειωθεί κάτω από 250 μονάδες και το όχημα βρίσκεται σε ακτίνα 15 κελιών από τη βάση, να εκμεταλλεύεται την εγγύτητα και να επαναφορτίζει την μπαταρία του.

2.5.3 Στατικός υπολογισμός ελάχιστης απαιτούμενης στάθμης ενέργειας (ρεζέρβα)

Στην περίπτωση στατικού υπολογισμού της ελάχιστης απαιτούμενης ενέργειας, ορίζεται μία σταθερή τιμή (π.χ. 1000 μονάδες), χωρίς δυναμικό επανυπολογισμό. Όταν η στάθμη της μπαταρίας πέσει κάτω από αυτό το όριο, το όχημα επιστρέφει στη βάση για φόρτιση. Δεν πραγματοποιούνται ενδιάμεσοι έλεγχοι ούτε προσαρμογές στον αλγόριθμο πλοήγησης, περιορίζοντας έτσι την υπολογιστική επιβάρυνση της προσομοίωσης.

2.6 Διαχείριση αποθηκευτικού χώρου πετρωμάτων

Ο έλεγχος της τρέχουσας κατάστασης του αποθηκευτικού χώρου του οχήματος πραγματοποιείται μέσω μιας λίστας, στην οποία καταγράφονται τα πετρώματα που έχουν συλλεχθεί κατά τη διάρκεια της αποστολής. Μετά από κάθε συλλογή πετρώματος, εξετάζεται το μέγεθος της λίστας, και μόλις αυτό φτάσει το ανώτατο όριο χωρητικότητας (δηλαδή 100 αντικείμενα), το όχημα μεταβαίνει σε νέα λειτουργική κατάσταση. Συγκεκριμένα, διακόπτει την εξερεύνηση και επιστρέφει στη βάση για να εκφορτώσει τα πετρώματα και να καταγραφούν οι αντίστοιχες ανταμοιβές. Επισημαίνεται ότι κατά τη διάρκεια της παραμονής του οχήματος στη βάση, πραγματοποιούνται ταυτόχρονα η διαδικασία επαναφόρτισης της μπαταρίας και η εκφόρτωση των πετρωμάτων.

2.7 Στρατηγικές αντιμετώπισης καταιγίδων

Κατά τη διάρκεια της αποστολής του οχήματος, κρίνεται υψίστης σημασίας η έγκαιρη αποφυγή καταιγίδων, λόγω της ιδιαίτερα επιζήμιας επίδρασής τους στο όχημα. Για τον σκοπό αυτό, εφαρμόζονται τα μέτρα που παρουσιάζονται στις παρακάτω ενότητες.

2.7.1 Ανίχνευση καταιγίδας στην τοποθεσία του οχήματος

Όταν εντοπιστούν κελιά καταιγίδας εντός της ζώνης ανίχνευσης (υπενθυμίζεται ότι η ακτίνα των αισθητήρων καλύπτει 10 τετράγωνα προς κάθε κατεύθυνση, δηλαδή περιοχή 21×21 κελιών), το όχημα υπολογίζει τον συνολικό αριθμό αυτών των κελιών. Εφόσον το πλήθος ξεπεράσει τα 200 (υποδηλώνοντας ότι η καταιγίδα βρίσκεται σχεδόν από πάνω του), το όχημα παύει τη μετακίνησή του και αναμένει μέχρι να απομακρυνθεί η καταιγίδα. Οποιαδήποτε άλλη μετακίνηση, πιθανότατα θα είναι λάθος επιλογή λόγω της τυχαιότητας με την οποία κινείται η καταιγίδα.

2.7.2 Ανίχνευση καταιγίδας πλησίον του οχήματος

Όταν ο αριθμός των κελιών με καταιγίδα υπερβαίνει τα 10 (δηλαδή η καταιγίδα πιθανότατα πλησιάζει, αν και δεν επηρεάζει ακόμη την ενέργεια του οχήματος), το όχημα διακόπτει την κίνησή του και μετακινείται αντιδιαμετρικά σε σχέση με την καταιγίδα για συγκεκριμένο αριθμό κελιών. Με αυτόν τον τρόπο διατηρείται μια ζώνη ασφαλείας προτού συνεχιστεί η περισυλλογή ή η εξερεύνηση. Εάν αντιδιαμετρικά της καταιγίδας παρεμβάλλεται βουνό (μη προσβάσιμη περιοχή), το όχημα απομακρύνεται ακόμα περισσότερο, έως ότου εντοπίσει αποδεκτό κελί προορισμού από το οποίο συνεχίζει την αποστολή του.

2.7.3 Ανίχνευση καταιγίδας όταν το όχημα βρίσκεται στη βάση

Όταν το όχημα βρίσκεται στη βάση για επαναφόρτιση της μπαταρίας ή εκφόρτωση πετρωμάτων και διαπιστωθεί παρουσία καταιγίδας, παραμένει εντός της βάσης μέχρι να υποχωρήσει η καταιγίδα και κατόπιν ξεκινά εκ νέου τον κύκλο περισυλλογής ή εξερεύνησης. Το ίδιο ισχύει και όταν βρίσκεται καθ' οδόν προς τη βάση και εντοπίσει καταιγίδα σε επικίνδυνα κοντινή απόσταση.

Κεφάλαιο 3ο: Μοντελοποίηση προσομοίωσης

3.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται όλες οι απαραίτητες πληροφορίες σχετικά με την υλοποίηση της προσομοίωσης, συμπεριλαμβανομένων των τεχνικών χαρακτηριστικών, των παραμέτρων του μοντέλου και των στοιχείων του κόσμου, όπως τα διαφορετικά είδη εδαφών, η κατανομή των πόρων, οι μετεωρολογικές συνθήκες και η επίδραση των καταιγίδων στη λειτουργία του οχήματος. Επιπλέον, αναλύονται οι βασικοί μηχανισμοί αλληλεπίδρασης του οχήματος με το περιβάλλον και ο τρόπος με τον οποίο οι διάφοροι παράγοντες επηρεάζουν την απόδοσή του κατά την εξερεύνηση.

3.2 Τεχνικές λεπτομέρειες – Τεχνολογίες

Για την υλοποίηση της μοντελοποίησης και των προσομοιώσεων, αξιοποιήθηκε το **Mesa framework**, ένα ανοικτού κώδικα λογισμικό γραμμένο σε Python και σχεδιασμένο για την ανάπτυξη και ανάλυση μοντέλων βασισμένων σε πράκτορες (**agent-based models**). Το Mesa προσφέρει μια ευέλικτη αρχιτεκτονική που επιτρέπει στους χρήστες να ορίζουν με ευκολία κλάσεις πρακτόρων, τις συμπεριφορές τους καθώς και το περιβάλλον στο οποίο λειτουργούν [21].

Επιπλέον, περιλαμβάνει ολοκληρωμένα εργαλεία για προσομοίωση, οπτικοποίηση και συλλογή δεδομένων, διευκολύνοντας την ανάλυση σύνθετων συστημάτων και των δυναμικών γεγονότων που προκύπτουν από την αλληλεπίδραση των πρακτόρων. Το Mesa χρησιμοποιείται ευρέως στον τομέα της έρευνας και της εκπαίδευσης, καθώς επιτρέπει την επέκταση και την προσαρμογή των μοντέλων, καθιστώντας το ιδανικό για τη μελέτη κοινωνικών, βιολογικών συστημάτων και οικονομικών συμπεριφορών.

Οι αλγόριθμοι πλοήγησης, χαρτογράφησης και οι στρατηγικές περισυλλογής πόρων καθώς και όλες οι λειτουργικότητες των κλάσεων γράφηκαν σε Python 3.10.11.

3.3 Μοντελοποίηση προσομοίωσης

Στην παρούσα αρχιτεκτονική, η κεντρική οντότητα είναι αντικείμενο της κλάσης Model του MESA framework, το οποίο διατηρεί ένα σύνολο δεδομένων απαραίτητων για τον έλεγχο και την ομαλή διεξαγωγή της προσομοίωσης. Ενδεικτικά, σε αυτά τα δεδομένα περιλαμβάνονται το μέγεθος του χώρου (δισδιάστατος πίνακας), το αρχικό πλήθος πόρων προς συλλογή ή παρατήρηση, ο αριθμός των καταιγίδων, των κρατήρων, των κοιλάδων, των προπόδων και των βουνών, η ταχύτητα μετακίνησης καταιγίδων και οχήματος, καθώς και η συνολική διάρκεια της αποστολής. Επιπλέον, αποθηκεύονται τα χαρακτηριστικά του οχήματος και της βάσης και λοιπές άλλες βοηθητικές δομές δεδομένων.

Πέραν των παραπάνω, το μοντέλο υλοποιεί διάφορες μεθόδους, με σημαντικότερη τη συνάρτηση **step**, η οποία εκτελείται σε κάθε βήμα προσομοίωσης και αυξάνει τον χρόνο κατά μία μονάδα. Όλες οι κλάσεις που εντάσσονται στο μοντέλο διαθέτουν τη δική τους **step** συνάρτηση, οπότε μόλις αυτή κληθεί από το μοντέλο, καλείται και η αντίστοιχη step των αντικειμένων της προσομοίωσης με αποτέλεσμα να εκτελείται η «συμπεριφορά» του εκάστοτε αντικειμένου αναλόγως των συνθηκών στις οποίες βρίσκεται την συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Ενδεικτικά, το όχημα μπορεί να μετακινείται ή να ανιχνεύει το περιβάλλον, η καταιγίδα ενδέχεται να αλλάζει θέση, ενώ μια χημική αντίδραση μπορεί να μεταβάλλεται χωρικά όταν λήξει ο χρόνος ζωής της. Στη συγκεκριμένη εργασία, μόνο το όχημα επιτελεί ουσιαστικά καθήκοντα ευφυούς πράκτορα, καθώς τα υπόλοιπα αντικείμενα παραμένουν σχεδόν στατικά, με εξαίρεση τις καταιγίδες και τις χημικές αντιδράσεις.

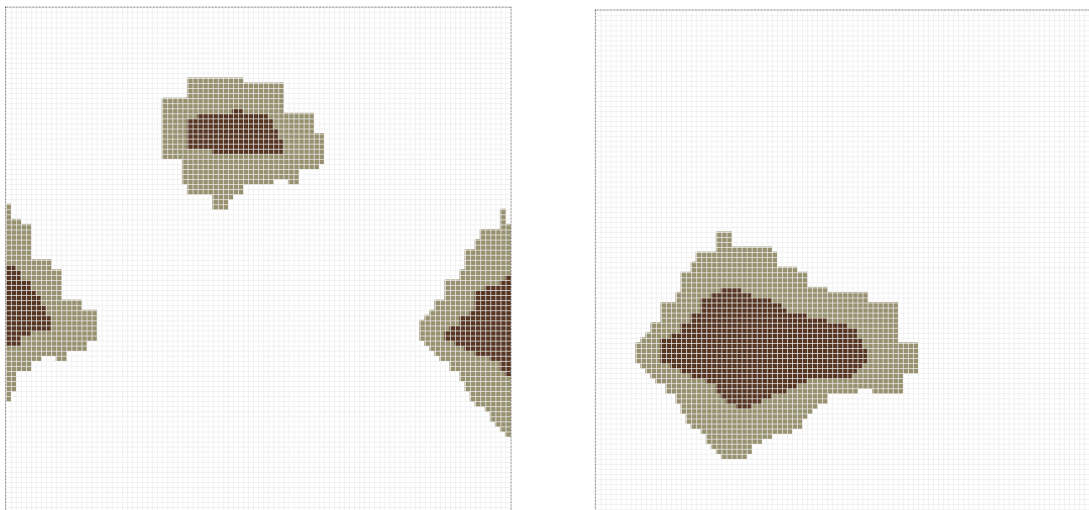
Παρακάτω παρουσιάζονται οι λεπτομέρειες της διαδικασίας αρχικοποίησης και διαμόρφωσης όλων των στοιχείων που περιλαμβάνονται στη μοντελοποίηση. Ειδικότερα, εξετάζονται τα γεωλογικά ανάγλυφα, το εξερευνητικό όχημα, η βάση, οι διαθέσιμοι πόροι, οι καταγίδες κλπ.

3.3.1 Διάφορα είδη ανάγλυφου εδάφους

Το ανάγλυφο του εδάφους καθορίζει την προσβασιμότητα και το κόστος κίνησης του οχήματος. Οι τύποι εδαφών περιλαμβάνουν πεδιάδες (κόστος 2, εύκολα προσβάσιμες), κοιλάδες (κόστος 4, μέτρια δυσκολία), κρατήρες (κόστος 10, περιορισμένη πρόσβαση), πρόποδες (κόστος 15, υψηλή δυσκολία) και τις κορυφές των βουνών όπου η πρόσβαση είναι αδύνατη. Η κατανόηση αυτών των διαφορών βοηθά στη βέλτιστη πλοήγηση και εξοικονόμηση ενέργειας. Κάθε είδος απαιτεί στρατηγική προσέγγιση για την επιλογή διαδρομών και την εκμετάλλευση των ανταμοιβών της αποστολής.

3.3.1.1 Βουνά - Πρόποδες βουνού

Σε αντίθεση με τα υπόλοιπα ανάγλυφα του εδάφους, τα βουνά και οι πρόποδες αποτελούν τις μοναδικές περιπτώσεις που δημιουργούνται από στατικούς χάρτες. Συγκεκριμένα, έχει παραχθεί ένα πλήθος από προκαθορισμένα αρχεία κειμένου, καθένα εκ των οποίων περιλαμβάνει έναν δισδιάστατο πίνακα διαστάσεων 100×100 (ίσου μεγέθους με το χώρο της προσομοίωσης). Στη θέση (i, j) του πίνακα είναι αποθηκευμένο το ψηφίο 0, 1 ή 2, όπου το 0 αναπαριστά το επίπεδο έδαφος, το 1 αναπαριστά τους πρόποδες του βουνού ενώ το 2 αναπαριστά την κορυφή του βουνού. Το όνομα κάθε αρχείου ακολουθεί τη μορφή x-y.txt, με το x να δηλώνει τον αύξοντα αριθμό του χάρτη και το y να υποδεικνύει τον αριθμό των ορεινών όγκων (1 ή 2). Κατά την αρχικοποίηση του μοντέλου, παράγονται δύο τυχαίοι ακέραιοι (ένας για το x και ένας για το y), ώστε να επιλεγεί τυχαία ο αντίστοιχος χάρτης βουνών που θα εφαρμοστεί στον νέο κόσμο.



Εικόνα 3.1: Απεικόνιση Βουνών και προπόδων

3.3.1.2 Κρατήρες - Κοιλάδες

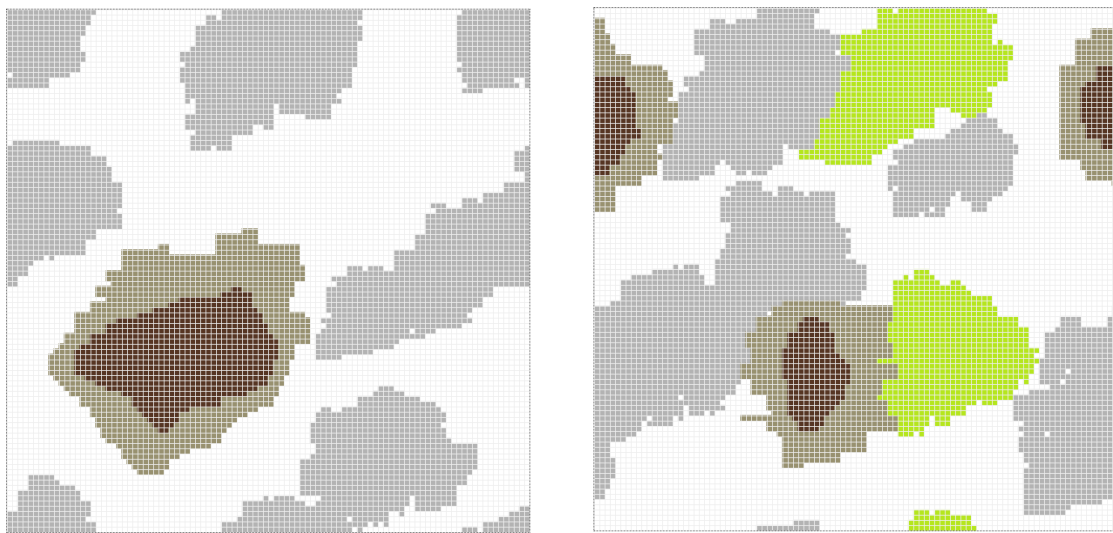
Οι κρατήρες και οι κοιλάδες δημιουργούνται δυναμικά και τυχαία. Η διαδικασία του αλγορίθμου ακολουθεί τα εξής βήματα: ανάλογα με το προβλεπόμενο πλήθος ανάγλυφων (λ.χ. πέντε κρατήρες και δύο κοιλάδες), εκτελείται βρόγχος με αντίστοιχες επαναλήψεις, ώστε σε κάθε επανάληψη να παραχθεί ένα ανάγλυφο (π.χ. κρατήρας ή κοιλάδα).

Κατά τη διάρκεια μιας επανάληψης, αρχικά επιλέγεται τυχαία ένα κενό κελί ως σημείο εκκίνησης της εξάπλωσης των υπόλοιπων κελιών που ανήκουν στην ίδια κλάση, τα οποία εν τέλει συναποτελούν το

συγκεκριμένο ανάγλυφο. Ακολούθως, καθορίζεται το μέγεθος του ανάγλυφου με βάση έναν τυχαίο αριθμό, εντός των ορίων που ορίζονται στις προδιαγραφές της προσομοίωσης, το οποίο θα μπορούσε να οραματιστεί κανείς άτυπα ως την ακτίνα ενός κύκλου.

Έχοντας το αρχικό κελί και το μέγεθος του ανάγλυφου, δημιουργείται ένα αντικείμενο της αντίστοιχης κλάσης και τοποθετείται στο κελί του χάρτη. Στη συνέχεια καλείται μία αναδρομική συνάρτηση που λαμβάνει ως όρισμα την άμεση γειτονιά του πρώτου κελιού και αναπαράγει τη διαδικασία δημιουργίας αντικειμένων της ίδιας κλάσης, επεκτεινόμενη έως ότου φτάσει στο όριο μεγέθους του ανάγλυφου, οπότε και τερματίζεται η αναδρομή.

Για τη δημιουργία ακανόνιστων σχημάτων, η επιλογή των κελιών σε κάθε βήμα της αναδρομής πραγματοποιείται βάσει κατάλληλης κατανομής, ώστε να μην επιλέγονται όλα τα κελιά της άμεσης γειτονιάς και έτσι να αποφεύγεται η δημιουργία αποκλειστικά τετραγωνικών σχηματισμών.



Εικόνα 3.2: Απεικόνιση Κρατήρων (γκρί χρώμα) και κοιλάδων (πράσινο χρώμα)

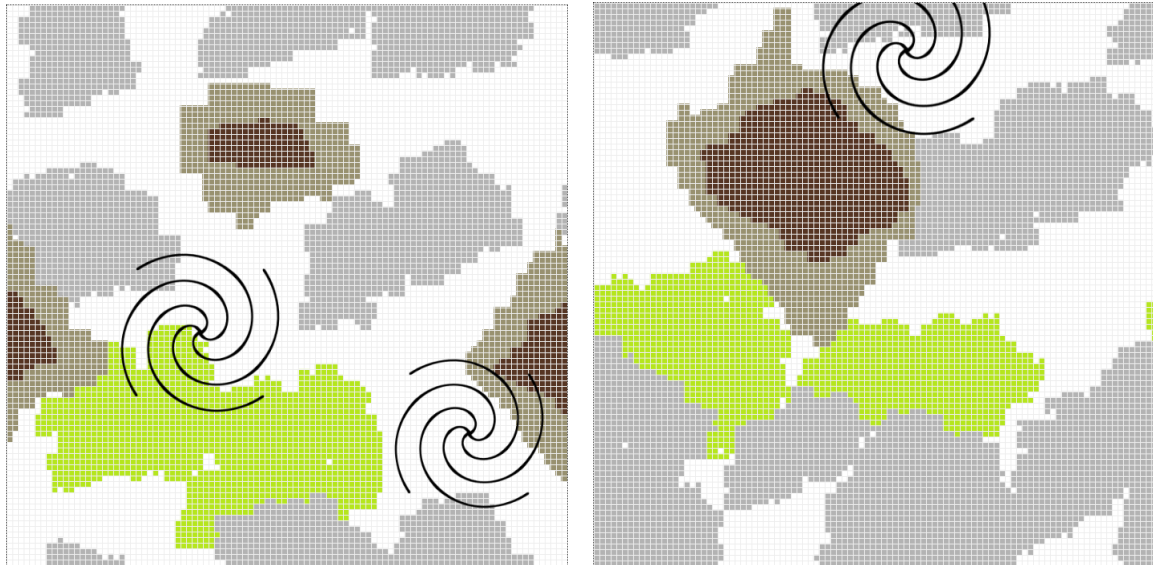
3.3.2 Το δυναμικό στοιχείο της καταιγίδας

Η αναπαράσταση των καταιγίδων συνίσταται στον ορισμό ενός μοναδικού σημείου στο χώρο για καθεμία, ενώ το πλήθος τους καθορίζεται τυχαία σε κάθε αρχικοποίηση του προσομοιωμένου περιβάλλοντος. Κάθε αντικείμενο της κλάσης Storm αρχικοποιείται με μια τυχαία τιμή ακτίνας στο εύρος 14 έως 18 (κατ' αντιστοιχία προς τις προδιαγραφές της προσομοίωσης). Για παράδειγμα, αν λάβουμε ως ελάχιστη τιμή το 14, τότε η καλυπτόμενη έκταση υπολογίζεται ως $(14 \cdot 2 + 1)^2 = 841$ κελιά, που αντιστοιχούν στο 8.41% της συνολικής επιφάνειας του χώρου. Αφού καθοριστεί η πλήρης γειτονιά ακτίνας r , αποκλείονται όλα τα σημεία που δεν πληρούν τη συνθήκη $(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2$, η οποία αντιστοιχεί στην εξίσωση κύκλου με κέντρο (a, b) . Με τον τρόπο αυτόν, το σύνολο των κελιών που συνθέτουν τη γειτονιά κάθε καταιγίδας, διατηρεί αμιγώς κυκλικό σχήμα. Όταν το όχημα εισέρχεται σε κάποιο κελί που ανήκει στη γειτονιά μιας καταιγίδας, παρουσιάζεται αυξημένη κατανάλωση ενέργειας.

Η κίνηση των καταιγίδων υλοποιείται βάσει μίας απλουστευμένης εκδοχής του αλγορίθμου random walk σε δύο διαστάσεις. Ειδικότερα, επιλέγεται τυχαία ένα νέο ζεύγος συντεταγμένων στο εύρος $[-50,50]$ γύρω από την τρέχουσα θέση της καταιγίδας, το οποίο ορίζεται ως ο επόμενος προορισμός. Υπολογίζεται στη συνέχεια ένα μονοπάτι προς αυτό το σημείο, οπότε η καταιγίδα μετακινείται σταδιακά μέχρι να φτάσει στον στόχο. Μετά την άφιξή της, η διαδικασία επαναλαμβάνεται για τον επό-

μενο τυχαίο προορισμό. Αξίζει να σημειωθεί ότι μετά από κάθε κίνηση, η κυκλική γειτονιά της καταγιγίδας επανυπολογίζεται, με αποτέλεσμα τη συλλογική μετατόπιση των κελιών που της ανήκουν.

Κατά την αρχικοποίηση των καταγιγίδων, η διάρκεια ζωής τους ορίζεται τυχαία μεταξύ 12 και 24 ωρών. Σε κάθε χρονικό βήμα, η υπολειπόμενη διάρκεια ζωής μειώνεται κατά μία μονάδα. Όταν η τιμή αυτή φτάσει στο μηδέν, η καταγιγίδα εξαφανίζεται από το περιβάλλον και, βάσει συγκεκριμένης κατανομής, επανεμφανίζεται εκ νέου μετά από 12 ώρες.



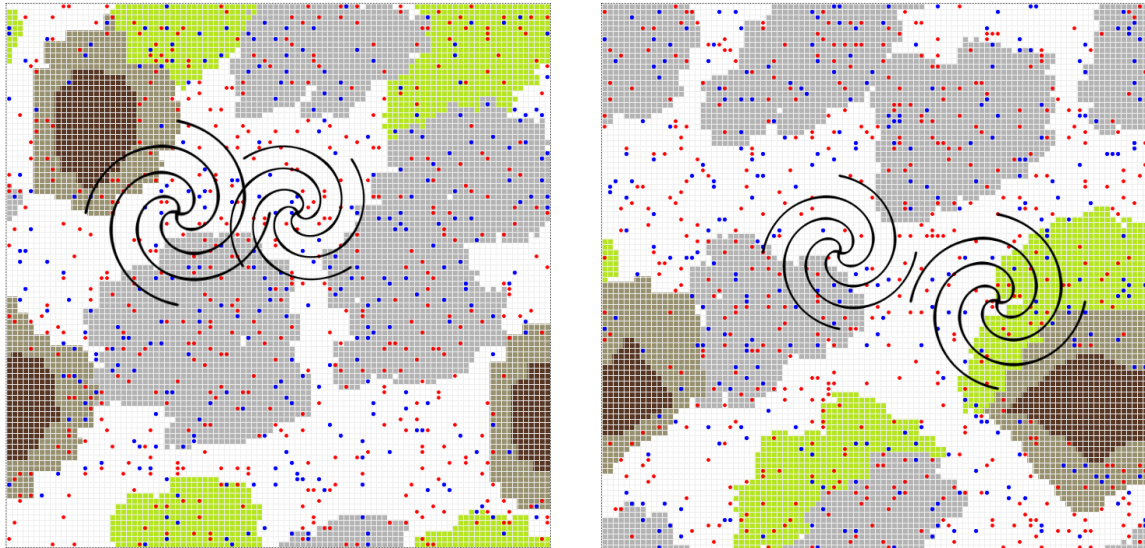
Εικόνα 3.3: Απεικόνιση Καταγιγίδων

3.3.3 Πόροι (πετρώματα – βιοχημικές αντιδράσεις)

Σε αυτό το σημείο της διαδικασίας αρχικοποίησης του μοντέλου, η υλοποίηση του χάρτη έχει ολοκληρωθεί. Έχουν ήδη καθοριστεί όλα τα διαφορετικά είδη ανάγλυφου εδάφους, και συνεπώς, αποτελεί την κατάλληλη χρονική στιγμή για την έναρξη της διαδικασίας δημιουργίας πόρων και της κατανομής τους στα επιτρεπτά σημεία του χώρου. Τα επιτρεπτά σημεία αφορούν οποιοδήποτε κελί πλην των μη προσβάσιμων. Για τη μοντελοποίηση των πόρων, συγκεκριμένα των πετρωμάτων και των βιοχημικών αντιδράσεων, έχουν υλοποιηθεί δύο ξεχωριστές κλάσεις: **Rock** και **BiochemicalReaction**. Η διαδικασία που ακολουθείται περιγράφεται ως εξής:

1. **Καθορισμός συνολικού πλήθους πόρων:** Το συνολικό πλήθος των πόρων ορίζεται στους 500 για τα πετρώματα και στους 300 για τις βιοχημικές αντιδράσεις. Στη συνέχεια, ένας βρόχος επαναλαμβάνεται ανάλογα με το πλήθος των προς δημιουργία πόρων.
2. **Επιλογή τυχαίας θέσης:** Για κάθε πόρο επιλέγεται τυχαία ένα σημείο στον χώρο, με στόχο την τοποθέτησή του. Η επιλογή γίνεται υπό τους εξής περιορισμούς:
 - Το σημείο δεν πρέπει να φιλοξενεί ήδη άλλο πόρο.
 - Το ανάγλυφο του σημείου δεν πρέπει να ανήκει στην κατηγορία **Mountain**.
3. **Δημιουργία αντικειμένου πόρου:** Αφού εξασφαλιστεί ότι το σημείο είναι έγκυρο, δημιουργείται ένα αντικείμενο της αντίστοιχης κλάσης (**Rock** ή **BiochemicalReaction**), εισάγεται στον χρονοπρογραμματισμό του μοντέλου και τοποθετείται στο σημείο.
4. **Αρχικοποίηση διάρκειας ζωής (για βιοχημικές αντιδράσεις):** Στις βιοχημικές αντιδράσεις, η διάρκεια ζωής αρχικοποιείται με μια τυχαία τιμή μεταξύ 1 και 1440 μονάδων χρόνου, που αντιστοιχούν σε μία ημέρα. Αυτή είναι και η μέγιστη προβλεπόμενη διάρκεια ζωής μιας αντίδρασης, μέχρι να μετακινηθεί σε νέο σημείο, εφόσον δεν έχει ήδη παρατηρηθεί από το όχημα.

