



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση Ακολουθίας Πτήσεων σε Πολλαπλούς Διαδρόμους με χρήση Γενετικών Αλγορίθμων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δημοσθένης Ι. Στάβαρης

Επιβλέπων: Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση Ακολουθίας Πτήσεων σε Πολλαπλούς Διαδρόμους με χρήση Γενετικών Αλγορίθμων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δημοσθένης Ι. Στάβαρης

Επιβλέπων: Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 15η Οκτωβρίου 2024.

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ευάγγελος Μαρινάκης
Επίκουρος Καθηγητής
ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2024

.....
Δημοσθένης Ι. Στάβαρης
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Δημοσθένης Ι. Στάβαρης, 2024.
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 διερευνά την πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση ακολουθιών πτήσεων σε αεροδρόμια με πολλαπλούς διαδρόμους, μέσω της εφαρμογής γενετικών αλγορίθμων. Με τη συνεχή αύξηση της εναέριας κυκλοφορίας, τα αεροδρόμια βρίσκονται υπό συνεχή πίεση για να διαχειριστούν τους πόρους τους πιο αποτελεσματικά. Η μελέτη επικεντρώνεται στην ακολουθία των απογειώσεων και των προσγειώσεων, στοχεύοντας στην ελαχιστοποίηση των καθυστερήσεων, στη μείωση του χρόνου αδράνειας των διαδρόμων και στη μεγιστοποίηση της ευρωστίας της ακολουθίας, διατηρώντας παράλληλα μια δίκαιη κατανομή καθυστερήσεων μεταξύ των πτήσεων. Η μεθοδολογία περιλαμβάνει τη χρήση γενετικών αλγορίθμων, οι οποίοι εξισορροπούν τρεις αντικρουόμενους στόχους, ενώ παράλληλα εξασφαλίζουν την τήρηση των κανονισμών ασφαλείας και των λειτουργικών περιορισμών. Η μέθοδος αυτή παρόλο που απαιτεί χαμηλή υπολογιστική ισχύ, προσδίδει υψηλή σύγκλιση και ποικιλομορφία λύσεων, επιτυγχάνοντας συνολικά καλύτερη διαχείριση των πόρων του αεροδρομίου. Μέσα από μια σειρά πειραμάτων, η έρευνα αυτή αξιολογεί την απόδοση διαφόρων υπαρχόντων πολυκριτηριακών γενετικών αλγορίθμων σε διαφορετικές περιόδους κίνησης. Η σύγκριση αυτή εντοπίζει τις πιο αποδοτικές μεθόδους για την αντιμετώπιση των σύνθετων προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού που αντιμετωπίζουν τα αεροδρόμια. Τελικά η εργασία αυτή φιλοδοξεί να παρέχει πρακτικές, υψηλής απόδοσης λύσεις που μπορούν να βελτιώσουν τη λειτουργία των αεροδρομίων στον πραγματικό κόσμο.

Λέξεις κλειδιά: πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση, γενετικοί αλγόριθμοι, εξελικτικοί αλγόριθμοι, ακολουθία πτήσεων, χρονοπρογραμματισμός, περιορισμοί ασφαλείας, βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο, ελαχιστοποίηση καθυστερήσεων, ελαχιστοποίηση χρόνου αδράνειας διαδρόμων, μεγιστοποίηση ευρωστίας, διαχείριση εναέριας κυκλοφορίας, Μέτωπο Pareto, NSGA-II, R-NSGA-II, NSGA-III, U-NSGA-III, R-NSGA-III, AGE-MOEA, C-TAEA, SMS-EMOA, RVEA

Abstract

This thesis investigates the multi-objective optimization of flight sequencing in multi-runway airports through the application of genetic algorithms. With the continuous increase in air traffic, airports are under constant pressure to manage their resources more efficiently. The study focuses on the sequencing of takeoffs and landings, aiming to minimize delays, reduce runway idle time and maximize the robustness of the sequence, while also maintaining a fair distribution of delays among flights. The methodology involves the use of genetic algorithms, which balance three conflicting objectives, while ensuring compliance with safety regulations and operational constraints. This method, although requiring low computational power, offers high convergence and solution diversity, achieving overall better airport resources management. Through a series of experiments, this research evaluates the performance of various existing multi-objective genetic algorithms under different traffic scenarios. This comparison identifies the most efficient methods for addressing the complex scheduling problems that airports face. Ultimately, this thesis aspires to provide practical, high-performance solutions that can improve the real-world operation of airports.

Keywords: multi-objective optimization, genetic algorithms, evolutionary algorithms, flight sequencing, airport operations, multi-runway scheduling, safety constraints, real-time optimization, delay minimization, idle time minimization, maximization of robustness, air traffic management, Pareto front, NSGA-II, R-NSGA-II, NSGA-III, U-NSGA-III, R-NSGA-III, AGE-MOEA, C-TAEA, SMS-EMOA, RVEA

Ευχαριστίες

Η ολοκλήρωση αυτής της διπλωματικής εργασίας σηματοδοτεί το πέρας των σπουδών μου στην Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κύριο Δημήτριο Ασκούνη, καθηγητή ΕΜΠ και επιβλέπων καθηγητή της παρούσας διπλωματικής εργασίας, για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον διδακτορικό φοιτητή Κωνσταντίνο Αλεξάκη για την υποστήριξη και καθοδήγηση που μου παρείχε καθ' όλη την διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα από καρδιάς να ευχαριστήσω την μητέρα μου, Διονυσία, τον πατέρα μου, Ιωάννη, την αδερφή μου Άννα, αλλά και τους φίλους μου για την αδιάκοπη στήριξη τους όλα αυτά τα χρόνια.

Δημοσθένης Στάβαρης
Αθήνα, Οκτώβριος 2024

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	5
Abstract	7
Ευχαριστίες	9
Κατάλογος Εικόνων	14
Κατάλογος Πινάκων.....	17
1 Εισαγωγή.....	19
1.1 Σκοπός και Αντικείμενο της Εργασίας	19
1.2 Δομή της Διπλωματικής Εργασίας	20
2 Θεωρητικό Υπόβαθρο / Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	21
2.1 Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση	21
2.1.1 Το Μέτωπο Pareto και οι Μη Κυριαρχούμενες Λύσεις	21
2.1.2 Περιορισμοί στα Προβλήματα Πολυκριτηριακής Βελτιστοποίησης.....	22
2.1.3 Μεθοδολογίες Πολυκριτηριακής Βελτιστοποίησης	23
2.1.4 Προκλήσεις στην Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση	23
2.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι	24
2.2.1 Ορισμός και βασικές έννοιες των Γενετικών Αλγορίθμων	24
2.2.2 Γενετικοί Τελεστές.....	25
2.2.3 Παράδειγμα Εφαρμογής Γενετικών Αλγορίθμων.....	25
2.3 Γενετικοί Αλγόριθμοι σε Πολυκριτηριακά Προβλήματα.....	26
2.3.1 Γενετικοί Αλγόριθμοι για Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση	27
2.3.2 Εφαρμογές των Γενετικών Αλγορίθμων στην Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση	28
3 Περιγραφή του Προβλήματος και των Δεδομένων	29
3.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	29
3.2 Το πρόβλημα της Ακολουθίας Πτήσεων	31
3.2.1 Ανάγκη για Βελτιστοποίηση της Ακολουθίας Πτήσεων	31
3.2.2 Κύριες Παράμετροι του Προβλήματος.....	31
3.2.3 Αντικειμενικά Κριτήρια της Βελτιστοποίησης (Objective Functions).....	32
3.2.4 Περιορισμοί και Ισορροπία στη Βελτιστοποίηση Πτήσεων.....	32
3.2.5 Πολυπλοκότητα του Προβλήματος	33
3.2.6 Προσέγγιση της Βελτιστοποίησης με Πολυκριτηριακούς Γενετικούς Αλγορίθμους	33
3.3 Αεροδρόμιο Ελευθέριος Βενιζέλος	34
3.3.1 Χαρακτηριστικά και Συνθήκες Λειτουργίας των Διαδρόμων	34
3.3.2 Κανονισμοί Ασφαλείας.....	35
3.3.3 Κίνηση και Στατιστικά Στοιχεία.....	35
3.3.4 Σημασία της Διαχείρισης Πτήσεων	36
3.4 Δεδομένα.....	36
3.4.1 Επεξεργασία Δεδομένων.....	38

3.4.2 Ανάλυση Περιγραφικών Στατιστικών	39
4 Μεθοδολογία	43
4.1 Εισαγωγή στις γενετικές δομές και τελεστές του προβλήματος.....	43
4.1.1 Χρωμόσωμα.....	43
4.1.2 Γενετικοί Τελεστές.....	43
4.2 Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης.....	47
4.3 Μοντελοποίηση του Προβλήματος και Αντικειμενικά Κριτήρια	48
4.4 Πειραματική Διαδικασία - Σχέδιο Πειραμάτων	51
4.4.1 Πλατφόρμα Υλοποίησης και Λογισμικό	52
4.4.2 Εκτέλεση Πειραμάτων.....	52
5 Αποτελέσματα και Ανάλυση.....	54
5.1 Σύγκριση Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης.....	54
5.1.1 Σύγκλιση Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης	55
5.1.2 Σύγκριση των Αλγορίθμων βάσει των Κριτηρίων Βελτιστοποίησης.....	56
5.2 Σύγκριση γενετικών τελεστών.....	67
5.3 Παρουσίαση Αποτελέσματος ενός Πειράματος	69
6 Συμπεράσματα	73
6.1 Κύρια Συμπεράσματα	73
6.2 Περιορισμοί και Μελλοντικές Προεκτάσεις	73
6.3 Συνεισφορά της Εργασίας	74
7 Βιβλιογραφία.....	75
Παράρτημα Α.....	80
Παράρτημα Β.....	81

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1: Μέτωπο Pareto για πρόβλημα δυο κριτηρίων.....	22
Εικόνα 2: Κάτοψη του αεροδρομίου Ελευθέριος Βενιζέλος.....	34
Εικόνα 3: Πιο χρησιμοποιούμενος διάδρομος κατά την υψηλή περίοδο λειτουργίας.	39
Εικόνα 4: Πιο χρησιμοποιούμενος διάδρομος κατά την χαμηλή περίοδο λειτουργίας.	40
Εικόνα 5: Αριθμός πτήσεων ανά ημέρα σε υψηλή και χαμηλή περίοδο.....	40
Εικόνα 6: Μέση καθυστέρηση ανά ημέρα της εβδομάδος.....	41
Εικόνα 7: Αθροιστικός αριθμός πτήσεων ανά ώρα για όλες τις ημέρες.	41
Εικόνα 8: Διάγραμμα Ροής Διαδικασίας Βελτιστοποίησης	51
Εικόνα 9: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση χωρίς εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	57
Εικόνα 10: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων χωρίς εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	58
Εικόνα 11: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας χωρίς εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	58
Εικόνα 12: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	59
Εικόνα 13: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	59
Εικόνα 14: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	60
Εικόνα 15: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	60
Εικόνα 16: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	61
Εικόνα 17: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας	61
Εικόνα 18: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση χωρίς εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	62
Εικόνα 19: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων χωρίς εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας	63
Εικόνα 20: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας χωρίς εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	63
Εικόνα 21: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	64
Εικόνα 22: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	64
Εικόνα 23: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	65
Εικόνα 24: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	65
Εικόνα 25: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	66

Εικόνα 26: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας.....	66
Εικόνα 27: Σύγκριση γενετικών τελεστών ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στην υψηλή περίοδο λειτουργίας.....	68
Εικόνα 28: Σύγκριση γενετικών τελεστών ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας διαδρόμων με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στην υψηλή περίοδο λειτουργίας	68
Εικόνα 29: Σύγκριση γενετικών τελεστών ως προς την ευρωστία του χρονοδιαγράμματος με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στην υψηλή περίοδο λειτουργίας	69
Εικόνα 30: Σύγκριση των κριτηρίων για το παράδειγμα εκτέλεσης πριν και μετά την Βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων	70
Εικόνα 31: Μέτωπο Pareto	70

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Συγκριτική ανάλυση μεθόδων και κριτηρίων βελτιστοποίησης από τη βιβλιογραφία.....	30
Πίνακας 2: Χρονικά Διαστήματα σε δευτερόλεπτα των Αναταράξεων Απόρροιας Διέλευσης (Wake Turbulence Separation)	35
Πίνακας 3: Οι 10 πιο πολυσύχναστες ώρες την υψηλή περίοδο	42
Πίνακας 4: Οι 10 πιο πολυσύχναστες ώρες την χαμηλή περίοδο.....	42
Πίνακας 5: Παράδειγμα Χρωμοσώματος.....	43
Πίνακας 6: Χρωμοσώματα γονείς	44
Πίνακας 7: Παραδείγματα χρήσης της Order Crossover.....	45
Πίνακας 8: Παράδειγμα χρήσης της Edge Recombination Crossover	46
Πίνακας 9: Παραδείγματα χρήσης τελεστών μετάλλαξης	47
Πίνακας 10: Παράμετροι, σύνολα και δείκτες του προβλήματος	49
Πίνακας 11: Αριθμός Αξιολογήσεων σε χρόνο εκτέλεσης 2 λεπτών.....	54
Πίνακας 12: Αριθμός λύσεων ανά αλγόριθμο, περίοδο κίνησης και τρόπο εφαρμογής των περιορισμών και συνολικά ποσοστά σύγκλισης τους σε λύσεις	56
Πίνακας 13: Αποτελέσματα Πειράματος την Υψηλή Περίοδο με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών και εκτέλεση 2 λεπτών.....	69
Πίνακας 14: Μη κυριαρχούμενες λύσεις.....	70
Πίνακας 15: Βελτιστοποιημένο Χρονοδιάγραμμα	71
Πίνακας 16: Χρονοδιάγραμμα χωρίς Βελτιστοποίηση	72

1 Εισαγωγή

Η παγκόσμια αεροπορική επιβατική κίνηση, ύστερα από την μείωση της κατά 60% το 2020 λόγω της πανδημίας του COVID-19, προβλέπεται να αυξηθεί το 2024 ξεπερνώντας κατά 12% τα επίπεδα του 2019 για πρώτη φορά [1], φτάνοντας τους 9,7 δισεκατομμύρια επιβάτες [2]. Έχει σημειωθεί ραγδαία αύξηση στην κίνηση τις τελευταίες δεκαετίες και αναμένεται να διπλασιαστεί τα επόμενα 20 χρόνια σύμφωνα με την IATA [3] (International Air Transport Association), με αποτέλεσμα την έντονη πίεση στα αεροδρόμια παγκοσμίως. Η συνεχώς αυξανόμενη ζήτηση για αεροπορικά ταξίδια, για επαγγελματικούς και λόγους αναψυχής, καθώς και για μεταφορά εμπορευμάτων, σε συνδυασμό τα απαρχαιωμένα υπάρχοντα συστήματα διαχείρισης της εναέριας κυκλοφορίας έχουν οδηγήσει στην ανάγκη για αποδοτικότερη διαχείριση των αεροπορικών υποδομών [4]. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το αεροδρόμιο Ελευθέριος Βενιζέλος στην Αθήνα, το οποίο το πρώτο μισό του 2024 έχει σημειώσει αύξηση 24,5% σε σχέση με το 2019, τη μεγαλύτερη μεταξύ των “μεγάλων αεροδρομίων” της Ευρώπης [5], λόγω της στρατηγικής του θέσης και της αύξησης του τουρισμού στην Ελλάδα. Η ορθή διαχείριση των διαδρόμων και των διαθέσιμων πόρων του αεροδρομίου Ελ. Βενιζέλος, αλλά και άλλων αεροδρομίων με υψηλή κίνηση, αποτελεί πλέον ζωτικής σημασίας ζήτημα. Οι καθυστερήσεις, οι χρόνοι αναμονής και η συμφόρηση των πτήσεων επηρεάζουν άμεσα την αποδοτικότητα των αεροδρομίων, την εμπειρία των επιβατών και κοστίζουν υπέρογκα χρήματα στις αεροπορικές εταιρείες [4].

Η ανάγκη για βελτιστοποίηση της διαχείρισης πτήσεων και συγκεκριμένα της ακολουθίας προσγειώσεων και απογειώσεων αυτών, προκειμένου να μειωθούν οι καθυστερήσεις και να αυξηθεί η διεκπεραιωτικότητα των αεροδρομίων, είναι ένα πρόβλημα που απασχολεί έντονα τόσο την αεροπορική βιομηχανία όσο και την επιστημονική κοινότητα. Η εύρεση αποτελεσματικών λύσεων βελτιώνει την αποδοτικότητα των αεροδρομίων, ενισχύει την ικανοποίηση των επιβατών και ελαττώνει τα κόστη στις αεροπορικές εταιρείες, μειώνοντας τους χρόνους αναμονής και βελτιώνοντας τη συνολική εμπειρία ταξιδιού.

1.1 Σκοπός και Αντικείμενο της Εργασίας

Ο στόχος αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη και εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης για τη διαχείριση ακολουθιών πτήσεων σε αεροδρόμια πολλών διαδρόμων. Ταυτόχρονα επιδιώκεται η σύγκριση και αξιολόγηση των υπαρχόντων γενετικών αλγορίθμων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, προκειμένου να καθοριστούν αυτοί που αποδίδουν καλύτερα στο συγκεκριμένο πρόβλημα. Η συνεχώς αυξανόμενη κίνηση στο αεροδρόμιο Ελευθέριος Βενιζέλος, το οποίο θα μελετηθεί, καθώς και η ανάγκη αποτελεσματικής διαχείρισης των πόρων του, καθιστούν την εύρεση βέλτιστων λύσεων για την ακολουθία των πτήσεων εξαιρετικά πολύπλοκη πρόκληση. Η εργασία αποσκοπεί στην αξιοποίηση και βελτιστοποίηση αυτών των προσεγγίσεων με κύριο στόχο τη μείωση των καθυστερήσεων, την ελαχιστοποίηση του χρόνου αδράνειας των διαδρόμων και την ενίσχυση της ευρωστίας των χρονοδιαγραμμάτων.

Διερευνάται το πώς οι υπάρχοντες γενετικοί αλγόριθμοι πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης μπορούν να προσαρμοστούν και να συγκριθούν, με βάση πολλαπλά κριτήρια και περιορισμούς που επιλέχθηκαν, αλλά και τους υπάρχοντες περιορισμούς ασφαλείας. Η διατήρηση συγκεκριμένων ορίων καθυστερήσεων για τις πτήσεις άφιξης και αναχώρησης και η αποφυγή μεγάλων μεταθέσεων στην ακολουθία των πτήσεων που χρησιμοποιούνται, εγγυόνται την ρεαλιστική προσέγγιση του ζητήματος.

Ο τελικός στόχος της βελτιστοποίησης είναι να επιτευχθεί ισορροπία μεταξύ της αποδοτικής λειτουργίας των αεροδρομίων και της δίκαιης διαχείρισης των πτήσεων, διασφαλίζοντας ότι καμία πτήση δεν επηρεάζεται δυσανάλογα πολύ σε σχέση με τις υπόλοιπες.

Η ορθολογική διαχείριση των πτήσεων, η βελτιστοποίηση της χρήσης των διαδρόμων και η ελαχιστοποίηση των καθυστερήσεων, καθιστά τη διαχείριση των αεροδρομίων πιο απαιτητική από ποτέ. Οι υπάρχοντες αλγόριθμοι πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης προσφέρουν σημαντικές λύσεις για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, προσαρμόζοντας τις μεθόδους τους στο πρόβλημα της ακολουθίας πτήσεων. Ωστόσο, η σύγκριση και αξιολόγηση της αποτελεσματικότητάς τους σε πραγματικά σενάρια λειτουργίας αεροδρομίων αποτελεί έναν κρίσιμο τομέα έρευνας.

Η ανάγκη για σύγκριση αυτών των αλγορίθμων προκύπτει από το γεγονός ότι οι διάφορες συνθήκες και περιορισμοί στα αεροδρόμια απαιτούν διαφορετικές προσεγγίσεις. Κάθε μέθοδος έχει τα δικά της πλεονεκτήματα και αδυναμίες, ανάλογα με τις παραμέτρους του προβλήματος. Η έρευνα αυτή επικεντρώνεται στην ανάλυση της απόδοσης αυτών των αλγορίθμων, ώστε να προσδιοριστεί η βέλτιστη προσέγγιση για την επίλυση του προβλήματος της ακολουθίας πτήσεων. Το κίνητρο της έρευνας προέρχεται από την ανάγκη βελτιστοποίησης των λειτουργιών των αεροδρομίων, επιδιώκοντας λύσεις που δεν είναι μόνο τεχνικά άριστες, αλλά και πρακτικά εφαρμόσιμες σε ρεαλιστική λειτουργία των αερολιμένων.

1.2 Δομή της Διπλωματικής Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία οργανώνεται σε έξι κεφάλαια:

Στο Κεφάλαιο 1 γίνεται εισαγωγή στο θέμα που μελετάται και παρουσιάζονται ο σκοπός και τα κίνητρα που κρίθηκε απαραίτητη αυτή η έρευνα, καθώς και η δομή της έρευνας.

Στο Κεφάλαιο 2 αναπτύσσεται το θεωρητικό υπόβαθρο που είναι απαραίτητο για την κατανόηση της παρούσας εργασίας. Αναλύονται βασικές έννοιες της θεωρίας της πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης και των γενετικών αλγορίθμων. Ταυτόχρονα παρουσιάζονται εφαρμογές της πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης με γενετικούς αλγορίθμους και γίνεται επισκόπηση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας γύρω από τέτοιους αλγορίθμους.

Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται αναλυτικά το πρόβλημα της ακολουθίας πτήσεων, με περιγραφή των κριτηρίων βελτιστοποίησης και των περιορισμών. Δίνεται μια περιγραφή, του αεροδρομίου Ελευθέριος Βενιζέλος, το οποίο θα μελετηθεί, του τρόπου λειτουργίας του και των κανονισμών ασφαλείας υπό τους οποίους λειτουργεί. Παρουσιάζονται τα δεδομένα που ανακτήθηκαν και χρησιμοποιούνται και γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση για την αντιμετώπιση του προβλήματος με τη χρήση γενετικών μονοκριτηριακών ή πολυκριτηριακών μεθόδων.

Στο Κεφάλαιο 4 περιγράφονται οι γενετικές δομές, οι γενετικοί τελεστές και οι εξελικτικοί πολυκριτηριακοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται. Δίνεται η μεθοδολογία με τη βοήθεια της οποίας γίνεται πρακτική εφαρμογή της λύσης του προβλήματος και παρουσιάζονται η πειραματική διαδικασία και το σχέδιο πειραμάτων.

Στο Κεφάλαιο 5 αναλύονται τα αποτελέσματα των πειραμάτων συγκρίνοντας την ικανότητα των αλγορίθμων να συγκλίνουν σε λύσεις και να βελτιώσουν τα κριτήρια της βελτιστοποίησης, σε διαφορετικές συνθήκες κίνησης. Συγκρίνονται επίσης οι γενετικοί τελεστές στην ικανότητα τους να πετύχουν το βέλτιστο αποτέλεσμα. Επιπλέον, παρουσιάζεται η λύση ενός συγκεκριμένου χρονοδιαγράμματος με σκοπό να γίνει πιο κατανοητό το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης.

Τέλος στο Κεφάλαιο 6 δίνονται τα συμπεράσματα της έρευνας, οι περιορισμοί που προέκυψαν, προτάσεις για μελλοντική βελτίωση του μοντέλου και η συνεισφορά της παρούσας εργασίας.

2 Θεωρητικό Υπόβαθρο / Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.1 Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση

Η Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση (Multi-Objective Optimization, MOO) αναφέρεται στη διαδικασία βελτιστοποίησης πολλαπλών, συχνά αντικρουόμενων, στόχων ταυτόχρονα. Σε ένα κλασικό πρόβλημα βελτιστοποίησης, το ζητούμενο είναι συνήθως ένα και μόνο κριτήριο, όπως η μείωση του κόστους ή η αύξηση της αποδοτικότητας. Παρ' όλα αυτά, σε πολλές ρεαλιστικές περιπτώσεις, υπάρχουν περισσότερα από ένα κριτήρια που πρέπει να εξεταστούν, τα οποία έρχονται πολλές φορές σε αντίθεση μεταξύ τους [6]. Η πολυκριτηριακή προσέγγιση επιτρέπει την εύρεση λύσεων που ισορροπούν αυτά τα ανταγωνιστικά κριτήρια, αντί να επικεντρώνεται αποκλειστικά στη βελτιστοποίηση ενός στόχου εις βάρος των άλλων.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα χρήσης της πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης εμφανίζεται στον τομέα της διαχείρισης μεταφορών (logistics) [7]. Στον συγκεκριμένο τομέα, οι επιχειρήσεις επιδιώκουν να βελτιώσουν την αποδοτικότητα των συστημάτων μεταφοράς, ενώ ταυτόχρονα επιζητούν τη μείωση του κόστους και του περιβαλλοντικού αποτυπώματος, όπως για παράδειγμα των εκπομπών αερίων που συμβάλλουν στο φαινόμενο του θερμοκηπίου.

Για παράδειγμα, μια επιχείρηση μπορεί να πρέπει να βρει την πιο κατάλληλη λύση για τη μεταφορά προϊόντων, με στόχο τη μείωση της κατανάλωσης καυσίμων, μειώνοντας έτσι τόσο το κόστος όσο και τις περιβαλλοντικές επιπτώσεις. Παράλληλα, θα πρέπει να αξιοποιήσει όσο το δυνατόν καλύτερα τα οχήματα της, για να αυξήσει την αποδοτικότητα, ενώ θα πρέπει να μειώσει και τον χρόνο παράδοσης για να εξασφαλίσει καλύτερη εξυπηρέτηση των πελατών, ωστόσο αυτοί οι στόχοι έρχονται σε αντίθεση μεταξύ τους. Για παράδειγμα, η μείωση του αριθμού των οχημάτων μπορεί να περιορίσει την κατανάλωση καυσίμου, αλλά να αυξήσει τον χρόνο παράδοσης.

Με την εφαρμογή μεθόδων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, οι υπεύθυνοι σε μια εταιρεία logistics μπορούν να αξιολογήσουν ένα σύνολο βέλτιστων λύσεων, που αποκαλείται μέτωπο Pareto (Pareto-front). Σε αυτήν τη διαδικασία, η βελτίωση ενός στόχου, όπως η γρήγορη παράδοση, μπορεί να επιδεινώσει κάποιον άλλο, όπως η κατανάλωση καυσίμου. Αυτό δίνει τη δυνατότητα στους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων να επιλέξουν τη βέλτιστη λύση συμβιβασμού με βάση τις προτεραιότητες της επιχείρησής τους.

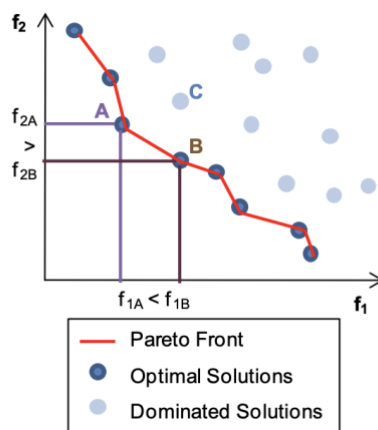
Αυτό το παράδειγμα υπογραμμίζει τη σημαντικότητα της πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης σε σύνθετα συστήματα όπως τα logistics, όπου πρέπει να επιτευχθεί ισορροπία μεταξύ διαφόρων κριτηρίων για την επίτευξη του βέλτιστου συνολικού αποτελέσματος. Είναι λοιπόν αντιληπτό πως η πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση μπορεί να βρει εφαρμογή σε πολλούς κλάδους, όπως η μηχανική, η ενέργεια και οι βιομηχανικές διεργασίες, όπου οι αποφάσεις πρέπει να λαμβάνονται με βάση πολλαπλά αντικρουόμενα κριτήρια [8]. Αντιμετωπίζοντας τις προκλήσεις της εξισορρόπησης διαφορετικών κριτηρίων, η πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση έχει αποδειχθεί εξαιρετικά αποδοτική σε αυτά τα πολύπλοκα περιβάλλοντα.

2.1.1 Το Μέτωπο Pareto και οι Μη Κυριαρχούμενες Λύσεις

Στην πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση, οι λύσεις που δεν υστερούν σε σχέση με άλλες αναφέρονται ως μη κυριαρχούμενες (non-dominated solutions). Μια λύση A υπερέχει της λύσης B όταν είναι καλύτερη σε όλα τα κριτήρια βελτιστοποίησης ή ισοδύναμη σε κάποια, ενώ υπερέχει τουλάχιστον σε ένα από αυτά. Το σύνολο αυτών των μη κυριαρχούμενων λύσεων σχηματίζει αυτό που ονομάζουμε μέτωπο Pareto (Pareto front) [9].

Το μέτωπο Pareto περιλαμβάνει όλες τις βέλτιστες λύσεις που μπορούν να επιτευχθούν σε ένα πρόβλημα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης. Καμία από αυτές τις λύσεις δεν μπορεί να βελτιωθεί σε ένα κριτήριο χωρίς να επηρεαστεί αρνητικά κάποιο άλλο. Έτσι οι υπεύθυνοι για τη λήψη των αποφάσεων μπορούν να επιλέξουν την πιο κατάλληλη λύση από το μέτωπο Pareto με βάση τις προτεραιότητές τους.

Στο παρακάτω γράφημα (Εικόνα 1), παρουσιάζεται μια γραφική αναπαράσταση που δείχνει πώς συγκρίνονται οι βέλτιστες και μη βέλτιστες λύσεις σε ένα πρόβλημα με δύο κριτήρια. Η κόκκινη καμπύλη αντιπροσωπεύει το μέτωπο Pareto, το οποίο αποτελείται από το σύνολο των βέλτιστων λύσεων. Κάθε σημείο πάνω στην καμπύλη αυτή αντιστοιχεί σε μια βέλτιστη λύση. Αντίθετα, τα σημεία που βρίσκονται εκτός του μετώπου Pareto και αποτελούν τις κυριαρχούμενες λύσεις, είναι χειρότερα σε τουλάχιστον ένα κριτήριο σε σχέση με τις λύσεις που βρίσκονται πάνω στην καμπύλη [9]. Σημεία όπως το A και το B ανήκουν στο μέτωπο Pareto και αντιπροσωπεύουν λύσεις που αν βελτιωθούν σε ένα από αυτά τα κριτήρια θα επιφέρουν χειρότερηση του άλλου. Το σημείο C είναι κυριαρχούμενο και δεν ανήκει στο μέτωπο, καθώς μπορεί να βελτιωθεί και στα δύο κριτήρια, f_1 και f_2 .



Εικόνα 1: Μέτωπο Pareto για πρόβλημα δυο κριτηρίων [9]

Για παράδειγμα, σε μια εταιρεία logistics, το μέτωπο Pareto περιλαμβάνει λύσεις όπου η βελτίωση της ταχύτητας παράδοσης μπορεί να επιτευχθεί μόνο με την αύξηση της κατανάλωσης καυσίμου ή το αντίστροφο. Οι υπεύθυνοι αυτής της εταιρείας για τη λήψη των αποφάσεων θα χρειαστεί να επιλέξουν τη συμβιβαστική λύση που ανταποκρίνεται καλύτερα στις ανάγκες και τους στόχους τους.

2.1.2 Περιορισμοί στα Προβλήματα Πολυκριτηριακής Βελτιστοποίησης

Ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά των πολυκριτηριακών προβλημάτων βελτιστοποίησης είναι η ύπαρξη περιορισμών που θέτουν τα όρια εντός των οποίων πρέπει να αναζητηθούν οι βέλτιστες λύσεις. Αυτοί οι περιορισμοί μπορεί να αφορούν φυσικούς περιορισμούς, όπως τα όρια των μεταβλητών του προβλήματος, ή λειτουργικούς παράγοντες, όπως χρονικοί περιορισμοί. Στα logistics για παράδειγμα, οι περιορισμοί καθορίζουν τη βέλτιστη διαχείριση αποθεμάτων και αποστολών, οι περιορισμοί χωρητικότητας καθορίζουν τον μέγιστο αριθμό προϊόντων που μπορούν να αποθηκευτούν, οι χρονικοί περιορισμοί επιβάλλουν ότι οι παραδόσεις γίνονται εντός συγκεκριμένων προθεσμιών, ενώ οι περιορισμοί κόστους διασφαλίζουν ότι το κόστος μεταφοράς δεν υπερβαίνει τον προϋπολογισμό. Η σωστή διαχείριση των περιορισμών είναι σημαντική στη διαδικασία βελτιστοποίησης, διασφαλίζοντας

ότι οι λύσεις είναι εφαρμόσιμες και ρεαλιστικές. Συχνά, οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης εφαρμόζουν τεχνικές όπως οι συναρτήσεις ποινής για να αποθαρρύνουν λύσεις που δεν πληρούν τους περιορισμούς ή δίνουν προτεραιότητα σε λύσεις που συμμορφώνονται πλήρως με αυτούς [10]. Αυτή η διαδικασία είναι κρίσιμη για την επιτυχή λειτουργία των πολυκριτηριακών αλγορίθμων βελτιστοποίησης.

2.1.3 Μεθοδολογίες Πολυκριτηριακής Βελτιστοποίησης

Υπάρχουν διαφορετικές προσεγγίσεις για την επίλυση προβλημάτων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, οι οποίες μπορούν να διαχωριστούν σε ακριβείς, ευριστικές και μεθόδους μετατροπής τους σε μονοκριτηριακά.

1. **Ακριβείς Μέθοδοι:** Αυτές οι τεχνικές προσπαθούν να βρουν την ιδανική λύση μέσω εξαντλητικής αναζήτησης στον χώρο των πιθανών λύσεων [11]. Για προβλήματα μικρής κλίμακας, οι ακριβείς μέθοδοι μπορούν να παράγουν το πραγματικό μέτωπο Pareto. Ωστόσο, σε μεγαλύτερα ή πιο περίπλοκα προβλήματα, η εφαρμογή τους μπορεί να είναι εξαιρετικά χρονοβόρα και να απαιτεί μεγάλη υπολογιστική ισχύ.
2. **Ευριστικές Μέθοδοι:** Σε αυτήν την κατηγορία ανήκουν μέθοδοι όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic Algorithms) [12] και άλλες μετα-ευριστικές προσεγγίσεις, όπως η προσομοιωμένη ανάταξη (Simulated Annealing) [13] και η βελτιστοποίηση με αποικίες μελισσών (Bee Colony Optimization) [14]. Αν και δεν εγγυώνται την εύρεση της παγκόσμιας βέλτιστης λύσης, προσφέρουν καλές προσεγγίσεις μέσα σε λογικά χρονικά πλαίσια, καθιστώντας τις ιδανικές για πολύπλοκα προβλήματα μεγάλης κλίμακας.
3. **Μέθοδοι Μετατροπής σε Μονοκριτηριακά:** Οι μέθοδοι αυτοί συνδυάζουν τους στόχους της βελτιστοποίησης σε μια συνάρτηση στόχο. Είναι πολύ χρήσιμες σε περιπτώσεις που απαιτείται ένας μόνο δείκτης για την επιλογή λύσης. Κάποιες από αυτές χειρίζονται τα κριτήρια με κάποιο σταθμισμένο άθροισμα (Weighted Sum) άλλες μετατρέπουν όλα τα κριτήρια εκτός από ένα σε περιορισμούς (epsilon constraint, elastic constraint) και άλλες χρησιμοποιούν σημεία αναφοράς (Weighted Tchebycheff, Augmented Weighted Tchebycheff, Weight Goal Programming). Προσφέρουν ευελιξία και απλοποίηση του προβλήματος και της διαχείρισης περιορισμών, όμως είναι ευαίσθητες στην επιλογή βαρών και μπορεί να εμφανίσουν μη ισορροπημένες λύσεις [15].

