



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΤΑΦΟΡΩΝ ΚΑΙ ΣΥΓΚΟΙΝΩΝΙΑΚΗΣ ΥΠΟΔΟΜΗΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΣΙΔΗΡΟΔΡΟΜΙΚΗΣ ΚΑΙ ΜΕΤΑΦΟΡΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΕΘΟΔΟΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΩΝ ΤΜΗΜΑΤΩΝ ΤΟΥ ΑΣΤΙΚΟΥ
ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΧΡΗΣΗ ΑΠΟ ΠΟΔΗΛΑΤΕΣ

ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΘΕΟΔΩΡΕΣΚΟΣ
CV16070

Επιβλέπων:

Κωνσταντίνος Γκιτσιάλιτης / Επίκουρος Καθηγητής, ΕΜΠ

Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών, ΕΜΠ

Αθήνα, Μάρτιος 2024



NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS
SCHOOL OF CIVIL ENGINEERING
DEPT. OF TRANSPORTATION PLANNING AND ENGINEERING
RAILWAYS AND TRANSPORT LABORATORY

DIPLOMA THESIS

METHODS OF CATEGORIZING SECTIONS OF THE URBAN NETWORK FOR
USE BY CYCLISTS

KONSTANTINOS THEODORESKOS
CV16070

Supervisor:

Konstantinos Gkiotsalitis / Assistant Professor, NTUA

Dept. of Transportation Planning and Engineering, School of Civil Engineering, NTUA

Athens, March 2024

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα επιθυμούσα να ευχαριστήσω θερμά τον κο Κωνσταντίνο Γκιτσιάλιτη, Επίκουρο Καθηγητή στο Εργαστήριο Σιδηροδρομικής και Μεταφορών, ο οποίος με τις ουσιαστικές επιστημονικές παρατηρήσεις του συνέβαλε καθοριστικά στην εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, χωρίς την ύπαρξη του οποίου η εκπόνηση αυτής της διπλωματικής θα ήταν αδύνατη. Ταυτόχρονα, θα ήθελα να ευχαριστήσω την αδελφή μου Καλυψώ η οποία με ενέπνευσε να διαλέξω ένα θέμα που με εκφράζει και τους γονείς μου που στάθηκαν δίπλα μου, με την υπομονή και την πολύτιμη βοήθειά τους τα χρόνια των προπτυχιακών μου σπουδών.

Κωνσταντίνος Θεοδωρέσκος
Αθήνα, 2024

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η ποδηλασία στις αστικές περιοχές κερδίζει ολοένα και μεγαλύτερη δημοτικότητα, επειδή προσφέρει οφέλη στην υγεία ενώ παρέχει περιβαλλοντικά και κυκλοφοριακά πλεονεκτήματα. Ωστόσο, η ανεπαρκής υποδομή εμποδίζει την ανάπτυξή της. Η ανάλυση του τρόπου με τον οποίο οι ποδηλάτες κατηγοριοποιούν τους αστικούς δρόμους μπορεί να οδηγήσει σε **ασφαλέστερες** και πιο **προσβάσιμες** επιλογές ποδηλασίας, προωθώντας τη **βιωσιμότητα** και μειώνοντας την κυκλοφοριακή συμφόρηση. Η διπλωματική αυτή στοχεύει στην κατανόηση των προτιμήσεων των ποδηλατών για την ανάπτυξη ενός **μοντέλου βελτιστοποίησης διαδρομής** με βάση τις προτιμήσεις αυτές.

Στη **βιβλιογραφία** αναλύονται οι προϋπάρχουσες μέθοδοι και εργαλεία που χρησιμοποιούν οι ποδηλάτες για την εύρεση βέλτιστων διαδρομών, όπως τοπικοί χάρτες, εργαλεία πλοήγησης και οι συστάσεις της κοινότητας ποδηλατών για τις βέλτιστες διαδρομές. Οι **συναφείς ερευνητικές μελέτες** αναλύουν τους παράγοντες που επηρεάζουν την επιλογή διαδρομής με σκοπό τη βελτίωση των υποδομών και την κατανόηση της συμπεριφοράς των ποδηλατών σε αστικά περιβάλλοντα. Αναλύουν παράγοντες όπως ο χρόνος ταξιδιού, η ποιότητα της διαδρομής και η κυκλοφορία οχημάτων, με τη χρήση διαφόρων μοντέλων και τεχνικών επίλυσης (ευρετικές, μετεωρετικές ή ντετερμινιστικές) για την κατανόηση των μηχανισμών λήψης αποφάσεων των ποδηλατών. Κάθε μία από αυτές τις μελέτες επικεντρώνεται σε μία περιοχή μελέτης και αποσκοπεί στο να επιλύσει ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων με την αξιοποίηση διαφόρων μεθόδων, όπως τεχνικές δεδηλωμένης προτίμησης και τη δημιουργία γραμμικών και μη γραμμικών μοντέλων. Οι συγκρίσεις με την υπάρχουσα βιβλιογραφία δείχνουν ομοιότητες με μελέτες για τη βελτιστοποίηση ποδηλατικών διαδρομών, ενώ στη διπλωματική αυτή ενσωματώνεται ένας γενετικός αλγόριθμος για μία πιο σύνθετη μοντελοποίηση.

Μια σύντομη επισκόπηση του **αλγορίθμου A*** αναδεικνύει τη σημαντικότητά του στην εύρεση διαδρομών, ιδίως στα συστήματα GIS, στον προγραμματισμό μεταφορών και στη ρομποτική. Τα **προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (MOOP)** περιλαμβάνουν αντικρουόμενους στόχους, με τη διπλωματική να επικεντρώνεται στον καθορισμό προτιμώμενων λύσεων και στην ανάπτυξη αλγορίθμων. Η **αποτελεσματικότητα Pareto** καθοδηγεί τη λήψη αποφάσεων, αναζητώντας μη κυριαρχούμενες λύσεις που εξισορροπούν τους αντικρουόμενους στόχους. Οι μέθοδοι MOOP διαχωρίζονται, ανάλογα με το ρόλο του αποφασίζοντα (decision maker), σε μεθόδους A priori, διαδραστικές μεθόδους και μεθόδους A Posteriori. Οι **εξελκτικοί αλγόριθμοι πολλαπλών στόχων (MOEA)** στοχεύουν στην αποτελεσματική προσέγγιση συνόλων βέλτιστων λύσεων κατά Pareto, με αλγορίθμους να εστιάζουν στη μη κυριαρχούμενη ταξινόμηση και στη διατήρηση της ποικιλομορφίας. Συγκεκριμένα, ο **αλγόριθμος NSGA-II** αξιολογεί τις λύσεις με βάση τις αποστάσεις κατάταξης και συνωστισμού (Manhattan distance) για την επίτευξη της βέλτιστης κατά Pareto λύσης. Χρησιμοποιεί ένα δυαδικό ανταγωνιστικό σχήμα επιλογής, ανασυνδιασμούς (crossovers) και μετάλλαξη για τη δημιουργία νέων πληθυσμών, ενώ δίνει προτεραιότητα στις μη κυριαρχούμενες λύσεις.

Στη **συλλογή και επεξεργασία στοιχείων** περιγράφεται το πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων που εξετάζεται και ορίζεται η **περιοχή μελέτης** (κέντρο πόλης των Αθηνών). Αναλύεται ο τρόπος επιλογής όλων των προσβάσιμων από το ποδήλατο στοιχείων—συμπεριλαμβανομένων και των πεζοδρομίων—εντός των ορίων της περιοχής μελέτης και

περιγράφονται λεπτομερώς ειδικές περιπτώσεις σχετικά με την επιλογή και την αναπαράσταση των στοιχείων αυτών.

Στην ενότητα της **μεθοδολογίας** περιγράφεται η **κατασκευή εννιά αντικειμενικών συναρτήσεων** για τη βελτιστοποίηση της διαδρομής ποδηλάτου, λαμβάνοντας υπόψη μεταβλητές απόφασης ασφαλείας (όπως η κατεύθυνση κυκλοφορίας, η ταχύτητα των οχημάτων, το πλάτος του δρόμου, οι διαδρομές λεωφορείων και η ύπαρξη υποδομών ποδηλασίας) και μεταβλητές απόφασης αποτελεσματικότητας και άνετης μετακίνησης (όπως ο χρόνος διαδρομής, η κλίση και η ευρύτητα και ο φόρτος πεζών πεζοδρομίου). Εισάγονται **περιορισμοί** για να εξασφαλιστεί ότι η επιλεγμένη διαδρομή αντιπροσωπεύει μια συνεχή και πρακτική διαδρομή, λαμβάνοντας υπόψη τις εισερχόμενες και εξερχόμενες συνδέσεις από τα σημεία εκκίνησης και τερματισμού, καθώς και τους κόμβους κατά μήκος της διαδρομής.

Η **άντληση των δεδομένων** για την εκτίμηση των εν λόγω μεταβλητών γίνεται από τους χάρτες Google Maps, τον ΟΑΣΑ, την εφαρμογή Strava και από μετρήσεις στο πεδίο. Υπάρχουν λεπτομερή κριτήρια και διακρίσεις για κάθε μεταβλητή, όπως τα όρια ταχύτητας για προσπέραση και προσαρμογές του χρόνου διαδρομής με βάση τα χαρακτηριστικά του δρόμου. Αναλύονται διάφοροι υπολογισμοί και περιορισμούς που σχετίζονται με την κλίση του δρόμου, το πλάτος του πεζοδρομίου και τη συμμετοχή των πεζών.

Στην ενότητα της **επίλυσης** περιλαμβάνονται λεπτομέρειες σχετικά με την εφαρμογή του **αλγορίθμου NSGA-II** με συγκεκριμένους περιορισμούς και τροποποιήσεις για τη διασφάλιση της μοναδικότητας και της συνέχειας στην αναζήτηση των διαδρομών. Μια ποικιλία μονοπατιών σχηματίζει το **μέτωπο κατά Pareto**, μετά από την επιβολή περιορισμού ως προς το μήκος της διαδρομής. Οι λύσεις του μετώπου Pareto κατηγοριοποιούνται με βάση την απόδοση στις μεταβλητές απόφασης, με αποτέλεσμα να προκύπτουν **4 βέλτιστες λύσεις**. Ο αλγόριθμος του Dijkstra χρησιμοποιείται επίσης για την εύρεση μιας διαδρομής ελάχιστου μήκους με σκοπό αυτή να συγκριθεί με τις διαδρομές που ανήκουν στο μέτωπο Pareto. Η **καλύτερη απόδοση** παρατηρείται στις διαδρομές εντός των κήπων του **Ζαπείου Μεγάρου**.

Στα **συμπεράσματα** της μελέτης παρατηρείται ότι οι διαφορές στις λύσεις αναδεικνύουν τις διακρίσεις στις προτιμήσεις μεταξύ δρόμων και πεζοδρομίων. Ο αλγόριθμος NSGA-II αναδεικνύεται ως κατάλληλο εργαλείο για την αποτύπωση των διακρίσεων αυτών. Οι τροποποιήσεις που έγιναν στον NSGA-II και η διαδραστική επίλυση του προβλήματος καθιστούν το μοντέλο ως μία διαδραστική μέθοδο MOOP, χωρίς να απαιτείται μια A Posteriori επίλυση.

Περαιτέρω έρευνα θα μπορούσε να διερευνήσει την αυτοματοποίηση της συμβατικής υπολογιστικής διαδικασίας επίλυσης του NSGA-II και τη διερεύνηση εναλλακτικών μεθόδων επίλυσης του MOOP με τη χρήση βαρών στις μεταβλητές απόφασης και τεχνικών δηλωμένης προτίμησης. Προτείνεται επίσης έρευνα που θα μπορούσε να συμπεριλάβει τη συνδυασμένη χρήση ποδηλάτων και δημόσιων συγκοινωνιών στην επίλυση του MOOP και την πιθανή χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στους αλγορίθμους βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων για την ενίσχυση του σχεδιασμού διαδρομών και την ενσωμάτωση συνεχούς ανατροφοδότησης για βελτίωση.

ABSTRACT

Cycling in urban areas is becoming increasingly popular due to its health, environmental, and traffic benefits. However, inadequate infrastructure is hampering its development. Analyzing how cyclists categorize urban streets can lead to **safer** and more **accessible** cycling options, promoting **sustainability** and reducing congestion. This thesis aims to understand cyclists' preferences to **develop a route optimization model** based on these preferences.

The **literature** analyses the pre-existing methods and tools used by cyclists such as local maps, navigation tools and the recommendations of the cycling community for optimal routes. **Relevant research studies** analyze the factors influencing route choice with the aim of improving infrastructure and understanding cyclists' behavior in urban environments. They analyze factors such as travel time, route quality and vehicle traffic, using various models and solution techniques (heuristic, metaheuristic or deterministic) to understand cyclists' decision-making mechanisms. Each of these studies focuses on a particular study area and aims to solve a multi-objective optimization problem using various methods, such as stated preference techniques and the generation of linear and non-linear models.

Comparisons with existing literature show similarities with studies on bicycle route optimization, and this thesis incorporates a genetic algorithm for more complex modeling.

A brief overview of the **A* algorithm** highlights its importance in route finding, particularly in GIS systems, transport planning and robotics. **Multi-objective optimization problems (MOOP)** involve conflicting objectives, with the thesis focusing on defining preferred solutions and developing algorithms. **Pareto optimality** guides decision making by seeking non-dominated solutions that balance the conflicting objectives. MOOP methods are divided, depending on the role of the decision maker, into A priori methods, interactive methods, and A Posteriori methods. **Multi-objective evolutionary algorithms (MOEA)** aim to efficiently approximate sets of Pareto optimal solutions, with algorithms focusing on non-dominated classification and diversity preservation. In particular, the **NSGA-II algorithm** evaluates solutions based on the ranking and crowding distances (Manhattan distance) to achieve the Pareto optimal solution. It uses a binary competitive selection scheme, crossovers, and mutation to generate new populations, while prioritizing non-dominated solutions.