Με αυτόν τον τρόπο, η αρχικοποίηση αποκτά μεγαλύτερο ρεαλισμό, καθώς κάθε αντικείμενο της κλάσης έχει έγκυρη, αλλά διαφορετική διάρκεια ζωής. Για την παρακολούθηση της λειτουργίας αυτής, το μοντέλο διατηρεί μια λίστα με όλα τα αντικείμενα της κλάσης BiochemicalReaction. Σε κάθε βήμα του μοντέλου, ελέγχονται οι αντιδράσεις των οποίων ο χρόνος ζωής έχει λήξει. Για αυτές, η διάρκεια ζωής τους αρχικοποιείται εκ νέου στην τιμή 1440, και επανατοποθετούνται σε νέο τυχαίο προσβάσιμο σημείο του χώρου.



Εικόνα 3.4: Απεικόνιση Πόρων (Μπλε: Βιοχημικές αντιδράσεις, Κόκκινο: Πετρώματα)

3.3.4 Βάση και όχημα

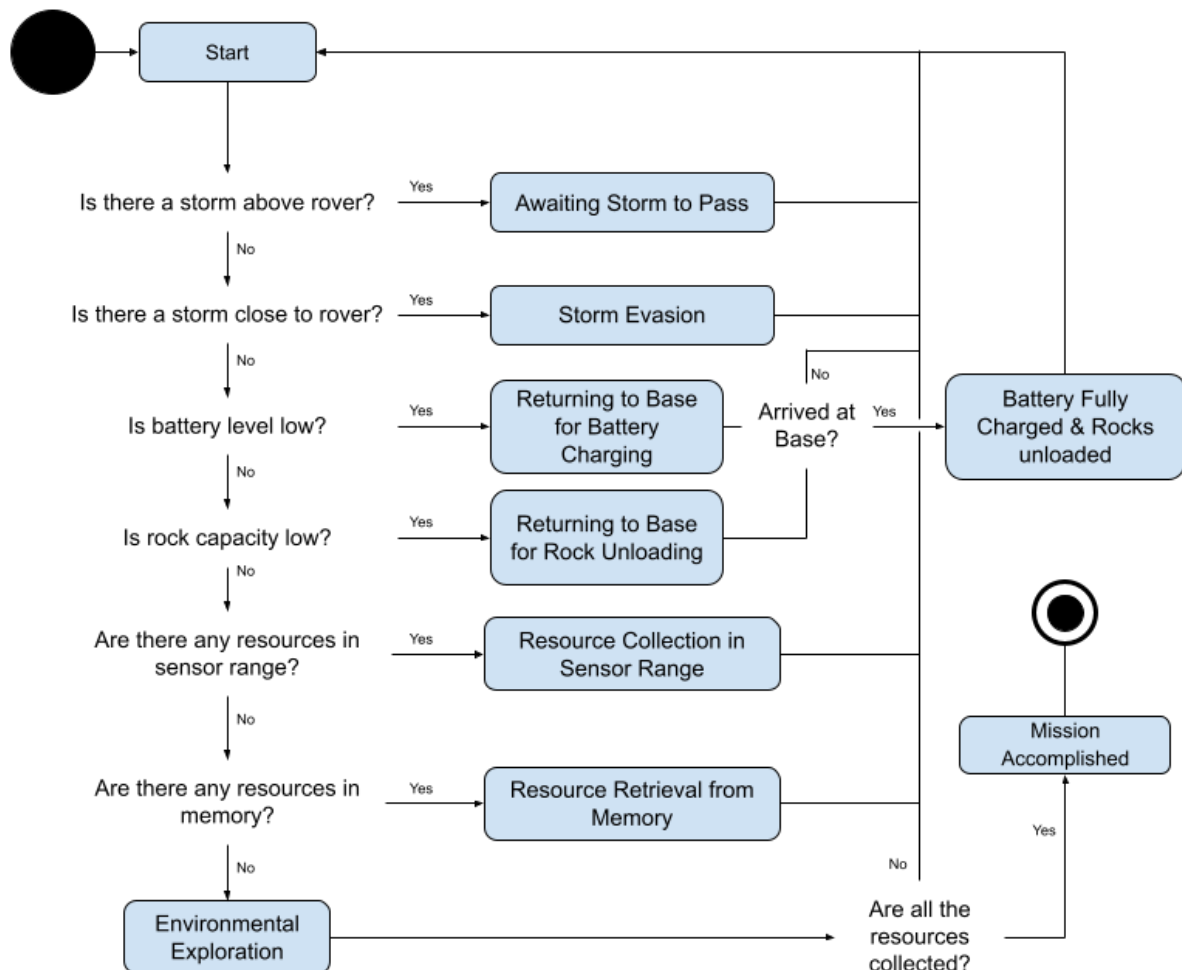
Για την εγκατάσταση της βάσης και του διαπλανητικού οχήματος, επιλέγεται ένα ζεύγος εφραπτόμενων σημείων σε επίπεδη επιφάνεια, όπως θα συνέβαινε και σε ρεαλιστικές συνθήκες προσεδάφισης. Η βάση διατηρεί τις κατάλληλες δομές δεδομένων για την καταγραφή, στο τέλος κάθε ημέρας, του συνολικού αριθμού ανταμοιβών που προκύπτει από τις εκφορτώσεις του οχήματος, καθώς και της συνολικά δαπανώμενης ενέργειας. Για την αποτελεσματικότερη διαχείριση αυτών των τιμών, διατηρούνται δύο μεταβλητές που ενημερώνονται κατά τη φόρτιση της μπαταρίας ή την εκφόρτωση πετρωμάτων. Στη λήξη της ημέρας, οι τιμές αυτών των μεταβλητών καταχωρούνται στις αντίστοιχες λίστες. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργούνται δύο «ημερολόγια»: το ένα καταγράφει τις ημερήσιες ανταμοιβές και το άλλο την ημερήσια κατανάλωση ενέργειας.

Το όχημα διαθέτει εσωτερικές δομές δεδομένων που του επιτρέπουν να παρακολουθεί και να ελέγχει πολλαπλές πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο, απαραίτητες για την ολοκλήρωση της αποστολής. Πιο συγκεκριμένα, διατηρεί λίστα με τα κελιά που έχει επισκεφθεί, μεγιστοποιώντας την αποτελεσματικότητα της εξερεύνησης όταν δεν εντοπίζονται πόροι στην άμεση γειτονιά. Επιπλέον, γνωρίζει το τρέχον μονοπάτι και το κελί προορισμού του, είτε αυτό είναι κάποιος πόρος, η βάση ή μια ανεξερεύνητη περιοχή. Παράλληλα, καταγράφει τους πόρους που έχει εντοπίσει αλλά δεν κατάφερε να συλλέξει ή να παρατηρήσει, αποθηκεύοντας τις συντεταγμένες τους, ώστε να επιστρέψει σε αυτούς στο μέλλον. Επιπλέον, διατηρεί λίστα με τις συντεταγμένες των κελιών που βρίσκονται στα όρια μεταξύ ανεξερευνητων και εξερευνημένων περιοχών. Όλες οι παραπάνω δομές δεδομένων ενημερώνονται δυναμικά, καθώς το όχημα κινείται και εξερευνά το περιβάλλον.

Οι διάφορες καταστάσεις στις οποίες μπορεί να μεταβεί το όχημα, ανάλογα με τις εκάστοτε συνθήκες κατά τη διάρκεια της αποστολής του, είναι οι εξής:

- Αρχικοποίηση
- Ολοκλήρωση Αποστολής
- Εξερεύνηση Περιβάλλοντος
- Συλλογή Πόρων από την Εμβέλεια Αισθητήρων
- Ανάκτηση Πόρων από τη Μνήμη
- Φόρτιση Μπαταρίας
- Επιστροφή στη Βάση για Φόρτιση Μπαταρίας
- Πλήρης Φόρτιση Μπαταρίας
- Εκφόρτωση Πετρωμάτων
- Επιστροφή στη Βάση για εκφόρτωση Πετρωμάτων
- Αποφυγή Καταιγίδας
- Αναμονή για την απομάκρυνση της Καταιγίδας

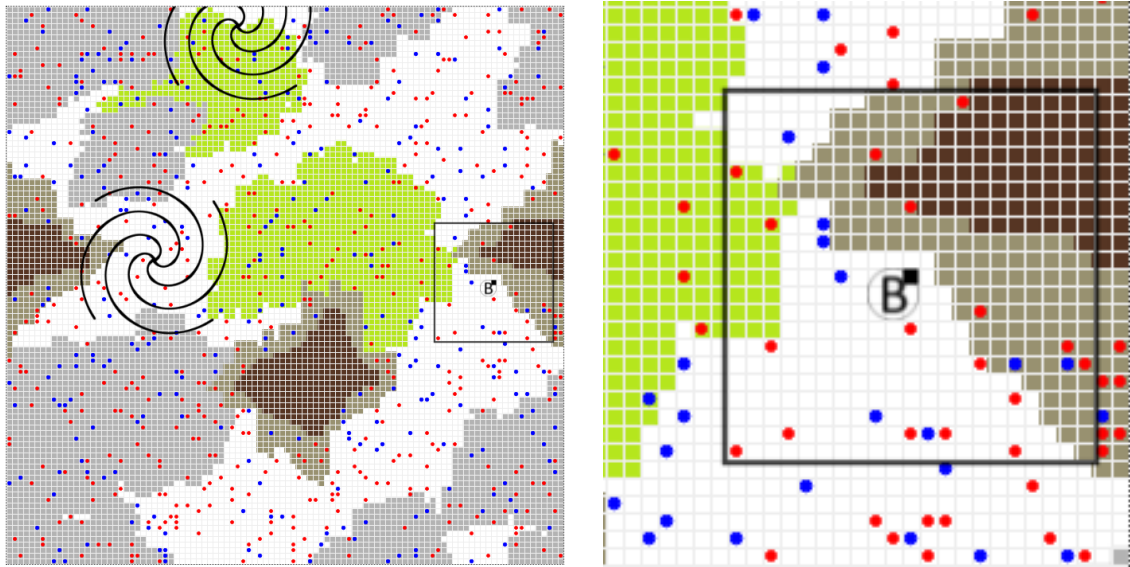
Παρακάτω φαίνεται και το διάγραμμα καταστάσεων



Εικόνα 3.5: Διάγραμμα καταστάσεων του οχήματος

Τέλος, το όχημα καταγράφει σε πραγματικό χρόνο την τρέχουσα τιμή ανταμοιβών, την υπολειπόμενη χωρητικότητα αποθηκευτικού χώρου και τις διαθέσιμες μονάδες ενέργειας. Αυτές οι πληροφορίες α-

ξιοποιούνται κατά την επιστροφή του οχήματος στη βάση για φόρτιση της μπαταρίας ή εκφόρτωση πετρωμάτων, ώστε να ενημερώνονται οι αντίστοιχες δομές δεδομένων που διατηρεί η βάση.



Εικόνα 3.6: Απεικόνιση Οχήματος (με ένδειξη ακτίνας ανίχνευσης) και Βάσης

3.4 Συνθήκες τερματισμού προσομοίωσης

Η προσομοίωση ολοκληρώνεται όταν ικανοποιείται μία από τις ακόλουθες συνθήκες:

1. **Συλλογή και Παρατήρηση:** Το όχημα έχει περισυλλέξει όλα τα πετρώματα και παρατηρήσει όλες τις βιοχημικές αντιδράσεις. Στο συγκεκριμένο σενάριο, θεωρείται ότι η αποστολή ολοκληρώνεται επιτυχώς μόνο εφόσον το όχημα επιστρέψει ασφαλώς στη βάση και εκφορτώσει τα συλλεχθέντα πετρώματα, οπότε υπολογίζονται και οι τελικές ανταμοιβές.
2. **Λήξη Διαθέσιμου Χρόνου:** Όταν παρέρχεται ο συνολικός χρόνος που έχει διατεθεί για την αποστολή.
3. **Εξάντληση Ενέργειας:** Η στάθμη της μπαταρίας υποχωρεί κάτω από το ελάχιστο επιτρεπτό όριο.

3.5 Διαχείριση αποτελεσμάτων των προσομοιώσεων

Για την εκτέλεση των προσομοιώσεων δημιουργήθηκαν 1000 διαφορετικοί «κόσμοι», στους οποίους εφαρμόστηκαν οι στρατηγικές που αναλύθηκαν στην ενότητα 2.3. Κάθε προσομοίωση εκτελέστηκε υπό ελεγχόμενες και σταθερές συνθήκες, διασφαλίζοντας την ισοτιμία των περιβαλλοντικών παραμέτρων επιδιώκοντας την αντικειμενική αξιολόγηση της απόδοσης κάθε στρατηγικής. Αυτή η επιλογή διασφαλίζει τη διαφάνεια και την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων, αποκλείοντας εξωτερικούς παράγοντες που θα μπορούσαν να επηρεάσουν την αποδοτικότητα των στρατηγικών. Επιπλέον, η χρήση μεγάλου αριθμού πειραμάτων αυξάνει τη στατιστική εγκυρότητα των συμπερασμάτων, επιτρέποντας την εξαγωγή γενικών τάσεων και την ακριβή σύγκριση των στρατηγικών.

Με την ολοκλήρωση κάθε προσομοίωσης, παράγεται ένα αρχείο τύπου JSON, το οποίο περιλαμβάνει τις μετρικές απόδοσης της αποστολής. Συγκεκριμένα, καταγράφονται η συνάρτηση χρησιμότητας (το άθροισμα των ανταμοιβών), το ενεργειακό κόστος και ο δείκτης αποτελεσματικότητας, ο οποίος εκφράζει τον λόγο της χρησιμότητας προς το ενεργειακό κόστος. Οι τιμές αυτές υπολογίζονται τόσο σε ημερησία βάση όσο και αθροιστικά για τη συνολική διάρκεια της αποστολής.

Κεφάλαιο 3

Επιπλέον, το αρχείο περιέχει πληροφορίες σχετικές με τη διεξαγωγή της κάθε προσομοίωσης, όπως:

- Η συνολική διάρκεια σε χρονικές μονάδες.
- Ο αριθμός καταγίδων κατά την έναρξη της προσομοίωσης.
- Ο αριθμός επαναφορτίσεων της μπαταρίας και εκφορτώσεων πετρωμάτων.
- Το πλήθος των ολοκληρωμένων εξερευνήσεων του κόσμου.
- Το πλήθος πόρων που απέμειναν στην περίπτωση αποτυχίας της αποστολής.

Ακολουθεί ένα παράδειγμα του παραγόμενου αρχείου:

```
{
  "run_id": "20250121_113905_789",
  "strategy": "Ants-Colony",
  "storms": 1,
  "day": 7,
  "ticks": 10862,
  "energy_today": 29912,
  "rewards_today": 140000,
  "effectiveness_today": 4.6803958277614335,
  "energy_per_day": [
    3140,
    3111,
    . . .
    3719,
    3754
  ],
  "rewards_per_day": [
    28000,
    28900,
    . . .
    8400,
    2700
  ],
  "effectiveness": [
    8.9171974522293,
    9.289617486338798,
    . . .
    2.2586716859370797,
    0.7192328183271177
  ],
  "rewards_per_day_partial_sum": [
    28000,
    56900,
    . . .
    137300,
    140000
  ],
  "cost_per_day_partial_sum": [
    3140,
    6251,
```

```

    . . .
    26158,
    29912
  ],
  "effectiveness_per_day_partial_sum": [
    8.914358484559058,
    9.101087651951376,
    . . .
    5.248671585305249,
    4.680239360813024
  ],
  "br_left": 0,
  "r_left": 0,
  "current_status": "Mission accomplished",
  "recharges": 8,
  "unloads": 8,
  "full_scans": 4,
  "mission_accomplished": true
}

```

3.6 Μετρικές αξιολόγησης

Ακολουθεί συνοπτική παρουσίαση των μετρικών οι οποίες έχουν αναλυθεί εκτενέστερα στην ενότητα 1.1 όπου περιγράφεται το πρόβλημα.

Πίνακας 3.1: Μετρικές αξιολόγησης

Μετρική	Περιγραφή
Συνάρτησης χρησιμότητας, $U(t)$	Καταγράφεται ημερησίως και αθροιστικά από την πρώτη ημέρα έως το τέλος της περιόδου, ώστε να εκτιμηθεί η συνολική χρησιμότητα της αποστολής.
Κόστος ενέργειας, $E(t)$	Υπολογίζεται η ενέργεια που δαπανάται ημερησίως, καθώς και το συνολικό κόστος ενέργειας για όλη τη διάρκεια της περιόδου.
Δείκτης αποτελεσματικότητας, $R(t)=(U(t))/(E(t))$	Ο λόγος της χρησιμότητας προς το κόστος ενέργειας, υπολογιζόμενος τόσο ημερησίως όσο και αθροιστικά. Ο δείκτης αυτός αξιολογεί την αποδοτικότητα της συλλογής πληροφοριών σε σχέση με την ενέργεια που καταναλώνεται.

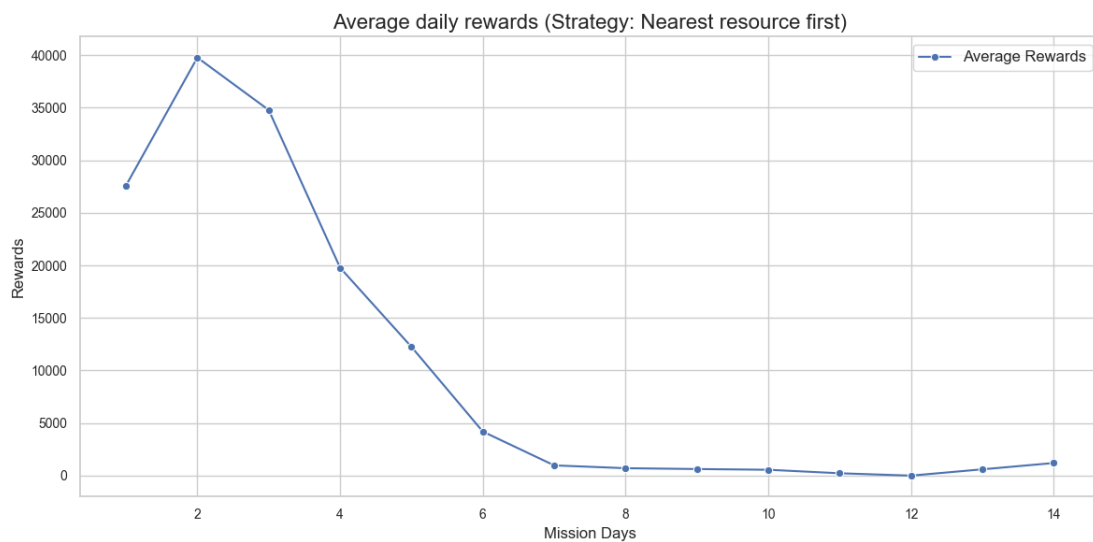
Κεφάλαιο 4ο: Αξιολόγηση και ανάλυση προσομοιώσεων

4.1 Εισαγωγή

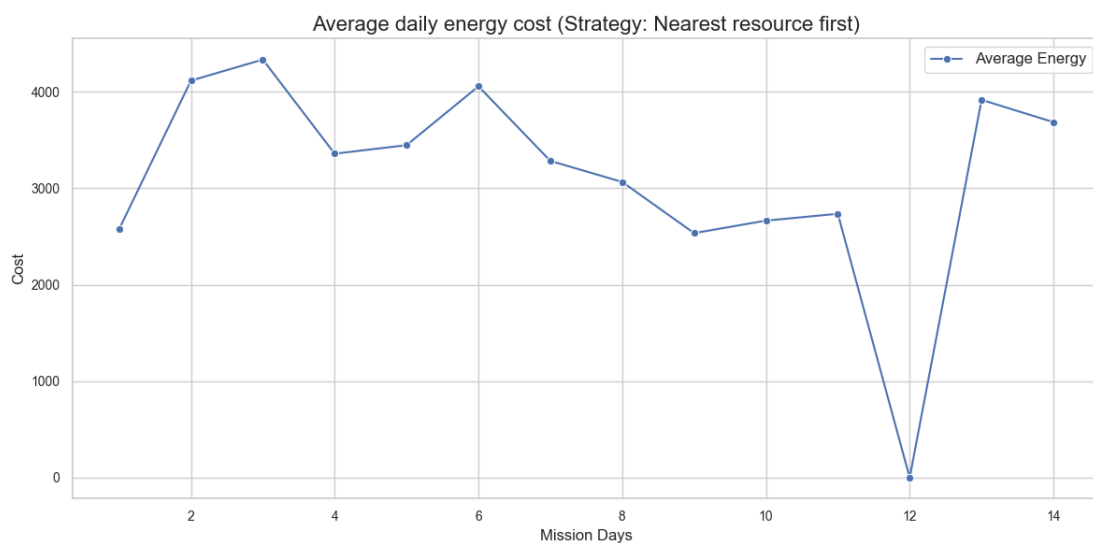
Σε αυτήν την ενότητα πραγματοποιείται αναλυτική αξιολόγηση της απόδοσης των τεσσάρων στρατηγικών συλλογής πόρων που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 2.3. Παρουσιάζονται διαγράμματα απλών και σωρευμένων γραμμών, τα οποία απεικονίζουν την εξέλιξη των τις μεταβολές στις τιμές χρησιμότητας (ανταμοιβών), ενεργειακού κόστους και του δείκτη αποτελεσματικότητας. Επιπλέον, η απόδοση κάθε στρατηγικής αξιολογείται μέσω συγκριτικής ανάλυσης μεταξύ της βέλτιστης και της λιγότερο αποδοτικής προσομοίωσης, με σκοπό την ανάδειξη κρίσιμων διαφοροποιήσεων και παραγόντων που επηρεάζουν τη συνολική αποτελεσματικότητα.

4.2 Εισαγωγή Προτεραιότητα στον εγγύτερο πόρο (Nearest neighbor)

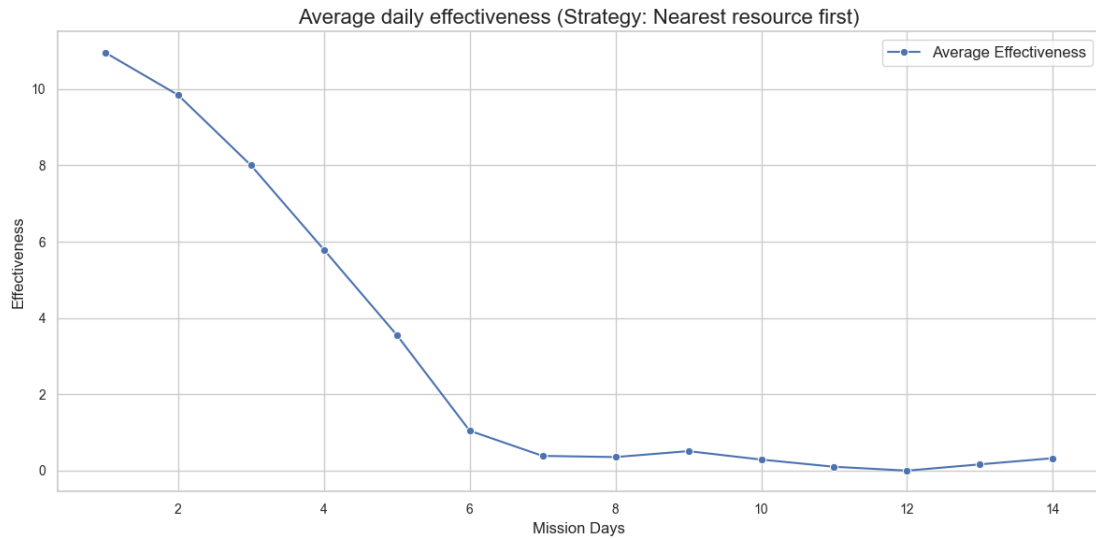
4.2.1 Ανάλυση μέσω τιμών



Εικόνα 4.1: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first)

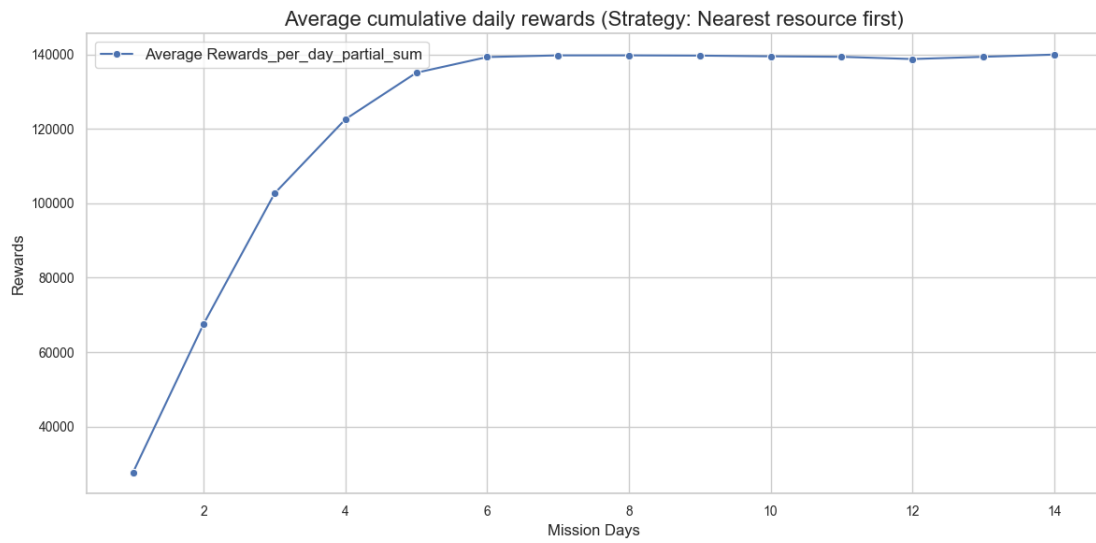


Εικόνα 4.2: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest neighbor first)



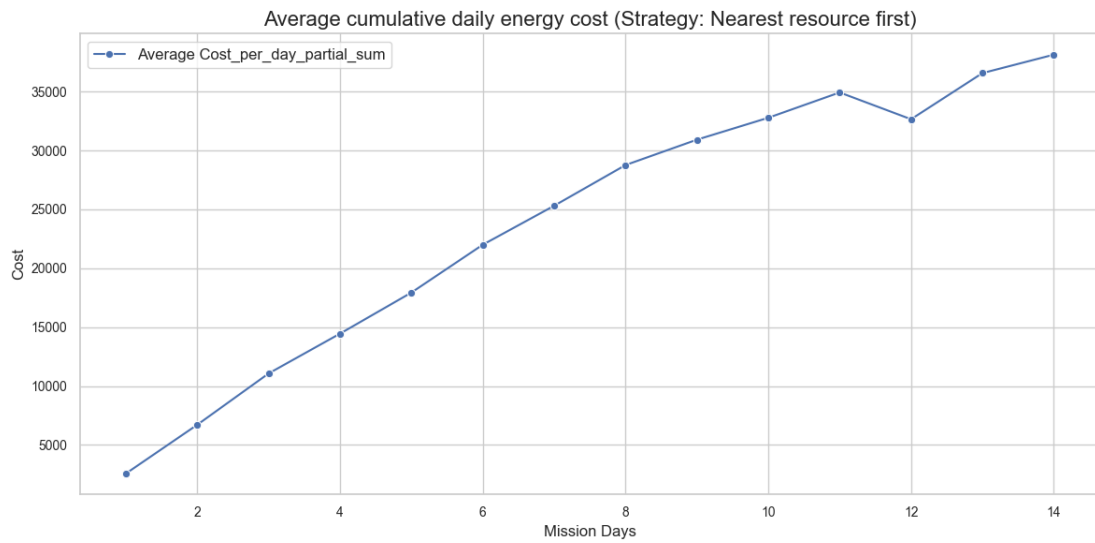
Εικόνα 4.3: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first)

4.2.2 Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών

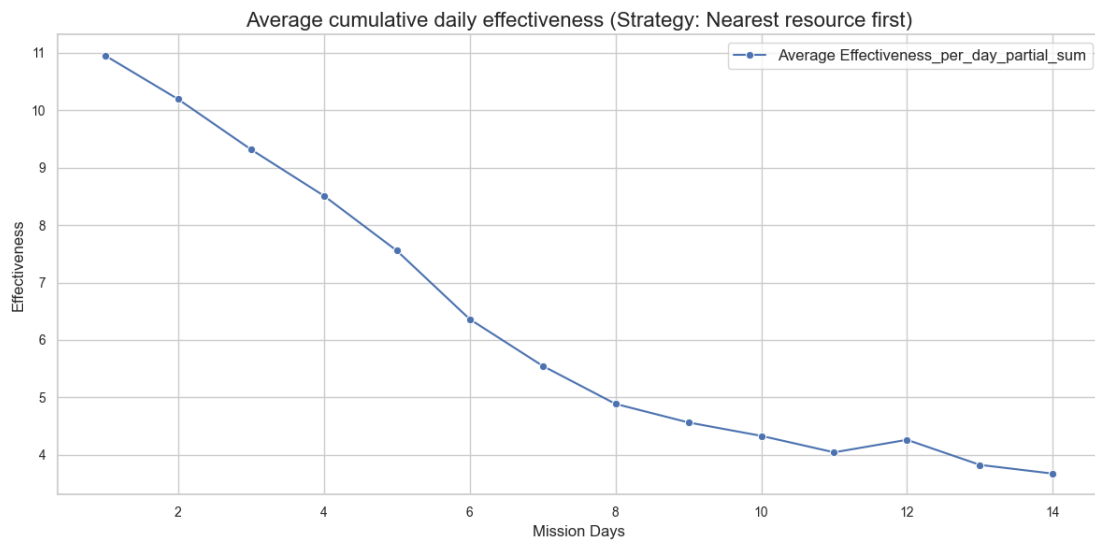


Εικόνα 4.4: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first)