2.1.4 Προκλήσεις στην Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση

Αν και η πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση προσφέρει σημαντικά οφέλη, υπάρχουν αρκετές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν:

1. **Υπολογιστική Πολυπλοκότητα:** Τα προβλήματα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης συνήθως περιλαμβάνουν μεγάλο αριθμό λύσεων και κριτηρίων, γεγονός που απαιτεί υψηλή υπολογιστική ισχύ για την εύρεση των βέλτιστων λύσεων [16]. Η χρήση ευριστικών μεθόδων μπορεί να βοηθήσει στην αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης.
2. **Πολυπλοκότητα στην Ερμηνεία των Λύσεων:** Σε προβλήματα με περισσότερα από δύο κριτήρια, η γραφική αναπαράσταση του μετώπου Pareto γίνεται δύσκολη. Οι λύσεις ενδέχεται να είναι περίπλοκες και απαιτούν προσεκτική ανάλυση, ειδικά όταν οι σχέσεις μεταξύ των κριτηρίων δεν είναι προφανείς.
3. **Δυσκολία στη Λήψη Αποφάσεων:** Η ύπαρξη πολλαπλών αντικρουόμενων κριτηρίων μπορεί να δυσκολεύει τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Οι λύσεις στο μέτωπο Pareto είναι

ισοδύναμες σε σχέση με τα κριτήρια και η τελική επιλογή εξαρτάται από τις προτιμήσεις του χρήστη.

2.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms - GA) είναι μια κατηγορία αλγορίθμων βελτιστοποίησης που εμπνέονται από τη φυσική εξέλιξη και τη θεωρία της φυσικής επιλογής, όπως διατυπώθηκε από τον Κάρολο Δαρβίνο. Στο φυσικό περιβάλλον, τα είδη τείνουν να εξαφανίζονται όταν δεν μπορούν να προσαρμοστούν ή είναι λιγότερο ανθεκτικά. Από την άλλη πλευρά, αυτά με ισχυρά χαρακτηριστικά έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες να διαβιώσουν το γενετικό τους υλικό. Με την πάροδο του χρόνου, οι οργανισμοί με τα πιο κατάλληλα χαρακτηριστικά επικρατούν. Αν και αυτή η εξελικτική διαδικασία είναι συνήθως αργή, γονιδιακές μεταλλάξεις μπορούν να επιφέρουν διαφοροποιήσεις που μερικές φορές οδηγούν στην ανάπτυξη νέων ειδών. Όταν αυτές οι μεταλλάξεις είναι ευνοϊκές, ενισχύουν την επιβίωση των οργανισμών, ενώ εκείνες που δεν προσφέρουν πλεονέκτημα απορρίπτονται μέσω φυσικής επιλογής [17]. Οι γενετικοί αλγόριθμοι πρωτοεμφανίστηκαν τη δεκαετία του 1960 από τον John Holland [18] και έκτοτε έχουν εξελιχθεί σε ισχυρές ευριστικές μεθόδους για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων βελτιστοποίησης [19].

2.2.1 Ορισμός και βασικές έννοιες των Γενετικών Αλγορίθμων

Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στην κατηγορία των αλγορίθμων βελτιστοποίησης που χρησιμοποιούν τεχνικές εμπνευσμένες από τις βιολογικές διεργασίες της αναπαραγωγής και της εξέλιξης. Αντί να αναζητούν την καλύτερη λύση μέσω σταδιακής βελτίωσης, παράγουν διαδοχικές γενιές λύσεων, οι οποίες τροποποιούνται μέσω τελεστών όπως η διασταύρωση, η μετάλλαξη και η επιλογή [18]. Μέσα από αυτή τη διαδικασία, οι πιο επιτυχημένες λύσεις "αναπαράγονται" και δημιουργούν νέες βελτιωμένες εκδοχές τους.

Χρωμόσωμα

Στους γενετικούς αλγορίθμους, το χρωμόσωμα είναι μια συμβολική αναπαράσταση μιας πιθανής λύσης. Όπως στο βιολογικό σύστημα τα χρωμοσώματα περιέχουν γονίδια, έτσι και στους γενετικούς αλγορίθμους το χρωμόσωμα είναι μια αναπαράσταση της λύσης, η οποία αποτελείται από διάφορα στοιχεία, που συνήθως αναφέρονται ως γονίδια. Ανάλογα με το πρόβλημα, το χρωμόσωμα μπορεί να είναι μια ακολουθία δυαδικών, ακεραίων ή πραγματικών αριθμών, ή άλλων μορφών δεδομένων.

Πληθυσμός

Ο πληθυσμός είναι ένα σύνολο χρωμοσωμάτων, δηλαδή μια ομάδα πιθανών λύσεων. Κάθε γενιά περιλαμβάνει πληθυσμούς που υπόκεινται σε γενετικές τροποποιήσεις μέσω των τελεστών [20]. Οι πληθυσμοί εξελίσσονται με την πάροδο του χρόνου και βελτιώνονται μέσω της φυσικής επιλογής. Σε κάθε γενιά, τα χρωμοσώματα αξιολογούνται με βάση μια συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function), η οποία καθορίζει πόσο καλή είναι η λύση που αναπαριστά το κάθε χρωμόσωμα.

2.2.2 Γενετικοί Τελεστές

Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούν ένα σύνολο γενετικών τελεστών εμπνευσμένους από την φυσική εξέλιξη οι οποίοι συντελούν στην εξέλιξη των λύσεων προς την εύρεση της βέλτιστης και στην ποικιλομορφία τους. Οι τελεστές αυτοί είναι η επιλογή, η διασταύρωση και η μετάλλαξη.

1. Επιλογή (Selection)

Ο τελεστής της επιλογής ουσιαστικά αποτελεί την έννοια της φυσικής επιλογής, εμπνευσμένη από τη θεωρία της εξέλιξης του Δαρβίνου. Στους γενετικούς αλγορίθμους δίνεται προτεραιότητα κατά τη διαδικασία της επιλογής στα πιο κατάλληλα άτομα, δηλαδή εκείνα που παρουσιάζουν καλύτερη επίδοση βάσει της συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function). Η επιλογή έχει σκοπό να διατηρηθούν τα καλύτερα χαρακτηριστικά του πληθυσμού των λύσεων στην επόμενη γενιά και αποτελεί κρίσιμο βήμα στην επίτευξη βελτίωσης. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι επιλογής, όπως η επιλογή με τη μέθοδο τουρνουά (tournament selection), η επιλογή ρουλέτας (roulette wheel selection) και η τυχαία επιλογή (random selection) οι οποίες χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν ποιες λύσεις θα συνεχίσουν στη διαδικασία εξέλιξης.

2. Διασταύρωση (Crossover)

Η διασταύρωση είναι η διαδικασία με την οποία δυο λύσεις “γονείς” συνδυάζονται για να δημιουργήσουν μια ή περισσότερες λύσεις “απογόνους”. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει τον ανασυνδυασμό δυο διαφορετικών λύσεων και συμβάλλει στη δημιουργία νέων. Με αυτόν τον τρόπο η διασταύρωση προωθεί τη διερεύνηση του χώρου σχεδίασης (design space) μέσω της ανταλλαγής πληροφοριών από μια ποικιλία λύσεων. Υπάρχουν διάφοροι τύποι διασταύρωσης, όπως η μονοσημειακή διασταύρωση (single-point crossover), όπου ένα τυχαίο σημείο στο χρωμόσωμα επιλέγεται για την ανταλλαγή γενετικού υλικού μεταξύ των γονέων.

3. Μετάλλαξη (Mutation)

Η μετάλλαξη είναι μια διαδικασία κατά την οποία ένα ή περισσότερα γονίδια μιας λύσης τροποποιούνται με τυχαίο τρόπο. Αυτή η διαδικασία προσφέρει ποικιλομορφία στον πληθυσμό [18], επιτρέποντας στον αλγόριθμο να ξεφύγει από τοπικές βέλτιστες λύσεις. Συνεπώς, η μετάλλαξη παίζει έναν κρίσιμο ρόλο στην εξερεύνηση του χώρου σχεδίασης, εισάγοντας τυχαιότητα και διασφαλίζοντας ότι ο αλγόριθμος εξετάζει νέες περιοχές του χώρου λύσεων. Με αυτόν τον τρόπο, αποφεύγεται η συγκέντρωση των λύσεων σε περιορισμένα σημεία και ενισχύεται η πιθανότητα εύρεσης της βέλτιστης λύσης.

2.2.3 Παράδειγμα Εφαρμογής Γενετικών Αλγορίθμων

Το Πρόβλημα του Σακιδίου (Knapsack Problem)

Ορίζεται ένα σακίδιο με συγκεκριμένη χωρητικότητα και ένα σύνολο αντικειμένων, που το καθένα έχει συγκεκριμένο βάρος και αξία. Σκοπός είναι να επιλεγεί ένα υποσύνολο των αντικειμένων που θα τοποθετηθούν στο σακίδιο έτσι ώστε να μεγιστοποιηθεί η συνολική αξία αυτών χωρίς να ξεπεραστεί η χωρητικότητα του σακιδίου.

Βήματα του γενετικού αλγορίθμου:

1. Αναπαράσταση - Χρωμοσώματα: Κάθε λύση αναπαρίσταται ως ένα χρωμόσωμα, το οποίο είναι μια δυαδική ακολουθία, όπου το “1” σημαίνει ότι το αντικείμενο επιλέγεται και το “0” ότι δεν επιλέγεται και έχει μήκος όσο το όλα τα διαθέσιμα αντικείμενα που υπάρχουν.
2. Αρχικός πληθυσμός: Δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός λύσεων (χρωμοσωμάτων), όπου κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε μια πιθανή επιλογή αντικειμένων.

3. Συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function): Υπολογίζεται η συνάρτηση καταλληλότητας κάθε λύσης με βάση τη συνολική αξία των επιλεγμένων αντικειμένων, λαμβάνοντας υπόψη τον περιορισμό της χωρητικότητας.
4. Επιλογή: Χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός επιλογής, όπως η μέθοδος της ρουλέτας, για να επιλέγονται τα πιο κατάλληλα χρωμοσώματα, τα οποία θα συμμετάσχουν στην επόμενη γενιά.
5. Διασταύρωση και μετάλλαξη: Οι επιλεγμένες λύσεις υποβάλλονται σε διασταύρωση για να δημιουργηθούν νέες λύσεις (απόγονοι), ενώ εφαρμόζεται και μετάλλαξη σε ορισμένα γονίδια για να εισαχθεί ποικιλομορφία στον πληθυσμό.
6. Επανάληψη: Η διαδικασία συνεχίζεται για πολλές γενιές, μέχρι να βρεθεί μια λύση που να πληροί τις προδιαγραφές ή να φτάσει σε ένα αποδεκτό επίπεδο.

Εξέλιξη των Γενετικών Αλγορίθμων

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν αναπτυχθεί από τα έργα του John Holland τη δεκαετία του 1960 και έχουν εξελιχθεί έκτοτε. Ένας από τους πιο σημαντικούς ερευνητές στον τομέα αυτό και μαθητής του Holland είναι ο David E. Goldberg, ο οποίος, μέσω του έργου του, επέκτεινε τη χρήση των γενετικών αλγορίθμων σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Οι σύγχρονες εφαρμογές των γενετικών αλγορίθμων επεκτείνονται σε διάφορους τομείς, από τη βιομηχανία μέχρι την τεχνητή νοημοσύνη και χρησιμοποιούνται σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας, όπου οι παραδοσιακές μέθοδοι βελτιστοποίησης αποτυγχάνουν να βρουν λύσεις σε εύλογο χρόνο.

2.3 Γενετικοί Αλγόριθμοι σε Πολυκριτηριακά Προβλήματα

Κατά την αντιμετώπιση σύνθετων πολυκριτηριακών προβλημάτων, όπου πρέπει να ληφθούν υπόψη αντικρουόμενα κριτήρια βελτιστοποίησης, η ταυτόχρονη βελτίωση κάθε κριτηρίου γίνεται αρκετά πιο δύσκολη. Αυτή η πολυπλοκότητα είναι χαρακτηριστική σε πολλές πρακτικές εφαρμογές, ειδικά στον τομέα της μηχανικής, όπου απαιτείται μείωση κόστους, βελτίωση απόδοσης και ενίσχυση της αξιοπιστίας ταυτόχρονα. Παρά τις δυσκολίες που παρουσιάζουν, τέτοιου είδους προβλήματα αποτελούν ρεαλιστικές προκλήσεις για τον κλάδο. Σε αυτό το πλαίσιο, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι έχουν αποδειχθεί μια ιδιαίτερα αποτελεσματική ευριστική μέθοδος. Η ευελιξία τους επιτρέπει την προσαρμογή σε πολυκριτηριακά προβλήματα, χρησιμοποιώντας εξειδικευμένες αντικειμενικές συναρτήσεις και τεχνικές που προάγουν την ποικιλομορφία των λύσεων. Αυτή η προσαρμοστικότητα καθιστά τους γενετικούς αλγόριθμους εξαιρετικά χρήσιμους για την επίλυση πολυκριτηριακών προβλημάτων βελτιστοποίησης με αντικρουόμενα κριτήρια [17].

Ένα παράδειγμα εφαρμογής γενετικών αλγορίθμων σε πολυκριτηριακά προβλήματα είναι στον σχεδιασμό ενεργειακά αποδοτικών κτιρίων όπου οι αντικρουόμενοι στόχοι σχετίζονται με την ενεργειακή απόδοση του κτιρίου και το κόστος του κύκλου ζωής του [21]. Επιπλέον, κλασικό πρόβλημα είναι η βελτιστοποίηση δρομολόγησης οχημάτων που έχει σαν στόχο την ελαχιστοποίηση του αριθμού των οχημάτων και της συνολικής απόστασης που αυτά διανύουν [22]. Σε τέτοιες περιπτώσεις, οι γενετικοί αλγόριθμοι βοηθούν στην εύρεση συνόλου λύσεων που πλησιάζουν το μέτωπο Pareto, αποτελούμενες από μη κυριαρχούμενες λύσεις που ισορροπούν τις απαιτήσεις του προβλήματος.

Σε πολυκριτηριακά προβλήματα, δύο βασικά ζητήματα είναι η σύγκλιση και η ποικιλομορφία. Η σύγκλιση αναφέρεται στην ικανότητα του αλγορίθμου να φέρει τις λύσεις κοντά στο πραγματικό μέτωπο Pareto [23]. Όσο περισσότερο πλησιάζουν οι λύσεις στο μέτωπο, τόσο καλύτερη θεωρείται η απόδοση του αλγορίθμου, καθώς δείχνει ότι ο αλγόριθμος εντοπίζει συμβιβαστικές λύσεις για τα

αντικρουόμενα κριτήρια. Η ποικιλότητα, από την άλλη, αφορά τη διατήρηση μιας ευρείας ποικιλίας λύσεων. Είναι ζωτικής σημασίας, καθώς οι λύσεις πρέπει να καλύπτουν ένα μεγάλο εύρος του μετώπου Pareto και όχι να συγκεντρώνονται σε μια περιορισμένη περιοχή. Οι αλγόριθμοι που δεν διατηρούν ποικιλία συχνά αποτυγχάνουν να αντικατοπτρίσουν πλήρως τις διαφορετικές ανάγκες του χρήστη.

2.3.1 Γενετικοί Αλγόριθμοι για Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση

Έχουν αναπτυχθεί ειδικά προσαρμοσμένοι γενετικοί αλγόριθμοι, που χρησιμοποιούνται ευρέως για πολυκριτηριακά προβλήματα. Αυτοί οι αλγόριθμοι εφαρμόζουν συγκεκριμένες στρατηγικές για τη διατήρηση της ποικιλότητας των λύσεων και την προσέγγιση αν όχι εύρεση του μετώπου Pareto.

Ο **NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II)** [12] είναι ένας από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης και αποτελεί εξέλιξη του αρχικού **NSGA** [24] μειώνοντας κατά πολύ την πολυπλοκότητα του. Χρησιμοποιεί μια μέθοδο διαχωρισμού λύσεων σε επίπεδα μη κυριαρχούμενων λύσεων (non-dominated sorting) και έναν δείκτη απόστασης μεταξύ των λύσεων (crowding distance) για να διατηρεί την ποικιλία στο μέτωπο Pareto. Η αποδοτική διαχείριση της σύγκλισης και της ποικιλότητας έχει συντελέσει στο να γίνει πολύ δημοφιλής.

Ο **SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2)** [25], που αποτελεί βελτιωμένη έκδοση του SPEA, χρησιμοποιεί μια εξελιγμένη τεχνική εκτίμησης της καταλληλότητας των λύσεων, λαμβάνοντας υπόψη για κάθε λύση τόσο τον αριθμό των λύσεων που κυριαρχεί όσο και αυτών από τις οποίες κυριαρχείται. Επίσης, χρησιμοποιεί μια εκτίμηση της πυκνότητας των λύσεων για να διατηρεί ποικιλία σε αυτές και σε ένα εξωτερικό αρχείο αποθηκεύει τις καλύτερες μη κυριαρχούμενες λύσεις.

Ο **IBEA (Indicator-Based Evolutionary Algorithm)** [26] εισάγει μια νέα προσέγγιση στην πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση χρησιμοποιώντας δείκτες ποιότητας για να καθορίσει την καταλληλότητα των λύσεων. Αντί να βασίζεται στο μέτωπο Pareto, ο IBEA χρησιμοποιεί δείκτες ποιότητας για να συγκρίνει λύσεις. Αυτό επιτρέπει μια πιο ευέλικτη και προσαρμόσιμη προσέγγιση στην βελτιστοποίηση, καθώς διαφορετικοί δείκτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν ανάλογα με τις απαιτήσεις του προβλήματος.

Ο **PESA-II (Pareto Envelope-based Selection Algorithm II)** [27] χρησιμοποιεί μια προσέγγιση βασισμένη σε υπερκύβους για την επιλογή και την αντικατάσταση των λύσεων. Αντί να εστιάζει στις λύσεις, ο PESA-II επικεντρώνεται στους υπερκύβους στο χώρο των κριτηρίων. Αυτό βοηθά στη διατήρηση της ποικιλομορφίας και στην ομοιόμορφη κατανομή των λύσεων κατά μήκος του μετώπου Pareto. Ο αλγόριθμος είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός σε προβλήματα με πολλούς στόχους.

Μια από τις πιο διαδεδομένες επεκτάσεις του NSGA-II είναι ο **NSGA-III** [28] ο οποίος έχει σχεδιαστεί για να διαχειρίζεται καλύτερα προβλήματα με περισσότερα από τρία κριτήρια. Εισάγει την έννοια των κατευθυντήριων αναφορών (reference directions), που είναι ένας μηχανισμός που χρησιμοποιείται για να κατευθύνει τη διαδικασία βελτιστοποίησης σε περιοχές του μετώπου Pareto για να διασφαλίζεται η ομοιόμορφη κατανομή των λύσεων και επιτρέπει τη διατήρηση ποικιλίας λύσεων σε χώρους πολλών διαστάσεων.

Οι **R-NSGA-II** [29], **R-NSGA-III** [30] και **U-NSGA-III** [31] είναι παραλλαγές των κλασικών αλγορίθμων NSGA-II και NSGA-III. Αυτές οι παραλλαγές μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα που απαιτούν ειδικές τεχνικές προσαρμογής. Οι δυο πρώτοι (R - Reference Point Based) χρησιμοποιούν συγκεκριμένα σημεία αναφοράς, τιθέμενα από το χρήστη, ώστε να εστιάσουν σε περιοχές του μετώπου Pareto που είναι πιο κοντά στις προτιμήσεις του και να βελτιώσουν την εξερεύνηση των λύσεων γύρω από αυτά τα σημεία. Ο U-NSGA-III (U – Uncrowded) στοχεύει στην ομοιόμορφη κατανομή των λύσεων αποφεύγοντας τη συγκέντρωση αυτών σε συγκεκριμένες περιοχές του μετώπου Pareto. Όλες

αυτές οι παραλλαγές έχουν εξελιχθεί για την αποτελεσματική αντιμετώπιση προβλημάτων με πολλούς στόχους, όπου οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι μπορεί να μην έχουν καλή απόδοση.

Μία ακόμη καλή προσέγγιση χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος **MOEA/D (Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition)** [32], που παρόμοια με τον NSGA-III χρησιμοποιεί reference directions, διασπά το πολυκριτηριακό πρόβλημα σε μονοκριτηριακά προβλήματα που επιλύονται παράλληλα και έχει μειωμένη πολυπλοκότητα συγκριτικά με τον NSGA-II. Κάθε υποπρόβλημα διαχειρίζεται μια ομάδα λύσεων και η πληροφορία που προκύπτει διαμοιράζεται μεταξύ των υποπροβλημάτων για τη βελτίωση των λύσεων.

Ο **SMS-EMOA (S-Metric Selection Evolutionary Multi-Objective Algorithm)** [33] βελτιστοποιεί τον δείκτη hypervolume, που είναι ένας από τους σημαντικότερους δείκτες μέτρησης της απόδοσης ενός συνόλου λύσεων. Με αυτή τη μετρική διασφαλίζει καλή κάλυψη του μετώπου Pareto σε προβλήματα πολλών κριτηρίων.

Ο **RVEA (Reference Vector Guided Evolutionary Algorithm)** [34], παρομοίως με τους NSGA-III και MOEA/D χρησιμοποιεί διανύσματα αναφοράς (reference vectors) για την καθοδήγηση της αναζήτησης στον πολυκριτηριακό χώρο, επιτρέποντας τη δημιουργία μιας ομοιόμορφης κατανομής λύσεων κατά μήκος του μετώπου Pareto. Ο αλγόριθμος αυτός επιτρέπει την εξερεύνηση του μετώπου Pareto ακόμα και σε προβλήματα με υψηλή πολυπλοκότητα.

Ο **AGE-MOEA (Adaptive Geometric Evolutionary Multi-objective Algorithm)** [35] εστιάζει στην επίτευξη καλύτερης ισορροπίας μεταξύ σύγκλισης και ποικιλίας με τη χρήση γεωμετρικών τεχνικών προσαρμογής. Ο αλγόριθμος προσαρμόζει την αναζήτηση λύσεων, αξιοποιώντας την πληροφορία από τη γεωμετρία του μετώπου Pareto.

Τέλος ο **C-TAEA (Cluster-based Two-Archive Evolutionary Algorithm)** [36] χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της απόδοσης πολυκριτηριακών αλγορίθμων. Συγκεκριμένα, ο C-TAEA χρησιμοποιεί δύο αρχεία (archives) λύσεων για να ισορροπήσει τη σύγκλιση προς το μέτωπο Pareto και την ποικιλομορφία των λύσεων. Επίσης, χρησιμοποιεί τεχνικές clustering για να βελτιώσει την κατανομή των λύσεων στο μέτωπο Pareto.

2.3.2 Εφαρμογές των Γενετικών Αλγορίθμων στην Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν βρει ευρεία εφαρμογή στην επίλυση πολυκριτηριακών προβλημάτων σε πολλούς τομείς. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η βελτιστοποίηση του χρονοπρογραμματισμού πτήσεων σε αεροδρόμια, με στόχο τη μείωση των καθυστερήσεων, τη μείωση της κατανάλωσης καυσίμου και την αύξηση της ικανοποίησης των επιβατών. Ένα άλλο παράδειγμα εφαρμογής αφορά τη βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης σε βιομηχανικές διαδικασίες [37], όπου οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την εξισορρόπηση της κατανάλωσης ενέργειας, της παραγωγικότητας και της αξιοπιστίας του συστήματος. Στον τομέα της υγείας, οι αλγόριθμοι αυτοί αξιοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της κατανομής πόρων σε νοσοκομεία [38], βοηθώντας στην καλύτερη διαχείριση του προσωπικού και των υλικών με βάση τα κριτήρια κόστους και ποιότητας των παρεχόμενων υπηρεσιών. Αυτές οι εφαρμογές, καθώς και πολλές άλλες, αποδεικνύουν τη μεγάλη αποτελεσματικότητα των γενετικών αλγορίθμων στην επίλυση προβλημάτων που περιλαμβάνουν πολλαπλά και αντικρουόμενα κριτήρια.

3 Περιγραφή του Προβλήματος και των Δεδομένων

Η αυξανόμενη κίνηση στα αεροδρόμια παγκοσμίως, τόσο όσον αφορά τους επιβάτες όσο και τη μεταφορά εμπορευμάτων, έχει προκαλέσει σοβαρά προβλήματα καθυστερήσεων και δυσκολίες στη διαχείριση των πτήσεων [39]. Η ζήτηση για ταχύτερες και πιο αποδοτικές αεροπορικές μεταφορές, σε συνδυασμό με το υψηλό κόστος ανάπτυξης νέων υποδομών, όπως διαδρόμων και αεροδρομιακών εγκαταστάσεων, έχει στρέψει το ενδιαφέρον προς λύσεις που εστιάζουν στη βέλτιστη διαχείριση των ήδη διαθέσιμων πόρων [40]. Έτσι, τα αεροδρόμια καλούνται να εφαρμόσουν στρατηγικές και μεθόδους που βελτιώνουν την αξιοποίηση των υπαρχόντων διαδρόμων και συστημάτων πτήσεων, με στόχο τη μείωση των καθυστερήσεων και την αύξηση της συνολικής αποδοτικότητας [4].

Αυτή η ανάγκη έχει αποτελέσει αντικείμενο εκτεταμένης έρευνας σε ζητήματα όπως η βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων [41], η βέλτιστη ανάθεση πύλης [42], η στρατηγική ανάθεση των εναέριων τομέων [43], οι χειρισμοί επίλυσης συγκρούσεων [44] και άλλες διαδικασίες των αερογραμμών και των αεροδρομίων. Ορισμένες μελέτες έχουν διερευνήσει τη χρήση γενετικών αλγορίθμων και άλλων ευριστικών μεθόδων για την αντιμετώπιση των πολυπλοκοτήτων που προκύπτουν από τις αντικρουόμενες ανάγκες αυτών των διαδικασιών. Αυτές οι προσεγγίσεις αποτέλεσαν το σημείο εκκίνησης για την παρούσα διπλωματική εργασία, η οποία επικεντρώνεται στην πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων σε συστήματα πολλαπλών διαδρόμων με χρήση γενετικών αλγορίθμων, με σκοπό την αποδοτικότερη διαχείριση των αεροπορικών πόρων.

3.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η βελτιστοποίηση ακολουθιών πτήσεων σε αεροδρόμια με τη βοήθεια γενετικών αλγορίθμων έχει μελετηθεί αρκετά στη βιβλιογραφία, τόσο μέσα από προσεγγίσεις μονοκριτηριακής όσο και πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης των αεροδρομίων. Ορισμένες μελέτες επικεντρώθηκαν σε απλουστευμένα σενάρια με έναν μόνο αεροδιάδρομο [45] ή λύνοντας το πρόβλημα για τις προσγειώσεις μόνο [46]. Ωστόσο, η έρευνα εξελίχθηκε, ενσωματώνοντας παραπάνω αεροδιάδρομους [47], πτήσεις αφίξεων και αναχωρήσεων και με σύνθετες παραμέτρους που περιγράφουν πιο πιστά τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας των αεροδρομίων [41]. Αυτή η εξέλιξη οδήγησε στη μελέτη συστημάτων με πολλαπλούς διαδρόμους, αυξάνοντας μεν την πολυπλοκότητα του προβλήματος, αλλά παρέχοντας παράλληλα πιο ρεαλιστικές και εφαρμόσιμες λύσεις. Όπως παρουσιάζονται και παρακάτω (Πίνακας 1), βρέθηκαν αρκετές μονοκριτηριακές προσεγγίσεις εκ των οποίων οι περισσότερες είχαν ως κριτήριο την ελαχιστοποίηση των συνολικών καθυστερήσεων και κάποιες ακόμη με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του κόστους ή των ρύπων των αεροσκαφών, που προκύπτουν από τις καθυστερήσεις. Από την άλλη πλευρά, η πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση εφαρμόζεται σε πιο σύνθετα μοντέλα, όπου λαμβάνονται υπόψη πολλαπλά κριτήρια, όπως η ελαχιστοποίηση του χρόνου αδρανείας των διαδρόμων (idle-time), η δίκαιη κατανομή των καθυστερήσεων μεταξύ των πτήσεων, η ευρωστία του χρονοδιαγράμματος / το φόρτο εργασίας των ελεγκτών εναέριας κυκλοφορίας, η ελαχιστοποίηση του χρόνου τροχοδρόμησης και στάθμευσης των αεροσκαφών και φυσικά τα κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν στα μονοκριτηριακά προβλήματα. Παράλληλα, έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετές παραλλαγές εξελικτικών/γενετικών αλγορίθμων και των τελεστών τους με άλλους αλγορίθμους βελτιστοποίησης, με αλλαγές στη δομή του χρωμοσώματος και την λειτουργία των τελεστών με σκοπό την καλύτερη προσέγγιση και λύση του προβλήματος.

Βιβλιογραφική Αναφορά	Μέθοδος	Κριτήρια Βελτιστοποίησης
[41]	Συνδυασμός προτεινόμενου γενετικού αλγορίθμου με στρατηγική ελιτισμού και μηχανισμού λήθης και NSGA-II	Ωρες αιχμής: Μείωση καθυστέρησης πτήσεων και αύξηση διεκπαιρωτικής ικανότητας διαδρόμων Ωρες μη αιχμής: εξισορρόπηση μεταξύ αποδοτικότητας και δικαιοσύνης
[48]	Δυναμικός αλγόριθμος (STW-GA) που συνδυάζει αλγόριθμο κυλιόμενου χρονικού παραθύρου και γενετικό αλγόριθμο διπλού χρωμοσώματος	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης Μεγιστοποίηση διεκπαιρωτικής ικανότητας διαδρόμων Δικαιοσύνη της κατανομής της καθυστέρησης μεταξύ των πτήσεων
[49]	Συνδυασμό Πολυκριτηριακού αλγορίθμου μικτού ακέραιου γραμμικού προγραμματισμού (MOMILP) και NSGA-II	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης Μεγιστοποίηση διεκπαιρωτικής ικανότητας διαδρόμων
[50]	Γενετικός Αλγόριθμος	Μεγιστοποίηση διεκπαιρωτικής ικανότητας διαδρόμων Ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους των καθυστερήσεων Μεγιστοποίηση ευρωστίας
[47]	Γενετικός Αλγόριθμος με προσέγγιση κυλιόμενου χρονικού παραθύρου	Μεγιστοποίηση διεκπαιρωτικής ικανότητας διαδρόμων Ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους των καθυστερήσεων Ελαχιστοποίηση φόρτου εργασίας ελεγκτών εναέριας κυκλοφορίας/Μεγιστοποίηση ευρωστίας
[51]	Καινοτόμος Γενετικός Αλγόριθμος με Ελιτισμό-Επιλογή-Διασταύρωση-Μετάλλαξη-Αντικατάσταση	Ελαχιστοποίηση ρύπων λόγω καθυστερήσεων
[52]	Υβριδικός Γενετικός Αλγόριθμος	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης
[45]	Γενετικός Αλγόριθμος με παραλλαγές στην ενημέρωση του πληθυσμού	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης
[46]	Συνδυασμός Γενετικού Αλγορίθμου και ευρετικής προσέγγισης βασισμένης σε μεταθέσεις	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης
[53]	Συνεργατικός Συν-εξελικτικός Γενετικός Αλγόριθμος.	Ελαχιστοποίηση του χρονικού διαστήματος μεταξύ διαδοχικών αεροσκαφών Μεγιστοποίηση διεκπαιρωτικής ικανότητας διαδρόμων
[54]	Γενετικός Αλγόριθμος βασισμένος σε Fuzzy Clusters	Ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους των καθυστερήσεων
[55]	Γενετικός Αλγόριθμος με χρωμόσωμα 2 διαστάσεων	Ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους των καθυστερήσεων
[56]	Μη γραμμική μέθοδος Εκτίμησης Ελαχίστων Τετραγώνων βασισμένη σε Γενετικό Αλγόριθμο	Ελαχιστοποίηση ρύπων λόγω καθυστερήσεων Ελαχιστοποίηση κατανάλωσης καυσίμου Ελαχιστοποίηση χρόνου πτήσης Ελαχιστοποίηση θορύβου
[57]	Γενετικός Αλγόριθμος με δυαδικό χρωμόσωμα δυο διαστάσεων	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης
[58]	Συνδυασμός Βελτιστοποίησης Αποικιών Μυρμηγκιών και Γενετικού Αλγορίθμου (ACO-GA)	Ελαχιστοποίηση δαπανώμενου χρόνου στις πτήσεις αναχώρησης λόγω της αναταράξεων απόρροιας διέλευσης
[59]	Γενετικός Αλγόριθμος	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης κατά την προσγείωση/απογείωση Ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου στάθμευσης/τροχοδρόμησης/αναμονής στην περιοχή στάθμευσης
[60]	Αποδοτικός Πολυκριτηριακός Εξελικτικός Αλγόριθμος (EMOE) βασισμένος στον NSGA-II	Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης Μεγιστοποίηση διεκπαιρωτικής ικανότητας αεροδρομίου Ελαχιστοποίηση ρύπων λόγω καθυστερήσεων

Πίνακας 1: Συγκριτική ανάλυση μεθόδων και κριτηρίων βελτιστοποίησης από τη βιβλιογραφία

3.2 Το πρόβλημα της Ακολουθίας Πτήσεων

Το πρόβλημα της ακολουθίας πτήσεων αφορά τον καθορισμό της βέλτιστης σειράς με την οποία τα αεροσκάφη θα απογειωθούν και θα προσγειωθούν σε έναν ή περισσότερους διαδρόμους ενός αεροδρομίου. Πρόκειται για ένα κλασικό πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού που έχει σημαντικό αντίκτυπο στη συνολική αποδοτικότητα του αεροδρομίου, καθώς και στην ασφάλεια και ικανοποίηση των επιβατών. Στην κλασική περίπτωση της διαχείρισης εναέριας κυκλοφορίας, για τον προγραμματισμό των πτήσεων η σειρά αυτών καθορίζεται από την ώρα που αναμένονται να προσγειωθούν/απογειωθούν βάσει του αλγορίθμου FCFS (First Come First Served). Στην πραγματικότητα όμως, συμβαίνει συχνά να έχουν προγραμματιστεί την ίδια ώρα περισσότερες πτήσεις από τους διαθέσιμους διαδρόμους και έτσι κάποιες από αυτές πρέπει να μετατοπιστούν στο χρονοδιάγραμμα και να υποστούν καθυστέρηση [45].

3.2.1 Ανάγκη για Βελτιστοποίηση της Ακολουθίας Πτήσεων

Στις μέρες μας κρίνεται πλέον απαραίτητη η βελτιστοποίηση των ακολουθιών πτήσεων λόγω της μεγάλης αύξησης της χρήσης αεροπλάνου ως μέσο μετακίνησης [2]. Σε συνδυασμό με τους αυστηρούς κανόνες ασφάλειας και το μειωμένο αριθμό πόρων των αεροδρομίων, όπως οι χώροι στάθμευσης αεροσκαφών, οι τερματικοί σταθμοί και οι αεροδιάδρομοι, το πρόβλημα των καθυστερήσεων μεγεθύνεται. Ο στόχος είναι να διαχειριστεί το αεροδρόμιο τους διαθέσιμους πόρους του, όσο το δυνατόν καλύτερα με σκοπό να πετύχει μειωμένες καθυστερήσεις, μεγιστοποίηση χρήσης των διαδρόμων τηρώντας τις απαιτούμενες αποστάσεις ασφαλείας που τίθενται για τα κάθε είδους αεροσκάφη από τα διεθνή πρωτόκολλα ασφαλείας.

