



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής

ΜΕΛΕΤΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΤΡΟΧΙΑΣ ΚΑΛΥΨΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΝΙΚΟΛΕΤΤΑΣ ΝΑΤΣΗ

Επιβλέπων : Εμμανουήλ Βαρβαρίγος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2025



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής

ΜΕΛΕΤΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΤΡΟΧΙΑΣ ΚΑΛΥΨΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΝΙΚΟΛΕΤΤΑΣ ΝΑΤΣΗ

Επιβλέπων : Εμμανουήλ Βαρβαρίγος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 1^η Ιουλίου 2025.

.....
Εμμανουήλ Βαρβαρίγος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Θεοδώρα Βαρβαρίγου
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Ηρακλής Αβραμόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2025

.....
Νικολέττα Νάτση

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright ©– Νικολέττα Νάτση, 2025.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία αναπτύσσει ένα ενιαίο και επεκτάσιμο πειραματικό πλαίσιο αξιολόγησης αλγορίθμων κάλυψης περιοχών με Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα (ΜηΕΑ) και Μη Επανδρωμένα Αυτόνομα Θαλάσσια Οχήματα (ΜηΕΘΟ), συνδυάζοντας μετρικές κάλυψης, επικάλυψης, συνολικού μήκους διαδρομής και κατανάλωσης ενέργειας με στατιστική ανάλυση της διασποράς των τμημάτων σάρωσης. Σε τέσσερα χερσαία σενάρια—κυρτό και κοίλο πολύγωνο, με ή χωρίς απαγορευμένες ζώνες—ο αλγόριθμος DARP επέδειξε εξαιρετική ενεργειακή αποδοτικότητα (25–35 Wh) με μικρές ελλείψεις κάλυψης, ενώ ο EnergyAwareMCPD εξασφάλισε απόλυτη κάλυψη αλλά και επικάλυψη (100 %) σε βάρος ελαφρώς υψηλότερης κατανάλωσης (28–32 Wh) και μεγαλύτερου συνολικού μήκους μονοπατιού. Το πέμπτο σενάριο διερεύνησε μια θαλάσσια κοίλη έκταση επιφάνειας με «δύσκολη» υποπεριοχή (ρεύματα, κύματα, ανέμους) που επιβάλλει πρόσθετο συντελεστή κόστους +25%. Εκεί, οι απαιτήσεις ενέργειας εκτοξεύτηκαν στα 185–308 kWh—πολύ πάνω από τα 8 kWh που μπορεί να διαθέσει κάθε όχημα—καθιστώντας την αποστολή ανέφικτη χωρίς ριζικές προσαρμογές. Συγκεκριμένα, η μείωση της πυκνότητας σάρωσης, η αύξηση της ταχύτητας πλεύσης, η χρήση μεγαλύτερου αριθμού οχημάτων ή η ενσωμάτωση πιο ρεαλιστικών, «physics-aware» μοντέλων ενεργειακής κατανάλωσης αναδεικνύονται ως απαραίτητες παρεμβάσεις για να μετατραπεί το θαλάσσιο σενάριο σε πρακτικά εφικτή και αξιόπιστη αποστολή.

Λέξεις Κλειδιά

Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα, Μη Επανδρωμένα Αυτόνομα Θαλάσσια Οχήματα, Σχεδιασμός Τροχιάς Κάλυψης, Πλαίσιο Αξιολόγησης, DARP, EnergyAwareMCPD, Κάλυψη Περιοχής, Ζώνη Απαγόρευσης κάλυψης, Ζώνη Δυσχερών καιρικών συνθηκών.

Abstract

This thesis develops a unified and extensible experimental framework for evaluating area-coverage algorithms with Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) and Autonomous Surface Vehicles (ASVs). It integrates coverage, overlap, total path-length, and energy-consumption metrics with a statistical analysis of the dispersion of scanning strips. In four terrestrial scenarios—convex and concave polygons, with or without no-fly zones—the DARP algorithm demonstrated exceptional energy efficiency (25–35Wh) at the expense of minor coverage gaps, while EnergyAwareMCPD achieved perfect coverage and overlap (100 %) but incurred slightly higher energy use (28–32Wh) and longer total paths. A fifth, marine scenario over a concave polygon with a “difficult” subregion (strong currents, waves, wind) imposing a +25 % cost penalty drove energy demands to 185–308kWh—far exceeding the 8kWh available per vehicle—rendering the mission infeasible without radical adjustments. In particular, reducing scanning density, increasing transit speed, deploying additional vehicles, or adopting more realistic, physics-aware energy models emerge as necessary interventions to make the marine mission practical and reliable.

Keywords

Multi-UAV, Coverage Path Planning, Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), Autonomous Surface Vehicles (ASVs), Coverage Path Planning, Experimental Framework, DARP, EnergyAwareMCPD, Area Coverage, No-Fly Zones, Adverse-Conditions Subregion.

Ευχαριστίες

Καταρχάς θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κύριο Εμμανουήλ Βαρβαρίγο για την πολύτιμη καθοδήγηση και έμπνευση που μου παρείχε κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Ευχαριστώ, επίσης, την οικογένειά μου για την πολύτιμη στήριξη καθώς και τον αδερφό μου Κωνσταντίνο για την αμέριστη συμπαράσταση και ενθάρρυνση.

Θανάση και Σάββα σας ευχαριστώ θερμά.

Τέλος, θέλω να εκφράσω τις εγκάρδιες ευχαριστίες μου στον Παύλο για τη σταθερή στήριξή του όλα αυτά τα χρόνια και στον Πέπε που με συντρόφευσε ακούραστα όλες τις ώρες μελέτης και συγγραφής.

Περιεχόμενα

Περίληψη	6
Λέξεις Κλειδιά	6
Abstract	7
Keywords.....	7
Ευχαριστίες	8
Κατάλογος Σχημάτων.....	12
Κατάλογος Πινάκων	14
Κεφάλαιο 1	16
Εισαγωγή.....	16
1.1. Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα	16
1.2. ΜηΕΑ σε επαγγελματικές εφαρμογές	17
1.3. Αυτοματοποίηση αποστολών ΜηΕΑ.....	17
1.4. Αλγόριθμοι Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης (Coverage Path Planning - CPP).....	18
1.5. Στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας	19
1.6. Περιεχόμενα διπλωματικής εργασίας.....	20
Κεφάλαιο 2	22
Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	22
Κατηγοριοποίηση Αλγορίθμων Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης.....	22
2.1. Ακριβείς και Ευρετικές Μέθοδοι	22
2.2. Προσεγγίσεις με Γράφους (Graphs) και Προσεγγίσεις με Πλέγμα (Grid).....	22
2.3. Offline και Online Σχεδιασμός.....	23
Βασικές Τεχνικές Αποσύνθεσης και Κάλυψης.....	23
2.4. Τραπεζοειδής Αποσύνθεση.....	24
2.5. Αποσύνθεση Μπουστροφέδον	24
2.6. Κάλυψη μέσω Δένδρου Κάλυψης (Spanning Tree Coverage, STC).....	27

Κεφάλαιο 3	33
Βασικές Οικογένειες Αλγορίθμων Πρόβλεψης Τροχιάς	33
3.1. DARP (Divide Areas via Recursive Partitioning).....	34
3.2. EnergyAwareMCP (Energy-Aware Multi-UAV Coverage Path Planning)	36
Κεφάλαιο 4	38
Μεθοδολογία και Ορισμός Πειραμάτων Αξιολόγησης.....	38
4.1. Περιβάλλον Ανάπτυξης.....	38
4.2. Σενάρια Δοκιμών (Test-Cases).....	39
4.3. Παράμετροι Πτήσης και Υλοποίηση Αλγορίθμων	43
4.4. Μετρικές Αξιολόγησης	45
Κεφάλαιο 5	52
Αποτελέσματα Πειραματικής Αξιολόγησης	52
5.1. Σενάριο Δοκιμής 1: Κυρτό Πολύγωνο χωρίς Εμπόδια	53
5.1.1. Αλγόριθμος DARP	53
5.1.2. Αλγόριθμος EnergyAwareMCP	55
5.2. Σενάριο Δοκιμής 2: Κοίλο Πολύγωνο χωρίς Εμπόδια.....	58
5.2.1. Αλγόριθμος DARP	58
5.2.2. Αλγόριθμος ENERGYAWAREMCP	60
5.3. Σενάριο Δοκιμής 3: Κυρτό Πολύγωνο με Εμπόδια	63
5.3.1. DARP	63
5.3.2. ENERGYAWAREMCP	65
5.4. Σενάριο Δοκιμής 4: Κοίλο Πολύγωνο με Εμπόδια	68
5.4.1. DARP	68
5.4.2. ENERGYAWAREMCP	70
5.5. Σενάριο Δοκιμής 5: Θαλάσσιο Κοίλο Πολύγωνο με Εμπόδια.....	73
5.5.1. DARP	73

5.5.2. EnergyAwareMCP	75
Ανάλυση Υπολογισμού Ενεργειακού Κόστους για το ΣΔ5	77
Συγκεντρωτικός Πίνακας Αποτελεσμάτων Πειραματικής Αξιολόγησης	79
Κεφάλαιο 6	80
Σύνοψη και Μελλοντικές Επεκτάσεις	80
6.1. Σύνοψη Κύριων Συμπερασμάτων	80
6.2. Κύρια Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας	80
6.3. Περιορισμοί της Παρούσας Μελέτης	81
6.4. Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα	82
6.5. Τελική Παρατήρηση	83
Αναφορές	84

Κατάλογος Σχημάτων

Σχ. 1 Τραπεζοειδής Αποσύνθεση	24
Σχ. 2 Χωρισμός της περιοχής ενδιαφέροντος σε υποπεριοχές	25
Σχ. 3 Γραμμικές διαδρομές σε κάθε υποπεριοχή	26
Σχ. 4 Διακριτοποίηση της περιοχής ενδιαφέροντος σε κελιά.....	28
Σχ. 5 Μετατροπή των κελιών σε κόμβους.....	28
Σχ. 6 Αφαίρεση κελιών-εμποδίων και Εύρεση MST.....	29
Σχ. 7 Το MST στην αρχική περιοχή ενδιαφέροντος	29
Σχ. 8 Η περιμετρική διαδρομή που πρέπει να ακολουθηθεί σε σχέση με το MST	30
Σχ. 9 Η τελική διαδρομή	30
Σχ. 10 Μέθοδος Wavefront	32
Σχ. 11 ΣΔ1 - Κυρτό Πολύγωνο Χωρίς Εμπόδια	40
Σχ. 12 ΣΔ2 - Κοίλο Πολύγωνο Χωρίς Εμπόδια	41
Σχ. 13 ΣΔ3 - Κυρτό Πολύγωνο Με Εμπόδια.....	41
Σχ. 14 ΣΔ4 - Κοίλο Πολύγωνο Με Εμπόδια	42
Σχ. 15 ΣΔ5 - Θαλάσσια Έκταση με Εμπόδιο.....	42
Σχ. 16 Python - Cell 1.	47
Σχ. 17 Python - Cell 2	48
Σχ. 18 Python - Cell 3	49
Σχ. 19 Python - Cell 4	50
Σχ. 20 ΣΔ1 – Μονοπάτια DARP	53
Σχ. 21 ΣΔ1 – Heatmaps DARP	54
Σχ. 22 ΣΔ 1 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP	55
Σχ. 23 ΣΔ1 – Heatmaps EnergyAwareMCP	56
Σχ. 24 ΣΔ2 – Μονοπάτια DARP	58
Σχ. 25 ΣΔ2 – Heatmaps DARP	59
Σχ. 26 ΣΔ2 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP	60
Σχ. 27 ΣΔ2 - Heatmaps EnergyAwareMCP	61
Σχ. 28 ΣΔ3 – Μονοπάτια DARP	63
Σχ. 29 ΣΔ3 – Heatmaps DARP	64
Σχ. 30 ΣΔ3 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP.....	65

Σχ. 31 ΣΔ3 – Heatmaps EnergyAwareMCP	66
Σχ. 32 ΣΔ4 – Μονοπάτια DARP	68
Σχ. 33 ΣΔ4 – Heatmaps DARP	69
Σχ. 34 ΣΔ4 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP	70
Σχ. 35 ΣΔ4 – Heatmaps EnergyAwareMCP	71
Σχ. 36 ΣΔ5 – Μονοπάτια DARP	73
Σχ. 37 ΣΔ5 - Heatmap DARP	74
Σχ. 38 ΣΔ5 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP	75
Σχ. 39 ΣΔ5 – Heatmap EnergyAwareMCP	76
Σχ. 40 ΣΔ5 – Δυσχερής Περιοχή	77

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1 Γεωμετρία Σεναρίων Δοκιμής	40
Πίνακας 2 ΣΔ1 Μετρικές DARP	53
Πίνακας 3 ΣΔ1 Μετρικές EnergyAwareMCPD	55
Πίνακας 4 ΣΔ1 - Αποτελέσματα.....	57
Πίνακας 5 ΣΔ2 Μετρικές DARP	58
Πίνακας 6 ΣΔ2 Μετρικές EnergyAwareMCPD	60
Πίνακας 7 ΣΔ2 Αποτελέσματα.....	62
Πίνακας 8 ΣΔ3 Μετρικές DARP	63
Πίνακας 9 ΣΔ3 Μετρικές EnergyAwareMCPD	65
Πίνακας 10 ΣΔ3 Αποτελέσματα.....	67
Πίνακας 11 ΣΔ4 Μετρικές DARP	68
Πίνακας 12 ΣΔ4 Μετρικές EnergyAwareMCPD	70
Πίνακας 13 ΣΔ4 Αποτελέσματα.....	72
Πίνακας 14 ΣΔ5 Μετρικές DARP	73
Πίνακας 15 ΣΔ5 Μετρικές EnergyAwareMCPD	75
Πίνακας 16 ΣΔ5 Αποτελέσματα.....	78
Πίνακας 17 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα Σεναρίων Δοκιμής	79

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1. Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα

Τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα (ΜηΕΑ) έχουν καθιερωθεί ως μία από τις πιο χρήσιμες τεχνολογικές εξελίξεις των τελευταίων δεκαετιών, με εφαρμογές που επηρεάζουν σημαντικά πολλούς τομείς της σύγχρονης ζωής [1] [2], καλύπτοντας εφαρμογές από γεωργική χαρτογράφηση και επιτήρηση υποδομών έως επιχειρήσεις διάσωσης και ψυχαγωγία. Η ανεξαρτησία από την παρουσία πληρώματος επιτρέπει τη λειτουργία σε επικίνδυνα ή δυσπρόσιτα πεδία, όπου οι επανδρωμένες λύσεις είναι είτε μη πραγματοποιήσιμες είτε οικονομικά μη αποδοτικές [3].

Η αξιοπιστία των ΜηΕΑ υποστηρίζεται από προηγμένα συστήματα πλοήγησης σε συνδυασμό με αισθητήρες υψηλής ακρίβειας, όπως πολυφασματικές κάμερες, LiDAR και μονάδες GPS. Μέσω χαμηλής καθυστέρησης επικοινωνιών και δυναμικής σύνθεσης δεδομένων, αυτά τα συστήματα συλλέγουν και επεξεργάζονται πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας ακριβείς μετρήσεις και χαρτογραφήσεις [4].

Επιπλέον, η ενσωμάτωση αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) και τεχνικών Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning) παρέχει δυνατότητες αυτόνομης λήψης αποφάσεων, αποφυγής εμποδίων και προσαρμογής διαδρομών πτήσης σε πραγματικές συνθήκες. Αυτό καθιστά τα ΜηΕΑ κρίσιμα εργαλεία σε εφαρμογές όπως η επιθεώρηση αιολικών πάρκων, η παρακολούθηση περιβαλλοντικών φαινομένων και η αυτόνομη παράδοση αγαθών.

1.2. ΜηΕΑ σε επαγγελματικές εφαρμογές

Η εξέλιξη των ΜηΕΑ βασίστηκε αρχικά σε στρατιωτικές ανάγκες, όπου χρησιμοποιήθηκαν πρωτίστως για επιτήρηση και συλλογή πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο χωρίς τον κίνδυνο ανθρώπινων ζώων. Σταδιακά, η τεχνολογική πρόοδος οδήγησε στην επέκταση των εφαρμογών τους σε εμπορικούς και βιομηχανικούς τομείς.

Στη γεωργία ακριβείας, τα ΜηΕΑ εξοπλισμένα με πολυφασματικούς αισθητήρες και κάμερες υψηλής ανάλυσης εντοπίζουν έγκαιρα προβλήματα όπως ελλείψεις θρεπτικών ουσιών, ασθένειες ή παράσιτα [5] [6]. Η χρήση υπέρυθρων και θερμικών συστημάτων επιτρέπει την αξιολόγηση της υγείας των καλλιεργειών, οδηγώντας σε στοχευμένη διαχείριση νερού και λιπασμάτων και μείωση των λειτουργικών εξόδων.

Στον τομέα των υποδομών, τα ΜηΕΑ διευκολύνουν την επιθεώρηση γεφυρών, αγωγών και ηλιακών πάνελ, παρέχοντας υψηλής ανάλυσης φωτογραφίες και τρισδιάστατα μοντέλα, ενώ ελαχιστοποιούν τον κίνδυνο για εργαζομένους. Επιπλέον, σε περιπτώσεις φυσικών καταστροφών (σεισμοί, πλημμύρες), τα ΜηΕΑ συντελούν στη γρήγορη αποτίμηση ζημιών, στον εντοπισμό θυμάτων και στη μεταφορά πρώτων βοηθειών σε δυσπρόσιτες περιοχές [7] [8].

Στον τομέα της εφοδιαστικής αλυσίδας, οι επιχειρηματικές δοκιμές με αυτόνομες παραδόσεις δείχνουν ότι τα ΜηΕΑ μπορούν να επιταχύνουν την παράδοση μικρών δεμάτων και ιατρικών εφοδίων σε απομονωμένες περιοχές, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα.

1.3. Αυτοματοποίηση αποστολών ΜηΕΑ

Η αυτοματοποίηση των αποστολών ΜηΕΑ επιτρέπει την εκτέλεση σύνθετων εργασιών με ελάχιστη ή και χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση [9] [10], αξιοποιώντας προηγμένα συστήματα αισθητήρων, καμερών υψηλής ανάλυσης και αλγορίθμους ελέγχου πτήσης. Μέσω της δυναμικής ενσωμάτωσης δεδομένων περιβάλλοντος σε πραγματικό χρόνο, τα ΜηΕΑ

μπορούν να προσαρμόζουν τις διαδρομές τους, αποφεύγοντας εμπόδια, μειώνοντας την κατανάλωση ενέργειας και εξασφαλίζοντας την επιτυχή ολοκλήρωση της αποστολής ακόμη και σε απρόβλεπτες συνθήκες.

Στις υπηρεσίες παράδοσης προϊόντων, οι αλγόριθμοι δρομολόγησης συνδυάζουν προκαθορισμένες χαρτογραφημένες διαδρομές με δεδομένα κίνησης και καιρικών συνθηκών, επιτρέποντας στα ΜηΕΑ να ανταποκρίνονται σε πραγματικό χρόνο [11], όπως κλειστοί δρόμοι ή ισχυροί άνεμοι. Αυτό διασφαλίζει την αδιάλειπτη και ακριβή μεταφορά αγαθών, από φαρμακευτικά προϊόντα σε απομακρυσμένες κοινότητες έως καταναλωτικά είδη σε αστικές περιοχές.

Σε κρίσιμες ανθρωπιστικές και διασωστικές επιχειρήσεις, η αυτονομία των ΜηΕΑ περιορίζει τα ανθρώπινα λάθη και επιταχύνει τις διαδικασίες εντοπισμού θυμάτων και παράδοσης βοήθειας [12]. Με χρήση μηχανικής μάθησης, τα ΜηΕΑ μπορούν να αναλύουν εικόνες από καταστροφικές ζώνες, να αναγνωρίζουν σημεία ενδιαφέροντος και να προτεραιοποιούν αποστολές παράδοσης κρίσιμων εφοδίων.

1.4.Αλγόριθμοι Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης (Coverage Path Planning - CPP)

Ο Σχεδιασμός Τροχιάς Κάλυψης (Coverage Path Planning) στοχεύει στη συστηματική διερεύνηση μιας περιοχής ενδιαφέροντος, με στόχο την εξασφάλιση πλήρους κάλυψης με ελάχιστες επικαλύψεις και αποφυγή εμποδίων. Η υλοποίηση αποδοτικών αλγορίθμων Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης, ιδιαίτερα όταν πρόκειται για εφαρμογή σε συστήματα ΜηΕΑ, είναι κρίσιμη, διότι επηρεάζει άμεσα την ενεργειακή κατανάλωση, το συνολικό χρόνο πτήσης και την αξιοπιστία των αποστολών [13].

Τα βασικά κριτήρια ενός αλγορίθμου Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης περιλαμβάνουν:

- **Πλήρης Κάλυψη:** Εξασφάλιση ότι κάθε σημείο της περιοχής έχει επισκεφθεί τουλάχιστον μία φορά.

- **Ελαχιστοποίηση Επικαλύψεων:** Μείωση των περιττών διαδρομών που αυξάνουν την κατανάλωση ενέργειας.
- **Αποφυγή Εμποδίων:** Δυναμικός χειρισμός Ζωνών Απαγόρευσης Πτήσης (No-Fly Zones) και φυσικών εμποδίων.
- **Ενεργειακή Αποδοτικότητα:** Βελτιστοποίηση της συνολικής πορείας ώστε να μειωθεί το ενεργειακό κόστος.

Οι βασικές προσεγγίσεις Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης στηρίζονται σε μοτίβα τύπου ζιγκ-ζαγκ και σπειροειδείς τροχιές, που παρέχουν απλή αλλά αποτελεσματική κάλυψη. Ωστόσο, για σύνθετα σενάρια με Ζώνες Απαγόρευσης Πτήσης (No-Fly Zones) ή μεταβαλλόμενα εμπόδια, απαιτούνται πιο ευέλικτες μέθοδοι.

Πρόσφατες μέθοδοι χρησιμοποιούν τεχνικές αποσύνθεσης περιοχής (region decomposition), όπως ο αλγόριθμος DARP, και τεχνικές ενεργειακής βελτιστοποίησης, όπως ο αλγόριθμος EnergyAwareMCP, που ενσωματώνουν στατιστικά μοντέλα κατανάλωσης ενέργειας. Αυτοί οι υβριδικοί αλγόριθμοι επιτυγχάνουν καλύτερη ισορροπία μεταξύ κάλυψης, ενεργειακής απόδοσης και αποφυγής εμποδίων.

Επίσης, αλγόριθμοι που βασίζονται στην Τεχνητή Νοημοσύνη και στη Μηχανική Μάθηση μπορούν να προσαρμόζονται σε πραγματικές συνθήκες, αξιοποιώντας δεδομένα αισθητήρων σε πραγματικό χρόνο για αναδρομική βελτιστοποίηση της πορείας. Τέτοιες μέθοδοι τείνουν να μπορούν να βελτιώνουν την αξιοπιστία του συστήματος σε απαιτητικά περιβάλλοντα.

1.5. Στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας

Ο κύριος στόχος της εργασίας είναι η θεωρητική και πειραματική αξιολόγηση αλγορίθμων Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης με έμφαση σε σενάρια πολλαπλών ΜηΕΑ και περιορισμούς ενεργειακής απόδοσης [14]. Συγκεκριμένα:

- **Συγκριτική Ανάλυση:** Ανάλυση και σύγκριση των DARP και EnergyAwareMCPD με βάση μετρικές κάλυψης, επικαλύψεων, ενεργειακής κατανάλωσης και συνολικού μήκους πορείας.
- **Πειραματική Υλοποίηση:** Δημιουργία αυτοματοποιημένου περιβάλλοντος αξιολόγησης που υποστηρίζει διαφορετικά σενάρια τοπολογίας και πολύπλοκων Ζωνών Απαγόρευσης Πτήσης.
- **Μετρικές Αξιολόγησης:** Χρήση ποσοτικών δεικτών (π.χ. ποσοστό κάλυψης, δείκτης επικαλύψεων, χρόνος πτήσης, ενεργειακή κατανάλωση) για αντικειμενική σύγκριση.
- **Επεκτασιμότητα:** Ανάπτυξη εργαλείου που επιτρέπει μελλοντική ενσωμάτωση νέων αλγορίθμων Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης και τη διαμόρφωση πλατφόρμας συγκριτικής βαθμολόγησης.

1.6. Περιεχόμενα διπλωματικής εργασίας

- Στο **1ο Κεφάλαιο** παρουσιάζεται το γενικό πλαίσιο της εργασίας, η σημασία του Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης και οι βασικοί στόχοι.
- Στο **2ο Κεφάλαιο** παρατίθεται το θεωρητικό υπόβαθρο και η επισκόπηση της βιβλιογραφίας, με έμφαση σε τεχνικές αποσύνθεσης και βασικούς αλγορίθμους Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης.
- Το **3ο Κεφάλαιο** εστιάζει στην περιγραφή και θεωρητική ανάλυση των αλγορίθμων DARP και EnergyAwareMCPD, αξιολογώντας τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς τους.
- Στο **4ο Κεφάλαιο** περιγράφεται το πειραματικό περιβάλλον, οι τεχνολογίες και η μεθοδολογία δημιουργίας Σεναρίων Δοκιμών, καθώς και η διαδικασία αξιολόγησης βάσει μετρικών.
- Το **5ο Κεφάλαιο** παρουσιάζει τα πειραματικά αποτελέσματα, συγκρίνοντας την απόδοση των δύο αλγορίθμων σε διαφορετικά σενάρια και αναλύοντας τα ευρήματα.