In the **data collection and processing** section, the multi-objective optimization problem of this thesis is described, and the **study area** (downtown Athens) is defined. This section also analyses how to select all bicycle-accessible elements - including sidewalks - within the boundaries of the study area and provides details of specific cases related to the selection and representation of these elements.

The **methodology** section describes the generation of **nine objective functions** to optimize the cycle route, considering safety decision variables (such as traffic direction, vehicle speed, road width, bus routes and the availability of cycling infrastructure) and efficiency and comfort decision variables (such as travel time, gradient, pavement width and pedestrian load). **Constraints** are introduced to ensure that the proposed route represents a continuous and practical path, considering inbound and outbound connections from the start and end points, as well as nodes along the route. The **data** for estimating these variables is extracted from Google Maps, OASA, the Strava application and from in-field measurements. There are detailed criteria and distinctions for each variable, such as speed limits for overtaking and travel time

adjustments based on road characteristics. Various calculations and constraints related to road slope, pavement width and pedestrian involvement are analyzed.

The **implementation** section contains details on the implementation of the **NSGA-II** algorithm with specific constraints and modifications to ensure uniqueness and continuity in route search. A variety of paths form the **Pareto front** after imposing a constraint on the path length. The solutions of the Pareto front are categorized based on the performance on the decision variables, resulting in **four optimal solutions**. Dijkstra's algorithm is also used to find a minimum length path to compare it with the paths belonging to the Pareto front. The best performance is observed for the routes within the **Zappeion Garden**.

In the **conclusions of the study**, it is observed that the differences in the solutions highlight the distinctions in cyclists' preferences between roads and pavements. The NSGA-II algorithm emerges as a suitable tool to capture these distinctions. The modifications made to NSGA-II and the interactive solution of the problem make the model an interactive MOOP method disproving the A Posteriori solution hypothesis. **Further research** could explore automating the conventional computational process of solving NSGA-II and investigating alternative methods of solving MOOP using weights on the decision variables and stated preference techniques. It is also proposed research that could include cyclists' behavioral attitudes towards public transport in the invocation of MOOP and the potential use of artificial intelligence in multi-objective optimization algorithms to enhance route planning and incorporate continuous feedback for improvement.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. Εισαγωγή.....	9
1.1 Γενική Ανασκόπηση.....	9
1.2 Στόχοι & Μεθοδολογία	10
1.3 Δομή Διπλωματικής Εργασίας	12
2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	13
2.1 Γενικά.....	13
2.2 Συναφείς έρευνες.....	13
2.3 Συνοπτικός Πίνακας Μοντέλων	20
2.4 Σύγκριση Βιβλιογραφίας.....	21
3. Θεωρητικό Υπόβαθρο	22
3.1. Αλγόριθμοι Ελάχιστης διαδρομής.....	22
3.2 Προβλήματα Βελτιστοποίησης Πολλαπλών Στόχων (Multi-Objective Optimization problems).....	23
4. Συλλογή και Επεξεργασία Στοιχείων	34
4.1 Το πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (MOOP)	34
4.2 Περιοχή Μελέτης	36
5. Μεθοδολογία.....	43
5.1 Συμβολισμοί μοντέλου-Κατασκευή Αντικειμενικών Συναρτήσεων F_i	43
5.2 Εκτίμηση μεταβλητών απόφασης	48
6. Επίλυση	57
6.1 Αρχική Εφαρμογή του NSGA-II.....	57
6.2 Εισαγωγή περιορισμών	57
6.3 Τροποποίηση με χρησιμοποίηση κόστους (A^* Algorithm).....	58
6.4 Κατασκευή Μετώπου Pareto.....	59
6.5 Αναπαράσταση Λύσεων.....	62
6.6 Επίλυση με τον Αλγόριθμο Dijkstra για εύρεση διαδρομής ελάχιστου μήκους.....	66
7. Συμπεράσματα.....	67
7.1 Γενικά Συμπεράσματα-Παρατηρήσεις.....	67
7.2 Προτάσεις για Περαιτέρω Έρευνα	68
8. Βιβλιογραφικές Αναφορές	70
9. Παράρτημα.....	75

Μέθοδοι Κατηγοριοποίησης Των Τμημάτων Του Αστικού Δικτύου Για Χρήση Από Ποδηλάτες

Κωνσταντίνος Θεοδωρέσκος^{a,1}

^a Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής, Εργαστήριο Σιδηροδρομικής και Μεταφορών, Ηρώων Πολυτεχνείου 5, 15773 Αθήνα, Ελλάδα

Σύνοψη

Η παρούσα διπλωματική ασχολείται με την ανάλυση διαδρομής ποδηλασίας σε αστικό περιβάλλον μέσω της ανάπτυξης ενός εξελιγμένου μοντέλου πλοήγησης και καθοδήγησης. Η έρευνα χρησιμοποιεί Γενετικούς Αλγορίθμους, συγκεκριμένα τη μέθοδο **Pareto Multi-Objective Optimization** και τον αλγόριθμο **NSGA-II**, για να εμπλουτίσει τις διαδικασίες επιλογής διαδρομών και να βελτιώσει τη συνολική εμπειρία της ποδηλασίας. Η μελέτη στοχεύει στη δημιουργία ασφαλών, αποτελεσματικών και φιλικών προς τους ποδηλάτες εργαλείων πλοήγησης για την προώθηση της βιώσιμης αστικής κινητικότητας. Οι **μέθοδοι συλλογής δεδομένων** περιλαμβάνουν παρακολούθηση με GPS, μετρήσεις επί του πεδίου και ποιοτικές προσεγγίσεις για την κατανόηση της συμπεριφοράς και των προτιμήσεων των ποδηλατών. Κατασκευάζονται **9 αντικειμενικές συναρτήσεις** με βάση κριτήρια που αφορούν την ασφάλεια και την προσβασιμότητα, ενσωματώνοντας μεταβλητές απόφασης που σχετίζονται με τις κινήσεις των ποδηλατών και στα πεζοδρόμια αποτυπώνοντας την πολυπλοκότητα των αστικών υποδομών ποδηλασίας. Για δύο επιλεγμένα σημεία προέλευσης και προορισμού (Καλλιμάρμαρο προς Σύνταγμα) εκτελείται ο αλγόριθμος NSGA-II με κάποιες τροποποιήσεις και κατασκευάζεται το **μέτωπο κατά Pareto** το οποίο έχει **27 διαδρομές**. Παρουσιάζονται οι **4 διαδρομές που βελτιστοποιούν τα 9 κριτήρια** των αντικειμενικών συναρτήσεων με τις περισσότερες διαδρομές να διέρχονται από τους κήπους Ζαπτείου. Ο αλγόριθμος NSGA-II αναδεικνύεται ως κατάλληλο εργαλείο για την αποτύπωση της διάκρισης των επιλογών των ποδηλατών ανάμεσα σε αντικρουόμενες μεταβλητές και για την εφαρμογή σε δίκτυο με σύνθετα χαρακτηριστικά. Η σημαντικότερη συνεισφορά της διπλωματικής εργασίας έγκειται στην καινοτόμο προσέγγισή της για τη μοντελοποίηση της βελτιστοποίησης της διαδρομής των ποδηλατών, προσθέτοντας και τη χρήση του πεζοδρομίου, αντλώντας στοιχεία από διεθνή επιστημονικά άρθρα για να ενισχύσει την κατανόηση των αναγκών και των προτιμήσεων των ποδηλατών.

Λέξεις Κλειδιά: Ποδήλατο; MOOP; Pareto; NSGA-II; Βιωσιμότητα

1. Εισαγωγή

1.1 Γενική Ανασκόπηση

Η χρήση ποδηλάτου γίνεται ένας όλο και πιο δημοφιλής τρόπος μετακίνησης σε αστικά περιβάλλοντα λόγω των οφελών της για την υγεία των χρηστών και για το περιβάλλον της πόλης [1]. Προτείνεται και από πολλούς [2] ως μια λύση στην ενεργειακή κρίση και στην

¹ E-mail: cv16070@ntua.gr

αύξηση του κόστους μετακίνησης των συμβατικών οχημάτων. Ωστόσο, πολλές πόλεις παρέχουν ανεπαρκείς υποδομές για την ασφαλή, γρήγορη και ευχάριστη μετακίνηση ποδηλάτων κάνοντας τους χρήστες του αστικού ιστού να επιλέγουν εν τέλει τα ΙΧ [3]. Η Ευρωπαϊκή Επιτροπή πρότεινε μια **αναθεώρηση της αστικής υποδομής** για να ενθαρρύνει το περπάτημα και την ποδηλασία στις πόλεις [4]. Η ανεπίσημη συνάντηση των υπουργών Μεταφορών της ΕΕ διακήρυξε το ποδήλατο ως φιλικό προς το περιβάλλον μέσο μεταφοράς. Στη συνάντηση επίσης διακηρύχθηκε ότι η ποδηλασία θεωρείται ένας **αποδοτικός τρόπος χρήσης γης** στις αστικές περιοχές καθώς είναι υγιές, καθαρό και φθινό. Τέλος αναπτύχθηκε καθοδήγηση για τα πρότζεκτ ανάπτυξης της ποδηλασίας εντός της ΕΕ [5].

Ωστόσο, οι χρήστες ποδηλάτου που μετακινούνται για την εργασία τους αντιμετωπίζουν αρκετά προβλήματα κατά τη χρήση του οδικού δικτύου της πόλης. Σύμφωνα με μια έρευνα που διεξήχθη από το **Cycle2Work** [6], μερικά από τα πιο συνηθισμένα **προβλήματα** που αντιμετωπίζουν οι χρήστες ποδηλάτου είναι η συμπεριφορά των οδηγών συμβατικών οχημάτων, οι συνθήκες του δρόμου, η έλλειψη υποδομής για ποδήλατα, ο καιρός, η έλλειψη κινήτρου και άλλα. Σε μερικές πόλεις, οι χρήστες ποδηλάτου δεν είναι ευπρόσδεκτοι λόγω έλλειψης λωρίδων για ποδήλατα και άλλων υποδομών [7]. Ενώ τα οφέλη για την υγεία και οι περιβαλλοντικές ανησυχίες [8] καθώς και η απόσταση από τη δουλειά/σχολείο σχετίζονται επίσης με την επιλογή να χρησιμοποιήσουν το ποδήλατο όταν κάνουν τη διαδρομή τους [9], για τους ποδηλάτες η **διαθεσιμότητα ασφαλών διαδρομών** αναδεικνύεται ως ο πιο σημαντικός παράγοντας [8]. Αυτό εξηγείται από το γεγονός ότι η απουσία των παραπάνω καθώς και η έλλειψη διαθεσιμότητας και **προσβασιμότητας** στο σχεδιασμό του αστικού ιστού είναι οι κύριοι παράγοντες που αποθαρρύνουν τη χρήση ποδηλάτου [10].

Μελέτες έχουν δείξει ότι η προσθήκη λωρίδων ποδηλάτου σε αστικούς δρόμους μπορεί να αυξήσει τον αριθμό των ποδηλατών σε μια ολόκληρη πόλη, όχι μόνο στους δρόμους όπου έγινε η επένδυση [10]. Χώρες της Ευρώπης έχουν επενδύσει στην υποδομή ποδηλασίας εδώ και χρόνια, με τις Κάτω Χώρες και τη Δανία να είναι δύο εμφανή παραδείγματα [10]. Στις χώρες αυτές η χρήση ποδηλάτου είναι από τους πιο διαδεδομένους τρόπους μετακίνησης [11]. Η πανδημία COVID-19 ανάγκασε και άλλες χώρες να ακολουθήσουν το παράδειγμά τους καθώς οι άνθρωποι εν μέσω αυτής απέφευγαν τα **υπερπλήρη** συστήματα δημόσιων μέσων μεταφοράς [10].

1.2 Στόχοι & Μεθοδολογία

Στη διπλωματική αυτή θα γίνει ανάλυση του τρόπου με τον οποίο οι χρήστες ποδηλάτου **κατηγοριοποιούν** τους αστικούς δρόμους, θα διερευνηθούν τα στοιχεία που θεωρούν πιο προσιτά στην επιλογή της διαδρομής τους, με σκοπό να δημιουργηθεί ένα **μοντέλο πλοήγησης** ποδηλατών μέσα στον αστικό ιστό.

Η αναφερθείσα ανάλυση και ο καθορισμός των διαδρομών τους με συστηματικό τρόπο μπορεί να είναι επείγουσα για διάφορους λόγους:

- **Ασφάλεια**

Πολλοί αστικοί δρόμοι έχουν σχεδιαστεί κυρίως για αυτοκίνητα, χωρίς να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στην ασφάλεια των ποδηλατών και των πεζών. Με την κατηγοριοποίηση των δρόμων και τον καθορισμό των διαδρομών με τρόπο που να δίνει

προτεραιότητα στην ασφάλεια των ποδηλατών, οι πόλεις μπορούν να συμβάλλουν στη μείωση του κινδύνου ατυχημάτων και τραυματισμών, καθιστώντας το ποδήλατο ασφαλέστερη και πιο ελκυστική επιλογή μεταφοράς [12].