3.2.2 Κύριες Παράμετροι του Προβλήματος

Η διαχείριση των ακολουθιών πτήσεων στα αεροδρόμια επηρεάζεται από πολλές παραμέτρους όπως τα χαρακτηριστικά των αεροσκαφών που προσγειώνονται και απογειώνονται, οι δυνατότητες των διαδρόμων και οι κανονισμοί ασφαλείας.

1. **Αεροσκάφη:** Τα αεροσκάφη τα οποία πρόκειται να απογειωθούν και να προσγειωθούν έχουν διαφορετικά μεγέθη, βάρη και απαιτήσεις ασφαλείας. Κάθε τύπος αεροσκάφους ανάλογα με την κατηγορία μεγέθους στην οποία ανήκει απαιτεί διαφορετικό χρονικό διάστημα ή απόσταση ασφαλείας από το προηγούμενο αεροσκάφος, ώστε να αποφευχθεί το φαινόμενο της αναταράξεως (wake turbulence) που προκαλείται από τη ροή του αέρα πίσω από κάθε αεροσκάφος από τις δίνες που δημιουργούνται στα άκρα των φτερών του. Τα αεροσκάφη χωρίζονται σε 4 κατηγορίες σε Light, Medium, Heavy και Super (A380) ανάλογα με το συνολικό τους βάρος.
2. **Διάδρομοι Προσγείωσης/Απογείωσης:** Σε ένα πολυσύχναστο αεροδρόμιο, οι διάδρομοι αποτελούν πολύτιμο πόρο. Το μέγεθος, η διάταξη και η κατεύθυνση των διαδρόμων αποτελεί πολύ σημαντική παράμετρο της διαχείρισης ενός αεροδρομίου. Ένα από τα κύρια ζητήματα της διαχείρισης των διαδρόμων είναι να διατηρηθεί η αδιάλειπτη ροή των απογειώσεων και προσγειώσεων ενώ εξασφαλίζονται οι αποστάσεις ασφαλείας μεταξύ των αεροσκαφών.
3. **Ασφάλεια:** Η απόσταση μεταξύ των αεροσκαφών κατά την προσγείωση και την απογείωση είναι κρίσιμη για την ασφάλεια. Οι κανονισμοί ασφαλείας επιβάλλουν ελάχιστες αποστάσεις ή χρονικά διαστήματα [61] μεταξύ των αεροσκαφών που εμπλέκονται μεταξύ τους ανάλογα με τον τύπο τους. Αυτό σημαίνει ότι το χρονοδιάγραμμα πρέπει να λαμβάνει υπόψη αυτούς

τους περιορισμούς, προκειμένου να διασφαλιστεί η απογείωση και προσγείωση των αεροσκαφών με ασφάλεια.

3.2.3 Αντικειμενικά Κριτήρια της Βελτιστοποίησης (Objective Functions)

Ύστερα από εκτενή έρευνα της βιβλιογραφίας με ανάλυση των πιο σημαντικών κριτηρίων που χρησιμοποιούνται, όπως παρουσιάζονται παραπάνω (Πίνακας 1), και καταγραφή των αναγκών των εμπλεκόμενων ενός αεροδρομίου, όπως οι επιβάτες, οι αεροπορικές εταιρείες και το ίδιο το αεροδρόμιο, αποφασίστηκαν τα κριτήρια για τη βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων. Τα κριτήρια αυτά έχουν ως στόχο την αποτελεσματική διαχείριση των πόρων του αεροδρομίου λαμβάνοντας υπόψη τόσο οικονομικές όσο και λειτουργικές παραμέτρους.

- **Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης:** Οι καθυστερήσεις των πτήσεων προκαλούν σοβαρές οικονομικές και λειτουργικές συνέπειες σε όλους τους εμπλεκόμενους φορείς. Ο σκοπός είναι να μειωθεί ο συνολικός χρόνος αναμονής των αεροσκαφών για απογείωση και προσγείωση.
- **Ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου αδράνειας των διαδρόμων (idle time):** Οι αεροδιάδρομοι είναι οι πόροι με τη μεγαλύτερη ζήτηση στο αεροδρόμιο καθώς είναι πεπερασμένοι και η δυσκολία τους προς επέκταση είναι μεγάλη δεδομένου του χώρου που καταλαμβάνουν και του κόστους τους για κατασκευή και συντήρηση. Η καλύτερη χρήση των διαδρόμων μπορεί να βελτιώσει κατά πολύ την αποδοτικότητα ενός αεροδρομίου. Η βελτιστοποίηση της ακολουθίας απογειώσεων και προσγειώσεων αποσκοπεί στο να ελαχιστοποιήσει τον αχρησιμοποίητο χρόνο των διαδρόμων.
- **Μεγιστοποίηση της ευρωστίας (robustness):** Η ευρωστία αναφέρεται στη δυνατότητα του χρονοδιαγράμματος των πτήσεων να διατηρείται στην αρχική του κατάσταση όσον αφορά τις εκτιμώμενες ώρες άφιξης/αναχώρησης χωρίς να υποστεί πολλές αλλαγές, παρά την ύπαρξη απροόπτων γεγονότων ή καθυστερήσεων σε κάποιες πτήσεις. Για να επιτευχθεί μέγιστη ευρωστία πρέπει να ελαχιστοποιηθεί ο αριθμός των πτήσεων στις οποίες η εκτιμώμενη ώρα άφιξης/αναχώρησης με την πραγματική ώρα είναι διαφορετικές. Με αυτό τον τρόπο διατηρείται σε χαμηλά επίπεδα ο φόρτος εργασίας των ελεγκτών εναέριας κυκλοφορίας, καθώς πολλές αλλαγές στο χρονοδιάγραμμα ελλοχεύουν τυχόν ανθρώπινα λάθη κάτι το οποίο θα μπορούσε να αποβεί μοιραίο. Ένα χρονοδιάγραμμα με καλή ευρωστία δεν απαιτεί πολλές προσαρμογές, εξασφαλίζοντας την ομαλή ροή των πτήσεων.

3.2.4 Περιορισμοί και Ισορροπία στη Βελτιστοποίηση Πτήσεων

Για την επίλυση του προβλήματος της ακολουθίας πτήσεων, εκτός από τη βελτιστοποίηση βάσει των αντικειμενικών κριτηρίων της, είναι αναγκαίο να τεθούν ορισμένοι περιορισμοί που εξασφαλίζουν δικαιοσύνη και αποτρέπουν ακραίες καταστάσεις, όπου μια πτήση θα μπορούσε να επιβαρυνθεί με υπερβολική καθυστέρηση. Αυτοί οι περιορισμοί είναι ζωτικής σημασίας για να επιτευχθεί ισορροπία μεταξύ της βελτιστοποίησης των λειτουργικών παραμέτρων και της ίσης μεταχείρισης των πτήσεων. Συγκεκριμένα, περιλαμβάνονται τρεις βασικοί περιορισμοί:

1. **Περιορισμός μέγιστης καθυστέρησης αναχωρήσεων:** Για να διασφαλιστεί ότι καμία αναχωρούσα πτήση δεν θα υποστεί υπερβολική καθυστέρηση, καθορίζεται ένα όριο στη μέγιστη επιτρεπτή επιβαλλόμενη καθυστέρηση για τις πτήσεις που αναμένουν να απογειωθούν.
2. **Περιορισμός μέγιστης καθυστέρησης αφίξεων:** Οι πτήσεις που βρίσκονται ήδη στον αέρα αντιμετωπίζουν υψηλότερο κόστος καθυστέρησης. Ο περιορισμός αυτός στοχεύει στον

περιορισμό των καθυστερήσεων για τις αφίξεις, λαμβάνοντας υπόψη το μεγαλύτερο ρίσκο και κόστος που συνεπάγεται η καθυστέρηση αυτών των πτήσεων.

3. **Περιορισμός μετατόπισης στη σειρά πτήσεων:** Για να αποφευχθούν μεγάλες αλλαγές στη σειρά εκτέλεσης των πτήσεων, τίθεται ένα όριο στον αριθμό των θέσεων που μπορεί να μετακινηθεί μια πτήση στην ακολουθία. Αυτό διασφαλίζει ότι η αρχική σειρά διατηρείται σε μεγάλο βαθμό και δεν ανατρέπεται δραστικά για τη βελτιστοποίηση ενός μόνο κριτηρίου.

Με αυτούς τους περιορισμούς, επιτυγχάνεται μια λογική και ρεαλιστική διαδικασία βελτιστοποίησης, λαμβάνοντας υπόψη τις προτεραιότητες και τις ανάγκες κάθε πτήσης. Οι περιορισμοί αυτοί διασφαλίζουν ότι καμία πτήση δεν θα τιμωρηθεί δυσανάλογα, ενώ παράλληλα διατηρείται η αποδοτικότητα του συστήματος.

3.2.5 Πολυπλοκότητα του Προβλήματος

Η βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων είναι ένα πολυκριτηριακό πρόβλημα που χαρακτηρίζεται από πολυπλοκότητα λόγω τριών σημαντικών παραγόντων. Πρώτοι από όλους αυξάνουν τη δυσκολία του προβλήματος, οι περιορισμοί του αεροδρομίου, όπως οι αυστηροί κανόνες ασφαλείας και ο μικρός αριθμός διαδρόμων. Από την άλλη, η αλληλεπίδραση μεταξύ των κριτηρίων της βελτιστοποίησης μπορεί να οδηγήσει σε αντικρουόμενα συμφέροντα, για παράδειγμα, η ελαχιστοποίηση του χρόνου αδράνειας των διαδρόμων μπορεί να αυξήσει τις καθυστερήσεις αν δεν γίνει σωστός προγραμματισμός ή η ελαχιστοποίηση των καθυστερήσεων μπορεί να μειώσει την ευρωστία του χρονοδιαγράμματος. Πέρα από αυτά όμως, το πρόβλημα γίνεται πιο πολύπλοκο από την ανάγκη να τεθούν συγκεκριμένοι περιορισμοί, ώστε να διασφαλιστεί η δικαιοσύνη μεταξύ των πτήσεων. Αυτοί οι περιορισμοί έχουν ως στόχο να αποτρέψουν ακραίες καθυστερήσεις και να διατηρηθεί μια δίκαιη σειρά για όλες τις πτήσεις, λαμβάνοντας υπόψη τη σημαντικότητα των αφίξεων, που κοστίζουν περισσότερο σε περίπτωση καθυστέρησης. Ο συνδυασμός αυτών των παραγόντων και περιορισμών συντελεί στην αύξηση της πολυπλοκότητας και της δυσκολίας του προβλήματος, καθιστώντας την εύρεση της βέλτιστης λύσης μια ιδιαίτερα απαιτητική διαδικασία. Έτσι αναδεικνύεται η ανάγκη για προηγμένες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως οι πολυκριτηριακοί γενετικοί αλγόριθμοι, για την αποτελεσματική διαχείριση και επίλυση του προβλήματος.

3.2.6 Προσέγγιση της Βελτιστοποίησης με Πολυκριτηριακούς Γενετικούς Αλγορίθμους

Η χρήση πολυκριτηριακών γενετικών αλγορίθμων αποτελεί μια αποτελεσματική προσέγγιση για τη λύση του προβλήματος της ακολουθίας πτήσεων σε λογικά χρονικά διαστήματα ώστε να θεωρηθεί πως μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα τέτοιο μοντέλο σε πραγματικό χρόνο. Οι εξαντλητικές μέθοδοι προσθέτουν πολύ μεγάλη υπολογιστική πολυπλοκότητα στο πρόβλημα και τις καθιστούν ακατάλληλες για προβλήματα που πρέπει να λυθούν σε πραγματικό χρόνο, όπως αυτό. Από την άλλη, η μετατροπή τους προβλήματος σε μονοκριτηριακό υπεραπλουστεύει το πρόβλημα χάνοντας έτσι πολύτιμη πληροφορία και καταλήγοντας σε λιγότερο αποδοτικές λύσεις. Η χρήση ευριστικών μεθόδων σε προβλήματα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι, έχουν τη δυνατότητα να χειριστούν το πλήθος των παραμέτρων και των περιορισμών και να προσφέρουν ένα σύνολο λύσεων που ισορροπούν μεταξύ των ανταγωνιστικών στόχων, δημιουργώντας έτσι σχεδόν βέλτιστες ακολουθίες πτήσεων σε πραγματικό χρόνο.

γίνεται μίξη αναχωρήσεων και αφίξεων και στους δύο διαδρόμους ώστε να βελτιωθεί ακόμη περισσότερο το χρονοδιάγραμμα και να μειωθούν οι περαιτέρω καθυστερήσεις. Η σωστή διαχείριση των διαδρόμων λοιπόν, είναι κρίσιμης σημασίας για την αποδοτικότητα του αεροδρομίου, καθώς η ικανότητά τους να εξυπηρετούν πολλαπλά αεροσκάφη ταυτόχρονα, χωρίς καθυστερήσεις και χωρίς να παραβιάζονται οι κανόνες ασφαλείας, επηρεάζει άμεσα τις λειτουργίες του.

3.3.2 Κανονισμοί Ασφαλείας

Η ασφαλής λειτουργία ενός αεροδρομίου όπως το Ελευθέριος Βενιζέλος βασίζεται σε ένα αυστηρό πλαίσιο οδηγιών, κανονισμών και περιορισμών. Αυτοί αφορούν τους τρόπους αναχώρησης και προσέγγισης των αεροσκαφών από και προς το αεροδρόμιο, διαδικασίες χαμηλής ορατότητας, την καθοδήγηση κινήσεων εδάφους, τη χρήση των διαδρόμων, οδηγίες των χώρων στάθμευσης των αεροσκαφών, περιορισμούς ταχύτητας και ηχορύπανσης και άλλες λειτουργικές διαδικασίες [63]. Αυτοί οι κανονισμοί στοχεύουν στη διασφάλιση ότι οι χώροι του αεροδρομίου και κυρίως οι αεροδιάδρομοι χρησιμοποιούνται με τρόπο που ελαχιστοποιεί τις πιθανότητες ατυχημάτων και αναταράξεων από την αλληλεπίδραση μεταξύ των αεροσκαφών. Ειδικότερα, επιβάλλονται περιορισμοί κατά τη διάρκεια της νύχτας, καθώς και κατά τις μεσημεριανές ώρες αλλά και περιορισμοί ασφαλείας για να ελαχιστοποιηθούν οι αναταράξεις και οι καθυστερήσεις.

Οι κανονισμοί του αεροδρομίου Ελευθέριος Βενιζέλος επιβάλλουν συγκεκριμένα χρονικά όρια στη χρήση των διαδρόμων από πτήσεις απογείωσης ή προσγείωσης τις νυχτερινές ώρες (23:00-07:00) και κατά τις μεσημεριανές ώρες (15:00-18:00). Αυτά τα χρονικά διαστήματα κρίνονται απαραίτητα για τη μείωση του θορύβου και για λόγους ασφαλείας. Καθώς αυξάνεται η πολυπλοκότητα της διαχείρισης των πτήσεων, οι ώρες αυτές δεν συμπεριλήφθηκαν στα πειράματα, διότι περιορίζουν περαιτέρω τη δυνατότητα βελτιστοποίησης των ακολουθιών πτήσεων [63], [64].

Ο παρακάτω πίνακας (Πίνακας 2) παρουσιάζει τα χρονικά διαστήματα που απαιτούνται για την ανάκαμψη της αναταραχής από προηγούμενες πτήσεις σε μικτή χρήση των διαδρόμων, όταν η ατμόσφαιρα είναι σε κατάσταση άπνοιας. Η κατηγορία Super έχει παραλειφθεί καθώς δεν υπάρχουν τακτικές επισκέψεις τέτοιων αεροσκαφών στο αεροδρόμιο Ελ. Βενιζέλος τα τελευταία χρόνια.

	Αεροσκάφος που έπεται			
	(s)	Light	Medium	Heavy
Αεροσκάφος που προηγείται	Light	75	75	75
	Medium	140	75	75
	Heavy	180	120	100

Πίνακας 2: Χρονικά Διαστήματα σε δευτερόλεπτα των Αναταράξεων Απόρριψης Διέλευσης (Wake Turbulence Separation) [47], [50], [61], [65]

3.3.3 Κίνηση και Στατιστικά Στοιχεία

Σύμφωνα με στατιστικά στοιχεία του αεροδρομίου, η κίνηση των επιβατών αυξήθηκε σημαντικά το 2024, φτάνοντας τους 2 εκατομμύρια επιβάτες το Μάρτιο, σημειώνοντας άνοδο 20,1% σε σχέση με το 2023. Οι εσωτερικές και διεθνείς πτήσεις κατέγραψαν άνοδο κατά 12,6% και 23,5% αντίστοιχα. Το

πρώτο τρίμηνο του 2024, η συνολική κίνηση έφτασε τα 5,2 εκατομμύρια επιβάτες, με αύξηση 16,5% σε σχέση με το προηγούμενο έτος.

Σε ό,τι αφορά τις πτήσεις, ο αριθμός τους ανήλθε σε 46.334 το πρώτο τρίμηνο του 2024, σημειώνοντας άνοδο 12,8% σε σύγκριση με το 2023. Οι εσωτερικές πτήσεις αυξήθηκαν κατά 6,5%, ενώ οι διεθνείς κατά 17,5% [66].

Το Διεθνές Αεροδρόμιο Αθηνών "Ελευθέριος Βενιζέλος" συνεχίζει να επεκτείνεται, προκειμένου να ανταποκριθεί στην αυξημένη κίνηση επιβατών. Στο πλαίσιο της μακροπρόθεσμης αναπτυξιακής στρατηγικής του, το αεροδρόμιο θα επενδύσει 650 εκατομμύρια ευρώ έως το 2028, αυξάνοντας τη χωρητικότητα του σε 33 εκατομμύρια επιβάτες από τα 28 εκατομμύρια το 2023. Αυτή η επέκταση περιλαμβάνεται στο σχέδιο "50 Master Plan" (50MAP), το οποίο στοχεύει να φτάσει τους 50 εκατομμύρια επιβάτες ετησίως [67].

Αυτές οι επενδύσεις είναι σημαντικές για τη βελτίωση των υπηρεσιών και τη χωρητικότητα του αεροδρομίου, καθώς η συνεχώς αυξανόμενη τουριστική κίνηση ασκεί μεγάλη πίεση στην υποδομή του. Οι βελτιώσεις αυτές θα συμβάλουν στο πρόβλημα της βέλτιστης ακολουθίας πτήσεων, μειώνοντας τις καθυστερήσεις και διασφαλίζοντας πιο ομαλή διαχείριση των πτήσεων.

3.3.4 Σημασία της Διαχείρισης Πτήσεων

Η όσο το δυνατόν ορθότερη διαχείριση της ακολουθίας των προσγειώσεων και απογειώσεων είναι κρίσιμη για τη βέλτιστη λειτουργία του αεροδρομίου, καθώς το αεροδρόμιο αυξάνει συνεχώς την κίνησή του. Οι καθυστερήσεις και η αδράνεια των διαδρόμων μπορούν να προκαλέσουν σοβαρά προβλήματα στον προγραμματισμό των πτήσεων. Μπορεί με την επέκταση του αεροδρομίου να φαίνεται πως το πρόβλημα θα μετριαστεί, η τωρινή κατάσταση αλλά και η συνεχής αύξηση της κίνησης θα δημιουργήσει πάλι το ίδιο πρόβλημα σε μερικά χρόνια. Είναι λοιπόν πολύ σημαντική η όσο το δυνατόν μεγαλύτερη αξιοποίηση των πόρων του αεροδρομίου. Επομένως η βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων επιτρέπει στο αεροδρόμιο να μεγιστοποιήσει την απόδοση των διαδρόμων, μειώνοντας τις καθυστερήσεις και εξασφαλίζοντας την ομαλή λειτουργία του.

3.4 Δεδομένα

Το σημαντικότερο ίσως κομμάτι για την απόφαση της λύσης ενός προβλήματος είναι η ύπαρξη των απαραίτητων έγκυρων δεδομένων για να μπορέσει να αντιμετωπιστεί αυτό.

Οι εταιρείες που διαχειρίζονται δεδομένα πτήσεων απαιτούν την πληρωμή συνδρομής σε εμπορικό πακέτο δεδομένων για περαιτέρω ανάλυση καθώς τα δεδομένα αυτά αποτελούν εμπιστευτικά αρχεία και δεν διατίθενται ελεύθερα στο διαδίκτυο. Το γεγονός αυτό δυσκολεύει την εκπόνηση μιας διπλωματικής εργασίας, παρόλα αυτά η διαχείριση του Αεροδρομίου Ελευθέριος Βενιζέλος στηρίζει τέτοιες προσπάθειες και βρέθηκε η λύση στην απόκτηση δεδομένων. Ύστερα από αίτημα που έγινε συλλέχθηκαν δεδομένα από μια εβδομάδα πτήσεων κατά την Υψηλή περίοδο λειτουργίας του αεροδρομίου, Ιουλίου 2023, και από μια εβδομάδα πτήσεων κατά την Χαμηλή περίοδο λειτουργίας του, Φεβρουαρίου 2024. Οι κατηγορίες των δεδομένων αυτών επιλέχθηκαν ύστερα από έρευνα της ορολογίας της Διαχείρισης Ροής Εναέριας Κυκλοφορίας στην ιστοσελίδα του Διεθνούς Οργανισμού Πολιτικής Αεροπορίας (ICAO - International Civil Aviation Organization) [68] και της Διεθνούς Ένωσης Αερομεταφορών (IATA - International Air Transport Association) [3]. Η έρευνα αυτή έγινε με σκοπό την επιλογή των απαραίτητων δεδομένων για τη λύση του προβλήματος που επιλέχθηκε να

αναλυθεί σε αυτή τη διπλωματική εργασία. Τα δεδομένα δόθηκαν υπό τη μορφή υπολογιστικού φύλλου (.xlsx) και το κάθε αρχείο περιείχε από ένα φύλλο εργασίας για αφίξεις και αναχωρήσεις. Παρόλο που ζητήθηκαν συγκεκριμένες κατηγορίες δεδομένων απεστάλησαν περισσότερες κατηγορίες από αυτές και παρουσιάζονται παρακάτω:

- **Arrival/Departure Description - Περιγραφή Άφιξης/Αναχώρησης**
Περιγράφει αν πρόκειται για πτήση άφιξης ή αναχώρησης.
- **Aircraft Registration - Καταχώρηση Αεροσκάφους**
Ο μοναδικός αριθμός καταχώρησης του αεροσκάφους που χρησιμοποιείται για την αναγνώρισή του.
- **A/C 4LC - Τετραψήφιος Κωδικός Αεροσκάφους (4-Letter Code)**
Ο τετραψήφιος κωδικός που αντιστοιχεί στο αεροσκάφος.
- **A/C 3-LC - Τριψήφιος Κωδικός Αεροσκάφους (3-Letter Code)**
Ο τριψήφιος κωδικός που χρησιμοποιείται για το αεροσκάφος.
- **Engine Type Code - Κωδικός Τύπου Κινητήρα**
Ο κωδικός που περιγράφει τον τύπο του κινητήρα του αεροσκάφους.
- **Wake Turbulence Category - Κατηγορία Αναταράξεων Απόρροιας Διέλευσης**
Η κατηγορία αναταράξεων που δημιουργούνται από το αεροσκάφος.
- **A/C ICAO Category - Κατηγορία ICAO Αεροσκάφους**
Η κατηγορία του αεροσκάφους σύμφωνα με τον Διεθνή Οργανισμό Πολιτικής Αεροπορίας (ICAO).
- **Flight Number - Αριθμός Πτήσης**
Ο μοναδικός αριθμός που ανατίθεται σε κάθε πτήση από την αεροπορική εταιρεία.
- **CALLSIGN - Κωδικός Κλήσης**
Ο κωδικός κλήσης της πτήσης, που χρησιμοποιείται για επικοινωνία.
- **ADEP_ICAO - Κωδικός ICAO Αεροδρομίου Αναχώρησης**
Ο ICAO κωδικός για το αεροδρόμιο αναχώρησης της πτήσης.
- **ADEP_IATA - Κωδικός IATA Αεροδρομίου Αναχώρησης**
Ο IATA κωδικός για το αεροδρόμιο αναχώρησης της πτήσης.
- **ADES_ICAO - Κωδικός ICAO Αεροδρομίου Προορισμού**
Ο ICAO κωδικός για το αεροδρόμιο προορισμού της πτήσης.
- **ADES_IATA - Κωδικός IATA Αεροδρομίου Προορισμού**
Ο IATA κωδικός για το αεροδρόμιο προορισμού της πτήσης.
- **SIBT_UTC/ SOBT_UTC - Scheduled In/Off Block Time – Προγραμματισμένη Ώρα Άφιξης/Αναχώρησης σε/από Πύλη Στάθμευσης (UTC)**
Η προγραμματισμένη ώρα που το αεροσκάφος θα αφιχθεί/αποχωρήσει στην/από την πύλη στάθμευσης σε ώρα UTC.
- **AIBT_UTC/AOBT_UTC - Actual In/Off Block Time – Πραγματική Ώρα Άφιξης/Αναχώρησης σε/από Πύλη Στάθμευσης (UTC)**
Η πραγματική ώρα που το αεροσκάφος αφίχθη/απομακρύνθηκε στην/από την πύλη στάθμευσης σε ώρα UTC.
- **ALDT_UTC/ATOT_UTC – Actual Landing/Take Off Time - Πραγματική Ώρα Προσγείωσης/Απογείωσης (UTC)**
Η πραγματική ώρα που το αεροσκάφος προσγειώθηκε/απογειώθηκε σε ώρα UTC.
- **ARWY - Διάδρομος Προσγείωσης/Απογείωσης**
Ο διάδρομος του αεροδρομίου που χρησιμοποιήθηκε για την απογείωση ή προσγείωση.
- **ASTND - Θέση Στάθμευσης Αεροσκάφους**
Η θέση όπου το αεροσκάφος σταθμεύει στο αεροδρόμιο.
- **V_DLY1 - Αιτία Καθυστέρησης 1**
Η πρώτη αιτία καθυστέρησης που επηρέασε την πτήση.
- **V_Time1 - Χρόνος Καθυστέρησης 1**
Ο χρόνος της πρώτης καθυστέρησης που αντιστοιχεί στην "Αιτία Καθυστέρησης 1".
- **V_DLY2 - Αιτία Καθυστέρησης 2**
Η δεύτερη αιτία καθυστέρησης της πτήσης, εάν υπάρχει επιπλέον καθυστέρηση.

- **V_Time2 - Χρόνος Καθυστέρησης 2**
Ο χρόνος της δεύτερης καθυστέρησης που αντιστοιχεί στην "Αιτία Καθυστέρησης 2".
- **V_DLY3 - Αιτία Καθυστέρησης 3**
Η τρίτη αιτία καθυστέρησης της πτήσης, εάν υπάρχει επιπλέον καθυστέρηση.
- **V_Time3 - Χρόνος Καθυστέρησης 3**
Ο χρόνος της τρίτης καθυστέρησης που αντιστοιχεί στην "Αιτία Καθυστέρησης 3".

3.4.1 Επεξεργασία Δεδομένων

Στα παραπάνω δεδομένα υπάρχουν πλεονάζουσες κατηγορίες που αφαιρέθηκαν αλλά και κάποιες που χρησίμευσαν για κάποια γραφήματα και στατιστικά που παρουσιάζονται στην ενότητα 3.4.2. Η ανάλυση των παραμέτρων του προβλήματος, των κριτηρίων βελτιστοποίησης, των περιορισμών και των κανονισμών ασφαλείας οδήγησαν στην επιλογή ή μη των κατηγοριών δεδομένων για να χρησιμοποιηθούν στα πειράματα.

Κατά την επιλογή των δεδομένων παρατηρήθηκε πως δεν υπήρχαν δεδομένα για την πραγματική ώρα που προσγειώθηκαν και απογειώθηκαν τα αεροσκάφη (SLDT/STOT). Μολονότι ζητήθηκε από το αεροδρόμιο Ελευθέριος Βενιζέλος η συγκεκριμένη κατηγορία δεδομένων, δεν δόθηκε καθώς δεν ήταν διαθέσιμα. Με σκοπό να αποφευχθεί αυτό το πρόβλημα, καθώς αυτά τα δεδομένα κρίθηκαν απαραίτητα, αποφασίστηκε να υπολογιστεί η χρονική αυτή στιγμή από την πραγματική και προγραμματισμένη ώρα στην πύλη στάθμευσης. Για τον υπολογισμό αυτό έπρεπε να αφαιρεθεί από την πραγματική ώρα στην πύλη στάθμευσης (AIBT/AOBT) η προγραμματισμένη ώρα σε αυτή (SIBT/SOBT) και η διαφορά αυτή να αφαιρεθεί με τη σειρά της από την πραγματική ώρα άφιξης/αναχώρησης (ALDT/ATOT), ώστε να υπολογιστεί η προγραμματισμένη ώρα (SLDT/STOT). Είναι προφανές πως ο χρόνος τροχοδρόμησης των αεροσκαφών από την πύλη στάθμευσης στον αεροδιάδρομο ή αντίστροφα ποικίλει ανάλογα την ταχύτητα που κινούνται, την απόσταση που διανύουν αλλά και την κίνηση που θα συναντήσουν. Στην συγκεκριμένη περίπτωση όμως ήταν η καλύτερη δυνατή λύση για να υπολογιστεί το αρχικό χρονοδιάγραμμα. Στη συνέχεια, υπολογίστηκαν οι τοπικές ώρες σε μετατροπή από UTC στην ζώνη ώρας της Αθήνας προσθέτοντας 2 ώρες στα δεδομένα του Φεβρουαρίου και 3 ώρες στα δεδομένα του Ιουλίου. Οι αιτίες των καθυστερήσεων είναι αλφαριθμητικοί κωδικοί χωρίς επεξήγηση με αποτέλεσμα να μην είναι εφικτή η άντληση δεδομένων από αυτούς παρά μόνο η συνολική χρονική καθυστέρηση, καθώς υπάρχουν πολλές διαφορετικές αιτίες καθυστερήσεων όπως λειτουργικές, καιρικές, συντήρησης αεροσκαφών, αεροδρομίου, επιβατών, φόρτωσης αποσκευών και ρυθμίσεων εναέριας κυκλοφορίας.

Η επιλογή των κατηγοριών δεδομένων έγινε με βάση τις απαραίτητες παραμέτρους για τη διεξαγωγή του πειράματος. Οι κατηγορίες που συντέλεσαν, στο διαχωρισμό των πτήσεων μεταξύ τους (αριθμός πτήσης), στον διαχωρισμό τους σε “αναχώρησης” και “άφιξης”, στον υπολογισμό των καθυστερήσεων (προγραμματισμένη ώρα), στον υπολογισμό αποστάσεων ασφαλείας (κατηγορία αναταράξεων απόρροιας διέλευσης που προκύπτει από το μέγεθος των αεροσκαφών), καθώς και στην επιλογή του διαδρόμου που χρησιμοποιήθηκε, ήταν αυτές που επιλέχθηκαν τελικά για να χρησιμοποιηθούν στα πειράματα και είναι οι παρακάτω:

- Arrival/Departure Description - Περιγραφή Άφιξης/Αναχώρησης
- Wake Turbulence Category - Κατηγορία Αναταράξεων Απόρροιας Διέλευσης
- Flight Number - Αριθμός Πτήσης
- SLDT/STOT - Scheduled Landing/Take Off Time - Προγραμματισμένη Ώρα Προσγείωσης/Απογείωσης
- ARWY - Διάδρομος Προσγείωσης/Απογείωσης

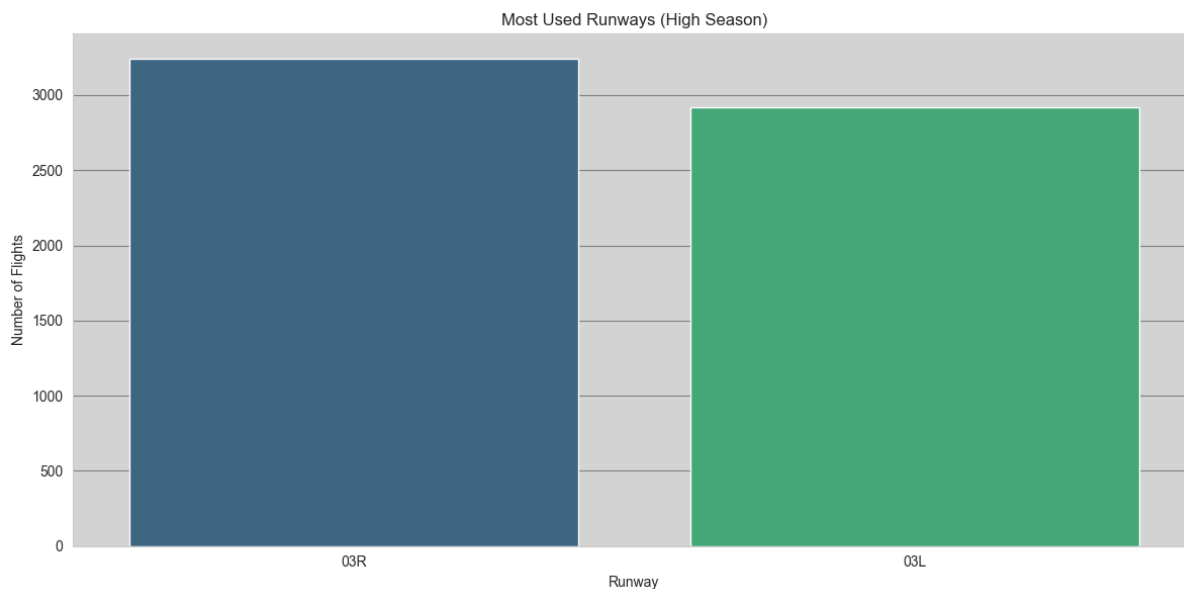
Σε όποια από τις παραπάνω κατηγορίες δεδομένων υπήρχαν ελλιπή δεδομένα, η καταχώρηση της πτήσης διαγράφηκε, κάτι που συνέβη για λιγότερο από 1 % των πτήσεων.

3.4.2 Ανάλυση Περιγραφικών Στατιστικών

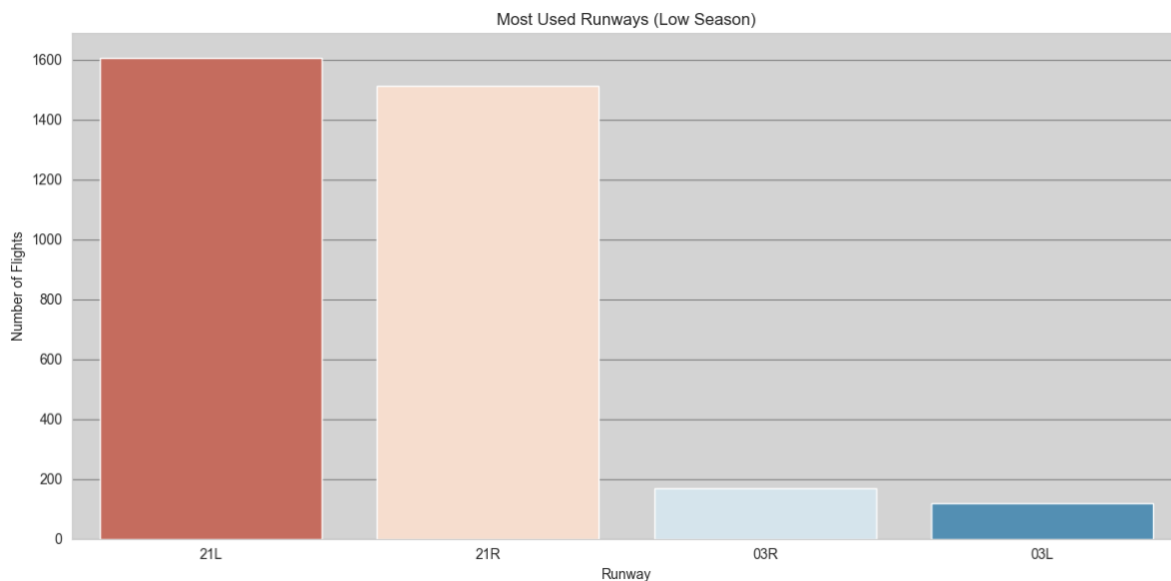
Με τα αρχικά δεδομένα, υπολογίστηκαν κάποια στατιστικά και έγιναν γραφήματα για να γίνει μια παρουσίαση των δεδομένων αυτών. Αυτά έχουν στόχο να βοηθήσουν στην επιλογή των κατάλληλων χρονικών διαστημάτων για τις βελτιστοποιήσεις στα οποία θα έχει και μεγαλύτερη αξία το αποτέλεσμα, αλλά και στην παρουσίαση κάποιων ευρημάτων από την ανάλυση αυτή.