- Στο **6ο Κεφάλαιο** συνοψίζονται τα βασικά συμπεράσματα, επισημαίνονται περιορισμοί της προσέγγισης και προτείνονται μελλοντικές κατευθύνσεις.

Κεφάλαιο 2

Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Στην ενότητα 1.4 έχει γίνει μία εισαγωγή στους αλγορίθμους Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης. Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν οι κύριες κατηγορίες αυτών των αλγορίθμων και θα περιγραφούν κάποιες από αυτές [15] [16].

Κατηγοριοποίηση Αλγορίθμων Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης

Οι αλγόριθμοι Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης ταξινομούνται με βάση τέσσερα κύρια κριτήρια:

2.1. Ακριβείς και Ευρετικές Μέθοδοι

Οι ακριβείς μέθοδοι (complete) βασίζονται σε αποδεδειγμένες τεχνικές που διασφαλίζουν μαθηματικά την πλήρη κάλυψη κάθε σημείου του ελεύθερου χώρου. Τυπικά χρησιμοποιούν εξαντλητικές αναζητήσεις ή ακριβείς κυψελοειδείς αποσυνθέσεις (cellular decomposition), με υπολογιστική πολυπλοκότητα που αυξάνει εκθετικά με το μέγεθος και την πολυπλοκότητα της περιοχής. Αντίθετα, οι ευρετικές μέθοδοι (heuristic) θυσιάζουν εγγυήσεις βέλτιστου κόστους ή απόλυτης κάλυψης για να επιτύχουν ταχύτερη εκτέλεση. Συχνά αξιοποιούν τυχαιοποίηση (randomization), τοπικές αναζητήσεις ή τεχνικές Μηχανικής Μάθησης, προσφέροντας ευελιξία σε μεγάλα ή δυναμικά περιβάλλοντα.

2.2. Προσεγγίσεις με Γράφους (Graphs) και Προσεγγίσεις με Πλέγμα (Grid)

Στις προσεγγίσεις που βασίζονται σε γράφους (graph-based), ο ελεύθερος χώρος αναπαρίσταται ως γράφος. Οι κόμβοι αντιστοιχούν σε σημεία ενδιαφέροντος, ενώ οι ακμές

αναπαριστούν τις επιτρεπτές μεταβάσεις. Μέθοδοι όπως η Κάλυψη με Δένδρο Επικαλύψεων (Spanning Tree Coverage – STC) [17] χτίζουν Ελάχιστο Δένδρο στο γράφημα και το διασχίζουν με αναδρομική αναζήτηση Depth-First, εξασφαλίζοντας ότι στον κάθε κόμβο θα γίνει επίσκεψη μόνο μία φορά. Οι graph-based μέθοδοι παρέχουν προβλεψιμότητα και σταθερότητα, αλλά προϋποθέτουν συνεκτικό γράφο συνδεσιμότητας χωρίς απομονωμένα τμήματα.

Στις μεθόδους που βασίζονται σε πλέγμα (grid-based), ο χώρος χωρίζεται σε ομοιόμορφα κελιά—τετράγωνα ή τριγωνικά—που κωδικοποιούν την πληροφορία ελεύθερου ή κατεχόμενου χώρου. Η κάλυψη επιτυγχάνεται με τη διαδοχική επίσκεψη κάθε κελιού, είτε μέσω ταξινόμησης τιμών απόστασης (Wavefront), είτε με μοτίβα ζιγκ-ζαγκ (Lawnmower), είτε με άλλες ευρετικές στρατηγικές. Η ακρίβεια εξαρτάται από το μέγεθος και την ανάλυση του πλέγματος, ενώ η μορφή των κελιών επηρεάζει τον υπολογιστικό φόρτο.

2.3.Offline και Online Σχεδιασμός

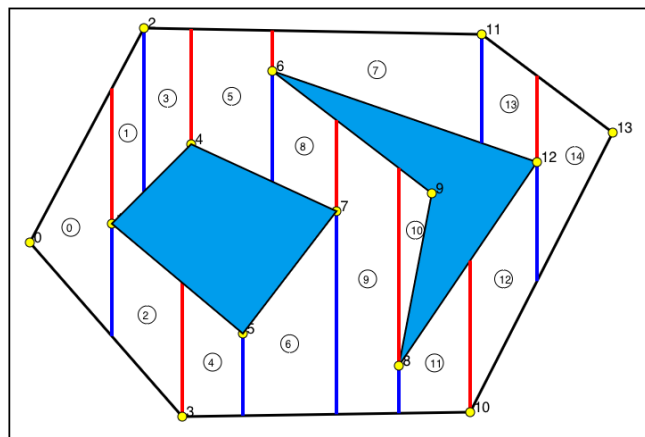
Οι offline μέθοδοι υπολογίζουν ολόκληρη τη διαδρομή πριν από την εκτέλεση της αποστολής, με πλήρη γνώση του περιβάλλοντος, προσφέροντας αξιοπιστία σε στατικά σενάρια [18]. Οι online μέθοδοι προσαρμόζουν τη διαδρομή σε πραγματικό χρόνο βάσει δεδομένων κυρίως από αισθητήρες, και είναι κατάλληλες για δυναμικά ή άγνωστα περιβάλλοντα. Σε πολλές περιπτώσεις, η τυχαιοποίηση (randomization) χρησιμοποιείται για απλούστερη υλοποίηση σε οικιακά σενάρια, όπως σε ρομποτικές σκούπες, αλλά δεν είναι κατάλληλη για μεγάλες ή ενεργειακά απαιτητικές εφαρμογές.

Βασικές Τεχνικές Αποσύνθεσης και Κάλυψης

Στις παρακάτω ενότητες αναλύονται τέσσερις κλασικές τεχνικές—Τραπεζοειδής αποσύνθεση, Μπουστροφέδον αποσύνθεση, Κάλυψη με Δένδρο Επικαλύψεων (STC) και Wavefront—εξηγώντας μεθοδολογικά βήματα, υπολογιστικά χαρακτηριστικά, πλεονεκτήματα και περιορισμούς.

2.4. Τραπεζοειδής Αποσύνθεση

Στην Τραπεζοειδή Αποσύνθεση (Trapezoidal Decomposition), η ελεύθερη πολυγωνική περιοχή ενδιαφέροντος διαιρείται σε τμήματα τραπεζοειδούς σχήματος. Συγκεκριμένα, από κάθε κορυφή του πολυγώνου ή από κάθε άκρο εσωτερικού εμποδίου σχεδιάζονται ευθείες—συνήθως κάθετες στον άξονα σάρωσης—μέχρι να συναντήσουν άλλο εμπόδιο ή τα όρια της περιοχής. Η διαδικασία παράγει μια συλλογή τραπεζοειδών κελιών, όπου κάθε μονάδα καλύπτεται με παράλληλες ευθείες σε κινήσεις ζιγκ-ζαγκ. Για να διασφαλιστεί ότι δε θα υπάρχουν κενά, κατασκευάζεται γράφος γειτνίασης μεταξύ των τραπεζοειδών κελιών και εκτελείται εξαντλητικός περίπατος (graph walk) που επισκέπτεται κάθε κόμβο-κελί ακριβώς μία φορά. Μέσα σε κάθε τραπέζιο, ο ρομποτικός φορέας κινείται παράλληλα στις βάσεις του, αλλάζοντας κατεύθυνση στα όρια, ώστε στο σύνολο να καλυφθεί ολόκληρο το ελεύθερο τμήμα. Αυτή η προσέγγιση προσφέρει μαθηματική εγγύηση πλήρους κάλυψης (complete coverage) και είναι κατά κανόνα offline, ενώ η πολυπλοκότητα της επεξεργασίας του γράφου κλιμακώνεται με τον αριθμό των τραπεζοειδών τμημάτων.



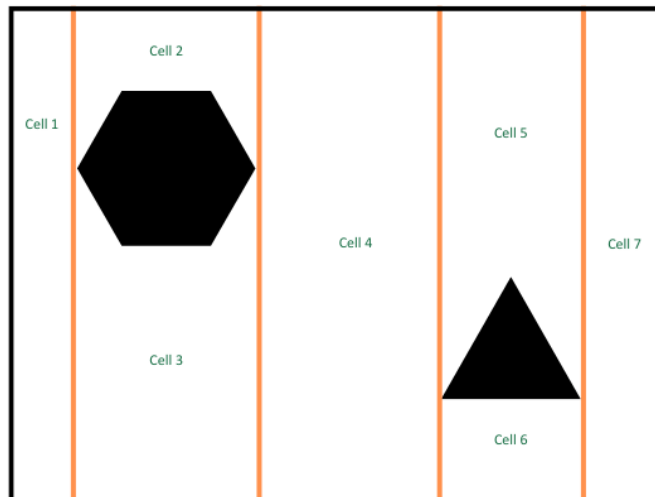
Σχ. 1 Τραπεζοειδής Αποσύνθεση

2.5. Αποσύνθεση Μπουστροφέδων

Η Αποσύνθεση Μπουστροφέδων (Boustrophedon Decomposition) είναι ένας από τους πιο γνωστούς αλγορίθμους για τον σχεδιασμό τροχιάς κάλυψης, κυρίως σε περιοχές με εμπόδια και περίπλοκη γεωμετρία. Αποτελεί μία γενίκευση της Τραπεζοειδούς Αποσύνθεσης, καθώς μπορεί να προσφέρει λύση και σε περιοχές με μη-πολυγωνικά εμπόδια. Η λέξη “boustrophedon” προέρχεται από τα ελληνικά και αναφέρεται στον τρόπο γραφής των αρχαίων επιγραφών, όπου η κατεύθυνση της γραφής εναλλάσσεται σε κάθε

γραμμή. Αυτό αντικατοπτρίζει τη βασική ιδέα του αλγορίθμου: μια εναλλασσόμενη, γραμμική πορεία που διασχίζει πλήρως και συστηματικά μια περιοχή.

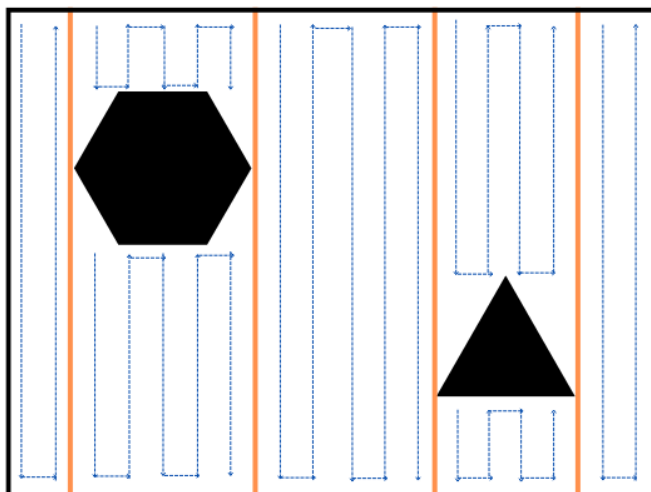
Ο αλγόριθμος χρησιμοποιείται εκτενώς σε εφαρμογές όπως η γεωργία ακριβείας, η χαρτογράφηση με ΜηΕΑ, ο καθαρισμός εσωτερικών χώρων με εμπόδια, όπου απαιτείται **πλήρης και συστηματική κάλυψη** του χώρου.



Σχ. 2 Χωρισμός της περιοχής ενδιαφέροντος σε υποπεριοχές

Η Αποσύνθεση Μπουστροφέδον στηρίζεται στην έννοια της διαίρεσης του χώρου σε **μη επικαλυπτόμενες υποπεριοχές - κελιά (cells)** [19] που είναι απλές και επιτρέπουν την ευθύγραμμη κίνηση του οχήματος χωρίς παρεμβολές από εμπόδια. Η διαίρεση αυτή επιτυγχάνεται με την εισαγωγή μιας κάθετης ή οριζόντιας γραμμής σάρωσης που κινείται διαδοχικά στον χώρο και **εντοπίζει αλλαγές στη συνδεσιμότητα** των περιοχών λόγω παρουσίας εμποδίων.

Το αποτέλεσμα της διαδικασίας είναι η παραγωγή κελιών (cells) που καλύπτονται εύκολα με **γραμμικές διαδρομές τύπου ζιγκ-ζαγκ**. Ο αλγόριθμος σχεδιάζει την τροχιά έτσι ώστε το όχημα να καλύπτει κάθε κελί με παράλληλες γραμμές, ενώ οι μεταβάσεις από κελί σε κελί οργανώνονται με βάση ένα γράφο συνδεσιμότητας.



Σχ. 3 Γραμμικές διαδρομές σε κάθε υποπεριοχή

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα του αλγορίθμου είναι η **βέλτιστη κάλυψη της περιοχής με ελάχιστες επικαλύψεις** και η **ικανότητα να παρέχει λύση και σε περιβάλλοντα με εμπόδια**. Η εφαρμογή αυτής της αποσύνθεσης οδηγεί σε αποδοτικό σχεδιασμό πορείας εντός κάθε περιοχής, με σταθερό πλάτος σάρωσης που ευθυγραμμίζεται με τις διαστάσεις του οχήματος ή του αισθητήρα.

Επιπλέον, η σαφήνεια και απλότητα της γεωμετρικής προσέγγισης καθιστά την Αποσύνθεση Μπουστροφέδον **ιδανική για offline υπολογισμό** σε στατικά περιβάλλοντα.

Παρόλο που ο αλγόριθμος είναι αποδοτικός σε δομημένα ή ημιδομημένα περιβάλλοντα, **παρουσιάζει δυσκολίες σε ακανόνιστα, δυναμικά ή πολύπλοκα τοπογραφικά πεδία**. Επίσης, σε σενάρια με πολλές στενές διόδους ή μικρές νησίδες εμποδίων, η διάσπαση του χώρου μπορεί να οδηγήσει σε πολυπλοκότητα ή αχρείαστες αλλαγές κατεύθυνσης.

Η Αποσύνθεση Μπουστροφέδον χρησιμοποιείται εκτενώς σε:

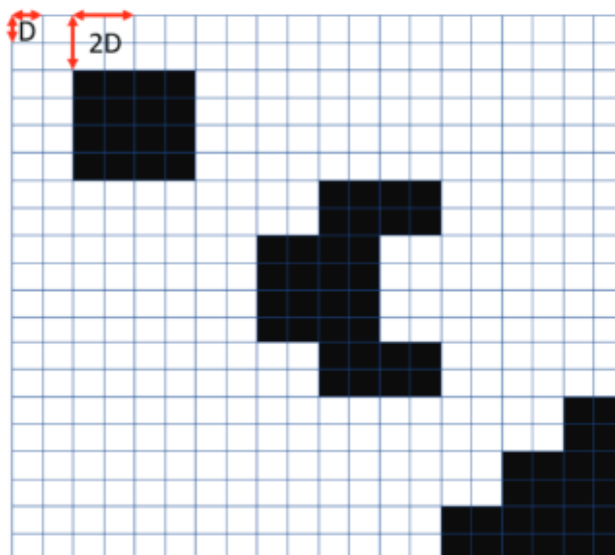
- **ΜηΕΑ για γεωργικές αποστολές** (π.χ. ψεκασμοί, επιθεώρηση καλλιεργειών)
- **Αυτόνομα οχήματα σε αποθήκες** για σάρωση ραφιών
- **Ρομπότ καθαρισμού εσωτερικών χώρων**
- **Αυτόνομα συστήματα επιθεώρησης** μεγάλων εγκαταστάσεων

Η δυνατότητα ελεγχόμενης, γεωμετρικά ευθυγραμμισμένης τροχιάς τον καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλο για εφαρμογές υψηλής ακρίβειας, όπου οι επικαλύψεις είναι ανεπιθύμητες.

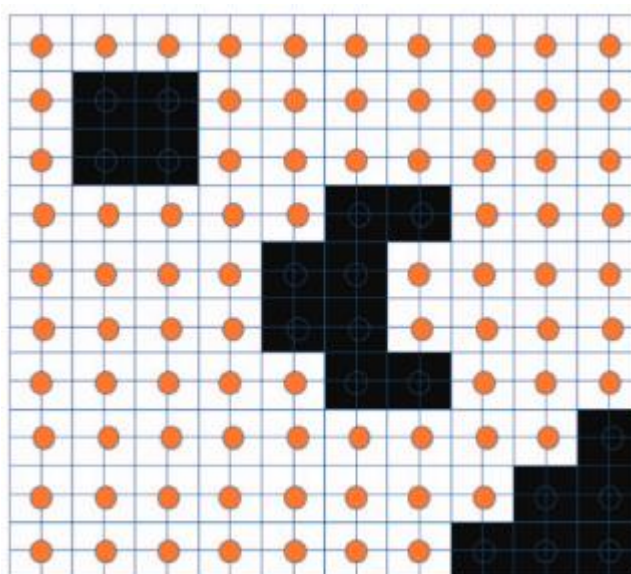
2.6.Κάλυψη μέσω Δένδρου Κάλυψης (Spanning Tree Coverage, STC)

Ο αλγόριθμος **Spanning Tree Coverage (STC)** αποτελεί μια από τις πλέον κλασικές και ευρέως χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις για τον Σχεδιασμό Τροχιάς Κάλυψης σε αυτόνομα ρομποτικά συστήματα. Αναπτύχθηκε με σκοπό να εξασφαλίζει την πλήρη κάλυψη ενός δισδιάστατου περιβάλλοντος, ακολουθώντας μια απλή αλλά αποδοτική στρατηγική που βασίζεται στη θεωρία γράφων [20]. Χάρη στην υπολογιστική του αποδοτικότητα και την εύκολη υλοποίησή του, ο STC χρησιμοποιείται ευρέως σε εφαρμογές πραγματικού κόσμου, όπως αυτόνομα ρομπότ καθαρισμού, γεωργικά ρομπότ και ΜηΕΑ για κάλυψη μεγάλων περιοχών χωρίς εμπόδια.

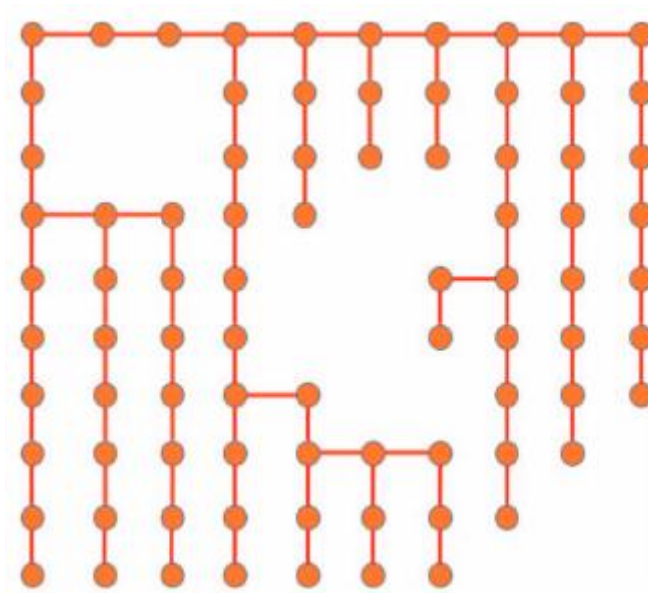
Η βασική αρχή πίσω από τον STC είναι η αποσύνθεση του περιβάλλοντος σε **πλέγμα κυψελών** (cell decomposition), όπου κάθε κυψέλη αντιστοιχεί σε ένα τμήμα του χώρου που πρέπει να καλυφθεί. Οι κυψέλες αναπαρίστανται ως κόμβοι ενός μη κατευθυνόμενου γράφου και συνδέονται μεταξύ τους μέσω ακμών με τις γειτονικές κυψέλες. Στη συνέχεια, κατασκευάζεται ένα **Ελάχιστο Δένδρο Κάλυψης** (minimum spanning tree – MST) που συνδέει όλους τους κόμβους-κυψέλες, χωρίς να δημιουργούνται κύκλοι.



Σχ. 4 Διακριτοποίηση της περιοχής ενδιαφέροντος σε κελιά

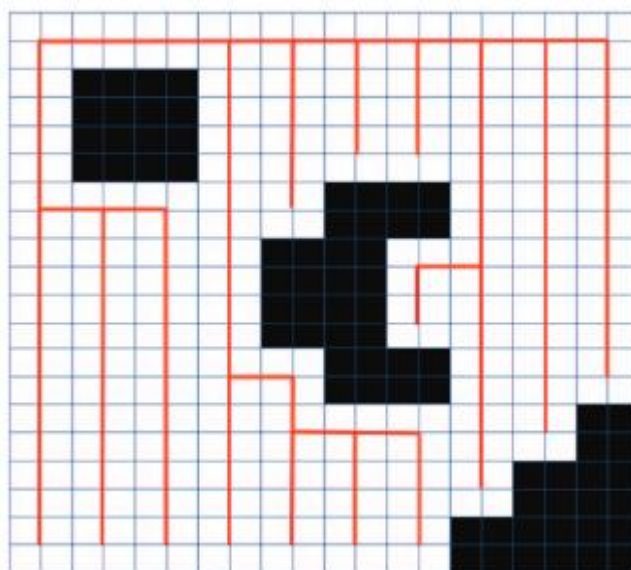


Σχ. 5 Μετατροπή των κελιών σε κόμβους

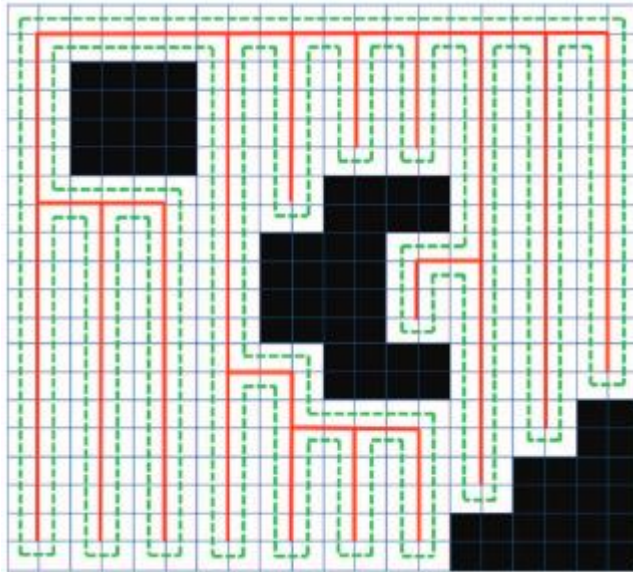


Σχ. 6 Αφαίρεση κελιών-εμποδίων και Εύρεση MST

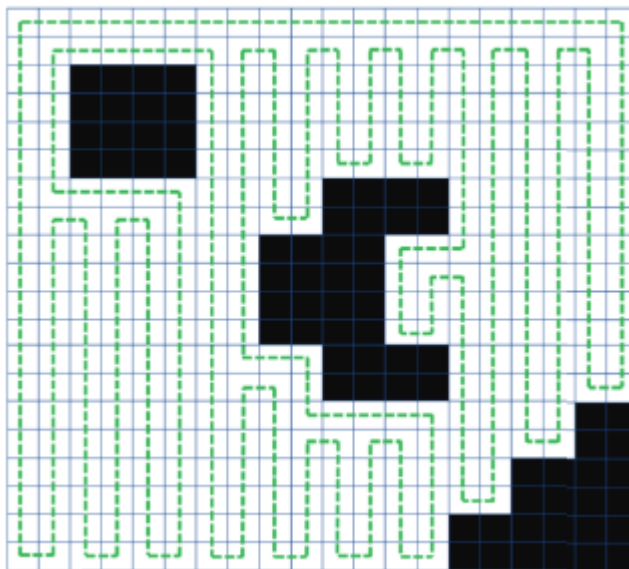
Αφού δημιουργηθεί το Spanning Tree, ο αλγόριθμος διατρέχει το δένδρο με μια προσχεδιασμένη, αποδοτική μέθοδο (**depth-first**) έτσι ώστε να επισκεφθεί όλες τις κυψέλες και να εξασφαλίσει πλήρη κάλυψη. Σε κάθε κυψέλη, το ρομπότ εκτελεί μια βασική κυκλική ή γραμμική κίνηση (π.χ., τετραγωνικό βήμα) ώστε να καλύψει φυσικά τον χώρο που αυτή αντιπροσωπεύει.



Σχ. 7 Το MST στην αρχική περιοχή ενδιαφέροντος



Σχ. 8 Η περιμετρική διαδρομή που πρέπει να ακολουθηθεί σε σχέση με το MST



Σχ. 9 Η τελική διαδρομή

Ο STC είναι ιδιαίτερα χρήσιμος λόγω της **χαμηλής υπολογιστικής του απαίτησης** και της **απλότητας υλοποίησης**. Επειδή προϋποθέτει μόνο τη βασική γεωμετρική πληροφορία για τον χώρο, μπορεί να εφαρμοστεί εύκολα ακόμα και σε ρομποτικά οχήματα με περιορισμένο υπολογιστικό και αισθητηριακό εξοπλισμό.

Επιπλέον, προσφέρει **εγγύηση πλήρους κάλυψης**, δηλαδή δεν αφήνει μη επισκέψιμα σημεία στον προσβάσιμο χώρο. Αυτή η ιδιότητα καθιστά τον STC ιδανικό για απλές

διατάξεις περιβαλλόντων, όπου η κάλυψη είναι πιο σημαντική από τη βέλτιστη αποδοτικότητα.