- **Πρόσβαση:** Για πολλούς ανθρώπους, το ποδήλατο είναι ένας βολικός και οικονομικός τρόπος να μετακινηθούν, ιδιαίτερα σε αστικές περιοχές όπου η στάθμευση και η κυκλοφορία μπορεί να αποτελούν πρόκληση [5]. Ωστόσο, δεν είναι όλοι οι αστικοί δρόμοι εξίσου προσβάσιμοι ή εύκολοι για την πλοήγηση με ποδήλατο [3]. Παρέχοντας σαφείς και καλά καθορισμένες διαδρομές που έχουν σχεδιαστεί με γνώμονα τους ποδηλάτες, οι πόλεις μπορούν να διευκολύνουν τους ανθρώπους να μετακινούνται με το ποδήλατο [13].
- **Βιωσιμότητα:** Η ενθάρρυνση περισσότερων ανθρώπων να κάνουν ποδήλατο μπορεί επίσης να συμβάλει στην προώθηση της βιωσιμότητας και στη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου [1]. Σχεδιάζοντας πόλεις με τρόπο που να υποστηρίζει το ποδήλατο και άλλους βιώσιμους τρόπους μεταφοράς, μπορούμε να εργαστούμε για ένα πιο βιώσιμο μέλλον.
- **Ανάπτυξη της κοινότητας των ποδηλατών:** Η διευκόλυνση και η διασφάλιση της χρήσης του ποδηλάτου ως μέσου μεταφοράς μπορεί να ενθαρρύνει περισσότερα άτομα στη χρήση του [14]. Αυτό μπορεί να έχει πολλά οφέλη, συμπεριλαμβανομένης της μείωσης της κυκλοφοριακής συμφόρησης, της βελτίωσης της ποιότητας του αέρα και της προώθησης ενός πιο υγιεινού τρόπου ζωής [1]. Καθορίζοντας διαδρομές και κατηγοριοποιώντας τους δρόμους με τρόπο που να υποστηρίζει τους ποδηλάτες, οι πόλεις μπορούν να συμβάλλουν στην ανάπτυξη της κοινότητας των ποδηλατών και να κάνουν το ποδήλατο μια πιο βιώσιμη επιλογή μεταφοράς για μεγαλύτερο μέρος του πληθυσμού.
- **Αποσυμφόρηση οδικού δικτύου:** Ένας όχι τόσο προφανής λόγος που καθιστά την εν λόγω μελέτη σημαντική είναι τα πλεονεκτήματά της ακόμα και για τους χρήστες ΙΧ της οδού. Σύμφωνα με το παράδοξο του Braess, η αναβάθμιση του οδικού δικτύου προσελκύει περισσότερους χρήστες σε αυτό προκαλώντας έναν φαύλο κύκλο κυκλοφοριακής συμφόρησης [15]. Σε πόλεις όπου η χρήση των ΙΧ είναι περιορισμένη παρατηρείται το φαινόμενο τα ΙΧ να χρησιμοποιούνται μόνο για επείγουσες μεταφορές με αποτέλεσμα η οδήγηση να είναι ομαλότερη πιο ευχάριστη και ο χρόνος διαδρομής να μειώνεται σημαντικά ακόμα και σε ώρες αιχμής [15].

Η περίπτωση του ηλεκτρικού ποδηλάτου

Τα σημεία που αναφέρθηκαν παραπάνω σχετικά με την ανάγκη κατηγοριοποίησης των αστικών δρόμων με βάση τις ανάγκες των ποδηλατών και τη σημασία της παροχής ασφαλούς και αποτελεσματικής ποδηλατικής υποδομής ισχύουν και για τα ηλεκτρικά ποδήλατα. Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένα πρόσθετα ζητήματα που αφορούν ειδικά την κατηγορία αυτή:

- **Ταχύτητα:** Τα ηλεκτρικά ποδήλατα είναι ικανά να φτάσουν υψηλότερες ταχύτητες από τα παραδοσιακά ποδήλατα. Αυτό σημαίνει ότι μπορεί να απαιτούν **περισσότερο χώρο** καθώς και μεγαλύτερη εστίαση στην ασφάλεια [16]. Ορισμένα ηλεκτρικά ποδήλατα μπορούν να ταξιδέψουν με ταχύτητες έως και 45 χλμ/ώρα, γεγονός που μπορεί να τα

καταστήσει πιθανό **κίνδυνο** σε πολυσύχναστους δρόμους ή σε περιοχές με έντονη κυκλοφορία πεζών [16].

- **Ισχύς:** Τα ηλεκτρικά ποδήλατα βασίζονται στην ηλεκτρική ενέργεια για να παρέχουν ισχύ. Συνεπάγεται ότι η επιλογή διαδρομής και κατηγοριοποίησης ενός ηλεκτροκινούμενου ποδηλάτη θα διαφέρει από αυτή ενός αυτοκινούμενου ποδηλάτη. Συγκεκριμένα ο παράγοντας της **δυσκολίας της μετακίνησης** (π.χ. σε ανηφόρες και λόφους) θα είναι λιγότερο έως καθόλου καθοριστικός σε σχέση με έναν χρήστη συμβατικού ποδηλάτου για τον οποίο ο παράγοντας αυτός είναι από τους πιο καθοριστικούς [17].

Επειδή οι παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη από τα συστήματα πλοήγησης για ποδηλάτες μπορεί να μην είναι αρκετοί και πολλοί ποδηλάτες μπορεί να μην κάνουν χρήση των επιλογών που τους προτείνονται θα εξεταστεί ο τρόπος με τον οποίο οι χρήστες ποδηλάτου αποφασίζουν πώς θα μετακινηθούν και υπό ποιες συνθήκες, ποια στοιχεία σε ένα αστικό δίκτυο τους παρακινούν να χρησιμοποιήσουν το ποδήλατο τους και ποια τους αποθαρρύνουν. Επίσης θα διερευνηθεί ο τρόπος με τον οποίο επιλέγουν να πλοηγηθούν μέσα στον αστικό ιστό με σκοπό την ανάπτυξη ενός **μοντέλου πλοήγησης** και οδηγιών με χρήση γενετικών Αλγορίθμων (MOEAs).

1.3 Δομή Διπλωματικής Εργασίας

Στη διπλωματική αυτή, αφού γίνει μια αναφορά σε συναφείς έρευνες και μεθοδολογίες, θα κατασκευαστεί μια λίστα από χαρακτηριστικά-παραμέτρους τις οποίες οι ποδηλάτες δίνουν μεγαλύτερο βάρος κατά την επιλογή διαδρομής τους καθώς και τα κριτήρια τα οποία έχουν για να προσδιορίσουν τα προσβάσιμα σημεία σε μία περιοχή.

Στη συνέχεια ορίζεται μια **περιοχή μελέτης** (κέντρο της πόλης των Αθηνών) και δύο σημεία προέλευσης και προορισμού. Για την εν λόγω περιοχή μελέτης προσδιορίζονται όλα τα προσβάσιμα σημεία με βάση τα **κριτήρια** που έχουν διερευνηθεί. Σημειώνεται ότι στη διπλωματική αυτή θα διερευνηθεί επίσης η επιλογή των ποδηλατών ανάμεσα σε **όλα τα στοιχεία του αστικού δικτύου** (δρόμοι, πεζοδρόμια, διαβάσεις και ποδηλατόδρομοι). Για όλα τα σημεία αυτά θα συλλεχθούν **δεδομένα** για τα χαρακτηριστικά μετακίνησης.

Έχοντας το δείγμα (περιοχή μελέτης) έτοιμο θα κατασκευαστεί ένα μοντέλο/αλγόριθμος πλοήγησης χρησιμοποιώντας τη μέθοδο βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων κατά Pareto (**Pareto Multi-Objective Optimization**) και συγκεκριμένα ο **αλγόριθμος NSGA-II** με σκοπό να οριστεί μια λίστα από τις καλύτερες διαδρομές με βάση τη λίστα παραμέτρων. Τα αποτελέσματα θα αναπαρασταθούν γραφικά σε χάρτες. Τέλος παρατίθενται τα συμπεράσματα της παρούσας έρευνας.

Μέσω της ανάπτυξης μιας ολοκληρωμένης **κατανόησης** των **αναγκών** και των **προτιμήσεων** των ποδηλατών και της διερεύνησης τρόπων για την κατηγοριοποίηση των αστικών δρόμων με βάση αυτές τις ανάγκες, αυτή η διπλωματική θα συμβάλλει στις συνεχείς προσπάθειες για τη δημιουργία **ασφαλούς** και **αποτελεσματικής** ποδηλατικής **υποδομής** σε αστικά περιβάλλοντα.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.1 Γενικά

Οι χρήστες ποδηλάτου μπορούν να σχεδιάσουν τη διαδρομή τους μέσα στην πόλη μέσω πολλαπλών εργαλείων και στρατηγικών. Συγκεκριμένα:

- **Μέσω των Χαρτών Google ή άλλων διαδικτυακών εργαλείων χαρτογράφησης:** Πολλοί ποδηλάτες χρησιμοποιούν τους Χάρτες Google ή άλλα διαδικτυακά εργαλεία χαρτογράφησης για να σχεδιάσουν τη διαδρομή τους [18]. Αυτά τα εργαλεία περιλαμβάνουν συχνά διαδρομές με ποδήλατο και μπορούν να παρέχουν οδηγίες στροφή προς στροφή, εκτιμώμενο χρόνο ταξιδιού και πληροφορίες σχετικά με ποδηλατοδρόμους ή άλλα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τους ποδηλάτες.
- **Τοπικοί χάρτες ποδηλάτων:** Ορισμένες πόλεις και κωμοπόλεις έχουν δημιουργήσει χάρτες ειδικά σχεδιασμένους για ποδηλάτες, οι οποίοι επισημαίνουν προτεινόμενες διαδρομές, ποδηλατοδρόμους και άλλα χαρακτηριστικά φιλικά προς το ποδήλατο [19]. Αυτοί οι χάρτες μπορούν συχνά να βρεθούν στο διαδίκτυο ή σε τοπικά καταστήματα ποδηλάτων ή κέντρα τουριστικών πληροφοριών.
- **Προσωπική εμπειρία και γνώση:** Οι έμπειροι χρήστες ποδηλάτου που είναι εξοικειωμένοι με την πόλη μπορούν να βασιστούν στην προσωπική τους εμπειρία και γνώσεις για να σχεδιάσουν τη διαδρομή τους [20]. Μπορεί να γνωρίζουν τις καλύτερες συντομεύσεις, ήσυχους οικιστικούς δρόμους ή ποδηλατοδρόμους που δεν είναι γνωστοί σε όλους.
- **Μέσω της κοινότητας των ποδηλατών:** Οι χρήστες ποδηλάτου μπορούν επίσης να λάβουν προτάσεις διαδρομής και συμβουλές από άλλους ποδηλάτες ή από τοπικές ομάδες υποστήριξης ποδηλάτων και συλλόγους ποδηλασίας. Αυτές οι ομάδες μπορούν να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με δημοφιλείς διαδρομές, ασφαλείς δρόμους για οδήγηση και άλλες χρήσιμες συμβουλές.

2.2 Συναφείς έρευνες

Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν πολλά επιστημονικά άρθρα ανάλυσης εύρεσης διαδρομής στα οποία διερευνάται η συμπεριφορά των ποδηλατών. Στην ενότητα αυτή παρατίθενται 13 συναφείς έρευνες και παρουσιάζονται τα μοντέλα βελτιστοποίησης διαδρομής που χρησιμοποιούν στον συγκεντρωτικό πίνακα 2.3.

Συγκεκριμένα, η μελέτη των Beheshtitabar et al. [21] αποσκοπεί στην ανάλυση της επιλογής ποδηλατικών διαδρομών με την ανάπτυξη ενός μοντέλου **συνάρτησης κόστους βάσει συνδέσμων**, το οποίο λαμβάνει υπόψη διάφορα χαρακτηριστικά όπως την απόσταση, την κλίση, την ασφάλεια, τον τύπο του δρόμου και τις ποδηλατικές εγκαταστάσεις. Στόχος είναι να κατανοηθεί πώς αυτοί οι παράγοντες επηρεάζουν τη συμπεριφορά των ποδηλατών και την επιλογή διαδρομής. Οι **μεταβλητές απόφασης** στο μοντέλο περιλαμβάνουν **συνεχή** χαρακτηριστικά όπως η απόσταση, η κλίση, η ασφάλεια, ο τύπος του δρόμου και η διαθεσιμότητα ποδηλατοδρόμων για τα οποία δόθηκαν αντίστοιχα κόσθη (βλέπε Πίνακα 2.3). Η **μη γραμμική αντικειμενική συνάρτηση ελαχιστοποίησης κόστους** επιδιώκει τη βελτιστοποίηση της αντιστάθμισης μεταξύ των διαφόρων χαρακτηριστικών για τον προσδιορισμό της καταλληλότερης διαδρομής για τους ποδηλάτες. Η μέθοδος επίλυσης

προσεγγίζει περισσότερο μια **συστηματική προσέγγιση** παρά μια ευρετική ή μεταευρετική μέθοδο. Η μελέτη συνδυάζει δοκιμές πεδίου, βιβλιογραφική ανασκόπηση και προσομοιώσεις στον υπολογιστή για την ανάπτυξη και την τελειοποίηση του μοντέλου συνάρτησης κόστους για την επιλογή ποδηλατικής διαδρομής. Η μέθοδος επίλυσης περιλαμβάνει λεπτομερή ανάλυση των χαρακτηριστικών και των επιπτώσεών τους στην επιλογή διαδρομής. Η περιοχή μελέτης του μοντέλου είναι το **Norrköping**, μια πόλη στη **Σουηδία**, με έμφαση στη μοντελοποίηση ενός τμήματος της πόλης για την πρόβλεψη των επιλογών διαδρομών ποδηλάτων σε ένα αστικό περιβάλλον. Η επεκτασιμότητα του μοντέλου επιτρέπει τη μελλοντική προσαρμογή στο σχεδιασμό υποδομών, παρέχοντας πολύτιμες γνώσεις σχετικά με τη συμπεριφορά των ποδηλατών και την επιλογή διαδρομής για τους πολεοδόμους και τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής. Συνολικά, η εργασία παρουσιάζει ένα ολοκληρωμένο μοντέλο που λαμβάνει υπόψη βασικά χαρακτηριστικά που επηρεάζουν την επιλογή διαδρομής ποδηλάτου, προσφέροντας ένα πρακτικό εργαλείο για την κατανόηση και τη βελτιστοποίηση της συμπεριφοράς των ποδηλατών σε αστικό περιβάλλον.