Αρχικά παρατηρήθηκε η μεγάλη διαφορά του πλήθους των πτήσεων ανάμεσα στην υψηλή περίοδο με 6164 πτήσεις σε 7 ημέρες και την χαμηλή περίοδο με μόλις 3408 πτήσεις σε ίσο αριθμό ημερών, που πρόκειται για αύξηση κατά 80%.

Όσον αφορά τη χρήση των διαδρόμων, στην περίπτωση της υψηλής περιόδου (Εικόνα 3) παρόλο που τα δεδομένα ήταν 7 ολόκληρων ημερών χρησιμοποιήθηκαν μόνο οι 03R και 03L αεροδιάδρομοι πιθανότατα λόγω έλλειψης ανέμου και κακοκαιρίας. Φαίνεται να προτιμάται ο 03R αεροδιάδρομος με ποσοστό χρήσης του κοντά στο 53% έναντι του 03L με ποσοστό 47% λόγω του μεγαλύτερου μήκους του κατά 200 μέτρα. Η ποσοστιαία διαφορά μπορεί να φαίνεται αμελητέα αλλά πρόκειται για 326 πτήσεις διαφορά στο σύνολο των 6164, που αποτελεί 11% παραπάνω χρήση από τον άλλο αεροδιάδρομο. Στην περίπτωση των δεδομένων χαμηλής περιόδου (Εικόνα 4), πιθανόν λόγω κακοκαιρίας και ανέμου, προτιμάται η άλλη φορά των διαδρόμων 21R/21L με ποσοστό 92% ενώ χρησιμοποιούνται και οι 03R/03L κατά 8%, πάλι όμως κυριαρχεί ο μακρύτερος αεροδιάδρομος 03R/21L με ποσοστό 52% και 144 παραπάνω πτήσεις με 9% διαφορά από τον 03L/21R.

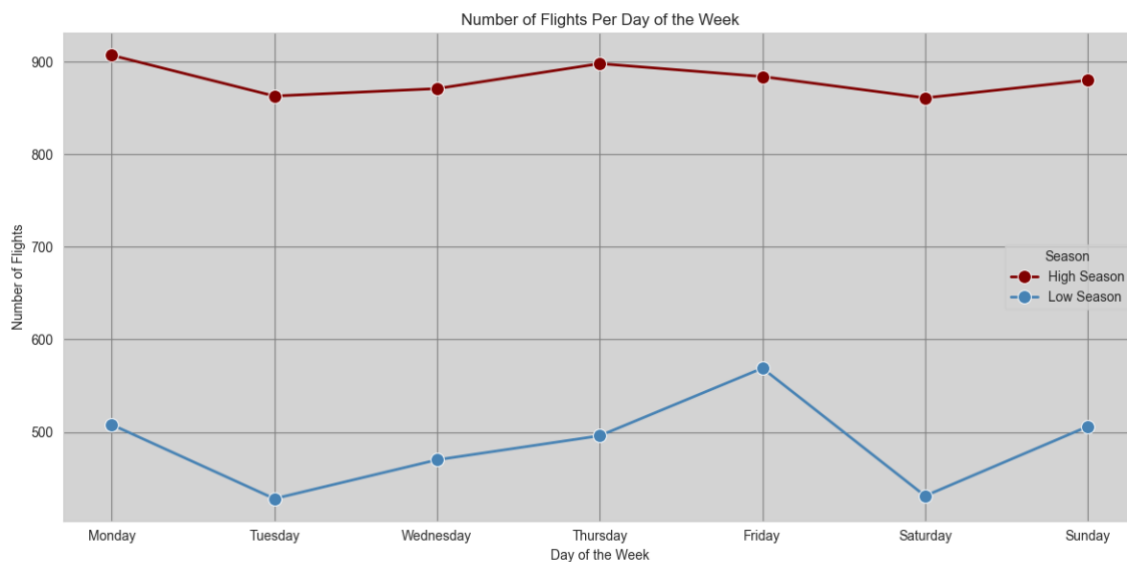


Εικόνα 3: Πιο χρησιμοποιούμενος διάδρομος κατά την υψηλή περίοδο λειτουργίας.



Εικόνα 4: Πιο χρησιμοποιούμενος διάδρομος κατά την χαμηλή περίοδο λειτουργίας.

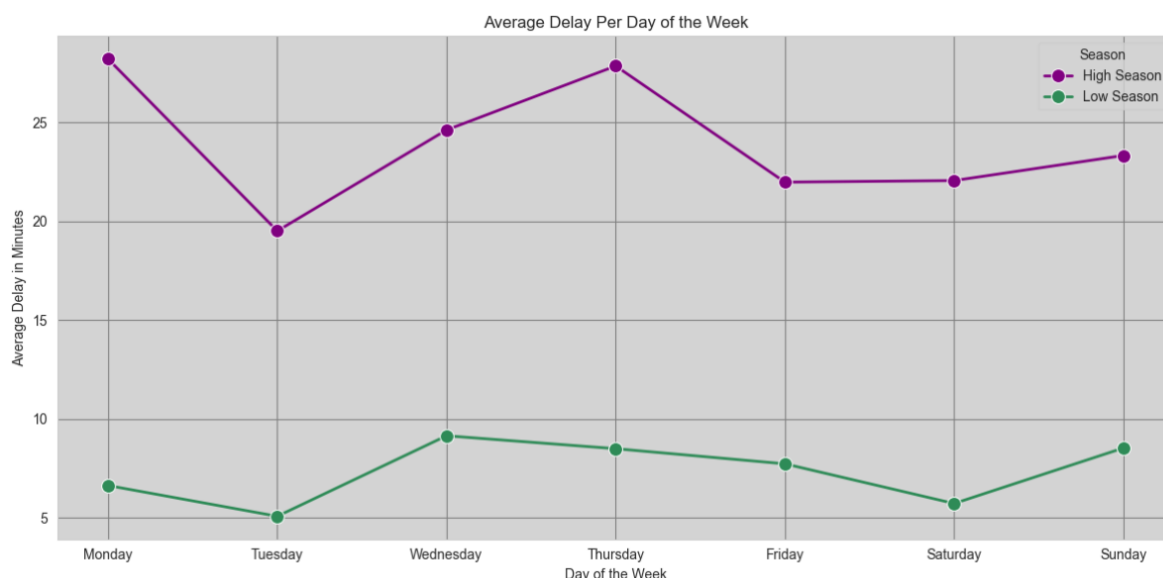
Στη συνέχεια παρατηρήθηκε ο συνολικός αριθμός πτήσεων ανά ημέρα (Εικόνα 5), όπου στην υψηλή περίοδο λειτουργίας κυμαίνονται από 861 το Σάββατο μέχρι 907 τη Δευτέρα και στην χαμηλή περίοδο από 428 την Τρίτη μέχρι 569 την Παρασκευή. Παρατηρείται μια παρόμοια συμπεριφορά στην υψηλή και χαμηλή περίοδο όπου έχουμε κάποια αύξηση στις αρχές της εβδομάδας (Κυριακή-Δευτέρα) και στα τέλη της εργάσιμης εβδομάδας (Πέμπτη-Παρασκευή) και μειωμένη κίνηση στα μέσα της εβδομάδας και το Σάββατο. Οι διαφορές ανά ημέρα στην χαμηλή περίοδο φαίνεται να είναι αρκετά μεγαλύτερες από αυτές στην υψηλή περίοδο κάτι που φανερώνει σταθερά αυξημένη κίνηση κατά την υψηλή περίοδο.



Εικόνα 5: Αριθμός πτήσεων ανά ημέρα σε υψηλή και χαμηλή περίοδο.

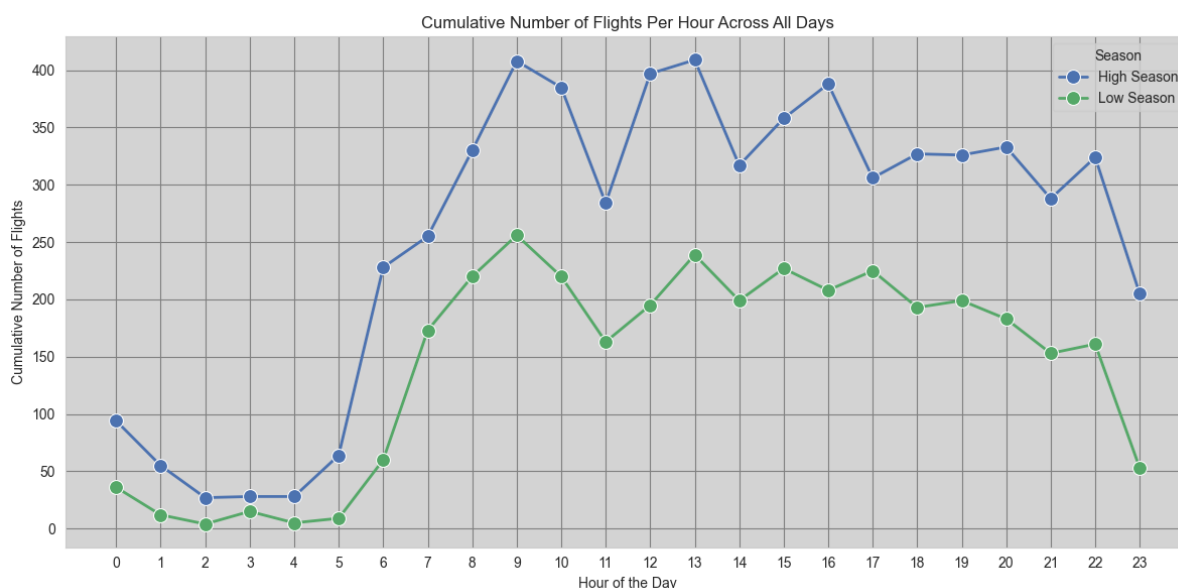
Άλλο ένα πολύ χρήσιμο γράφημα είναι αυτό της μέσης καθυστέρησης ανά ημέρα της εβδομάδας (Εικόνα 6), που όπως είναι λογικό ακολουθεί περίπου αυτό του αριθμού των πτήσεων ανά ημέρα και κυμαίνεται από 20 μέχρι 28 λεπτά ανά πτήση για την υψηλή περίοδο και μόλις 6 με 9 λεπτά ανά πτήση για τη χαμηλή περίοδο. Εδώ φαίνεται η μεγάλη διαφορά από υψηλή σε χαμηλή περίοδο και φυσικά οι

αρκετά μεγάλες καθυστερήσεις στην υψηλή περίοδο. Οι καθυστερήσεις αυτές όμως περιέχουν όλων των ειδών τις καθυστερήσεις, για αυτό σε καμία περίπτωση δεν είναι συγκρίσιμες με τις καθυστερήσεις που θα υπολογίσει το μοντέλο που μελετάται σε αυτή τη διπλωματική εργασία.



Εικόνα 6: Μέση καθυστέρηση ανά ημέρα της εβδομάδος.

Το τελευταίο γράφημα από τα δεδομένα είναι αυτό με τις πιο πολυσύχναστες ώρες συνολικά για όλες τις ημέρες (Εικόνα 7) με τα αποτελέσματα να μοιάζουν αρκετά και στις δυο περιόδους κίνησης. Οι ώρες που συμβαίνουν οι περισσότερες πτήσεις είναι γύρω στις 9 το πρωί και στη 1 το μεσημέρι. Αυτό το γράφημα υποδεικνύει τις ώρες που μπορεί να χρησιμεύσει περισσότερο το μοντέλο, σε συνδυασμό με τους πίνακες με τις δέκα πιο πολυσύχναστες ώρες για υψηλή (Πίνακας 3) και χαμηλή περίοδο (Πίνακας 4) όλης της εβδομάδος, που για την υψηλή περίοδο φτάνουν πάνω από 60 πτήσεις σε μια ώρα ενώ για την χαμηλή γύρω στις 40 πτήσεις.



Εικόνα 7: Αθροιστικός αριθμός πτήσεων ανά ώρα για όλες τις ημέρες.

Πλήθος Πτήσεων	Ημερομηνία και ώρα
64	2023-07-04 9:00
64	2023-07-07 13:00
64	2023-07-08 16:00
64	2023-07-09 12:00
63	2023-07-03 9:00
62	2023-07-03 13:00
62	2023-07-06 10:00
62	2023-07-06 13:00
61	2023-07-03 12:00
61	2023-07-06 9:00

Πίνακας 3: Οι 10 πιο πολυσύχναστες ώρες την υψηλή περίοδο

Πλήθος Πτήσεων	Ημερομηνία και ώρα
46	2024-02-07 9:00
44	2024-02-09 9:00
42	2024-02-09 15:00
40	2024-02-09 17:00
38	2024-02-09 10:00
38	2024-02-11 13:00
38	2024-02-11 15:00
38	2024-02-11 17:00
37	2024-02-05 13:00
37	2024-02-05 15:00

Πίνακας 4: Οι 10 πιο πολυσύχναστες ώρες την χαμηλή περίοδο

Τέλος παρατηρήθηκε, όπως ήταν αναμενόμενο, πως το ποσοστό πτήσεων αναχωρήσεων/αφίξεων και στις δυο περιόδους κίνησης ήταν πολύ κοντά στο 50% που σημαίνει πως τα αεροσκάφη έρχονται και φεύγουν και σπάνια κάθονται σε αεροδρόμια καθώς κοστίζει να μένουν εκεί για μέρες.

4 Μεθοδολογία

4.1 Εισαγωγή στις γενετικές δομές και τελεστές του προβλήματος

Η εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων απαιτεί την κατάλληλη αναπαράσταση της λύσης με τη μορφή χρωμοσώματος. Κάθε χρωμόσωμα αντιπροσωπεύει μια πιθανή λύση και μέσω γενετικών τελεστών, όπως η διασταύρωση και η μετάλλαξη, ο πληθυσμός εξελίσσεται σε κάθε γενιά προς βελτιωμένες εκδοχές. Στην παρούσα εργασία, το χρωμόσωμα σχεδιάζεται με τρόπο που αναπαριστά συγκεκριμένες ακολουθίες προσγειώσεων ή απογειώσεων, περιλαμβάνοντας τον αεροδιάδρομο στον οποίο θα πραγματοποιηθεί η διαδικασία. Η επιλογή των γενετικών τελεστών βασίζεται στην ικανότητά τους να διερευνούν αποδοτικά τον χώρο των λύσεων και να παράγουν βέλτιστες ακολουθίες πτήσεων. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται αναλυτικά η δομή του χρωμοσώματος καθώς και οι τεχνικές διασταύρωσης και μετάλλαξης που εφαρμόζονται για τη βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων.

4.1.1 Χρωμόσωμα

Το χρωμόσωμα για τη λύση του προβλήματος σχεδιάστηκε με τέτοιο τρόπο ώστε να περιλαμβάνει μια κωδικοποίηση της κάθε πτήσης και τον εκάστοτε αεροδιάδρομο που χρησιμοποιεί. Η θέση της κάθε πτήσης στο χρωμόσωμα αποτελεί και τη σειρά με την οποία θα εξυπηρετηθεί. Για κάθε πείραμα, κατά την αξιολόγηση του, δίνεται μια σειρά αριθμών από το 1 έως και τον αριθμό των πτήσεων που χρησιμοποιούνται αντί του αριθμού πτήσης. Οι αριθμοί αυτοί ανατίθενται ανάλογα με την αρχική σειρά που είχαν οι πτήσεις στο χρονοδιάγραμμα. Η απλοποίηση αυτή έγινε γιατί αριθμοί των πτήσεων (flight numbers) όντας αλφαριθμητικοί ήταν πιο δύσκολοι στην διαχείριση. Οι αεροδιάδρομοι με τη σειρά τους κωδικοποιήθηκαν ως 0 και 1, αφού είναι δυο σε αριθμό, με τον δεξί να παριστάνεται από το 0 και τον αριστερό από το 1. Το χρωμόσωμα λοιπόν (Πίνακας 5), παριστάνεται από μια λίστα πλειάδων που περιέχουν τον αριθμό της πτήσης στην αρχική ακολουθία και τον αεροδιάδρομο που χρησιμοποιείται.

Πτήση	1	2	3	4	5	6	7	8
Αεροδιάδρομος	0	1	1	0	1	0	1	0

Πίνακας 5: Παράδειγμα Χρωμοσώματος

4.1.2 Γενετικοί Τελεστές

Οι γενετικοί τελεστές, όπως η διασταύρωση και η μετάλλαξη, βοηθούν τις λύσεις ενός προβλήματος να ξεφύγουν από τοπικά βέλτιστα και να διασφαλίσουν την ποικιλομορφία στον πληθυσμό, ενισχύοντας έτσι την εξερεύνηση του χώρου λύσεων. Αυτοί οι τελεστές δεν εφαρμόζονται πάντα, αλλά χρησιμοποιούνται σύμφωνα με μια συγκεκριμένη πιθανότητα, η οποία επιτρέπει στο σύστημα να διατηρεί μια ισορροπία μεταξύ της εκμετάλλευσης των ήδη καλών λύσεων και της εξερεύνησης νέων, πιθανώς καλύτερων. Οι τελεστές που χρησιμοποιήθηκαν, σχεδιάστηκαν με τέτοιο τρόπο ώστε να προσαρμοστούν στις ανάγκες του προβλήματος. Κατά τη διαδικασία της διασταύρωσης πρέπει να διασφαλιστεί πως το σύνολο των πτήσεων παραμένει αμετάβλητο. Αυτό σημαίνει ότι κάθε πτήση εμφανίζεται ακριβώς μια φορά στο χρωμόσωμα, χωρίς να υπάρχουν απώλειες ή διπλές πτήσεις, διατηρώντας έτσι τη συνολική ακεραιότητα της ακολουθίας. Η μετάλλαξη σχεδιάστηκε ώστε να

επιτρέπει μικρές αλλαγές στη σειρά των πτήσεων ή στην κατανομή τους στους διαδρόμους, χωρίς όμως να διαταράσσεται η συνολική δομή του χρωμοσώματος.

Διασταύρωση (Crossover)

Η διασταύρωση είναι μια γενετική διαδικασία κατά την οποία δυο χρωμοσώματα “γονείς” συνδυάζουν τα γονίδια τους με σκοπό να δημιουργήσουν δύο χρωμοσώματα “παιδιά”. Χρησιμοποιήθηκαν δύο τύποι διασταύρωσης (crossover). Ο πρώτος τύπος, Order Crossover, περιλαμβάνει επιλογή διασταύρωσης σε ένα ή δύο σημεία, με επιπλέον δυνατότητα shift, που επιτρέπει τη μετατόπιση τμημάτων του χρωμοσώματος, διατηρώντας όμως τη σειρά των πτήσεων από τους γονείς. Ο δεύτερος τύπος, Edge Recombination Crossover κρατά τις γειτονικές σχέσεις των πτήσεων από τους γονείς στον απόγονο, διατηρώντας τις καλές ιδιότητες των γονέων.

Στην περίπτωση της **Διασταύρωσης βασισμένης στην τάξη (Order Crossover - OX)**, η διαδικασία διασταύρωσης πραγματοποιείται με την επιλογή ενός ή δύο σημείων διασταύρωσης μέσα σε μια σειρά πτήσεων. Ο ένας “γονέας” χρωμόσωμα παριστάνει τον δότη και ο άλλος τον δέκτη. Ανάλογα με το αν εκτελείται διασταύρωση σε ένα ή δύο σημεία, το τμήμα της αλληλουχίας του δότη που βρίσκεται πριν το μοναδικό σημείο ή ανάμεσα στα δυο σημεία διασταύρωσης μεταφέρεται εξ ολοκλήρου στο χρωμόσωμα “παιδί”. Το υπόλοιπο μέρος του χρωμοσώματος προέρχεται από τον δέκτη και επισκευάζει το χρωμόσωμα “παιδί” προσθέτοντας τις πτήσεις που δεν περιλαμβάνονται στο τμήμα που αντιγράφηκε από τον δότη. Οι πτήσεις προστίθενται με τη σειρά που βρίσκονται στην ακολουθία του δέκτη. Κανονικά, τα γονίδια αυτά παραμένουν με τη σειρά που βρίσκονται στο δέκτη, όταν όμως ενεργοποιείται η μετατόπιση θέσεων (shift), αυτά τα γονίδια μετατοπίζονται κυκλικά, ξεκινώντας από τη θέση του πρώτου σημείου της διασταύρωσης. Αυτό επιτρέπει την αναδιάταξη της σειράς των υπόλοιπων γονιδίων του χρωμοσώματος, διατηρώντας έτσι την ακεραιότητα του χρωμοσώματος αλλά αυξάνοντας την ποικιλομορφία των παραγόμενων απογόνων. Με άλλα λόγια, η μετατόπιση θέσεων βοηθά στη δημιουργία μεγαλύτερης ποικιλομορφίας στους απογόνους, χωρίς να διαταράσσει τον αριθμό και τη μοναδικότητα των πτήσεων. Με αυτόν τον τρόπο, το νέο χρωμόσωμα συνδυάζει γονίδια και από τους δύο “γονείς”, εξασφαλίζοντας ότι καμία πτήση δεν χάνεται και δεν διπλασιάζεται. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται δύο φορές για να προκύψουν δύο χρωμοσώματα “απόγονοι” με τους “γονείς” να εναλλάσσονται ως δότης και δέκτης. Αυτή η διαδικασία είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε προβλήματα όπου η σειρά των γονιδίων έχει σημασία, όπως η ακολουθία πτήσεων στα αεροδρόμια, και διασφαλίζει ότι η δομή της λύσης παραμένει έγκυρη μετά τη διασταύρωση. Στη συνέχεια δίνονται κάποια παραδείγματα με τη χρήση της Order Crossover (Πίνακας 7) με χρήση των δεδομένων του Πίνακας 6.

Γονέας 1	Πτήση	4	2	7	8	6	5	3	1
	Αεροδιάδρομος	1	1	1	0	1	0	0	0
Γονέας 2	Πτήση	3	5	7	4	2	1	8	6
	Αεροδιάδρομος	0	1	0	0	1	1	1	0

Πίνακας 6: Χρωμοσώματα γονείς

Διασταύρωση ενός σημείου στο σημείο 4 χωρίς μετατόπιση	Απόγονος 1	Πτήση	4	2	7	8	3	5	1	6
		Αεροδιάδρομος	1	1	1	0	0	1	1	0
	Απόγονος 2	Πτήση	3	5	7	4	2	8	6	1
		Αεροδιάδρομος	0	1	0	0	1	0	1	0
Διασταύρωση ενός σημείου στο σημείο 3 με μετατόπιση	Απόγονος 1	Πτήση	4	2	7	1	8	6	3	5
		Αεροδιάδρομος	1	1	1	1	1	0	0	1
	Απόγονος 2	Πτήση	3	5	7	8	6	1	4	2
		Αεροδιάδρομος	0	1	0	0	1	0	1	1
Διασταύρωση δύο σημείων στο διάστημα (2,6) χωρίς μετατόπιση	Απόγονος 1	Πτήση	3	2	7	8	6	5	4	1
		Αεροδιάδρομος	0	1	1	0	1	0	0	1
	Απόγονος 2	Πτήση	3	5	7	4	2	1	8	6
		Αεροδιάδρομος	0	1	0	0	1	1	0	1
Διασταύρωση δύο σημείων στο διάστημα (4,6) με μετατόπιση	Απόγονος 1	Πτήση	3	7	4	8	6	5	2	1
		Αεροδιάδρομος	0	0	0	0	1	0	1	1
	Απόγονος 2	Πτήση	3	7	8	4	2	1	6	5
		Αεροδιάδρομος	0	1	0	0	1	1	1	0

Πίνακας 7: Παραδείγματα χρήσης της Order Crossover

Η Διασταύρωση Συνδυασμού Ακμών (Edge Recombination Crossover - ERX) επιδιώκει να διατηρήσει τη γειτονικότητα των πτήσεων από τους “γονείς” κατά τη δημιουργία του “απογόνου”. Ξεκινάει από ένα τυχαίο γονίδιο του χρωμοσώματος και στη συνέχεια επιλέγει το επόμενο, βασισμένο στους γείτονες του γονιδίου στα χρωμοσώματα των “γονέων”, προσπαθώντας να διατηρήσει όσο το δυνατόν περισσότερο τις αρχικές γειτονικές σχέσεις. Κάθε φορά επιλέγεται ο γείτονας που έχει τους λιγότερους γείτονες. Όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμοι γείτονες, επιλέγεται τυχαία ένα νέο γονίδιο που δεν έχει χρησιμοποιηθεί. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να δημιουργηθεί ένας πλήρης απόγονος που διατηρεί τη σειρά και τη γειτονικότητα των γονιδίων από τους γονείς. Η διασταύρωση ERX βοηθά στο πρόβλημα ακολουθίας πτήσεων διατηρώντας τις γειτονικές σχέσεις μεταξύ των πτήσεων από τους “γονείς” κρατώντας τις καλές τους ιδιότητες. Παρακάτω δίνεται ένα παράδειγμα με τη χρήση της Edge Recombination Crossover (Πίνακας 8) με χρήση των δεδομένων του Πίνακας 6.

Παράδειγμα χρήσης της Edge Recombination Crossover

Κατασκευάζουμε έναν πίνακα γειτνίασης για κάθε πτήση και για τους δύο γονείς:

- 1: γείτονες [3, 4, 2, 8]
- 2: γείτονες [4, 7, 1]
- 3: γείτονες [5, 1, 6]
- 4: γείτονες [1, 2, 7]

- 5: γείτονες [6, 3, 7]
 6: γείτονες [8, 5, 3]
 7: γείτονες [2, 8, 5, 4]
 8: γείτονες [7, 6, 1]

Βήματα:

1. Η πτήση 4 έχει γείτονες [1, 2, 7]. Επιλέγουμε τον γείτονα με τους λιγότερους γείτονες, δηλαδή την πτήση 2, με 3 γείτονες.
2. Η πτήση 2 έχει τώρα γείτονες [4, 7, 1], όπου αποκλείουμε την πτήση 4 που έχει ήδη χρησιμοποιηθεί. Επιλέγουμε την πτήση 7, με 4 γείτονες.
3. Η πτήση 7 έχει γείτονες [8, 5, 4] και αποκλείουμε την πτήση 4 που έχει ήδη χρησιμοποιηθεί. Επιλέγουμε την πτήση 8 (με 3 γείτονες).
4. Η πτήση 8 έχει γείτονες [6, 1], επιλέγουμε την πτήση 6 (με 3 γείτονες).
5. Η πτήση 6 έχει γείτονες [5, 3], επιλέγουμε την πτήση 5 (με 3 γείτονες).
6. Η πτήση 5 έχει γείτονες [3], επιλέγουμε την πτήση 3.
7. Μένει μόνο η πτήση 1, οπότε την επιλέγουμε τελευταία.

Απόγονος	Πτήση	4	2	7	8	6	5	3	1
	Αεροδιάδρομος	1	1	1	0	0	1	0	0

Πίνακας 8: Παράδειγμα χρήσης της Edge Recombination Crossover

Μετάλλαξη (Mutation)

Μετάλλαξη είναι η διαδικασία κατά την οποία ένα χρωμόσωμα τροποποιεί ένα ή παραπάνω γονίδια με τυχαίο τρόπο. Κάθε μέθοδος μετάλλαξης έχει διαφορετικό τρόπο λειτουργίας, όπως η αντιστροφή ή η ανταλλαγή θέσεων μεταξύ γονιδίων. Έχουν υλοποιηθεί και χρησιμοποιούνται 4 μέθοδοι μεταλλάξεων. Η **Μετάλλαξη Αντιστροφής (Inversion Mutation)** διαλέγει ένα τμήμα του χρωμοσώματος τυχαία και αντιμεταθέτει τις θέσεις όλων των πτήσεων και των διαδρόμων που τους αντιστοιχούν στο διάστημα αυτό, διατηρώντας τις υπόλοιπες πτήσεις αμετάβλητες. Η **Μετάλλαξη Ανταλλαγής (Swap Mutation)** επιλέγει τυχαία δύο γονίδια και τα ανταλλάσσει μεταξύ τους συμπεριλαμβανομένου του διαδρόμου. Η **Μετάλλαξη Ανταλλαγής Συνεχόμενων Πτήσεων Διαφορετικού Διαδρόμου (Consecutive Different Runway Swap Mutation)** επιλέγει τυχαία ένα σημείο του χρωμοσώματος και εναλλάσσει τις πρώτες δυο συνεχόμενες πτήσεις που θα βρει που εξυπηρετούνται από διαφορετικό διάδρομο. Αλλάζει τους αριθμούς πτήσεων μεταξύ τους χωρίς να αλλάξει και τους διαδρόμους, οπότε κατά τη μετάλλαξη οι πτήσεις ανταλλάζουν διαδρόμους. Παρόμοια με αυτή, η **Μετάλλαξη Ανταλλαγής Συνεχόμενων Πτήσεων Ίδιου Διαδρόμου (Consecutive Same Runway Swap Mutation)** μεταθέτει τη σειρά δυο πτήσεων που είναι συνεχόμενες και εξυπηρετούνται από τον ίδιο αεροδιάδρομο.

Στη συνέχεια (Πίνακας 9) παρουσιάζεται από ένα παράδειγμα για κάθε τελεστή μετάλλαξης.

Αρχικό χρωμόσωμα	Πτήση	5	3	2	8	6	1	4	7
	Αεροδιάδρομος	0	1	1	0	1	0	1	0
Inversion Mutation στο διάστημα (2,5)	Πτήση	5	6	8	2	3	1	4	7
	Αεροδιάδρομος	0	1	0	1	1	0	1	0
Swap Mutation στα γονίδια 3 και 8	Πτήση	5	3	7	8	6	1	4	2
	Αεροδιάδρομος	0	1	0	0	1	0	1	1
Consecutive Different Runway Swap	Πτήση	5	2	3	8	6	1	4	7
	Αεροδιάδρομος	0	1	1	0	1	0	1	0
Consecutive Same Runway Swap	Πτήση	5	3	2	6	8	1	4	7
	Αεροδιάδρομος	0	1	1	0	1	0	1	0

Πίνακας 9: Παραδείγματα χρήσης τελεστών μετάλλαξης

4.2 Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης

Οι πολυκριτηριακοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης έχουν σχεδιαστεί με διαφορετικές προσεγγίσεις για την επίλυση πολυδιάστατων προβλημάτων και την αποδοτική διαχείριση περιορισμών. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για το πρόβλημα ακολουθιών πτήσεων είναι εξελικτικοί, που μπορούν να χειρίζονται πολυκριτηριακά προβλήματα με περιορισμούς. Προτιμήθηκαν λόγω της δυνατότητας τους να εξερευνούν ποικιλία λύσεων και να συγκλίνουν σε σχεδόν βέλτιστα αποτελέσματα σε σύντομα χρονικά διαστήματα. Οι αλγόριθμοι που επιλέχθηκαν να χρησιμοποιηθούν στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι οι **NSGA-II**, **R-NSGA-II**, **NSGA-III**, **U-NSGA-III**, **R-NSGA-III**, **AGE-MOEA**, **C-TAEA**, **SMS-EMOA** και **RVEA**.

Ο **NSGA-II**, ένας από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους, βασίζεται στη μη κυριαρχούμενη ταξινόμηση και διατηρεί την ποικιλομορφία των λύσεων μέσω του crowding distance. Αν και είναι αποτελεσματικός σε προβλήματα με μικρό αριθμό αντικειμενικών συναρτήσεων, αντιμετωπίζει προκλήσεις όταν αυξάνονται οι διαστάσεις του προβλήματος. Ο **NSGA-III** έρχεται να επεκτείνει τον **NSGA-II**, χρησιμοποιώντας σημεία αναφοράς για καλύτερη διασπορά των λύσεων σε πολυδιάστατα προβλήματα. Αλγόριθμοι όπως οι **R-NSGA-II** και **R-NSGA-III** προσθέτουν σημεία αναφοράς για να καθοδηγήσουν τη διαδικασία εξέλιξης προς συγκεκριμένες περιοχές του χώρου λύσεων, κάτι που βελτιώνει την ακρίβεια και στοχεύει σε πιο εστιασμένη εξερεύνηση του μετώπου Pareto. Ο **U-NSGA-III**, συνδυάζοντας χαρακτηριστικά των **NSGA-II** και **NSGA-III**, προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία και προσαρμοστικότητα, καθιστώντας τον ιδανικό για προβλήματα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης τόσο χαμηλών όσο και υψηλών διαστάσεων, ενώ ταυτόχρονα διατηρεί ισορροπία μεταξύ της διασποράς των λύσεων και της σύγκλισης σε εφικτές λύσεις.

Η προσαρμοστικότητα είναι επίσης σημαντικό χαρακτηριστικό σε αλγόριθμους όπως οι **AGE-MOEA** και **C-TAEA**, που προσαρμόζουν τις στρατηγικές τους με την πάροδο του χρόνου. Ο **AGE-MOEA** χρησιμοποιεί έναν μηχανισμό που εξισορροπεί την εκμετάλλευση και την εξερεύνηση, οδηγώντας σε

καλύτερη σύγκλιση των λύσεων. Ο C-TAEA διαχειρίζεται παράλληλα εφικτές και ανέφικτες λύσεις μέσω δύο ξεχωριστών αρχείων, επιτρέποντας καλύτερη αντιμετώπιση προβλημάτων με αυστηρούς περιορισμούς.

Ο RVEA ακολουθεί μια προσέγγιση με διανύσματα αναφοράς (reference vectors), που καθοδηγούν τη διαδικασία προς συγκεκριμένες περιοχές ενδιαφέροντος του μετώπου Pareto, βελτιώνοντας τόσο τη σύγκλιση όσο και την ποικιλομορφία των λύσεων. Ο SMS-EMOA, τέλος, χρησιμοποιεί τον δείκτη hypervolume (S-metric) για την επιλογή λύσεων, δίνοντας έμφαση σε εκείνες που μεγιστοποιούν το hypervolume και παρέχουν λύσεις υψηλής ποιότητας.

Όσον αφορά τη διαχείριση περιορισμών, οι περισσότεροι από αυτούς τους αλγόριθμους εφαρμόζουν ποινές για τις λύσεις που παραβιάζουν τους περιορισμούς. Ωστόσο, πιο εξελιγμένοι αλγόριθμοι, όπως ο C-TAEA, επιτρέπουν την ταυτόχρονη εξερεύνηση εφικτών και ανέφικτων λύσεων, προσφέροντας μεγαλύτερη ευελιξία σε προβλήματα με αυστηρούς περιορισμούς. Αλγόριθμοι όπως οι NSGA-II και NSGA-III εστιάζουν στην αυστηρή τιμωρία των ανέφικτων λύσεων, διασφαλίζοντας ότι η πλειονότητα των λύσεων παραμένει εντός των καθορισμένων ορίων.