Παρά τα πλεονεκτήματά του, ο STC παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς. Ένας από τους βασικούς είναι ότι **δεν εγγυάται τη βέλτιστη τροχιά** σε σχέση με το μήκος ή τον χρόνο εκτέλεσης. Η τροχιά μπορεί να περιλαμβάνει περιττές κινήσεις ή καθυστερήσεις, ειδικά σε περιοχές με πολύπλοκη γεωμετρία ή πολλαπλά εμπόδια.

Έχουν προταθεί διάφορες παραλλαγές του STC για να αντιμετωπιστούν οι παραπάνω περιορισμοί:

- **Online STC:** Εκτελείται δυναμικά κατά την εξερεύνηση του χώρου, προσφέροντας προσαρμοστικότητα σε αγνώστου γεωμετρίας περιβάλλοντα.
- **Multi-robot STC:** Χωρίζει τον χώρο σε διακριτές περιοχές για διαφορετικά ρομπότ, ελαχιστοποιώντας επικαλύψεις και συγκρούσεις. Περιλαμβάνει τεχνικές όπως partitioning, conflict resolution και coordination.

Ο STC έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε εμπορικά ρομπότ καθαρισμού (π.χ., ρομποτικές σκούπες), σε συστήματα γεωργικής κάλυψης (ψεκασμοί, παρακολούθηση σοδειών) και σε ΜηΕΑ για κάλυψη ανοιχτών χώρων χωρίς εμπόδια. Λόγω της απλότητάς του, αποτελεί ιδανική επιλογή για **εφαρμογές με σταθερό και απλοποιημένο περιβάλλον**, χωρίς πολλές απαιτήσεις σε αναπροσαρμογή πραγματικού χρόνου.

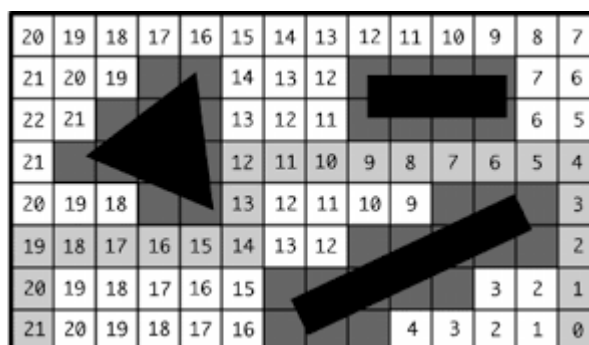
Ο Spanning Tree Coverage συνδυάζει θεωρητικά θεμέλια από τη θεωρία γράφων με πρακτική αποτελεσματικότητα. Παρόλο που δεν είναι η πιο αποδοτική επιλογή σε πολύπλοκα ή δυναμικά περιβάλλοντα, προσφέρει μια σταθερή λύση για πλήρη.

2.7. Μέθοδος Wavefront

Ο αλγόριθμος κάλυψης **Wavefront** είναι μια από τις πρώτες **Grid-Based** μεθόδους για πρόβλεψη τροχιάς κάλυψης [21]. Πρόκειται για μια **offline προσέγγιση**, όπου το περιβάλλον αναπαρίσταται ως πλέγμα (grid), στο οποίο εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος πλήρους κάλυψης.

Η μέθοδος απαιτεί τον ορισμό ενός **σημείου εκκίνησης** και ενός **στόχου**. Για τη χάραξη της πορείας κάλυψης, χρησιμοποιείται **μετασχηματισμός της απόστασης** που διαδίδει ένα «κύμα» από το σημείο-στόχο προς το σημείο εκκίνησης. Ο αλγόριθμος αρχικά αναθέτει την τιμή **0** στο κελί του στόχου, **1** σε όλα τα γειτονικά του, **2** στα γειτονικά των κελιών με τιμή 1, και ούτω καθεξής, μέχρι να φτάσει στο κελί εκκίνησης. Με αυτόν τον τρόπο, κάθε κελί παίρνει μια αριθμητική τιμή που καθορίζει την απόστασή του από τον στόχο.

Για την κάλυψη του χώρου, ο αλγόριθμος ξεκινά από το **κελί εκκίνησης** και κινείται προς το **γειτονικό κελί με τη μεγαλύτερη τιμή** που δεν έχει επισκεφθεί ακόμα. Αν υπάρχουν πολλαπλά διαθέσιμα κελιά με την ίδια τιμή, η επιλογή γίνεται τυχαία. Αυτή η διαδικασία είναι παρόμοια με τη χρήση μιας **ψευδο-κατιούσας κλίσης** πάνω στη **συνάρτηση δυναμικού** που δημιουργείται από την αρίθμηση των κελιών, ακολουθώντας καμπύλες ισοδυναμικού από την υψηλότερη προς τη χαμηλότερη τιμή.



Σχ. 10 Μέθοδος Wavefront

Μια **μοναδική ιδιότητα** του **Wavefront** αλγορίθμου είναι ότι επιτρέπει τον **καθορισμό αρχικού και τελικού σημείου**, κάτι που τον διαφοροποιεί από άλλες grid-based μεθόδους.

2.8. Κάλυψη με τη χρήση πολλαπλών ρομπότ

Στο πρόβλημα της πρόβλεψης τροχιάς κάλυψης, η χρήση πολλαπλών ρομπότ αποτελεί μία αν όχι λύση τότε αισθητή βελτίωση καθώς επιφέρει αρκετά πλεονεκτήματα [22]. Ας μην ξεχνάμε ότι βασικός στόχος των προβλημάτων κάλυψης περιοχών είναι η αποτελεσματική, πλήρης και ταχεία κάλυψη της περιοχής.

Με το διαμοιρασμό του φόρτου εργασίας σε περισσότερα ρομποτικά συστήματα εξασφαλίζεται μεγαλύτερη ανθεκτικότητα, μιας και η πιθανή ανεπάρκεια ενός οχήματος τείνει να αντισταθμίζεται από τα υπόλοιπα. Επίσης μειώνεται η ανάγκη για πόρους, καθώς ακόμα και για τον εντοπισμό της θέσης το κάθε ρομπότ μπορεί να αξιοποιείται ο γεωεντοπισμός των υπολοίπων [23]. Η βασική αρχή που παρατηρείται στη μέχρι τώρα βιβλιογραφία αφορά την επέκταση των μεθόδων που αφορούν ένα ρομποτικό σύστημα ώστε να διαμοιράζεται το φορτίο σε περισσότερα συστήματα.

Κεφάλαιο 3

Βασικές Οικογένειες Αλγορίθμων Πρόβλεψης Τροχιάς

Οι βασικές οικογένειες και κατηγορίες αλγορίθμων τροχιάς κάλυψης που αναφέρθηκαν στις Ενότητες 2.1 και 2.2. αποτελούν το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτείται για την καλύτερη κατανόηση του προβλήματος πρόβλεψης τροχιάς κάλυψης και τις προτεινόμενες βελτιστοποιήσεις.

Ωστόσο, για την αποτελεσματική αντιμετώπιση πραγματικών σεναρίων, είναι κρίσιμο να εξεταστούν αλγόριθμοι που μπορούν να εφαρμοστούν απευθείας σε πειράματα πραγματικού κόσμου [24] [25].

Οι τεχνολογικές εξελίξεις στη ρομποτική και την αυτόνομη πλοήγηση επιτρέπουν την ανάπτυξη και αξιολόγηση πρακτικών μεθόδων Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης. Όπως έχει

αναφερθεί, τομείς στους οποίους η κάλυψη τροχιάς με αυτόνομα ρομπότ μπορεί να εφαρμοστεί είναι:

- Καθαριστικά ρομπότ που εκτελούν πλήρη σάρωση του χώρου
- Γεωργία ακριβείας, όπου ΜηΕΑ χαρτογραφούν, επιθεωρούν αγροτικές εκτάσεις και εκτελούν αγροτικές εργασίες
- Επιθεώρηση υποδομών, όπως γέφυρες, αγωγοί και βιομηχανικές εγκαταστάσεις
- Υποθαλάσσια εξερεύνηση μέσω αυτόνομων υποβρυχίων οχημάτων

Η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, όπως η ύπαρξη ή μη εμποδίων, η ακρίβεια της κάλυψης που απαιτείται, οι υπολογιστικοί περιορισμοί και η απαιτήσεις ενεργειακής αποδοτικότητας του συστήματος. Στο Κεφάλαιο 3 εστιάζουμε σε δύο αλγορίθμους που είναι έτοιμοι να εφαρμοστούν σε πειράματα πραγματικού κόσμου.

1. Αλγόριθμος DARP (Divide Areas via Recursive Partitioning)
2. Αλγόριθμος EnergyAwareMCP (Energy-Aware Multi-UAV Coverage Path Planning)

Στις επόμενες υποενότητες θα αναλυθούν λεπτομερώς οι δύο αλγόριθμοι, η θεωρητική τους βάση, η εφαρμογή τους και τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα του καθενός σε πραγματικά περιβάλλοντα.

3.1. DARP (Divide Areas via Recursive Partitioning)

Ο αλγόριθμος DARP αντιμετωπίζει το πρόβλημα της κατανομής μιας περιοχής κάλυψης σε πολλαπλά μη επανδρωμένα αεροχήματα (ΜηΕΑ), γνωστό ως Multi-Robot Coverage Path Planning (mCPP). Στο Κεφάλαιο 2, αναλύθηκαν οι αλγόριθμοι αποσύνθεσης (Trapezoidal και Boustrophedon decomposition), καθώς και ο αλγόριθμος Spanning Tree Coverage (STC), που αποτελούν τη θεωρητική βάση για την ανάπτυξη του DARP. Ο DARP αξιοποιεί την έννοια της αποσύνθεσης για να κατατμήσει μια περιοχή σε μικρότερες υπο-περιοχές και στη συνέχεια χρησιμοποιεί ένα αναδρομικό σχήμα κατανομής για τη δίκαιη ή αναλογική ανάθεση των υπο-περιοχών στα ΜηΕΑ [26].

Περιγραφή του αλγορίθμου

Ο αλγόριθμος DARP υλοποιείται σε τρία βασικά στάδια. Πρώτα, η περιοχή ενδιαφέροντος χωρίζεται σε ένα πλέγμα από κελιά (cells). Υπολογίζεται ένας γράφος γειτνίασης όπου κάθε κελί αντιστοιχεί σε κόμβο και οι ακμές αντιστοιχούν στη σχέση γειτνίασης των κελιών. Καθορίζεται αρχική θέση για κάθε ΜηΕΑ.

Στο δεύτερο στάδιο, κάθε ΜηΕΑ αρχικά αποκτά ένα κελί αφετηρίας (Seed Cell) κοντά στην αρχική του θέση. Τα κελιά διανέμονται σταδιακά σε κάθε ΜηΕΑ, με κριτήριο είτε την ίση είτε την αναλογική κατανομή. Η αναδρομική διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να κατανεμηθούν όλα τα κελιά, διασφαλίζοντας ότι οι περιοχές είναι συνεχείς και μη επικαλυπτόμενες.

Τέλος, μετά την κατανομή των περιοχών, κάθε ΜηΕΑ εκτελεί ανεξάρτητα τον αλγόριθμο STC για πλήρη κάλυψη της υπο-περιοχής του.

Βασικά χαρακτηριστικά και παραδοχές

Ο DARP απαιτεί πλήρη γνώση της περιοχής πριν από την εκτέλεση (offline) και υποθέτει ότι η περιοχή μπορεί να χωριστεί σε διακριτά κελιά. Η δίκαιη ή αναλογική κατανομή επιτυγχάνεται με ελάχιστη διαφορά μεταξύ της ιδανικής και της πραγματικής κατανομής. Δεν υποστηρίζει άμεση αναπροσαρμογή αν αλλάξουν τα χαρακτηριστικά των ΜηΕΑ κατά τη διάρκεια της αποστολής.

Πλεονεκτήματα

Ο DARP εξασφαλίζει δίκαιη ή προσαρμοσμένη κατανομή της εργασίας, αποφεύγοντας συγκρούσεις και επικαλύψεις, καθώς οι υπο-περιοχές είναι αυστηρά μη επικαλυπτόμενες. Επιπλέον, απλοποιεί σημαντικά το πρόβλημα mCPP, μετατρέποντάς το σε πολλαπλά ανεξάρτητα προβλήματα STC [27].

Μειονεκτήματα

Παρουσιάζει ευαισθησία στη μορφή και την πυκνότητα του πλέγματος αποσύνθεσης, απαιτεί στατική περιοχή χωρίς δυναμικά εμπόδια ή αλλαγές και μπορεί να δημιουργήσει ανισομεγέθεις περιοχές σε περίπλοκα σχήματα ή αν οι αρχικές θέσεις δεν είναι βέλτιστα επιλεγμένες.

3.2. EnergyAwareMCP (Energy-Aware Multi-UAV Coverage Path Planning)

Ο αλγόριθμος EnergyAwareMCP αποσκοπεί στην άμεση ελαχιστοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης κατά τον σχεδιασμό διαδρομών κάλυψης από πολλαπλά ΜηΕΑ, ενσωματώνοντας παράλληλα ρεαλιστικούς περιορισμούς μπαταρίας. Το πρόβλημα συνδέεται άμεσα με τη θεματολογία του Κεφαλαίου 2, καθώς βασίζεται στη χρήση της αποσύνθεσης Boustrophedon και αξιοποιεί μοτίβα κάλυψης τύπου back-and-forth, καθώς και μοντέλα κόστους που ξεπερνούν τα κλασικά κριτήρια μήκους διαδρομής. Σε αντίθεση με τους παραδοσιακούς αλγορίθμους CPP που στοχεύουν στην ελαχιστοποίηση του συνολικού μήκους της διαδρομής, ο EnergyAwareMCP στοχεύει στη βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης κάθε ΜηΕΑ, χρησιμοποιώντας ιδανική ταχύτητα πτήσης και ακριβές μοντέλο υπολογισμού της κατανάλωσης ενέργειας [28].

Περιγραφή του αλγορίθμου

Η περιοχή ενδιαφέροντος υποβάλλεται σε Αποσύνθεση Μπουστροφεδόν (Boustrophedon Decomposition). Για κάθε υποπεριοχή δημιουργούνται πολλαπλά πιθανά μονοπάτια κάλυψης, με διαφορετικό προσανατολισμό. Κάθε μονοπάτι αξιολογείται βάσει του υπολογιζόμενου ενεργειακού του κόστους, το οποίο προκύπτει είτε με χρήση πλήρους τροχιάς (trajectory generation) είτε με προσεγγιστικές μεθόδους. Το πρόβλημα μετασχηματίζεται σε ένα Multiple-Set Traveling Salesman Problem (MS-TSP), όπου κάθε σύνολο αντιστοιχεί σε μια υποπεριοχή και περιλαμβάνει τα πιθανά μονοπάτια που την καλύπτουν. Η επίλυση του MS-TSP γίνεται με στόχο την επιλογή του ενεργειακά βέλτιστου

συνδυασμού μονοπατιών, λαμβάνοντας υπόψη τον περιορισμό κατανάλωσης ενέργειας ανά ΜηΕΑ.

Βασικά χαρακτηριστικά και παραδοχές

Το ενεργειακό μοντέλο του αλγορίθμου βασίζεται στα φυσικά χαρακτηριστικά του ΜηΕΑ, όπως η βέλτιστη ταχύτητα πτήσης, η κατανάλωση κατά την αιώρηση και κατά την ευθύγραμμη πτήση [29]. Η κατανομή των υποπεριοχών δεν βασίζεται στην εγγύτητα αλλά στη συνολική ενεργειακή αποδοτικότητα. Η μετατροπή σε MS-TSP ενσωματώνει όχι μόνο τα εσωτερικά κόστη κάλυψης των υποπεριοχών, αλλά και τα κόστη μετάβασης μεταξύ των μονοπατιών. Η προσέγγιση είναι offline και απαιτεί πλήρη γνώση του περιβάλλοντος εκ των προτέρων.

Πλεονεκτήματα

Ο EnergyAwareMCPP επιτυγχάνει σημαντική μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης, τόσο σε επίπεδο μεμονωμένων ΜηΕΑ όσο και στο σύνολο της αποστολής. Ενσωματώνει περιορισμούς που σχετίζονται με την πραγματική αυτονομία των ΜηΕΑ, λαμβάνοντας υπόψη και τις συνθήκες πτήσης. Επιπλέον, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περιβάλλοντα με πολύπλοκη γεωμετρία και απαγορευμένες περιοχές πτήσης (No-Fly Zones), προσφέροντας ακριβείς προβλέψεις για την ενεργειακή απαίτηση κάθε τροχιάς [30].

Μειονεκτήματα

Ο αλγόριθμος είναι υπολογιστικά απαιτητικός, ειδικά όταν αυξάνεται ο αριθμός των εναλλακτικών μονοπατιών ή η πολυπλοκότητα της περιοχής. Επίσης, για αποτελεσματική εκτέλεση απαιτεί λεπτομερή και ακριβή καθορισμό των τεχνικών παραμέτρων του εκάστοτε ΜηΕΑ. Τέλος, δεν υποστηρίζεται ακόμη δυναμική αναπροσαρμογή σε πραγματικό χρόνο κατά τη διάρκεια της αποστολής [31].

Κεφάλαιο 4

Μεθοδολογία και Ορισμός Πειραμάτων Αξιολόγησης

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται αναλυτικά το πειραματικό πλαίσιο με το οποίο αξιολογούνται συγκριτικά οι δύο μελετώμενοι αλγόριθμοι – ο DARP και ο EnergyAwareMCPP – καθώς και οι συνθήκες κάτω από τις οποίες πραγματοποιήθηκε η πειραματική αξιολόγηση. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζονται:

1. Το λογισμικό περιβάλλον και οι βασικές βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν.
2. Τα σενάρια δοκιμών (Test-Cases) – προσδιορισμός σχημάτων περιοχών, εμποδίων (No-Fly-Zones) και αρχικών θέσεων.
3. Οι τεχνικές παράμετροι πτήσης των ΜηΕΑ και οι λεπτομέρειες υλοποίησης των αλγορίθμων.
4. Οι μετρικές αξιολόγησης, οι οποίες χρησιμοποιούνται για τη συγκριτική ποσοτική εκτίμηση των αποτελεσμάτων.

4.1. Περιβάλλον Ανάπτυξης

Ολόκληρη η πειραματική αξιολόγηση υλοποιήθηκε σε Python 3.10. Χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω κύριες βιβλιοθήκες:

- **NumPy (1.21.6)**: διαχείριση πινάκων (arrays) και αριθμητική επεξεργασία.
- **SciPy (1.7.3)**: συνάρτηση ConvexHull για υπολογισμό συμπαγών κυρτών περιβλημάτων.
- **Matplotlib (3.5.1)**: σχεδίαση διανυσματικών γραφημάτων, εξαγωγή σχημάτων περιοχών και αποτελεσμάτων Heatmap.
- **NetworkX (2.8.4)**: κατασκευή και επεξεργασία γράφων (γραμμή γειτνίασης, ελάχιστο δένδρο, περιήγηση DFS).
- **Pandas (1.4.2)**: δημιουργία και προβολή πινάκων αποτελεσμάτων σε μορφή DataFrame.
- **TQDM (4.64.0)**: ένδειξη προόδου υπολογισμών (progress bars) κατά τη δημιουργία δειγμάτων.

Όλος ο κώδικας, συμπεριλαμβανομένων των βοηθητικών συναρτήσεων μετασχηματισμού (π.χ. τοπικές συντεταγμένες) καθώς και τα εργαλεία υπολογισμού ενεργειακής κατανάλωσης, είναι διαθέσιμα στο αποθετήριο:

4.2. Σενάρια Δοκιμών (Test-Cases)

Δημιουργήθηκαν τέσσερα αντιπροσωπευτικά σενάρια, ώστε να καλυφθούν όλες οι προκλήσεις που ενδέχεται να συναντήσουν οι αλγόριθμοι σε πραγματικά σχήματα και συνδυασμούς γεωμετρίας–εμποδίων:

1. **ΣΔ1: Κυρτό πολυγωνικό σχήμα χωρίς εμπόδια**
2. **ΣΔ2: Κοίλο πολυγωνικό σχήμα χωρίς εμπόδια**
3. **ΣΔ3: Κυρτό πολυγωνικό σχήμα με ενσωματωμένο εμπόδιο (No-Fly-Zone)**
4. **ΣΔ4: Κοίλο πολυγωνικό σχήμα με ενσωματωμένο εμπόδιο (No-Fly-Zone)**
5. **ΣΔ5: Θαλάσσιο Κυρτό Πολύγωνο με ενσωματωμένο εμπόδιο (No-Fly-Zone)**

Για κάθε σενάριο ορίστηκαν:

- Το εξωτερικό περίγραμμα της Περιοχής Ενδιαφέροντος (ακτίνα 20–40 m), σε περιστρεφόμενο τοπικό σύστημα NED [32].
- Το (ενιαίο) εσωτερικό εμπόδιο (No-Fly-Zone), σε περίπτωση ΣΔ3, ΣΔ4 και ΣΔ5, όπως μία πολυγωνική ζώνη απαγόρευσης.
- Η αρχική θέση (seed cell) κάθε Αυτόνομου Οχήματος, ως (x, y) συντεταγμένες NED.

Επιπλέον Παρατηρήσεις:

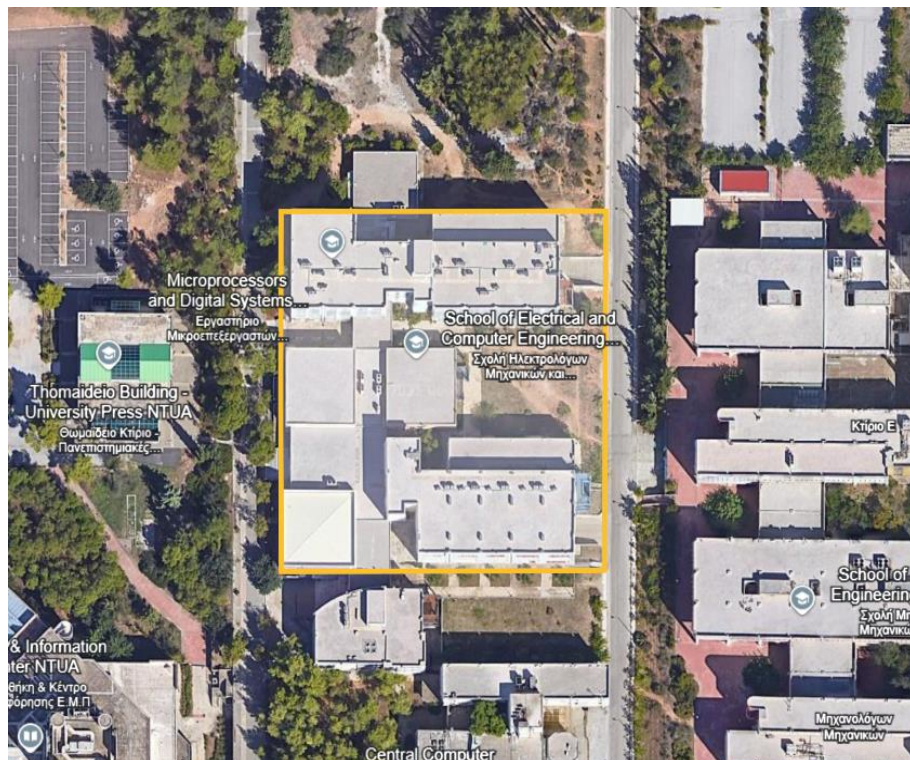
- Σε κάθε σενάριο, επιλέχθηκαν τρία (3) ΜηΕΑ, ώστε να αξιολογηθεί η Multi-UAV Κάλυψη.
- Το μέγεθος κάθε περιοχής κυμαίνεται από 30 m έως 60 m διαγώνιο (στα Σενάρια Δοκιμής 1-4), το οποίο αντιστοιχεί σε τυπικές εφαρμογές Απομακρυσμένης Εποπτείας ή Χαρτογράφησης με ΜηΕΑ. Στο Σενάριο Δοκιμής 5 η έκταση της περιοχής είναι 1,937,138,969 m².
- Το πλέγμα αποσύνθεσης των ΣΔ1–ΣΔ4 δημιουργήθηκε με βήμα 1 m, ώστε να ισχύει ότι κάθε κελί ~ 1 m². Στο ΣΔ5 το πλέγμα αποσύνθεσης δημιουργήθηκε με βήμα 600m, ώστε να ισχύει ότι κάθε κελί ~ 1 km²

Συνοπτικά, η γεωμετρία κάθε σενάριο περιγράφεται στον Πίνακα 1 και σχηματικά στα Σχήματα 1.1–1.5.