Στη μελέτη των Lisa Aultman-Hall et al. [18] ο στόχος του προβλήματος είναι να αναλυθεί η συμπεριφορά των ποδηλατών σε διαδρομές στο **Guelph** του **Οντάριο** του **Καναδά** με τη χρήση των **Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών (GIS)**. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται στη μελέτη είναι **ευρετική**, καθώς περιλαμβάνει την ανάλυση των πραγματικών διαδρομών των μετακινούμενων ποδηλατών. Οι μεταβλητές απόφασης στο μοντέλο περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά της διαδρομής, όπως ο αριθμός στροφών, η ύπαρξη σηματοδοτών, ο τύπος του δρόμου και τα χαρακτηριστικά του εδάφους. Ο στόχος αυτών των μεταβλητών είναι να θεωρηθούν ως **συνεχείς** και **διακριτές (integer)** ανάλογα με το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό που αναλύεται. Ο στόχος του μοντέλου είναι ο εντοπισμός προτύπων στην επιλογή διαδρομής με βάση τις διαθέσιμες υποδομές και τους περιβαλλοντικούς παράγοντες. Η περιοχή μελέτης, το Guelph, είναι μια πόλη με ποικίλες επιλογές και συνθήκες αστικών ποδηλατικών διαδρομών, γεγονός που την καθιστά ιδανική τοποθεσία για τη μελέτη της συμπεριφοράς των μετακινούμενων ποδηλατών. Το **συμπέρασμα** που εξάγεται από τη μελέτη υποδεικνύει ότι οι προσπάθειες για τη βελτίωση των υποδομών ποδηλασίας θα πρέπει να επικεντρωθούν στην ενίσχυση των οδικών δικτύων για την αποτελεσματική εξυπηρέτηση των μετακινούμενων ποδηλατών, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως ο τύπος της οδού, η χρήση σημάτων και το ανάγλυφο του εδάφους για την ενθάρρυνση της ποδηλασίας ως μέσο μεταφοράς.

Ο στόχος του προβλήματος που εξετάζεται στην έρευνα του Ray Pritchard [22] είναι η κατανόηση και η **ανάλυση της συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής ποδηλάτου** με τη χρήση διαφόρων μεθόδων. Στην έρευνα αρχικά ταξινομούνται οι πηγές της βιβλιογραφίας με βάση την πρωταρχική μέθοδο που χρησιμοποιείται σε κάθε μελέτη για την εξακρίβωση της επιλογής διαδρομής. Οι μεταβλητές απόφασης στο μοντέλο περιλαμβάνουν παράγοντες όπως η τεχνολογία GPS, οι μετρήσεις με επιταχυνσιόμετρο, οι μετρητές καρδιακού ρυθμού και οι κάμερες. Αυτές οι μεταβλητές μπορούν να θεωρηθούν **συνεχείς**, καθώς περιλαμβάνουν την παρακολούθηση και τον έλεγχο της συνεχούς κίνησης και των δεδομένων. Οι αντικειμενικές συναρτήσεις της μελέτης είναι **μη γραμμικές**, καθώς στοχεύουν στην αποτύπωση των πολύπλοκων διαδικασιών λήψης αποφάσεων των ποδηλατών κατά την επιλογή διαδρομών. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται είναι κατά κύριο λόγο **ευρετική**, καθώς οι ερευνητές χρησιμοποιούν διάφορες μεθόδους συλλογής δεδομένων για τη συλλογή πληροφοριών σχετικά με τις επιλογές διαδρομών, όπως η παρακολούθηση με GPS, οι έρευνες και οι παρατηρήσεις.

Η περιοχή μελέτης της παρούσας έρευνας εκτείνεται σε διάφορες πόλεις παγκοσμίως, με δεδομένα που συλλέγονται από τοποθεσίες όπως η **Ουτρέχτη** στην **Ολλανδία**, το **Guelph** και η **Ottawa** στον **Καναδά** και το **Phoenix** στις **ΗΠΑ**. Συμπερασματικά, η βιβλιογραφία υπογραμμίζει τη σημασία της εξέτασης πολλαπλών μεθόδων για την απόκτηση μιας ολοκληρωμένης κατανόησης της συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής ποδηλάτου, τονίζοντας την ανάγκη για ποικίλες τεχνικές συλλογής δεδομένων για την αποτύπωση της πολυπλοκότητας των διαδικασιών λήψης αποφάσεων μεταξύ των ποδηλατών.

Στόχος της μελέτης των Danique Ton et. al [23] είναι η αξιολόγηση διαφορετικών μεθόδων **δημιουργίας συνόλων επιλογών για ποδηλατικές διαδρομές** με τη χρήση δεδομένων GPS από το **Άμστερνταμ**. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται στη μελέτη είναι μια προσέγγιση βασισμένη σε δεδομένα που αποσκοπεί στον προσδιορισμό συνόλων επιλογών με βάση την παρατηρούμενη συμπεριφορά και τις προτιμήσεις των ποδηλατών. Οι μεταβλητές απόφασης του μοντέλου περιλαμβάνουν τις επιλογές διαδρομής που κάνουν οι ποδηλάτες, οι οποίες μπορούν να θεωρηθούν ως **διακριτές επιλογές**. Η αντικειμενική συνάρτηση είναι **μη γραμμική**, καθώς περιλαμβάνει τη βελτιστοποίηση των επιλογών διαδρομής με βάση πολλαπλά κριτήρια, όπως η απόσταση, ο χρόνος διαδρομής και οι στόχοι που σχετίζονται με το δίκτυο (Βλέπε Πίνακα 2.3). Η περιοχή μελέτης είναι το Άμστερνταμ, όπου τα δεδομένα ποδηλατικών διαδρομών GPS συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια μιας εθνικής πρωτοβουλίας που ονομάζεται "Εβδομάδα καταμέτρησης ποδηλάτων". Η ακριβής μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται στη μελέτη περιλαμβάνει τη σύγκριση της απόδοσης διαφορετικών αλγορίθμων δημιουργίας συνόλων επιλογών, συμπεριλαμβανομένων **ντετερμινιστικών μεθόδων** όπως οι συντομότερες διαδρομές και στοχαστικών μεθόδων όπως η εξάλειψη συνδέσμων και η επισήμανση. Η χρήση **ευρετικών μεθόδων** στη μελέτη επιτρέπει έναν πρακτικό και αποτελεσματικό τρόπο αντιμετώπισης του πολυπλόκου προβλήματος της δημιουργίας συνόλων επιλογής για ποδηλατικές διαδρομές, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για τη συμπεριφορά και τις προτιμήσεις των ποδηλατών σε αστικά περιβάλλοντα. Το συμπέρασμα που εξάγεται από τη μελέτη είναι ότι η **προσέγγιση DDPI** με βάση τα δεδομένα παρέχει πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά επιλογής ποδηλατικών διαδρομών και μπορεί να αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο για την κατανόηση και την πρόβλεψη των προτιμήσεων των ποδηλατών σε αστικά περιβάλλοντα.

Στην έρευνα των Jeffrey M. Casello et. al [24] πραγματοποιείται ανάλυση των επιλογών διαδρομής των ποδηλατών για την κατανόηση της επίδρασης του σχεδιασμού του οδικού δικτύου στις αποστάσεις διαδρομής. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν ένα μοντέλο πρόβλεψης ταξιδιών εστιάζοντας στην πρόελευση, στους προορισμούς, στους τρόπους μετακίνησης και στις διαδρομές. Ο **κύριος στόχος** είναι η ελαχιστοποίηση της πλεονάζουσας διαδρομής, υπογραμμίζοντας τη σημασία της αποτελεσματικής επιλογής διαδρομής για τους ποδηλάτες. Η περιοχή μελέτης είναι ο **Περιφερειακός Δήμος Waterloo στο Ontario του Καναδά**, που περιλαμβάνει πόλεις όπως το Waterloo, το Kitchener και το Cambridge, μαζί με αγροτικές κοινότητες. Η μεθοδολογία περιλαμβάνει τη συλλογή δεδομένων μέσω μονάδων GPS, τον εντοπισμό και την εξάλειψη ελαττωματικών σημείων και την ανάλυση των δεδομένων για την εξαγωγή συσχετίσεων μεταξύ των χρήσεων γης, του σχεδιασμού των οδών και των αποστάσεων ταξιδιού.

Οι μεταβλητές απόφασης του μοντέλου είναι **συνεχείς**, καθώς περιλαμβάνουν τον υπολογισμό των γραμμικών αποστάσεων μεταξύ των ζευγών προέλευσης-προορισμού και τον

προσδιορισμό της συντομότερης διαδρομής με βάση το χάρτη του οδικού δικτύου. Η αντικειμενική συνάρτηση σε αυτή τη μελέτη είναι **γραμμική**, καθώς ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της πλεονάζουσας μετακίνησης, η οποία είναι ένας απλός υπολογισμός με βάση τη διαφορά μεταξύ των γραμμικών αποστάσεων και των συντομότερων διαδρομών στο οδικό δίκτυο. Η προσέγγιση που περιγράφεται στην έρευνα έχει περισσότερο **ευρετικό χαρακτήρα**. Περιλαμβάνει την εισαγωγή ζευγών προέλευσης-προορισμού σε ένα σύστημα GIS, τον υπολογισμό των αποστάσεων και τον υπολογισμό της συντομότερης διαδρομής με τη χρήση του **αλγορίθμου Dijkstra**. Αυτή η μέθοδος είναι πιο ντετερμινιστική και βασισμένη σε κανόνες, εστιάζοντας στην εύρεση της πιο αποδοτικής διαδρομής με βάση προκαθορισμένα κριτήρια.

Στόχος της μελέτης των G. Menghini et. al [25] είναι να αναπτυχθεί ένα μοντέλο επιλογής διαδρομής για τους ποδηλάτες με βάση ένα μεγάλο ατομικών διαδρομών που παρατηρούνται με χρήση GPS. Το μοντέλο αποσκοπεί στην αντιμετώπιση του χάσματος στη βιβλιογραφία σχετικά με τους παράγοντες που επηρεάζουν τις διαδρομές των ποδηλάτων. Το μοντέλο χρησιμοποιεί ένα **πολωνομικό πλαίσιο logit** και περιλαμβάνει μεταβλητές λήψης αποφάσεων όπως το μήκος της διαδρομής, η παρουσία ποδηλατοδρόμων, η κλίση, ο αριθμός σηματοδοτών, ο όγκος της κυκλοφορίας, και άλλα χαρακτηριστικά διαδρομών. Αυτές οι μεταβλητές αποφάσεων είναι **συνεχείς** και αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους για να συλλάβουν την πολυπλοκότητα της συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής. Η αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου είναι **μη γραμμική** λόγω των αλληλεπιδράσεων μεταξύ των μεταβλητών και της φύσης των μεταβλητών αποφάσεων της διαδρομής. Η περιοχή μελέτης βρίσκεται στη **Ζυρίχη**, όπου κατασκευάστηκε ένα λεπτομερές σύνολο δεδομένων του οδικού δικτύου συνδυάζοντας δεδομένα από διάφορες πηγές. Η μέθοδος λύσης που χρησιμοποιήθηκε στη μελέτη, η οποία περιλαμβάνει εκτίμηση μοντέλου χρησιμοποιώντας το **λογισμικό BIOGEME**, μπορεί να θεωρηθεί ως μια **ευρετική** προσέγγιση. Στο πλαίσιο της επίλυσης μοντέλων διακριτών επιλογών και της ανάλυσης συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής, το BIOGEME παρέχει μια πρακτική και αποτελεσματική μέθοδο για την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου με βάση τα παρατηρηθέντα δεδομένα. Τα αποτελέσματα της εκτίμησης μοντέλου παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τις προτιμήσεις και τις συμβιβαστικές επιλογές των ποδηλάτων κατά την επιλογή διαδρομών, τονίζοντας τη σημασία παραγόντων όπως το μήκος της διαδρομής, οι κλίσεις και η διαθεσιμότητα ποδηλατικού μονοπατιού. Η μελέτη καταλήγει στο συμπέρασμα ότι η κατανόηση αυτών των συμβιβασμών (trade-offs) είναι ζωτικής σημασίας για το σχεδιασμό δικτύων ποδηλασίας και βελτιώνουν τη μοντελοποίηση της επιλογής διαδρομής.