Κεφάλαιο 4

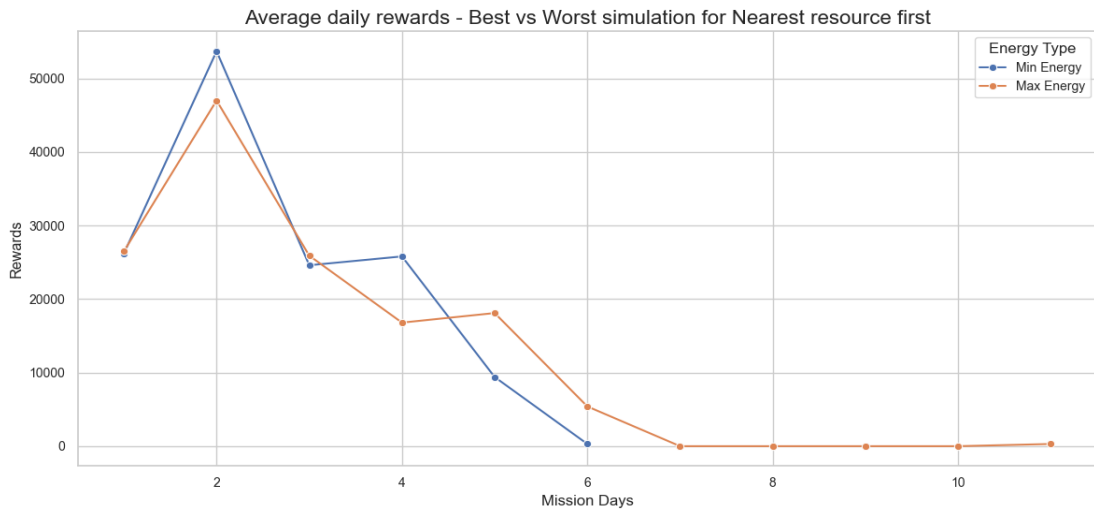


Εικόνα 4.5: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest neighbor first)

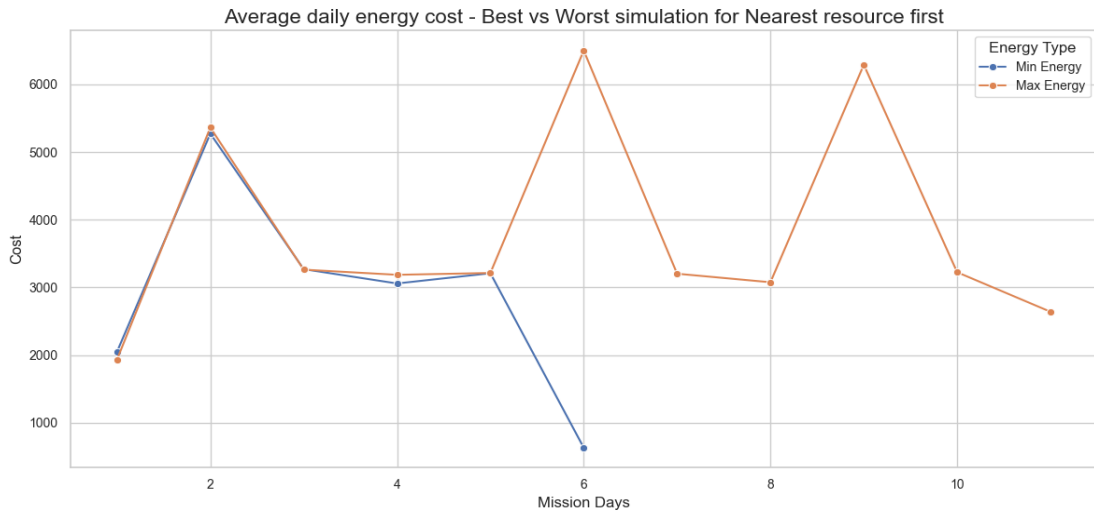


Εικόνα 4.6: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first)

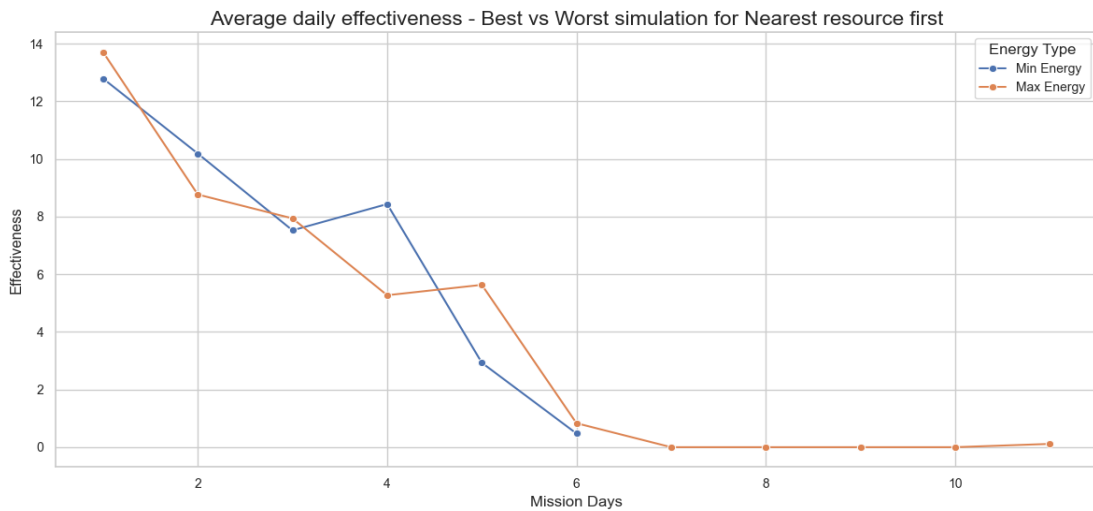
4.2.3 Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης



Εικόνα 4.7: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation)



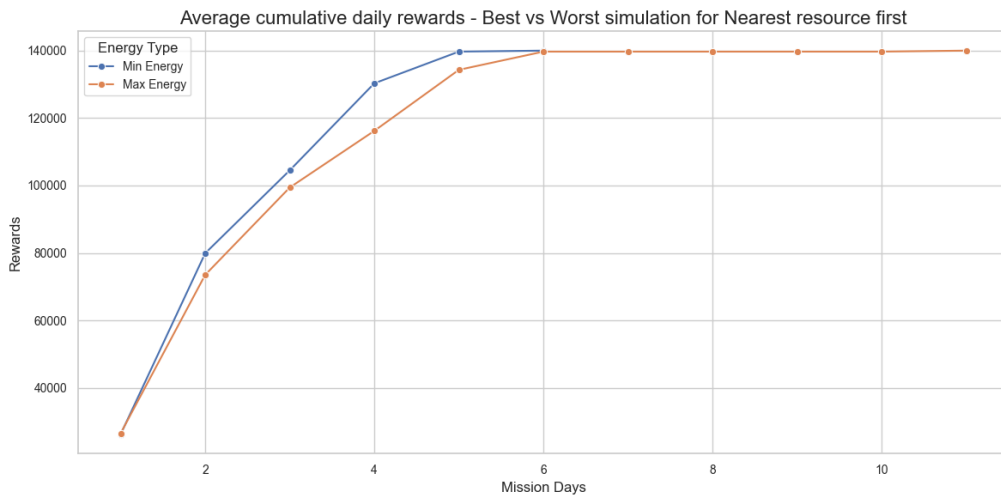
Εικόνα 4.8: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation)



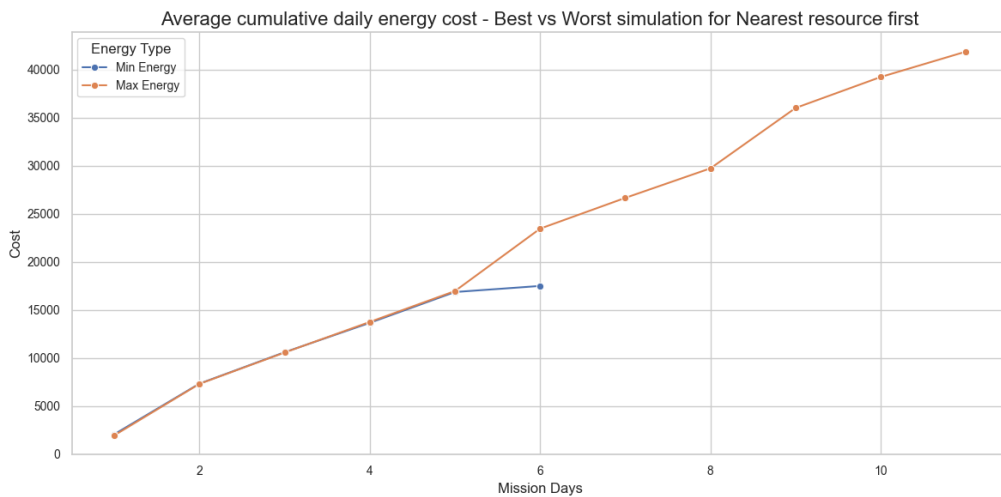
Εικόνα 4.9: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation)

Κεφάλαιο 4

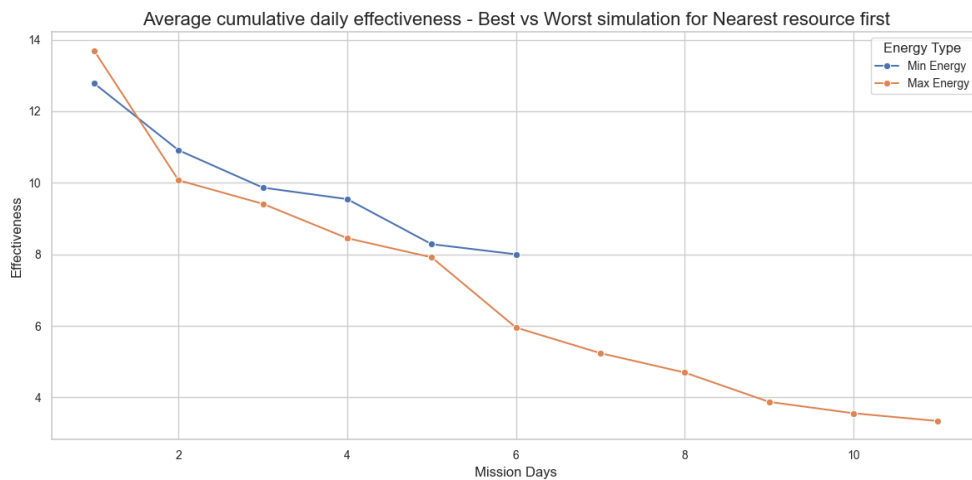
Ακολουθούν διαγράμματα με σωρευτικές τιμές



Εικόνα 4.10: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.11: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή κόστους (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.12: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Nearest neighbor first - Best vs Worst Simulation)

4.2.4 Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής

Η στρατηγική αρχικά εμφανίζεται αποδοτική, καθώς εντοπίζει εύκολους στόχους και εξασφαλίζει υψηλές ανταμοιβές. Ωστόσο, η αποδοτικότητά της φθίνει με τον χρόνο λόγω της σταδιακής εξάντλησης των κοντινών πόρων και της δυσκολίας ανεύρεσης νέων. Απόλυτα αναμενόμενη εξέλιξη βέβαια, λόγω της περιορισμένης ακτίνας των αισθητήρων του οχήματος. Οι ανταμοιβές αυξάνονται απότομα στις πρώτες ημέρες, αλλά σταθεροποιούνται γύρω στην 7η-8η ημέρα και μειώνονται ραγδαία, γεγονός που υποδηλώνει ότι το μοντέλο αξιοποιεί γρήγορα τους διαθέσιμους πόρους ενώ όσο εξερευνεί το χώρο, οι λιγότεροι πόροι που έχουν απομείνει, αποδίδουν μικρές ανταμοιβές.

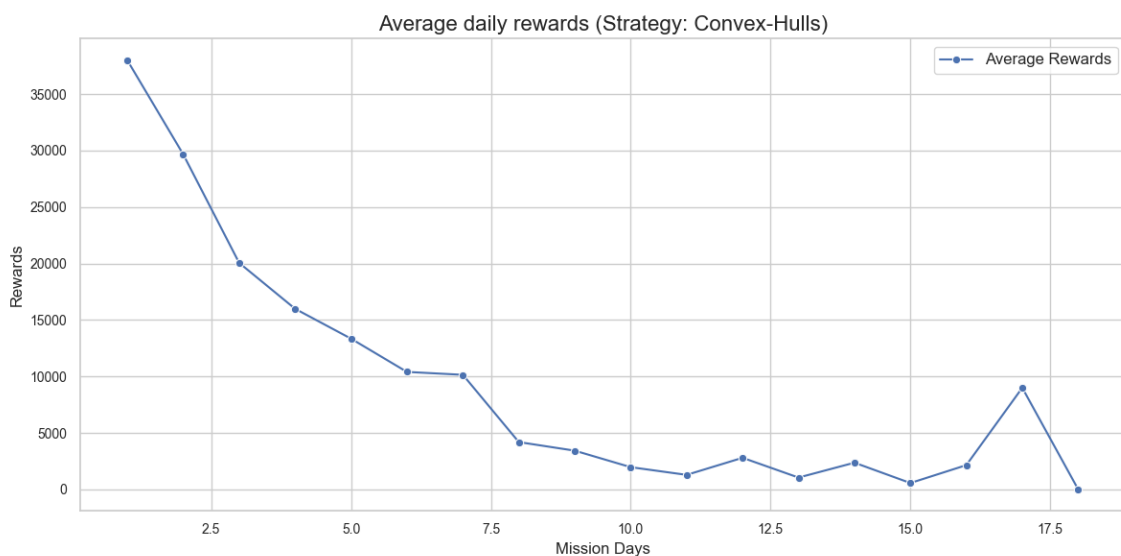
Το ημερήσιο κόστος ενέργειας εμφανίζει μεγάλες διακυμάνσεις, με υψηλές τιμές στην αρχή και ασταθή κατανομή στη συνέχεια. Μια απότομη πτώση γύρω στη 12η ημέρα ενδέχεται να οφείλεται σε προσωρινή χαμηλή δραστηριότητα, πιθανώς λόγω εγκλωβισμού του οχήματος από καταγίδα κατά τη φόρτιση στη βάση. Μετά την πτώση, το κόστος αυξάνεται ξανά, επιβεβαιώνοντας την πιθανότητα εγκλωβισμού. Συνολικά, η αυξανόμενη κατανάλωση ενέργειας δε συνοδεύεται από ανάλογη αύξηση ανταμοιβών, γεγονός που στηρίζεται στην ταχύτατη περισυλλογή αυτών.

Η σύγκριση μεταξύ βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης δείχνει ότι η σωστή διαχείριση ενέργειας μπορεί να εξασφαλίσει μεγαλύτερη συλλογή ανταμοιβών και υψηλή αποδοτικότητα για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Αντιθέτως, η υπερβολική κατανάλωση ενέργειας χωρίς αντίστοιχη αύξηση ανταμοιβών οδηγεί σε ταχύτερη εξάντληση των διαθέσιμων πόρων και ραγδαία μείωση της αποτελεσματικότητας. Η στρατηγική "Nearest Resource First" επιβεβαιώνει αυτά τα ευρήματα, καθώς, ακόμη και υπό βέλτιστες συνθήκες, οι ανταμοιβές σταθεροποιούνται έπειτα από λίγες ημέρες λόγω της ταχείας εκμετάλλευσης των εγγύτερων πόρων, περιορίζοντας τις επιλογές στα μεταγενέστερα στάδια της αποστολής.

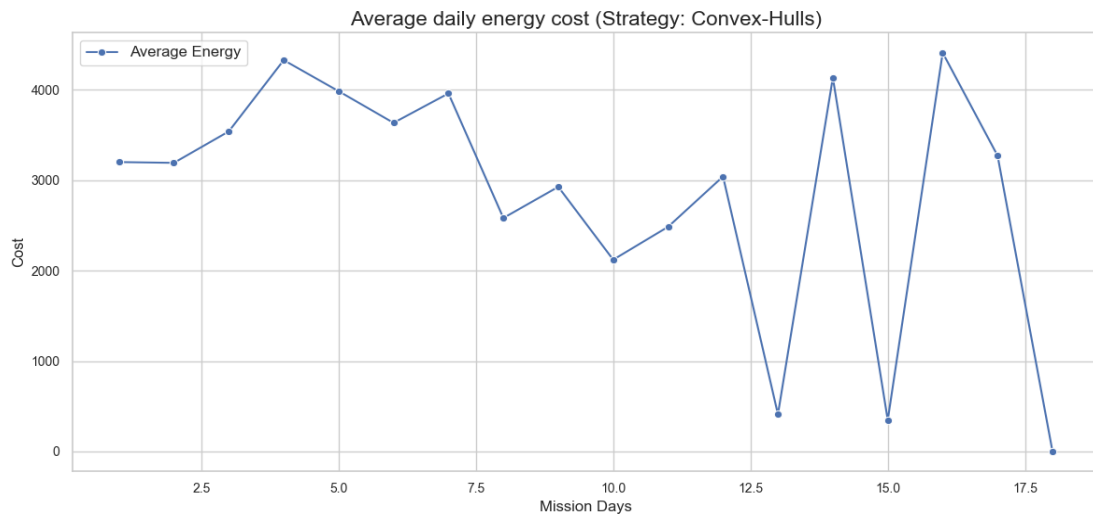
4.3 Προτεραιότητα στον πόρο υψηλότερης ανταμοιβής (Convex Hulls)

Παρακάτω παρατίθενται τα διαγράμματα απόδοσης για την στρατηγική συλλογής πόρων με προτεραιότητα σε πόρους υψηλότερης ανταμοιβής.

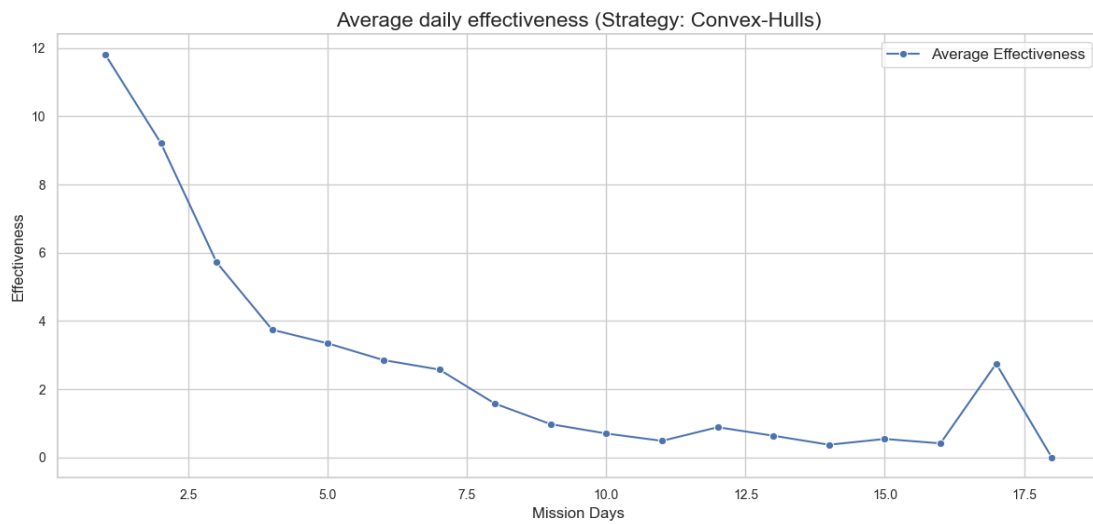
4.3.1 Ανάλυση μέσων τιμών



Εικόνα 4.13: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls)

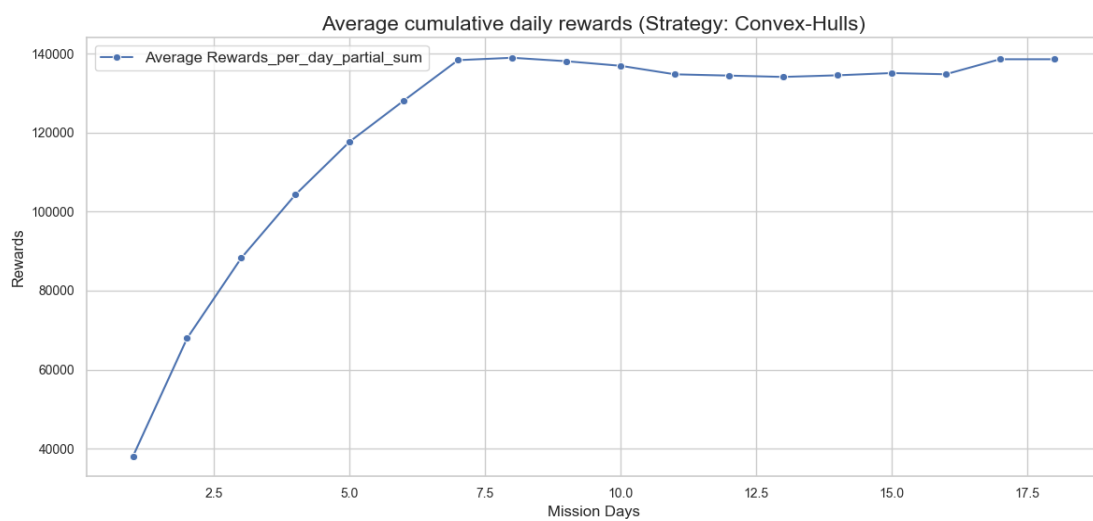


Εικόνα 4.14: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls)

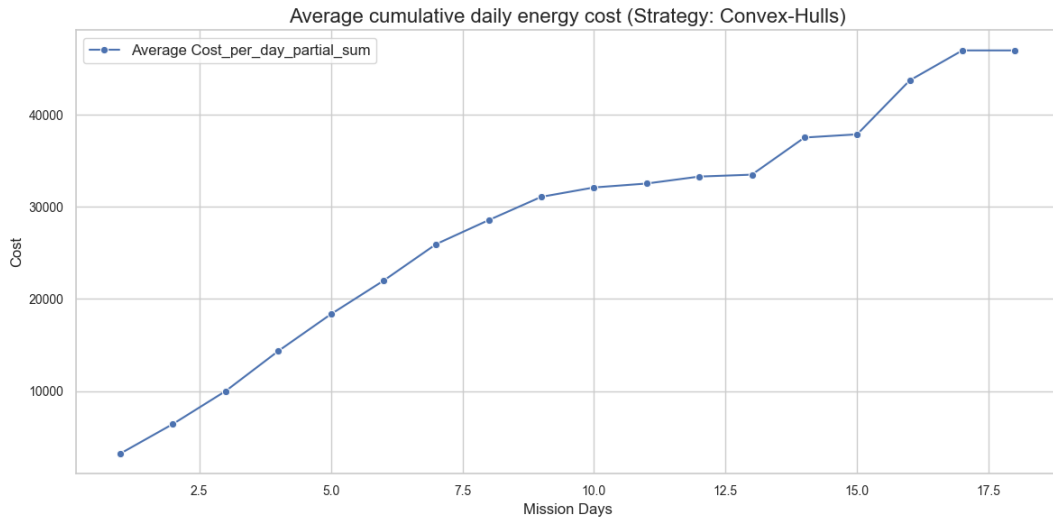


Εικόνα 4.15: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Convex Hulls)

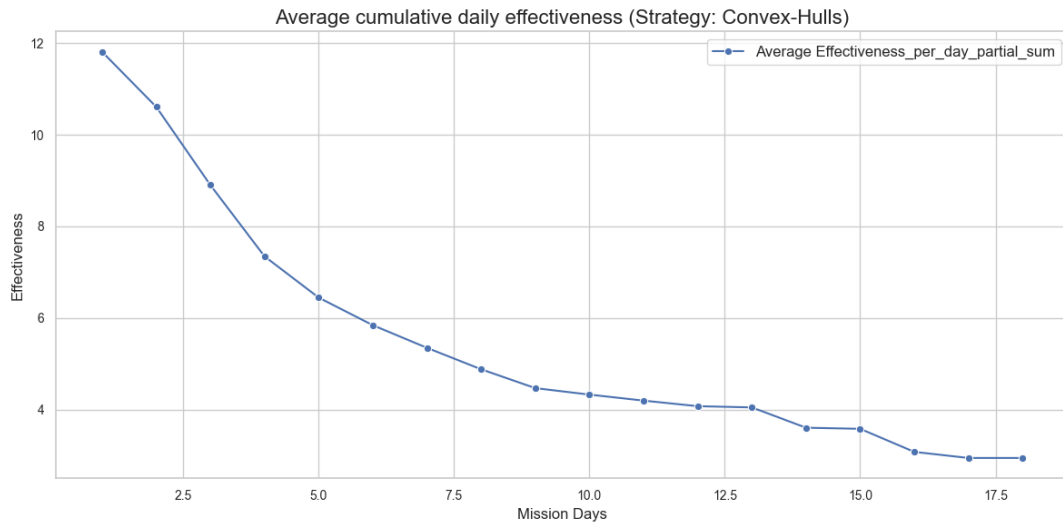
4.3.2 Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών



Εικόνα 4.16: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls)

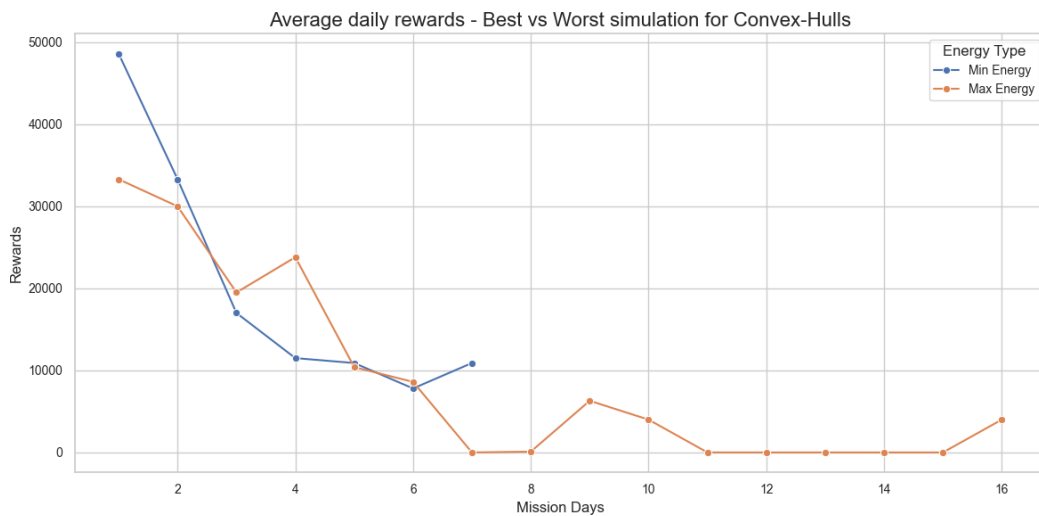


Εικόνα 4.17: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls)



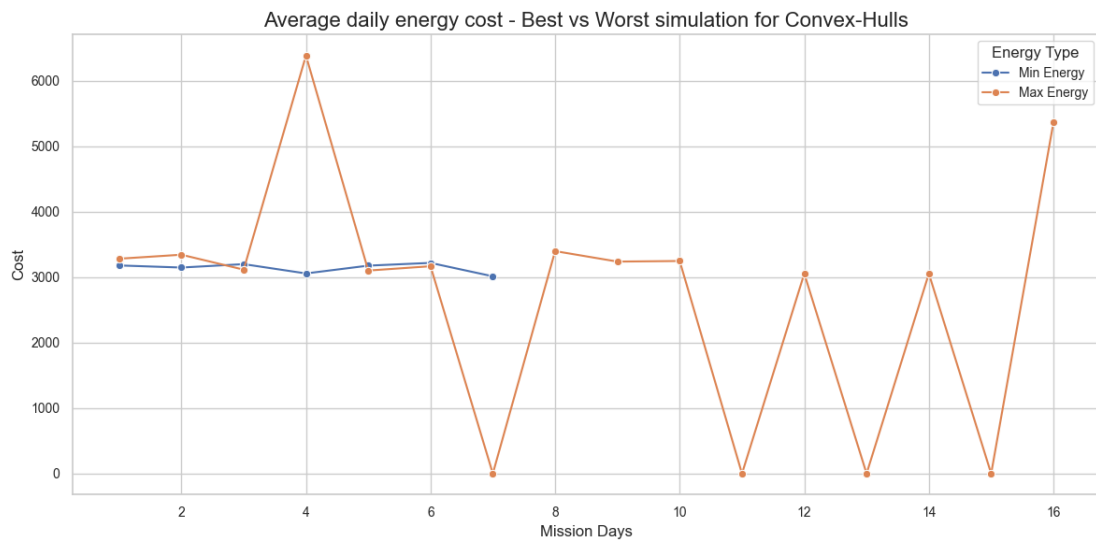
Εικόνα 4.18: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Convex Hulls)