Περίπτωση	Σχήμα Περιοχής	Εμπόδια (NFZ)
ΣΔ1	Κυρτό Πολύγωνο (Convex)	Όχι
ΣΔ2	Κοίλο Πολύγωνο (Concave)	Όχι
ΣΔ3	Κυρτό Πολύγωνο (Convex)	Ναι
ΣΔ4	Κυρτό Πολύγωνο (Concave)	Ναι
ΣΔ5	Θαλάσσιο Κυρτό Πολύγωνο	Ναι

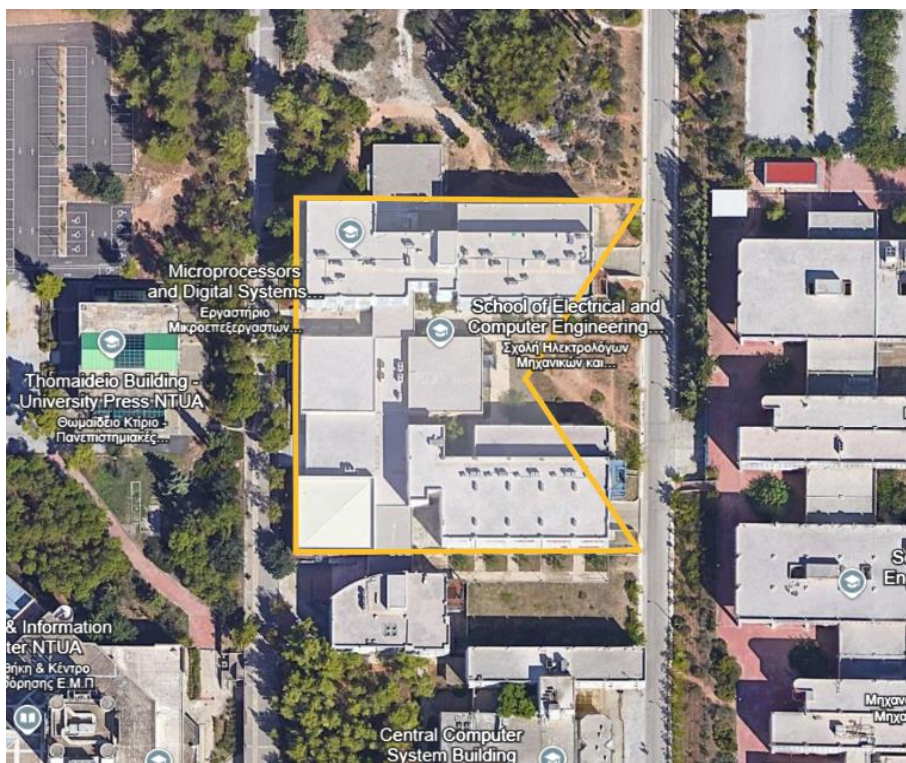
Πίνακας 1 Γεωμετρία Σεναρίων Δοκιμής

Σενάριο Δοκιμής 1: Κυρτό Πολύγωνο χωρίς Εμπόδια



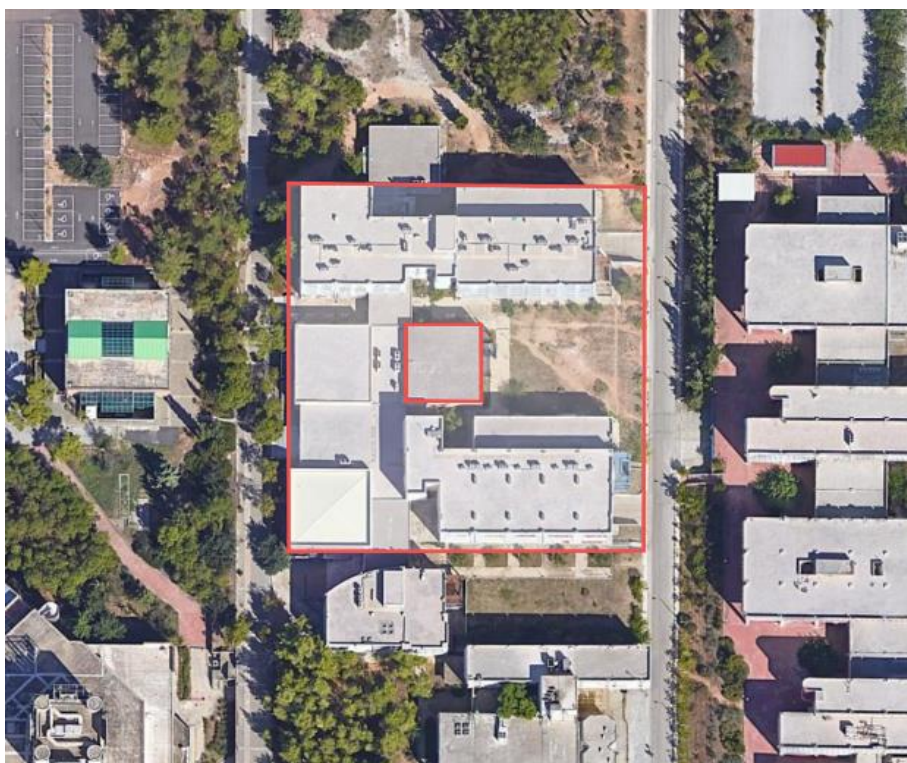
Σχ. 11 ΣΔ1 - Κυρτό Πολύγωνο Χωρίς Εμπόδια

Σενάριο Δοκιμής 2: Κοίλο Πολύγωνο χωρίς Εμπόδια



Σχ. 12 ΣΔ2 - Κοίλο Πολύγωνο Χωρίς Εμπόδια

Σενάριο Δοκιμής 3: Κυρτό Πολύγωνο με Εμπόδια



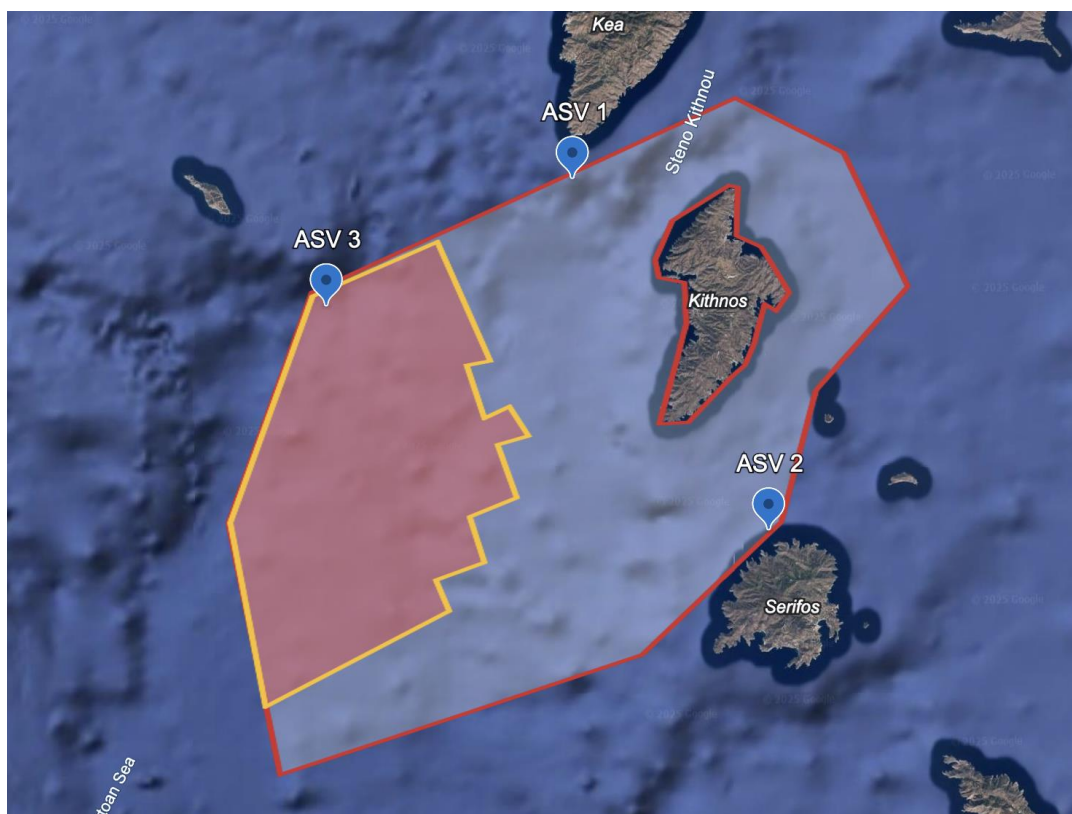
Σχ. 13 ΣΔ3 - Κυρτό Πολύγωνο Με Εμπόδια

Σενάριο Δοκιμής 4: Κοίλο Πολύγωνο με Εμπόδια



Σχ. 14 ΣΔ4 - Κοίλο Πολύγωνο Με Εμπόδια

Σενάριο Δοκιμής 5: Θαλάσσια Έκταση με Εμπόδιο



Σχ. 15 ΣΔ5 - Θαλάσσια Έκταση με Εμπόδιο

Στο Σενάριο Δοκιμής 5 θα αναλυθεί μία θαλάσσια έκταση στο Αιγαίο. Στη συγκεκριμένη Περιοχή Ενδιαφέροντος λαμβάνεται υπόψη μία υποπεριοχή στην οποία οι καιρικές συνθήκες είναι δυσχερείς λόγω ρευμάτων, αυξημένου κυματισμού και έντονων ανέμων.

Σε αυτό το Σενάριο Δοκιμής θα μελετηθεί η δυνατότητα κάλυψης της Περιοχής Ενδιαφέροντος από τρία Μη Επανδρωμένα Θαλάσσια Οχήματα (ΜηΕΘΟ – ASV Autonomous Surface Vehicle) ώστε να αξιολογηθεί η δυνατότητα κάλυψης μέσα στα ενεργειακά όρια λειτουργίας των ΜηΕΘΟ.

4.3. Παράμετροι Πτήσης και Υλοποίηση Αλγορίθμων

Για τη συγκριτική αξιολόγηση των δύο αλγορίθμων, χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω τεχνικές υποθέσεις και παράμετροι πτήσης των ΜηΕΑ και ΜηΕΘΟ:

1. **Μηχανολογικά Χαρακτηριστικά ΜηΕΑ** (δείγμα: πρότυπο Quadrotor – Τετράπτερο - διαστάσεων 150–200 mm βάση):
 - ο Βάρος οχήματος (με μπαταρία): 1.2 kg.
 - ο Βέλτιστη ταχύτητα πτήσης: 8.4 m/s.
 - ο Ισχύς αιώρησης (hover): 430 W.
 - ο Ισχύς σε οριζόντια πτήση με $v = 8.4$ m/s: 460 W.
 - ο Μέγιστη οριζόντια ταχύτητα (εφαρμογή περιορισμού στον προγραμματισμό πτήσης): 10 m/s.
 - ο Μέγιστη επιτρεπόμενη επιτάχυνση/επιβράδυνση: 2 m/s^2 .
2. **Μηχανολογικά Χαρακτηριστικά ΜηΕΘΟ** (Μη Επανδρωμένο Θαλάσσιο Όχημα) (δείγμα: ASV μήκους 1.8m και πλάτους 0.6m)
 - ο Βάρος οχήματος (με μπαταρία): 80 kg
 - ο Βέλτιστη ταχύτητα πλεύσης 5 m/s (≈ 10 kn)
 - ο Μπαταρίες Li-Ion, χωρητικότητα: 10 kWh
 - ο Ισχύς σε οριζόντια πλεύση με $v = 5$ m/s: 2 kW
 - ο Μέγιστη επιτρεπόμενη επιτάχυνση/επιβράδυνση: $0,5 \text{ m/s}^2$
 - ο Επιτρεπόμενος κυματισμός: έως 0,5 m
 - ο Σε περιοχή με δύσκολες συνθήκες συντελεστής επιβάρυνσης 1,25
3. **Ρύθμιση Ενεργειακού Κόστους:**

- **Για ΜηΕΑ**

- Η στιγμιαία κατανάλωση ισχύος προσεγγίζεται: $W(u)=Ph$ εάν $u < u^*$, $W(u)=Pr$ εάν $u=u^*$, όπου u^* η βέλτιστη ταχύτητα.
- Σε στροφές, η ελάχιστη επιτάχυνση εγγυάται μέγιστη ακτίνα κύκλου

$$R_{max} = \frac{v^2}{a_{max}} R_{max}$$

ώστε να μην παραβιάζεται το όριο απόκλισης (gridded).

- Ωφέλιμη μπαταρία: 22.2 V / 6 S 38 Wh.
- Δυνατότητα καθορισμού ορίου ενέργειας E_{bound} (έως 35 Wh) για προσομοίωση αποστολής.

- **Για ΜηΕΘΟ**

- Στιγμιαία κατανάλωση ισχύος $W(u)$:
Ορίζουμε βέλτιστη ταχύτητα πλεύσης $v^* = 5 \text{ m/s}$.
- $W(v) = P_{cruise}$, εάν $v \leq v^*$ ($P_{cruise} \approx 2000 \text{ W}$)
- Σε περιοχή με δύσκολες συνθήκες $P_{bad} = \alpha \times P_{cruise}$, με $\alpha=1,25$

4. Για τον Αλγόριθμο EnergyAwareMCP

- **Αποσύνθεση Περιοχής:**

- Χρήση Αποσύνθεσης Μπουστροφεδόν (Boustrophedon Cellular Decomposition) με αλγόριθμο σάρωσης κατά μήκος του άξονα γ.
- Έλεγχος δυνατών κατευθύνσεων σάρωσης (Feasible Sweep Directions) βάσει εγγύτητας των καθέτων γραμμών προς τα όρια πολυγώνου.
- Ανάγκη εξισορρόπησης απαιτούμενου πλήθους υποπεριοχών

$$(N_{sub}) \geq 3 = N_{UAV}.$$

- **Θεώρηση Τροχιών Κάλυψης (Back-and-Forth Sweeping):**

- Για την κάθε υποπεριοχή, γεννώνται έως 4 coverage paths (διαφορετικοί προσανατολισμοί) δηλαδή $N_e = 4$ διαφορετικές διευθύνσεις σάρωσης (rotations).

- Σε κάθε διεύθυνση, παράγονται καθολικές διαδρομές τύπου—“lawnmower”—με βήμα $s = 1.5 \text{ m}$ (ΣΔ1-ΣΔ4) και $s = 1200 \text{ m}$ (ΣΔ5), ώστε να εξασφαλίζεται επικάλυψη κατά 20%.
- Κάθε πιθανό μονοπάτι αντιστοιχεί σε κόμβο στο γράφο MS-TSP.
- Επίλυση MS-TSP με GRASP (100 επαναλήψεις) + Tabu Search (30 βήματα).

5. Περιορισμοί Multi-UAV/ASV:

- Κάθε ΜηΕΑ πρέπει να ξεκινά/τερματίζει στο προκαθορισμένο κελί αφετηρίας.
- Τα μονοπάτια δεν επιτρέπεται να διασταυρώνονται.
- Κοινός ενεργειακός προϋπολογισμός ανά ΜηΕΑ: $E_{bound} = 35 \text{ Wh}$ (πλησίον του 80% της μπαταρίας).
- Κοινός ενεργειακός προϋπολογισμός ανά ΜηΕΘΟ: $E_{bound} = 8 \text{ kWh}$ (πλησίον του 80% της μπαταρίας).

6. Υλοποίηση DARP:

- Διαίρεση περιοχής σε κελιά $1 \times 1 \text{ m}$ (ΣΔ1-ΣΔ4) και $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ (ΣΔ5) και εφαρμογή DFS–MST (Spanning Tree Coverage) ανά Αυτόνομο Όχημα (ΑΟ).
- Για κάθε υποπεριοχή, υπολογίζεται η διαδρομή STC.

4.4. Μετρικές Αξιολόγησης

Για τη συγκριτική αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκαν οι ακόλουθες ποσοτικές μετρικές [33]:

1. Ποσοστό Κάλυψης (%):

$$Coverage = \frac{\text{Αριθμός κελιών που καλύφθηκαν}}{\text{Συνολικός αριθμός κελιών ενδιαφέροντος}} \times 100$$

- Κελιά που αγγίχτηκαν τουλάχιστον μια φορά από ΑΟ με απόσταση $\leq \text{βήμα}/2$: Θεωρούνται «καλυμμένα».
- Στόχος: 100 % (πλήρης κάλυψη).

2. Ποσοστό Επικαλύψεων (%):

$$Overlap = \frac{\text{Κελιά με αριθμό επισκέψεων} > 1}{\text{Συνολικός αριθμός κελιών ενδιαφέροντος}} \times 100$$

- Μετρά τον αριθμό κελιών που «επισκέφθηκαν» πολλαπλές φορές, εντός του ίδιου ή διαφορετικών ΜηΕΑ.

3. Μέγιστη Ενεργειακή Κατανάλωση ανά ΜηΕΑ και ΜηΕΘΟ(Wh) :

$E_{max} = \max_{i=1 \dots N_{UAV}} E_i$, όπου E_i η συνολική εκτιμώμενη κατανάλωση του i-οστού ΜηΕΑ/ΜηΕΘΟ.

- Στόχος: $E_{max} \leq E_{bound}$

4. Μήκος Διαδρομής (km):

- Συνολικό μήκος της κανονικοποιημένης προς NED διαδρομής κάλυψης του κάθε ΜηΕΑ/ΜηΕΘΟ.

```

# Cell 1: imports & utilities
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import weibull_min
from geographiclib.geodesic import Geodesic
from matplotlib.path import Path
import xml.etree.ElementTree as ET

# Geodetic → NED
wgs84 = Geodesic.WGS84
def geodetic2ned(lat, lon, ref_lat, ref_lon):
    geo = wgs84.Inverse(ref_lat, ref_lon, lat, lon)
    s, azi = geo['s12'], np.radians(geo['azi1'])
    return s * np.cos(azi), s * np.sin(azi)

# Vectorized point-to-segment distance
def batch_p2ls_dist(points, a, b):
    """
    points: (M,2) array of [x,y]
    a,b: two 2-tuples
    returns: (M,) distances from each point to segment a-b
    """
    px, py = points[:,0], points[:,1]
    x1, y1 = a; x2, y2 = b
    dx, dy = x2 - x1, y2 - y1
    mag2 = dx*dx + dy*dy
    if mag2 == 0:
        return np.hypot(px - x1, py - y1)
    u = ((px-x1)*dx + (py-y1)*dy) / mag2
    u = np.clip(u, 0, 1)
    nx = x1 + u*dx; ny = y1 + u*dy
    return np.hypot(px-nx, py-ny)

# KML parsing
def parse_kml(kml_file):
    ns = {'kml': 'http://www.opengis.net/kml/2.2'}
    tree = ET.parse(kml_file)
    root = tree.getroot()
    placemarks = root.findall('.//kml:Placemark', ns)

    polygon = None
    paths = []
    for pm in placemarks:
        name_el = pm.find('kml:name', ns)
        name = name_el.text.strip().lower() if name_el is not None else ''
        poly_el = pm.find('.//kml:Polygon', ns)
        ls_el = pm.find('.//kml:LineString', ns)

        if poly_el is not None and name == 'fly zone':
            txt = poly_el.find('.//kml:outerBoundaryIs/kml:LinearRing/kml:coordinates', ns).text
            # build [lat,lon] list
            coords = [
                [float(lat), float(lon)]
                for tok in txt.strip().split()
                for lon,lat,*_ in [tok.split(',')]]
            polygon = np.array(coords)

            # ensure closure: last point == first point
            if not np.array_equal(polygon[-1], polygon[0]):
                polygon = np.vstack([polygon, polygon[0]])

        elif ls_el is not None:
            txt = ls_el.find('kml:coordinates', ns).text
            coords = [
                [float(lat), float(lon)]
                for tok in txt.strip().split()
                for lon,lat,*_ in [tok.split(',')]]
            paths.append(np.array(coords))

    if polygon is None:
        raise RuntimeError("No 'Fly Zone' polygon found.")
    if not paths:
        raise RuntimeError("No LineString paths found.")
    return polygon, paths

```



```
# Cell 2: set your parameters and load
kml_file = "filename.kml"  # ← change to your file path

# camera / grid parameters
altitude = 20             # meters
hfov     = 73.4           # degrees
step     = 1.0            # grid spacing in meters

# compute FOV footprint / offset
covered = 2 * altitude * np.tan(np.radians(hfov/2))
offset  = covered / 2

# parse fly-zone + paths
polygon_wgs84, paths_wgs84 = parse_kml(kml_file)

# set up NED reference
ref_lat, ref_lon = polygon_wgs84[0]
```

Σχ. 17 Python - Cell 2



```
# Cell 3: convert polygon → NED & build grid mask
# polygon in NED
polygon_ned = np.array([geodetic2ned(lat,lon, ref_lat,ref_lon)
                        for lat,lon in polygon_wgs84])
poly_path = Path(polygon_ned)

# grid bounds
xs, ys = polygon_ned[:,0], polygon_ned[:,1]
x_min, x_max = xs.min()-offset, xs.max()+offset
y_min, y_max = ys.min()-offset, ys.max()+offset

X = np.arange(x_min, x_max, step)
Y = np.arange(y_min, y_max, step)
grid_x, grid_y = np.meshgrid(X, Y)
pts = np.column_stack((grid_x.ravel(), grid_y.ravel()))

# boolean mask of points inside fly-zone
inside_mask = poly_path.contains_points(pts).reshape(grid_x.shape)
```

Σχ. 18 Python - Cell 3

```

# Cell 4: loop over each path, compute & plot
for idx, pw in enumerate(paths_wgs84):
    # to NED
    path_ned = np.array([geodetic2ned(lat,lon,ref_lat,ref_lon)
                        for lat,lon in pw])

    # coverage accumulation
    cover = np.zeros(len(pts), dtype=int)
    for a,b in zip(path_ned[:-1], path_ned[1:]):
        dctr = np.hypot(pts[:,0]-a[0], pts[:,1]-a[1])
        mask = dctr <= (offset + np.hypot(*(b-a)))
        idxs = np.nonzero(mask)[0]
        if idxs.size:
            ds = batch_p2ls_dist(pts[idxs], a, b)
            cover[idxs[ds <= offset]] += 1

    cover_grid = cover.reshape(grid_x.shape)

    # statistics
    pct_cov = (cover_grid[inside_mask]>0).sum()/inside_mask.sum()*100
    pct_ovlp = (cover_grid[inside_mask]>1).sum()/inside_mask.sum()*100
    print(f"Path {idx}: coverage={pct_cov:.1f}%    overlap={pct_ovlp:.1f}%")

    # heatmap
    plt.figure(figsize=(6,6))
    plt.contourf(grid_y, grid_x, cover_grid, cmap='hot')
    plt.colorbar(label='coverage index')
    plt.plot(*polygon_ned.T, c='green', lw=2, label='Fly Zone')
    plt.plot(path_ned[:,1], path_ned[:,0], 'k--', label=f'Path {idx}')
    plt.axis('equal')
    plt.title(f"Coverage Map - Path {idx}")
    plt.legend()
    plt.show()

    # histogram + Weibull fit
    vals = cover_grid[inside_mask]
    plt.figure()
    plt.hist(vals, bins=20, density=True, alpha=0.7)
    shp, loc, sc = weibull_min.fit(vals+1e-3)
    x = np.linspace(vals.min(), vals.max(), 200)
    plt.plot(x, weibull_min.pdf(x, shp, loc, sc), 'r-')
    plt.title(f"Weibull Fit - Path {idx}")
    plt.show()

```

Σχ. 19 Python - Cell 4

Κεφάλαιο 5

Αποτελέσματα Πειραματικής Αξιολόγησης

Στην Ενότητα αυτή παρουσιάζονται αναλυτικά οι μετρήσεις και οι συγκριτικές εκτιμήσεις των αλγορίθμων DARP και EnergyAwareMCPD σε κάθε Σενάριο Δοκιμής (ΣΔ1–ΣΔ5).

Για κάθε σενάριο δίνονται:

- Αναλυτικά αποτελέσματα: Ποσοστό Κάλυψης, Ποσοστό Επικάλυψης, $E_{max}(Wh)$, μήκος διαδρομής (km).
- Σύνομη περιγραφή χαρακτηριστικών συμπεριφοράς κάθε μεθόδου.