Στόχος της μελέτης του PHL Bony [26] είναι η ανάλυση της συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής για τους ποδηλάτες χρησιμοποιώντας προσεγγίσεις **δηλωμένης προτίμησης**. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται στην ανάλυση εκτιμά τη μερική αξία των υπηρεσιών των διαφόρων χαρακτηριστικών διαδρομής, όπως ο χρόνος ταξιδιού, η ποιότητα της επιφάνειας, το επίπεδο κυκλοφορίας και ο τύπος της εγκατάστασης για ποδηλασία. Οι μεταβλητές λήψης αποφάσεων που χρησιμοποιούνται στο μοντέλο μπορούν να θεωρηθούν ως **συνεχείς** και αντιπροσωπεύουν τα διαφορετικά χαρακτηριστικά των διαδρομών. Η αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου έχει σκοπό να καθορίσει τη χρησιμότητα κάθε εναλλακτικής επιλογής με βάση τον συνδυασμό των χαρακτηριστικών. Αυτή η αντικειμενική συνάρτηση είναι **γραμμική** στη φύση της, καθώς περιλαμβάνει τον υπολογισμό του συνόλου των κόστων μερικής αξίας για κάθε χαρακτηριστικό. Η μέθοδος λύσης που χρησιμοποιείται στην ανάλυση βασίζεται σε **τεχνικές μέγιστης πιθανότητας**, οι οποίες περιλαμβάνουν την εκτίμηση των

παραμέτρων του μοντέλου με τη μεγιστοποίηση της πιθανότητας των παρατηρούμενων επιλογών. Ο τομέας μελέτης για την ανάλυση αυτή επικεντρώνεται στις επιλογές διαδρομών για τους ποδηλάτες, ιδίως σε αστικές περιοχές όπου η υποδομή ποδηλασίας κατέχει καίριο ρόλο στην επιλογή διαδρομής. ο τρόπος επίλυσης που χρησιμοποιείται στην ανάλυση βασίζεται σε τεχνικές μέγιστης πιθανότητας, οι οποίες **δεν είναι ευρετικές ή μεταευρετικές μέθοδοι**. Η **μέθοδος μέγιστης πιθανότητας** εκτίμησης είναι μια στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιείται συνήθως για την εκτίμηση των παραμέτρων ενός μοντέλου με τη μεγιστοποίηση της λειτουργίας πιθανότητας. Πρόκειται για μια καθιερωμένη και αυστηρή προσέγγιση στη στατιστική μοντελοποίηση και δεν εμπίπτει στις κατηγορίες των ευρετικών ή μεταευρετικών μεθόδων, οι οποίες είναι πιο ευρετικές τεχνικές βελτιστοποίησης. Εν κατακλείδι, η μελέτη παρέχει πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη διαδικασία συμβιβασμού στη συμπεριφορά επιλογής διαδρομής για τους ποδηλάτες, τονίζοντας τη σημασία παραγόντων όπως ο χρόνος ταξιδιού και η ποιότητα της επιφάνειας στη λήψη αποφάσεων.

Ο στόχος του προβλήματος που αντιμετωπίζεται στη μελέτη των Ipek N. Sener et. al [27] είναι να αναπτυχθεί ένα μοντέλο μικτού πολυωνυμικού logit (MNL) για την ανάλυση της επιλογής διαδρομής ποδηλάτου. Το μοντέλο έχει ως στόχο να καλύψει την ετερογένεια μεταξύ των ατόμων με βάση παρατηρούμενα και μη παρατηρούμενα χαρακτηριστικά. Οι μεταβλητές λήψης αποφάσεων στο μοντέλο περιλαμβάνουν τα χαρακτηριστικά της διαδρομής, όπως ο ρυθμός εναλλαγής σταθμευμένων οχημάτων, το μήκος του χώρου στάθμευσης, και το ποσοστό πληρότητας στάθμευσης. Αυτές οι μεταβλητές αποφάσεων είναι **διακριτές**, αντιπροσωπεύοντας διαφορετικά επίπεδα κάθε χαρακτηριστικού. Η αντικειμενική λειτουργία του μοντέλου είναι **μη γραμμική**, καθώς περιλαμβάνει την εκτίμηση της συνάρτησης πιθανότητας για μεμονωμένες επιλογές με βάση τα χαρακτηριστικά διαδρομής και τις μεταβλητές. Η περιοχή μελέτης για τη συλλογή δεδομένων βρίσκεται στο **Τέξας**, με δεδομένα που συλλέγονται μέσω μιας διαδικτυακής έρευνας προτιμήσεων των ποδηλατών. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιήθηκε στη μελέτη περιλαμβάνει μια προσομοίωση «quesi-Monte Carlo» (**ευρετική μέθοδος επίλυσης**) για την προσέγγιση ολοκληρωμάτων στη συνάρτηση πιθανότητας, επιτρέποντας την εκτίμηση μοντέλων γενικότερα από το πολυωνυμικό μοντέλο logit. Η έρευνα τονίζει τη σημασία της εξέτασης τόσο των χαρακτηριστικών που σχετίζονται με τη διαδρομή όσο και των δημογραφικών στοιχείων των ποδηλάτων στις αποφάσεις επιλογής της διαδρομής ποδηλασίας. Εν κατακλείδι, η μελέτη παρέχει πληροφορίες σχετικά με τις προτιμήσεις των ποδηλάτων για τα χαρακτηριστικά των διαδρομών, τονίζοντας τη σημασία παραγόντων όπως το μήκος στάθμευσης και τα ποσοστά πληρότητας στάθμευσης στην επιλογή διαδρομής.

Στόχος του ερευνητικού προβλήματος που μελετάνε οι Matthias Ehr Gott et. al [28] είναι η μοντελοποίηση της επιλογής διαδρομής από τους ποδηλάτες μετακινούμενους με τη χρήση μεθόδων δι-αντικειμενικής δρομολόγησης, λαμβάνοντας υπόψη το χρόνο ταξιδιού και την καταλληλότητα ως πρωταρχικούς στόχους. Το μοντέλο αποσκοπεί στον εντοπισμό αποτελεσματικών διαδρομών για τους ποδηλάτες με βάση αυτά τα κριτήρια. Οι μεταβλητές απόφασης στο μοντέλο είναι οι διαδρομές που επιλέγουν οι ποδηλάτες, οι οποίες μπορούν να θεωρηθούν ως **διακριτές (integer)** μεταβλητές, καθώς αντιπροσωπεύουν διαφορετικές πιθανές διαδρομές. οι αντικειμενικές συναρτήσεις στο μοντέλο είναι **μη γραμμικές** επειδή περιλαμβάνουν την ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση τόσο του χρόνου ταξιδιού όσο και της καταλληλότητας της διαδρομής. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται είναι ένας **αλγόριθμος δρομολόγησης με δύο στόχους**, ο οποίος είναι μια **ευρετική προσέγγιση** για την

εύρεση βέλτιστων εναλλακτικών διαδρομών για τους ποδηλάτες. Η περιοχή μελέτης για τη μελέτη περίπτωσης βρίσκεται στο **Όκλαντ** της Νέας Ζηλανδίας, με έμφαση στις μετακινήσεις κατά την πρωινή περίοδο αιχμής μεταξύ μιας οικιστικής ζώνης στο Point Chevalier και μιας εμπορικής ζώνης στην κεντρική επιχειρηματική περιοχή του Όκλαντ. Συμπερασματικά, η έρευνα παρέχει μια βάση για την ανάθεση διαδρομών των ποδηλατών και προτείνει τη δυναμική εφαρμογή της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε ως αλγόριθμος σε έναν διαδραστικό οδηγό εύρεσης διαδρομής για να βοηθήσει τους ποδηλάτες να επιλέξουν αποτελεσματικές διαδρομές με βάση τις προτιμήσεις και τις ανάγκες τους.

Ο στόχος του προβλήματος της μελέτης των Silvia Bernardi et. al [29] είναι να μοντελοποιηθεί η συμπεριφορά επιλογής διαδρομής των Ολλανδών ποδηλατών χρησιμοποιώντας δεδομένα από smartphones. Οι ερευνητές στοχεύουν στην κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν τις αποφάσεις των ποδηλατών κατά την επιλογή διαδρομών μεταξύ ζευγών προέλευσης-προορισμού εντός του αστικού περιβάλλοντος. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται για την ανάλυση αυτή είναι ένα **μικτό μοντέλο logit**, το οποίο επιτρέπει την εξέταση πολλαπλών εναλλακτικών λύσεων και αποτυπώνει τις συσχετίσεις μεταξύ των χρησιμότητων για διαφορετικές επιλογές διαδρομής. Οι μεταβλητές απόφασης στο μοντέλο περιλαμβάνουν παρατηρούμενες μεταβλητές για κάθε εναλλακτική διαδρομή, όπως η ποιότητα, η αισθητική και η κυκλοφοριακή όχληση των διαδρομών. Οι μεταβλητές αυτές είναι **συνεχείς** και αντιπροσωπεύουν τα χαρακτηριστικά των διαδρομών που επηρεάζουν τις επιλογές των ποδηλατών. Η αντικειμενική συνάρτηση στο μοντέλο είναι **μη γραμμική**, καθώς περιλαμβάνει την εκτίμηση της πιθανότητας επιλογής μιας συγκεκριμένης διαδρομής με βάση τη χρησιμότητα που προκύπτει από τις παρατηρούμενες μεταβλητές. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται είναι **ντετερμινιστική**, καθώς οι ερευνητές εκτιμούν τις παραμέτρους του μικτού μοντέλου logit με βάση τις παρατηρούμενες επιλογές των ποδηλατών στα δεδομένα των έξυπνων κινητών (smartphone). Η περιοχή μελέτης για την παρούσα έρευνα είναι οι **Κάτω Χώρες**, όπου καταγράφηκαν πάνω από 50.000 διαδρομές με τη χρήση της τεχνολογίας GPS. Το συμπέρασμα που εξάγεται από την ανάλυση υπογραμμίζει τη σημασία της συνεκτίμησης ενός ευρέος φάσματος παραγόντων, όπως το μήκος της διαδρομής, η ποιότητα των μονοπατιών και οι συνθήκες κυκλοφορίας, για την κατανόηση των επιλογών διαδρομής των ποδηλατών. Τα ευρήματα υποδηλώνουν ότι οι ποδηλάτες τείνουν να δίνουν προτεραιότητα σε μικρότερες διαδρομές, αλλά και σε άλλους παράγοντες, όπως η ποιότητα των μονοπατιών, παίζουν επίσης σημαντικό ρόλο στη λήψη αποφάσεων.

Ο στόχος του προβλήματος που εξετάζεται στη μελέτη ανάλυσης επιλογής διαδρομής που εξετάζουν οι Godwin Yeboah και Seraphim Alvanides [30] είναι η διερεύνηση των παραγόντων που επηρεάζουν τις επιλογές διαδρομής των ποδηλατών που μετακινούνται στη Βόρεια Αγγλία, χρησιμοποιώντας το OpenStreetMap (OSM) ως δίκτυο μεταφοράς. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται στη μελέτη ενσωματώνει διάφορες μεταβλητές περιεχομένου και παρατηρούμενες διαδρομές για να αναλύσει τον αντίκτυπο των περιορισμών του δικτύου στη συμπεριφορά των ποδηλατών. Οι μεταβλητές απόφασης του μοντέλου περιλαμβάνουν παράγοντες όπως η απόσταση, ο χρόνος, οι κατηγορίες των δρόμων, η ύπαρξη ποδηλατόδρομων, γεφυρών, διαβάσεων, η διαθεσιμότητα χώρων στάθμευσης, οι περιοχές πρασίνου και η αποτελεσματικότητα της διαδρομής. Οι μεταβλητές αυτές μπορούν να θεωρηθούν ως **συνεχείς** και κατηγορικές, αντικατοπτρίζοντας τα ποικίλα χαρακτηριστικά που επηρεάζουν τις επιλογές διαδρομών. Η αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου είναι **μη γραμμική**, καθώς αποσκοπεί στην αποτύπωση των πολύπλοκων αλληλεπιδράσεων μεταξύ των

προσδιορισμένων μεταβλητών και της επιρροής τους στην επιλογή διαδρομής. Η περιοχή μελέτης της παρούσας έρευνας επικεντρώνεται στη **Βόρεια Αγγλία**, εξετάζοντας συγκεκριμένα τις μετακινήσεις από το σπίτι προς την εργασία. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται στην ανάλυση είναι ένας **συνδυασμός στατιστικών τεχνικών, παραμετρικών και μη παραμετρικών ελέγχων**, για την αξιολόγηση της σημασίας των περιορισμών του δικτύου στις μετακινήσεις των μετακινούμενων ποδηλατών.

Στόχος της έρευνας των Ana Beatriz et. al [31] είναι η αξιολόγηση των παραγόντων που επηρεάζουν τις επιλογές διαδρομής των ποδηλατών σε μια μεσαίου μεγέθους πόλη της Βραζιλίας, εστιάζοντας σε χαρακτηριστικά που επηρεάζουν τις προτιμήσεις διαδρομής. Η μελέτη χρησιμοποιεί ένα ερωτηματολόγιο με 18 παράγοντες που αξιολογήθηκαν σε πενταβάθμια κλίμακα από 65 ποδηλάτες που μετακινούνται με ποδήλατο. Οι μεταβλητές απόφασης στο μοντέλο περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά του δρόμου, όπως η κατάσταση του οδοστρώματος, η συνέχεια του δρόμου και η ιεραρχία του δρόμου, καθώς και περιβαλλοντικούς παράγοντες, όπως οι ανησυχίες για την ασφάλεια και οι γειτονικές χρήσεις γης. Οι μεταβλητές αυτές μπορεί να είναι τόσο **συνεχείς** (π.χ. κατάσταση οδοστρώματος) όσο **και ακέραιες** (π.χ. αριθμός διασταυρώσεων). Η αντικειμενική συνάρτηση είναι **μη γραμμική** λόγω των πολύπλοκων αλληλεπιδράσεων μεταξύ των διαφόρων παραγόντων που επηρεάζουν την επιλογή διαδρομής. Η περιοχή μελέτης για την παρούσα έρευνα είναι το **Σάο Κάρλος της Βραζιλίας** μια πόλη με περιορισμένη υποδομή ποδηλασίας, όπου οι περισσότερες διαδρομές με ποδήλατο πραγματοποιούνται σε δρόμους κοινής κυκλοφορίας. Η ακριβής μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα μελέτη δεν αναφέρεται ρητά, αλλά δεδομένης της φύσης της έρευνας και της ανάγκης ανάλυσης πολλαπλών παραγόντων που επηρεάζουν την επιλογή διαδρομής, πιθανότατα περιλαμβάνει **συνδυασμό στατιστικής ανάλυσης και τεχνικών μοντελοποίησης**.