4.3.3 Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης

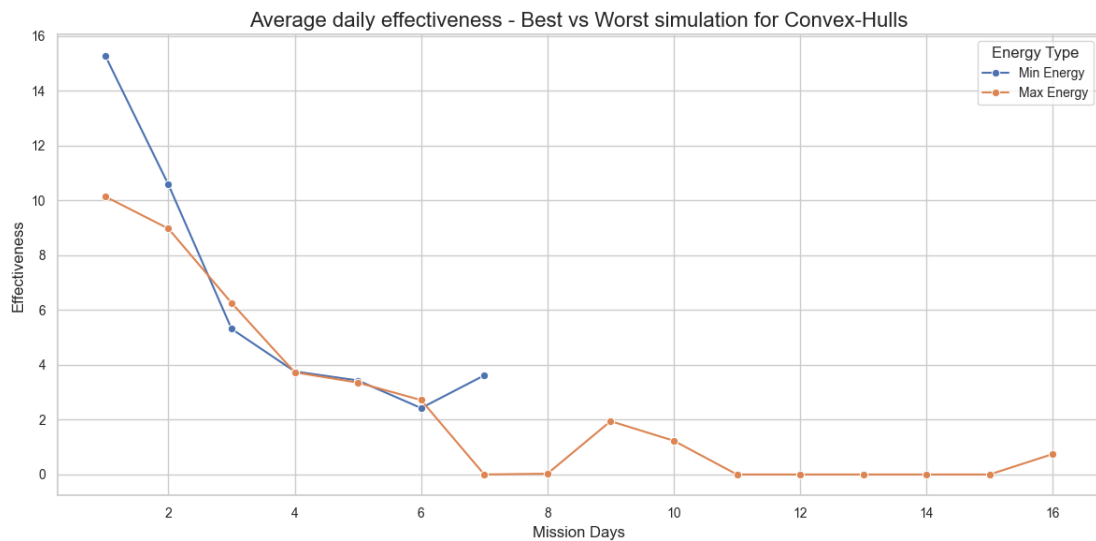


Εικόνα 4.19: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation)

Κεφάλαιο 4

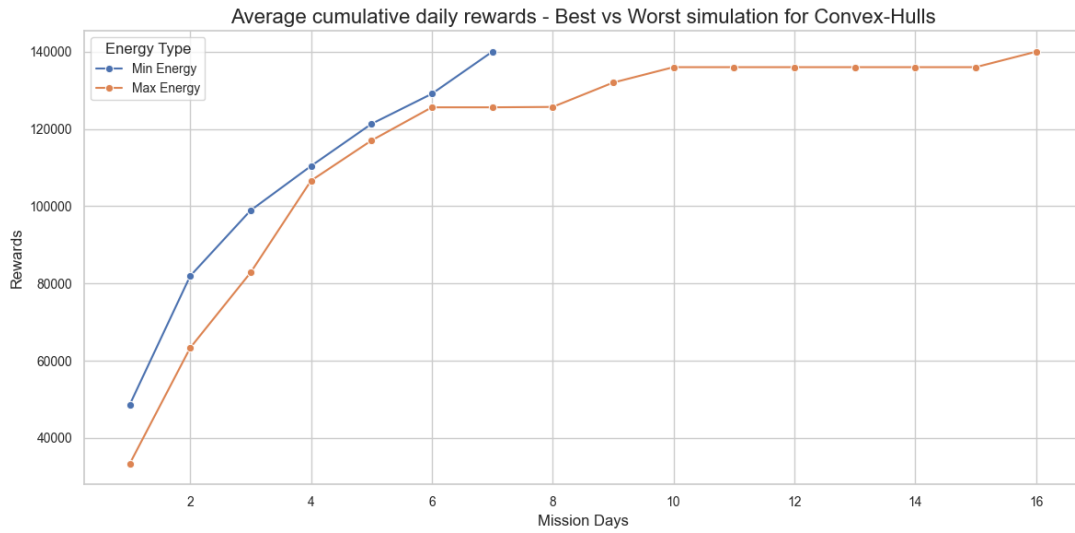


Εικόνα 4.20: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation)

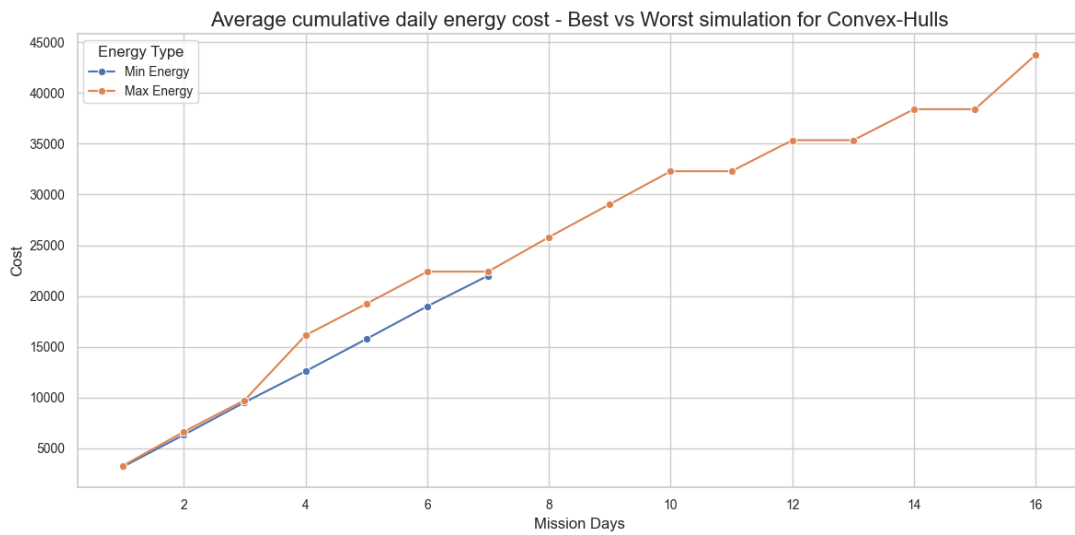


Εικόνα 4.21: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation)

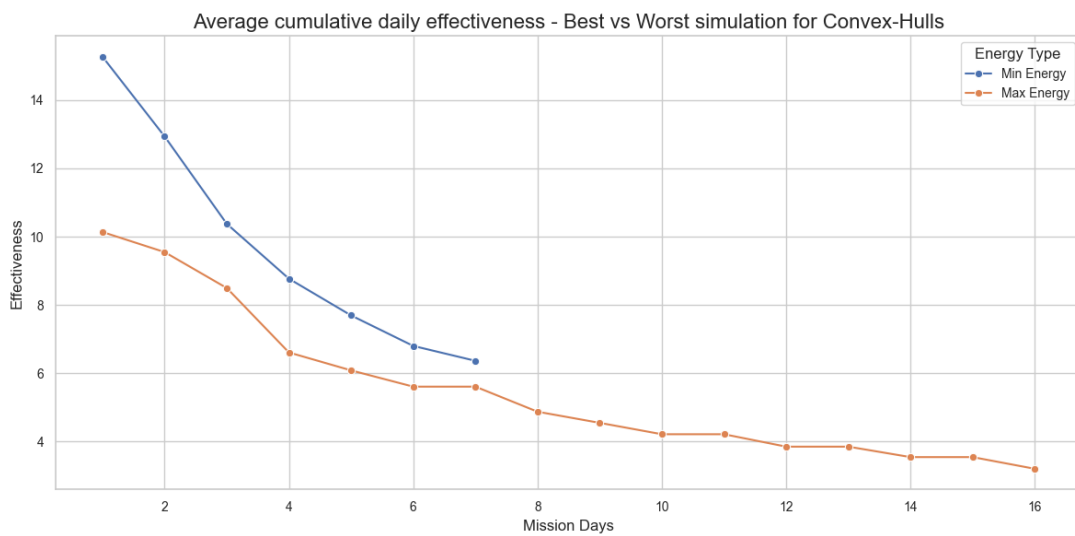
Ακολουθούν διαγράμματα με σωρευτικές τιμές



Εικόνα 4.22: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.23: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.24: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Convex Hulls - Best vs Worst Simulation)

4.3.4 Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής

Η στρατηγική Convex-Hulls παρουσιάζει μια δυναμική εξέλιξη στην αποτελεσματικότητα και τις ανταμοιβές της κατά τη διάρκεια των αποστολών, με σημαντικές διακυμάνσεις ανάλογα με την κατανάλωση ενέργειας. Τα δεδομένα δείχνουν ότι στις πρώτες ημέρες η στρατηγική είναι ιδιαίτερα αποδοτική, με υψηλά επίπεδα αποτελεσματικότητας και μεγιστοποίηση των ανταμοιβών. Ωστόσο, καθώς προχωρούν οι ημέρες και οι διαθέσιμοι πόροι μειώνονται, η απόδοση της στρατηγικής ακολουθεί φθίνουσα πορεία, επιβεβαιώνοντας τη θεωρητική υπόθεση ότι η εξάντληση των πόρων επηρεάζει αρνητικά την εξερεύνηση.

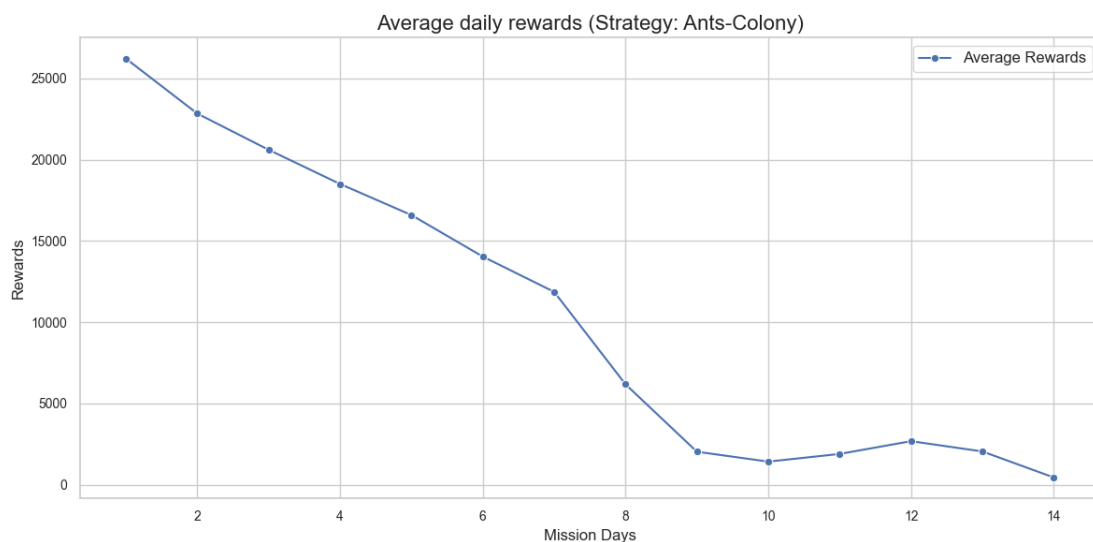
Η σύγκριση μεταξύ των προσομοιώσεων με ελάχιστη και μέγιστη κατανάλωση ενέργειας καταδεικνύει ότι η υψηλότερη κατανάλωση συσχετίζεται με μικρότερη αποτελεσματικότητα και λιγότερες συνολικές ανταμοιβές, ενώ η βέλτιστη χρήση ενέργειας επιτρέπει μεγαλύτερη χρονική διάρκεια αναζήτησης και καλύτερη αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων. Οι αθροιστικές μετρήσεις επιβεβαιώνουν ότι σε μακροπρόθεσμη κλίμακα, η στρατηγική παρουσιάζει σταθερή φθίνουσα απόδοση, με πιο απότομη μείωση όταν η ενέργεια δε διαχειρίζεται βέλτιστα.

Αξιολογώντας την ενεργειακή κατανάλωση, παρατηρούνται διακυμάνσεις που υποδηλώνουν ότι η στρατηγική δεν είναι απολύτως σταθερή ως προς τη διαχείριση της ενέργειας, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε απότομες μεταβολές στην αποδοτικότητά της. Παρά τις αρχικές υψηλές επιδόσεις, η στρατηγική παρουσιάζει φθίνουσα απόδοση σε βάθος χρόνου, καθιστώντας τη πιο κατάλληλη για σύντομες αποστολές με έμφαση στην αρχική μεγιστοποίηση των ανταμοιβών.

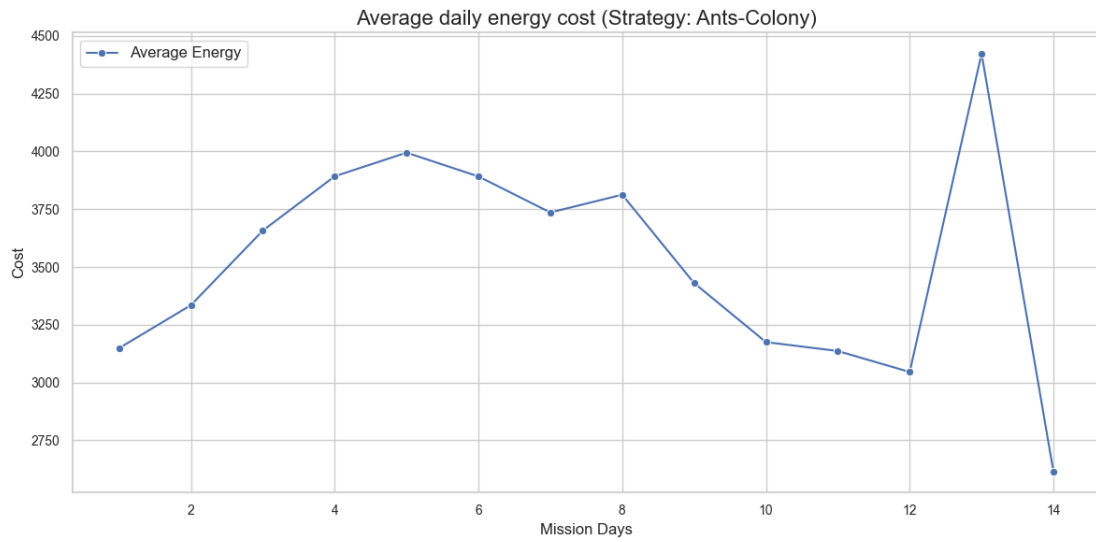
4.4 Παράλληλη συλλογή πόρων (Ant-Colony Optimization)

Παρακάτω παρατίθενται τα διαγράμματα απόδοσης για την στρατηγική συλλογής πόρων με παράλληλη προτεραιότητα τόσο σε πόρους υψηλής όσο και χαμηλότερης ανταμοιβής.

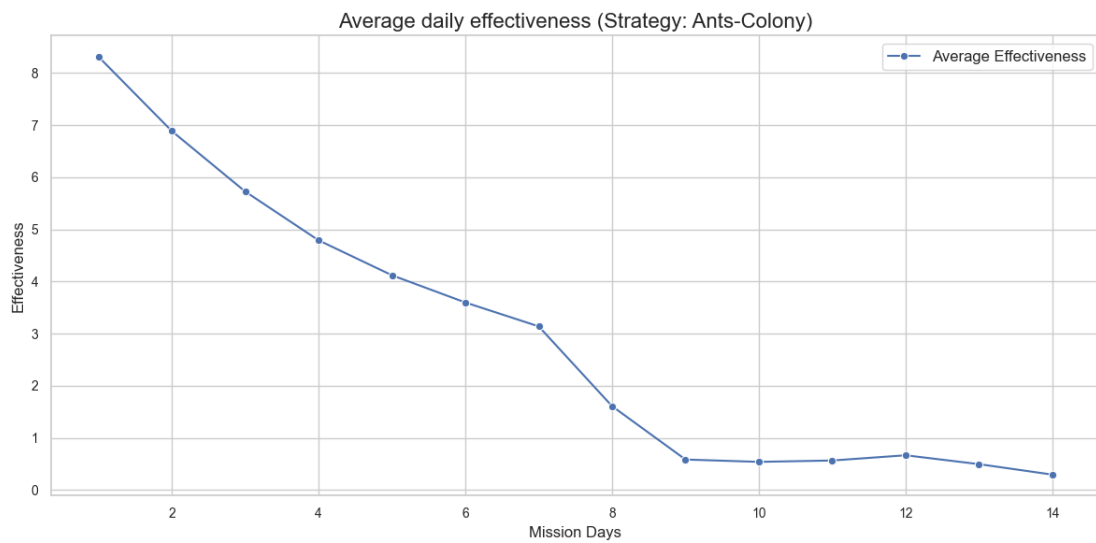
4.4.1 Ανάλυση μέσων τιμών



Εικόνα 4.25: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization)

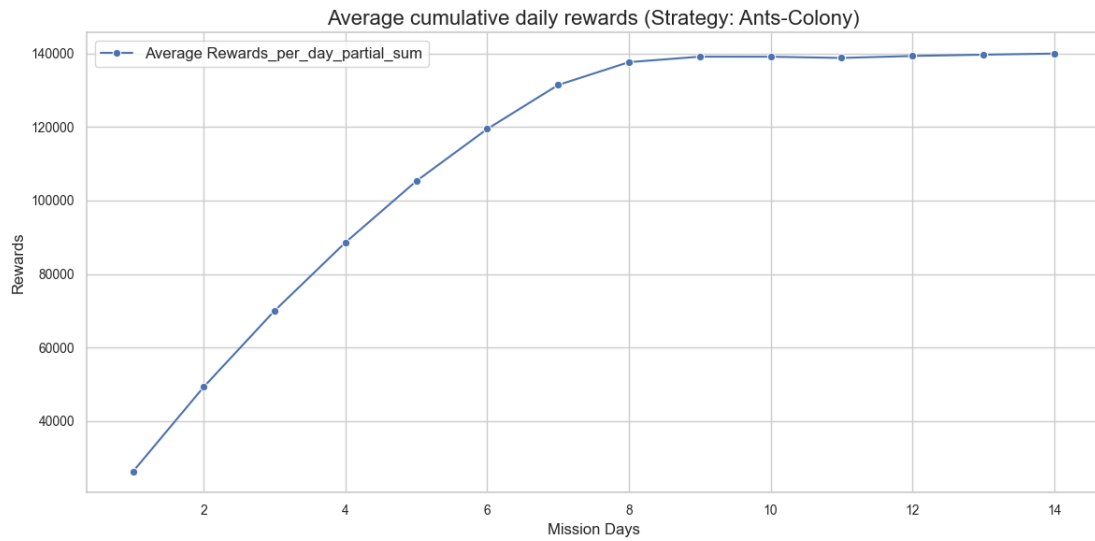


Εικόνα 4.26: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization)

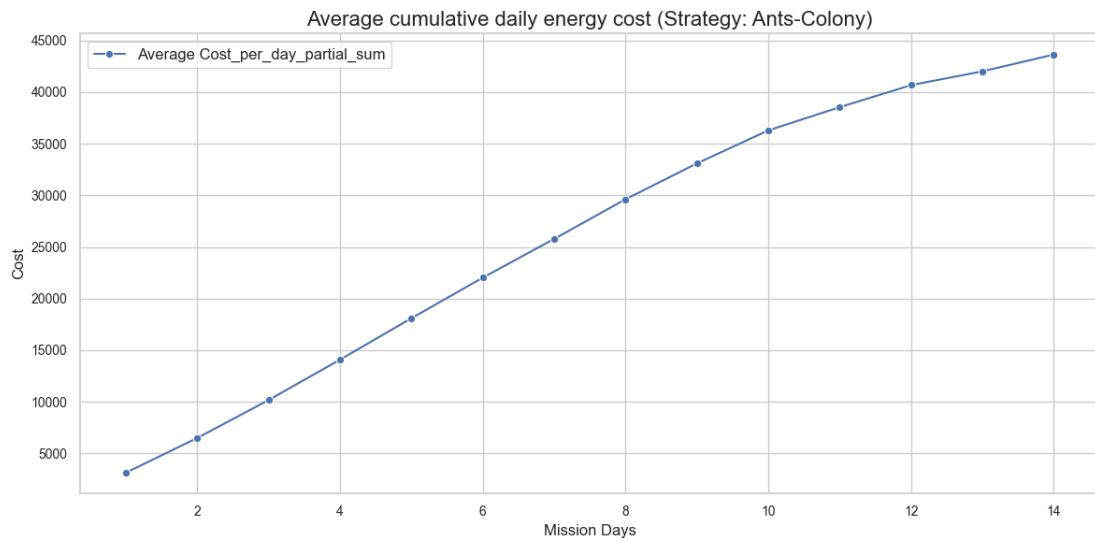


Εικόνα 4.27: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization)

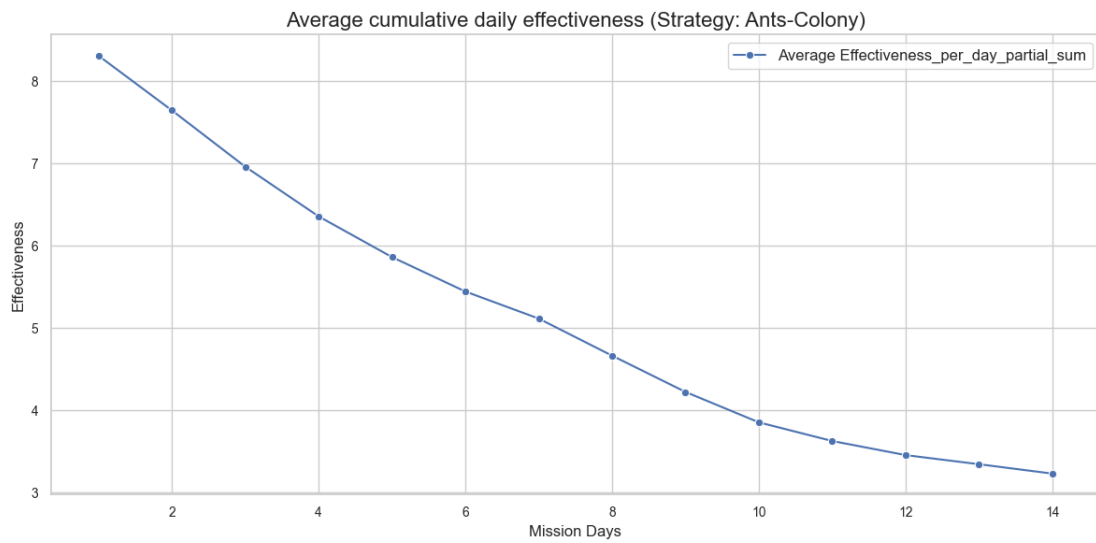
4.4.2 Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών



Εικόνα 4.28: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization)

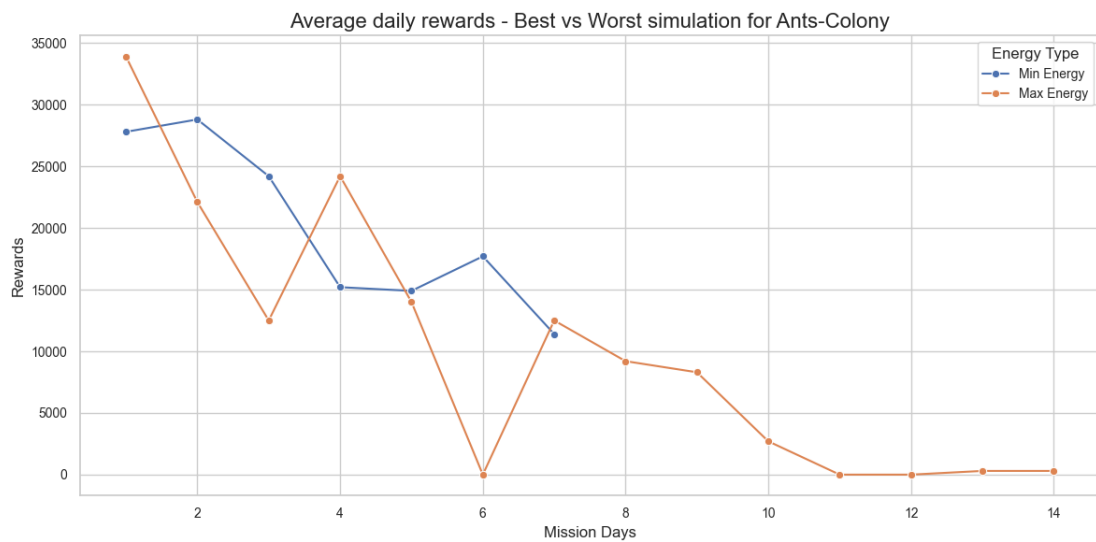


Εικόνα 4.29: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization)



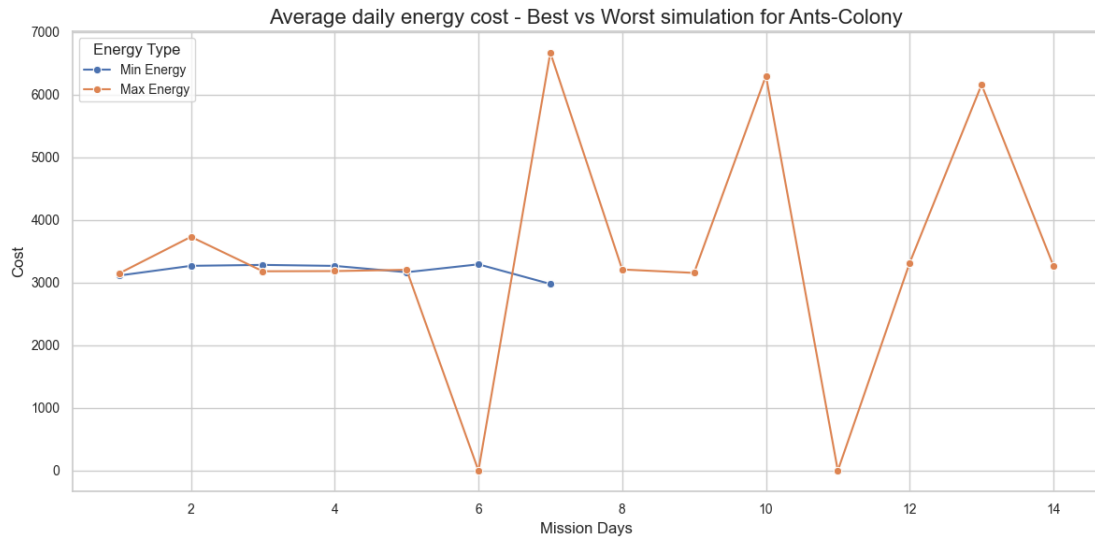
Εικόνα 4.30: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization)

4.4.3 Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης

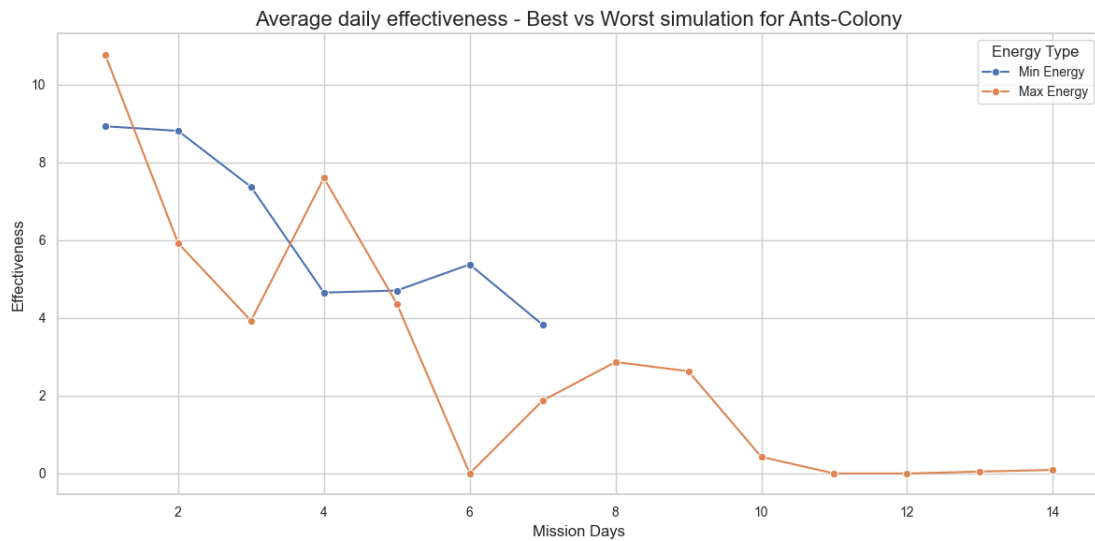


Εικόνα 4.31: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation)