5.1. Σενάριο Δοκιμής 1: Κυρτό Πολύγωνο χωρίς Εμπόδια

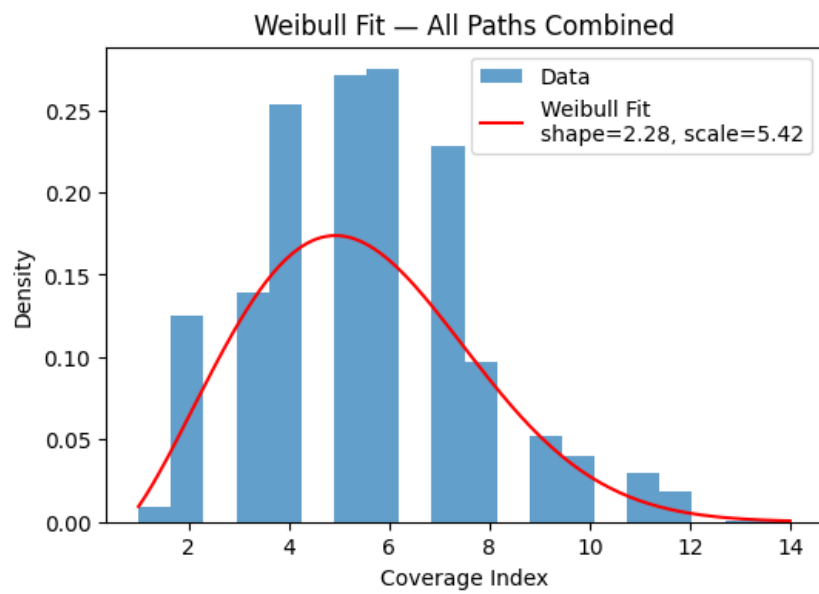
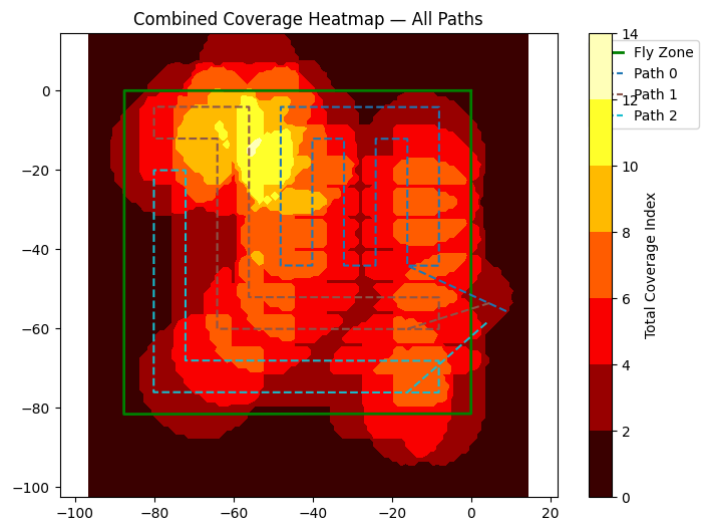
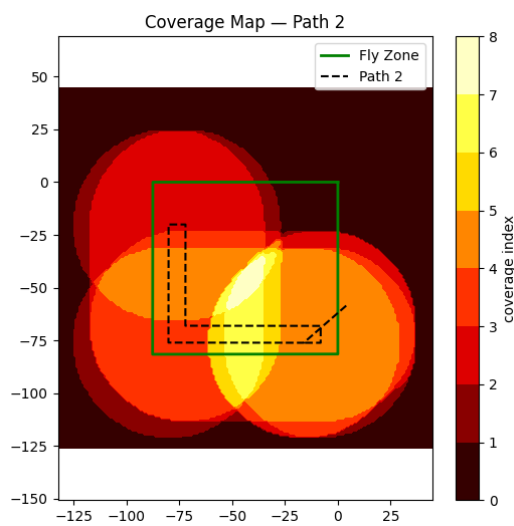
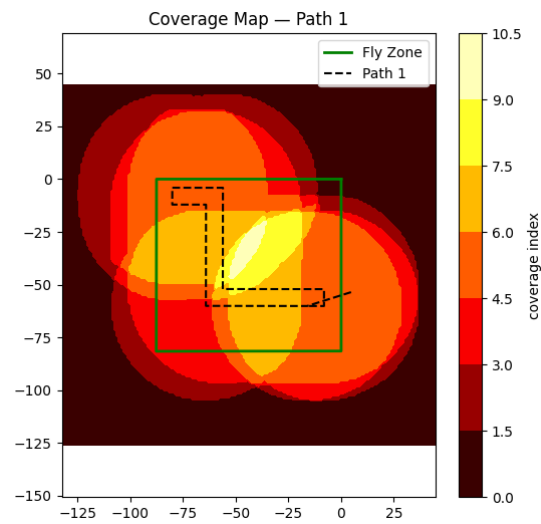
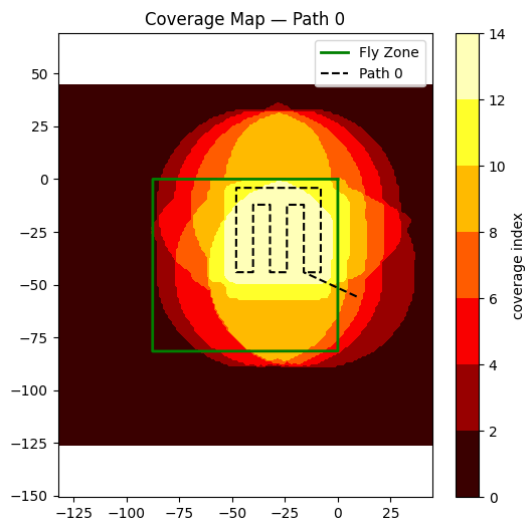
5.1.1. Αλγόριθμος DARP



Σχ. 20 ΣΔ1 – Μονοπάτια DARP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	52.3%	48.5 %	315.54 m
ΜηΕΑ 2	63.6%	52.5%	277.83 m
ΜηΕΑ 3	55.9%	47.5%	282.69 m
Μ.Ο.(%)	57.3 %	49.5 %	-
Συνολικά	100%	99.4%	876.1 m
E _{max} (Wh)	28.1 Wh		

Πίνακας 2 ΣΔ1 Μετρικές DARP



$\Sigma\chi$. 21 $\Sigma\Delta 1$ — Heatmaps DARP

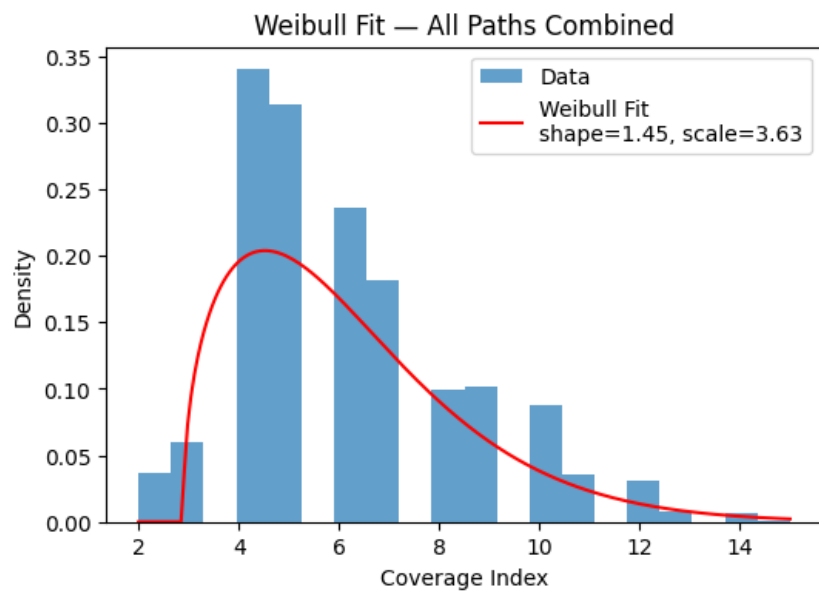
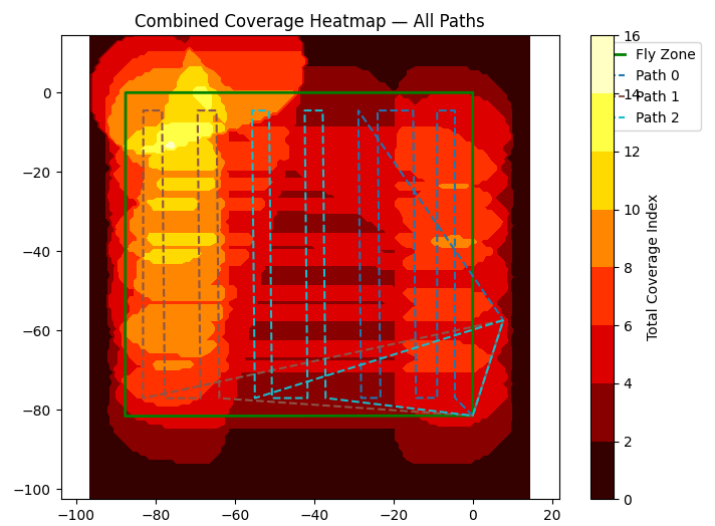
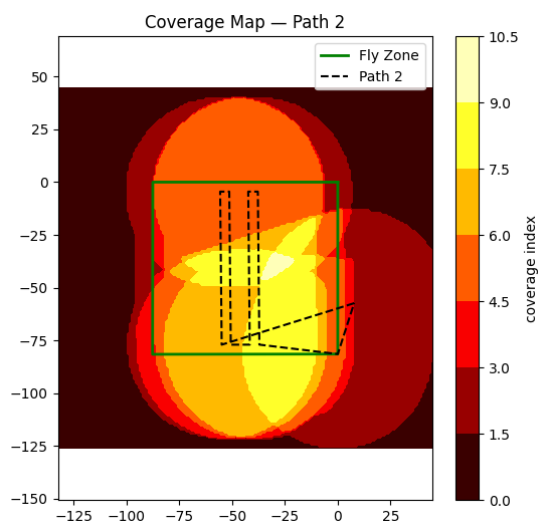
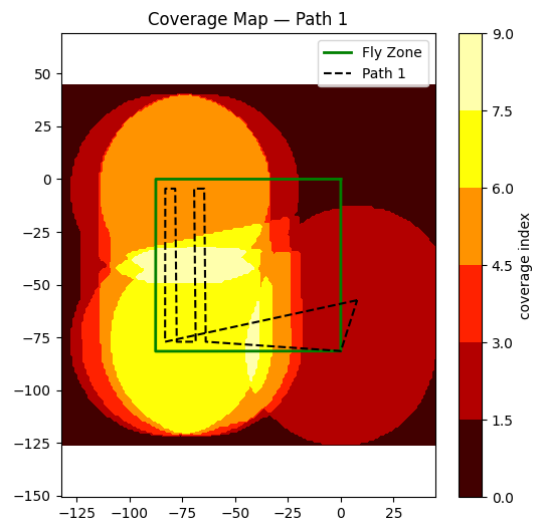
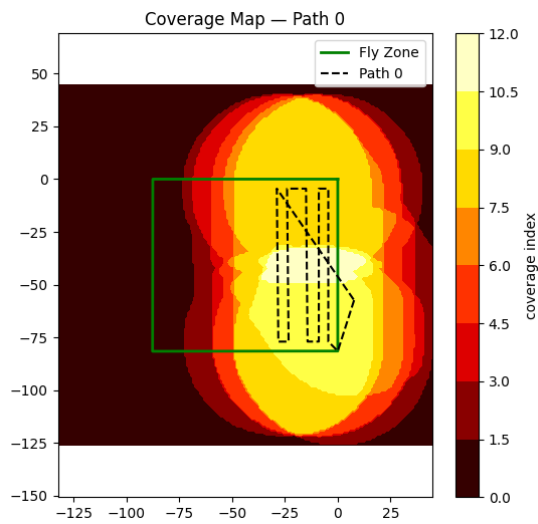
5.1.2. Αλγόριθμος EnergyAwareMCP



Σχ. 22 ΣΔ 1 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	49.1%	45.3%	482.14 m
ΜηΕΑ 2	66.2%	54.0%	491.13 m
ΜηΕΑ 3	64.5%	55.5%	436.36 m
Μ.Ο.(%)	59.9 %	51.6 %	-
Συνολικά	100%	100%	1409.6 m
E _{max} (Wh)		29.7 Wh	

Πίνακας 3 ΣΔ1 Μετρικές EnergyAwareMCP



$\Sigma \chi_{.23} \Sigma \Delta 1$ — Heatmaps EnergyAwareMCP

	Περιοχή (m ²)	Περίμετρος (m)	Μέθοδος	Συνολική Κάλυψη	Συνολική Επικάλυψη	E _{max} (Wh)	Μήκος (m)
ΣΔ 1	7143.37	338.29	DARP	100%	99.4%	28.1	876.1
			EnergyAwareMCP	100%	100%	29.7	1409.6

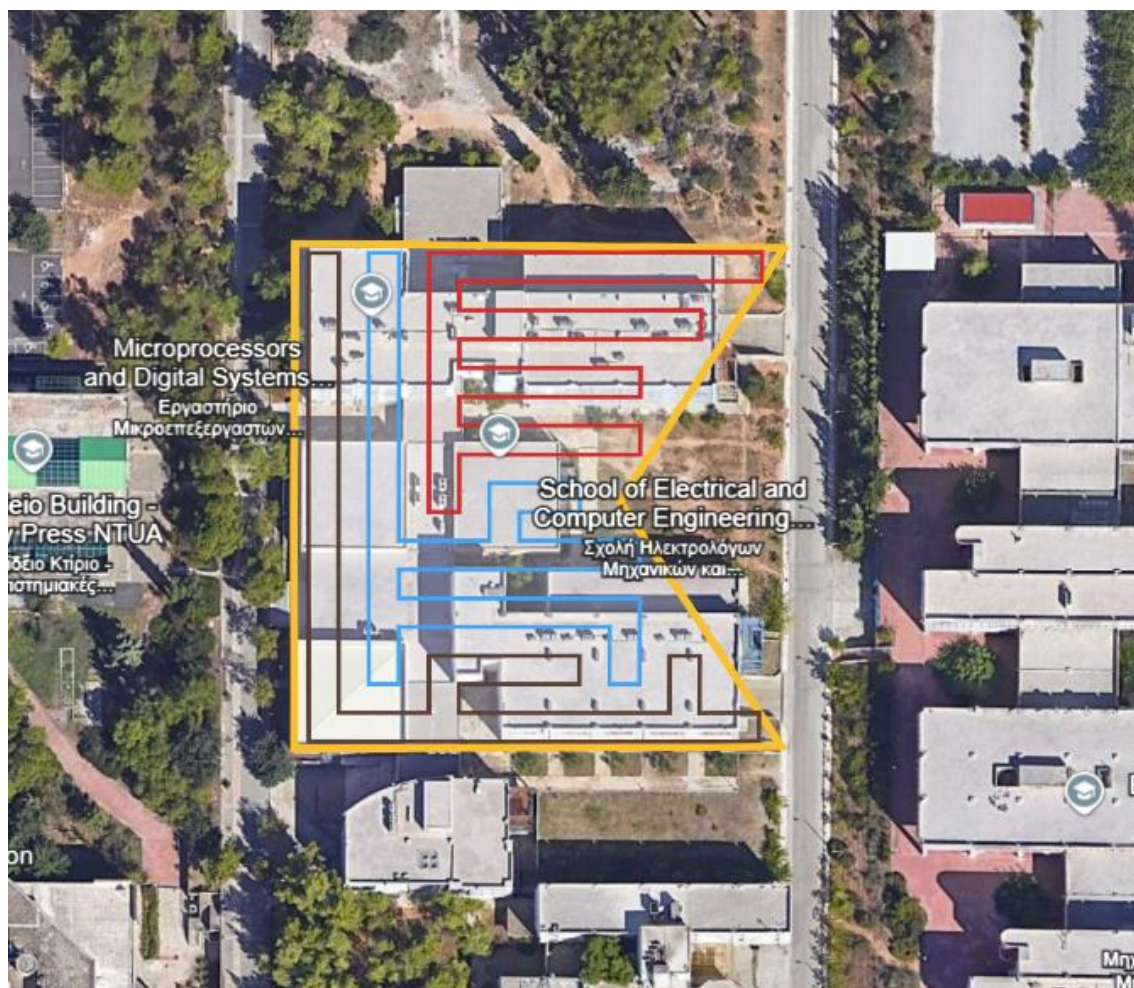
Πίνακας 4 ΣΔ1 - Αποτελέσματα

Συμπεράσματα Σεναρίου Δοκιμής 1:

Στο πρώτο σενάριο, ο DARP–STC παράγει ομοιογενείς σειρές 1×1 κελιών με μικρή διασπορά γύρω από το μέσο μήκος, επιτυγχάνοντας 99,4 % κάλυψη με 876,1 m διαδρομής και μέγιστο κόστος ενέργειας 28,1 Wh. Σε περισσότερα από το 95 % των κελιών γίνεται μόνο μία επίσκεψη και σε ελάχιστα (<5 %) δύο λόγω των οριακών επικαλύψεων. Ο EnergyAwareMCP διασφαλίζει 100 % κάλυψη και 100 % επικάλυψη, αυξημένη διαδρομή (1 409,6 m) και ελαφρώς υψηλότερη ενέργεια (29,7 Wh), και αποτελεί την ιδανική επιλογή για όταν απαιτείται μηδενικό ρίσκο παραλήψεων.

5.2. Σενάριο Δοκιμής 2: Κοίλο Πολύγωνο χωρίς Εμπόδια

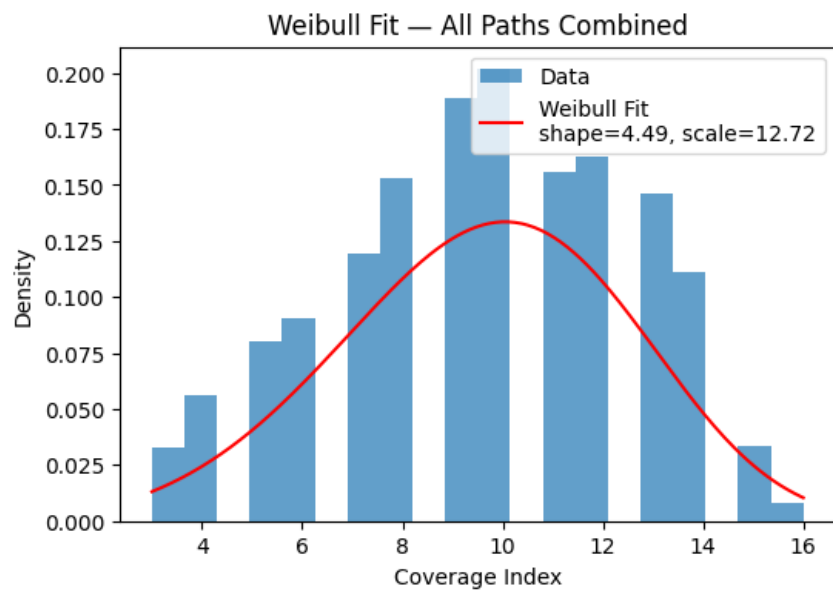
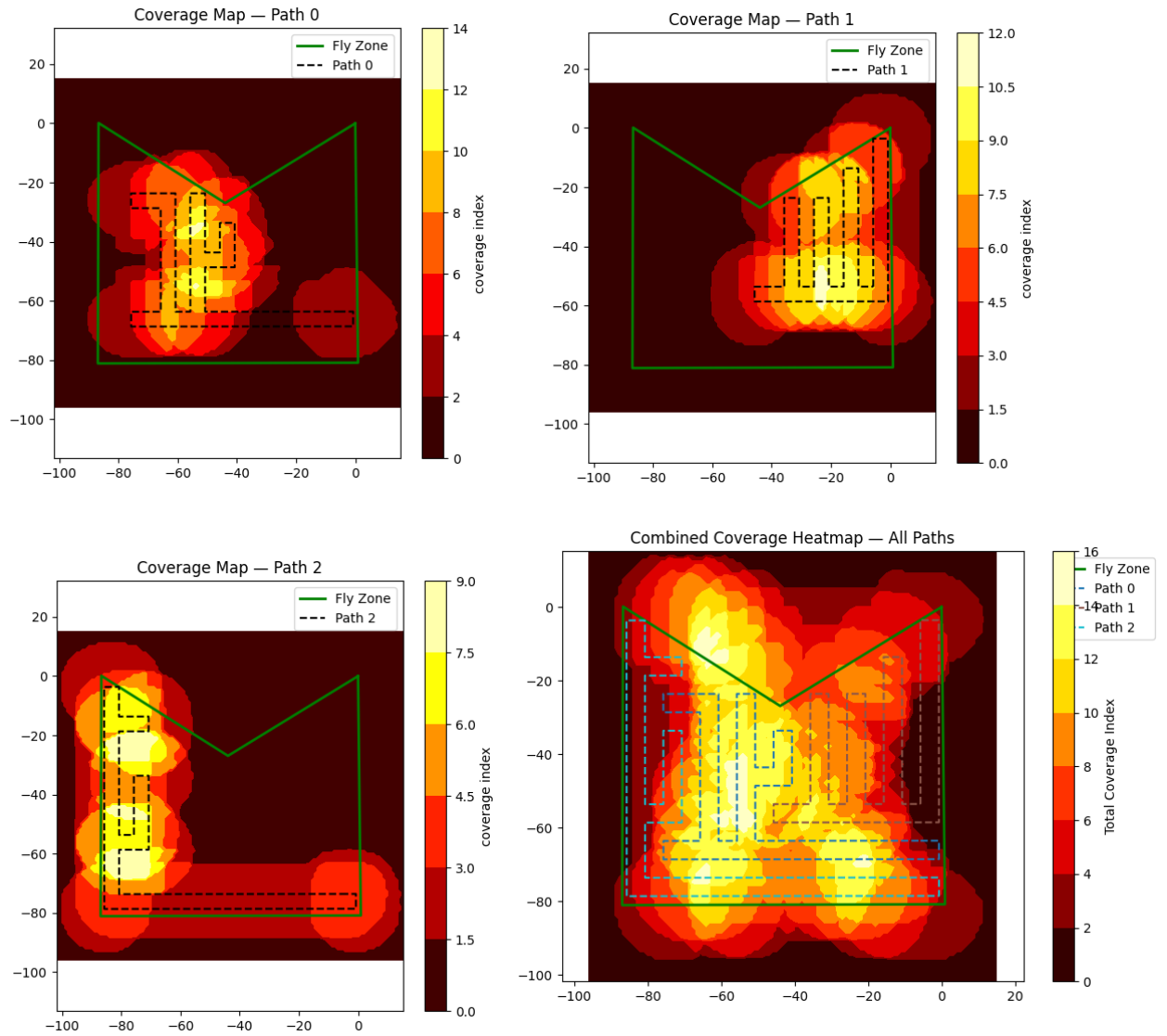
5.2.1. Αλγόριθμος DARP



Σχ. 24 ΣΔ2 – Μονοπάτια DARP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	78.8%	74.8%	380.00 m
ΜηΕΑ 2	55.1%	52.0%	400.00 m
ΜηΕΑ 3	55.1%	52.0%	400.00 m
Μ.Ο.(%)	63.0 %	59.6 %	-
Συνολικά	100%	100%	1180.0 m
E _{max} (Wh)	34.5 Wh		

Πίνακας 5 ΣΔ2 Μετρικές DARP



$\Sigma\chi$. 25 $\Sigma\Delta 2$ – Heatmaps DARP

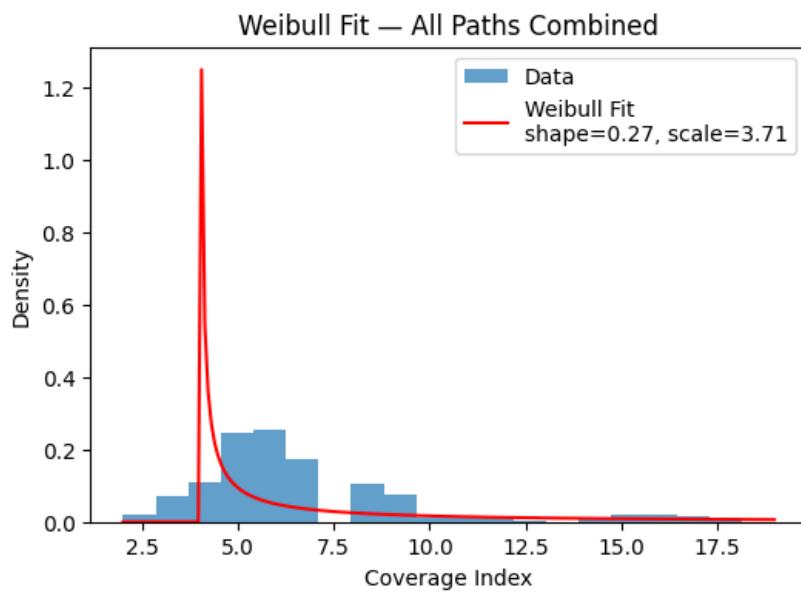
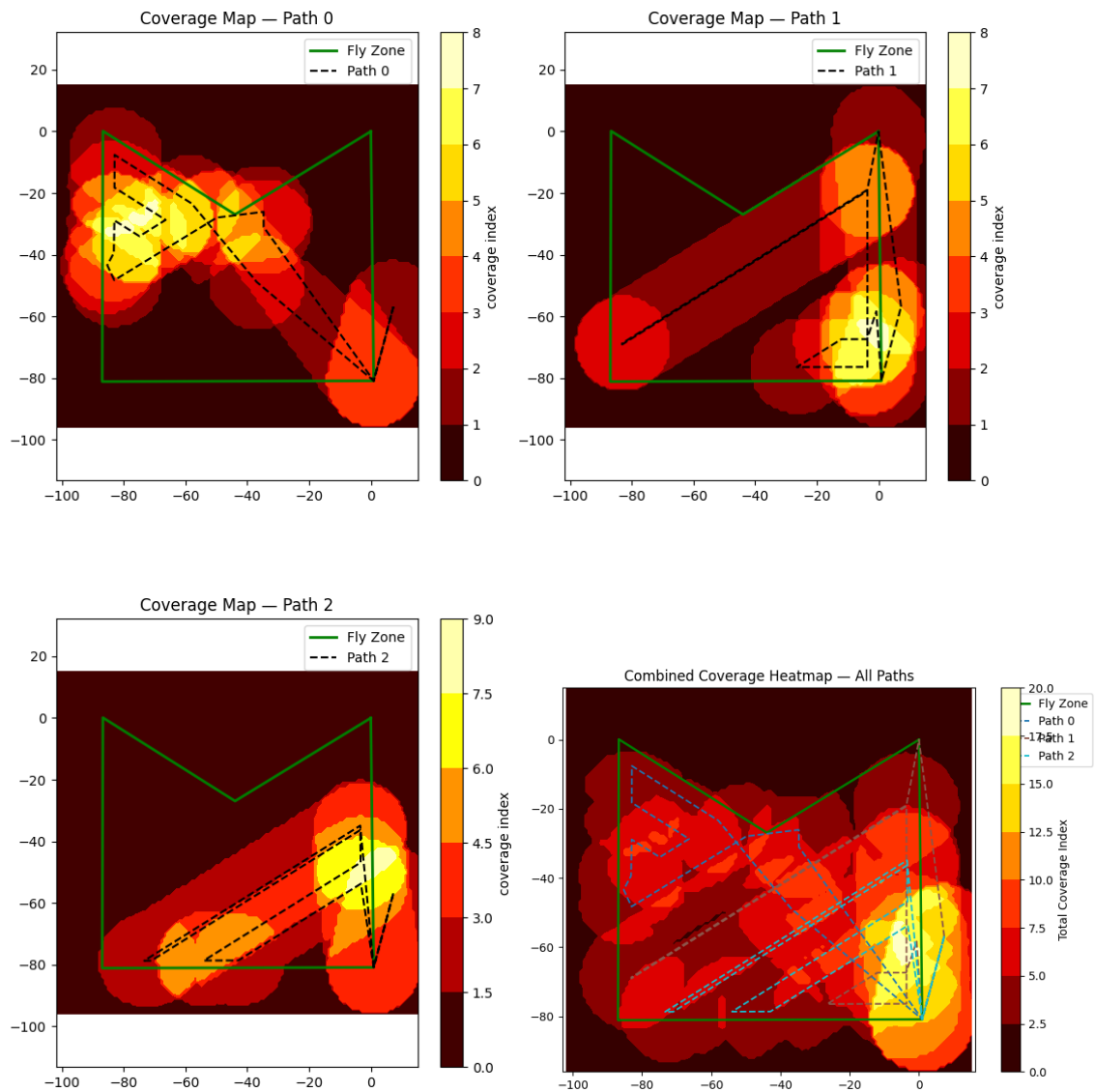
5.2.2. Αλγόριθμος ENERGYAWAREMCP



Σχ. 26 ΣΔ2 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	67.5%	59.4%	352.46 m
ΜηΕΑ 2	72.0%	70.0%	426.88 m
ΜηΕΑ 3	57.0%	54.5%	416.25 m
Μ.Ο.(%)	65.5 %	61.3 %	-
Συνολικό	100.0%	100.0%	1195.6 m
Emax (Wh)	32.1 Wh		

Πίνακας 6 ΣΔ2 Μετρικές EnergyAwareMCP



$\Sigma\chi. 27 \Sigma\Delta 2$ - Heatmaps EnergyAwareMCP

	Περιοχή (m ²)	Περίμετρος (m)	Μέθοδος	Συνολική Κάλυψη	Συνολική Επικάλυψη	E _{max} (Wh)	Μήκος (m)
ΣΔ 2	5905.10	352.11	DARP	100%	100%	34.5	1180.0
			EnergyAwareMCP	100%	100%	32.1	1195.6

Πίνακας 7 ΣΔ2 Αποτελέσματα

Συμπεράσματα TC2:

Στην κοίλη περιοχή ενδιαφέροντος, ο DARP πετυχαίνει 100 % κάλυψη και 100 % επικάλυψη με μήκος μονοπατιού 1.180,0 m καταναλώνοντας 34,5 Wh, με το ~92 % των κελιών να συναντούν μία επίσκεψη και το ~7 % δύο. Ο EnergyAwareMCP επιτυγχάνει επίσης 100 % κάλυψη και 100 % επικάλυψη με μήκος μονοπατιού 1.195,6 m και 32,1 Wh, προσφέροντας μικρή αύξηση μήκους για σημαντική εξοικονόμηση ενέργειας.