Ο στόχος του προβλήματος που εξετάζεται στην έρευνα των Joseph Broach et. al [32] είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου επιλογής ποδηλατικής διαδρομής χρησιμοποιώντας δεδομένα GPS από ποδηλάτες του Πόρτλαντ. Το μοντέλο αποσκοπεί στην κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν τις προτιμήσεις των ποδηλατών για τη διαδρομή, όπως οι υποδομές, οι συνθήκες κυκλοφορίας και τα χαρακτηριστικά της διαδρομής. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται στην έρευνα είναι ένα μοντέλο επιλογής διαδρομής που λαμβάνει υπόψη διάφορες μεταβλητές για την πρόβλεψη των αποφάσεων των ποδηλατών κατά την επιλογή διαδρομών. Οι μεταβλητές απόφασης του μοντέλου περιλαμβάνουν παράγοντες όπως η απόσταση της διαδρομής, ο τύπος των ποδηλατικών εγκαταστάσεων, ο όγκος της κυκλοφορίας και άλλα χαρακτηριστικά της διαδρομής. Αυτές οι μεταβλητές απόφασης είναι **συνεχείς**, αντικατοπτρίζοντας την ποσοτική φύση των χαρακτηριστικών της διαδρομής. Η αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου είναι **μη γραμμική**, καθώς περιλαμβάνει πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις μεταξύ των μεταβλητών απόφασης για την ακριβή πρόβλεψη των επιλογών διαδρομής. Η μέθοδος επίλυσης που χρησιμοποιείται στη μελέτη είναι **ντετερμινιστική**, χρησιμοποιώντας τεχνικές μαθηματικής βελτιστοποίησης για την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου και την πρόβλεψη των επιλογών διαδρομής με βάση τα συλλεχθέντα δεδομένα. Η περιοχή μελέτης της παρούσας έρευνας είναι το **Πόρτλαντ του Όρεγκον στις ΗΠΑ**, όπου συγκεντρώθηκαν τα δεδομένα GPS από ποδηλάτες για την ανάπτυξη και την επικύρωση του μοντέλου επιλογής διαδρομής.

2.3 Συνοπτικός Πίνακας Μοντέλων

Τα χαρακτηριστικά των μοντέλων της βιβλιογραφίας παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 2.3.1: Μαθηματικά μοντέλα.

Επιστημονική Εργασία (έτος)	Μεταβλητές Απόφασης	Στόχος	Τύπος Μοντέλου	Μέθοδος Επίλυσης / Δίκτυο Εφαρμογής
Beheshtitabar et al. (2014) [21]	Μήκος, κλίση, ύπαρξη ποδηλατοδρόμου, κατηγορία δρόμου	Βελτιστοποίηση ποδηλατικής διαδρομής	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Norrköping, Σουηδία/Συστηματική προσέγγιση
Lisa Aultman-Hall et al. (1997) [18]	Αριθμός στροφών, ύπαρξη σηματοδοτών, τύπος του δρόμου, χαρακτηριστικά του εδάφους	Ανάλυση συμπεριφοράς ποδηλατών	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Guelf, Ontario, Canada/Ευρετικός
Ray Pritchard (2018) [22]	Δεδομένα GPS, μετρήσεις με επιταχυνσιόμετρο, μετρητές καρδιακού ρυθμού, κάμερες	Ανάλυση της συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής ποδηλάτου	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Guelph, Ontario, Ουτρέχτη, Ottawa, Phoenix, USA/Ευρετικός
Danique Ton et. al (2018) [23]	Επιλογές διαδρομής ποδηλατών	Δημιουργία συνόλων επιλογών για ποδηλατικές διαδρομές	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Άμστερνταμ/ Ευρετικός
Jeffrey M. Casello et. al (2012) [24]	Ζεύγη Προέλευσης- Προορισμού	Ελαχιστοποίηση πλεονάζουσας διαδρομής	Γραμμικό Μοντέλο (Linear Program)	Δήμος Waterloo, Ontario, Canada/ Ευρετικός
G. Menghini et. al (2010) [25]	Μήκος διαδρομής, παρουσία ποδηλατοδρόμων, κλίση, αριθμός σηματοδοτών, όγκος κυκλοφορίας	Βελτιστοποίηση ποδηλατικής διαδρομής	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Ζυρίχη/ Ευρετικός
PHL Bovy (1985) [26]	Χρόνος ταξιδιού, ποιότητα επιφάνειας, επίπεδο κυκλοφορίας τύπος της εγκατάστασης για ποδηλασία	Ανάλυση της συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής για ποδηλάτες	Γραμμικό Μοντέλο (Linear Program)	Ιδεατά δεδομένα/ μέθοδος μέγιστης πιθανότητας

Ipek N. Sener et. al (2009) [27]	Ρυθμός εναλλαγής σταθμευμένων οχημάτων, μήκος του χώρου στάθμευσης, ποσοστό πληρότητας στάθμευσης	Ανάλυση της επιλογής διαδρομής ποδηλάτου	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Τέξας, ΗΠΑ/Ευρετικός
Matthias Ehrgott et. al (2011) [28]	Χρόνος διαδρομής, καταλληλότητα διαδρομής	Μοντελοποίηση επιλογής διαδρομής ποδηλάτου	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Όκλαντ, Νέα Ζηλανδία/Ευρετικός
Silvia Bernardi et. al (2018) [29]	Ποιότητα, αισθητική, κυκλοφοριακή όχληση	Μοντελοποίηση συμπεριφοράς επιλογής διαδρομής ποδηλάτου	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Ολλανδία/ Ντετερμινιστική
Godwin Yeboah και Seraphim Alvanides (2015) [30]	Απόσταση, χρόνος, κατηγορία δρόμου, ύπαρξη ποδηλατόδρομων, γεφυρών, διαβάσεων, διαθεσιμότητα χώρων στάθμευσης, περιοχές πρασίνου αποτελεσματικότητα της διαδρομής	Διερεύνηση των παραγόντων που επηρεάζουν τις επιλογές διαδρομής των ποδηλατών	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Βόρεια Αγγλία/συνδυασμός στατιστικών τεχνικών, παραμετρικών και μη παραμετρικών ελέγχων
Ana Beatriz et. al (2014) [31]	Κατάσταση του οδοστρώματος, συνέχεια του δρόμου, η κατηγορία του δρόμου, ασφάλεια, γειτονικές χρήσεις γης	Αξιολόγηση των παραγόντων που επηρεάζουν τις επιλογές διαδρομής των ποδηλατών	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Σάο Κάρλος, Βραζιλία/ Συνδυασμός στατιστικής ανάλυσης και τεχνικών μοντελοποίησης
Joseph Broach et. al (2012) [32]	Απόσταση της διαδρομής, τύπος των ποδηλατικών εγκαταστάσεων, όγκος της κυκλοφορίας	Ανάπτυξη ενός μοντέλου επιλογής ποδηλατικής διαδρομής	Μη Γραμμικό Μοντέλο (Non Linear Program)	Πόρτλαντ, Όρεγκον, ΗΠΑ/Ντετερμινιστικός

2.4 Σύγκριση Βιβλιογραφίας

Από τον ενδελεχή έλεγχο της βιβλιογραφίας προκύπτει ότι η διπλωματική αυτή βρίσκεται πιο κοντά στις μελέτες των Beheshtitabar et al., G. Menghini et. al, Ipek N. Sener et. al, Silvia Bernardi et. al και Joseph Broach et. al. Και οι τέσσερις έρευνες διερευνούν ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης διαδρομής ποδηλάτου σε συγκεκριμένη περιοχή μελέτης.

Η διπλωματική αυτή καλείται να επιλύσει το πρόβλημα βελτιστοποίησης, προσθέτοντας και μεταβλητές απόφασης που αφορούν την **κίνηση των ποδηλατών στο πεζοδρόμιο**. Σκοπός της

είναι να αποτυπώσει το δίλημμα του ποδηλατικού κοινού στη χρήση ανάμεσα σε έναν αφιλόξενο δρόμο οδικής κυκλοφορίας και ένα πεζοδρόμιο το οποίο πολλές φορές δεν καλύπτει τις προδιαγραφές για την ασφαλή και άνετη μετακίνηση ούτε των πεζών, αλλά και να συμπεριλάβει την τολμηρή φύση των ποδηλατών οι οποίοι, όπως εξετάζεται και στις παρακάτω ενότητες, οδηγούν πολλές φορές στο αντίθετο ρεύμα κυκλοφορίας των οχημάτων.

Για τον λόγο αυτό **ο τρόπος μοντελοποίησης είναι πιο σύνθετος**, καθώς μεταξύ δύο συνδεδεμένων σημείων απόφασης (κόμβων) συντρέχουν πάνω από ένας σύνδεσμος απαιτώντας τη χρήση πιο σύνθετων αλγορίθμων εύρεσης διαδρομής. Στη μελέτη αυτή δοκιμάζεται η χρήση του γενετικού αλγορίθμου **NSGA-II**.

3. Θεωρητικό Υπόβαθρο

3.1. Αλγόριθμοι Ελάχιστης διαδρομής

Γενικότερα για την επιλογή ελάχιστης διαδρομής έχουν κατασκευαστεί οι αλγόριθμοι **Dijkstra** και **A Star**. Συγκεκριμένα ο Αλγόριθμος **A Star** είναι ιδιαίτερα δημοφιλής για την εύρεση συντομότερης διαδρομής μεταξύ δύο σημείων σε ένα γράφημα (αστικό δίκτυο). Συνδυάζει στοιχεία από τον αλγόριθμο του Dijkstra μαζί με **ευρετικές συναρτήσεις**. Μεταξύ της πληθώρας των διαθέσιμων αλγορίθμων, ο αλγόριθμος **A*** έχει αναδειχθεί ως μια ισχυρή και ευρέως διαδομένη μέθοδος για την αποτελεσματική εύρεση διαδρομής.

Προέλευση και ανάπτυξη

Ο αλγόριθμος **A***, που επινοήθηκε από τους Peter Hart, Nils Nilsson και Bertram Raphael το 1968, έχει αντέξει στο χρόνο και παραμένει ακρογωνιαίος λίθος στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της επιστήμης των υπολογιστών. Αν και αρχικά σχεδιάστηκε για αλγόριθμους διέλευσης γραφημάτων και αναζήτησης, ο **A*** συνδυάζει στοιχεία του αλγορίθμου του Dijkstra ενσωματώνοντας ευρετικές πληροφορίες για την αποτελεσματική καθοδήγηση της αναζήτησης. Η κομψότητα του αλγορίθμου έγκειται στην ικανότητά του να εξισορροπεί τη μέγιστη βελτιστοποίηση και την υπολογιστική απόδοση.

Περιγραφή του Αλγορίθμου

Ο **A*** είναι ένας αλγόριθμος ενημερωμένης αναζήτησης που σημαίνει ότι διατυπώνεται με βάση σταθμισμένα γραφήματα. Ξεκινώντας από έναν συγκεκριμένο αρχικό κόμβο ενός γραφήματος, στοχεύει να βρει μια διαδρομή προς τον δεδομένο κόμβο στόχο με το μικρότερο κόστος (η ελάχιστη διανυθείσα απόσταση, ο μικρότερος χρόνος κ.λπ.). Αυτό το επιτυγχάνει διατηρώντας ένα δέντρο μονοπατιών που προέρχονται από τον κόμβο εκκίνησης και επεκτείνοντας αυτές τις διαδρομές μια άκρη τη φορά μέχρι να επιτευχθεί ο κόμβος στόχος.

Σε κάθε επανάληψη του κύριου βρόγχου του, ο **A*** πρέπει να καθορίσει ποια από τις διαδρομές του να επεκτείνει. Το κάνει με βάση το κόστος της διαδρομής και μια εκτίμηση του κόστους που απαιτείται για την επέκταση της διαδρομής μέχρι τον στόχο.

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

όπου n είναι ο επόμενος κόμβος στη διαδρομή, $g(n)$ είναι το κόστος της διαδρομής από τον κόμβο έναρξης έως το n και $h(n)$ είναι μια ευρετική συνάρτηση που εκτιμά το κόστος της φθηνότερης διαδρομής από το n στον επόμενο κόμβο-στόχο. Η ευρετική συνάρτηση είναι συγκεκριμένη για το πρόβλημα. Εάν η ευρετική συνάρτηση είναι αποδεκτή—που σημαίνει ότι ποτέ δεν υπερεκτιμά το πραγματικό κόστος για να φτάσει στο στόχο—ο A^* είναι εγγυημένο ότι θα επιστρέψει μια διαδρομή με το ελάχιστο κόστος από την αρχή στον στόχο.

Εφαρμογές σε GIS και σε Σχεδιασμό Μεταφορών

Μια αξιοσημείωτη εφαρμογή του αλγορίθμου A^* είναι στα Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (GIS), όπου έπαιξε καθοριστικό ρόλο στην επίλυση του προβλήματος του σχεδιασμού διαδρομής στους χάρτες. Το GIS αξιοποιεί τον A^* για την πλοήγηση στα χωρικά δεδομένα, λαμβάνοντας υπόψη παραμέτρους όπως το υψόμετρο του εδάφους, τους τύπους δρόμων και άλλα γεωγραφικά χαρακτηριστικά. Αυτή η εφαρμογή είναι ιδιαίτερα πολύτιμη στο σχεδιασμό των μεταφορών, επιτρέποντας την αποτελεσματική βελτιστοποίηση διαδρομής για οχήματα, πεζούς και ποδηλάτες.