Συνολικά, οι αλγόριθμοι πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης παρέχουν ένα ευρύ φάσμα λύσεων, προσαρμοσμένων σε διάφορα είδη προβλημάτων και περιορισμών. Τεχνικές όπως η καθοδήγηση μέσω σημείων ή διανυσμάτων αναφοράς, καθώς και η προσαρμοστική διαχείριση των περιορισμών, συμβάλλουν στη διασφάλιση μιας ισορροπίας μεταξύ ποικιλομορφίας και σύγκλισης. Ο στόχος ήταν να συμπεριληφθούν διάφορες τεχνικές πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, προκειμένου να αξιολογηθεί ποια προσέγγιση είναι η πιο κατάλληλη για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Οι επιλεγμένοι αλγόριθμοι προσφέρουν διαφορετικές μεθόδους για τη διαχείριση περιορισμών, τη βελτίωση της διασποράς των λύσεων και τη σύγκλιση προς τις βέλτιστες λύσεις, επιτρέποντας την εξερεύνηση του χώρου λύσεων από πολλές οπτικές γωνίες. Αυτή η ποικιλία τεχνικών διευκολύνει τη σύγκριση των αποτελεσμάτων και ενισχύει την κατανόηση του ποια στρατηγική αποδίδει καλύτερα στο συγκεκριμένο πλαίσιο.

Για τους σκοπούς της σύγκρισης των αλγορίθμων με την πραγματικότητα χρησιμοποιήθηκε σαν βασικός (baseline) αλγόριθμος ο FCFS (First Come First Served), ο οποίος εξυπηρετεί τις πτήσεις με βάση τη σειρά που εμφανίζονται και ανατίθενται στον αεροδιάδρομο που τις έχει αναθέσει το αεροδρόμιο Ελ. Βενιζέλος.

4.3 Μοντελοποίηση του Προβλήματος και Αντικειμενικά Κριτήρια

Η μοντελοποίηση του προβλήματος είναι ένα κρίσιμο βήμα για την κατανόηση και επίλυση πολύπλοκων συστημάτων, όπως η βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων σε αεροδρόμια. Μέσω της μαθηματικής διατύπωσης, προσδιορίζονται οι παράμετροι, τα κριτήρια και οι περιορισμοί του συστήματος, με στόχο την ανάλυση και αντιμετώπιση των προκλήσεων. Στην προκειμένη περίπτωση, η μοντελοποίηση στοχεύει στη μείωση των καθυστερήσεων, του χρόνου αδράνειας των διαδρόμων και της ευρωστίας του χρονοδιαγράμματος. Παράλληλα ικανοποιούνται περιορισμοί για τις καθυστερήσεις των πτήσεων και την αλλαγή της θέσης τους στο χρονοδιάγραμμα συγκριτικά με το αρχικό σχέδιο για την διασφάλιση αποδοτικής λειτουργίας του αεροδρομίου, αλλά και κάποιοι κρίσιμοι περιορισμοί ασφαλείας για την αποφυγή συγκρούσεων. Με τη σωστή διατύπωση του προβλήματος επιτυγχάνεται σωστή χρήση αλγορίθμων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης με αποτέλεσμα την εύρεση βέλτιστων λύσεων.

Δείκτες	
i, j	Δείκτες πτήσεων, $i \neq j$
r	Δείκτης διαδρόμου
Σύνολα	
F	Σύνολο όλων των πτήσεων, $F = F_A \cup F_D$
F_A	Σύνολο όλων των πτήσεων άφιξης
F_D	Σύνολο όλων των πτήσεων αναχώρησης
R	Σύνολο όλων των διαδρόμων
Παράμετροι	
ET_i	Προγραμματισμένη Ώρα Άφιξης/Αναχώρησης Πτήσης i
AT_i	Πραγματική Ώρα Άφιξης/Αναχώρησης Πτήσης i
$\delta_{i,j}$	Ελάχιστο χρονικό διάστημα ασφαλείας λόγω αναταράξεων απόρροιας διέλευσης ανάμεσα στις πτήσεις i και j , η i προηγείται της j
AD_{max}	Μέγιστη επιτρεπτή επιβαλλόμενη καθυστέρηση κατά την άφιξη
DD_{max}	Μέγιστη επιτρεπτή επιβαλλόμενη καθυστέρηση κατά την αναχώρηση
IP_i	Αρχική θέση στο χρονοδιάγραμμα
FP_i	Τελική θέση στο χρονοδιάγραμμα
MPS	Μέγιστη επιτρεπόμενη μετατόπιση θέσης στο χρονοδιάγραμμα
$p_{i,j}^r = \begin{cases} 1 & \text{Η πτήση } i \text{ είναι η προηγούμενη της πτήσης } j \text{ στον αεροδιάδρομο } r, \\ & i \neq j \\ 0 & \text{Η πτήση } i \text{ δεν είναι η προηγούμενη της πτήσης } j \text{ στον} \\ & \text{αεροδιάδρομο } r, i \neq j \end{cases}$	
$d_i = \begin{cases} 1, AT_i - ET_i > 0 \\ 0, AT_i - ET_i = 0 \end{cases}$	$\begin{matrix} \text{Η πτήση } i \text{ καθυστέρησε} \\ \text{Η πτήση } i \text{ δεν καθυστέρησε} \end{matrix}$

Πίνακας 10: Παράμετροι, σύνολα και δείκτες του προβλήματος

Οι δείκτες, τα σύνολα και οι παράμετροι που παρατίθενται (Πίνακας 10) χρησιμεύουν για την περιγραφή και οργάνωση των δεδομένων του προβλήματος. Οι δείκτες χρησιμοποιούνται για να προσδιορίσουν συγκεκριμένα στοιχεία, όπως πτήσεις και αεροδιάδρομοι. Οι παράμετροι αναπαριστούν τιμές που επηρεάζουν την εξέλιξη του προβλήματος, όπως η προγραμματισμένη και πραγματική ώρα άφιξης και αναχώρησης αλλά και το ελάχιστο χρονικό διάστημα ασφαλείας λόγω αναταράξεων απόρροιας διέλευσης (Wake Turbulence Separation) όπως έχει οριστεί (Πίνακας 2) για τα διαφορετικά μεγέθη των αεροσκαφών. Τα σύνολα, από την πλευρά τους, διευκολύνουν την ομαδοποίηση αυτών των στοιχείων, καθιστώντας την επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων πιο εύκολη και οργανωμένη. Τα τρία αντικειμενικά κριτήρια της βελτιστοποίησης (objective functions) στοχεύουν στη μείωση

συγκεκριμένων παραμέτρων του προβλήματος, εξασφαλίζοντας παράλληλα μια ισορροπημένη και αποδοτική χρήση των διαθέσιμων πόρων του αεροδρομίου. Η ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης περιγράφεται από την Εξίσωση (1), η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου αδράνειας των διαδρόμων (idle time) από την Εξίσωση (2) και η μεγιστοποίηση της ευρωστίας του χρονοδιαγράμματος (robustness) από την Εξίσωση (3). Με τη σειρά τους οι περιορισμοί εξασφαλίζουν ότι η λύση του προβλήματος παραμένει ασφαλής και εφαρμόσιμη, καθώς ορίζουν κανόνες και συνθήκες που πρέπει να τηρούνται. Οι εξισώσεις (4) και (5) εξασφαλίζουν πως οι πτήσεις δεν θα δεχθούν υπέρμετρη καθυστέρηση βάσει των ορισμένων από τον χρήστη τιμών. Η Εξίσωση (6) επιβάλλει τις χρονικές αποστάσεις ασφαλείας για τα αεροσκάφη που διαδέχονται το ένα το άλλο και χρησιμοποιούν τον ίδιο αεροδιάδρομο. Η Εξίσωση (7) καθορίζει την μέγιστη επιτρεπτή μετατόπιση της θέσης μιας πτήσης στο χρονοδιάγραμμα. Τέλος οι εξισώσεις (8) και (9) εγγυόνται πως μόνο μια εκ των πτήσεων i και j προηγείται της άλλης και πως για κάθε πτήση υπάρχει μόνο μια πτήση του συνόλου των πτήσεων, η οποία έπεται αυτής. Αυτοί οι περιορισμοί διασφαλίζουν την ασφάλεια, την ομαλή λειτουργία και την αποτελεσματική διαχείριση των πτήσεων και των διαδρόμων.

$$\min Obj_1 = \sum_{\forall i \in F} AT_i - ET_i \quad (1)$$

$$\min Obj_2 = \sum_{\forall r \in R, \forall i, j \in F} p_{i,j}^r [AT_i - AT_j - \delta_{i,j}] \quad (2)$$

$$\min Obj_3 = \sum_{\forall i \in F} d_i \quad (3)$$

$$AT_i - ET_i \leq AD_{max}, \forall i \in F_A \quad (4)$$

$$AT_i - ET_i \leq DD_{max}, \forall i \in F_D \quad (5)$$

$$AT_i - AT_j \geq \delta_{i,j}, \text{ όπου } p_{i,j}^r = 1, \forall i, j \in F \quad \forall r \in R, i \neq j \quad (6)$$

$$IP_i - FP_i \leq MPS, \forall i \in F \quad (7)$$

$$p_{i,j}^r + p_{j,i}^r \leq 1, \forall i, j \in F \quad \forall r \in R, i \neq j \quad (8)$$

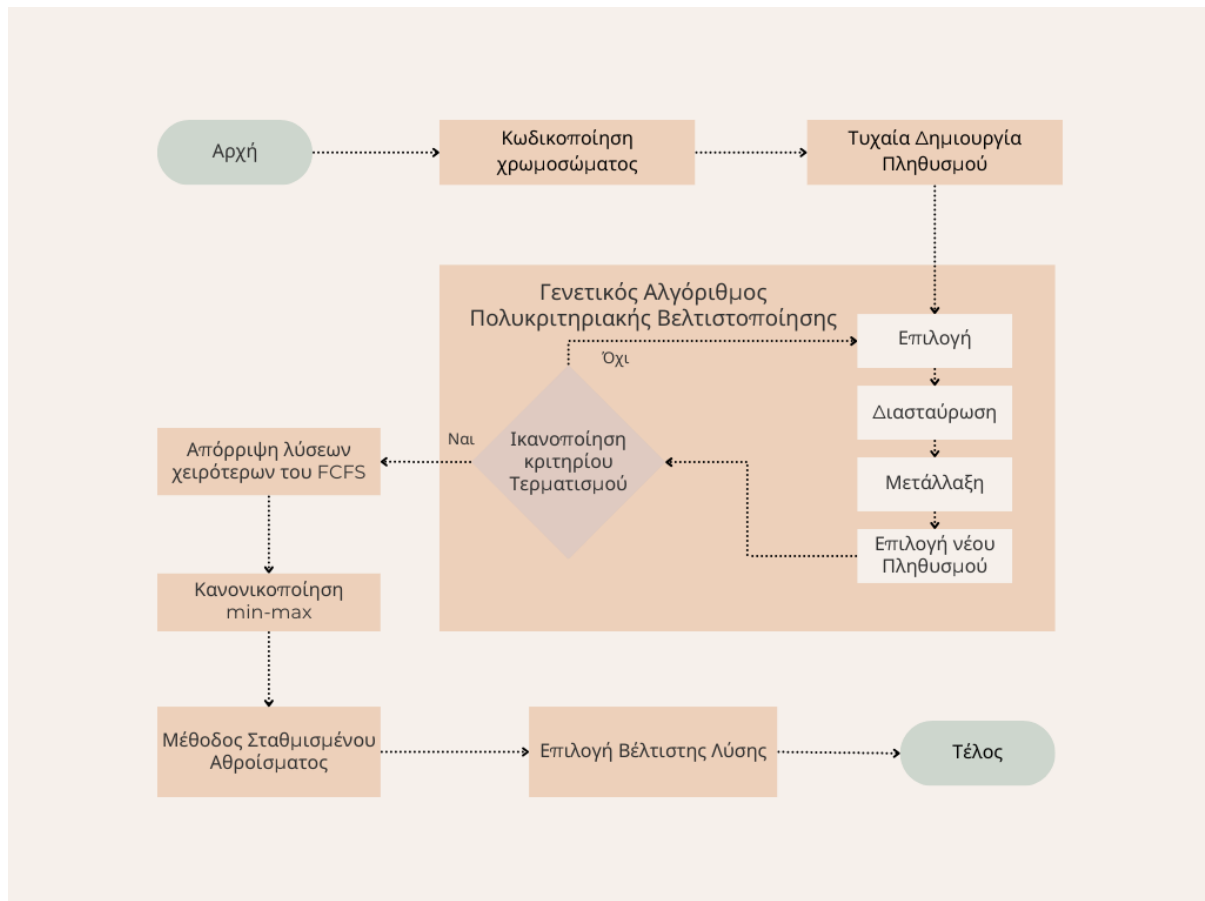
$$\forall i \in F \quad \sum_{\forall r \in R, \forall j \in F} p_{i,j}^r = 1 \quad (9)$$

Μέθοδος Επιλογής Λύσης

Μετά την εύρεση των μη κυριαρχούμενων λύσεων του μετώπου Pareto μέσω των γενετικών αλγορίθμων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, πραγματοποιείται μια διαδικασία επιλογής της βέλτιστης λύσης. Αρχικά απορρίπτονται οι λύσεις με κριτήρια χειρότερα αυτών της λύσης του FCFS. Έπειτα, σε αυτές που έμειναν εφαρμόζεται κανονικοποίηση min-max για κάθε κριτήριο ξεχωριστά. Η μέθοδος αυτή προσαρμόζει τις τιμές ενός κριτηρίου σε μια συγκεκριμένη κλίμακα, από 0 έως 1. Αυτό γίνεται υπολογίζοντας τη διαφορά κάθε τιμής από την ελάχιστη τιμή του συνόλου και διαιρώντας την με τη διαφορά ανάμεσα στη μέγιστη και την ελάχιστη τιμή. Έτσι, οι τιμές διατηρούν τις αναλογίες τους, αλλά κατανέμονται εντός της ίδιας κλίμακας, καθιστώντας πιο εύκολη τη σύγκριση διαφορετικών κριτηρίων. Στη συνέχεια, γίνεται χρήση της μεθόδου Σταθμισμένου Αθροίσματος (Weighted Sum), όπου κάθε κριτήριο λαμβάνει συντελεστή 1/3, ώστε να διασφαλιστεί η ίση βαρύτητα μεταξύ των κριτηρίων. Η βέλτιστη λύση προκύπτει ως αυτή που έχει τη μικρότερη συνολική τιμή σύμφωνα με το σταθμισμένο άθροισμα, προσφέροντας έτσι μια ισορροπημένη απόφαση που λαμβάνει υπόψη όλα τα κριτήρια.

Το διάγραμμα ροής της Εικόνα 8 απεικονίζει τη διαδικασία που ακολουθεί ένας γενετικός αλγόριθμος πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, ξεκινώντας από την αρχικοποίηση του μοντέλου και φτάνοντας μέχρι την επιλογή της βέλτιστης λύσης. Αρχικά ο αλγόριθμος αρχικοποιείται, με τις παραμέτρους και τους γενετικούς τελεστές που έχουν επιλεγεί. Τα δεδομένα του προβλήματος γίνονται γνωστά και οι

πτήσεις μαζί με τους διαδρόμους κωδικοποιούνται ως χρωμοσώματα. Στη συνέχεια, δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός λύσεων τυχαία, ο οποίος θα υποβληθεί σε διαδοχικές εξελικτικές διαδικασίες. Σε αυτό το σημείο ξεκινάει την εκτέλεση του, ο Γενετικός Αλγόριθμος Πολυκριτηριακής Βελτιστοποίησης που έχει επιλεγεί και χρησιμοποιεί τους γενετικούς τελεστές του, επιλογή, διασταύρωση και μετάλλαξη, για να εξερευνήσει νέες λύσεις. Ύστερα από όλες τις γενετικές διαδικασίες σχηματίζεται ο νέος πληθυσμός που θα συνεχίσει ή όχι στον γενετικό αλγόριθμο ελέγχοντας πρώτα αν έχει ικανοποιηθεί το κριτήριο τερματισμού. Όταν το κριτήριο επιτευχθεί, απορρίπτονται οι λύσεις που είναι χειρότερες από εκείνες που προκύπτουν με βάση τη μέθοδο FCFS. Οι επιλεγμένες λύσεις κανονικοποιούνται μέσω της μεθόδου min-max, ώστε οι τιμές τους να μετατραπούν σε συγκρίσιμες κλίμακες. Τέλος, εφαρμόζεται η μέθοδος σταθμισμένου αθροίσματος, όπου υπολογίζεται η συνολική απόδοση κάθε λύσης λαμβάνοντας υπόψη όλα τα κριτήρια, έτσι επιλέγεται η βέλτιστη λύση με βάση τη συνολική αξιολόγηση των κριτηρίων και τερματίζεται η διαδικασία. Αυτό το διάγραμμα προσφέρει μια καθαρή εικόνα του πώς το μοντέλο καταλήγει στις λύσεις μέσα από τον γενετικό αλγόριθμο, το φιλτράρισμα και την τελική επιλογή της βέλτιστης λύσης.



Εικόνα 8: Διάγραμμα Ροής Διαδικασίας Βελτιστοποίησης

4.4 Πειραματική Διαδικασία - Σχέδιο Πειραμάτων

Η πειραματική διαδικασία ξεκίνησε με την επιλογή κάποιων παραμέτρων και περιορισμών απαραίτητων για την εκτέλεση του προβλήματος. Αρχικά επιλέχθηκε το μέγεθος των ακολουθιών των πτήσεων που θα μελετηθούν, ύστερα από συλλογισμό και πειραματισμό. Οι αντιμεταθέσεις ανάμεσα σε N πτήσεις είναι $N!$, οι οποίες με την αύξηση του N αυξάνονται με εκθετικό ρυθμό. Οι γενετικοί

αλγόριθμοι δεν είναι εξαντλητικοί αλγόριθμοι, όμως η ύπαρξη τόσων συνδυασμών δυσκολεύει τη σύγκλιση. Έτσι επιλέχθηκε μέγεθος ακολουθίας 20 πτήσεων, ώστε να είναι δυνατή η σύγκλιση σε λύση με τους υπάρχοντες υπολογιστικούς πόρους. Για την επιλογή των μέγιστων επιτρεπτών επιβαλλόμενων καθυστερήσεων άφιξης και αναχώρησης αλλά και της μέγιστης μετατόπισης θέσης στο χρονοδιάγραμμα τέθηκε ως προτεραιότητα η εξασφάλιση της ισορροπίας ανάμεσα στην απόδοση του συστήματος και την αποφυγή υπερβολικών καθυστερήσεων και μεγάλων αποκλίσεων από την αρχική ακολουθία. Έτσι επιλέχθηκαν οι τιμές που παρουσιάζονται παρακάτω στις (1), (2) και (3).

$$AD_{max} = 300 \text{ s (1)}$$

$$DD_{max} = 360 \text{ s (2)}$$

$$MPS = 5 \text{ (3)}$$

4.4.1 Πλατφόρμα Υλοποίησης και Λογισμικό

Τα πειράματα εκτελέστηκαν σε προσωπικό υπολογιστή MacBook Pro M1, με 8 πυρήνες CPU και 8 GB RAM. Παρότι ο περιορισμός στη μνήμη RAM μπορεί να επηρεάσει την απόδοση σε μεγάλα προβλήματα, η εκτέλεση των πειραμάτων ήταν ικανοποιητική για το επιλεγμένο μέγεθος ακολουθίας και τα πειράματα ολοκληρώθηκαν εντός εύλογου χρονικού διαστήματος.

Ο κώδικας γράφτηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python χρησιμοποιώντας το περιβάλλον ανάπτυξης Visual Studio Code (VS Code) με υποστήριξη αρχείων ipynb (Jupyter Notebooks). Για την εφαρμογή πολυκριτηριακών γενετικών αλγορίθμων βελτιστοποίησης έγινε χρήση της βιβλιοθήκης `rgmo`, η οποία επιτρέπει την εύκολη προσαρμογή και εφαρμογή εξελικτικών μεθόδων [69]. Τα πειράματα εκτελέστηκαν τοπικά μέσω του Jupyter Notebook που είναι ενσωματωμένο στο VS Code, διευκολύνοντας την αλληλεπίδραση με τα δεδομένα και την απεικόνιση των αποτελεσμάτων.

4.4.2 Εκτέλεση Πειραμάτων

Με σκοπό τη βελτίωση της απόδοσης και των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκαν αρχικά πολλά πειράματα με παραμετροποίηση, με χρήση της βιβλιοθήκης Optuna [70]. Κάτι που έγινε με σκοπό να επιλεγθούν οι καλύτεροι γενετικοί τελεστές και οι καλύτερες παράμετροι για αυτούς αλλά και για τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης. Αφού επιλέχθηκαν αυτά για κάθε αλγόριθμο ξεχωριστά, εκτελέστηκαν πειράματα υψηλής και χαμηλής περιόδου σε αρκετές ακολουθίες πτήσεων με όλους τους αλγορίθμους και με διαφορετικούς τρόπους εφαρμογής περιορισμών και κριτηρίων τερματισμού. Μετά την παραμετροποίηση που πραγματοποιήθηκε με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης Optuna, επιλέχθηκαν οι γενετικοί τελεστές και παράμετροι για την εκτέλεση των πειραμάτων και παρουσιάζονται στο Παράρτημα Α.

Συνολικά, εκτελέστηκαν 1080 πειράματα, 120 για κάθε έναν από τους 9 αλγορίθμους. Τα 120 πειράματα αντιστοιχούν σε 3 τρόπους εφαρμογής περιορισμών, 2 κριτήρια τερματισμού, 2 περιόδους κίνησης (υψηλή, χαμηλή) και 10 διαφορετικές ακολουθίες των 20 πτήσεων ανά περίοδο. Υπολογίζεται ότι τα πειράματα αυτά διήρκεσαν περίπου 40 ώρες συνολικά.

Τα δύο κριτήρια τερματισμού επιτρέπουν μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της συμπεριφοράς των αλγορίθμων τόσο σε συνθήκες περιορισμένου χρόνου όσο και σε συνθήκες σταθερού αριθμού αξιολογήσεων. Συγκεκριμένα, η διαδικασία τερματισμού περιορισμένου χρόνου ορίστηκε στα 2' λεπτά για να διασφαλίσει την γρήγορη επίλυση, καθώς το πρόβλημα απαιτεί άμεση ανταπόκριση. Παράλληλα, πραγματοποιήθηκαν επιπλέον δοκιμές με τερματισμό στις 20.000 αξιολογήσεις, ώστε να

εξεταστεί η απόδοση των αλγορίθμων σε σταθερό αριθμό αξιολογήσεων ανεξάρτητα από τον χρόνο εκτέλεσης. Η επιλογή αυτή έγινε καθώς υπήρχαν αλγόριθμοι που σε 2' λεπτά έφταναν τις 25 χιλιάδες αξιολογήσεις και άλλοι που στο ίδιο χρονικό διάστημα μόλις τις 12 χιλιάδες. Αυτό φυσικά έχει να κάνει με την αρχιτεκτονική του αλγορίθμου, αλλά κρίθηκε πως πρέπει να γίνουν συγκρίσεις και σε ίδιο αριθμό αξιολογήσεων. Σε περίπτωση εξαντλητικής επίλυσης του προβλήματος, για μέγεθος ακολουθίας 20 πτήσεων, θα έπρεπε να γίνουν 20! αξιολογήσεις που είναι περίπου 2,5 πεντάκις εκατομμύρια, αριθμός πολλαπλάσιος των αξιολογήσεων που εκτελούνται είτε στην περίπτωση των 2' λεπτών είτε σε αυτή των 20.000 αξιολογήσεων.

Όσον αφορά τους περιορισμούς, τα πειράματα χωρίστηκαν σε τρεις κατηγορίες:

- Πειράματα χωρίς περιορισμούς
- Πειράματα με εφαρμογή περιορισμών
- Πειράματα με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών μέσω της μεθόδου epsilon constraint handling

Ορισμένοι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης, κυρίως εκείνοι που βασίζονται σε κλασικές προσεγγίσεις, διαχειρίζονται τους περιορισμούς με τρόπο που απορρίπτουν άμεσα όλες τις μη εφικτές λύσεις. Δηλαδή, αν μια λύση δεν πληροί τους περιορισμούς του προβλήματος, απορρίπτεται αυτόματα και ο αλγόριθμος συνεχίζει την αναζήτηση για άλλες λύσεις που συμμορφώνονται πλήρως με αυτούς. Αυτή η προσέγγιση εγγυάται ότι μόνο οι απόλυτα εφικτές λύσεις θα προχωρήσουν στις επόμενες γενιές του γενετικού αλγορίθμου. Ωστόσο, ενώ η μέθοδος είναι απλή, συχνά περιορίζει την αναζήτηση και μπορεί να αποκλείσει λύσεις που, παρότι παραβιάζουν ελαφρώς κάποιους περιορισμούς, θα μπορούσαν να είναι ιδιαίτερα αποδοτικές.

Αντίθετα, η μέθοδος ϵ -Constraint Handling που παρέχεται από την `rymoo`, προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία. Αντί να απορρίπτει αμέσως τις λύσεις που δεν πληρούν όλους τους περιορισμούς, επιτρέπει μικρές αποκλίσεις στην αρχή της διαδικασίας, και σταδιακά αυστηροποιεί τους περιορισμούς καθώς προχωρά η εκτέλεση του αλγορίθμου, μέχρι το ϵ να φτάσει στο μηδέν, όπου πλέον απαιτείται πλήρης συμμόρφωση. Με αυτόν τον τρόπο, ο αλγόριθμος μπορεί να εξετάσει λύσεις που ενδέχεται να είναι καλύτερες βάσει των κριτηρίων βελτιστοποίησης, ακόμα κι αν παραβιάζουν ελαφρώς τους περιορισμούς στην αρχή, όμως στη συνέχεια μπορούν μέσω της εξέλιξης να καταλήξουν σε εφικτές.

5 Αποτελέσματα και Ανάλυση

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των πειραμάτων της έρευνας. Τα αποτελέσματα αφορούν τη σύγκριση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν τόσο ως προς τη σύγκλιση τους σε λύση όσο και ως προς τη βελτίωση των τριών κριτηρίων στόχων. Παρουσιάζεται, επίσης σύγκριση των γενετικών τελεστών που υλοποιήθηκαν και δοκιμάστηκαν για τις ανάγκες των πειραμάτων. Τέλος, για την βαθύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων δίνεται ένα παράδειγμα χρονοδιαγράμματος και το μέτωπο Pareto του κατά την υψηλή περίοδο πριν και μετά τη βελτιστοποίηση.

5.1 Σύγκριση Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης

Τα πειράματα για τη σύγκριση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης εκτελέστηκαν με τρεις διαφορετικούς τρόπους περιορισμών. Συγκεκριμένα εκτελέστηκαν χωρίς περιορισμούς, με εφαρμογή περιορισμών και με σταδιακή εφαρμογή τους. Σκοπός αυτού ήταν να αναδειχθεί κατά πόσο οι αλγόριθμοι καταφέρνουν να βρουν εφικτές λύσεις στο πεπερασμένο χρονικό διάστημα ή στον αριθμό αξιολογήσεων τις οποίες κλήθηκαν να εκτελεστούν και να φανεί πόσο επηρεάζεται η σύγκλιση τους από τους περιορισμούς αυτούς.

Παρακάτω στον πίνακα (Πίνακας 11) παρουσιάζεται ο αριθμός αξιολογήσεων των αλγορίθμων σε χρόνο εκτέλεσης δύο λεπτών για να μπορέσει να γίνει κατανοητή η σύγκριση μεταξύ της εκτέλεσης των 2 λεπτών και των 20.000 αξιολογήσεων. Είναι σαφές ότι κάποιοι αλγόριθμοι αξιολογούν περισσότερες λύσεις σε χρονικό διάστημα που άλλες αξιολογούν πολύ λιγότερες. Φαίνεται να είναι πολύ μεγάλη η διαφορά ανάμεσα σε αλγορίθμους όπως ο AGE-MOEA που αξιολογεί μόλις 12.600 λύσεις σε 2 λεπτά σε σύγκριση με τον NSGA-III που καταφέρνει σχεδόν τις διπλάσιες αξιολογήσεις, κάτι που οφείλεται στον σχεδιασμό και τον τρόπο λειτουργίας τους. Αυτός είναι ο λόγος που αποφασίστηκε να εκτελεστούν οι αλγόριθμοι και με ίσο αριθμό αξιολογήσεων πέρα από εκτέλεση 2 λεπτών.

Αλγόριθμος	Αριθμός Αξιολογήσεων
NSGA-II	21.970
R-NSGA-II	22.620
NSGA-III	25.515
U-NSGA-III	14.500
R-NSGA-III	13.176
AGE-MOEA	12.600
C-TAEA	17.550
SMS-EMOA	16.500
RVEA	19.800

Πίνακας 11: Αριθμός Αξιολογήσεων σε χρόνο εκτέλεσης 2 λεπτών

5.1.1 Σύγκλιση Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης

Η σύγκλιση των αλγορίθμων σε λύσεις είναι από τους σημαντικότερους παράγοντες για την επιλογή τους. Όταν ένας αλγόριθμος αδυνατεί να συγκλίνει σε λύση σε πολλές περιπτώσεις, όσο καλά αποτελέσματα και να εμφανίζει δεν θα επιλεγεί για να χρησιμοποιηθεί σε ένα μοντέλο, καθώς η συνέπεια του αποτελέσματος είναι μια πολύ σημαντική παράμετρος για αυτές τις εφαρμογές.

Στον επόμενο πίνακα (Πίνακας 12) παρουσιάζεται ο αριθμός των πειραμάτων στα οποία συνέκλινε σε λύση κάθε αλγόριθμος, ανά περίοδο κίνησης, κριτήριο τερματισμού και τρόπο εφαρμογής των περιορισμών, όπως επίσης και τα συνολικά ποσοστά σύγκλισης τους σε λύσεις. Για κάθε περίπτωση εκτελέστηκαν 10 διαφορετικά πειράματα, συνεπώς κάθε κελί εμφανίζει έναν αριθμό από το 0 έως το 10 με τον αριθμό των πειραμάτων στα οποία συνέκλινε ο εκάστοτε αλγόριθμος. Για παράδειγμα στην πρώτη γραμμή, που εμφανίζονται τα αποτελέσματα του NSGA-II για μη εφαρμογή των περιορισμών, αυτός κατάφερε να συγκλίνει σε λύση σε 10 από τα πειράματα για χρόνο εκτέλεσης 2' στην υψηλή περίοδο και σε 20.000 αξιολογήσεις σε υψηλή και χαμηλή περίοδο. Στην περίπτωση όμως εκτέλεσης 2' κατά την χαμηλή περίοδο δεν βρήκε λύση σε ένα από τα προβλήματα και έτσι το κελί συμπληρώθηκε με τον αριθμό 9.

Όπως φαίνεται λοιπόν, στην υψηλή περίοδο λειτουργίας του αεροδρομίου τα ποσοστά σύγκλισης των αλγορίθμων σε λύση είναι πολύ μεγάλα, με τη σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στις 20.000 αξιολογήσεις να εμφανίζει 100% σύγκλιση σε λύση σε όλους τους αλγορίθμους. Τα αποτελέσματα είναι πολύ καλά για την υψηλή περίοδο και οι περιορισμοί δεν φαίνεται να επηρεάζουν πολύ τη σύγκλιση, με κάποιες εξαιρέσεις όπως ο RVEA που φαίνεται να αδυνατεί να βρει λύση σε κάποια από τα προβλήματα χωρίς περιορισμούς και ο SMS-EMOA με εφαρμογή περιορισμών.

Από την άλλη στην χαμηλή περίοδο οι περιορισμοί ρίχνουν το ποσοστό στη σύγκλιση των αλγορίθμων, καθώς στην περίπτωση μη εφαρμογής τους οι αλγόριθμοι καταλήγουν σε λύση σε αρκετά μεγαλύτερο ποσοστό σε σύγκριση με τις άλλες δύο περιπτώσεις περιορισμών. Οι αλγόριθμοι φαίνεται να επηρεάζονται αρνητικά στη σύγκλιση από τους περιορισμούς ως ένα βαθμό όχι πολύ μεγάλο. Στην περίπτωση του C-TAEA όμως, η επίπτωσή τους είναι σημαντική, αφού καταφέρνει να καταλήξει σε λύση σε μόνο 14 από τα 40 πειράματα. Η σταδιακή εφαρμογή των περιορισμών από την άλλη, επιδρά θετικά και βοηθάει αισθητά σε σύγκλιση τους περισσότερους αλγορίθμους που επηρεάστηκαν από την εφαρμογή των περιορισμών.

Όσον αφορά τις περιόδους κίνησης, στην χαμηλή περίοδο λειτουργίας, που έχει μικρότερα περιθώρια βελτίωσης από την υψηλή, οι αλγόριθμοι δυσκολεύονται περισσότερο να καταλήξουν σε ένα χρονοδιάγραμμα καλύτερο από το ήδη υπάρχον ειδικά όταν εφαρμόζονται οι περιορισμοί. Η διαφορά ανάμεσα στην εφαρμογή περιορισμών και μη εφαρμογή τους συμβαίνει καθώς στη δεύτερη περίπτωση δίνεται η δυνατότητα στο μοντέλο να καθυστερήσει κάποιες πτήσεις κατά πολύ. Η περίσσεια αυτή καθυστέρηση ξεπερνά τους τιθέμενους περιορισμούς καταφέροντας έτσι το επιθυμητό αποτέλεσμα της συνολικής βελτίωσης. Ωστόσο, στην υψηλή περίοδο οι αλγόριθμοι καταλήγουν σε λύση σε πολύ μεγάλο ποσοστό, παρά τους περιορισμούς, κάτι που υποδεικνύει το μεγάλο περιθώριο βελτίωσης που υπάρχει κατά την περίοδο εκείνη.