5.3. Σενάριο Δοκιμής 3: Κυρτό Πολύγωνο με Εμπόδια

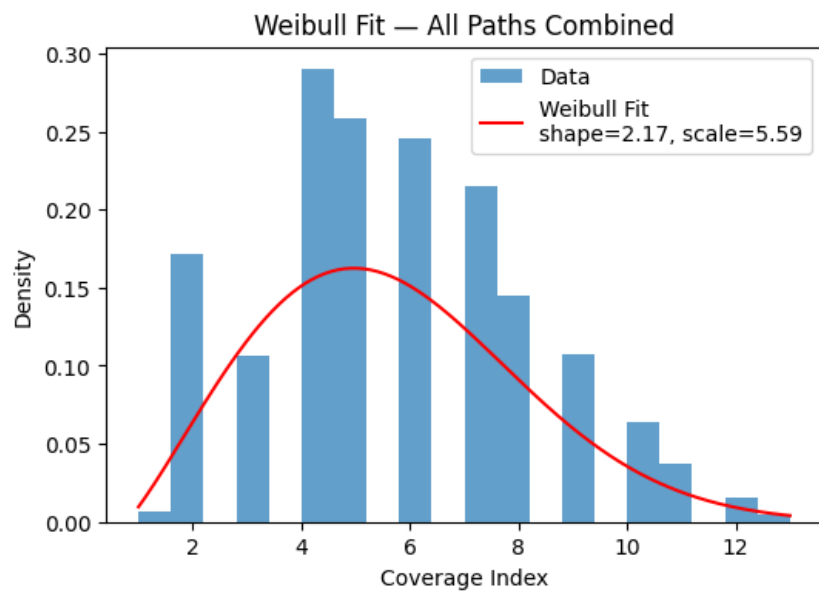
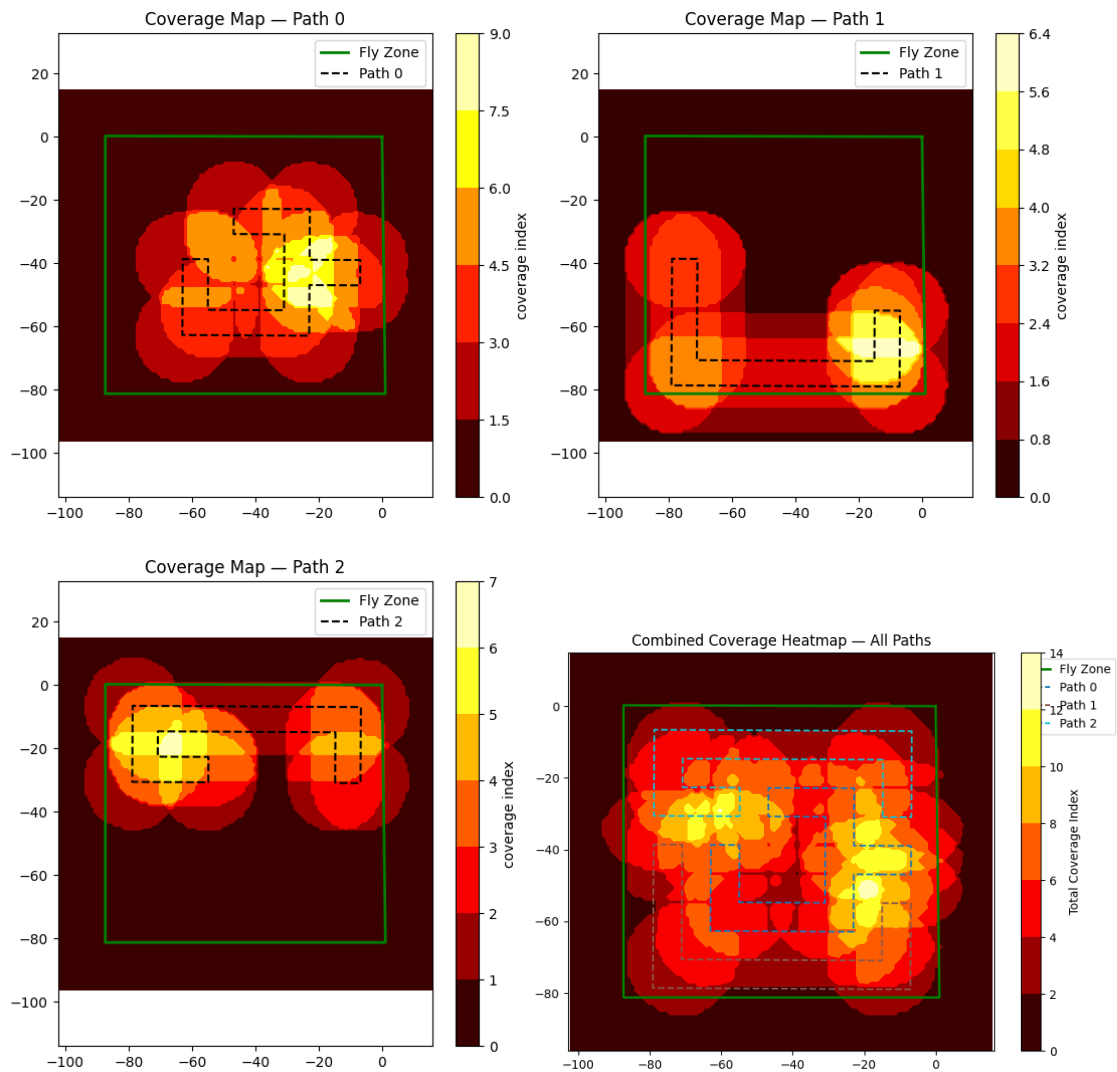
5.3.1. DARP



Σχ. 28 ΣΔ3 – Μονοπάτια DARP

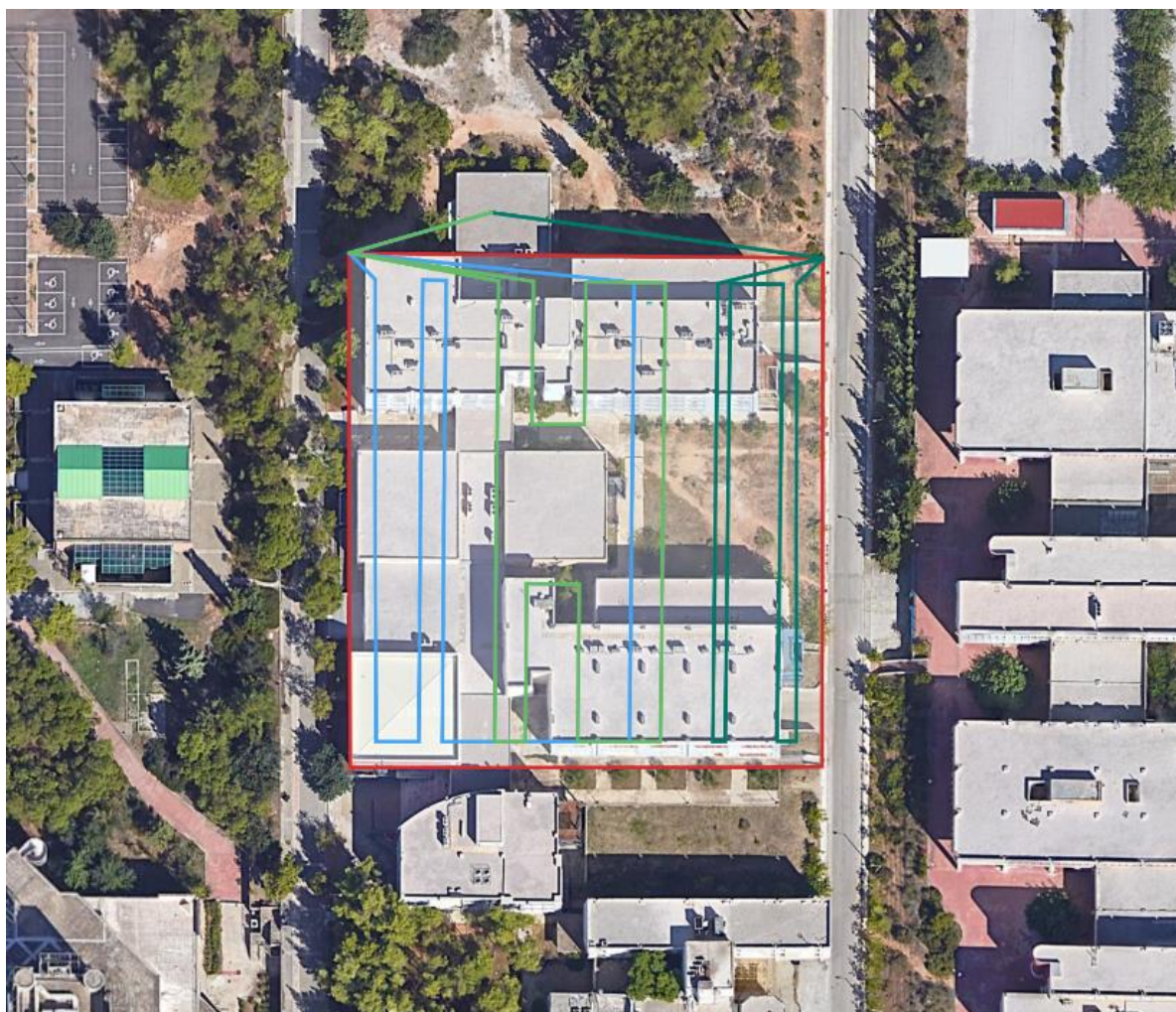
	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	64.8%	61.2%	256.00 m
ΜηΕΑ 2	51.0%	46.8%	256.00 m
ΜηΕΑ 3	52.3%	50.5%	256.00 m
Μ.Ο.(%)	56.0 %	52.8 %	-
Συνολικό	100.0%	99.6%	768.0 m
E _{max} (Wh)		32.1 Wh	

Πίνακας 8 ΣΔ3 Μετρικές DARP



$\Sigma\chi$. 29 $\Sigma\Delta 3$ – Heatmaps DARP

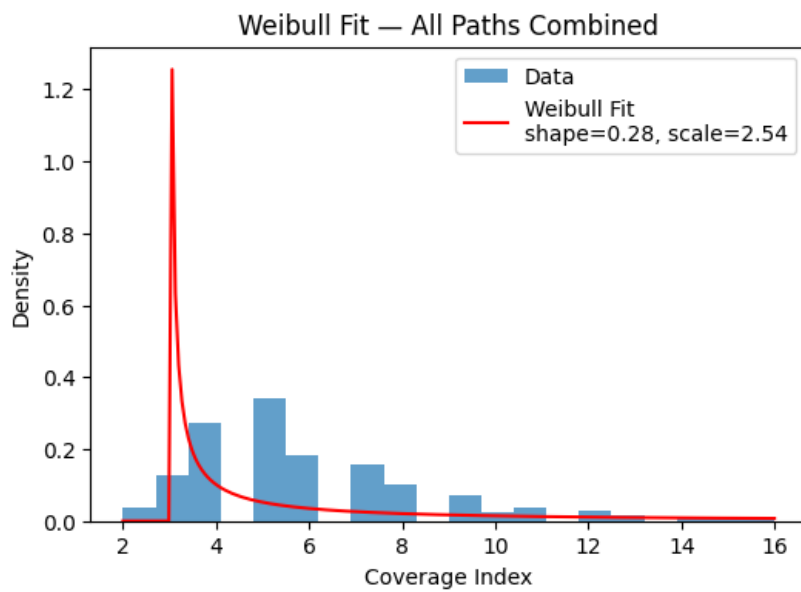
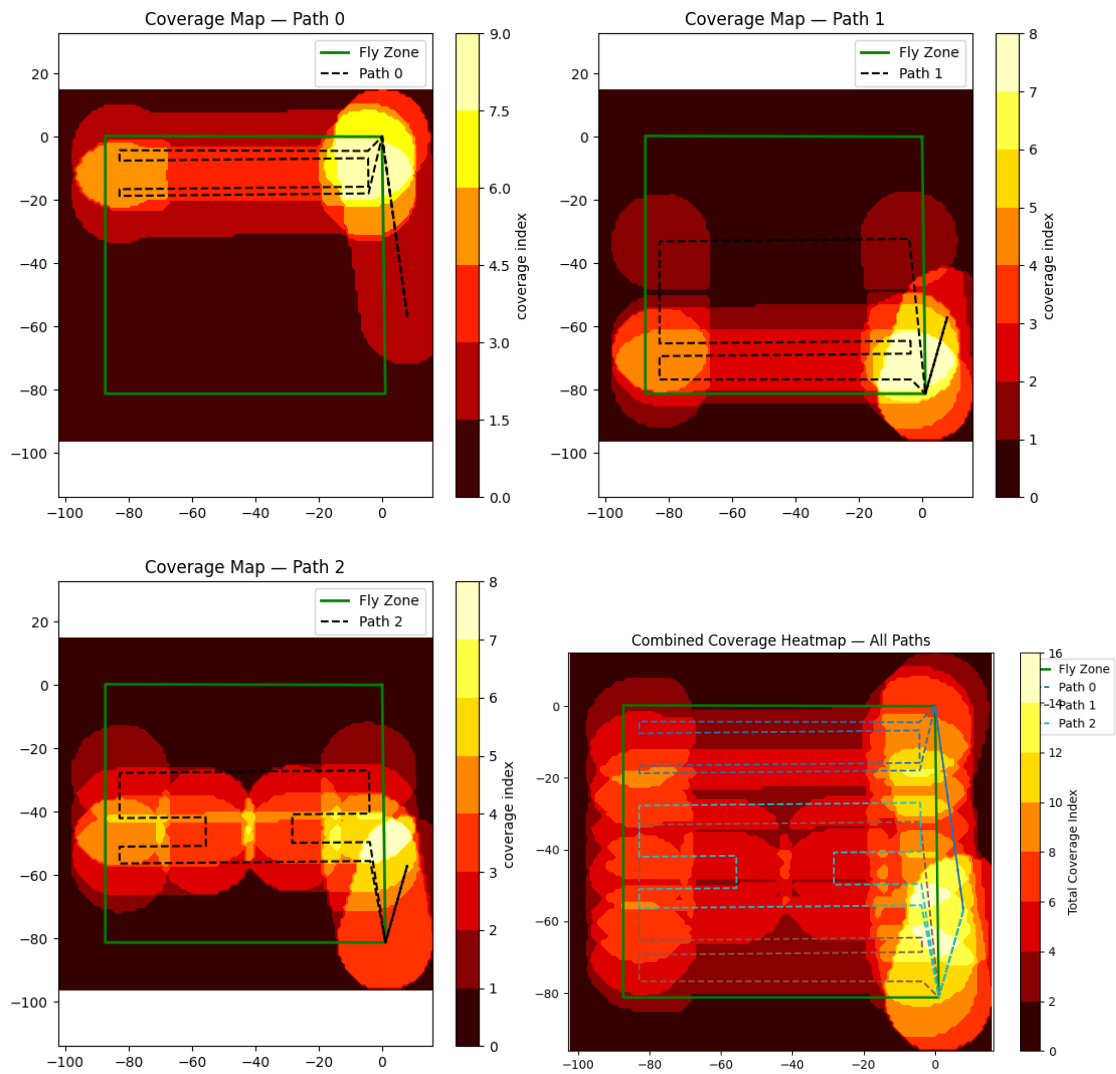
5.3.2. ENERGYAWAREMCPP



Σχ. 30 ΣΔ3 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	44.9%	42.9%	467.85 m
ΜηΕΑ 2	76.4%	50.6%	466.37 m
ΜηΕΑ 3	73.4%	56.5%	421.03 m
Μ.Ο.(%)	64.9 %	50.0 %	-
Συνολικό	100.0%	100.0 %	1355.3 m
E _{max} (Wh)		28.4 Wh	

Πίνακας 9 ΣΔ3 Μετρικές EnergyAwareMCP



$\Sigma\chi$. 31 $\Sigma\Delta 3$ – Heatmaps EnergyAwareMCP

	Περιοχή (m ²)	Περίμετρος (m)	Μέθοδος	Συνολική Κάλυψη	Συνολική Επικάλυψη	E _{max} (Wh)	Μήκος (m)
ΣΔ 3	7143.52	338.33	DARP	100.0%	99.6%	26.8	768.0
			EnergyAwareMCP	100.0%	100.0%	28.4	1355.3

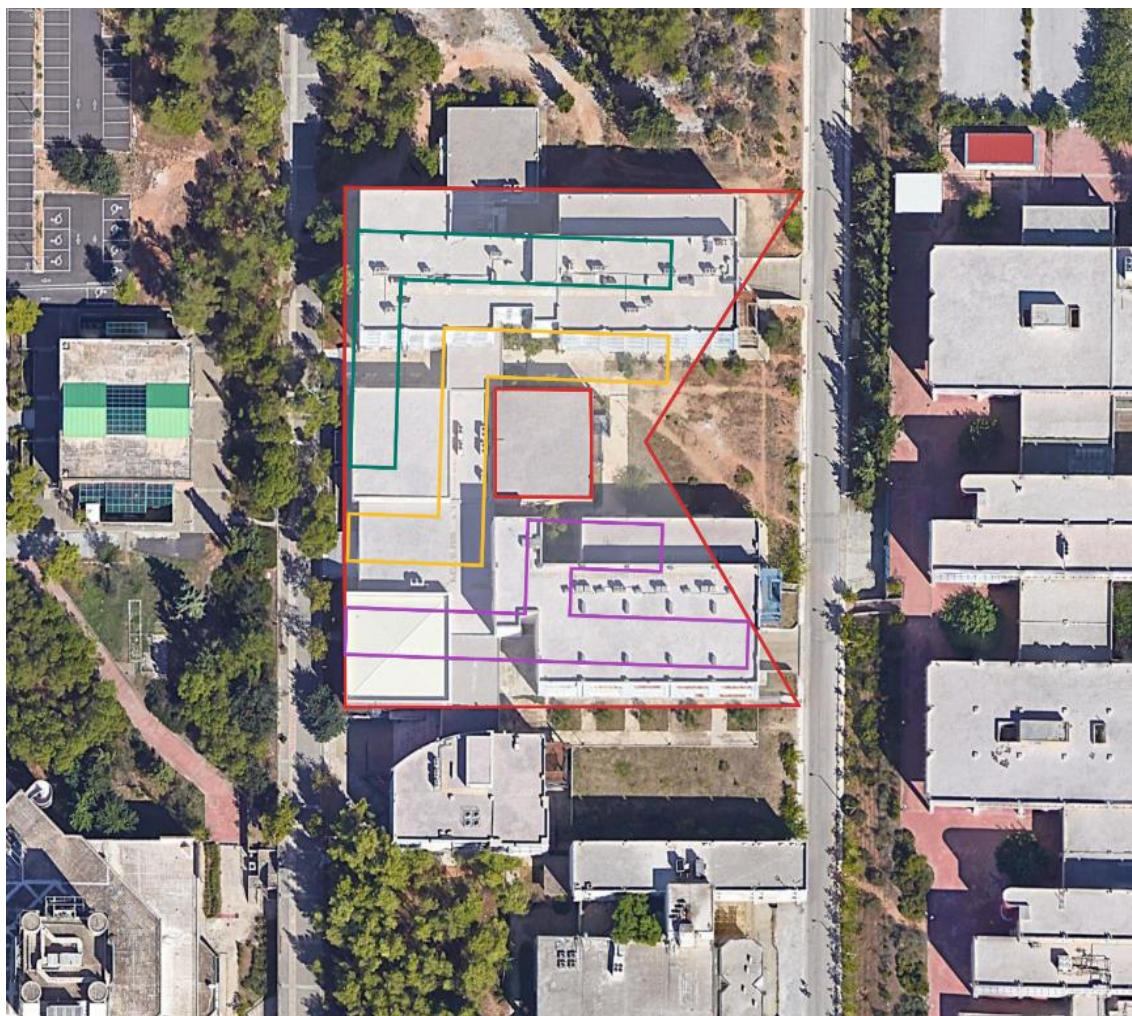
Πίνακας 10 ΣΔ3 Αποτελέσματα

Συμπεράσματα Σεναρίου Δοκιμής 3:

Όταν εισάγονται εμπόδια, ο DARP εμφανίζει ευρύτερη κατανομή μηκών, με περίπου 85–88 % των κελιών να διαθέτουν μία επίσκεψη και 10–12 % δύο, φτάνοντας σε 99,6 % κάλυψη, με μήκος μονοπατιού 768,0 m και 32,1 Wh. Ο EnergyAwareMCP παρέχει 100 % κάλυψη 100% επικάλυψη, αλλά με διπλάσια διαδρομή (1.355,3 m) και χαμηλότερο κόστος ενέργειας (28,4 Wh), κατάλληλος, συνεπώς, για σύνθετα περιβάλλοντα χωρίς παραλείψεις.