Μια πρόωπη μελέτη από τους Hart, Nilsson και Raphael [33] έθεσε τις βάσεις για την εφαρμογή αλγορίθμου A^* στο GIS για τον σχεδιασμό διαδρομής. Οι συγγραφείς τόνισαν την προσαρμοστικότητα του αλγορίθμου σε διάφορα εδάφη και την αποτελεσματικότητά του στην εύρεση βέλτιστων μονοπατιών.

Πρόσφατες βελτιώσεις και τροποποιήσεις

Με τα χρόνια, οι ερευνητές βελτίωσαν και προσαρμόσαν τον αλγόριθμο A^* για να αντιμετωπίσουν συγκεκριμένες προκλήσεις σε διάφορους τομείς. Για παράδειγμα, στη ρομποτική, ο αλγόριθμος A^* έχει τροποποιηθεί για να πλοηγείται σε δυναμικά περιβάλλοντα με κινούμενα εμπόδια [33]. Αυτές οι προσαρμογές έχουν διευρύνει τη δυνατότητα εφαρμογής του αλγορίθμου, καθιστώντας τον κατάλληλο για σχεδιασμό διαδρομής σε πραγματικό χρόνο και σε δυναμικά σενάρια.

Ωστόσο σε σενάρια με μεγάλα σύνολα δεδομένων, η υπολογιστική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου μπορεί να γίνει εμπόδιο.

Συμπέρασμα

Ο αλγόριθμος A^* χρησιμοποιείται αρκετά για την εύρεση μονοπατιών, συμβάλλοντας σημαντικά στο GIS, τον προγραμματισμό μεταφορών και τη ρομποτική. Η ευελιξία, η βελτιστοποίηση και η προσαρμοστικότητά του σε διάφορους τομείς το καθιστούν πολύτιμο εργαλείο τόσο για ερευνητές όσο και για επαγγελματικές εφαρμογές. Καθώς η τεχνολογία προχωρά, η συνεχής έρευνα επιδιώκει να βελτιώσει και να επεκτείνει τις δυνατότητες του αλγορίθμου A^* , διασφαλίζοντας τη συνεχή συνάφειά του σε ένα συνεχώς εξελισσόμενο τοπίο προκλήσεων εύρεσης μονοπατιών και βελτιστοποίησης.

3.2 Προβλήματα Βελτιστοποίησης Πολλαπλών Στόχων (Multi-Objective Optimization problems)

3.2.1 Γενικά

Το πρόβλημα της βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (**Multi-Objective Optimization problems** ή **MOOP**) (λήψη αποφάσεων με πολλαπλά κριτήρια) είναι το πρόβλημα της

επιλογής της προτιμώμενης λύσης όταν δύο ή περισσότερες **ασύμβατες**, αντικρουόμενες αντικειμενικές συναρτήσεις (κριτήρια) πρέπει να μεγιστοποιηθούν ταυτόχρονα. Μια κεντρική δυσκολία σε τέτοια προβλήματα είναι ότι, σε αντίθεση με τα προβλήματα μεγιστοποίησης ενός στόχου, δεν υπάρχει προφανής ή απλός τρόπος να οριστεί η έννοια της πλέον προτιμώμενης λύσης. Παρ' όλα αυτά, επειδή οι εφαρμογές της βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων είναι άφθονες, τα τελευταία 30 χρόνια υπήρξε μεγάλο ενδιαφέρον για την αναζήτηση κατάλληλων ορισμών για την πλέον προτιμώμενη λύση και για την ανάπτυξη αλγορίθμων που βοηθούν τον αποφασίζοντα (**Decision Maker** ή **DM**) να βρει μια τέτοια λύση. Οι **εφαρμογές** αυτές αφορούν ένα ευρύ φάσμα τομέων, όπως, για παράδειγμα, τον προγραμματισμό παραγωγής, τη χρηματοδότηση, τη διατήρηση του περιβάλλοντος, τον ακαδημαϊκό σχεδιασμό, τον προγραμματισμό διατροφής, τη διαφήμιση, τη χωροθέτηση εγκαταστάσεων, τον έλεγχο, τις τεχνικές ανάμιξης και στην περίπτωση μας τον προγραμματισμό μεταφορών.

Στη μελέτη αυτή το πρόβλημα έχει περισσότερους από έναν στόχο και υπάρχει ανάγκη να βρεθεί συμβιβασμός μεταξύ των διαφόρων στόχων. Αυτό το κεφάλαιο επικεντρώνεται στα προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων και στη θεωρία πίσω από αυτά. Παρουσιάζονται παραδοσιακές προσεγγίσεις, όπως το σταθμισμένο άθροισμα (weighted sum method), *e-constrained method*, και η λεξικογραφική μέθοδος (lexicographic method). Παρουσιάζεται επίσης ο εξελικτικός **μεταερευνητικός αλγόριθμος** πολλαπλών στόχων **NSGA-II**.

3.2.2 Θεμελιώδεις Ορισμοί

Σύμφωνα με τη θεωρία στο βιβλίο **K. Gkiotsalitis, Public Transport Optimization [34]** και συγκεκριμένα στο κεφάλαιο 7:

Στα προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (MOOPs) έχουμε περισσότερες από μία **αντικειμενικές συναρτήσεις**. Επιπλέον, οι αντικειμενικές συναρτήσεις πρέπει να βελτιστοποιηθούν ταυτόχρονα. Αυτό μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$\min f(x)$$

όπου x είναι ένα διάνυσμα n -τιμών, X είναι η εφικτή περιοχή-γνωστή ως χώρος αποφάσεων (**decision space**), και $f : X \rightarrow R^m$ όπου $f(x) = [f_1(x), \dots, f_m(x)]^T$ είναι μια συνάρτηση διανυσματικής αξίας όπου R^m είναι γνωστός ως ο αντικειμενικός χώρος (**objective space**). Δηλαδή, η με διανυσματική τιμή συνάρτηση f απεικονίζει το χώρο απόφασης X στον αντικειμενικό χώρο R^m .

Επειδή έχουμε πολλούς στόχους, γίνεται φανερό ότι μπορούμε να έχουμε συμβιβασμούς (**trade-offs**) μεταξύ δύο ή περισσότερων αντικρουόμενων στόχων όταν προσπαθούμε να βρούμε μια λύση. Σε ένα μη τετριμμένο πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (**nontrivial multi-objective optimization problem**), δεν υπάρχει μία μόνο λύση x που να βελτιστοποιεί ταυτόχρονα κάθε στόχο, επειδή ορισμένες από τις αντικειμενικές συναρτήσεις είναι αντικρουόμενες. Η απάντηση στο πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι ένα σύνολο λύσεων που καθορίζουν τις καλύτερες **συμβιβαστικές λύσεις** μεταξύ των ανταγωνιστικών στόχων. Ουσιαστικά, η έννοια της βελτιστότητας αντικαθίσταται από την έννοια της **βέλτιστης ή αποτελεσματικότητας κατά Pareto**, που πήρε το όνομά της από τον οικονομολόγο **Vilfredo Pareto**.

Στα **προβλήματα βελτιστοποίησης ενός στόχου**, η υπεροχή μιας λύσης έναντι όλων των άλλων λύσεων προσδιορίζεται με τη σύγκριση των τιμών της αντικειμενικής τους συνάρτησης. Στα προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων, η ευρωστία μιας λύσης καθορίζεται από την έννοια της κυριαρχίας και μπορεί να υπάρχουν πολλές εξίσου καλές λύσεις για ένα συγκεκριμένο στόχο. Η λύση μιας βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων ονομάζεται **μη κυριαρχούμενη, Pareto βέλτιστη, αποτελεσματική κατά Pareto ή μη κατώτερη** αν δεν μπορούμε να βελτιώσουμε την τιμή οποιουδήποτε αντικειμενικού στόχου-συνάρτησης χωρίς να αναβαθμίσουμε την τιμή (ή τις τιμές) κάποιας από τις άλλες αντικειμενικές συναρτήσεις. Συγκεκριμένα:

Κυριαρχία κατά Pareto (Pareto Dominance)

Έστω $x_1 \in X$ μια εφικτή λύση ενός προβλήματος ελαχιστοποίησης πολλαπλών στόχων. Τότε, το x_1 λέγεται ότι κυριαρχεί σε μια άλλη εφικτή λύση x_2 (συμβολικά, $x_1 < x_2$) εάν, και μόνο αν:

$$f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \forall i \in \{1, \dots, m\}$$

$$f_i(x_1) < f_i(x_2) \text{ για τουλάχιστον ένα } i \in \{1, \dots, m\}$$

Δηλαδή, η λύση x_1 δεν είναι χειρότερη από την x_2 σε όλους τους στόχους f και είναι αυστηρά καλύτερη από την x_2 σε τουλάχιστον έναν στόχο. Ένας συνδυασμός θεωρείται βέλτιστος κατά Pareto αν δεν υπάρχει άλλος συνδυασμός που να βελτιώνει την τιμή οποιουδήποτε από τα αντικειμενικά του κριτήρια χωρίς να επιδεινώνει τουλάχιστον ένα άλλο κριτήριο [35].

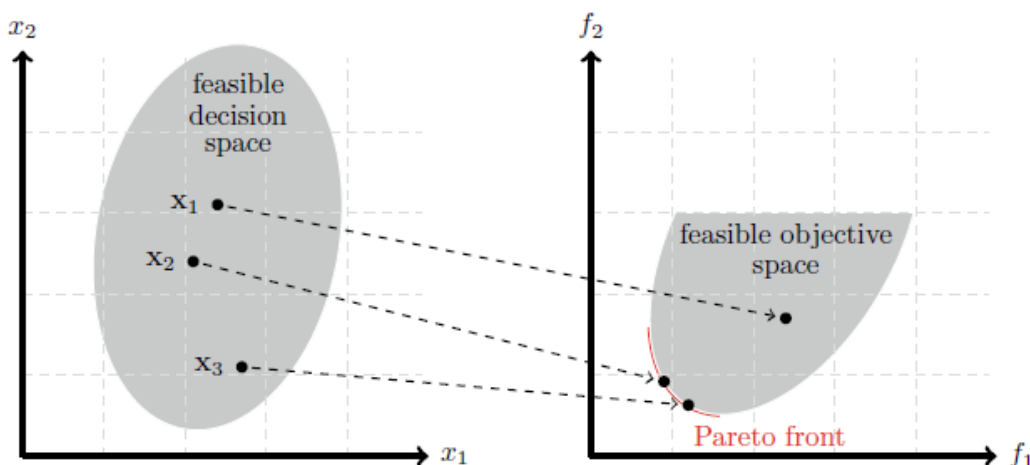
Ας θεωρήσουμε και πάλι ότι το x_1 κυριαρχεί σε μια άλλη εφικτή λύση x_2 όταν $f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \forall i \in \{1, \dots, m\}$ και $f_i(x_1) < f_i(x_2)$ για τουλάχιστον ένα $i \in \{1, \dots, m\}$. Μια λύση x^* ονομάζεται βέλτιστη κατά Pareto (ή, ισοδύναμα, μη κυριαρχούμενη) και $f(x^*)$ ένα βέλτιστο αποτέλεσμα κατά Pareto αν δεν υπάρχει άλλη εφικτή λύση $x' \in X$ που να κυριαρχεί της λύσης x^* . Δηλαδή, $\nexists x' \in X$ όπως όταν $f_i(x') \leq f_i(x^*) \forall i \in \{1, \dots, m\}$ και $f_i(x') < f_i(x^*)$ για τουλάχιστον ένα $i \in \{1, \dots, m\}$.

Προχωρούμε τώρα στους ορισμούς των βέλτιστου συνόλου Pareto και μετώπου Pareto:

Ορισμός 3.2.2.1 : Το **βέλτιστο σύνολο Pareto ή σύνολο αποτελεσματικών λύσεων (Pareto optimal set)** ονομάζεται σύνολο όλων των βέλτιστων λύσεων κατά Pareto στο χώρο αποφάσεων $X_E := \{x_i \in X : x \not< x_i \forall x \in X\}$.

Ορισμός 3.2.2.2 : **Μέτωπο Pareto ή σύνορο Pareto (Pareto Frontier)** ονομάζεται το σύνολο όλων των βέλτιστων κατά Pareto αποτελεσμάτων $F := \{f(x_i) : x_i \in X_E\}$.

Ο κύριος στόχος της επίλυσης ενός προβλήματος βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων είναι να βρει ή να προσεγγίσει όλα ή ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο βέλτιστων κατά Pareto (και συνεπώς μη κυριαρχούμενων) λύσεων. Στην Εικόνα 3.2.2.1 απεικονίζεται η διαφορά μεταξύ του βέλτιστου κατά Pareto συνόλου και του μετώπου Pareto για την περίπτωση δύο μεταβλητών απόφασης και συνάρτησης $f : X \rightarrow R^2$.