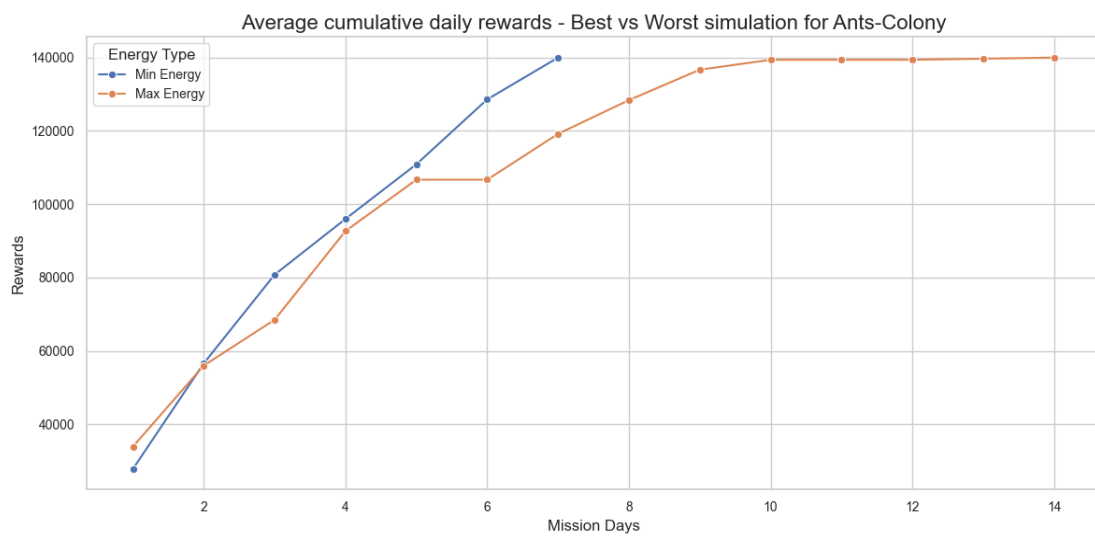
Κεφάλαιο 4



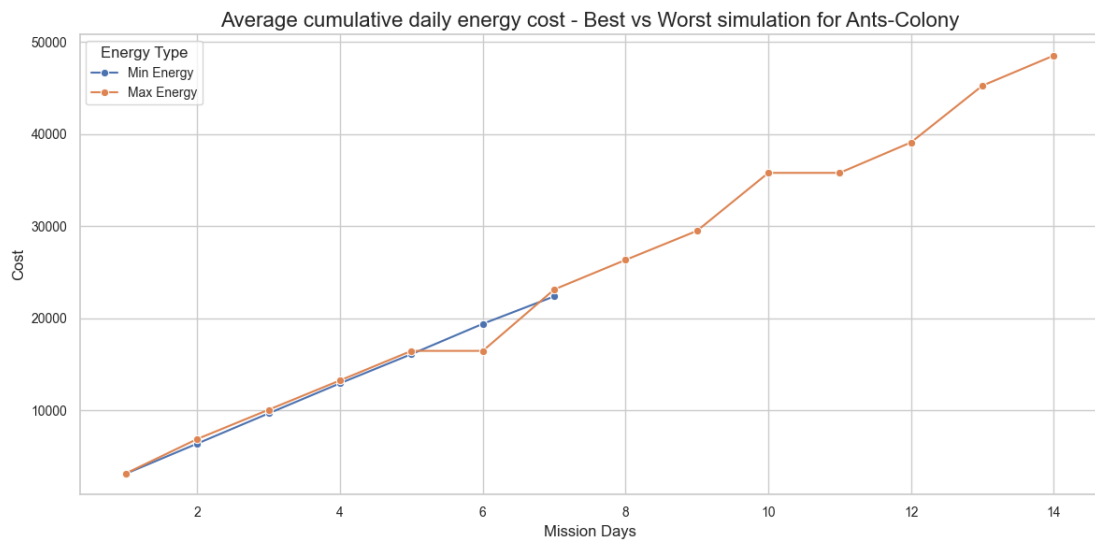
Εικόνα 4.32: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation)



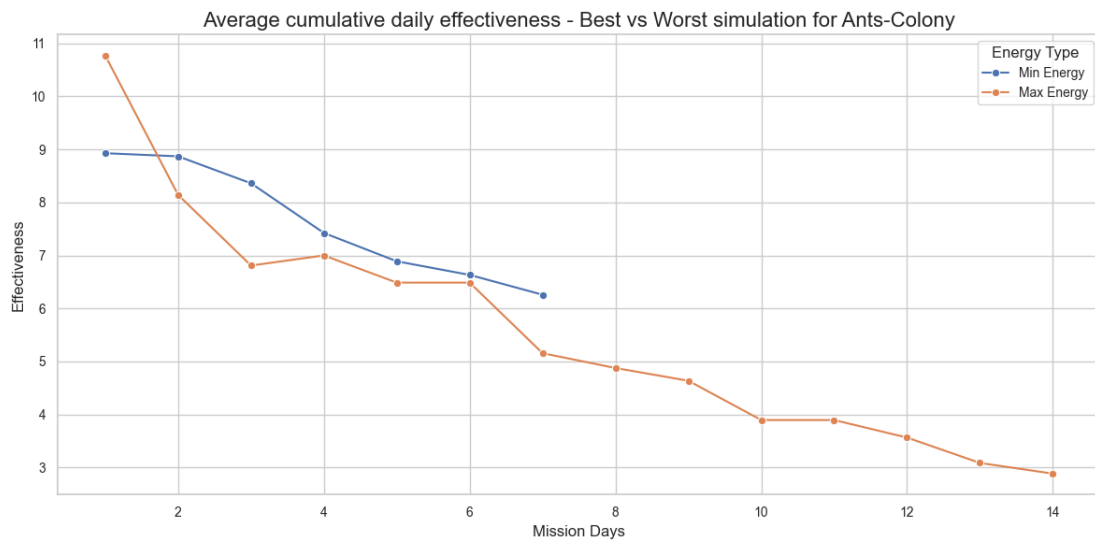
Εικόνα 4.33: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.34: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.35: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.36: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization - Best vs Worst Simulation)

4.4.4 Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής

Η μέση ημερήσια αποτελεσματικότητα της στρατηγικής Ant-Colony-Optimization μειώνεται σταδιακά κατά τη διάρκεια της αποστολής, υποδεικνύοντας μείωση της ικανότητας του αλγορίθμου να εντοπίζει χρήσιμα δεδομένα - πόρους καθώς προχωρούν οι ημέρες. Αντίστοιχα, το αθροιστικό γράφημα της αποτελεσματικότητας ακολουθεί πτωτική πορεία, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι αρχικές ημέρες είναι πιο αποδοτικές, ενώ η απόδοση μειώνεται με την πάροδο του χρόνου.

Το μέσο ημερήσιο ενεργειακό κόστος κυμαίνεται χωρίς απότομες διακυμάνσεις, εκτός από λίγες εξαιρέσεις όπου σημειώνονται αυξήσεις. Ωστόσο, το αθροιστικό ενεργειακό κόστος δείχνει σταθερή αύξηση, γεγονός που φανερώνει ότι η στρατηγική καταναλώνει σταθερά ενέργεια καθ' όλη τη διάρκεια

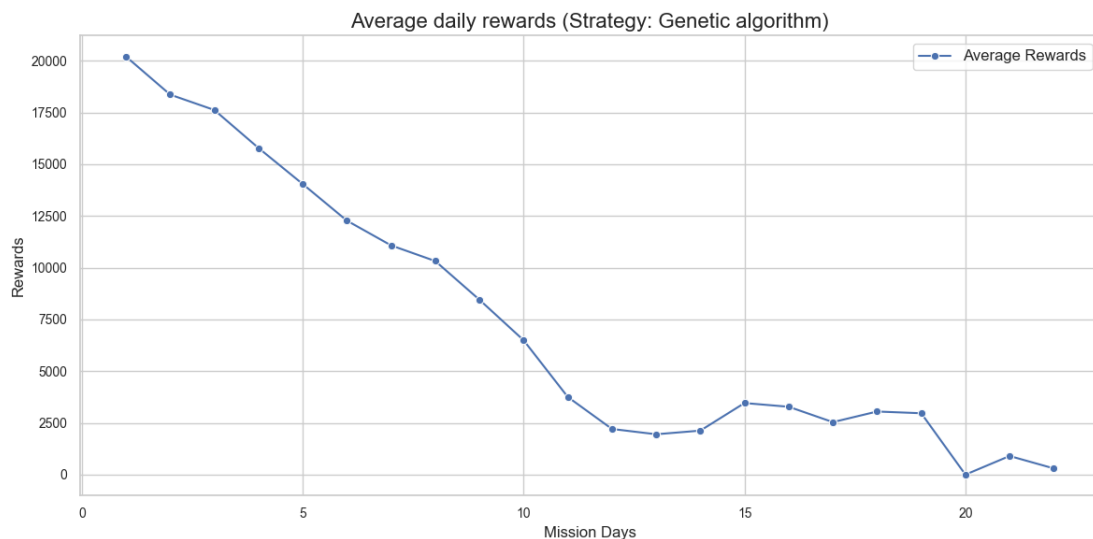
της αποστολής. Το γράφημα των ημερήσιων ανταμοιβών εμφανίζει μια σαφή πτωτική τάση, γεγονός που σημαίνει ότι η στρατηγική γίνεται λιγότερο αποδοτική στην εύρεση πολύτιμων στοιχείων με την πάροδο του χρόνου. Παρόλα αυτά, η συνολική αθροιστική ανταμοιβή διατηρείται σε υψηλά επίπεδα, αν και με σταδιακή επιβράδυνση προς το τέλος της αποστολής.

Η ανάλυση των προσομοιώσεων μεταξύ της βέλτιστης και της χειρότερης περίπτωσης δείχνει σημαντικές διακυμάνσεις τόσο στην αποτελεσματικότητα και στο κόστος, όσο και στη συνολική διάρκεια τους. Η βέλτιστη προσομοίωση επιτυγχάνει σταθερότερα αποτελέσματα με χαμηλότερο ενεργειακό κόστος, ενώ η χειρότερη προσομοίωση χαρακτηρίζεται από απότομες πτώσεις στις ανταμοιβές και υψηλή αστάθεια στο ενεργειακό κόστος. Αυτό υποδηλώνει ότι η απόδοση της στρατηγικής Ant-Colony-Optimization επηρεάζεται σημαντικά από τις αρχικές συνθήκες και τη δυναμική των δεδομένων, γεγονός που καθιστά κρίσιμη την επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων για τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης.

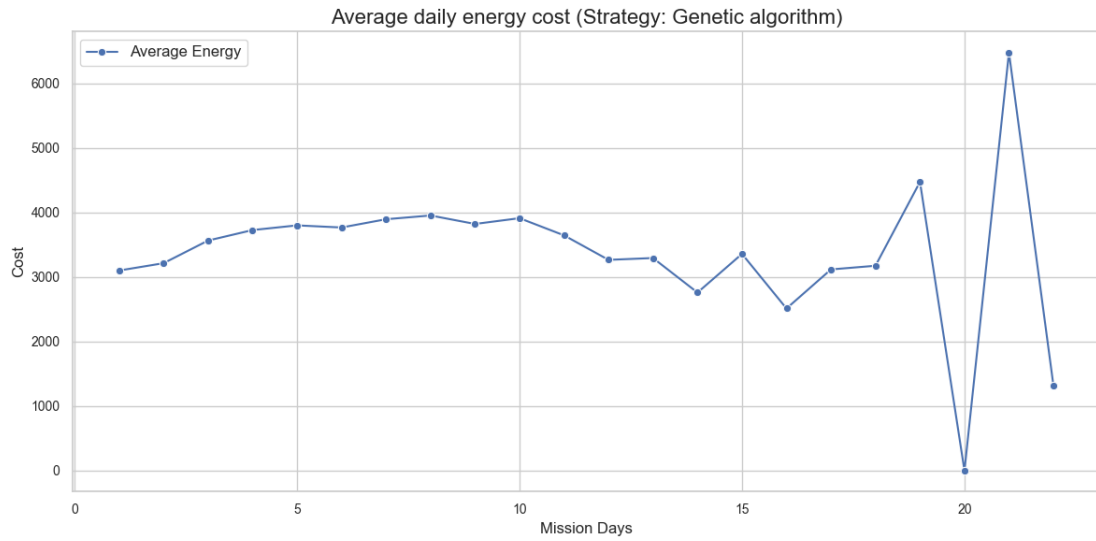
4.5 Παράλληλη συλλογή πόρων (Γενετικούς αλγόριθμους)

Παρακάτω παρατίθενται τα διαγράμματα απόδοσης για την στρατηγική συλλογής πόρων με παράλληλη προτεραιότητα τόσο σε πόρους υψηλής όσο και χαμηλότερης ανταμοιβής. Στην συγκεκριμένη στρατηγική, η πλοήγηση υλοποιείται με την χρήση γενετικών αλγορίθμων.

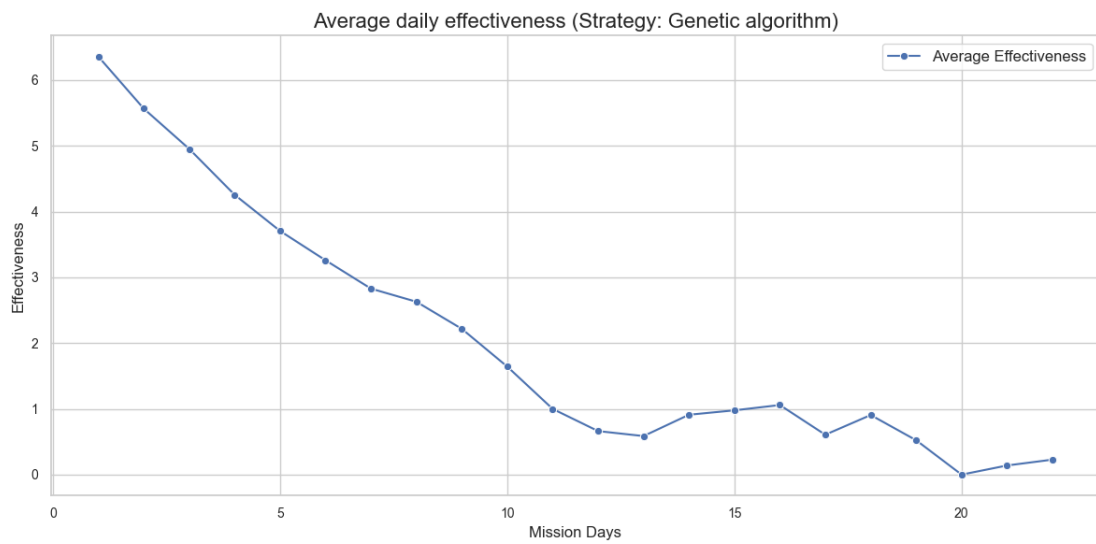
4.5.1 Ανάλυση μέσων τιμών



Εικόνα 4.37: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm)

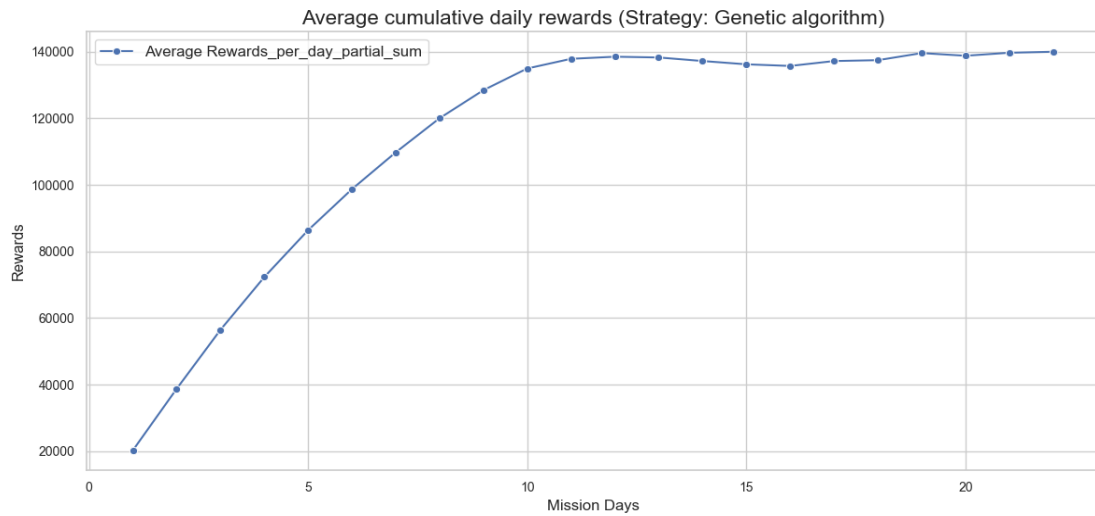


Εικόνα 4.38: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Genetic Algorithm)

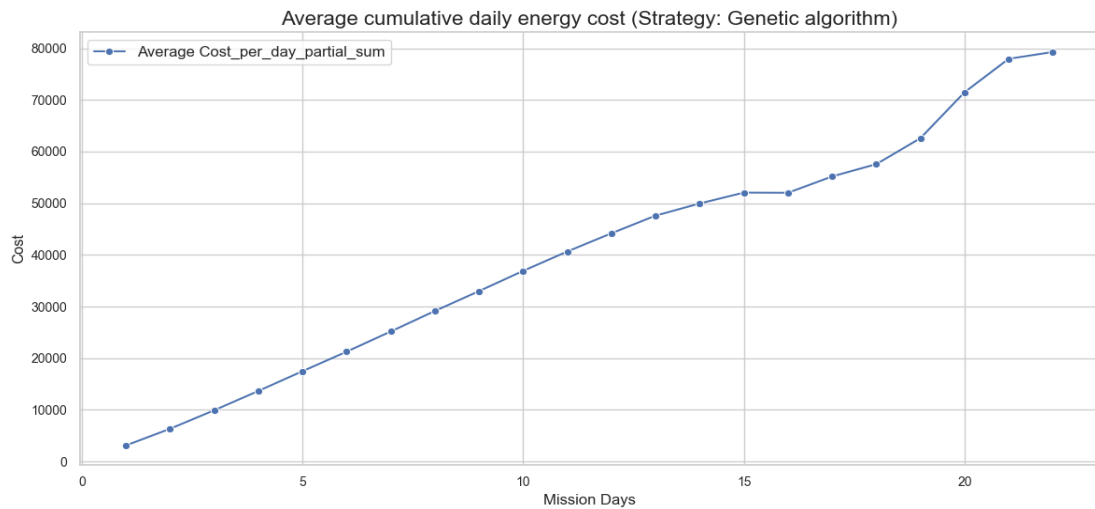


Εικόνα 4.39: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Genetic Algorithm)

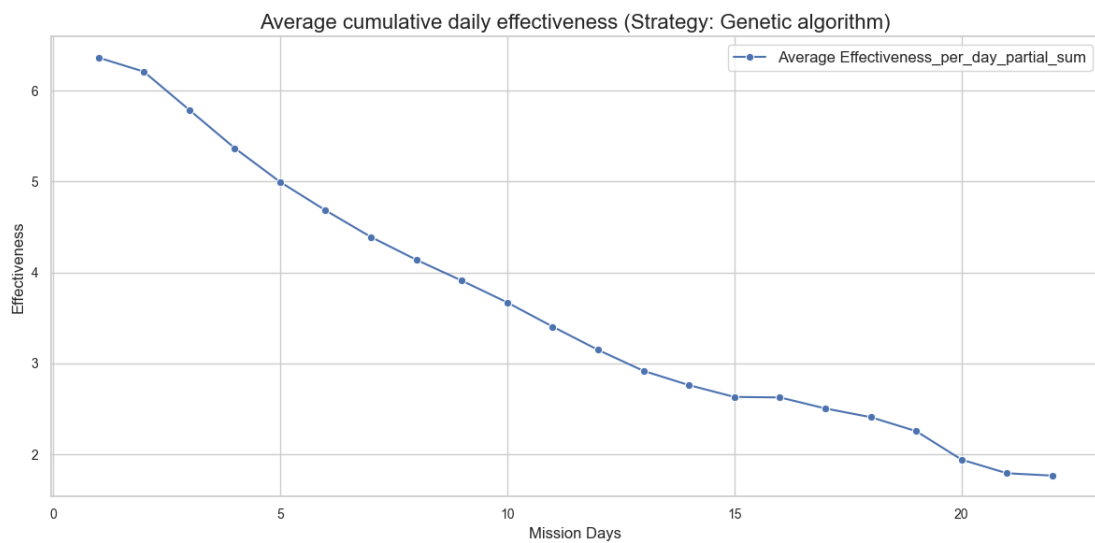
4.5.2 Ανάλυση σωρευτικού αθροισμάτων δεικτών



Εικόνα 4.40: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm)

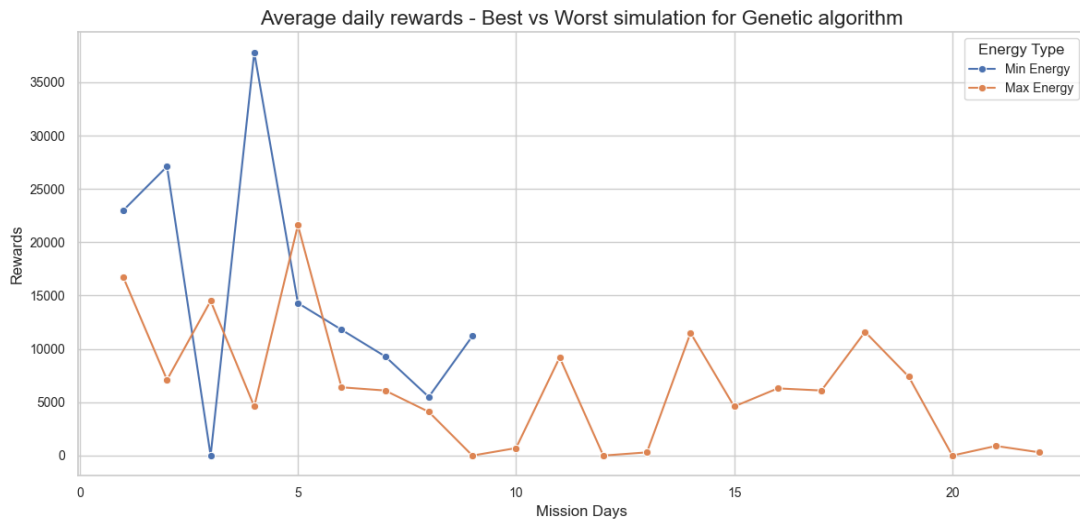


Εικόνα 4.41: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Genetic Algorithm)

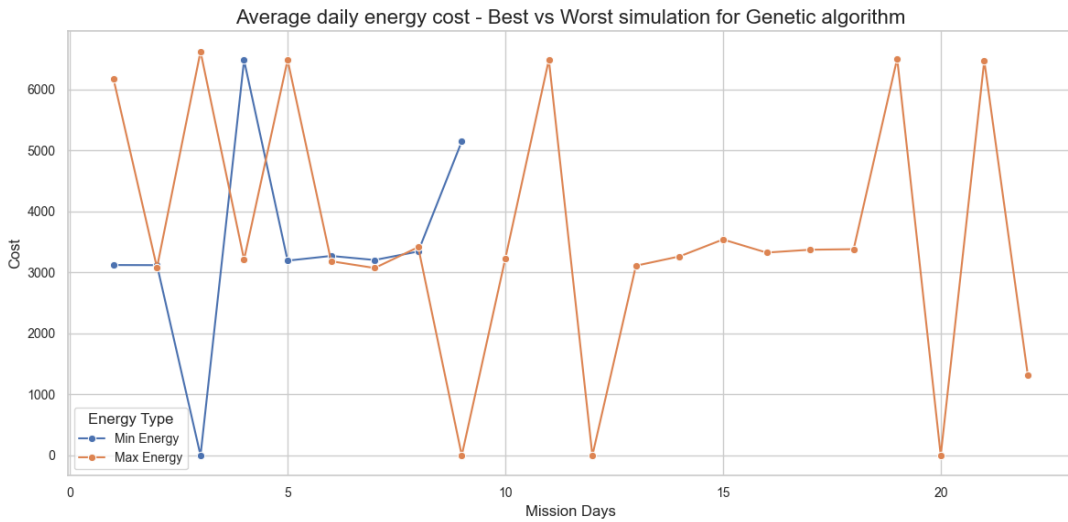


Εικόνα 4.42: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Genetic Algorithm)

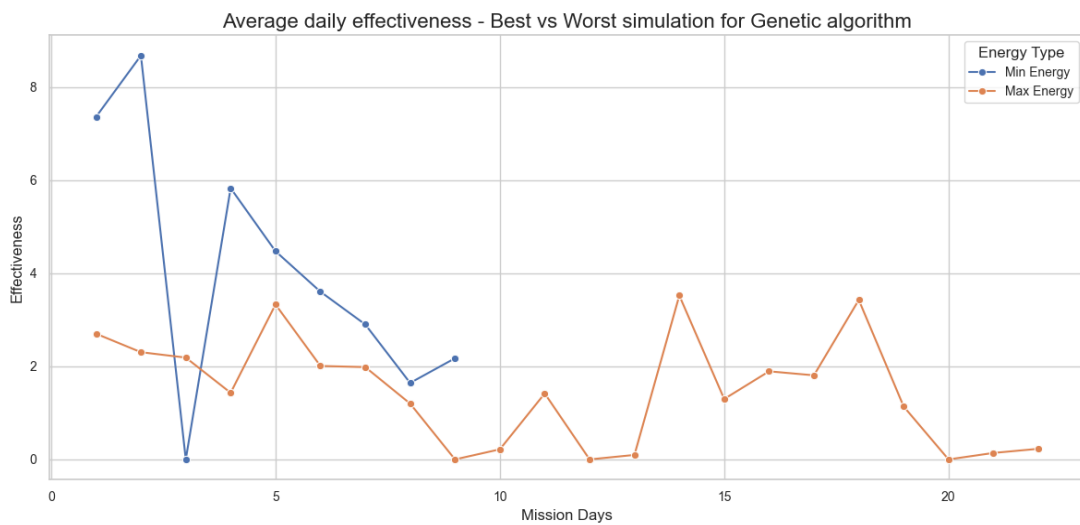
4.5.3 Ανάλυση βέλτιστης και χειρότερης περίπτωσης



Εικόνα 4.43: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation)

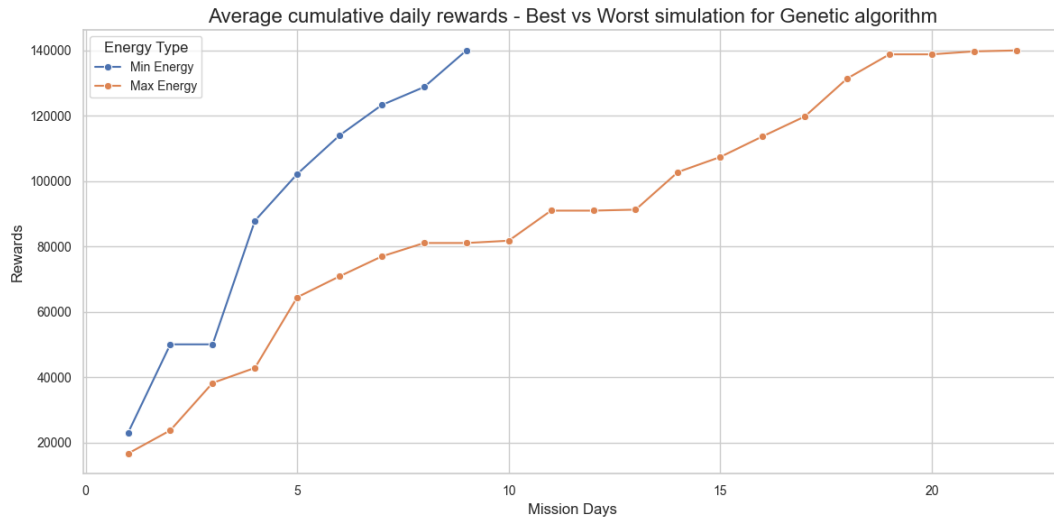


Εικόνα 4.44: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation)

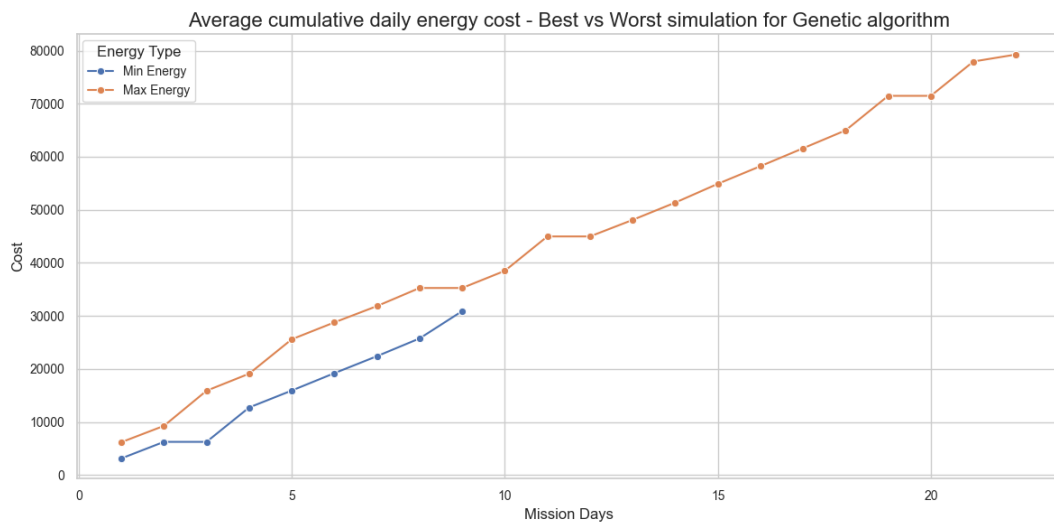


Εικόνα 4.45: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation)

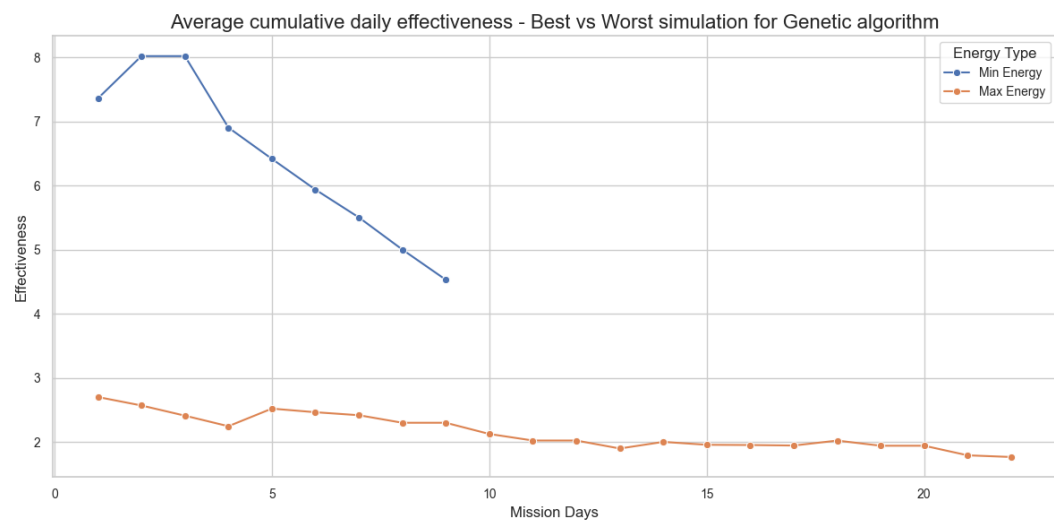
Κεφάλαιο 4



Εικόνα 4.46: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.47: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργ. κόστους (Genetic Algorithm - Best vs Worst Simulation)



Εικόνα 4.48: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Genetic Alg.- Best vs Worst Simulation)

4.5.4 Αποτίμηση απόδοσης στρατηγικής

Η μέση ημερήσια αποτελεσματικότητα της στρατηγικής του γενετικού αλγορίθμου δείχνει μια σταθερή πτώση, ιδιαίτερα μετά τις πρώτες ημέρες, γεγονός που υποδηλώνει ότι το σύστημα αντιμετωπίζει όλο και μεγαλύτερες δυσκολίες στη βέλτιστη εξερεύνηση του περιβάλλοντος. Αυτό αντικατοπτρίζεται και στην αθροιστική αποτελεσματικότητα, η οποία μειώνεται σταδιακά, επιβεβαιώνοντας ότι η στρατηγική χάνει την ικανότητά της να αξιοποιεί αποτελεσματικά τους διαθέσιμους πόρους με την πάροδο του χρόνου.