5.4. Σενάριο Δοκιμής 4: Κοίλο Πολύγωνο με Εμπόδια

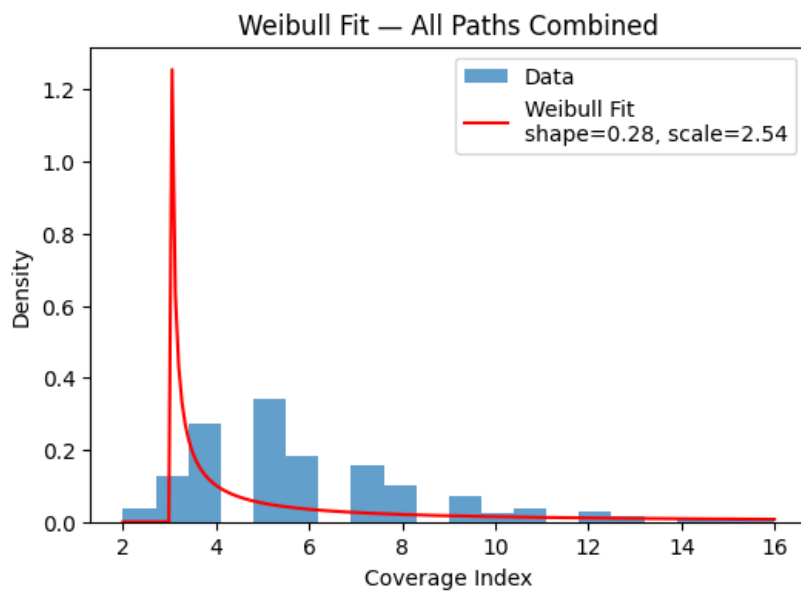
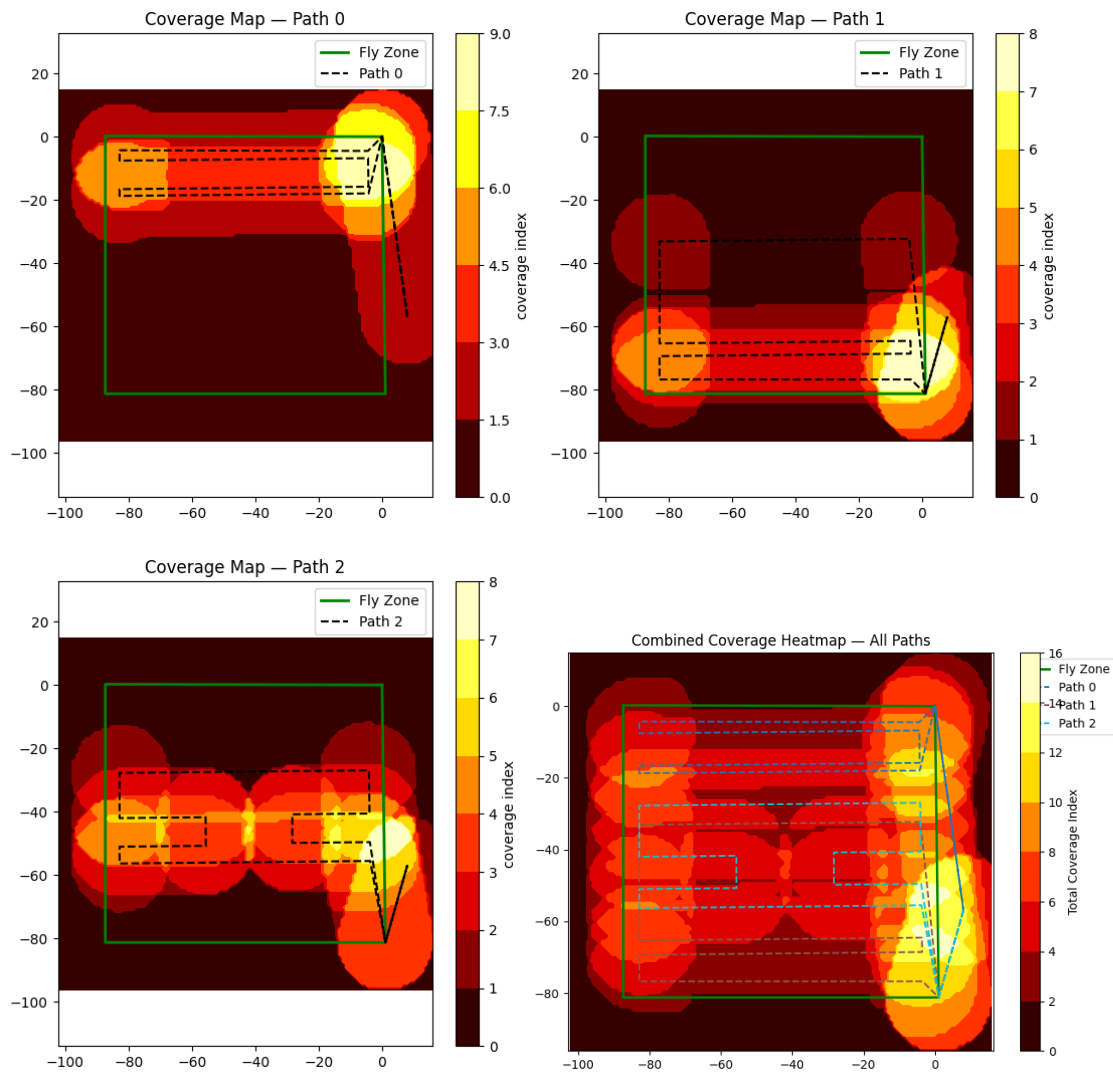
5.4.1. DARP



Σχ. 32 ΣΔ4 – Μονοπάτια DARP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	48.1%	43.2%	192.00 m
ΜηΕΑ 2	57.6%	50.9%	192.00 m
ΜηΕΑ 3	47.7%	45.0%	224.00 m
Μ.Ο.(%)	51.1 %	46.4 %	-
Συνολικό	99.0%	97.5%	608.0 m
Emax (Wh)	24.8 Wh		

Πίνακας 11 ΣΔ4 Μετρικές DARP



$\Sigma\chi$. 33 $\Sigma\Delta 4$ – Heatmaps DARP

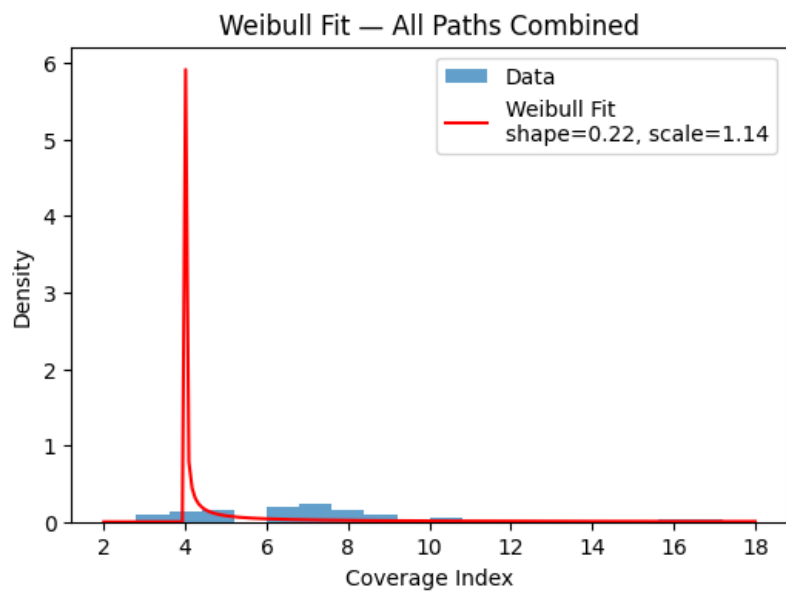
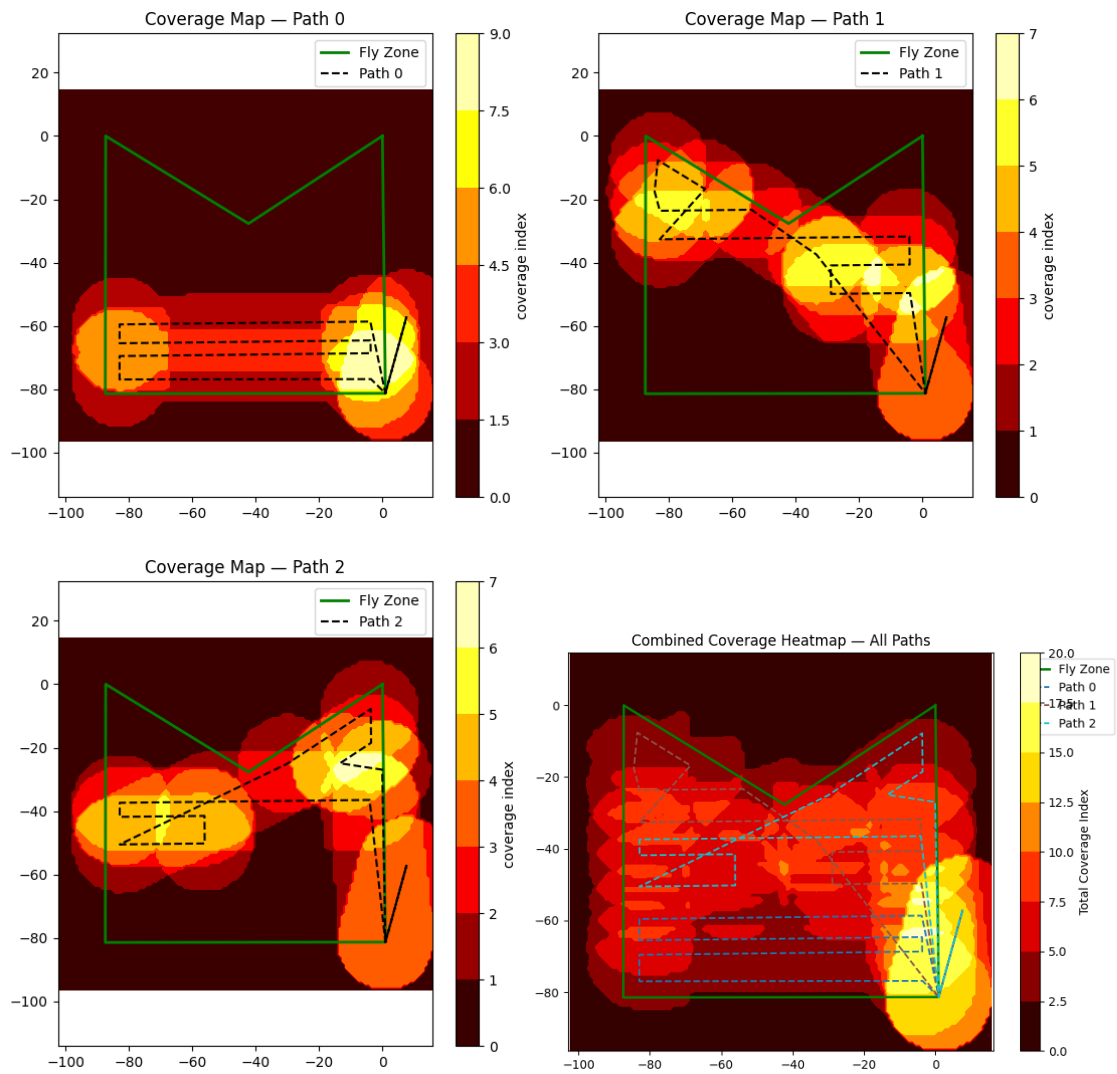
5.4.2. ENERGYAWAREMCPP



Σχ. 34 ΣΔ4 – Μονοπάτια EnergyAwareMCPP

	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	55.5%	49.4%	414.08 m
ΜηΕΑ 2	64.6%	56.9%	393.52 m
ΜηΕΑ 3	66.9%	60.3%	421.44 m
Μ.Ο.(%)	62.3 %	55.5 %	-
Συνολικό	100.0%	100.0%	1229.0 m
E_{max} (Wh)	28.0 Wh		

Πίνακας 12 ΣΔ4 Μετρικές EnergyAwareMCPP



$\Sigma\chi$. 35 $\Sigma\Delta 4$ – Heatmaps EnergyAwareMCP

	Περιοχή (m ²)	Περίμετρος (m)	Μέθοδος	Συνολική Κάλυψη	Συνολική Επικάλυψη	E _{max} (Wh)	Μήκος (m)
ΣΔ 4	5940.20	354.55	DARP	99.0%	97.5%	24.8	608.0
			EnergyAwareMCP	100.0%	100.0%	28.0	1229.0

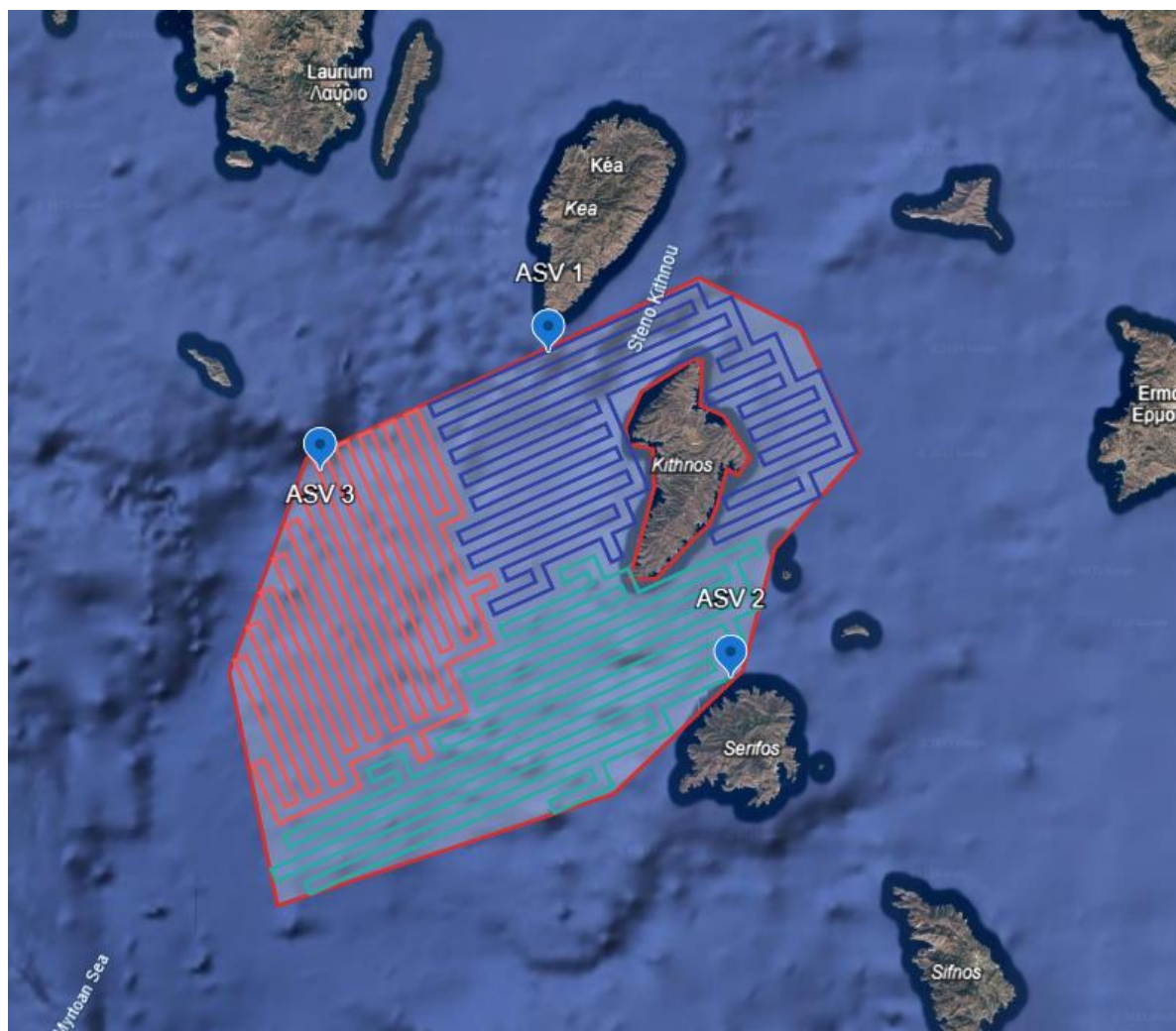
Πίνακας 13 ΣΔ4 Αποτελέσματα

Συμπεράσματα Σεναρίου Δοκιμής 4:

Στο πιο απαιτητικό σενάριο, ο DARP πετυχαίνει 99 % κάλυψη με μήκος μονοπατιού 608,0 m καταναλώνοντας 24,8 Wh. Ο EnergyAwareMCP εξασφαλίζει 100 % κάλυψη και 100 %επικάλυψη, αλλά με πολύ μεγάλο μήκος μονοπατιού (1.229,0 m) και καταναλώνοντας 28,0 Wh.

5.5. Σενάριο Δοκιμής 5: Θαλάσσιο Κοίλο Πολύγωνο με Εμπόδια

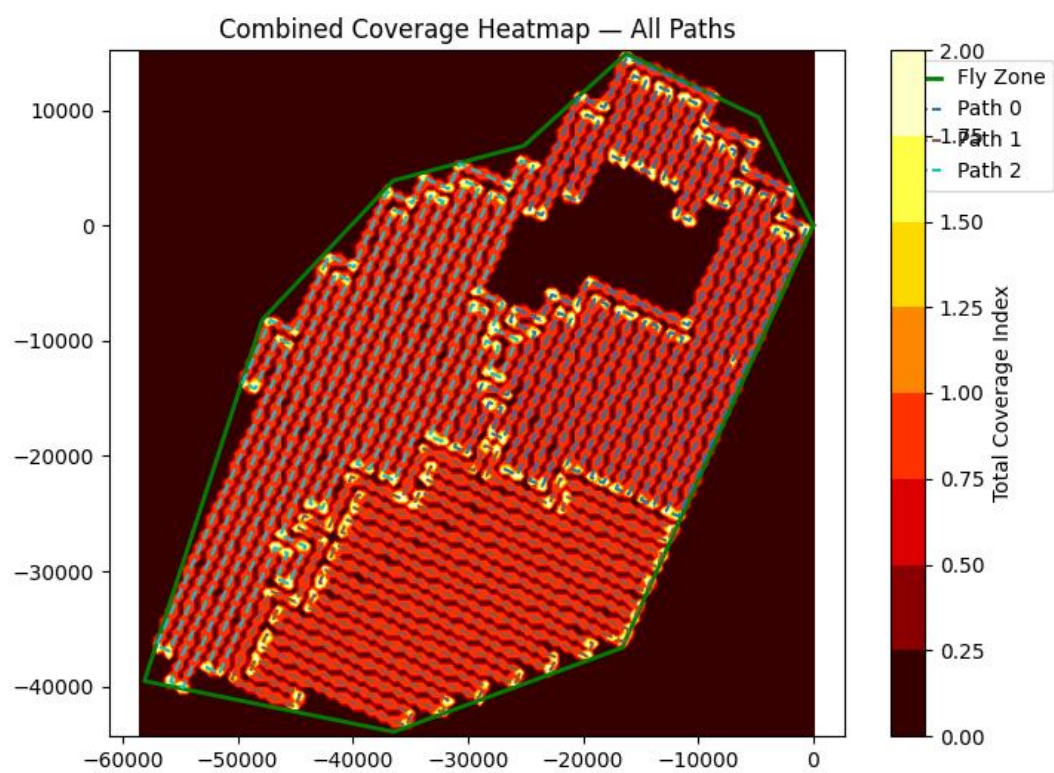
5.5.1. DARP



Σχ. 36 ΣΔ5 – Μονοπάτια DARP

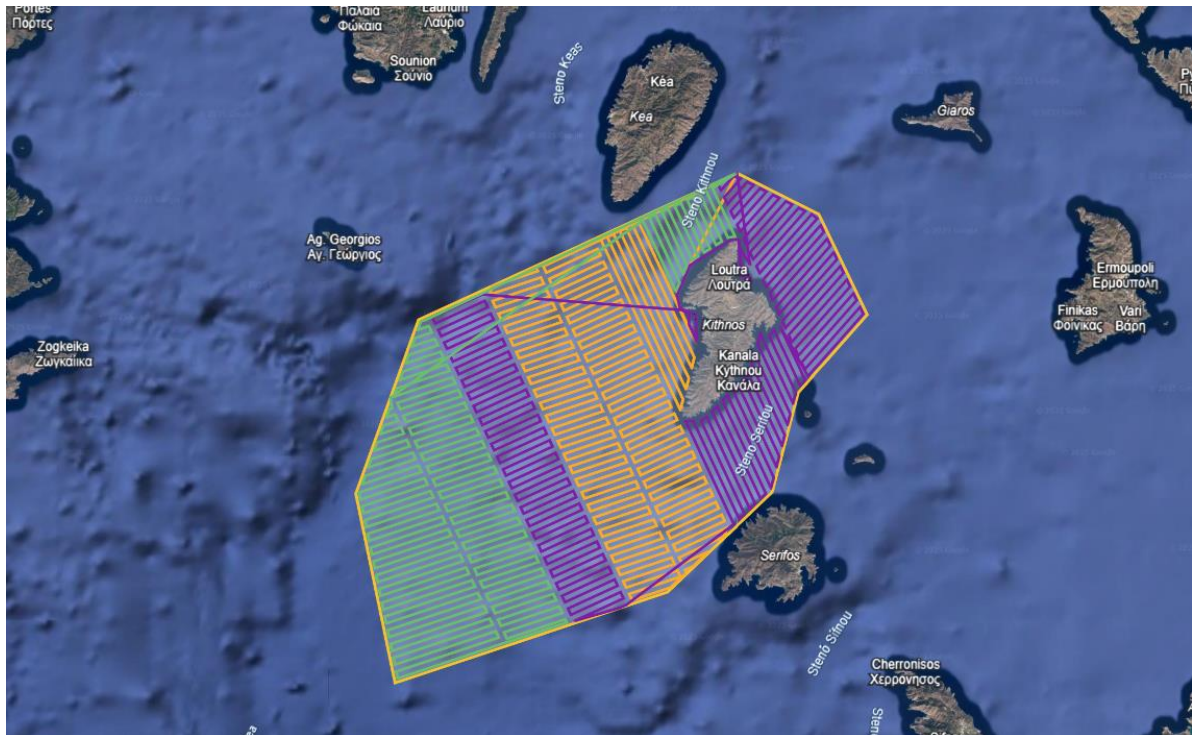
	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (m)
ΜηΕΑ 1	18.0%	1.7%	514.94km
ΜηΕΑ 2	18.0%	1.2%	514.94km
ΜηΕΑ 3	18.0%	1.1%	514.94km
Μ.Ο.(%)	18%	1.33%	-
Συνολικό	54.1%	4.1%	1544.82km
Emax (Wh)	185.9kWh		

Πίνακας 14 ΣΔ5 Μετρικές DARP



Σχ. 37 ΣΔ5 - Heatmap DARP

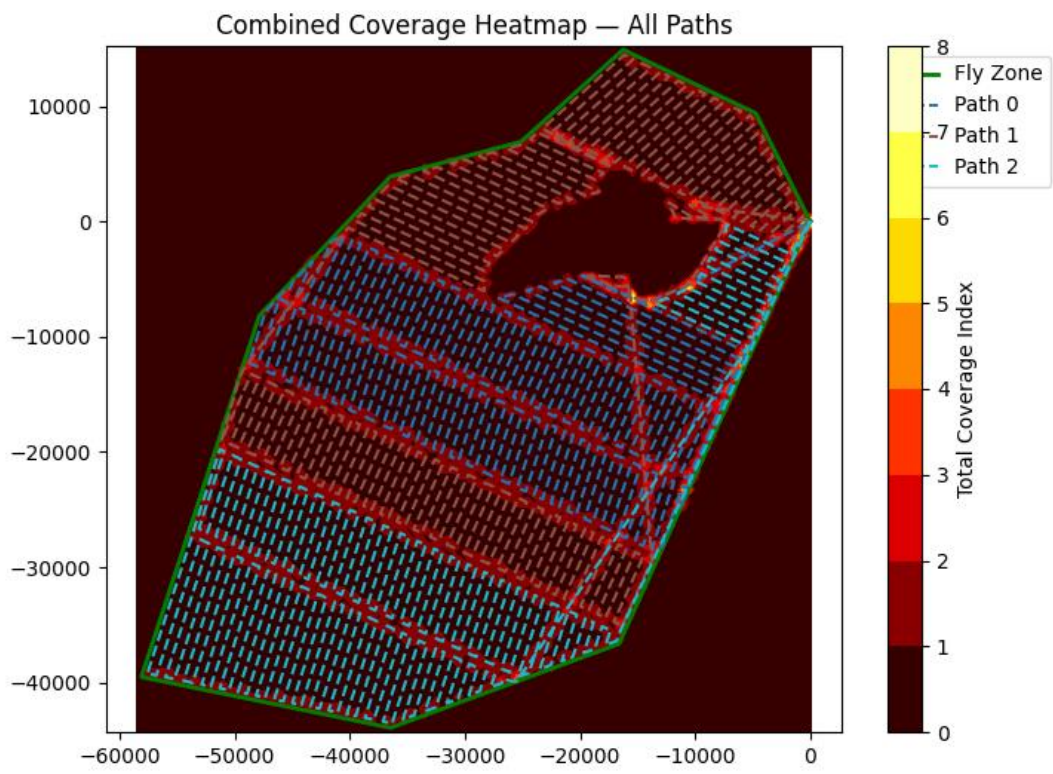
5.5.2. EnergyAwareMCP



Σχ. 38 ΣΔ5 – Μονοπάτια EnergyAwareMCP

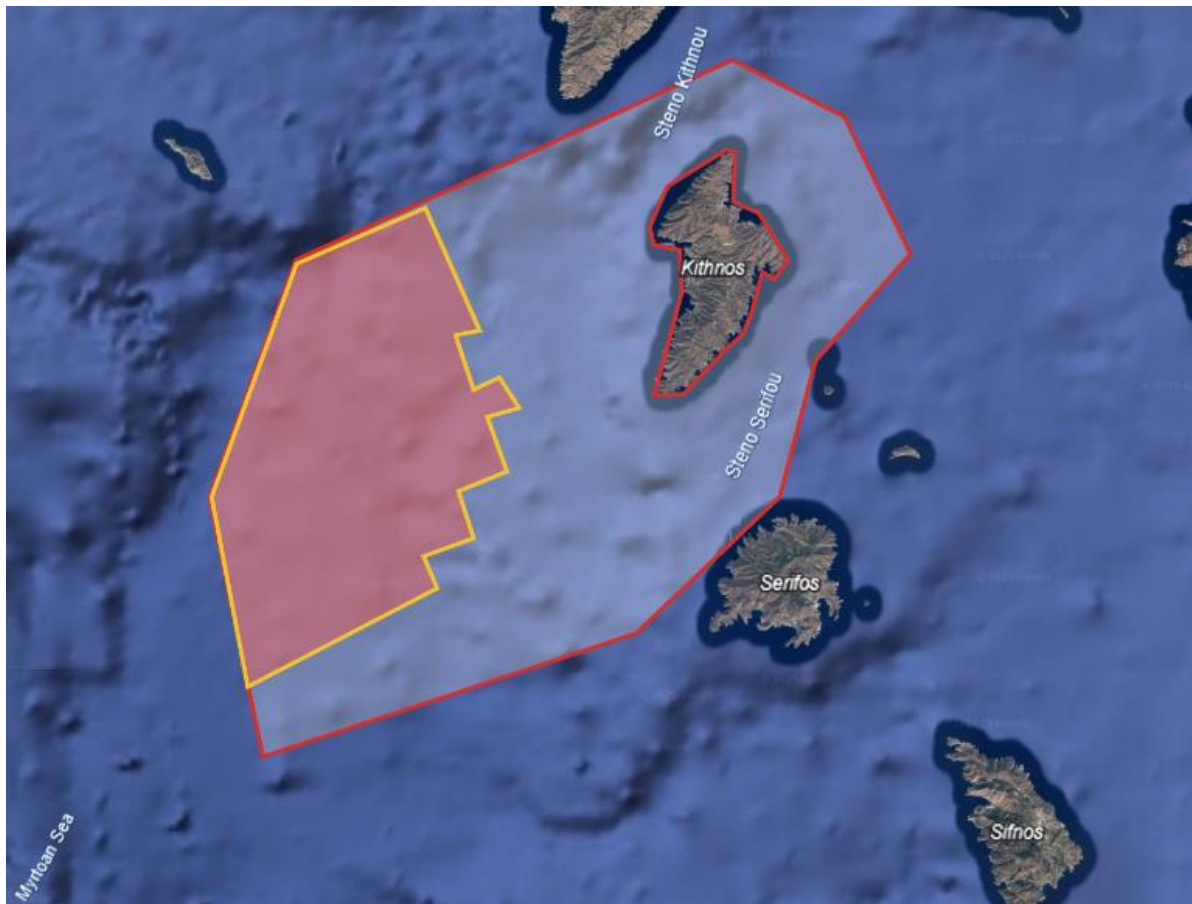
	Κάλυψη (%)	Επικάλυψη (%)	Μήκος Μονοπατιού (km)
ΜηΕΑ 1	30.1%	5.1%	887.16km
ΜηΕΑ 2	30.2%	5.1%	890.03km
ΜηΕΑ 3	29.7%	4.8%	870.49km
Μ.Ο.(%)	30%	5%	-
Συνολικό	85.9%	17.2%	2647.68km
Emax (Wh)	308.5kWh		

Πίνακας 15 ΣΔ5 Μετρικές EnergyAwareMCP



Σχ. 39 ΣΔ5 – Heatmap EnergyAwareMCP

Ανάλυση Υπολογισμού Ενεργειακού Κόστους για το ΣΔ5



Σχ. 40 ΣΔ5 – Δυσχερής Περιοχή

Στο παραπάνω Σχήμα αναπαρίσταται η υποπεριοχή της Περιοχής Ενδιαφέροντος στην οποία οι καιρικές συνθήκες είναι δυσκολότερες με αποτέλεσμα να απαιτείται μεγαλύτερη κατανάλωση ενέργειας. Η συγκεκριμένη υποπεριοχή έχει εμβαδόν: 617.37 km^2 .