Τρόποι εφαρμογής περιορισμών	Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης	Υψηλή Περίοδος		Χαμηλή Περίοδος	
		Χρόνος 2΄	20.000 αξιολ.	Χρόνος 2΄	20.000 αξιολ.
Χωρίς εφαρμογή περιορισμών	NSGA-II	10	10	9	10
	R-NSGA-II	9	10	10	10
	NSGA-III	10	10	10	10
	U-NSGA-III	10	10	10	10
	R-NSGA-III	10	10	8	8
	AGE-MOEA	10	10	10	10
	C-TAEA	10	10	10	10
	SMS-EMOA	10	9	9	10
	RVEA	8	8	7	7
Συνολικό Ποσοστό (%)		96,7	96,7	92,2	94,4
Με εφαρμογή περιορισμών	NSGA-II	10	10	8	8
	R-NSGA-II	8	10	8	8
	NSGA-III	10	10	9	9
	U-NSGA-III	10	10	7	7
	R-NSGA-III	9	10	5	7
	AGE-MOEA	10	9	8	6
	C-TAEA	9	10	3	4
	SMS-EMOA	8	9	6	7
	RVEA	10	10	9	8
Συνολικό Ποσοστό (%)		93,3	97,8	70	71,1
Με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών	NSGA-II	10	10	10	8
	R-NSGA-II	9	10	9	9
	NSGA-III	10	10	10	9
	U-NSGA-III	10	10	10	10
	R-NSGA-III	10	10	7	7
	AGE-MOEA	9	10	9	10
	C-TAEA	10	10	3	4
	SMS-EMOA	9	10	9	10
	RVEA	10	10	9	6
Συνολικό Ποσοστό (%)		96,7	100	84,4	81,1

Πίνακας 12: Αριθμός λύσεων ανά αλγόριθμο, περίοδο κίνησης και τρόπο εφαρμογής των περιορισμών και συνολικά ποσοστά σύγκλισης τους σε λύσεις

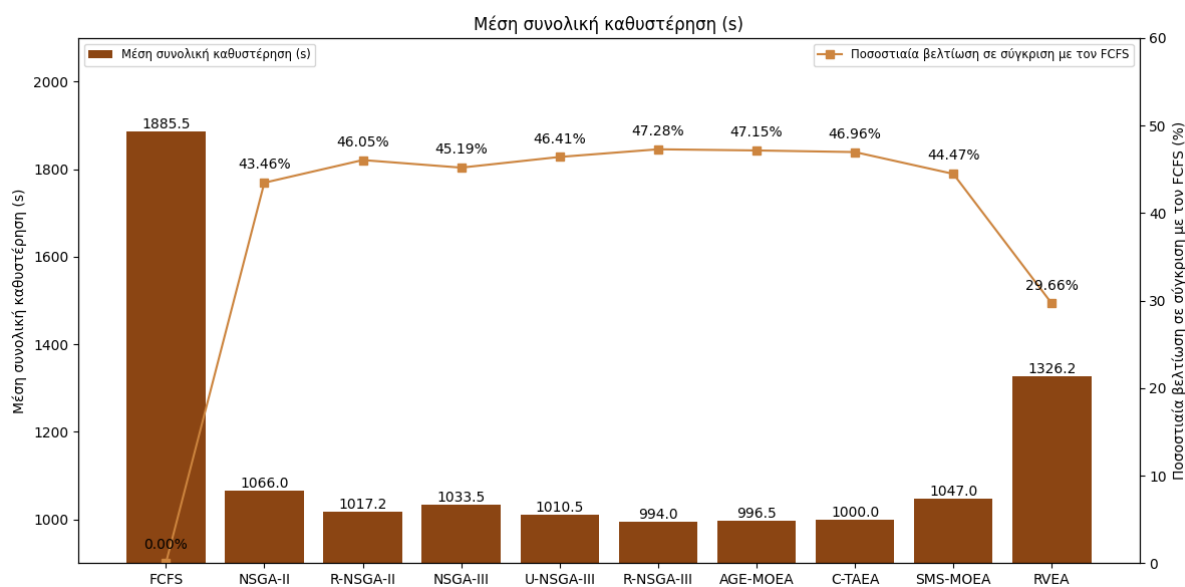
5.1.2 Σύγκριση των Αλγορίθμων βάσει των Κριτηρίων Βελτιστοποίησης

Στη συνέχεια θα συγκριθούν οι εννέα πολυκριτηριακοί γενετικοί αλγόριθμοι με τον FCFS ως προς τη μέση τιμή 10 πειραμάτων των τριών κριτηρίων βελτιστοποίησης. Αυτά είναι η ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης και του χρόνου αδράνειας των διαδρόμων και η μεγιστοποίηση της ευρωστίας της ακολουθίας, με την έννοια της ελαχιστοποίησης του αριθμού των πτήσεων που διατηρούν την ώρα αναχώρησης/άφιξης τους. Γίνεται σύγκριση σε υψηλή και χαμηλή περίοδο και για τους τρεις τρόπους εφαρμογής των περιορισμών. Για τις συγκρίσεις αυτές αποφασίστηκε οι αλγόριθμοι να κριθούν βάσει των αποτελεσμάτων τους σε εκτέλεση 2 λεπτών. Ο χρόνος αυτός ορίστηκε εξ αρχής

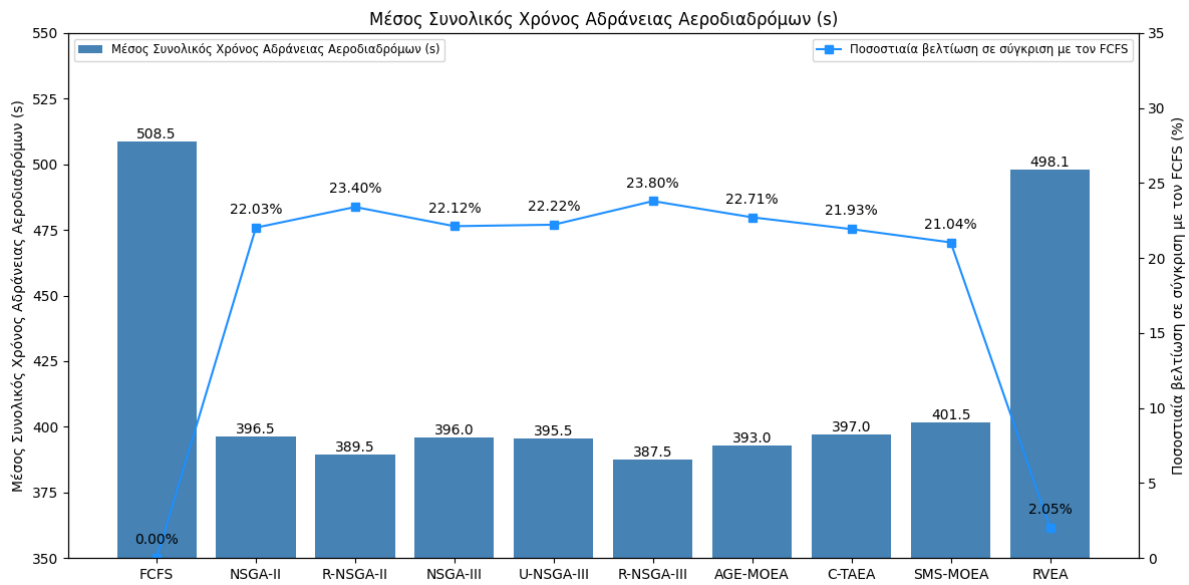
ως όριο για τη λειτουργία του μοντέλου σε συνθήκες σχεδόν πραγματικού χρόνου, καθώς δεν κρίθηκαν μεγάλης σημασίας οι αξιολογήσεις που εκτελεί ένας αλγόριθμος αλλά ο χρόνος που θα δώσει το κρίσιμο αυτό αποτέλεσμα σε ένα σύστημα διαχείρισης κυκλοφορίας. Όλα τα αποτελέσματα των πειραμάτων, ακόμη και για την περίπτωση των 20.000 αξιολογήσεων δίνονται στο Παράρτημα Β.

Υψηλή Περίοδος

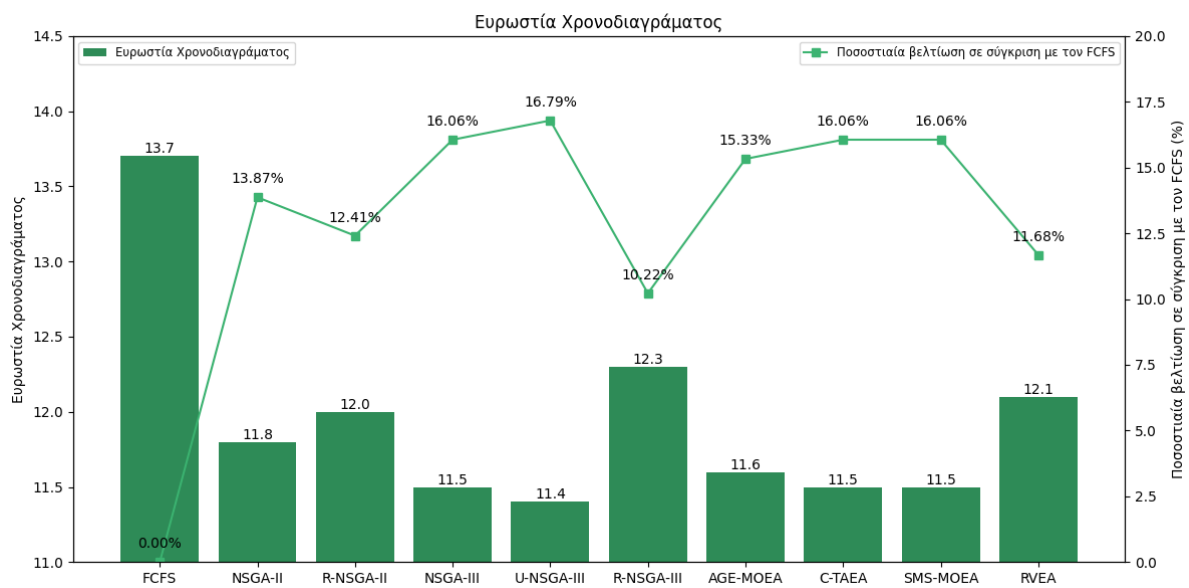
Στις Εικόνα 9, Εικόνα 10 και Εικόνα 11 παρουσιάζεται σύγκριση των αλγορίθμων ως προς τα τρία κριτήρια βελτιστοποίησης, χωρίς εφαρμογή περιορισμών. Εκτός του RVEA, οι υπόλοιποι αλγόριθμοι φαίνεται να είναι πολύ κοντά ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση αλλά και τον μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων και να βελτιώνουν το αποτέλεσμα του FCFS κατά περίπου 45% και 22% αντίστοιχα. Ωστόσο, η ευρωστία του χρονοδιαγράμματος φαίνεται να διαφέρει αρκετά σε κάποιους αλγορίθμους, όπου κάποιοι από αυτούς φαίνεται να μην βρίσκουν τόσο καλή λύση, όπως ο R-NSGA-II και R-NSGA-III, παρόλο που στα άλλα δυο κριτήρια είχαν από τα καλύτερα αποτελέσματα. Υπάρχει όμως και σε αυτό το κριτήριο μια αισθητή βελτίωση, μεγαλύτερη του 10% για όλους τους αλγορίθμους.



Εικόνα 9: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση χωρίς εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας



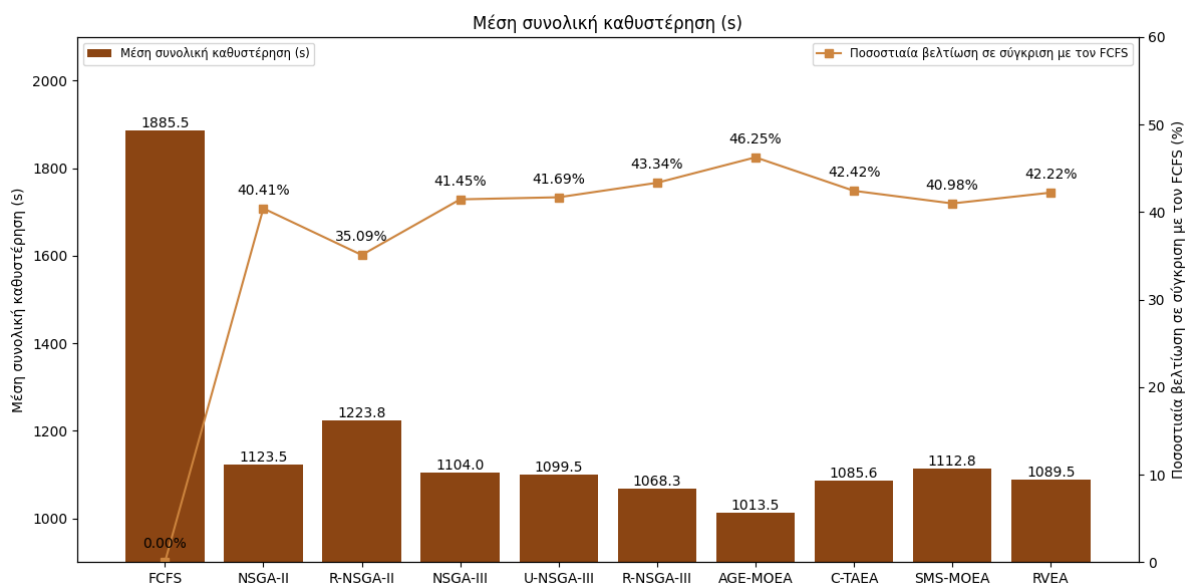
Εικόνα 10: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων χωρίς εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας



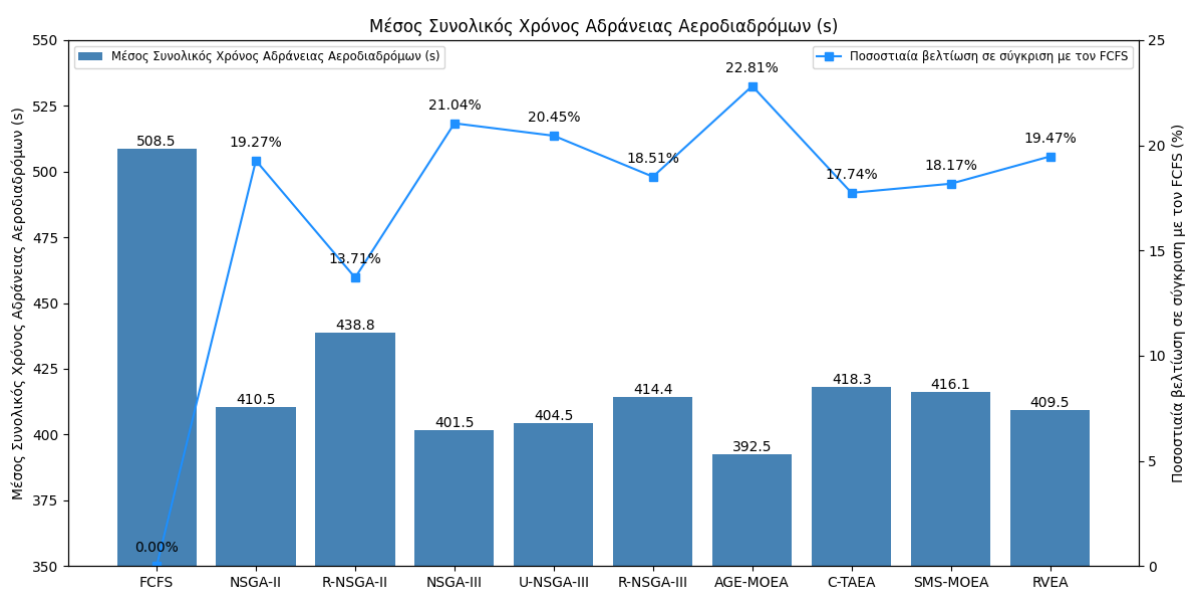
Εικόνα 11: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας χωρίς εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας

Στις Εικόνα 12, Εικόνα 13 και Εικόνα 14 προβάλλονται τα κριτήρια βελτιστοποίησης με εφαρμογή των περιορισμών. Αρχικά, σε σύγκριση με τη μη εφαρμογή περιορισμών παρατηρείται πως τα κριτήρια δεν χειροτέρεψαν σημαντικά και ο RVEA φαίνεται να μπορεί να δώσει αποτελεσματικότερες λύσεις. Η βελτίωση της συνολικής καθυστέρησης φτάνει σε επίπεδα άνω του 40% για τους περισσότερους αλγορίθμους, πέραν του R-NSGA-II. Ο χρόνος αδράνειας των διαδρόμων δεν φαίνεται να έχει τόσο καλά και συνεπή αποτελέσματα σε όλους τους αλγορίθμους, με τον AGE-MOEA να εμφανίζει την καλύτερη βελτίωση και τον R-NSGA-II να έχει και πάλι το χειρότερο αποτέλεσμα. Η ευρωστία φαίνεται να έχει αρκετά χειρότερα αποτελέσματα από την περίπτωση μη εφαρμογής περιορισμών, με εξαίρεση τον AGE-MOEA και τον RVEA. Συνολικά ο AGE-MOEA φαίνεται να διαχειρίζεται

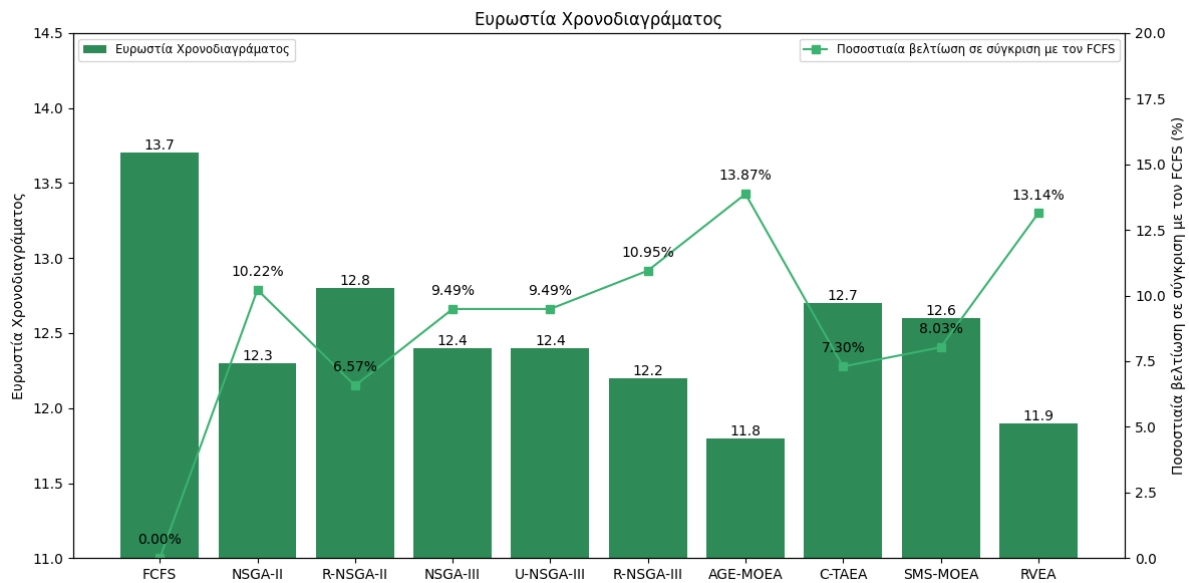
καλύτερα από όλους τους αλγορίθμους την εφαρμογή περιορισμών, στον αντίποδα ο R-NSGA-II εμφανίζει τα χειρότερα αποτελέσματα και στα τρία κριτήρια.



Εικόνα 12: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας

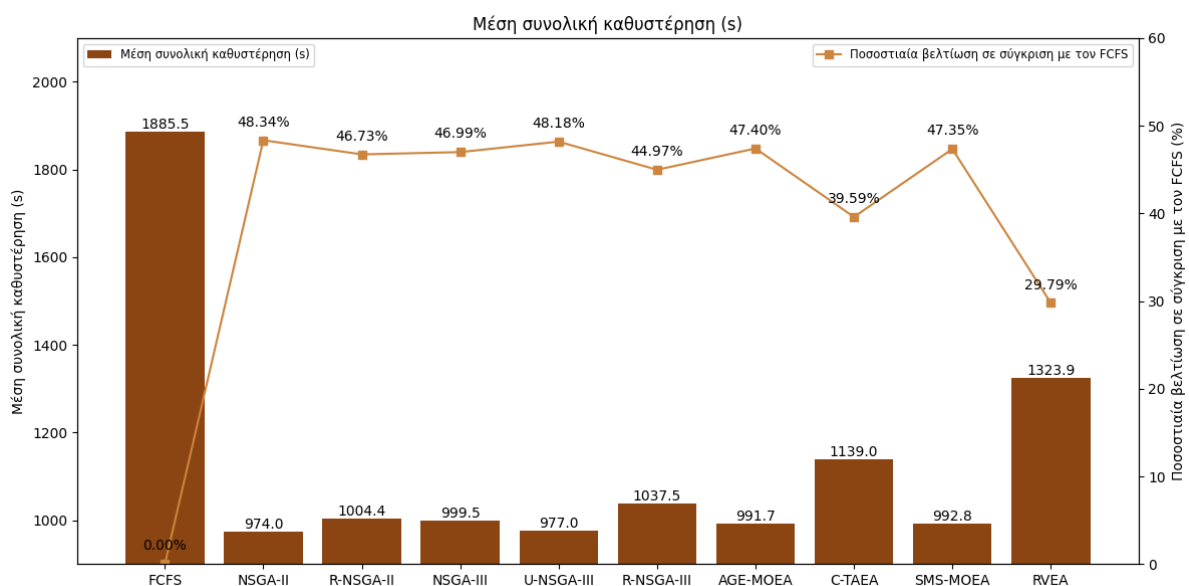


Εικόνα 13: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας

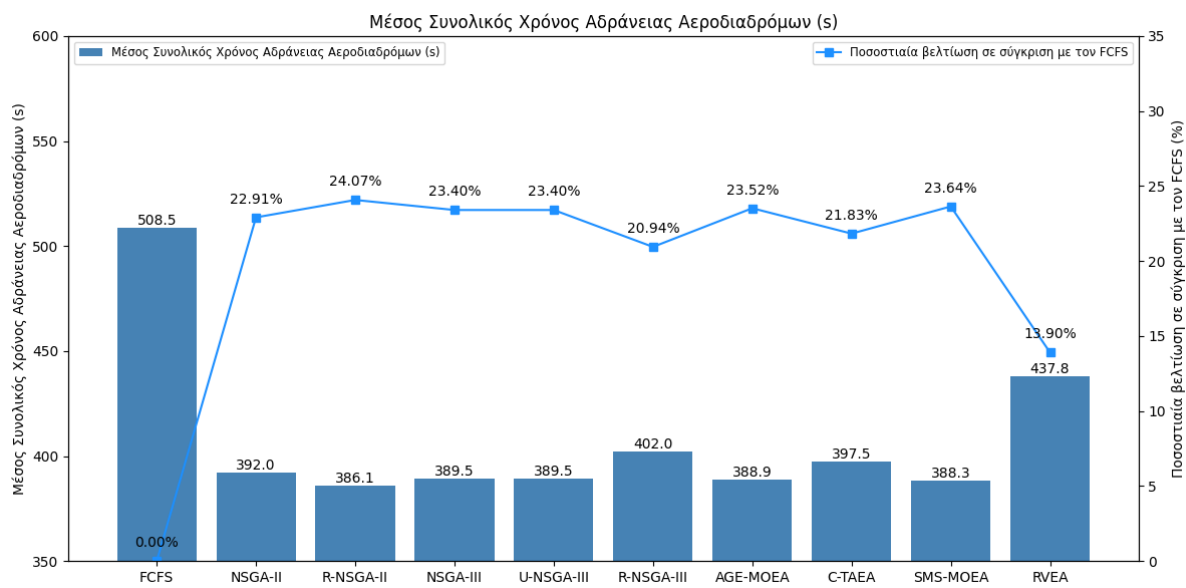


Εικόνα 14: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας

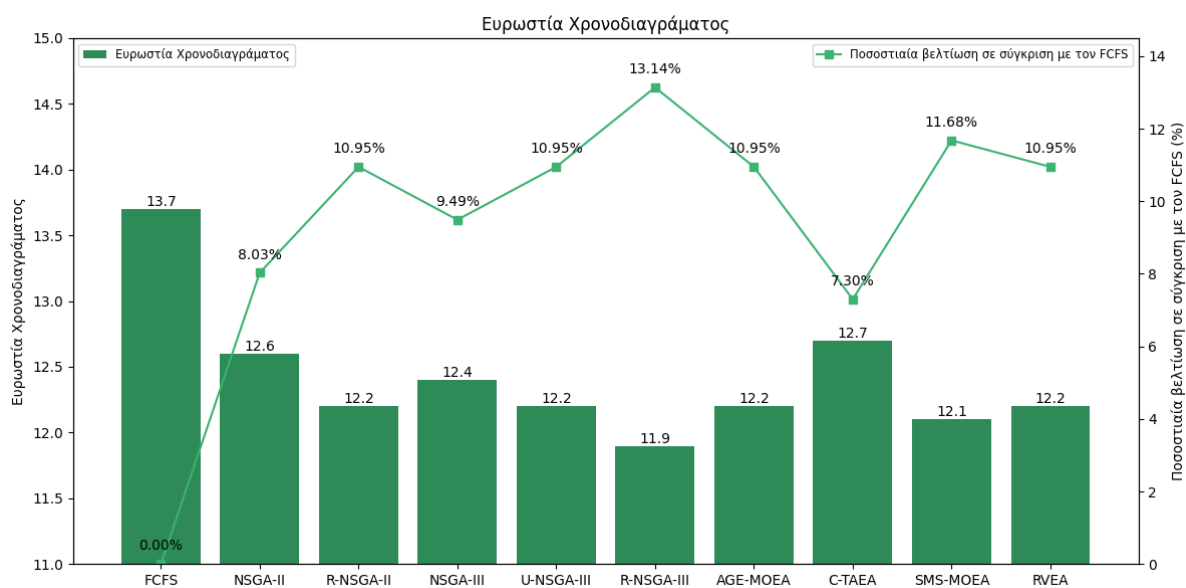
Στην περίπτωση της σταδιακής εφαρμογής περιορισμών (Εικόνα 15, Εικόνα 16 και Εικόνα 17) τα αποτελέσματα φαίνεται να είναι αισθητά βελτιωμένα σε σύγκριση με την εφαρμογή των περιορισμών και αρκετά κοντά έως ελαφρώς καλύτερα της περίπτωση της μη εφαρμογής τους. Η μέση συνολική καθυστέρηση φτάνει μέχρι και 48% βελτίωση, με τους περισσότερους αλγορίθμους, εκτός των RVEA και C-TAEA, να αποδίδουν πάρα πολύ καλά. Ο χρόνος αδράνειας των διαδρόμων μειώνεται και αυτός αρκετά πλησιάζοντας το 25% με τον RVEA να έχει αρκετά μικρότερη βελτίωση. Τέλος η ευρωστία εμφανίζει μικρότερη διακύμανση από τις άλλες δυο περιπτώσεις, αλλά και μικρότερη βελτίωση από την περίπτωση μη εφαρμογής περιορισμών.



Εικόνα 15: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας



Εικόνα 16: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας



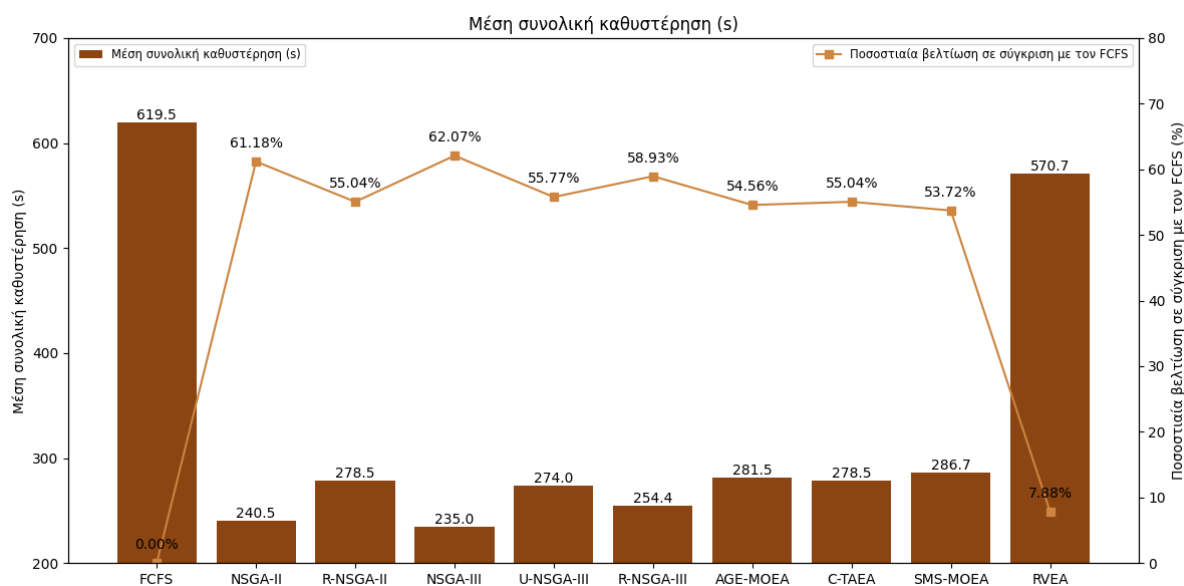
Εικόνα 17: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών την υψηλή περίοδο λειτουργίας

Συνολικά παρατηρείται πως οι αλγόριθμοι πετυχαίνουν πολύ καλά αποτελέσματα και στα τρία κριτήρια της βελτιστοποίησης, με την μείωση της μέσης συνολικής καθυστέρησης να φτάνει σχεδόν στο 50%, ενώ ο χρόνος αδράνειας και η ευρωστία φτάνουν σε ικανοποιητικά αποτελέσματα με βελτιώσεις της τάξης του 20% και 10% αντίστοιχα. Οι διαφορές ανάμεσα στους αλγορίθμους δεν είναι μεγάλες και δείχνουν οι περισσότεροι να λειτουργούν καλά σε όλες τις περιπτώσεις, με εξαίρεση κυρίως τον RVEA και σε κάποιες περιπτώσεις τον C-TAEA. Οι περιορισμοί δεν φαίνεται να επηρεάζουν αρνητικά το αποτέλεσμα, αντιθέτως στην περίπτωση σταδιακής εφαρμογής τους παρουσιάζεται βελτίωση στα δυο από τα τρία κριτήρια, κάτι που δείχνει τη συμβολή της σταδιακής εφαρμογής περιορισμών στη σύγκλιση σε καλύτερες λύσεις.

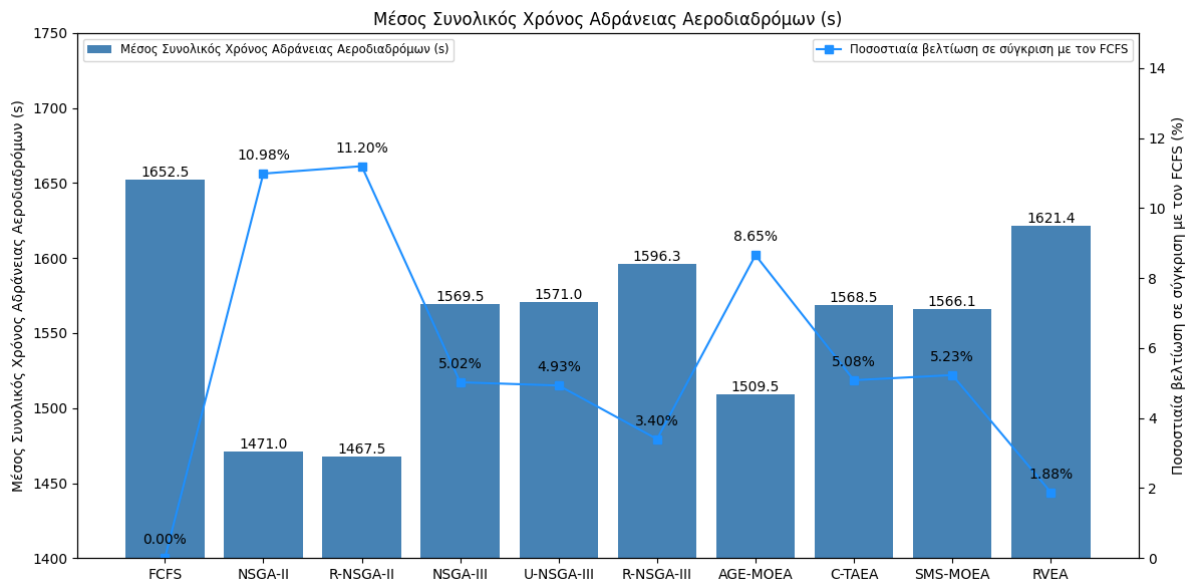
Χαμηλή Περίοδος

Στη χαμηλή περίοδο λειτουργίας του αεροδρομίου, τα αποτελέσματα των αλγορίθμων φαίνεται να είναι αρκετά διαφορετικά. Οι καθυστερήσεις και η ευρωστία βελτιώνονται κατά πολύ, ενώ ο χρόνος αδράνειας των διαδρόμων τριπλασιάζεται σχεδόν σε σύγκριση με την υψηλή περίοδο.

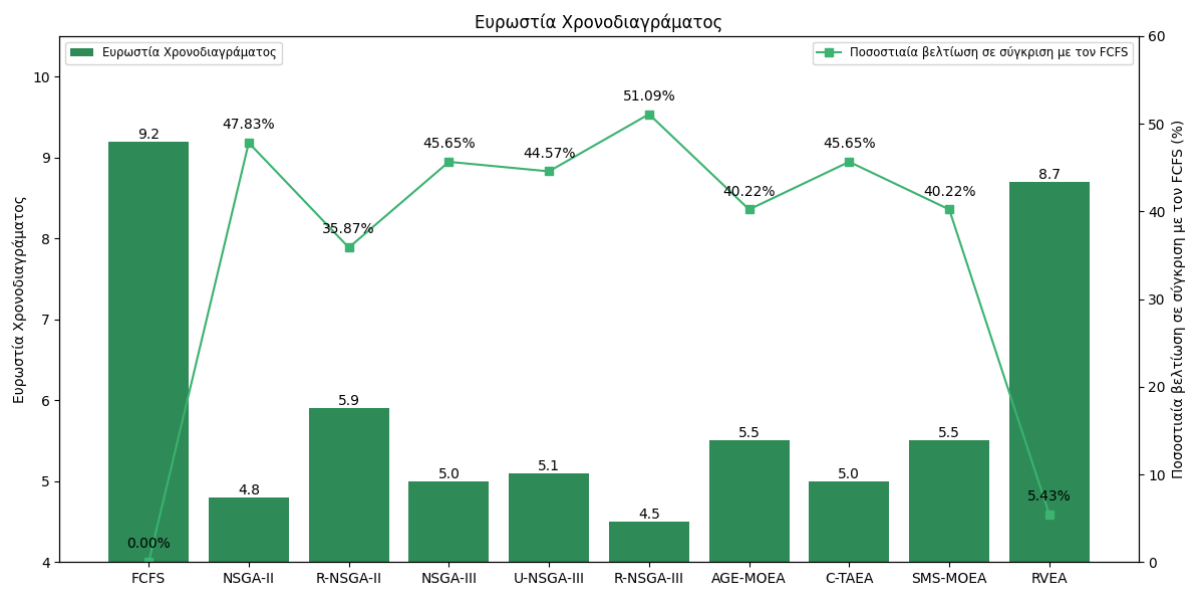
Στην περίπτωση μη εφαρμογής των περιορισμών (Εικόνα 18, Εικόνα 19 και Εικόνα 20) οι αλγόριθμοι δείχνουν να αντιμετωπίζουν σε πολύ καλό βαθμό τη μείωση των καθυστερήσεων με τα ποσοστά βελτίωσης τους να είναι άνω του 50% εκτός του RVEA. Συγκεκριμένα οι NSGA-II και NSGA-III δείχνουν να αποδίδουν καλύτερα, βελτιώνοντας την καθυστέρηση με ποσοστά 61% και 62% αντίστοιχα. Όσον αφορά την αδράνεια των διαδρόμων η μείωση της είναι αρκετά μικρή και λιγότερη από 10% στις περισσότερες περιπτώσεις, με τους NSGA-II και R-NSGA-II να είναι οι μοναδικοί που μειώνουν την αδράνεια πάνω από 10%. Ως προς την ευρωστία η καλύτερη έχει κάποια διακύμανση ανάμεσα στους αλγορίθμους με όχι τόσο σταθερά αλλά πολύ καλά αποτελέσματα, με τη βελτίωση να φτάνει το 50% και τον R-NSGA-III να είναι ο μόνος που το ξεπερνάει.