Η ενεργειακή κατανάλωση είναι ιδιαίτερα ασταθής, με σημαντικές διακυμάνσεις σε διαφορετικές χρονικές στιγμές της αποστολής. Ορισμένες ημέρες εμφανίζουν σχεδόν μηδενική κατανάλωση, ενώ άλλες παρουσιάζουν απότομες αυξήσεις, κάτι που δείχνει ότι η στρατηγική δεν εφαρμόζει μια σταθερή πολιτική διαχείρισης της ενέργειας. Η μηδενική κατανάλωση ενδέχεται να οφείλεται σε προσωρινή χαμηλή δραστηριότητα, πιθανώς λόγω εγκλωβισμού του οχήματος από καταιγίδα κατά τη φόρτιση στη βάση. Η αθροιστική ενεργειακή κατανάλωση, από την άλλη, αυξάνεται προοδευτικά, επιβεβαιώνοντας ότι, συνολικά, η στρατηγική απαιτεί σημαντικούς ενεργειακούς πόρους για τη λειτουργία της.

Όσον αφορά τις ανταμοιβές, η ημερήσια τιμή μειώνεται αισθητά καθώς η αποστολή προχωρά, κάτι που ήταν αναμενόμενο λόγω της περιορισμένης διαθεσιμότητας των πόρων. Στην αρχή της αποστολής, οι ανταμοιβές είναι υψηλές, καθώς οι πόροι είναι διαθέσιμοι και εύκολα προσβάσιμοι. Ωστόσο, όσο προχωρά η αποστολή, η εκμετάλλευση των ήδη διαθέσιμων πόρων οδηγεί σε μειωμένες αποδόσεις. Η αθροιστική συλλογή ανταμοιβών φτάνει σε ένα σημείο κορεσμού, όπου οι επιπλέον ημέρες της αποστολής προσθέτουν ελάχιστη αξία, επιβεβαιώνοντας ότι η στρατηγική δεν μπορεί να αποδώσει εξίσου καλά σε μεγαλύτερες χρονικές κλίμακες.

Η σύγκριση μεταξύ βέλτιστης και χειρότερης προσομοίωσης παρέχει επιπλέον πληροφορίες για την αποτελεσματικότητα της στρατηγικής. Στην ημερήσια αποτελεσματικότητα, η καλύτερη προσομοίωση ξεκινά με υψηλές τιμές αλλά γρήγορα μειώνεται, ενώ η χειρότερη παραμένει σε χαμηλά επίπεδα καθ' όλη τη διάρκεια της αποστολής. Στην ενεργειακή κατανάλωση, η βέλτιστη προσομοίωση διατηρεί πιο ισορροπημένη κατανομή σε σχέση με τη χειρότερη, η οποία χαρακτηρίζεται από έντονες αυξομειώσεις. Η ημερήσια συλλογή ανταμοιβών παρουσιάζει επίσης διακυμάνσεις, με τη βέλτιστη προσομοίωση να πετυχαίνει υψηλές τιμές αρχικά αλλά να φθίνει σταδιακά, ενώ η χειρότερη έχει πιο σταθερά χαμηλές επιδόσεις. Στην αθροιστική συλλογή ανταμοιβών, η καλύτερη προσομοίωση συγκεκριμένα περιλαμβάνει περισσότερες ανταμοιβές και διατηρεί πιο αποδοτική χρήση της ενέργειας σε σχέση με τη χειρότερη.

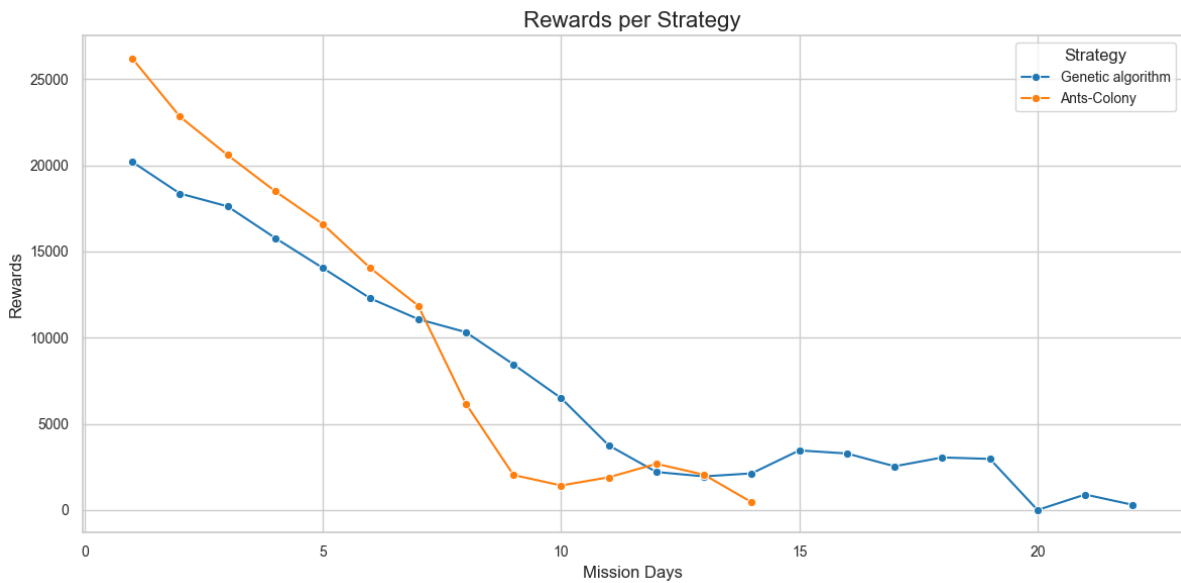
Συμπερασματικά, η στρατηγική του γενετικού αλγορίθμου επιτυγχάνει υψηλές αποδόσεις στην αρχή της αποστολής, αλλά η αποτελεσματικότητά της μειώνεται δραστικά όσο αυξάνονται οι ημέρες και εξαντλούνται οι διαθέσιμοι πόροι. Η κατανάλωση της ενέργειας εμφανίζει μεγάλες διακυμάνσεις. Επιπλέον, οι ανταμοιβές φθίνουν σταδιακά, κάτι που ήταν αναμενόμενο λόγω του πεπερασμένου πλήθους τους. Παρόλο που η βέλτιστη προσομοίωση επιτυγχάνει καλύτερες επιδόσεις από τη χειρότερη, το συνολικό αποτέλεσμα δείχνει ότι η στρατηγική χρειάζεται βελτιώσεις, ιδιαίτερα στη μακροπρόθεσμη διαχείριση των πόρων και της ενέργειας.

4.6 Συγκριτική ανάλυση στρατηγικών

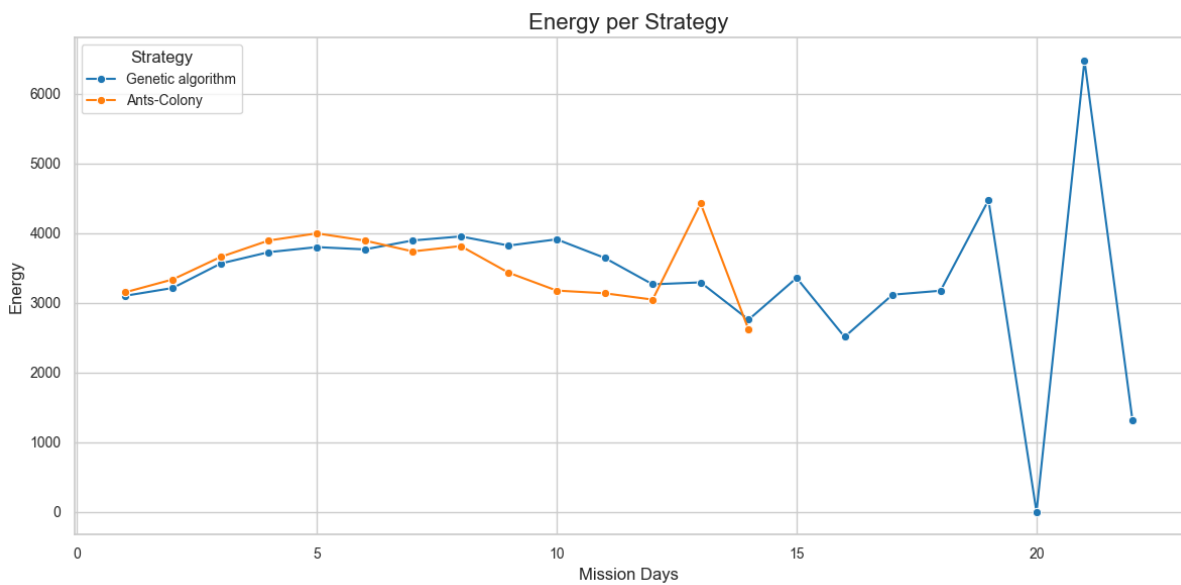
Παρακάτω ακολουθεί συγκριτική ανάλυση των στρατηγικών σε κοινά διαγράμματα ώστε να είναι ευκολότερη η σύγκριση τιμών των διαφόρων μετρικών απόδοσης. Η ανάλυση έχει χωριστεί σε δύο μέρη. Στο πρώτο γίνεται σύγκριση στρατηγικών σε ομάδες των δύο. Πιο συγκεκριμένα, η πρώτη ομά-

δα είναι ο Nearst neighbor first και Convex-Hulls και η δεύτερη περιλαμβάνει τους Ant-Colony-Optimization και τη στρατηγική των γενετικών αλγορίθμων. Ο διαχωρισμός έγινε λόγω κοινών χαρακτηριστικών που έχουν οι στρατηγικές του κάθε ζεύγους ως προς τη μέθοδο που ακολουθούν για να λάβουν αποφάσεις κατά τη συλλογή των πόρων. Έπειτα παρουσιάζεται και η συνολική συγκριτική αξιολόγηση όλων των στρατηγικών.

4.6.1 Ant-Colony-Optimization vs Genetic Algorithm



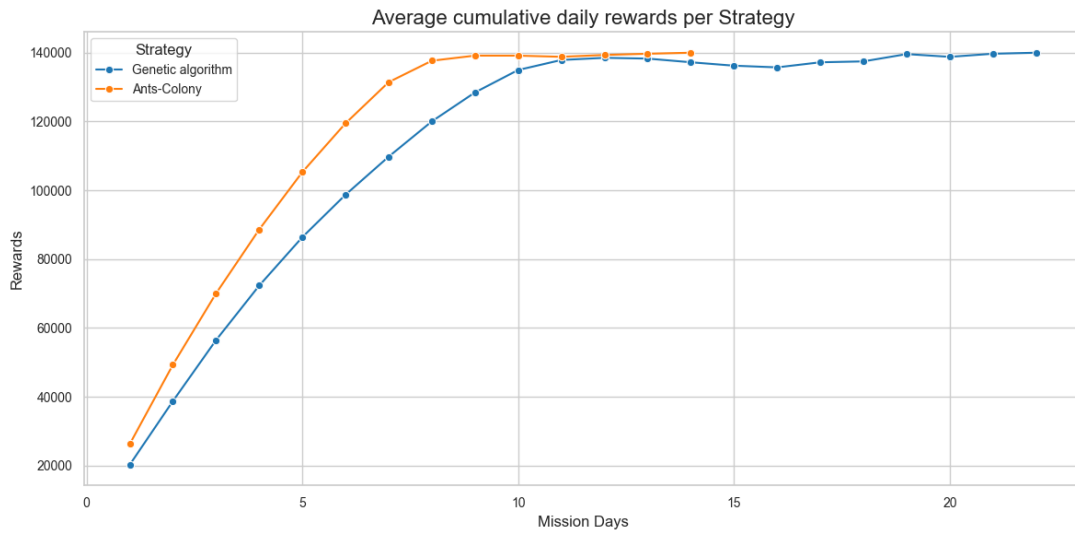
Εικόνα 4.49: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm)



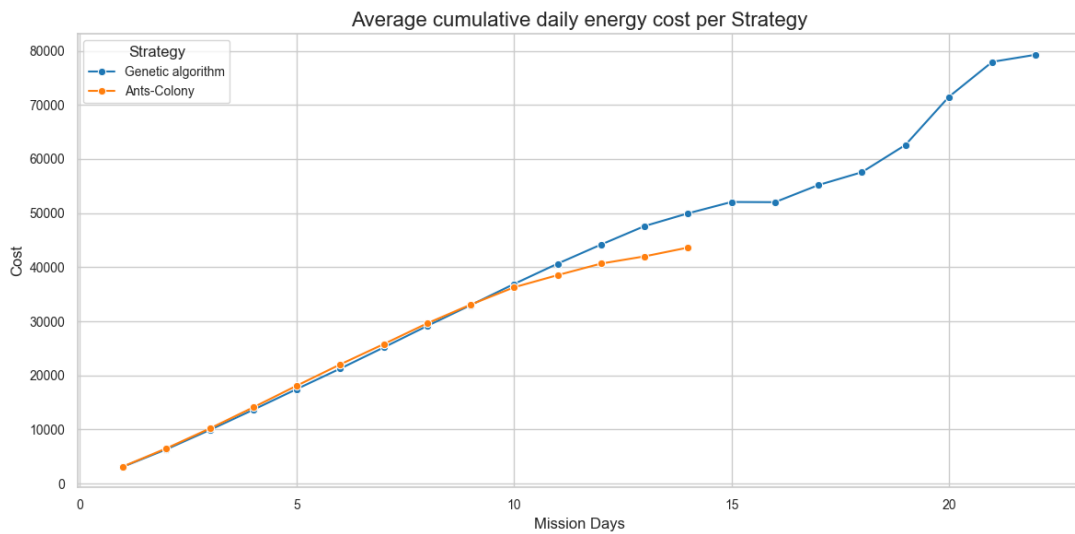
Εικόνα 4.50: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm)



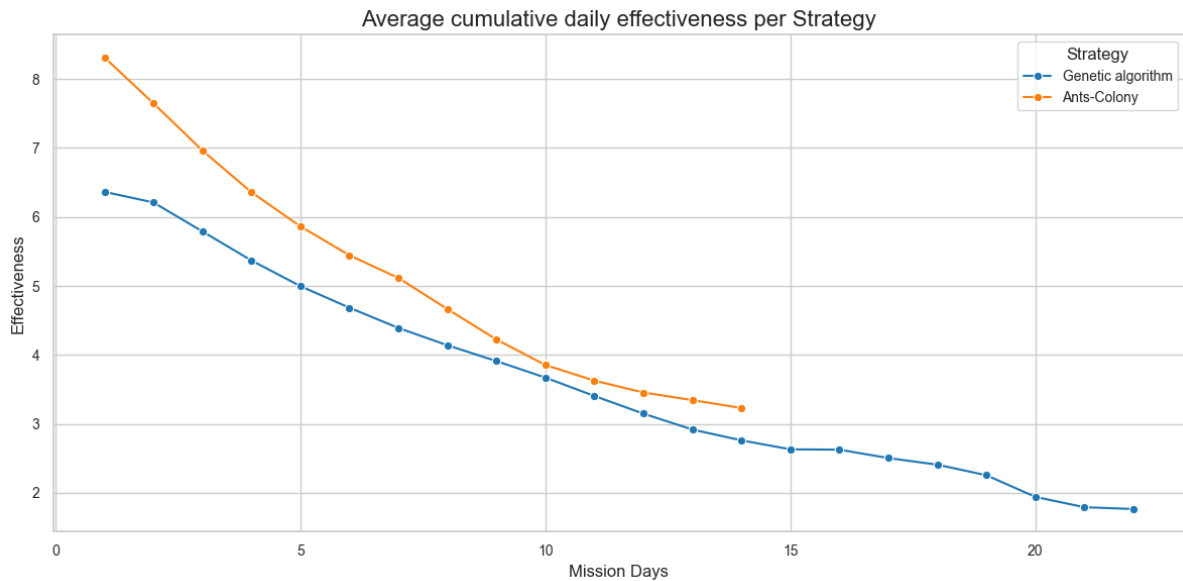
Εικόνα 4.51: Μέση ημερήσια τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm)



Εικόνα 4.52: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm)



Εικόνα 4.53: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm)



Εικόνα 4.54: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή αποτελεσματικότητας (Ant-Colony Optimization vs Genetic Algorithm)

Η ανάλυση εξετάζει δύο στρατηγικές εύρεσης πόρων, τον Γενετικό Αλγόριθμο και την Ant-Colony-Optimization, οι οποίες δίνουν ίση προτεραιότητα στους διαθέσιμους πόρους. Η σύγκριση αποκαλύπτει διαφορές στην απόδοση, το ενεργειακό κόστος και τις ανταμοιβές, ενώ η μείωση των ανταμοιβών με την πάροδο του χρόνου θεωρείται αναμενόμενη λόγω των περιορισμένων πόρων. Οι αποστολές μεγάλης διάρκειας αυξάνουν το ενεργειακό κόστος και μειώνουν τη βιωσιμότητα, καθιστώντας τις ανεπιθύμητες.

Η Ant-Colony-Optimization ξεκινά με υψηλή απόδοση που μειώνεται γρήγορα, ενώ ο Γενετικός Αλγόριθμος παρουσιάζει ομαλότερη αλλά χαμηλότερη μείωση. Παρόλο που η Ant-Colony-Optimization είναι πιο αποδοτική αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος επιδεικνύει καλύτερη διαχείριση μακροπρόθεσμα.

Όσον αφορά το ενεργειακό κόστος, ο Γενετικός Αλγόριθμος παρουσιάζει απότομες αυξήσεις λόγω διερευνητικών κινήσεων προς απομακρυσμένους στόχους, αυξάνοντας το συνολικό κόστος και μειώνοντας την αποδοτικότητα σε περιβάλλον περιορισμένων πόρων. Η Ant-Colony-Optimization διατηρεί σταθερή ενεργειακή κατανάλωση, βελτιστοποιώντας άμεσα τη χρήση πόρων.

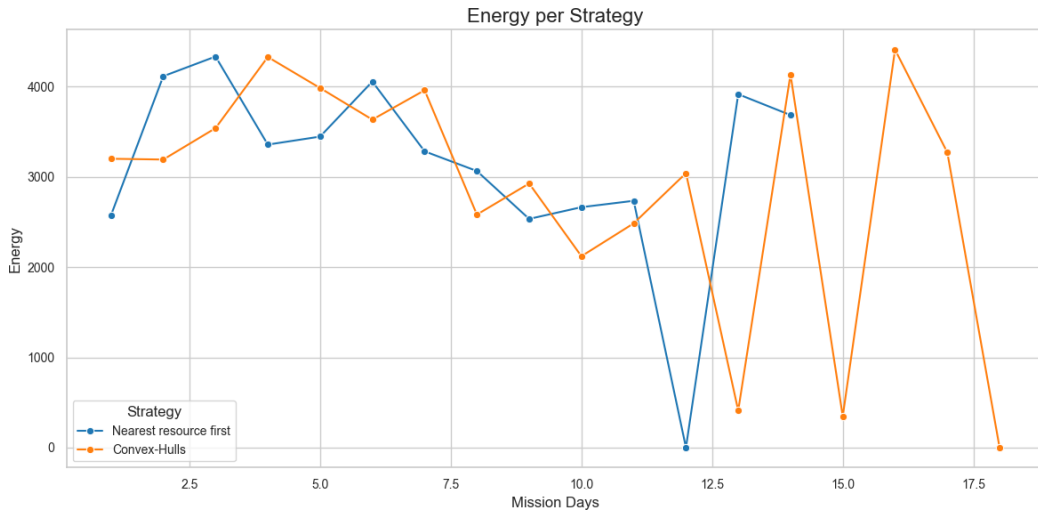
Στις ανταμοιβές, η Ant-Colony-Optimization συγκεντρώνει γρήγορα πόρους στην αρχή, αλλά εξαντλείται σύντομα. Ο Γενετικός Αλγόριθμος επιτυγχάνει πιο σταδιακή πτώση στις ανταμοιβές, χωρίς όμως να αξιοποιεί άμεσα τους πόρους. Η ταχεία ολοκλήρωση της αποστολής καθιστά την Ant-Colony-Optimization πιο αποτελεσματική.

Συμπερασματικά, για ταχεία και αποδοτική συλλογή πόρων με χαμηλό ενεργειακό κόστος, η Ant-Colony-Optimization υπερέχει λόγω ταχύτητας και οικονομίας ενέργειας. Ο Γενετικός Αλγόριθμος προσφέρει ισορροπία στη διαχείριση πόρων αλλά η αυξημένη ενεργειακή κατανάλωση και η μεγαλύτερη διάρκεια τον καθιστούν λιγότερο αποδοτικό όταν η ταχύτητα και η οικονομία ενέργειας είναι ζωτικής σημασίας.

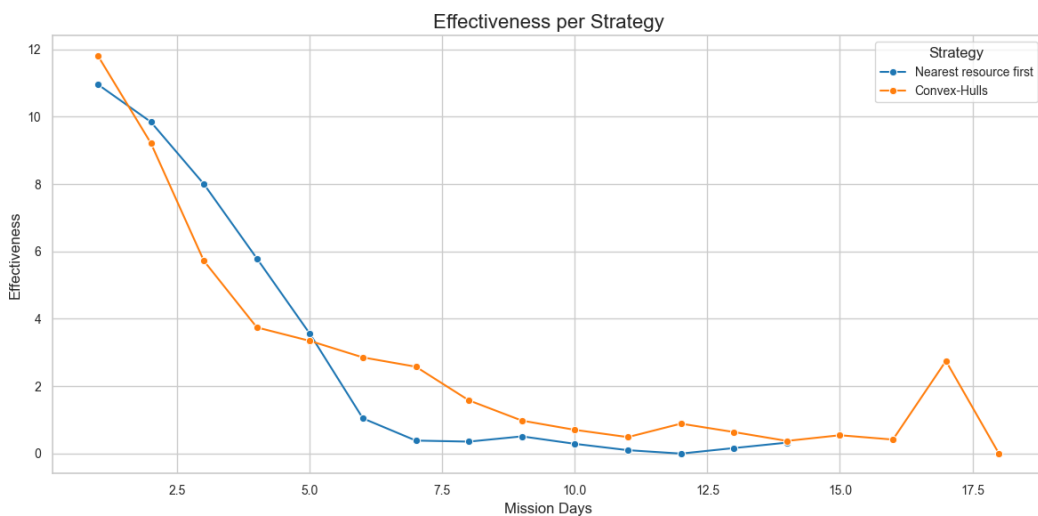
4.6.2 Nearest Neighbor vs Convex-Hulls



Εικόνα 4.55: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls)

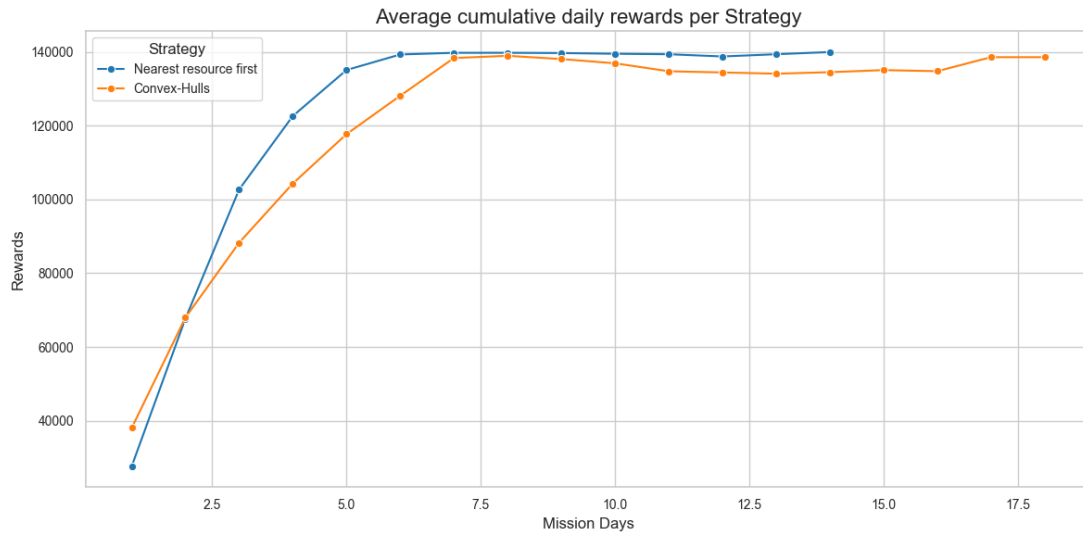


Εικόνα 4.56: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls)

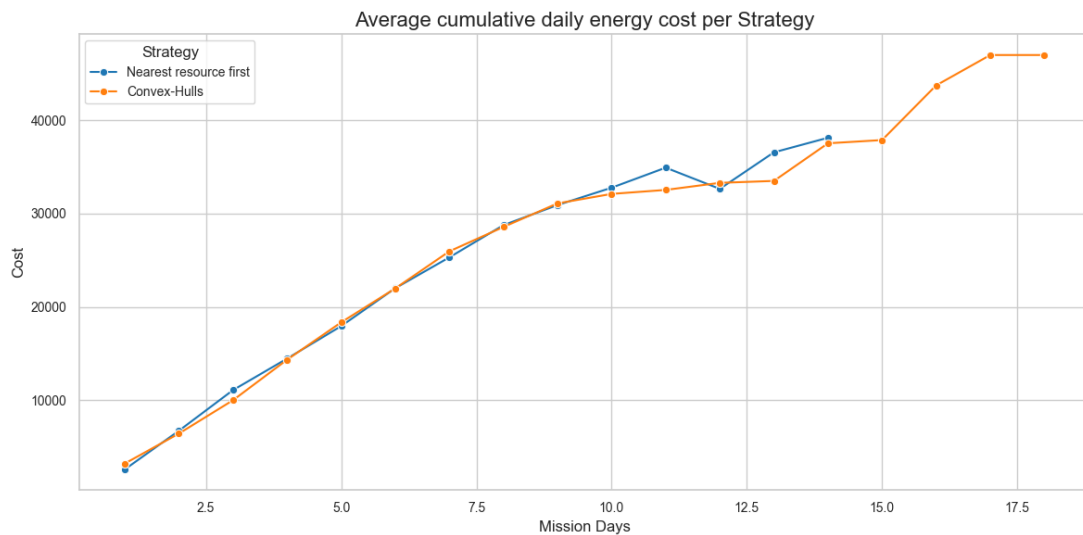


Εικόνα 4.57: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls)

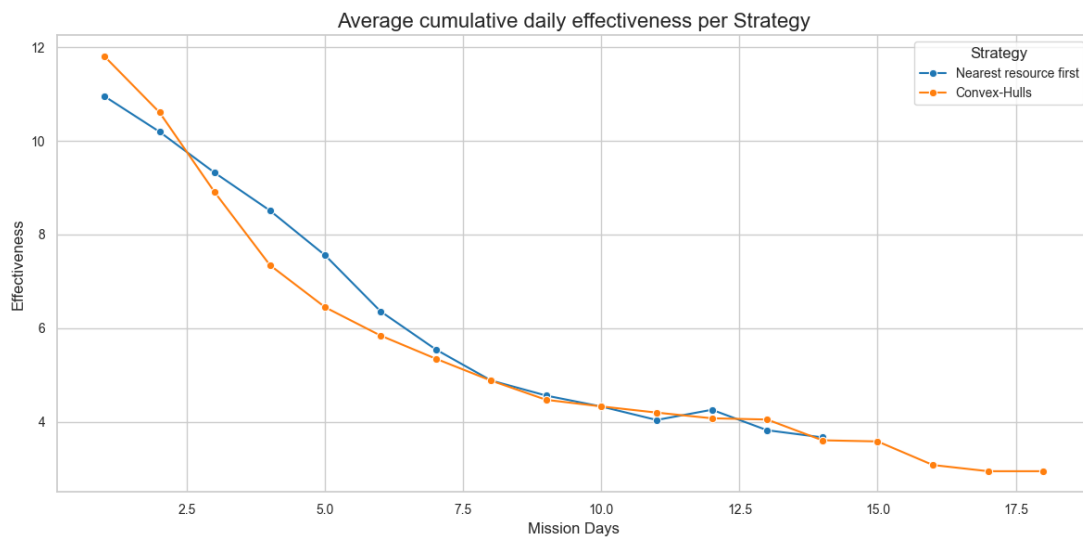
Κεφάλαιο 4



Εικόνα 4.58: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls)



Εικόνα 4.59: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls)



Εικόνα 4.60: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Nearest Neighbor vs Convex-Hulls)

Η συγκριτική ανάλυση των στρατηγικών "Nearest Resource First" και "Convex-Hulls" δείχνει διαφορές σε ανταμοιβές, ενεργειακό κόστος και αποτελεσματικότητα κατά τη διάρκεια της αποστολής.