Για να υπολογιστεί το μήκος του μονοπατιού που διασχίζει τη συγκεκριμένη περιοχή, υπολογίστηκε πρώτα το μήκος μονοπατιού ανά μονάδα τετραγωνικού χιλιομέτρου km^2 :

$$\text{Μήκος μονοπατιού ανά } \text{km}^2 = \frac{10^6 \text{ m}^2}{1200 \text{ m}} = 833.33 \text{ m/km}$$

Με δεδομένη την Πυκνότητα Σάρωσης (Scanning Density) = 1200 m ,

$$\text{Μήκος τμήματος μονοπατιού} = \frac{6.1737 \times 10^8 \text{ m}^2}{1200 \text{ m}} = 5.1448 \times 10^8 = 514.48 \text{ km}$$

	Περιοχή (km ²)	Περίμετρος (km)	Μέθοδος	Συνολική Κάλυψη	Συνολική Επικάλυψη	E _{max} (kWh)	Μήκος (km)
ΣΔ 5	1937	179.97	DARP	54.1%	4.1%	185.9	1544.82
			EnergyAwareMCP	85.9%	17.2%	308.5	2647.68

Πίνακας 16 ΣΔ5 Αποτελέσματα

Στο Σενάριο Δοκιμής 5, που αφορά τη θαλάσσια έκταση με κοίλο πολύγωνο και εσωτερική «κακή» υποπεριοχή, αναδεικνύεται σαφώς ο θεμελιώδης συμβιβασμός ανάμεσα στην κάλυψη και στην κατανάλωση ενέργειας. Ο αλγόριθμος DARP προσφέρει σαφώς το μικρότερο συνολικό μήκος μονοπατιού —περίπου 1545 km για τρία ASV—και περιορίζει την ενέργεια που απαιτείται στις 185,9 kWh συνολικά. Ωστόσο, αυτή η οικονομία σε πόρους συνοδεύεται από πολύ περιορισμένη κάλυψη: μόλις 54,1 % της συνολικής περιοχής καλύπτεται, αφήνοντας μεγάλα κενά στην ανατολική και νότια ζώνη. Η χαμηλή επικάλυψη (4,1 %) από μόνη της δεν κρίθηκε πρόβλημα, καθώς ο DARP έχει σχεδιαστεί για μέγιστη αποτελεσματικότητα χωρίς σπατάλες, όμως, στο συγκεκριμένο σενάριο, η κάλυψη αυτή δεν επαρκεί για αξιόπιστη επιτήρηση ή συλλογή δεδομένων.

Αντιθέτως, ο EnergyAwareMCP καταφέρνει να σαρώσει σχεδόν το 86% της περιοχής, υπερδιπλασιάζοντας τη συνολική κάλυψη σε σχέση με τον DARP. Το τίμημα είναι όμως υψηλό: το συνολικό μήκος μονοπατιού φτάνει σχεδόν τα 2648 km, ενώ η ενέργεια εκτοξεύεται στα 308,5 kWh. Η αυξημένη επικάλυψη (17,2%) εν μέρει οφείλεται στις back-and-forth διαδρομές σε πολλαπλές κατευθύνσεις, που εκμεταλλεύονται πλήρως το δοκιμαστικό βήμα του αλγορίθμου για την επιλογή των βέλτιστων MS-TSP λύσεων. Παρά την ικανοποιητική κάλυψη, όμως, η απαίτηση σε ενέργεια καθιστά και αυτόν τον αλγόριθμο μη ρεαλιστικό για μια μονοήμερη αποστολή με το διαθέσιμο όριο (~8 kWh/ASV).

Στο πεδίο της πρακτικότητας, τα παραπάνω δεδομένα δείχνουν ότι, χωρίς σημαντικές αναπροσαρμογές στις υποθέσεις σχεδιασμού ή την υποδομή των οχημάτων, το σενάριο δεν είναι εφικτό. Οι ASV δεν μπορούν να μεταφέρουν τόση ενέργεια ώστε να καλύψουν το απαιτητικό αυτό σενάριο: ακόμη και με πλήρη εκφόρτιση των 10kWh μπαταριών, τα απαιτούμενα E_{max} των αλγορίθμων είναι πολλαπλάσια. Ως εκ τούτου, απαιτούνται

επιπλέον παρεμβάσεις, όπως μείωση της scanning density, πρόσθεση επιπλέον ΜηΕΘΟ ή ενδιάμεση φόρτιση, και βελτιστοποίηση της ταχύτητας πλεύσης ώστε να διαταραχθεί η αναλογική σχέση μεγάλου μονοπατιού – μεγάλης ενεργειακής κατανάλωσης.

Τελικά, το Σενάριο Δοκιμής 5 αναδεικνύει την ανάγκη για ευέλικτο σχεδιασμό αποστολών, όπου οι περιορισμοί των οχημάτων, οι περιβαλλοντικές συνθήκες και οι στόχοι κάλυψης συνυπολογίζονται από κοινού. Η δυνατότητα προσαρμογής των βασικών παραμέτρων— Scanning density, ταχύτητα πλεύσης, συντελεστής δυσχερούς περιοχής—και η προσθήκη υποστηρικτικής υποδομής, όπως πλωτοί σταθμοί φόρτισης ή περισσότερα ΜηΕΘΟ, αποτελούν τα κρίσιμα εργαλεία για να μετατραπεί ένα μη εφικτό σενάριο σε μια πρακτικά βιώσιμη αποστολή.

Συγκεντρωτικός Πίνακας Αποτελεσμάτων Πειραματικής Αξιολόγησης

	Περιοχή (m ²)	Περίμετρος (m)	Μέθοδος	Συνολική Κάλυψη	Συνολική Επικάλυψη	E _{max} (Wh)	Μήκος (m)
ΣΔ 1	7143.37	338.29	DARP	100.0%	99.4%	28.1	876.1
			EnergyAwareMCP	100.0%	100.0%	29.7	1409.6
ΣΔ 2	5905.10	352.11	DARP	100.0%	100.0%	34.5	1180.0
			EnergyAwareMCP	100.0%	100.0%	32.1	1195.6
ΣΔ 3	7143.52	338.33	DARP	100.0%	99.6%	26.8	768.0
			EnergyAwareMCP	100.0%	100.0%	28.4	1355.3
ΣΔ 4	5940.20	354.55	DARP	99.0%	97.5%	24.8	608.0
			EnergyAwareMCP	100.0%	100.0%	28.0	1229.0
ΣΔ 5	1937k	179.97k	DARP	54.1%	4.1%	185.9k	1544.82k
			EnergyAwareMCP	85.9%	17.2%	308.5k	2647.68k

Πίνακας 17 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα Σεναρίων Δοκιμής

Κεφάλαιο 6

Σύνοψη και Μελλοντικές Επεκτάσεις

Σε αυτό το κεφάλαιο συνοψίζονται τα κύρια συμπεράσματα της Εργασίας και προτείνονται κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

6.1. Σύνοψη Κύριων Συμπερασμάτων

Η διπλωματική αυτή εργασία ανέδειξε με σαφήνεια τις διαφορετικές δυνατότητες και περιορισμούς των αλγορίθμων DARP και EnergyAwareMCPD σε πέντε διακριτά σενάρια. Στα χερσαία σενάρια (ΣΔ1–ΣΔ4), η επιλογή μεταξύ των δύο μεθόδων ισορροπεί πάντα μεταξύ ελάχιστου μήκους και εγγυημένης κάλυψης. Ο DARP διακρίνεται για απλότητα και οικονομία πόρων —η απόκλιση από το 100 % κάλυψης είναι ασήμαντη (<1 %) στα περισσότερα σενάρια—καθιστώντας τον κατάλληλο για εφαρμογές όπου σημαντικό ρόλο παίζουν η ταχύτητα και η ενεργειακή αποδοτικότητα. Αντιθέτως, ο EnergyAwareMCPD αποδεικνύει την ικανότητά του να εξαλείφει εντελώς τις παραλείψεις, έστω και με υπερδιπλάσιο μήκος διαδρομής και μικρή αύξηση στο ενεργειακό κόστος.

Το θαλάσσιο Σενάριο Δοκιμής 5 έφερε στην επιφάνεια τον βαθύτερο συμβιβασμό: η επιβάρυνση των τμημάτων που διέρχονται από την «κακή» υποπεριοχή αναδεικνύει πόσο εύκολα ένα σύστημα μπορεί να γίνει μη βιώσιμο όταν η υποδομή και οι παραδοχές (όπως scanning density και η χωρητικότητα των μπαταριών) παραμένουν σταθερές. Η μέγιστη απαιτούμενη ενέργεια (> 180 kWh (DARP) ή > 300 kWh (EnergyAwareMCPD)) για τρία ΜηΕΘΟ είναι πρακτικά ανέφικτη με τα 8 kWh/όχημα που έχουν οριστεί.

6.2. Κύρια Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας

Η κύρια συνεισφορά αυτής της διπλωματικής εργασίας βρίσκεται στη δημιουργία ενός πλήρως ενιαίου και επεκτάσιμου πειραματικού πλαισίου αξιολόγησης για την κάλυψη εδαφικών περιοχών με ΜηΕΑ. Το πλαίσιο αυτό συνδυάζει τις κλασικές μετρικές κάλυψης και επικάλυψης με μια εις βάθος στατιστική ανάλυση της διασποράς των μηκών

συνεχόμενων 1×1 σειρών, προσφέροντας έτσι μια πολυεπίπεδη εικόνα των σχέσεων μεταξύ μήκους διαδρομής και ενεργειακής κατανάλωσης από τη μία, και πλήρους κάλυψης από την άλλη. Οι παράμετροι πτήσης—υψόμετρο 20 m και επικάλυψη 70 %— έπαιξαν σημαντικό ρόλο στη διασφάλιση υψηλής χωρικής ανάλυσης και αξιοπιστίας, επιβεβαιώνοντας ότι η σωστή επιλογή τους είναι εξίσου σημαντική με τον ίδιο τον αλγόριθμο.

Ταυτόχρονα, η επαλληλία χερσαίων και θαλάσσιων σεναρίων στο ίδιο πλαίσιο αναδεικνύει την πραγματική του ευελιξία: η προσθήκη του Θαλάσσιου Σεναρίου Δοκιμής 5 αποτελεί απόδειξη ότι η μέθοδος μπορεί να στηρίξει μελλοντικές επεκτάσεις.

Ωστόσο, το απλό ενεργειακό μοντέλο $E = \frac{P \cdot L}{v}$, ενώ παρέχει προσεγγιστική εκτίμηση, ανέδειξε τους δικούς του περιορισμούς όταν κλήθηκε να μοντελοποιήσει πραγματικές συνθήκες της θάλασσας—ρεύματα, κύματα και ανάγκες ενδιάμεσης φόρτισης. Η εμπειρία από το Θαλάσσιο Σενάριο τόνισε πόσο σημαντικό είναι να εξελιχθούν τα μοντέλα προς πιο “physics-aware” προσέγγιση, η οποία θα ενσωματώνει υδροδυναμικές και αεροδυναμικές απώλειες, καθώς και την πραγματική συμπεριφορά των μπαταριών. Αυτό το κρίσιμο βήμα προς ρεαλιστικότερες προσομοιώσεις σηματοδοτεί το επόμενο κεφάλαιο στην έρευνα του Σχεδιασμού Πρόβλεψης Τροχιάς Κάλυψης.

6.3. Περιορισμοί της Παρούσας Μελέτης

Η επιλογή τριών οχημάτων ανά σενάριο και η χρήση σταθερών παραμέτρων πτήσης/πλεύσης διευκόλυναν τον πειραματισμό, αλλά δημιούργησαν ένα πλαίσιο που δεν ανταποκρίνεται στη λειτουργία μεγάλων σμηνών ή σε πραγματικές αποστολές πεδίου. Η απουσία δοκιμών με πραγματικά δεδομένα τηλεμετρίας, όπου θα αποτυπώνονταν απώλειες μπαταριών, αστοχίες αισθητήρων ή σφάλματα GPS, μείωσε τη δυνατότητα να αξιολογηθεί κατά πόσο τα αποτελέσματα της προσομοίωσης ανταποκρίνονται στην πράξη. Επιπλέον, το απλοϊκό ενεργειακό μοντέλο παραβλέπει κρίσιμους παράγοντες, όπως η επιπλέον ισχύς κατά την εκκίνηση—στάση, τις αλλαγές φορτίου σε ασταθή θάλασσα ή τις επιπτώσεις αεροδυναμικής αιώρησης σε ΜηΕΑ. Αυτά τα κενά υπογραμμίζουν ότι μια

πλήρης αξιολόγηση πρέπει να εξετάζει πολυπαραμετρικά μοντέλα και διαρκή συλλογή δεδομένων από πραγματικές δοκιμές.

6.4. Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Η μελλοντική έρευνα μπορεί να βασιστεί στις εξής κατευθύνσεις:

- **Διεύρυνση Σεναρίων Δοκιμής και Πλατφόρμα Αξιολόγησης**

Η παρούσα μεθοδολογία μπορεί να επεκταθεί σε ένα πλήρες σύνολο σεναρίων δοκιμής που περιλαμβάνει διάφορες γεωμετρίες (πολυγωνικά σχήματα με πολλές κοιλότητες, πολυάριθμα ή κινούμενα εμπόδια σε χερσαία ή θαλάσσια περιβάλλοντα). Με τη δημιουργία ενός διαδραστικού Dashboard, ερευνητές θα μπορούν να συγκρίνουν ευθέως πολλαπλούς αλγορίθμους Σχεδιασμού Τροχιάς Κάλυψης —όχι μόνο DARP και EnergyAwareMCP, αλλά και άλλες μεθόδους (Graph-based, Grid-based, Metaheuristics αλγόριθμοι κ.ά.)—βάσει προτυποποιημένων κριτηρίων (Κάλυψη %, Επικάλυψη %, $E_{\max}$, Μήκος Μονοπατιού).

- **Επέκταση σε Μεγαλύτερα Σμήνη Αυτόνομων Οχημάτων**

Η αξιολόγηση 5–10 ΑΕ σε κάθε σενάριο δοκιμής θα βοηθήσει να εξεταστεί πώς οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ τους και η κατανομή των υποπεριοχών αλλάζουν τις μετρικές κάλυψης και ενεργειακής διαχείρισης.

- **Πραγματικές Αποστολές με Τηλεμετρία**

Εγκατάσταση του λογισμικού σε ενσωματωμένα υπολογιστικά συστήματα (π.χ. Raspberry Pi ή Jetson Nano) πάνω σε πραγματικά ΑΕ, ώστε να συλλεχθούν πραγματικά δεδομένα τηλεμετρίας (κατανάλωση μπαταρίας, σφάλμα GPS, συνθήκες ανέμου). Αυτό θα επιτρέψει τη σύγκριση μεταξύ προσομοιωτικής εκτίμησης και πραγματικής απόδοσης.

- **Δυναμική Αναδρομολόγηση και Κινούμενα Εμπόδια**

Ανάπτυξη αλγορίθμων που να προβλέπουν και να αναπροσαρμόζουν τις διαδρομές σε πραγματικό χρόνο, όταν εμφανίζονται κινούμενα εμπόδια ή μεγάλα σφάλματα GPS.

6.5. Τελική Παρατήρηση

Η μελέτη αυτή αναδεικνύει ότι ο συμβιβασμός ανάμεσα σε μικρό μήκος διαδρομής και απόλυτη κάλυψη δεν είναι μόνο τεχνικό ζήτημα, αλλά και θέμα σχεδιαστικών απαιτήσεων: τότε αφαιρούνται παραλείψεις για χάρη της απόδοσης, τότε γίνεται δεκτό επιπλέον κόστος για την αξιοπιστία. Μέσα από την πειραματική υποδομή που αναπτύχθηκε, γίνεται σαφές ότι χωρίς επέκταση σε πιο ρεαλιστικά μοντέλα και επαλήθευση πεδίου, οι αριθμοί παραμένουν μεν χρήσιμοι ως σημείο αναφοράς, αλλά δεν εγγυώνται την επιτυχία μιας πρακτικής αποστολής. Η επόμενη πρόκληση είναι να γεφυρωθεί το χάσμα μεταξύ θεωρίας και εφαρμογής, ενσωματώνοντας διαύλους ανατροφοδότησης από πραγματικές αποστολές, προηγμένα περιβαλλοντικά μοντέλα και δυναμικά σμήνη, ώστε το πλαίσιο να εξελιχθεί σε πολύτιμο εργαλείο για τις μελλοντικές εφαρμογές ΜηΕΑ/ΜηΕΘΟ.

Αναφορές

- [1] "C. T. M. Cabreira, L. B. Brisolara, P. R. F. Jr. και G. C. Buttazzo, "Survey on coverage path planning with unmanned aerial vehicles," *Drones*, τόμ. 7, no 3, σ. 399, 2023."
- [2] "A. T. Alotaibi, S. S. Alqefari και A. Koubaa, "LSAR: Multi-UAV collaboration for search and rescue missions," *IEEE Access*, τόμ. 7, σ. 55817–55832, 2019."
- [3] "J. Smith, R. Jones και K. Lee, "Machine vision-based infrastructure inspection with UAVs," *IEEE Robot. Autom. Lett.*, τόμ. 5, no 2, σ. 1234–1241, 2020."
- [4] "X. Zhang, Y. Wang και Z. Li, "Multispectral imaging with UAVs for precision agriculture," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, τόμ. 58, no 6, σ. 4000–4012, 2020."
- [5] "S. C. Kakarla και Y. Ampatzidis, "Types of unmanned aerial vehicles (UAVs), sensing technologies, and software for agricultural applications," *edis.ifas.ufl.edu*, 2023."
- [6] "M. Banić, A. Miltenović, M. Pavlović και I. Ćirić, "Intelligent machine vision based railway infrastructure inspection and monitoring using UAV," *Facta Univ. Ser. Mech. Eng.*, τόμ. 17, σ. 357–364, 2019."
- [7] "G. V. Apostolidis, P. C. Kapoutsis, A. C. Kapoutsis και E. B. Kosmatopoulos, "Cooperative multi-UAV coverage mission planning platform for remote sensing applications," *Auton. Robot.*, τόμ. 46, σ. 373–400, 2022."
- [8] "L. Wang, H. Xu και D. Zhang, "Delivery drones in logistics: A review of applications, challenges and future research directions," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, τόμ. 22, no 8, σ. 5149–5161, 2021."
- [9] "C. Renzaglia, J. Reymann και S. Lacroix, "A common optimization framework for multi-robot exploration and coverage in 3D environments," *J. Intell. Robot. Syst.*, τόμ. 97, σ. 709–729, 2020."
- [10] "H. X. Pham, H. M. La, D. Feil-Seifer και M. Deans, "A distributed control framework for a team of unmanned aerial vehicles," σε *proc. IROS*, 2017, σ. 6648–6653."
- [11] "S. Park et al., "Real-time UAV mission automation for last-mile delivery," *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 17, no 4, pp. 1721–1733, 2020."

- [12] "A. Ghaddar et al., "PPS: Energy-aware grid-based coverage path planning for UAVs using area partitioning in the presence of no-fly zones," *Sensors*, vol. 20, p. 3742, 2020."
- [13] "M. Di Franco και G. Buttazzo, "Coverage path planning for UAVs photogrammetry with energy and resolution constraints," *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 84, pp. 219–237, 2016."
- [14] "T. M. Cabreira et al., "Benchmarking coverage path planning algorithms for multi-UAV systems," in *Proc. ICUAS*, 2019, pp. 250–259."
- [15] "A. Kusnur και M. Likhachev, "Complete, decomposition-free coverage path planning," *CMU Tech. Rep.*, 2022."
- [16] "S. Cho et al., "Multi-UAV coverage path planning based on hexagonal grid decomposition in maritime search and rescue," *Mathematics*, vol. 10, p. 83, 2021."
- [17] "Y. Gabriely και E. Rimon, "Spanning-tree based coverage of continuous areas by a mobile robot," *Ann. Math. Artif. Intell.*, vol. 31, pp. 77–98, 2001."
- [18] "M. Popović et al., "Online informative path planning for active classification using UAVs," in *Proc. ICRA*, 2017, pp. 5816–5822."
- [19] "H. Choset και P. Pignon, "Coverage path planning: The boustrophedon cellular decomposition," *Springer*, 1998."
- [20] "P. Valente et al., "Near-optimal coverage trajectories for image mosaicing using a mini quad-rotor," *Precis. Agric.*, vol. 14, pp. 259–274, 2013."
- [21] "M. Porta et al., "Wavefront coverage path planning for mobile robots," *Auton. Robots*, vol. 44, pp. 173–187, 2020."
- [22] "A. Almadhoun et al., "Multi-robot coverage planning: A comprehensive survey," *Robotics*, vol. 12, no 3, 2023."
- [23] "L. Collins et al., "Scalable coverage path planning of multi-robot teams for monitoring non-convex areas," *IEEE Robot. Autom. Lett.*, vol. 6, no 4, pp. 7817–7824, 2021."
- [24] "T. M. Cabreira, C. Di Franco, P. R. F. Jr. και G. C. Buttazzo, "Benchmarking coverage path planning algorithms for multi-UAV systems," in *Proc. ICUAS*, 2019, pp. 250–259."

- [25] "A. Ghaddar, A. Merei και E. Natalizio, "PPS: Energy-aware grid-based coverage path planning for UAVs using area partitioning in the presence of no-fly zones," *Sensors*, vol. 20, p. 3742, 2020."
- [26] "T. M. Cabreira, C. Di Franco και G. C. Buttazzo, "Divide area via recursive partitioning for multi-UAV coverage missions," in *Proc. ICUAS*, 2019, pp. 758–767."
- [27] "G. V. Apostolidis et al., "Cooperative multi-UAV coverage mission planning platform for remote sensing applications," *Auton. Robot.*, vol. 46, pp. 373–400, 2022."
- [28] "P. K. Singh και R. Kaur, "Energy-efficient UAV path planning using hybrid metaheuristics," *Swarm Evol. Comput.*, vol. 64, p. 101046, 2021."
- [29] "Y. Li et al., "Energy-aware path planning for UAVs in precision agriculture," in *Proc. IEEE ICCA**, 2024, pp. 112–119."
- [30] "M. Zhou et al., "Multi-UAV energy-efficient task allocation and path planning in urban environments," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 73, no 2, pp. 1378–1390, 2024."
- [31] "J. Wang και L. Wang, "Scalability analysis of multi-UAV energy-aware coverage algorithms," *Aerospace*, vol. 11, no 3, p. 139, 2024."
- [32] "R. B. Lind, "North-East-Down (NED) Coordinate Frame Definition," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2015."
- [33] "E. Galceran και M. Carreras, "A survey on coverage path planning for robotics," *Robot. Auton. Syst.*, vol. 61, pp. 1258–1276, 2013."