Εικόνα 18: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση χωρίς εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας



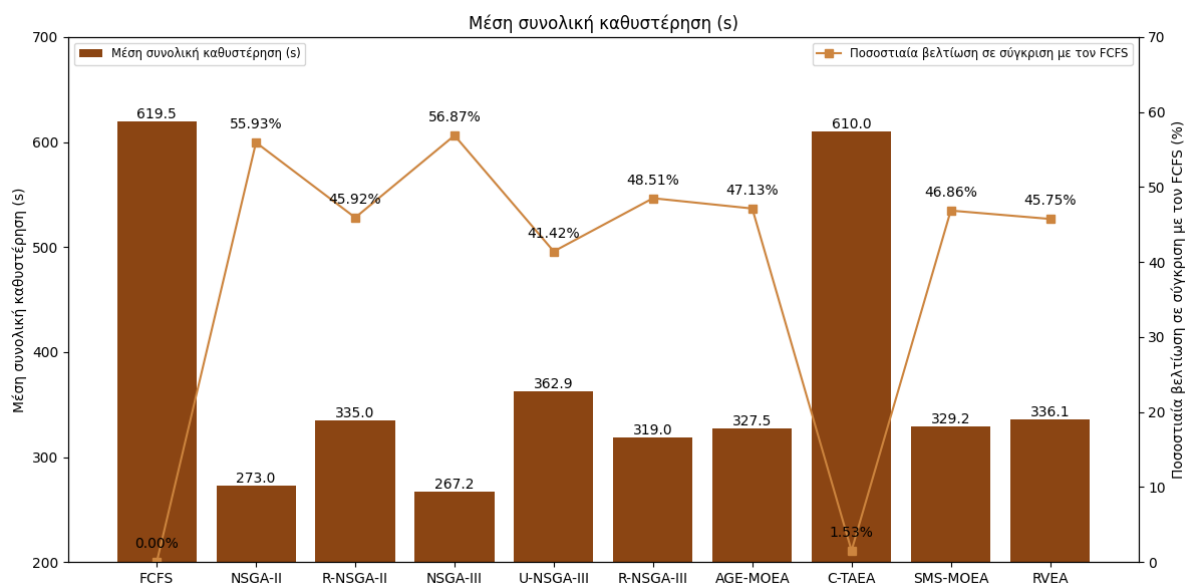
Εικόνα 19: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων χωρίς εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας



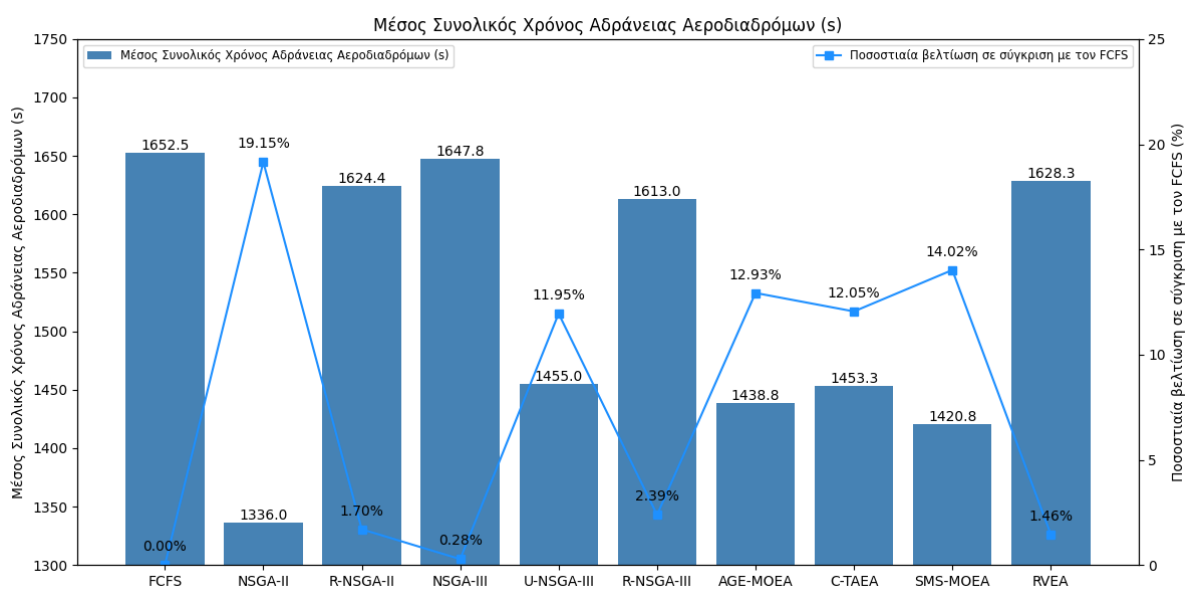
Εικόνα 20: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας χωρίς εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας

Με εφαρμογή των περιορισμών στη χαμηλή περίοδο (Εικόνα 21, Εικόνα 22 και Εικόνα 23) οι αλγόριθμοι φαίνεται να δυσκολεύονται περισσότερο να καταλήξουν σε καλή λύση σε όλα τα κριτήρια συγκριτικά με την μη εφαρμογή τους. Η μέση συνολική καθυστέρηση δείχνει να μην επηρεάζεται πολύ, με τους NSGA-II και NSGA-III να δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα και τον C-TAEA να μη βελτιώνει σχεδόν καθόλου αυτό το κριτήριο. Αρκετοί αλγόριθμοι, όπως οι R-NSGA-II, NSGA-III, R-NSGA-III και RVEA, καταφέρνουν μόλις 2% μείωση του χρόνου αδράνειας, ενώ οι υπόλοιποι καλυτερεύουν το αποτέλεσμα κατά 12% περίπου με εξαίρεση τον NSGA-II που φτάνει το 20%. Εμφανής είναι η χειροτέρευση της βελτίωσης της ευρωστίας από όλους τους αλγορίθμους με τον NSGA-II να είναι ο μοναδικός που διατηρεί το αποτέλεσμα του. Παρατηρείται μια συνολική

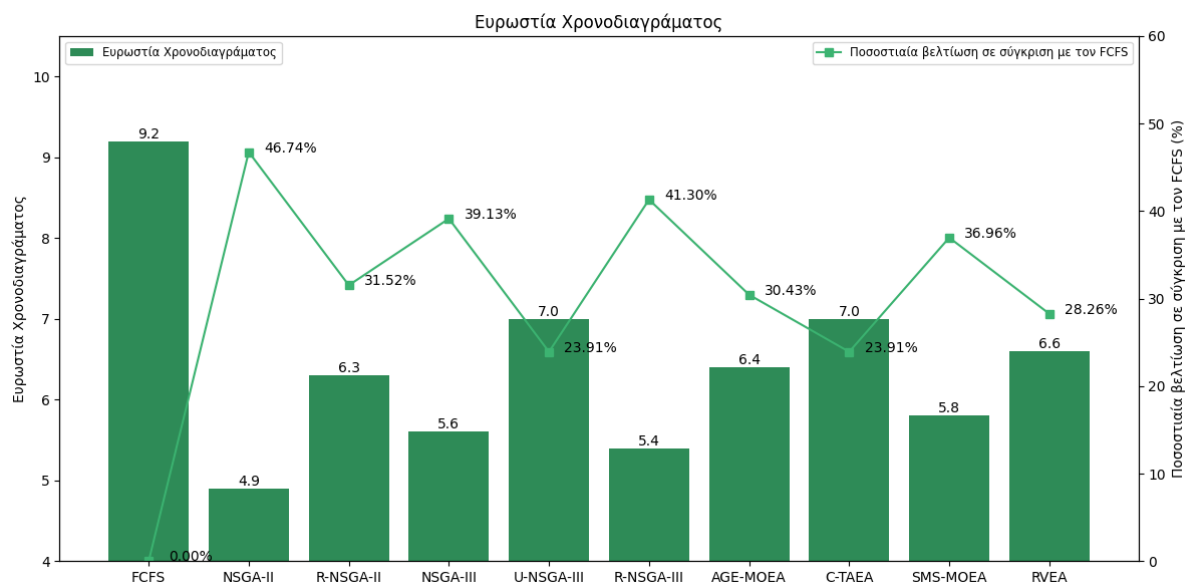
χειροτέρευση των τριών κριτηρίων σε όλους τους αλγορίθμους εκτός του NSGA-II που φαίνεται να χειρίζεται πολύ καλά την χαμηλή περίοδο λειτουργίας ακόμη και με περιορισμούς.



Εικόνα 21: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας

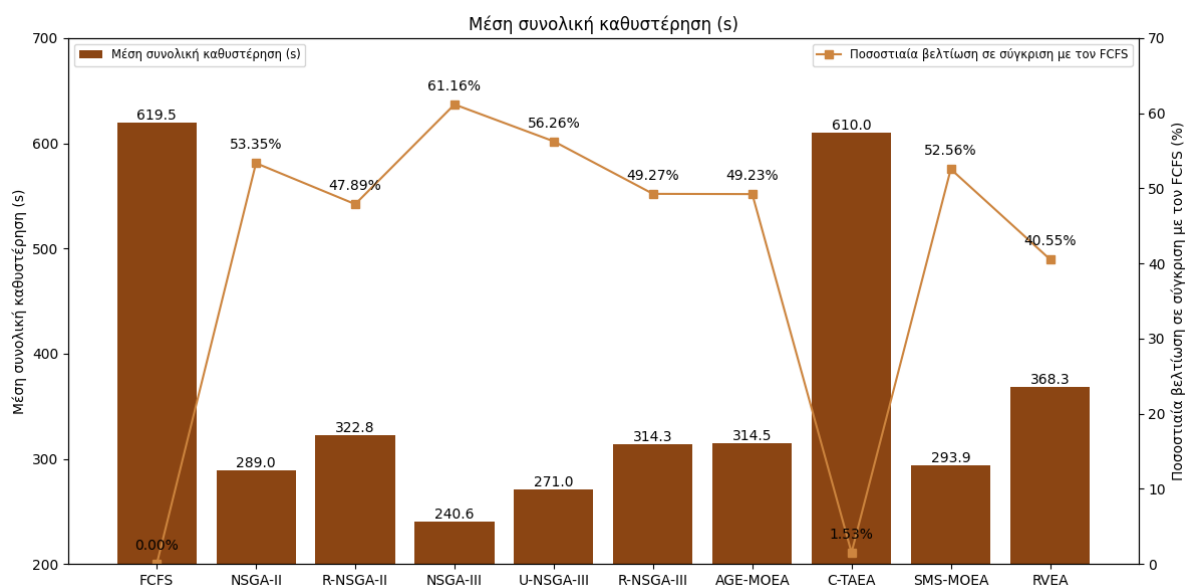


Εικόνα 22: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας

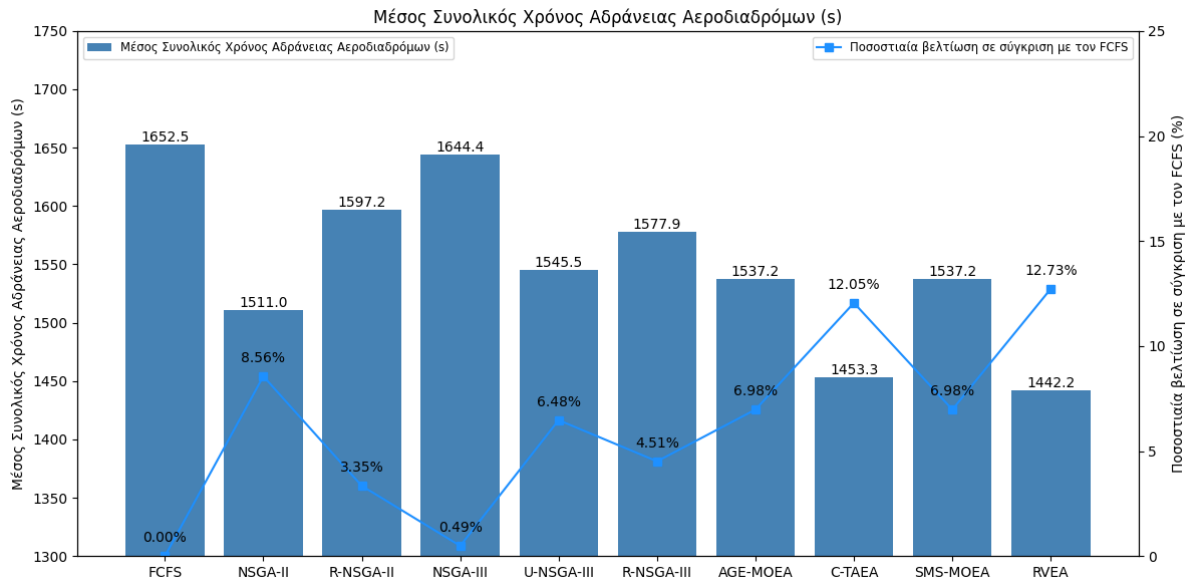


Εικόνα 23: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας

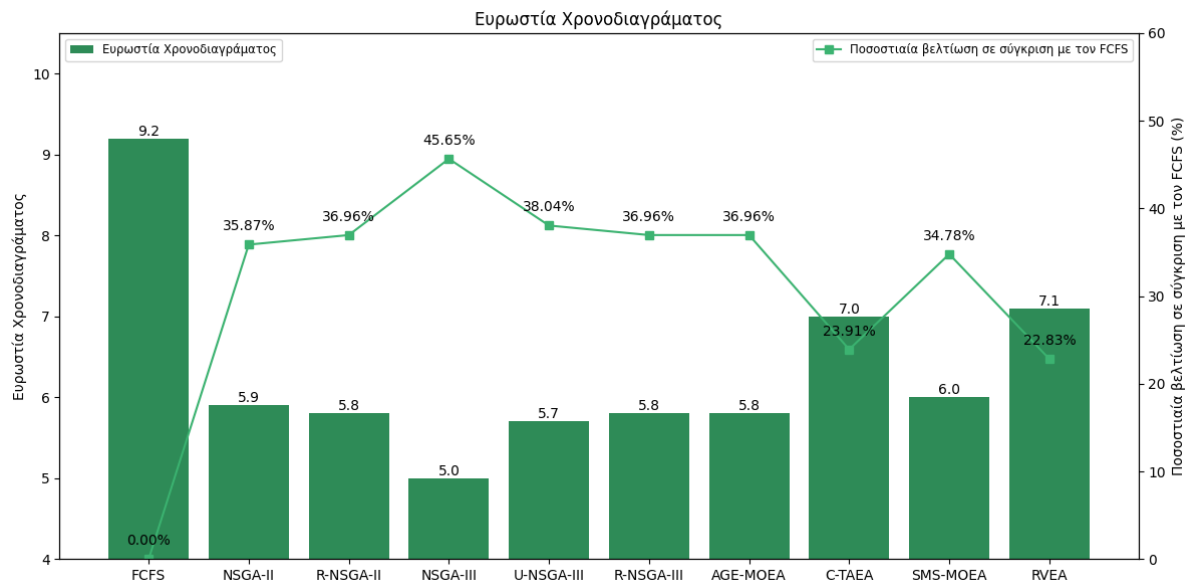
Στην περίπτωση της σταδιακής εφαρμογής των περιορισμών στη χαμηλή περίοδο λειτουργίας του αεροδρομίου (Εικόνα 24, Εικόνα 25 και Εικόνα 26), παρατηρείται βελτίωση στα επίπεδα της συνολικής καθυστέρησης συγκριτικά με την εφαρμογή των περιορισμών, πλησιάζοντας αυτά της μη εφαρμογής τους. Οι αλγόριθμοι με τα καλύτερα αποτελέσματα είναι οι NSGA-III και U-NSGA-III που φτάνουν μέχρι και 60% βελτίωση, ενώ ο C-TAEA δυσκολεύεται και πάλι να πετύχει μειωμένη καθυστέρηση. Όσον αφορά το χρόνο αδράνειας στους διαδρόμους υπάρχει βελτίωση μικρότερη του 10% από τους αλγόριθμους εκτός των C-TAEA και RVEA που φτάνουν το 12%. Η ευρωστία της ακολουθίας βελτιώνεται σε μεγάλο βαθμό και άνω του 35%, με τον NSGA-III να φτάνει το 45%, ενώ οι C-TAEA και RVEA δεν βελτιώνουν όσο οι υπόλοιποι αλγόριθμοι. Οι τελευταίοι φαίνεται να καταλήγουν σε καλά αποτελέσματα στην αδράνεια των διαδρόμων αλλά χειρότερα στη συνολική καθυστέρηση και ευρωστία δημιουργώντας έτσι ένα αντιστάθμισμα μεταξύ των κριτηρίων.



Εικόνα 24: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας



Εικόνα 25: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας των διαδρόμων με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας



Εικόνα 26: Σύγκριση αλγορίθμων ως προς την ευρωστία της ακολουθίας με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών τη χαμηλή περίοδο λειτουργίας

Στη χαμηλή περίοδο λειτουργίας οι αλγόριθμοι παρουσιάζουν μεγαλύτερη δυσκολία στην εύρεση καλής λύσης. Οι περιορισμοί φαίνεται να δυσκολεύουν περισσότερο τη σύγκλιση τους με αποτέλεσμα κάποιοι από αυτούς, C-TAEA, RVEA να εμφανίζουν μικρές βελτιώσεις. Η ευρωστία και οι καθυστερήσεις δείχνουν να έχουν μεγάλα περιθώρια βελτίωσης σε αντίθεση με τον χρόνο αδράνειας των διαδρόμων. Έκπληξη αποτελεί ο NSGA-II που εμφανίζει πολύ καλά αποτελέσματα στη χαμηλή περίοδο λειτουργίας, με τους NSGA-III και U-NSGA-III να εμφανίζονται επίσης σταθερά καλοί.

Οι αλγόριθμοι NSGA-II, NSGA-III και U-NSGA-III εμφανίζουν πιο σταθερή και καλή απόδοση στα αποτελέσματα και τη σύγκλιση τους, τόσο στην υψηλή όσο και στη χαμηλή περίοδο λειτουργίας, με ή χωρίς περιορισμούς. Στην περίπτωση των R-NSGA-II και R-NSGA-III, που βασίζονται σε σημεία

αναφοράς τιθέμενα από το χρήστη, τα αποτελέσματα δεν είναι και τόσο ικανοποιητικά. Αυτό ίσως οφείλεται στην ποικιλομορφία των αποτελεσμάτων ανάλογα με την κατανομή των πτήσεων στο χρονικό διάστημα που ερευνάται και την περίοδο λειτουργίας του αεροδρομίου. Έτσι αλγόριθμοι σαν αυτούς αδυνατούν να πλησιάσουν τη βέλτιστη λύση καθώς δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων σε κάθε περίπτωση που ακριβώς βρίσκεται αυτή. Οι AGE-MOEA και SMS-EMOA εμφανίζουν αρκετά καλά αποτελέσματα, ωστόσο δυσκολεύονται στη σύγκλιση σε λύσεις σε κάποιες περιπτώσεις. Τέλος οι αλγόριθμοι C-TAEA και RVEA καταλήγουν στις χειρότερες λύσεις και φαίνεται να επηρεάζονται περισσότερο από τους περιορισμούς και να παρουσιάζουν μεγαλύτερες δυσκολίες στη σύγκλιση, ειδικά στη χαμηλή περίοδο.

Επομένως για τη δημιουργία ενός μοντέλου βελτιστοποίησης ακολουθιών πτήσεων θα επιλεγόταν ένας εκ των NSGA-II, NSGA-III και U-NSGA-III, ενώ η σταδιακή εφαρμογή των περιορισμών φαίνεται να είναι πιο αποτελεσματική και απαραίτητη για τη διατήρηση ισορροπίας μεταξύ βέλτιστης λύσης και δικαιοσύνης ανάμεσα στις πτήσεις.

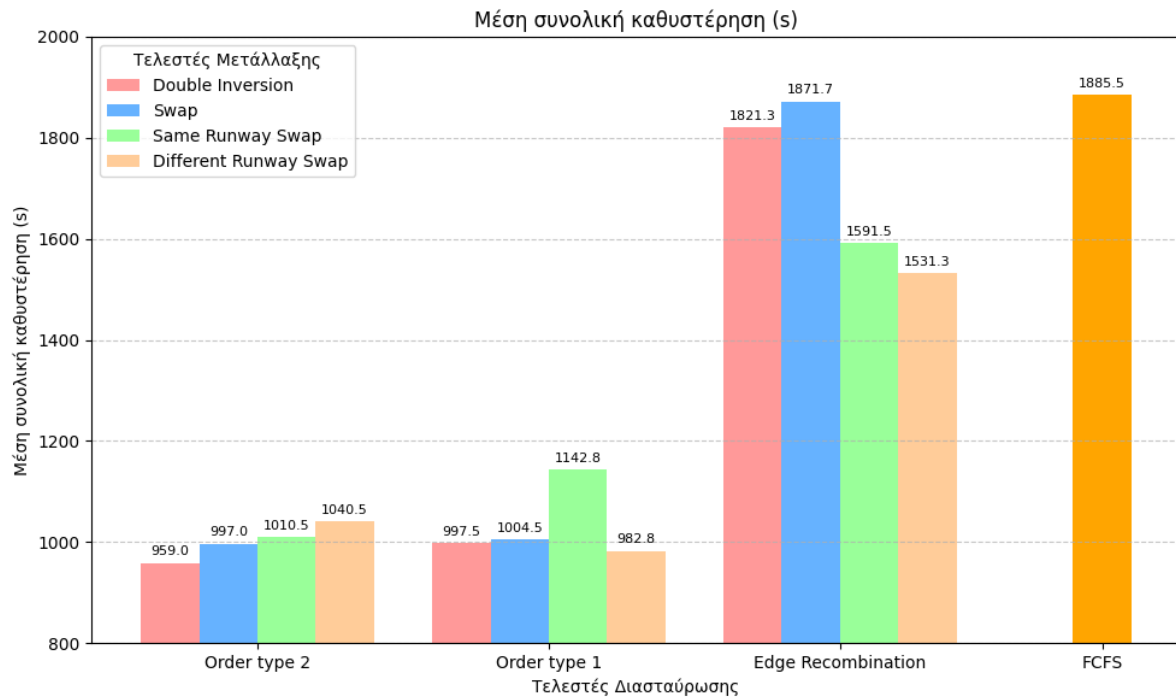
5.2 Σύγκριση γενετικών τελεστών

Οι γενετικοί τελεστές είναι πολύ σημαντικοί στην ποικιλομορφία και την εξερεύνηση νέων λύσεων των προβλημάτων. Για το λόγο αυτό η παραμετροποίηση που έγινε για κάθε αλγόριθμο περιείχε κάθε γενετικό τελεστή ώστε να δοκιμαστούν όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί και να αποφασιστεί ο κατάλληλος. Στην ενότητα αυτή συγκρίνονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου U-NSGA-III, που κρίθηκε από τους καλύτερους αλγορίθμους στην παρούσα έρευνα λόγω της σύγκλισης και των καλών αποτελεσμάτων που εμφάνισε.

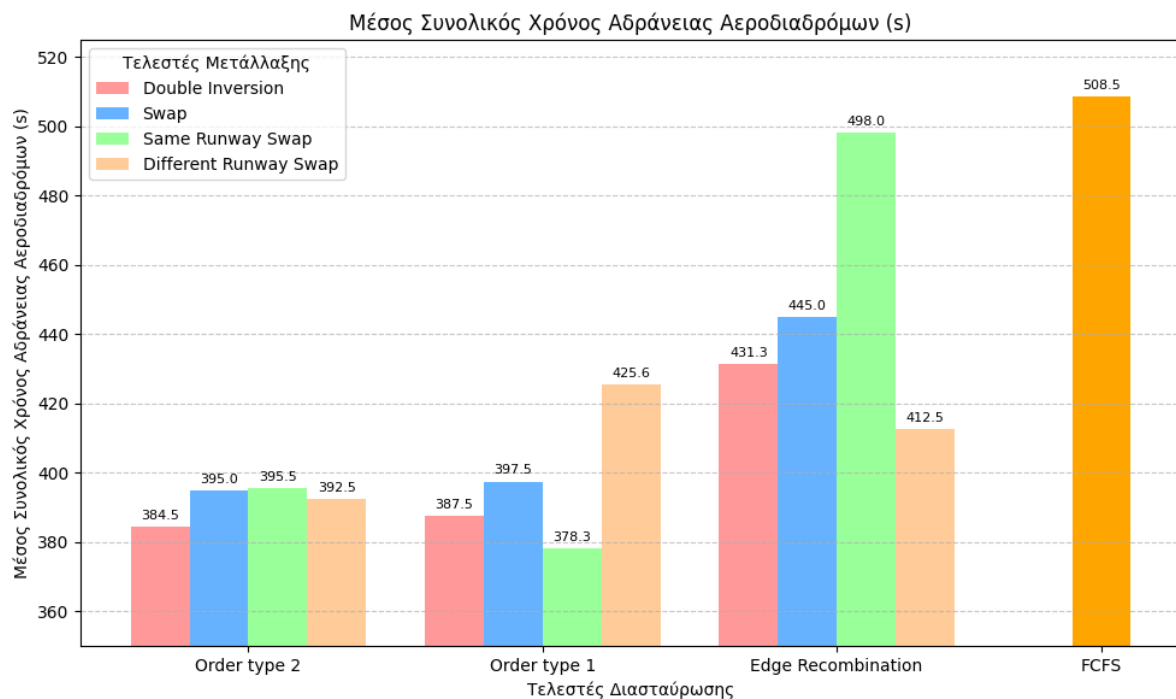
Η σύγκριση έγινε στους μέσους όρους 10 πειραμάτων την υψηλή περίοδο λειτουργίας του αεροδρομίου με όλους τους συνδυασμούς γενετικών τελεστών. Οι τελεστές διασταύρωσης που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι Order ενός και δύο σημείων και Edge Recombination. Οι τελεστές μετάλλαξης είναι οι Double Inversion, Swap, Consecutive Same και Different Runway Swap.

Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα στις Εικόνα 27, Εικόνα 28 και Εικόνα 29 ο τελεστής διασταύρωσης Edge Recombination εμφανίζει κακή συνολική απόδοση και στα τρία κριτήρια για όλους τους διαφορετικούς τελεστές μετάλλαξης για αυτό και δεν χρησιμοποιήθηκε τελικώς από κανένα άλλο πείραμα. Από την άλλη η Order Crossover φαίνεται να λειτουργεί αρκετά καλύτερα και χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα άλλοτε με διασταύρωση σε ένα και άλλοτε σε δύο σημεία. Η διασταύρωση δυο σημείων δείχνει να λειτουργεί καλά για όλους τους τελεστές μετάλλαξης για τα κριτήρια της καθυστέρησης και του χρόνου αδράνειας, ωστόσο η ευρωστία εμφανίζει καλύτερα αποτελέσματα με τη βοήθεια των Swap και Consecutive Same Runway Swap. Η διασταύρωση ενός σημείου εμφανίζει κάποιες διαφορές και στα τρία κριτήρια. Ο Same Runway Swap δεν καταφέρνει καλές καθυστερήσεις και ευρωστία, όμως εμφανίζει τον καλύτερο χρόνο αδράνειας, ενώ ο Different Runway Swap κάνει το ακριβώς αντίθετο. Οι άλλοι δυο τελεστές μετάλλαξης παρουσιάζουν αρκετά καλά αποτελέσματα και στα τρία κριτήρια για τη διασταύρωση ενός σημείου.

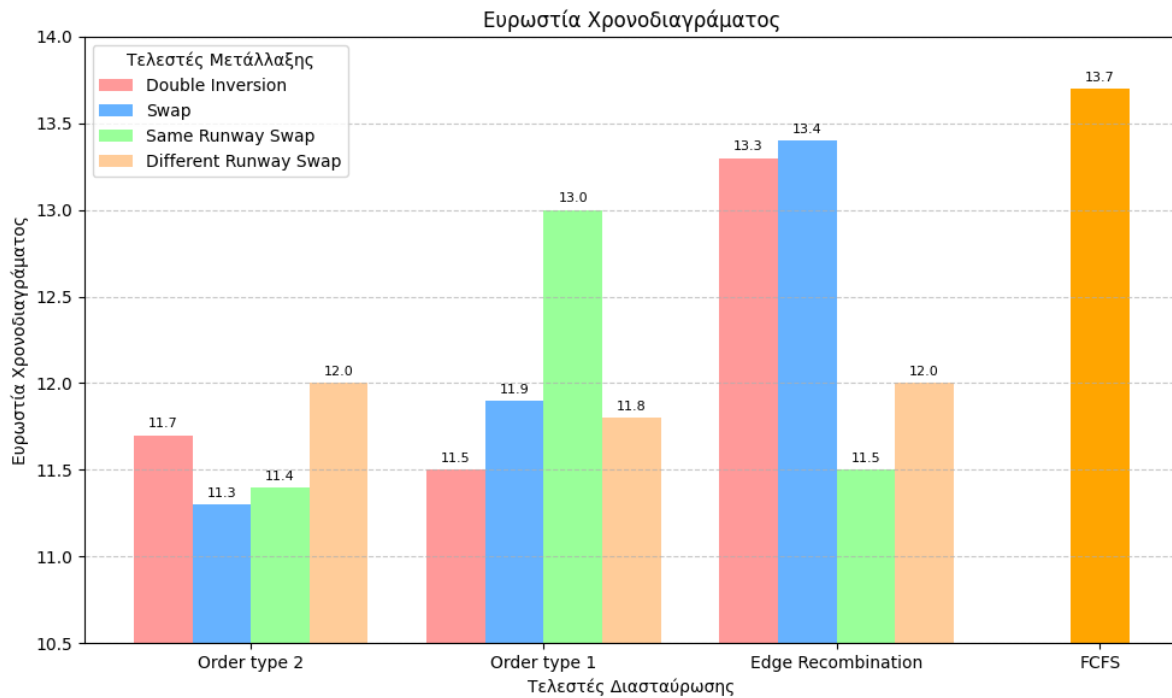
Συνολικά οι τελεστές μετάλλαξης Double Inversion και Swap φαίνεται να κινούνται σε πολύ κοντινά αποτελέσματα και στους τρεις τελεστές διασταύρωσης, ενώ οι άλλοι δύο εμφανίζονται καλύτεροι ή χειρότεροι κατά περίπτωση.



Εικόνα 27: Σύγκριση γενετικών τελεστών ως προς τη μέση συνολική καθυστέρηση με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στην υψηλή περίοδο λειτουργίας



Εικόνα 28: Σύγκριση γενετικών τελεστών ως προς το μέσο συνολικό χρόνο αδράνειας διαδρόμων με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στην υψηλή περίοδο λειτουργίας



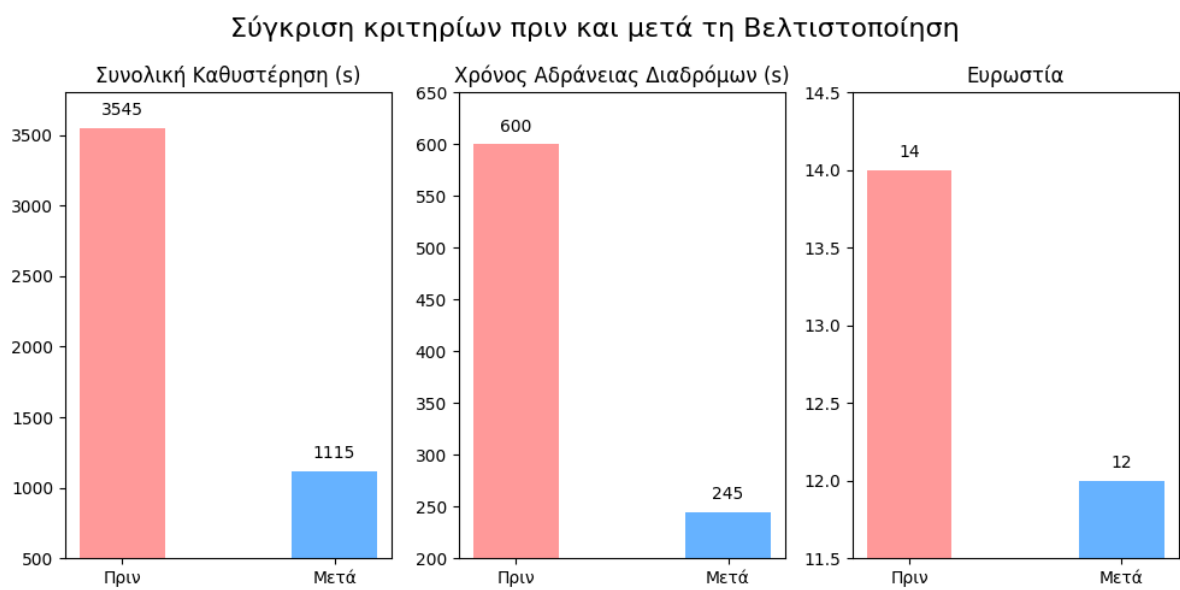
Εικόνα 29: Σύγκριση γενετικών τελεστών ως προς την ευρωστία του χρονοδιαγράμματος με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών στην υψηλή περίοδο λειτουργίας

5.3 Παρουσίαση Αποτελέσματος ενός Πειράματος

Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων ενός πειράματος είναι κρίσιμη για την κατανόηση των βελτιώσεων που επιτυγχάνονται μέσω του μοντέλου που εφαρμόζεται. Για την ανάδειξη αυτής της βελτίωσης παρουσιάζεται ένα πείραμα υψηλής περιόδου με χρήση του αλγορίθμου U-NSGA-III και συγκρίνονται το αρχικό και τελικό χρονοδιάγραμμα για να φανούν οι αλλαγές σε αυτό. Το πείραμα αυτό εκτελέστηκε για 2 λεπτά, με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών και με τις παραμέτρους που φαίνονται στο Παράρτημα Β. Τα αποτελέσματα του πειράματος παρουσιάζονται παρακάτω (Πίνακας 13) σε σύγκριση με τον FCFS και με το ποσοστό βελτίωσης έναντι αυτού. Ενώ στην Εικόνα 30 φαίνεται η μεγάλη διαφορά των τριών κριτηρίων μετά τη βελτιστοποίηση της ακολουθίας, με τη συνολική καθυστέρηση να έχει ελαττωθεί κατά 68.6%, το συνολικό χρόνο αδράνειας κατά 59.2% και την ευρωστία κατά 14.3%. Επιπρόσθετα, (Πίνακας 14) παρουσιάζονται οι τρεις μη κυριαρχούμενες λύσεις στις οποίες κατέληξε ο αλγόριθμος πριν γίνει επιλογή της βέλτιστης με τη χρήση του σταθμισμένου αθροίσματος, ενώ στην Εικόνα 31 φαίνεται το μέτωπο Pareto.

	Συνολική Καθυστέρηση (s)	Συνολικός Χρόνος Αδράνειας Διαδρόμων (s)	Ευρωστία
Πριν τη βελτιστοποίηση	3545	600	14
Μετά τη βελτιστοποίηση	1115	245	12
Βελτίωση	68.6%	59.2%	14.3%

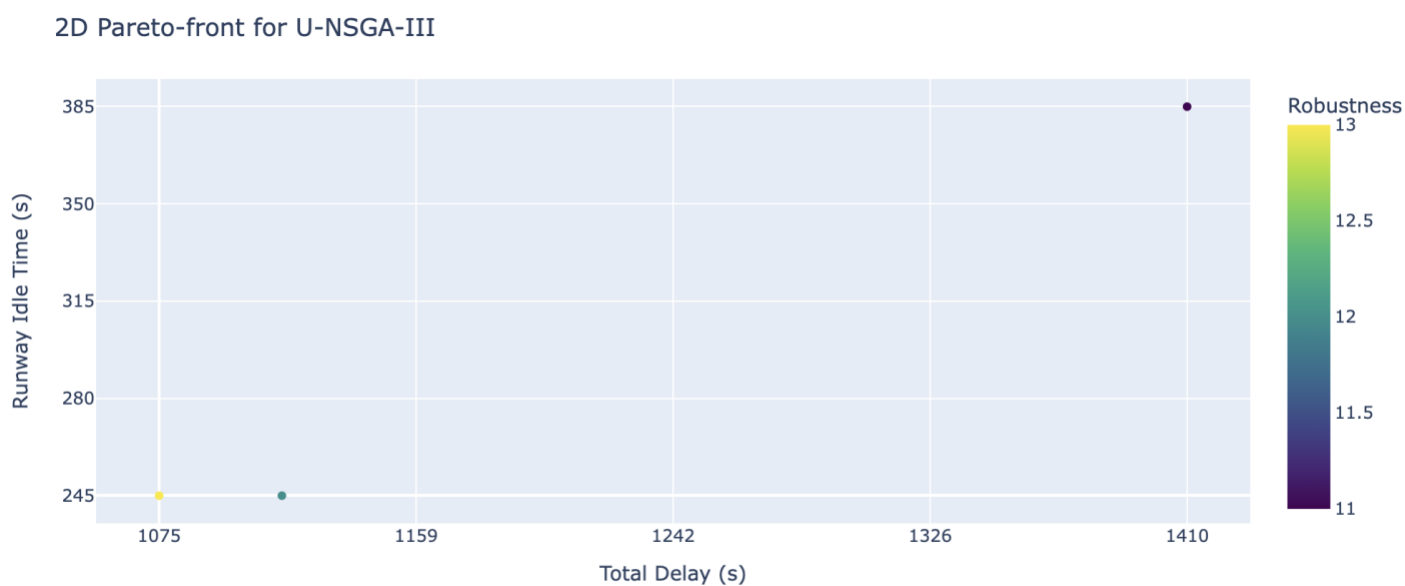
Πίνακας 13: Αποτελέσματα Πειράματος την Υψηλή Περίοδο με σταδιακή εφαρμογή περιορισμών και εκτέλεση 2 λεπτών



Εικόνα 30: Σύγκριση των κριτηρίων για το παράδειγμα εκτέλεσης πριν και μετά την Βελτιστοποίηση της ακολουθίας πτήσεων

Συνολική Καθυστέρηση (s)	Συνολικός Χρόνος Αδράνειας Διαδρόμων (s)	Ευρωστία
1075	245	13
1115	245	12
1410	385	11

Πίνακας 14: Μη κυριαρχούμενες λύσεις



Εικόνα 31: Μέτωπο Pareto

Στους δύο παρακάτω πίνακες μπορούμε να διακρίνουμε όλες τις πτήσεις με όλα τα δεδομένα του βελτιστοποιημένου χρονοδιαγράμματος και του μη βελτιστοποιημένου αντίστοιχα (Πίνακας 15, Πίνακας 16).