Οι συνολικές ανταμοιβές και για τις δύο στρατηγικές αυξάνονται γρήγορα στις πρώτες ημέρες και σταθεροποιούνται καθώς εξαντλούνται οι διαθέσιμοι πόροι. Η στρατηγική "Nearest Resource First" συγκεντρώνει γρηγορότερα ανταμοιβές, αλλά η "Convex-Hulls" ακολουθεί με μικρή διαφορά και καταλήγουν σχεδόν στο ίδιο επίπεδο.

Η κατανάλωση ενέργειας αυξάνεται σταδιακά και για τις δύο στρατηγικές. Δεν υπάρχει ξεκάθαρη υπεροχή, καθώς το κόστος ενέργειας κυμαίνεται κοντά μεταξύ των δύο, με μικρές αυξομειώσεις σε διαφορετικά χρονικά σημεία. Αυτό σημαίνει ότι η στρατηγική που συγκεντρώνει ανταμοιβές γρηγορότερα δεν οδηγεί απαραίτητα σε μεγαλύτερη ενεργειακή δαπάνη.

Η αποτελεσματικότητα μειώνεται σταδιακά λόγω της εξάντλησης των πόρων. Στην αρχή, η "Nearest Resource First" εμφανίζει υψηλότερη αποτελεσματικότητα, αλλά όσο περνούν οι ημέρες, η απόδοση της "Convex-Hulls" τείνει να είναι πιο σταθερή. Η συνολική αποτελεσματικότητα πέφτει για αμφότερες, κάτι αναμενόμενο, καθώς οι διαθέσιμοι στόχοι γίνονται σπανιότεροι.

Συνολικά, η στρατηγική "Nearest Resource First" εξασφαλίζει πιο γρήγορες ανταμοιβές, ενώ η "Convex-Hulls" παρουσιάζει μια πιο ισορροπημένη πορεία. Αν η ταχύτητα ολοκλήρωσης της αποστολής αποτελεί βασικό κριτήριο, τότε η "Nearest Resource First" φαίνεται πιο αποδοτική. Αντίθετα, αν η σταθερότητα και η διαχείριση των διαθέσιμων πόρων είναι πιο σημαντική, η "Convex-Hulls" φαίνεται να προσφέρει καλύτερη συνολική απόδοση.

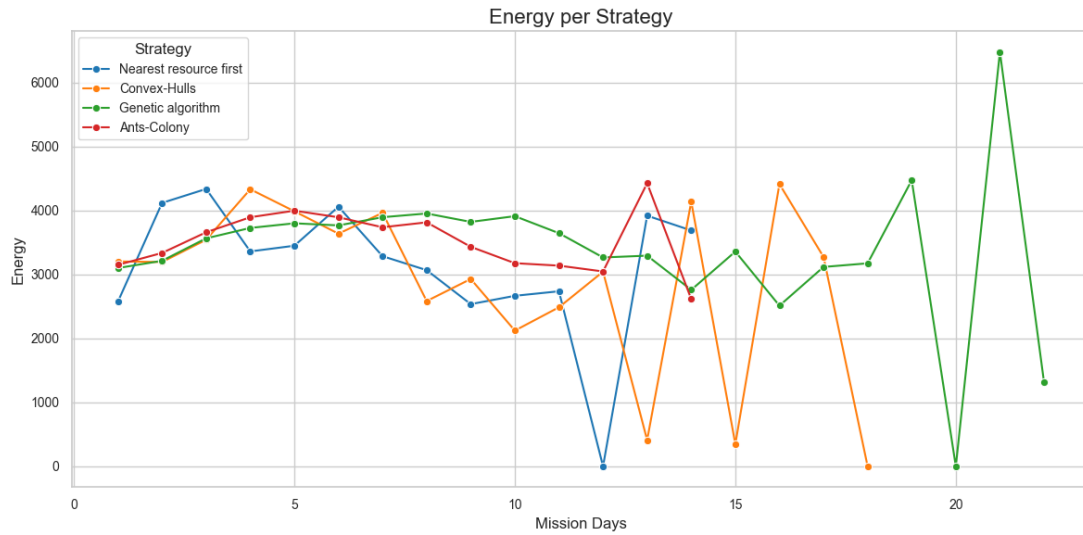
4.6.3 Συνολική συγκριτική αξιολόγηση των στρατηγικών

Παρακάτω παρουσιάζεται μια συγκριτική ανάλυση όλων των στρατηγικών, εστιάζοντας αποκλειστικά στις διαφορές τους, χωρίς να λαμβάνονται υπόψη κοινά χαρακτηριστικά. Η ανάλυση περιλαμβάνει οπτικοποίηση των μετρικών απόδοσης μέσω διαγραμμμάτων, ώστε να διευκολύνεται η σύγκριση των αποτελεσμάτων.

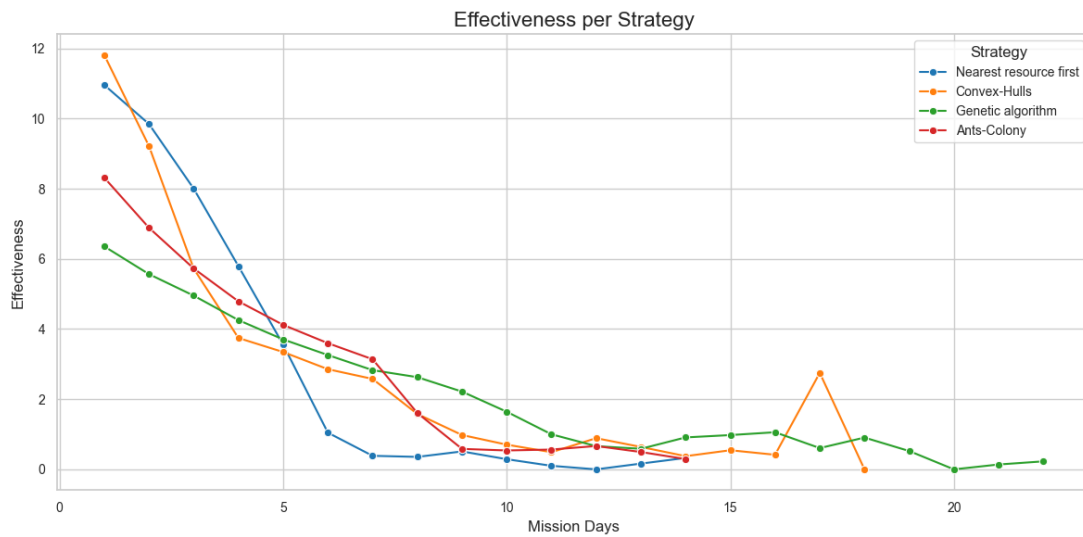


Εικόνα 4.61: Μέση ημερήσια τιμή χρησιμότητας (Final Evaluation)

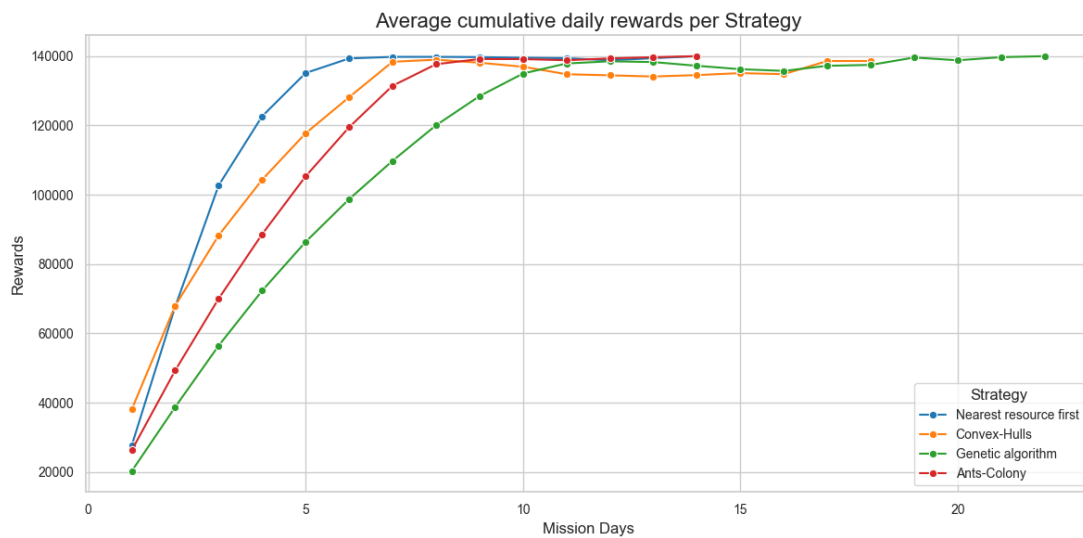
Κεφάλαιο 4



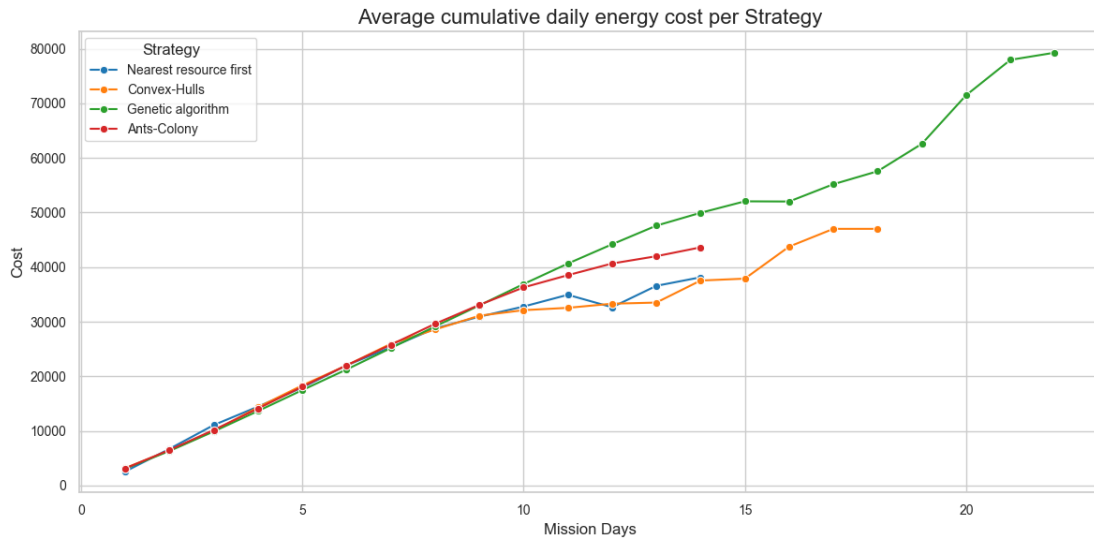
Εικόνα 4.62: Μέση ημερήσια τιμή ενεργειακού κόστους (Final Evaluation)



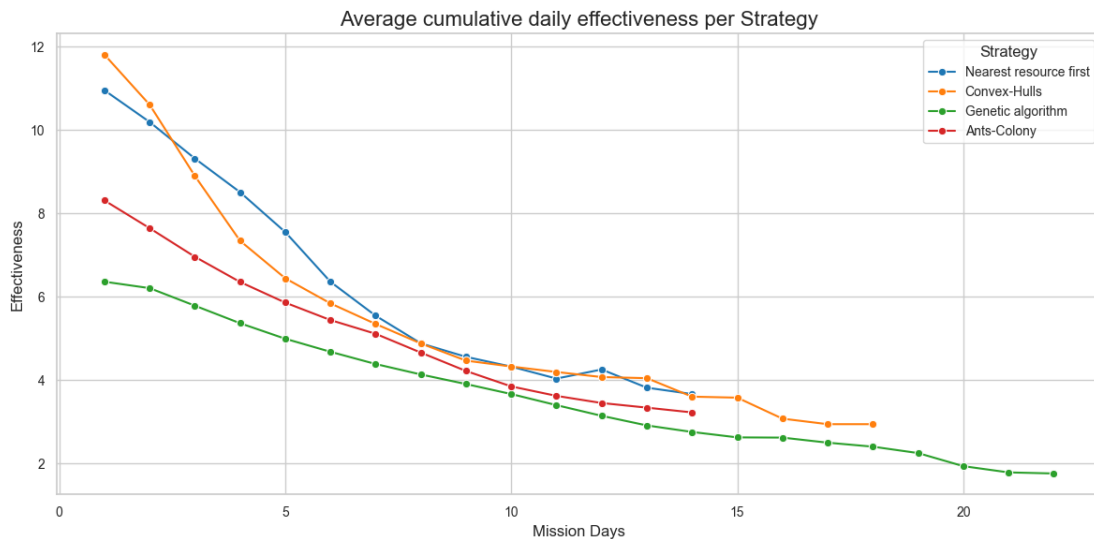
Εικόνα 4.63: Μέση ημερήσια τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Final Evaluation)



Εικόνα 4.64: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή χρησιμότητας (Final Evaluation)



Εικόνα 4.65: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή ενεργειακού κόστους (Final Evaluation)



Εικόνα 4.66: Μέση ημερήσια σωρευτική τιμή δείκτη αποτελεσματικότητας (Final Evaluation)

Η Συνολική συγκριτική αξιολόγηση των στρατηγικών αποκαλύπτει σημαντικές διαφοροποιήσεις ως προς την απόδοση, την κατανάλωση ενέργειας και την αποτελεσματικότητα κατά τη διάρκεια των αποστολών.

Αναφορικά με τις συνολικές ανταμοιβές, η στρατηγική Nearest Resource First συγκεντρώνει ταχύτερα τις μεγαλύτερες τιμές ανταμοιβής, ξεπερνώντας τις υπόλοιπες στρατηγικές στα αρχικά στάδια. Ωστόσο, με την πάροδο των ημερών, όλες οι στρατηγικές συγκλίνουν σε ένα κορεσμό των ανταμοιβών λόγω της εξάντλησης των διαθέσιμων πόρων. Η Convex-Hulls ακολουθεί παρόμοια πορεία, αλλά με ελαφρώς πιο αργή συσσώρευση ανταμοιβών, ενώ οι Genetic Algorithm και Ant-Colony-Optimization υστερούν αρχικά, επιτυγχάνοντας όμως σχεδόν συγκρίσιμα τελικά αποτελέσματα.

Η ανάλυση του κόστους ενέργειας αποκαλύπτει ότι οι Genetic Algorithm και Ant-Colony-Optimization έχουν μεγαλύτερη ενεργειακή κατανάλωση σε σύγκριση με τις Nearest Resource First

και Convex-Hulls, οι οποίες φαίνεται να είναι πιο αποδοτικές ενεργειακά. Αυτή η διαφοροποίηση υποδηλώνει ότι οι εξελικτικές προσεγγίσεις ενδέχεται να απαιτούν περισσότερη επεξεργασία και αναπροσαρμογή στη στρατηγική τους, οδηγώντας σε αυξημένο κόστος λειτουργίας. Αυτό επιβεβαιώνεται και από την επιλογή μικρού αριθμού πόρων για τον υπολογισμό κάθε διαδρομής, με στόχο τη μείωση του υπολογιστικού κόστους.

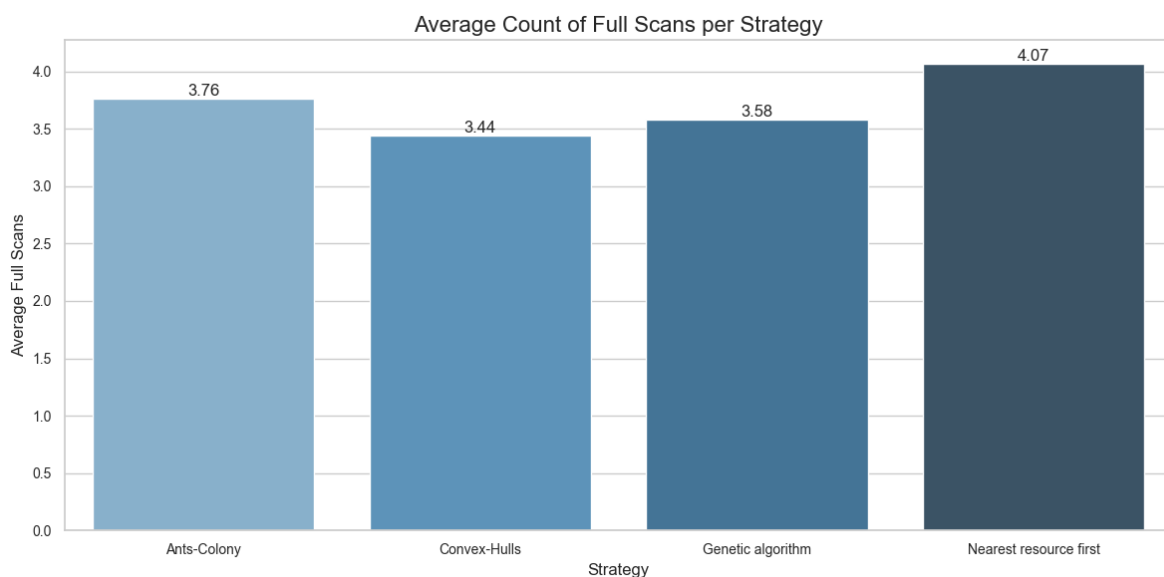
Η ανάλυση της αποτελεσματικότητας δείχνει ότι όλες οι στρατηγικές παρουσιάζουν πτώση στην απόδοση με την πάροδο του χρόνου, γεγονός αναμενόμενο λόγω της σταδιακής εξάντλησης των διαθέσιμων πόρων. Στις πρώτες ημέρες, οι Nearest Resource First και Convex-Hulls εμφανίζονται πιο αποδοτικές, ενώ οι Genetic Algorithm και Ant-Colony-Optimization καταγράφουν μικρότερη αρχική αποτελεσματικότητα, αλλά διατηρούν πιο σταθερές τιμές στις μεταγενέστερες ημέρες.

Η ενεργειακή κατανάλωση παρουσιάζει διακυμάνσεις, με τη Genetic Algorithm να παρουσιάζει τη μεγαλύτερη μεταβλητότητα, κάτι που υποδηλώνει δυναμική προσαρμογή της στρατηγικής της ανάλογα με τις συνθήκες. Αντίθετα, οι Nearest Resource First και Convex-Hulls διατηρούν πιο σταθερό προφίλ κατανάλωσης.

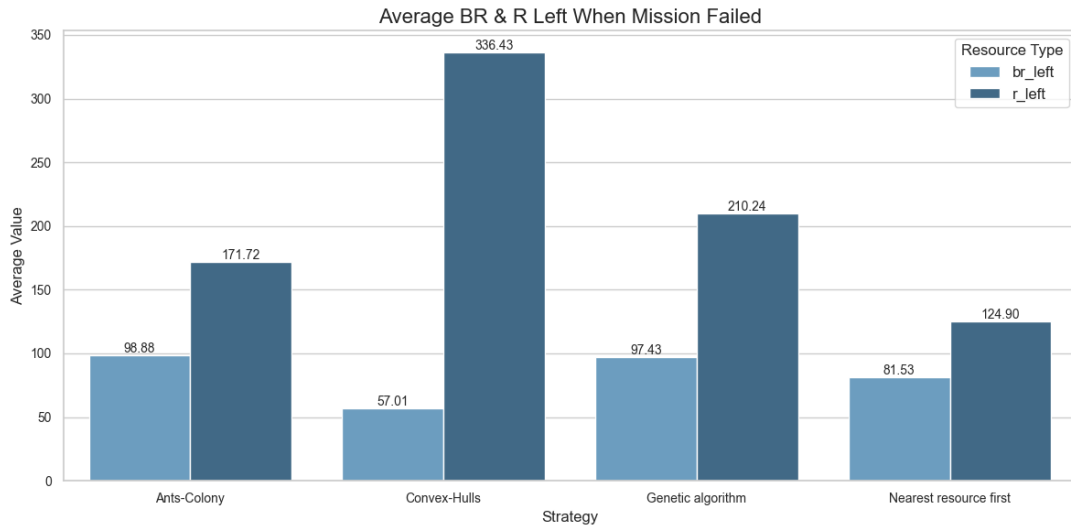
Συνολικά, η επιλογή της βέλτιστης στρατηγικής εξαρτάται από την προτεραιότητα που δίνεται στην ταχύτητα συλλογής ανταμοιβών, την ενεργειακή απόδοση και τη συνολική αποτελεσματικότητα της αποστολής. Η Nearest Resource First φαίνεται να προσφέρει γρήγορη συσσώρευση ανταμοιβών, ενώ η Genetic Algorithm επιτυγχάνει μεγαλύτερη προσαρμοστικότητα, αν και με υψηλότερο κόστος. Η Convex-Hulls διατηρεί μια ισορροπημένη προσέγγιση, ενώ η Ant-Colony-Optimization εμφανίζει μια πιο σταδιακή αλλά σταθερή απόδοση.

4.7 Γενικά ευρήματα από τη στατιστική ανάλυση

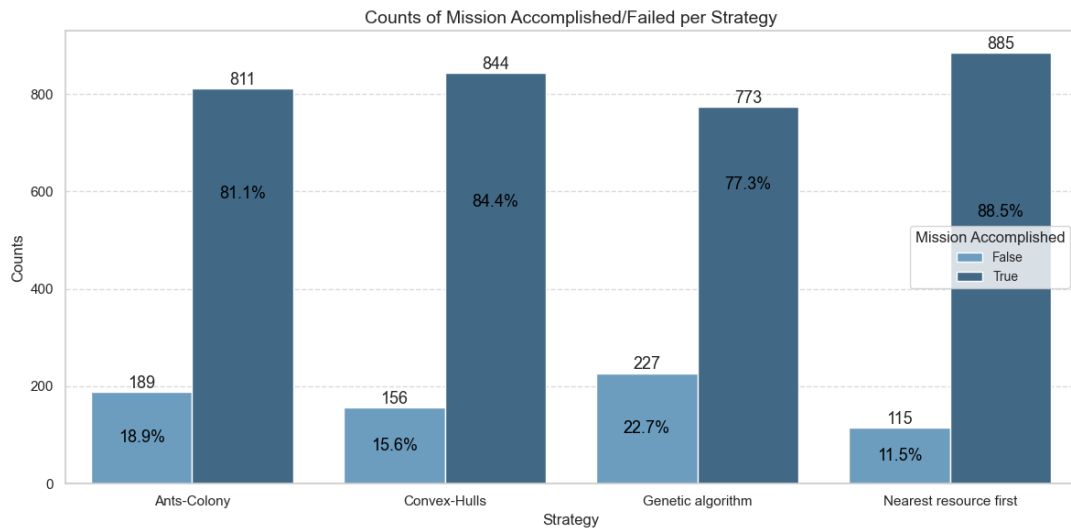
Η παρούσα ενότητα εξετάζει τη συγκριτική απόδοση των στρατηγικών αναζήτησης και συλλογής πόρων, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η κατανάλωση ενέργειας, η ανάγκη για σαρώσεις, η αποτελεσματικότητα στην εύρεση πόρων και η επιτυχία των αποστολών.



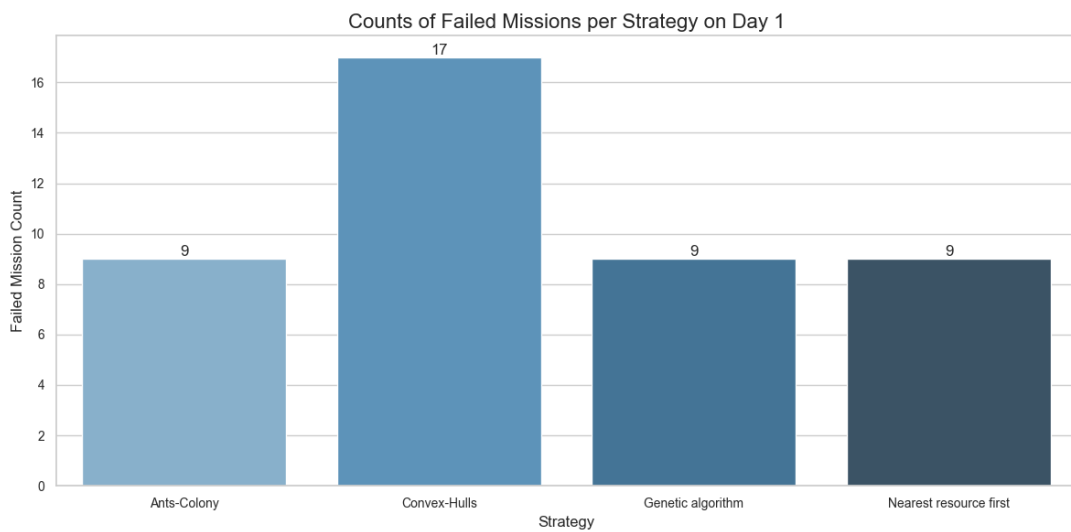
Εικόνα 4.67: Μέσος αριθμός πλήρως ολοκληρωμένων χαρτογραφήσεων - εξερευνήσεων του πλέγματος



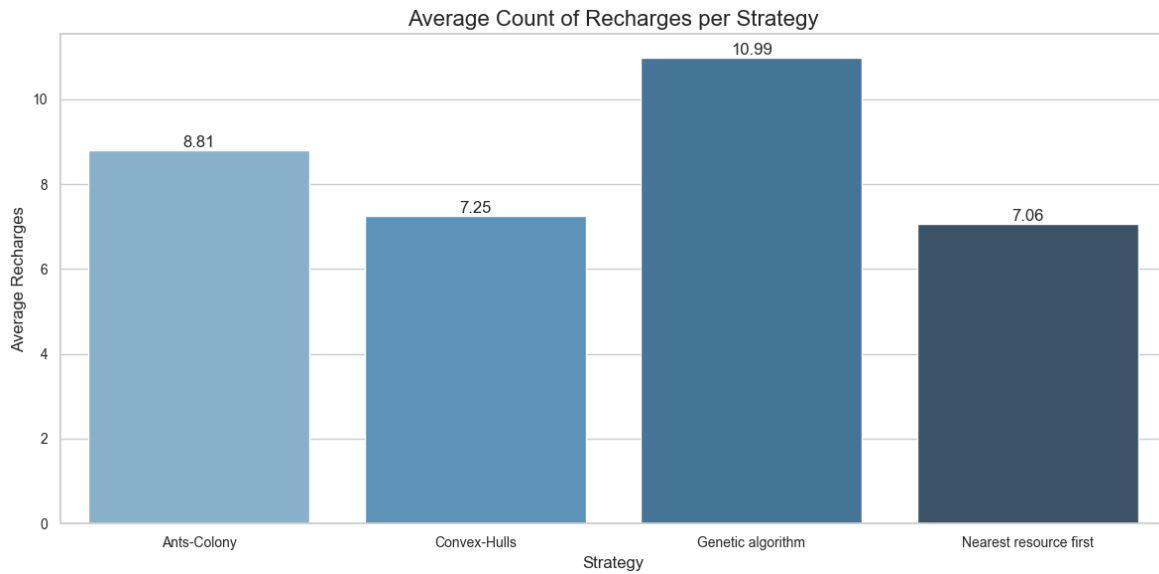
Εικόνα 4.68: Μέσος αριθμός μη ανακτηθέντων πόρων λόγω αποτυχημένης αποστολής



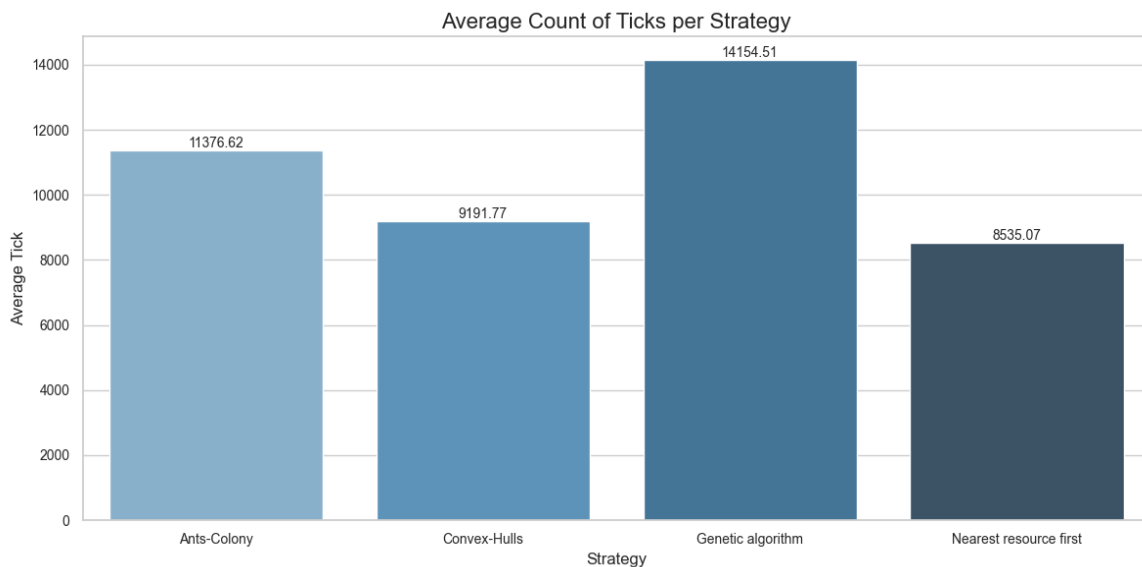
Εικόνα 4.69: Πλήθος ολοκληρωμένων/αποτυχημένων αποστολών ανά στρατηγική



Εικόνα 4.70: Πλήθος αποτυχημένων αποστολών εντός πρώτης ημέρας ανά στρατηγική



Εικόνα 4.71: Μέσος αριθμός φορτίσεων μπαταρίας ανά στρατηγική



Εικόνα 4.72: Μέσος αριθμός χρονικών μονάδων (διάρκεια αποστολής) ανά στρατηγική

Η ανάλυση των διαγραμμάτων αποκαλύπτει σημαντικά ευρήματα σχετικά με την απόδοση των διαφορετικών στρατηγικών.

Ο αριθμός των επαναφορτίσεων είναι ένας βασικός δείκτης της ενεργειακής αποδοτικότητας. Ο γενετικός αλγόριθμος εμφανίζει τον υψηλότερο αριθμό επαναφορτίσεων (10.99), γεγονός που υποδηλώνει μεγαλύτερη ενεργειακή κατανάλωση λόγω των σύντομων διαδρομών που ακολουθεί. Η στρατηγική Ant-Colony-Optimization ακολουθεί με 8.81 επαναφορτίσεις, ενώ η στρατηγική Nearest resource first έχει τις λιγότερες (7.06), γεγονός που πιθανώς υποδεικνύει μεγαλύτερη ενεργειακή αποδοτικότητα.

Η επιτυχία των αποστολών είναι κρίσιμης σημασίας για την αξιολόγηση των στρατηγικών. Η στρατηγική Nearest resource first επιτυγχάνει το υψηλότερο ποσοστό ολοκλήρωσης (88.5%), ακολουθούμενη από την Convex-Hulls (84.4%) και την Ant-Colony-Optimization (81.1%). Ο γενετικός αλγόριθμος έχει το χαμηλότερο ποσοστό (77.3%), το οποίο πιθανώς συνδέεται με την πολυπλοκότητα των αποφάσεών του και τη μεγαλύτερη ενεργειακή δαπάνη.

Η καταγραφή των αποτυχημένων αποστολών την πρώτη ημέρα είναι επίσης ενδεικτική. Η στρατηγική Convex-Hulls παρουσιάζει τον υψηλότερο αριθμό αποτυχιών (17), γεγονός που υποδηλώνει ενδεχομένως δυσκολίες στο αρχικό στάδιο της αποστολής. Αντίθετα, οι υπόλοιπες στρατηγικές παρουσιάζουν χαμηλότερο και πιο ισορροπημένο αριθμό αποτυχιών (9).

Η διερευνητική ικανότητα των στρατηγικών μετρείται μέσω του αριθμού των πλήρων σαρώσεων. Η στρατηγική Nearest resource first καταγράφει τις περισσότερες σαρώσεις (4.07), ακολουθούμενη από την Ant-Colony-Optimization (3.76). Οι περισσότερες σαρώσεις σε αυτές τις στρατηγικές σχετίζονται με τη δυσκολία εντοπισμού των βιοχημικών αντιδράσεων, οι οποίες μετακινούνται και απαιτούν πιο εντατική ανίχνευση.

Η μέση ποσότητα των διαθέσιμων πόρων που απομένουν κατά την αποτυχία μιας αποστολής είναι ενδεικτική της αποτελεσματικότητας της στρατηγικής στην αξιοποίηση των πόρων. Η Convex-Hulls αφήνει τον μεγαλύτερο αριθμό αχρησιμοποίητων πόρων (336.43), γεγονός που υποδηλώνει ανεπαρκή χρήση των ευκαιριών εντοπισμού. Η Ant-Colony-Optimization βρίσκεται σε ενδιάμεσο επίπεδο, αφήνοντας 171.72 αχρησιμοποίητους πόρους.

Ο μέσος αριθμός των βημάτων (ticks) ανά στρατηγική αντικατοπτρίζει τη χρονική διάρκεια της αποστολής. Ο γενετικός αλγόριθμος εμφανίζει τις πιο χρονοβόρες αποστολές (14,154.51 ticks), γεγονός που μπορεί να επηρεάζει αρνητικά την απόδοσή του. Η Ant-Colony-Optimization ακολουθεί με 11,376.62 ticks, ενώ η Nearest resource first έχει τις πιο σύντομες αποστολές (8,535.07 ticks), κάτι που υποδηλώνει μεγαλύτερη αποδοτικότητα σε περιορισμένο χρονικό διάστημα.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η στρατηγική Nearest Resource First υπερτερεί στις περισσότερες κατηγορίες, καθώς πετυχαίνει το υψηλότερο ποσοστό επιτυχών αποστολών, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα την ενεργειακή κατανάλωση και τον απαιτούμενο χρόνο. Η Convex-Hulls προσφέρει ανταγωνιστική απόδοση, ωστόσο παρουσιάζει αυξημένες αποτυχίες στις πρώτες ημέρες και αφήνει ανεκμετάλλευτους πόρους. Η Ant-Colony-Optimization, αν και προσαρμοστική, επιβαρύνεται από την ανάγκη για πολλαπλές σαρώσεις λόγω της κινητικότητας των αντιδράσεων, αυξάνοντας έτσι το συνολικό κόστος. Τέλος, ο Genetic Algorithm εμφανίζει τη χαμηλότερη απόδοση, με αυξημένη κατανάλωση ενέργειας και μεγαλύτερη διάρκεια αποστολών, υποδηλώνοντας μειωμένη αποτελεσματικότητα.

Συνολικά, η στρατηγική Nearest Resource First αποδεικνύεται η πιο αποδοτική, συνδυάζοντας ταχεία εκμετάλλευση των πόρων, χαμηλό κόστος σε ενέργεια και υψηλό ποσοστό επιτυχίας. Η Convex-Hulls παρέχει ανταγωνιστική απόδοση, αλλά έχει περιθώρια βελτίωσης στη διαχείριση των πόρων. Η Ant-Colony-Optimization είναι αποτελεσματική στην εξερεύνηση αλλά επιβαρύνεται από την ανάγκη για περισσότερες σαρώσεις. Ο Genetic Algorithm, παρά την προσαρμοστικότητά του, δεν επιτυγχάνει επαρκή ισορροπία μεταξύ αναζήτησης και εκμετάλλευσης, με αποτέλεσμα υψηλό κόστος και χαμηλότερη επιτυχία.

Κεφάλαιο 5ο: Συμπεράσματα και προτάσεις βελτίωσης

5.1 Συνοπτική Ανασκόπηση της Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε ως κύριο στόχο τη σχεδίαση και ανάπτυξη ενός ευφυούς πράκτορα για τον έλεγχο ενός διαπλανητικού οχήματος εξερεύνησης (rover), το οποίο επιχειρεί τη συλλογή πόρων σε ένα δισδιάστατο περιβάλλον με πολλαπλούς περιορισμούς. Το περιβάλλον αυτό περιλαμβάνει διαφορετικούς τύπους εδάφους με αντίστοιχο ενεργειακό κόστος, απροσπέλαστα σημεία στο χώρο, στοχαστικά φαινόμενα όπως καταιγίδες, καθώς και περιορισμένη ανίχνευση του χώρου από το όχημα.

Για την αποδοτική πλοήγηση και περισυλλογή πόρων, εξετάστηκαν και συγκρίθηκαν τέσσερις στρατηγικές πλοήγησης:

- Nearest Neighbor
- Convex Hulls
- Ant-Colony Optimization
- Γενετικοί Αλγόριθμοι

Παράλληλα, αξιολογήθηκαν και διαφορετικές στρατηγικές επιλογής πόρων, οι οποίες συνδέονται με τις παραπάνω μεθόδους πλοήγησης:

- **Προτεραιότητα στον εγγύτερο πόρο (Nearest Neighbor):** Επιλέγει πάντα τον κοντινότερο διαθέσιμο πόρο, προσφέροντας απλότητα αλλά περιορισμένη αποδοτικότητα σε μεγαλύτερες αποστάσεις.
- **Προτεραιότητα στον πόρο υψηλότερης ανταμοιβής (Convex Hulls):** Δίνει έμφαση στη συλλογή πόρων με μεγαλύτερη αξία, ακόμα και αν αυτό συνεπάγεται μεγαλύτερες διαδρομές.
- **Παράλληλη συλλογή πόρων (Ant-Colony Optimization):** Συνδυάζει εξερεύνηση και εκμετάλλευση, επιτρέποντας στο όχημα να επιλέγει διαδρομές που μεγιστοποιούν τη συνολική αποδοτικότητα της αποστολής.
- **Παράλληλη συλλογή πόρων με γενετικούς αλγόριθμους:** Αναζητά βέλτιστα μονοπάτια για τη συλλογή πόρων μέσω εξελικτικών μεθόδων, συνδυάζοντας εκμετάλλευση των γνωστών δεδομένων και την εξερεύνηση των άγνωστων περιοχών του χώρου.

Οι στρατηγικές αυτές αξιολογήθηκαν μέσω προσομοιώσεων που υλοποιήθηκαν στο Mesa framework, μετρώντας την απόδοση του πράκτορα σε βασικές μετρικές, όπως κατανάλωση ενέργειας, συνολικές ανταμοιβές και αποδοτικότητα διαχείρισης των διαθέσιμων πόρων.

5.2 Κύρια Ευρήματα και Συμπεράσματα

Η πειραματική ανάλυση ανέδειξε σημαντικές διαφορές στην απόδοση των στρατηγικών.

Πιο συγκεκριμένα:

- Η στρατηγική Nearest Neighbor εμφάνισε ταχύτερη συλλογή πόρων, αλλά η αποδοτικότητά της μειωνόταν γρήγορα λόγω περιορισμένης συνολικής εξερεύνησης.

- Η Convex Hulls διατήρησε πιο ισορροπημένη προσέγγιση, παρέχοντας μεγαλύτερη σταθερότητα στην αποδοτικότητα.
- Η Ant-Colony Optimization παρουσίασε δυναμική προσαρμογή και υψηλή αρχική απόδοση, αλλά απαιτούσε μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύ.
- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι πέτυχαν καλή εξερεύνηση του χώρου, ωστόσο η υψηλή ενεργειακή κατανάλωση περιόριζε τη συνολική τους αποδοτικότητα.

Από τη συγκριτική ανάλυση προέκυψε ότι δεν υπάρχει απόλυτα βέλτιστη στρατηγική, αλλά η επιλογή εξαρτάται από τις συνθήκες της αποστολής. Σε περιβάλλοντα με περιορισμένους πόρους, οι στρατηγικές Convex Hulls και ACO έδειξαν μεγαλύτερη ανθεκτικότητα.

5.3 Προτάσεις για Μελλοντική Βελτίωση

Με βάση τα αποτελέσματα της έρευνας, προτείνονται οι ακόλουθες βελτιώσεις για μελλοντική εργασία:

- **Χρήση Υβριδικών Στρατηγικών Πλοήγησης:** Ο συνδυασμός διαφορετικών αλγορίθμων θα μπορούσε να οδηγήσει σε πιο ευέλικτα και αποδοτικά μονοπάτια εξερεύνησης.
- **Βελτιστοποίηση μέσω Deep Reinforcement Learning:** Η εφαρμογή τεχνικών Deep Reinforcement Learning (DRL) για την αυτόνομη πλοήγηση του οχήματος θα μπορούσε να επιτρέψει τη δυναμική προσαρμογή του πράκτορα σε μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα, ξεπερνώντας τις περιορισμένες ευρετικές στρατηγικές. Στην υλοποίηση του Deep Reinforcement Learning (DRL) για το όχημα της διπλωματικής, ο πράκτορας (agent) είναι το αυτόνομο όχημα που κινείται σε ένα περιβάλλον (environment), το οποίο αναπαρίσταται ως τοροειδές πλέγμα με διάφορα είδη εδαφών και κόστη κίνησης. Κάθε στιγμή, το όχημα βρίσκεται σε μια συγκεκριμένη κατάσταση (state), η οποία περιλαμβάνει πληροφορίες όπως η θέση του, η διαθέσιμη ενέργεια και τυχόν δεδομένα από προηγούμενες επισκέψεις σε κελιά. Από κάθε κατάσταση, μπορεί να εκτελέσει μια ενέργεια (action), δηλαδή να κινηθεί προς ένα από τα γειτονικά κελιά, ακολουθώντας συγκεκριμένους περιορισμούς. Η επιλογή των ενεργειών καθορίζεται από μια πολιτική (policy), η οποία πλέον μοντελοποιείται μέσω νευρωνικών δικτύων, επιτρέποντας στο όχημα να διαχειρίζεται περίπλοκες στρατηγικές πλοήγησης. Μετά από κάθε ενέργεια, το όχημα λαμβάνει μια ανταμοιβή (reward), η οποία μπορεί να είναι θετική, όπως η ανακάλυψη βράχων ή βιοχημικών αντιδράσεων, ή αρνητική, όπως το κόστος κίνησης σε δύσβατα εδάφη [22].
- **Ενσωμάτωση Μεθόδων Απόφασης με Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα:** Πρόσφατες μελέτες δείχνουν ότι μεγάλα γλωσσικά μοντέλα (LLMs) μπορούν να συμβάλουν στη βελτίωση της απόφασης σε συνδυαστικά προβλήματα, όπως το Travelling Salesman Problem (TSP), που σχετίζεται με τη δρομολόγηση του οχήματος ώστε να αποδώσει καλύτερα στην αποστολή της περισυλλογής των πόρων [23] [24] [25]
- **Επέκταση της Προσομοίωσης σε 3D Περιβάλλοντα:** Η μετάβαση από έναν διδιάστατο σε έναν τρισδιάστατο χώρο θα επέτρεπε ρεαλιστικότερη προσομοίωση, ενσωματώνοντας φυσικά εμπόδια όπως χαράδρες και λόφους, καθώς και επιπλέον περιορισμούς στην κίνηση.
- **Ανάλυση με Διαφορετικά Περιβάλλοντα:** Η προσομοίωση μπορεί να επεκταθεί ώστε να περιλαμβάνει δυναμικές αλλαγές στο περιβάλλον, όπως μεταβαλλόμενες καταγίδες ή εμφάνιση νέων περιοχών ενδιαφέροντος, προκειμένου να δοκιμαστούν πιο προσαρμοστικοί αλγόριθμοι.
- **Εφαρμογή Τεχνικών Deep Learning για την βελτιστοποίηση της πλοήγησης:** Σε αυτήν την προσέγγιση παρουσιάζεται μια υλοποίηση βαθιάς μηχανικής μάθησης για τη σημασιολογική τμηματοποίηση (semantic segmentation) του εδάφους. Ο στόχος είναι η βελτίωση της

αυτόνομης πλοήγησης του οχήματος. Χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα για την ταξινόμηση των τύπων εδάφους, επιτρέποντας στο όχημα να λαμβάνει ασφαλέστερες αποφάσεις κίνησης [26]. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, κατά την εκτέλεση των πειραμάτων για τις τέσσερις στρατηγικές (συνολικά 4000 εκτελέσεις προσομοιώσεων), θα αποθηκευόταν σε κάθε βήμα μια εικόνα που απεικόνιζε τα δεδομένα των αισθητήρων του οχήματος, συνοδευόμενη από την κίνηση που επρόκειτο να εκτελέσει. Η καταγεγραμμένη κίνηση, δηλαδή η επιλογή του επόμενου γειτονικού κελιού, θα χρησιμοποιηθεί ως ground-truth label. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει τη δημιουργία ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων κατάλληλου για την εκπαίδευση ενός μοντέλου, ικανού να προβλέπει την επόμενη κίνηση του οχήματος βάσει των αισθητηριακών του μετρήσεων.

- **Διερεύνηση Απόδοσης Στρατηγικών σε Περιβάλλοντα με Μη Ομοιόμορφη Κατανομή Πόρων:** Μια πιθανή μελλοντική επέκταση της παρούσας εργασίας θα μπορούσε να επικεντρωθεί στη μελέτη της απόδοσης των υπάρχουσών στρατηγικών σε περιβάλλοντα όπου οι διαθέσιμοι πόροι δεν κατανέμονται σχεδόν ομοιόμορφα, αλλά ακολουθούν πιο σύνθετες κατανομές. Για παράδειγμα, θα μπορούσαν να εξεταστούν σενάρια όπου οι πόροι κατανέμονται σύμφωνα με την κανονική κατανομή (Normal distribution) ή ένα μείγμα πολλαπλών κανονικών κατανομών (Gaussian mixture). Μια τέτοια προσέγγιση θα επέτρεπε τη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο η μη ομοιόμορφη κατανομή των πόρων επηρεάζει τη λήψη αποφάσεων του οχήματος, τη συνολική του απόδοση και την αποδοτικότητα των στρατηγικών εξερεύνησης. Επιπλέον, θα μπορούσε να αξιολογηθεί η ανάγκη προσαρμογής των υφιστάμενων στρατηγικών ή η ανάπτυξη νέων, πιο ευέλικτων προσεγγίσεων που να λαμβάνουν υπόψη τη στοχαστική φύση της κατανομής των πόρων.
- **Προσαρμοστική Εναλλαγή Στρατηγικών Εξερεύνησης με Βάση την Πυκνότητα των Πόρων:** Μια ενδιαφέρουσα μελλοντική επέκταση θα μπορούσε να αφορά την υιοθέτηση μιας δυναμικής προσέγγισης στη στρατηγική εξερεύνησης του οχήματος, όπου η στρατηγική πλοήγησης μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια της αποστολής. Συγκεκριμένα, το όχημα θα μπορούσε να χρησιμοποιεί αρχικά μια στρατηγική που μεγιστοποιεί τις ανταμοιβές εκμεταλλεύόμενο την υψηλή πυκνότητα πόρων στον χώρο, όπως η Nearest Neighbour First, για τις πρώτες ημέρες της αποστολής (π.χ. τις πρώτες 15 ημέρες). Στη συνέχεια, καθώς οι διαθέσιμοι πόροι μειώνονται και η αναζήτησή τους γίνεται πιο απαιτητική, το όχημα θα μπορούσε να μεταβαίνει σε μια δεύτερη στρατηγική, η οποία θα επικεντρώνεται στη βελτιστοποίηση της ενεργειακής διαχείρισης και στην αποδοτική εξερεύνηση αραιά κατανεμημένων πόρων. Η συγκεκριμένη προσέγγιση θα επέτρεπε την προσαρμογή του οχήματος στις μεταβαλλόμενες συνθήκες του περιβάλλοντος, αυξάνοντας τόσο την αποδοτικότητα της συλλογής πόρων όσο και τη βιωσιμότητα της αποστολής μακροπρόθεσμα. Η μελέτη αυτής της υβριδικής στρατηγικής θα μπορούσε να περιλαμβάνει συγκριτική ανάλυση με στατικές στρατηγικές, αξιολόγηση της επίδρασης διαφορετικών σημείων αλλαγής στρατηγικής (π.χ. μετά από διαφορετικό αριθμό ημερών ή βάσει προσαρμοστικών κριτηρίων) και βελτιστοποίηση των παραμέτρων μετάβασης.

Με αυτές τις προτάσεις, η έρευνα μπορεί να επεκταθεί περαιτέρω, ενσωματώνοντας νέες τεχνολογίες και μεθόδους, ώστε να βελτιώσει την αυτόνομη πλοήγηση διαπλανητικών οχημάτων εξερεύνησης και την αποδοτική διαχείριση των διαθέσιμων πόρων.

Βιβλιογραφία

- [1] NSSDCA/COSPAR ID: 1970-095A, "Luna 17/Lunokhod 1," *NASA NSSDC*. [Online]. Available: <https://nssdc.gsfc.nasa.gov/nmc/spacecraft/display.action?id=1970-095A>. [Accessed: Feb. 8, 2025].
- [2] M. P. Golombek et al., "Overview of the Mars Pathfinder Mission: Launch through landing, surface operations, data sets, and science results," Apr. 1999, American Geophysical Union, doi: 10.1029/98JE02554.
- [3] NASA/JPL-Caltech, "Mars Pathfinder - Sojourner Rover," *NASA Science*. [Online]. Available: <https://science.nasa.gov/mission/mars-pathfinder/>. [Accessed: Feb. 8, 2025].
- [4] S. W. Squyres, A. S. Team, S. W. Squyres, and A. S. Team, "Science Results from the Mars Exploration Rover Mission," *Bulletin of the American Astronomical Society*, vol. 36, no. 1, pp. 1552–1552, 2004. [Online]. Available: <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2004AAS...20512501S/abstract>.
- [5] J. P. Grotzinger et al., "Mars Science Laboratory mission and science investigation," *Space Sci Rev.*, vol. 170, pp. 5–56, Sep. 2012, doi: 10.1007/s11214-012-9892-2.
- [6] "Mars Exploration Rovers: Spirit and Opportunity - NASA Science," *NASA*. [Online]. Available: <https://science.nasa.gov/mission/mars-exploration-rovers-spirit-and-opportunity/>.
- [7] K. A. Farley et al., "Mars 2020 Mission Overview," Dec. 2020, Springer Science and Business Media B.V., doi: 10.1007/s11214-020-00762-y.
- [8] "Meet Perseverance Nasas Newest Mars Rover," *NASA/JPL*. [Online]. Available: <https://www.jpl.nasa.gov/edu/resources/teachable-moment/meet-perseverance-nasas-newest-mars-rover/>.
- [9] "China's Mars rover Zhurong finds possible shoreline of ancient Red Planet ocean," *Space.com*. [Online]. Available: <https://www.space.com/the-universe/mars/chinas-mars-rover-zhurong-finds-possible-shoreline-of-ancient-red-planet-ocean>.
- [10] "Mars Science Laboratory: Curiosity Rover - NASA Science," *NASA Science*. [Online]. Available: <https://science.nasa.gov/mission/msl-curiosity/>.
- [11] NASA, "The Science of Dragonfly," *NASA Plus*. [Online]. Available: <https://plus.nasa.gov/video/the-science-of-dragonfly/>.
- [12] J. L. Vago et al., "Habitability on Early Mars and the Search for Biosignatures with the ExoMars Rover," 2017, doi: 10.1089/ast.2016.1533.
- [13] "ExoMars (Exobiology on Mars)," *European Space Agency*. [Online]. Available: https://www.esa.int/Science_Exploration/Human_and_Robotic_Exploration/Exploration/ExoMars/.
- [14] "How big is the ExoMars mission?," *European Space Agency*. [Online]. Available: https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Images/2018/11/How_big_is_the_ExoMars_mission.
- [15] G. K. F. Lee, F. R. DeJarnette, and G. D. Walberg, "Design issues for Mars planetary rovers," in *AIAA/AHS/ASEE Aerospace Design Conference*, 1993, doi: 10.2514/6.1993-957.
- [16] B. C. Clark, "Strategy for planetary surface exploration by rover," in *AIAA/AHS/ASEE Aerospace Design Conference*, 1993, doi: 10.2514/6.1993-959.
- [17] A. Krouska, C. Troussas, and C. Sgouropoulou, "A novel group recommender system for domain-independent decision support customizing a grouping genetic algorithm," *User Model User-adapt Interact.*, vol. 33, no. 5, 2023, doi: 10.1007/s11257-023-09360-3.
- [18] M. Jun, W. Hongzhou, Z. Xiu, Z. Huijuan, and C. Yufei, "Research on Customized Passenger Route Optimization Based on Improved Genetic Algorithms," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, IOP Publishing Ltd, Feb. 2021, doi: 10.1088/1755-1315/638/1/012011.

- [19] M. Dorigo and G. Di Caro, "Ant colony optimization: A new meta-heuristic," in *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC 1999*, 1999, doi: 10.1109/CEC.1999.782657.
- [20] P. E. Hart, N. J. Nilsson, and B. Raphael, "A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths," *IEEE Trans. on Systems Science and Cybernetics*, vol. 4, no. 2, 1968, doi: 10.1109/TSSC.1968.300136.
- [21] J. Kazil, D. Masad, and A. Crooks, "Utilizing Python for Agent-Based Modeling: The Mesa Framework," in *Lecture Notes in Computer Science*, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-61255-9_30.
- [22] D. I. Koutras, A. C. Kapoutsis, A. A. Amanatiadis, and E. B. Kosmatopoulos, "Marsexplorer: Exploration of unknown terrains via deep reinforcement learning and procedurally generated environments," *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 22, 2021, doi: 10.3390/electronics10222751.
- [23] M. Elhenawy et al., "Eyeballing combinatorial problems: A case study of using multimodal large language models to solve traveling salesman problems," *arXiv*, Jun. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2406.06865.
- [24] M. Masoud, A. Abdelhay, and M. Elhenawy, "Exploring Combinatorial Problem Solving with Large Language Models: A Case Study on the Travelling Salesman Problem Using GPT-3.5 Turbo," ResearchGate, May 2024. doi: 10.13140/RG.2.2.26583.07843.
- [25] D. Shah, B. Osiński, B. Ichter, and S. Levine, "LM-Nav: Robotic Navigation with Large Pre-Trained Models of Language, Vision, and Action," in *Proceedings of Machine Learning Research*, ML Research Press, 2023, pp. 492–504, doi: 10.48550/arXiv.2207.04429.
- [26] F. Mohammad, Y. Gao, S. Kay, R. Field, M. De Benedetti, and E. V. Ntagiou, "Deep Learning based Semantic Segmentation for Mars Rover Terrain Classification," in *2024 International Conference on Space Robotics, iSpaRo 2024*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024, pp. 292–298, doi: 10.1109/iSpaRo60631.2024.10687827.