Arrival/ Departure	Wake Turbulence Category	RWY	STA/ STD	ATA/ ATD	DLY	Initial Flight Queue Position
Arrival	Medium	03R	13:02:00	13:02:00	0:00:00	1
Departure	Medium	03L	13:04:00	13:04:00	0:00:00	3
Departure	Medium	03R	13:04:00	13:04:00	0:00:00	2
Departure	Medium	03L	13:06:00	13:06:00	0:00:00	4
Departure	Light	03R	13:06:00	13:06:20	0:00:20	6
Departure	Medium	03L	13:06:00	13:07:15	0:01:15	8
Arrival	Medium	03R	13:06:00	13:07:35	0:01:35	7
Departure	Medium	03L	13:08:00	13:08:30	0:00:30	10
Departure	Heavy	03R	13:06:00	13:08:50	0:02:50	5
Departure	Medium	03L	13:07:00	13:09:45	0:02:45	9
Arrival	Medium	03R	13:11:00	13:11:00	0:00:00	13
Departure	Medium	03L	13:11:00	13:11:00	0:00:00	14
Departure	Medium	03R	13:10:00	13:12:15	0:02:15	12
Departure	Light	03L	13:13:00	13:13:20	0:00:20	16
Departure	Medium	03R	13:10:00	13:13:30	0:03:30	11
Arrival	Medium	03R	13:13:00	13:14:45	0:01:45	15
Arrival	Medium	03L	13:15:00	13:15:00	0:00:00	17
Arrival	Medium	03R	13:16:00	13:16:00	0:00:00	19
Arrival	Medium	03L	13:16:00	13:16:15	0:00:15	18
Arrival	Medium	03R	13:16:00	13:17:15	0:01:15	20

Πίνακας 15: Βελτιστοποιημένο Χρονοδιάγραμμα

Arrival/ Departure	Wake Turbulence Category	RWY	STA/ STD	ATA/ ATD	DLY	Initial Flight Queue Position
Arrival	Medium	03L	13:02:00	13:02:00	0:00:00	1
Departure	Medium	03R	13:04:00	13:04:00	0:00:00	2
Departure	Medium	03R	13:04:00	13:05:15	0:01:15	3
Arrival	Medium	03L	13:06:00	13:06:00	0:00:00	7
Departure	Medium	03R	13:06:00	13:06:30	0:00:30	4
Departure	Heavy	03R	13:06:00	13:07:45	0:01:45	5
Departure	Light	03R	13:06:00	13:10:45	0:04:45	6
Arrival	Medium	03L	13:11:00	13:11:00	0:00:00	13
Departure	Medium	03R	13:06:00	13:12:00	0:06:00	8
Arrival	Medium	03L	13:13:00	13:13:00	0:00:00	15
Departure	Medium	03R	13:07:00	13:13:15	0:06:15	9
Departure	Medium	03R	13:08:00	13:14:30	0:06:30	10
Arrival	Medium	03L	13:15:00	13:15:00	0:00:00	17
Departure	Medium	03R	13:10:00	13:15:45	0:05:45	11
Arrival	Medium	03L	13:16:00	13:16:15	0:00:15	18
Departure	Medium	03R	13:10:00	13:17:00	0:07:00	12
Arrival	Medium	03L	13:16:00	13:17:30	0:01:30	19
Departure	Medium	03R	13:11:00	13:18:15	0:07:15	14
Arrival	Medium	03L	13:16:00	13:18:45	0:02:45	20
Departure	Light	03R	13:13:00	13:20:35	0:07:35	16

Πίνακας 16: Χρονοδιάγραμμα χωρίς Βελτιστοποίηση

6 Συμπεράσματα

6.1 Κύρια Συμπεράσματα

Για την παρούσα διπλωματική εργασία σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε ένα μοντέλο, το οποίο με την βοήθεια γενετικών αλγορίθμων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης εφαρμόστηκε σε ακολουθίες πτήσεων του μεγαλύτερου αεροδρομίου της Ελλάδας, το Ελευθέριος Βενιζέλος.

Λαμβάνοντας υπόψη τους κανόνες ασφαλείας και τους περιορισμούς του αεροδρομίου και με κύριο γνώμονα την όσο το δυνατόν καλύτερη αξιοποίηση των πόρων του βελτιώθηκαν σε μεγάλο βαθμό τα τρία κριτήρια της βελτιστοποίησης. Οι καθυστερήσεις μειώθηκαν μέχρι και 60%, με την βελτίωση της αποδοτικότητας των διαδρόμων και της ευρωστίας των χρονοδιαγραμμάτων να ξεπερνάει το 20% και 40% αντίστοιχα. Όλα αυτά ενώ εφαρμόστηκαν περιορισμοί που διατήρησαν τη δικαιοσύνη στη διαχείριση των πτήσεων χωρίς κάποια από αυτές να δέχεται υπέρογκες καθυστερήσεις και μεταθέσεις στο χρονοδιάγραμμα.

Οι διαφορετικοί τρόποι εφαρμογής των περιορισμών και η δοκιμή αυτών σε χαμηλές και υψηλές περιόδους κίνησης στους επιλεγμένους αλγόριθμους οδήγησαν στο συμπέρασμα πως υπάρχει αρκετά μεγάλο περιθώριο βελτίωσης στην αξιοποίηση των πόρων ενός αεροδρομίου ανεξάρτητα με την περίοδο κίνησης.

Η σύγκριση των αλγορίθμων κατέληξε στο συμπέρασμα πως αποδίδουν καλύτερα αποτελέσματα και πιο σίγουρη σύγκλιση σε αυτά οι αλγόριθμοι NSGA-II, NSGA-III και U-NSGA-III, με τον τελευταίο να επιλέγεται ως πιο κατάλληλος για τη χρησιμοποίηση του σε αυτή την εφαρμογή. Ένα ακόμη πολύ σημαντικό εύρημα είναι ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης καταφέρνουν να καλύψουν το μέτωπο Pareto και να δώσουν λύσεις που βελτιστοποιούν όλα τα κριτήρια ώστε ο χειριστής ενός μοντέλου σαν αυτό να είναι σε θέση να επιλέξει την προτιμότερη λύση. Παράλληλα η σύγκριση γενετικών τελεστών κατέληξε στην εύρεση των πιο ικανών να καταλήξουν σε σύγκλιση στην όσο το δυνατόν καλύτερη λύση.

Η εκτέλεση των πειραμάτων σε προσωπικό υπολογιστή και η σύγκλιση τους σε τόσο καλά αποτελέσματα σε χρονικό διάστημα μόλις 2 λεπτών φανερώνει την ικανότητα τέτοιων μοντέλων να εξελιχθούν και να χρησιμοποιηθούν σε συστήματα εναέριας κυκλοφορίας.

6.2 Περιορισμοί και Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η μελέτη αυτή περιορίζεται από τον αριθμό των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν καθώς υπάρχουν και άλλοι αποδοτικοί γενετικοί αλγόριθμοι στη βιβλιογραφία που θα μπορούσαν να αξιολογηθούν τα αποτελέσματά τους. Ωστόσο, υπάρχουν και αρκετές υβριδικές παραλλαγές των γενετικών αλγορίθμων που θα είχε ενδιαφέρον να μελετηθούν στο συγκεκριμένο πρόβλημα και θα μπορούσαν να βοηθήσουν τη σύγκλιση και την βελτίωση της τοπικής αναζήτησης των λύσεων. Κάποιοι από αυτούς είναι οι παράλληλοι μιμητικοί αλγόριθμοι, οι συνδυασμοί γενετικών αλγορίθμων με βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (Particle Swarm Optimization), αποικίας μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization) και αποικίας μελισσών (Bee Colony Optimization), καθώς και συνδυασμός του με προσομοιωμένη ανάταξη (Simulated Annealing).

Επίσης, τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, αφορούν το αεροδρόμιο Ελευθέριος Βενιζέλος και τα πειράματα επικεντρώθηκαν γύρω από αυτό το ένα αεροδρόμιο, που έχει στη διάθεση του μόνο δυο διαδρόμους. Τα ευρήματα θα είχαν πολύ μεγαλύτερο ενδιαφέρον αν δοκιμαζόταν το μοντέλο σε πολλά διαφορετικά αεροδρόμια με πολλαπλούς διαδρόμους με διαφορετικές κλιματικές και κυκλοφοριακές συνθήκες.

Οι απαιτήσεις του προβλήματος σε υπολογιστική ισχύ είναι μεγάλες, κάνοντας απαγορευτική την εκτέλεση πειραμάτων με μεγαλύτερο αριθμό πτήσεων για εξέταση αποτελεσμάτων σε πραγματικό χρόνο. Η χρήση ενός ισχυρού υπολογιστή και η εκτέλεση πειραμάτων σε πολλά νήματα θα μπορούσε να δώσει πολύ πιο σύντομα σύγκλιση σε βέλτιστες λύσεις και να βελτιστοποιήσει ακολουθίες πολύ περισσότερων πτήσεων σε πολύ λιγότερο χρόνο.

Η δυσκολία εύρεσης δεδομένων για πτήσεις, καταναλώσεις, λειτουργικά κόστη και άλλα είδη δεδομένων περιορίζει αρκετά την έρευνα. Με την εύρεση των κατάλληλων δεδομένων από αεροπορικές εταιρείες, κατασκευαστές αεροσκαφών αλλά και αεροδρόμια θα μπορούσαν να προστεθούν κριτήρια βελτιστοποίησης όπως ελαχιστοποίηση καταναλώσεων αεροσκαφών, εκπομπής διοξειδίων και μονοξειδίων από την καύση των κινητήρων και άλλα πιο σύνθετα και ενδιαφέροντα κριτήρια κάτι που θα μεγάλωνε την αξία αυτής της έρευνας.

6.3 Συνεισφορά της Εργασίας

Η εργασία αυτή δεν προσφέρει μόνο μια θεωρητική ανάλυση αλλά και μια πρακτική εφαρμογή στον τομέα της διαχείρισης εναέριας κυκλοφορίας και πιο συγκεκριμένα στη διαχείριση της ακολουθίας των πτήσεων αναδεικνύοντας την ικανότητα των γενετικών αλγορίθμων να διαχειρίζονται περίπλοκα πολυκριτηριακά προβλήματα ρεαλιστικών συνθηκών.

Οι προτάσεις που έγιναν μέσω των πειραματισμών μπορούν να προσφέρουν πραγματικά οφέλη στη διαχείριση των πτήσεων και των πόρων των αεροδρομίων και να βελτιώσουν την απόδοση τους και την ικανοποίηση των επιβατών. Η μεθοδολογία μπορεί να αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο για μελλοντική έρευνα στη διαχείριση της εναέριας κυκλοφορίας, με δυνατότητα επέκτασης σε άλλους τομείς των μεταφορών ή της βιομηχανίας. Η έρευνα αυτή προσφέρει καινοτόμες λύσεις για προβλήματα που δύσκολα επιλύονται με παραδοσιακές μεθόδους, ανοίγοντας νέους δρόμους στη βελτιστοποίηση των λειτουργιών των αεροδρομίων. Η χρήση αυτών των τεχνικών μπορεί να βελτιώσει τις επιχειρησιακές διαδικασίες, να μειώσει τα κόστη και να παρέχει λύσεις σε περίπλοκα προβλήματα που δεν μπορούν να λυθούν εύκολα με συμβατικές μεθόδους.

Συνοψίζοντας, η εργασία αυτή δεν προσφέρει μόνο θεωρητική γνώση, αλλά και εφαρμόσιμες λύσεις που μπορούν να υιοθετηθούν άμεσα από τα αεροδρόμια. Η συμβολή της στην βελτίωση της διαχείρισης εναέριας κυκλοφορίας είναι σημαντική, με υποσχέσεις για αυξημένη αποδοτικότητα, λιγότερες καθυστερήσεις και καλύτερη εμπειρία επιβατών.

7 Βιβλιογραφία

- [1] “Airports Council International Europe | ACI EUROPE - Media.” Accessed: Sep. 27, 2024. [Online]. Available: <https://www.aci-europe.org/media-room/505-24-07-31-air-traffic-finally-above-pre-pandemic-levels-in-the-first-half-of-2024-press-release.html>
- [2] “The trusted source for air travel demand updates | ACI World.” Accessed: Oct. 01, 2024. [Online]. Available: <https://aci.aero/2024/02/13/the-trusted-source-for-air-travel-demand-updates/>
- [3] “IATA.” Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.iata.org/en/>
- [4] “How can we optimize air traffic today?” Accessed: Sep. 27, 2024. [Online]. Available: <https://www.sita.aero/pressroom/blog/how-can-we-optimize-air-traffic-today/>
- [5] “Athens Airport Leads Europe’s ‘Mega Airports’ in Passenger Traffic Growth for January-June,” GTP Headlines. Accessed: Sep. 27, 2024. [Online]. Available: <https://news.gtp.gr/2024/08/01/athens-airport-leads-europes-mega-airports-in-passenger-traffic-growth-for-january-june/>
- [6] J. L. J. Pereira, G. A. Oliver, M. B. Francisco, S. S. Cunha, and G. F. Gomes, “A Review of Multi-objective Optimization: Methods and Algorithms in Mechanical Engineering Problems,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 29, no. 4, pp. 2285–2308, Jun. 2022, doi: 10.1007/s11831-021-09663-x.
- [7] M. Caramia and P. Dell’Olmo, “Multi-objective Optimization,” in *Multi-objective Management in Freight Logistics: Increasing Capacity, Service Level, Sustainability, and Safety with Optimization Algorithms*, M. Caramia and P. Dell’Olmo, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 21–51. doi: 10.1007/978-3-030-50812-8_2.
- [8] R. T. Marler and J. S. Arora, “Survey of multi-objective optimization methods for engineering,” *Struct. Multidiscip. Optim.*, vol. 26, no. 6, pp. 369–395, Apr. 2004, doi: 10.1007/s00158-003-0368-6.
- [9] C. Villa and R. Labayrade, “Energy efficiency vs subjective comfort: A multiobjective optimisation method under uncertainty,” *Proc Build. Simul. 2011 Conf ...*, Jan. 2011.
- [10] I. Rahimi, A. H. Gandomi, F. Chen, and E. Mezura-Montes, “A Review on Constraint Handling Techniques for Population-based Algorithms: from single-objective to multi-objective optimization,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 30, no. 3, pp. 2181–2209, Apr. 2023, doi: 10.1007/s11831-022-09859-9.
- [11] N. Gunantara, “A review of multi-objective optimization: Methods and its applications,” *Cogent Eng.*, vol. 5, no. 1, p. 1502242, Jan. 2018, doi: 10.1080/23311916.2018.1502242.
- [12] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, Apr. 2002, doi: 10.1109/4235.996017.
- [13] J. Ma, M. Sbihi, and D. Delahaye, “Optimization of departure runway scheduling incorporating arrival crossings,” *Int. Trans. Oper. Res.*, vol. 28, no. 2, pp. 615–637, 2021, doi: 10.1111/itor.12657.
- [14] K. K. H. Ng and C. K. M. Lee, “Aircraft Scheduling Considering Discrete Airborne Delay and Holding Pattern in the Near Terminal Area,” in *Intelligent Computing Theories and Application*, D.-S. Huang, V. Bevilacqua, P. Premaratne, and P. Gupta, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2017, pp. 567–576. doi: 10.1007/978-3-319-63309-1_50.
- [15] K. Dönmez, “Evaluation of the performance of the multi-objective scalarization methods for the aircraft sequencing and scheduling problem using multi-criteria decision-making,” *Aircr. Eng. Aerosp. Technol.*, vol. 95, no. 4, pp. 501–511, Jan. 2023, doi: 10.1108/AEAT-05-2022-0124.

- [16] N. A. Rashed, Y. H. Ali, T. A. Rashid, and A. Salih, “Unraveling the Versatility and Impact of Multi-Objective Optimization: Algorithms, Applications, and Trends for Solving Complex Real-World Problems,” arXiv.org. Accessed: Sep. 29, 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2407.08754v1>
- [17] A. Konak, D. W. Coit, and A. E. Smith, “Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 91, no. 9, pp. 992–1007, Sep. 2006, doi: 10.1016/j.res.2005.11.018.
- [18] “Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence | MIT Press eBooks | IEEE Xplore.” Accessed: Sep. 19, 2024. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/book/6267401>
- [19] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [20] J. H. Holland, “Genetic Algorithms,” *Sci. Am.*, vol. 267, no. 1, pp. 66–73, 1992.
- [21] W. Wang, R. Zmeureanu, and H. Rivard, “Applying multi-objective genetic algorithms in green building design optimization,” *Build. Environ.*, vol. 40, no. 11, pp. 1512–1525, Nov. 2005, doi: 10.1016/j.buildenv.2004.11.017.
- [22] B. Ombuki, B. J. Ross, and F. Hanshar, “Multi-Objective Genetic Algorithms for Vehicle Routing Problem with Time Windows,” *Appl. Intell.*, vol. 24, no. 1, pp. 17–30, Feb. 2006, doi: 10.1007/s10489-006-6926-z.
- [23] “New Multi-Objective Genetic Algorithms for Diversity and Convergence Enhancement,” Aerospace Sciences Meetings. Accessed: Sep. 29, 2024. [Online]. Available: <https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2009-1168>
- [24] N. Srinivas and K. Deb, “Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms,” *Evol. Comput.*, vol. 2, no. 3, pp. 221–248, Sep. 1994, doi: 10.1162/evco.1994.2.3.221.
- [25] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, “SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm,” ETH Zurich, Report, May 2001. doi: 10.3929/ethz-a-004284029.
- [26] E. Zitzler and S. Künzli, “Indicator-Based Selection in Multiobjective Search,” X. Yao, E. K. Burke, J. A. Lozano, J. Smith, J. J. Merelo-Guervós, J. A. Bullinaria, J. E. Rowe, P. Tiño, A. Kabán, and H.-P. Schwefel, Eds., in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3242. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004, pp. 832–842. doi: 10.1007/978-3-540-30217-9_84.
- [27] D. Corne, N. Jerram, J. Knowles, and M. Oates, “PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization,” *Proc 6th Int Conf Pparallel Prob Solving Nat. PPSN-VI*, Jan. 2001.
- [28] K. Deb and H. Jain, “An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 18, no. 4, pp. 577–601, Aug. 2014, doi: 10.1109/TEVC.2013.2281535.
- [29] K. Deb and J. Sundar, “Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms,” in *Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, in GECCO '06. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, Jul. 2006, pp. 635–642. doi: 10.1145/1143997.1144112.
- [30] Y. Vesikar, K. Deb, and J. Blank, “Reference Point Based NSGA-III for Preferred Solutions,” in *2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, Nov. 2018, pp. 1587–1594. doi: 10.1109/SSCI.2018.8628819.
- [31] H. Seada and K. Deb, “A Unified Evolutionary Optimization Procedure for Single, Multiple, and Many Objectives,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 20, no. 3, pp. 358–369, Jun. 2016, doi: 10.1109/TEVC.2015.2459718.

- [32] Q. Zhang and H. Li, "MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 11, no. 6, pp. 712–731, Dec. 2007, doi: 10.1109/TEVC.2007.892759.
- [33] N. Beume, B. Naujoks, and M. Emmerich, "SMS-EMOA: Multiobjective selection based on dominated hypervolume," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 181, no. 3, pp. 1653–1669, Sep. 2007, doi: 10.1016/j.ejor.2006.08.008.
- [34] R. Cheng, Y. Jin, M. Olhofer, and B. Sendhoff, "A Reference Vector Guided Evolutionary Algorithm for Many-Objective Optimization," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 20, no. 5, pp. 773–791, Oct. 2016, doi: 10.1109/TEVC.2016.2519378.
- [35] A. Panichella, "An adaptive evolutionary algorithm based on non-euclidean geometry for many-objective optimization," in *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, in GECCO '19. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, Jul. 2019, pp. 595–603. doi: 10.1145/3321707.3321839.
- [36] K. Li, R. Chen, G. Fu, and X. Yao, "Two-Archive Evolutionary Algorithm for Constrained Multiobjective Optimization," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 23, no. 2, pp. 303–315, Apr. 2019, doi: 10.1109/TEVC.2018.2855411.
- [37] D. A. Manolas, C. A. Frangopoulos, T. P. Gialamas, and D. T. Tsahalis, "Operation optimization of an industrial cogeneration system by a genetic algorithm," *Energy Convers. Manag.*, vol. 38, no. 15, pp. 1625–1636, Oct. 1997, doi: 10.1016/S0196-8904(96)00203-8.
- [38] M. Squires, X. Tao, S. Elangovan, R. Gururajan, X. Zhou, and U. R. Acharya, "A novel genetic algorithm based system for the scheduling of medical treatments," *Expert Syst. Appl.*, vol. 195, p. 116464, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2021.116464.
- [39] G. Orlaitè, "Effect of Air Traffic Control on Flight Delays - Skycop." Accessed: Oct. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.skycop.com/news/aviation/effect-of-air-traffic-control-on-flight-delays/>
- [40] "Enhancing Operational Efficiency in Air Traffic Control," International Airport Review. Accessed: Oct. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.internationalairportreview.com/article/216265/enhancing-operational-efficiency-in-air-traffic-control/>
- [41] H. Jiang, W. Zeng, W. Wei, and X. Tan, "A bilevel flight collaborative scheduling model with traffic scenario adaptation: An arrival prior perspective," *Comput. Oper. Res.*, vol. 161, p. 106431, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.cor.2023.106431.
- [42] B. Liang, Y. Li, J. Bi, C. Ding, and X. Zhao, "An Improved Adaptive Parallel Genetic Algorithm for the Airport Gate Assignment Problem," *J. Adv. Transp.*, vol. 2020, no. 1, p. 8880390, 2020, doi: 10.1155/2020/8880390.
- [43] M. Xiao, K. Cai, and H. A. Abbass, "Hybridized encoding for evolutionary multi-objective optimization of air traffic network flow: A case study on China," *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.*, vol. 115, pp. 35–55, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.tre.2018.04.011.
- [44] R. K. Cecen, "Multi-objective TMA management optimization using the point merge system," *Aircr. Eng. Aerosp. Technol.*, vol. 93, no. 1, pp. 15–24, Jan. 2021, doi: 10.1108/AEAT-09-2019-0181.
- [45] K. Sylejmani, E. Bytyçi, and A. Dika, "Solving aircraft sequencing problem by using genetic algorithms," *Intell. Decis. Technol.*, vol. 11, no. 4, pp. 451–463, Jan. 2017, doi: 10.3233/IDT-170309.
- [46] E. L. Kulida, "Genetic Algorithm for Solving the Problem of Optimizing Aircraft Landing Sequence and Times," *Autom. Remote Control*, vol. 83, no. 3, pp. 426–436, Mar. 2022, doi: 10.1134/S0005117922030109.

- [47] H. Zhou and X. Jiang, "Multirunway Optimization Schedule of Airport Based on Improved Genetic Algorithm by Dynamical Time Window," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2015, no. 1, p. 854372, 2015, doi: 10.1155/2015/854372.
- [48] J. Liu *et al.*, "An Improved Genetic Algorithm-Based Traffic Scheduling Model for Airport Terminal Areas," *J. Sens.*, vol. 2022, no. 1, p. 7926335, 2022, doi: 10.1155/2022/7926335.
- [49] M. Wei *et al.*, "A multiple objective optimization model for aircraft arrival and departure scheduling on multiple runways," *Math. Biosci. Eng.*, vol. 17, no. 5, Art. no. mbe-17-05-298, 2020, doi: 10.3934/mbe.2020298.
- [50] H. Zhou and X. Jiang, "Research on Arrival/Departure Scheduling of Flights on Multirunways Based on Genetic Algorithm," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2014, no. 1, p. 851202, 2014, doi: 10.1155/2014/851202.
- [51] F. Guedan-Pecker and C. Ramirez-Atencia, "Airport take-off and landing optimization through genetic algorithms," *Expert Syst.*, vol. 41, no. 8, p. e13565, 2024, doi: 10.1111/exsy.13565.
- [52] A. Soheili and H. R. Mashhadi, "Improvement of the Aircraft Traffic Management Advisor Optimization Using a Hybrid Genetic Algorithm," *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 9, no. 3, pp. 559–571, Jun. 2016, doi: 10.1080/18756891.2016.1175818.
- [53] M. S. Ahmed, S. Alam, and M. Barlow, "A Cooperative Co-Evolutionary Optimisation Model for Best-Fit Aircraft Sequence and Feasible Runway Configuration in a Multi-Runway Airport," *Aerospace*, vol. 5, no. 3, Art. no. 3, Sep. 2018, doi: 10.3390/aerospace5030085.
- [54] Y. Çelikkilek, "A Fuzzy Cluster Based Genetic Algorithm Approach for the Aircraft Landing Scheduling Problem," *İstanbul Gelişim Üniversitesi Sos. Bilim. Derg.*, vol. 5, no. 1, Art. no. 1, May 2018, doi: 10.17336/igusbd.367106.
- [55] M.-W. Tsai, T.-P. Hong, and W.-T. Lin, "A Two-Dimensional Genetic Algorithm and Its Application to Aircraft Scheduling Problem," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2015, no. 1, p. 906305, 2015, doi: 10.1155/2015/906305.
- [56] Y. Tian, C. Xu, M. Sun, C. Li, and R. Sun, "Study on Arrival Aircraft Sequencing Based on Optimization of Point Merge Procedure," *Discrete Dyn. Nat. Soc.*, vol. 2021, no. 1, p. 6663161, 2021, doi: 10.1155/2021/6663161.
- [57] N. Lu, J. Zhang, and L. Zhong, "Research on the Problem of Sorting Parallel Runway Aircraft in Terminal Area Based on Genetic Algorithm," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 612, no. 4, p. 042040, Oct. 2019, doi: 10.1088/1757-899X/612/4/042040.
- [58] W. Liang and Y. Li, "Research on optimization of flight scheduling problem based on the combination of ant colony optimization and genetic algorithm," in *2014 IEEE 5th International Conference on Software Engineering and Service Science*, Jun. 2014, pp. 296–299. doi: 10.1109/ICSESS.2014.6933567.
- [59] X. Meng, N. Wang, J. Liu, and Q. Liu, "Dynamic Planning of Aircraft Sortie Generation Based on Multiobjective Optimization," *Sci. Program.*, vol. 2022, no. 1, p. 6180618, 2022, doi: 10.1155/2022/6180618.
- [60] J. Yin, Y. Ma, Y. Hu, K. Han, S. Yin, and H. Xie, "Delay, Throughput and Emission Tradeoffs in Airport Runway Scheduling with Uncertainty Considerations," *Netw. Spat. Econ.*, vol. 21, no. 1, pp. 85–122, Mar. 2021, doi: 10.1007/s11067-020-09508-3.
- [61] "Wake turbulence separation minima," IVAO Documentation Library. Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: https://wiki.ivao.aero/en/home/training/documentation/Wake_turbulence_separation_minima

- [62] “LGAV - Athens Eleftherios Venizelos International Airport.” Accessed: Oct. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.pilotnav.com/airport/LGAV>
- [63] “Eleftherios Venizelos International airport at Athens (Greece) NOTAM and informations LGAV ATH,” Bigorre.org. Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.bigorre.org/aero/notam/lgav/en>
- [64] Yumpu.com, “JeppView : LGAV (43 charts),” yumpu.com. Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.yumpu.com/en/document/read/29340969/jeppview-lgav-43-charts>
- [65] J. A. Bennell, M. Mesgarpour, and C. N. Potts, “Dynamic scheduling of aircraft landings,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 258, no. 1, pp. 315–327, Apr. 2017, doi: 10.1016/j.ejor.2016.08.015.
- [66] T. Kokkinidis, “Athens International Airport Passenger Traffic Sets New Record,” GreekReporter.com. Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: <https://greekreporter.com/2024/04/05/athens-international-airport-passenger-traffic-sets-new-record/>
- [67] “Boosting airport capacity | eKathimerini.com.” Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.ekathimerini.com/economy/1245889/boosting-airport-capacity/>
- [68] “ICAO.” Accessed: Sep. 17, 2024. [Online]. Available: <https://www.icao.int/Pages/default.aspx>
- [69] “Pymoo: Multi-Objective Optimization in Python | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore.” Accessed: Sep. 29, 2024. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9078759>
- [70] T. Akiba, S. Sano, T. Yanase, T. Ohta, and M. Koyama, “Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework,” in *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, in KDD ’19. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, Jul. 2019, pp. 2623–2631. doi: 10.1145/3292500.3330701.

Παράρτημα Α

Οι πλήρεις παράμετροι για τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης:

	Πληθυσμός	Μέθοδος Διασταύρωσης	Shift	Πιθανότητα Διασταύρωσης	Μέθοδος Μετάλλαξης	Πιθανότητα Μετάλλαξης	epsilon	normalization	extreme points as reference points	mu
NSGA-II	130	2-point Order	False	50%	Double Inversion	40%	-	-	-	-
R-NSGA-II	130	1-point Order	True	36%	Swap	70%	0.01	front	True	-
NSGA-III	135	1-point Order	True	92%	Swap	90%	-	-	-	-
U-NSGA-III	145	2-point Order	False	21%	Same Runway Swap	25%	-	-	-	-
R-NSGA-III	180	2-point Order	False	20%	Different Runway Swap	50%	-	-	-	0.1
AGE-MOEA	150	2-point Order	False	25%	Double Inversion	20%	-	-	-	-
C-TAEA	150	2-point Order	False	40%	Double Inversion	60%	-	-	-	-
SMS-EMOA	110	2-point Order	False	90%	Different Runway Swap	60%	-	-	-	-
RVEA	150	1-point Order	False	10%	Swap	60%	-	-	-	-

Παράρτημα Β

Αποτελέσματα πειραμάτων

	No Constraints											
Termination	2 Minutes						20.000 Evaluations					
Traffic	High			Low			High			Low		
Algorithm	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3
FCFS	1885,5	508,5	13,7	619,5	1652,5	9,2	1885,5	508,5	13,7	619,5	1652,5	9,2
NSGA-II	1066	396,5	11,8	240,5	1471	4,8	1034,5	396,5	11,9	256	1580	4,7
R-NSGA-II	1017,2	389,5	12	278,5	1467,5	5,9	1080,5	404,5	12	298	1568	5
NSGA-III	1033,5	396	11,5	235	1569,5	5	998,5	390,5	11,6	233,5	1571	5
U-NSGA-III	1010,5	395,5	11,4	274	1571	5,1	983,5	392,5	11,5	274	1571	5,1
R-NSGA-III	994	387,5	12,3	254,4	1596,3	4,5	1042,5	405	11,4	281,9	1611,9	5,1
AGE-MOEA	996,5	393	11,6	281,5	1509,5	5,5	1070,5	392,5	12	298	1523	5,6
C-TAEA	1000	397	11,5	278,5	1568,5	5	992	390,5	11,7	250,5	1568,5	5,1
SMS-EMOA	1047	401,5	11,5	286,7	1566,1	5,5	1027,8	430	11,7	278,5	1515,5	5,3
RVEA	1326,2	498,1	12,1	570,7	1621,4	8,7	1261,5	483,1	12,4	493,6	1542,1	9,1

	Constraints											
Termination	2 Minutes						20.000 Evaluations					
Traffic	High			Low			High			Low		
Algorithm	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3
FCFS	1885,5	508,5	13,7	619,5	1652,5	9,2	1885,5	508,5	13,7	619,5	1652,5	9,2
NSGA-II	1123,5	410,5	12,3	273	1336	4,9	1049	392	11,9	321	1322,5	4,7
R-NSGA-II	1223,8	438,75	12,8	335	1624,4	6,3	1073,5	399,5	12,4	387,5	1443,1	6,4
NSGA-III	1104	401,5	12,4	267,2	1647,8	5,6	1104	401,5	12,4	267,2	1647,8	5,6
U-NSGA-III	1099,5	404,5	12,4	362,9	1455	7	1099,5	404,5	12,4	362,9	1455	7
R-NSGA-III	1068,3	414,4	12,2	319	1613	5,4	1014,5	392	12,3	296,4	1561,4	5,9
AGE-MOEA	1013,5	392,5	11,8	327,5	1438,8	6,4	1042,8	401,7	12,3	293,33	1651,7	5,5
C-TAEA	1085,6	418,3	12,7	610	1453,3	7	1130,5	401,5	12,4	551,25	1528,4	7,3
SMS-EMOA	1112,8	416,1	12,6	329,2	1420,8	5,8	1058,9	372,2	12,1	375,71	1473,6	5,7
RVEA	1089,5	409,5	11,9	336,1	1628,3	6,6	1096,5	410	12,1	356,3	1648,3	6,4

	Epsilon Constraint Handling											
Termination	2 Minutes						20.000 Evaluations					
Traffic	High			Low			High			Low		
Algorithm	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3	Obj 1	Obj 2	Obj 3
FCFS	1885,5	508,5	13,7	619,5	1652,5	9,2	1885,5	508,5	13,7	619,5	1652,5	9,2
NSGA-II	974	392	12,6	289	1511	5,9	1007,5	388,5	12,4	312	1131,5	4,9
R-NSGA-II	1004,4	386,1	12,2	322,8	1597,2	5,8	1103	399,5	12,3	307,2	1596,1	6,8
NSGA-III	999,5	389,5	12,4	240,6	1644,4	5	990,5	387,5	12,3	303	1644,4	5,1
U-NSGA-III	977	389,5	12,2	271	1545,5	5,7	1085	395,5	12,4	296,5	1536,5	5,7
R-NSGA-III	1037,5	402	11,9	314,3	1577,9	5,8	1030	399	12,4	319,3	1636,8	5,8
AGE-MOEA	991,7	388,9	12,2	314,5	1537,2	5,8	1027,5	393,5	12,2	274,5	1573	5,5
C-TAEA	1139	397,5	12,7	610	1453,3	7	1130,5	401,5	12,4	551,3	1573,1	7,3
SMS-EMOA	992,8	388,3	12,1	293,9	1537,2	6	1062	395	12,3	253,5	1571	5,3
RVEA	1323,9	437,8	12,2	368,3	1442,2	7,1	1314,5	431,5	12,3	323,3	1631,7	6,3