Εικόνα 3.2.2.1: Παράδειγμα του μετώπου Pareto και αντιστοίχιση των σημείων από το χώρο αποφάσεων στο χώρο απόφασης για ένα MOOP ελαχιστοποίησης. Οι λύσεις x_2 και x_3 είναι βέλτιστες κατά Pareto (μη κυριαρχούμενες). Η λύση x_1 κυριαρχείται. Για παράδειγμα, η x_2 κυριαρχεί στην x_1 επειδή $f_1(x_2) < f_1(x_1)$ και $f_2(x_2) < f_2(x_1)$
 Πηγή: Konstantinos Gkiotsalitis (2023) *Public Transport Optimization Springer Books* pg 357

Σύμφωνα με τους Hwang and Masud [36], οι μέθοδοι επίλυσης των MOOP μπορούν να **ταξινομηθούν** σε τρεις μεγάλες κατηγορίες λαμβάνοντας υπόψη τη χρονική στιγμή που ο αποφασίζοντας (DM) παρέχει πρόσθετες πληροφορίες προτίμησης:

- Μέθοδοι A Priori
- Διαδραστικές (Προοδευτικές) Μέθοδοι
- Μέθοδοι A Posteriori

Στις **A priori** μεθόδους, οι πληροφορίες προτίμησης ζητούνται πρώτα από τον αποφασίζοντα. Στη συνέχεια, βρίσκεται μια λύση που ικανοποιεί καλύτερα τις προτιμήσεις του. Αυτές οι πληροφορίες μπορεί να περιλαμβάνουν τον **καθορισμό στόχων ή βαρών** στις αντικειμενικές συναρτήσεις πριν από την φάση της βελτιστοποίησης. Αυτό συνεπάγεται ότι ορίζεται μια συνολική σειρά μεταξύ των διαφόρων στόχων. Το **μειονέκτημα** των A priori μεθόδων είναι ότι είναι πολύ δύσκολο για τον αποφασίζοντα να γνωρίζει εκ των προτέρων και να είναι σε θέση να ποσοτικοποιήσει με ακρίβεια τις προτιμήσεις του. Το κύριο πλεονέκτημα είναι ότι οι εκ των προτέρων πληροφορίες, εάν ποσοτικοποιηθούν επιτυχώς, μπορούν να μειώσουν την πολυπλοκότητα των MOOP (δηλαδή, οι πληροφορίες αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να επιλυθεί ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης ενός στόχου αντί για ένα MOOP).

Στις **διαδραστικές μεθόδους**, υπάρχουν φάσεις ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ του αποφασίζοντα και των αποτελεσμάτων των υπολογισμών. Ο αποφασίζων σταδιακά οδηγεί την αναζήτηση προς την πλέον προτιμώμενη λύση χρησιμοποιώντας δεδομένα από ενδιάμεσους

υπολογισμούς. Το μειονέκτημα είναι ότι δεν βλέπει ποτέ ολόκληρη την εικόνα (το σύνολο Pareto) ή μια προσέγγισή της [37].

3.2.3 Κλασικές μέθοδοι A Priori MOOP

Η Μέθοδος Σταθμισμένου Αθροίσματος είναι αναμφισβήτη η απλούστερη μέθοδος για την επίλυση των MOOP. Συχνά θεωρείται ως μια **μέθοδος A Priori**, επειδή απαιτεί τη λήψη εισροών από την απόφαση λήψης αποφάσεων σχετικά με τη σημασία κάθε αντικειμενικής συνάρτησης.

Το κύριο **πλεονέκτημα** αυτής της μεθόδου είναι η απλότητά της, επειδή μπορούμε να επιλύσουμε τη MOOP χρησιμοποιώντας οποιαδήποτε μέθοδο επίλυσης που χρησιμοποιείται για προβλήματα βελτιστοποίησης ενός στόχου. Επιπλέον, η μέθοδος αυτή εγγυάται ότι η λύση του (αν υπάρχει) βρίσκεται στο βέλτιστο Pareto σύνολο του MOOP.

Η μέθοδος του σταθμισμένου αθροίσματος έχει κάποια σημαντικά **μειονεκτήματα**:

- Είναι δύσκολο να λάβουμε σωστές πληροφορίες από τους DMs για τον καθορισμό των τιμών των συντελεστών βαρύτητας.
- Ακόμη και αν ληφθούν πληροφορίες από τους DMs, είναι δύσκολο να αναπαρασταθούν οι προτιμήσεις των με τα βάρη.
- Εάν το μέτωπο Pareto δεν είναι κυρτό, μπορεί να υπάρχουν σημεία σε αυτό τα οποία δεν είναι οι λύσεις οποιουδήποτε προβλήματος σταθμισμένου αθροίσματος.

Η **λεξικογραφική μέθοδος** (Lexicographic Method) είναι μια άλλη **A Priori** μέθοδος που απαιτεί τη γνώση των προτιμήσεων του αποφασίζοντος (DM) πριν από την επίλυση ενός MOOP. Με τη λεξικογραφική μέθοδο, οι προτιμήσεις επιβάλλονται με την **ταξινόμηση** των αντικειμενικών συναρτήσεων ανάλογα με τη **σημασία** τους, και όχι με την ανάθεση βαρών [38]. Ουσιαστικά η μέθοδος δίνει προτεραιότητα στις αντικειμενικές συναρτήσεις και τις ταξινομεί από τις πιο σημαντικές προς τις λιγότερο σημαντικές.

Τα **πλεονεκτήματα** της μεθόδου είναι τα εξής:

- Δεν απαιτεί την κανονικοποίηση των αντικειμενικών συναρτήσεων.
- Παρέχει πάντα μια βέλτιστη λύση κατά Pareto.

Ενώ, στα **μειονεκτήματα** συγκαταλέγονται:

- Μπορεί να απαιτηθεί η επίλυση πολλών προβλημάτων ενός στόχου για την επίτευξη ενός μόνο σημείου επίλυσης.
- Απαιτεί την επιβολή πρόσθετων περιορισμών.
- Είναι πιο αποτελεσματική όταν χρησιμοποιείται με μια μηχανή σφαιρικής βελτιστοποίησης, η οποία μπορεί να είναι δαπανηρή.

3.2.4 Κλασικές μέθοδοι A Posteriori MOOP

Η A posteriori μέθοδος **σταθμισμένου αθροίσματος** (A posteriori Weighted Sum Method) παράγουν μια κατάλληλη αναπαράσταση του μετώπου Pareto χρησιμοποιώντας διαφορετικά βάρη w_i και επιλύοντας **επανειλημμένα** το πρόβλημα βελτιστοποίησης ενός στόχου με την ελπίδα του υπολογισμού ενός αντιπροσωπευτικού συνόλου του μετώπου Pareto. Ένα κύριο **πρόβλημα** με τις μεθόδους σταθμισμένου αθροίσματος είναι ότι, ακόμη και αν δοκιμάσουμε πολυάριθμους συνδυασμούς διαφορετικών βαρών, θα μπορεί να μην είμαστε σε θέση να υπολογίσουμε ορισμένα από τα σημεία του μετώπου Pareto, εάν αυτό δεν είναι κυρτό. Ένα

δεύτερο ζήτημα είναι ότι μπορεί να υπάρχουν πάρα πολλοί συνδυασμοί διαφορετικών τιμών συντελεστών βαρύτητας το οποίο έχει ως αποτέλεσμα την επίλυση πάρα πολλών προβλημάτων βελτιστοποίησης ενός στόχου.

Η μέθοδος **e-Constrained** μπορεί να παρέχει ένα αντιπροσωπευτικό υποσύνολο του μετώπου **Pareto**, το οποίο, στις περισσότερες περιπτώσεις, είναι επαρκές. Με αυτή την προσέγγιση μετατρέπουμε ένα MOOP σε πρόβλημα βελτιστοποίησης ενός στόχου με περιορισμούς. Ανάλογα με τη δομή της, μπορεί να **κατηγοριοποιηθεί** ως μια **A Priori** ή μια **a posteriori** μέθοδος. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο, βελτιστοποιείται μία από τις αντικειμενικές συναρτήσεις και αντιμετωπίζουμε τις υπόλοιπες συναρτήσεις ως περιορισμούς χρησιμοποιώντας τις σταθερές e_2, \dots, e_m .

$$\begin{aligned} \min f_1(x) \\ \text{s. t. } f_2(x) \leq e_2 \\ f_3(x) \leq e_3 \\ \dots \\ f_m(x) \leq e_m \end{aligned} \quad \text{Σχέση 3.2.4.1}$$

Εάν οι τιμές της δεξιάς πλευράς (e_2, \dots, e_m) ορίζονται εκ των προτέρων με είσοδο από τον DM, τότε έχουμε μια μέθοδο **A Priori e-Constrained**. Εάν, ωστόσο, μεταβάλλουμε τις τιμές των σταθερών και επιλύουμε την (3.2.4.2.1) επανειλημμένα, μπορούμε να υπολογίσουμε ένα (ενδεχομένως κατάλληλο) υποσύνολο του μετώπου Pareto χωρίς να χρησιμοποιήσουμε καμία πληροφορία από τον DM. Στην τελευταία περίπτωση, η e-constraint είναι μια μέθοδος **A posteriori**.

Όσον αφορά τα **πλεονεκτήματα** της μεθόδου αξίζει να σημειωθεί ότι η μέθοδος είναι σε θέση να παράγει μη εξαιρετικά αποτελεσματικές λύσεις και μπορεί να εκμεταλλευτεί σχεδόν κάθε εκτέλεση για να παράγει μια διαφορετική αποδοτική λύση, επιτυγχάνοντας έτσι μια πιο πλούσια αναπαράσταση του αποδοτικού συνόλου. Μπορεί επίσης να παράγει μη υποστηριζόμενες αποτελεσματικές λύσεις σε πολυκριτηριακά προβλήματα ακέραίου και μικτού ακέραίου προγραμματισμού [39]. Δεν απαιτεί την αναπροσαρμογή των αντικειμενικών συναρτήσεων σε μια κοινή κλίμακα πριν από το σχηματισμό. Επίσης μπορεί να ελέγξει τον αριθμό των παραγόμενων αποτελεσματικών λύσεων ρυθμίζοντας κατάλληλα τον αριθμό των σημείων πλέγματος σε κάθε ένα από τα εύρη των αντικειμενικών συναρτήσεων.

Η μέθοδος των περιορισμών έχει επίσης ορισμένα **μειονεκτήματα**. Το κυριότερο είναι ότι η τιμές του διανύσματος $e \in R^{m-1}$ πρέπει να επιλέγονται προσεκτικά, έτσι ώστε κάθε e_i να μπορεί να λάβει τιμές εντός των ελάχιστων ή μέγιστων τιμών της αντίστοιχης αντικειμενικής συνάρτησης f_i . Αυτό σημαίνει ότι για να εφαρμόσουμε τη μέθοδο e-constraint πρέπει να γνωρίζουμε τα εύρη των αντικειμενικών συναρτήσεων. Ωστόσο, τα εν λόγω εύρη είναι μερικές φορές δύσκολο να ληφθούν.

3.2.5 Εξελικτικοί αλγόριθμοι πολλαπλών στόχων (Multi-objective Evolutionary Algorithms) (MOEAs)

Σύμφωνα με τη θεωρία στο βιβλίο **K. Gkiotsalitis, Public Transport Optimization** και συγκεκριμένα στο κεφάλαιο 7.3.3 [40]:

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι πολλαπλών στόχων (MOEAs) είναι **μεταευρετικοί αλγόριθμοι** που σταδιακά προσεγγίζουν σύνολα βέλτιστων λύσεων κατά Pareto. Οι πρώτοι MOEAs αναπτύχθηκαν τη δεκαετία του 1990 [41], [42] και καταγράφονται λεπτομερώς στο βιβλίο του Deb [43].

Δύο κοινά **χαρακτηριστικά** των MOEAs είναι:

- Η ανάθεση καταλληλότητας στα μέλη του πληθυσμού με βάση τη μη κυριαρχούμενη ταξινόμηση και
- η διατήρηση της ποικιλομορφίας μεταξύ των λύσεων του ίδιου μη κυριαρχούμενου μετώπου.

Σε αντίθεση με τις κλασικές προσεγγίσεις που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες που προσπαθούν να επιλύσουν πολλαπλά προβλήματα βελτιστοποίησης ενός στόχου για να προσεγγίσουν το μέτωπο Pareto, οι MOEAs συνήθως προσπαθούν να βρουν μια προσέγγιση του μετώπου Pareto σε μία μόνο εκτέλεση προσομοίωσης. Στην υποενοότητα που ακολουθεί παρουσιάζεται ο αλγόριθμος **NSGA-II** ο οποίος είναι γενετικός αλγόριθμος μη κυριαρχούμενης ταξινόμησης με βάση το Pareto.

Η NSGA-II είναι ένας γρήγορος γενετικός **αλγόριθμος βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων**. Διαφέρει από τους γενετικούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης ενός στόχου επειδή χρησιμοποιεί διαφορετικό μηχανισμό για την κατάταξη των λύσεων. Πρώτον, εκτελεί μια μη κυριαρχούμενη ταξινόμηση. Δεύτερον, οι λύσεις που έχουν την ίδια κατάταξη μετά την εκτέλεση της μη κυριαρχούμενης ταξινόμησης κατατάσσονται σύμφωνα με το κριτήριο της απόστασης συνωστισμού. Η απόσταση αυτή είναι η απόσταση **Μανχάταν (Manhattan distance)** στον αντικειμενικό χώρο (που ορίζεται ως το άθροισμα των απόλυτων διαφορών μεταξύ δύο διανυσμάτων) και στα ακραία σημεία αποδίδεται άπειρη απόσταση συνωστισμού, επειδή είναι επιθυμητό να διατηρούνται σε κάθε γενιά.

Ας ξεκινήσουμε με το βήμα της **μη κυριαρχούμενης ταξινόμησης**. Δεδομένου ενός πληθυσμού $P \subseteq X$ μεγέθους $|P|$ και ένα MOOP με m αντικειμενικές συναρτήσεις, για να προσδιορίσουμε το **μη κυριαρχούμενο μέτωπο** πρέπει να συγκρίνουμε κάθε λύση με κάθε άλλη. Αυτό απαιτεί $m * |P|$ συγκρίσεις για κάθε λύση, με αποτέλεσμα συνολική υπολογιστική πολυπλοκότητα $O = m * |P|^2$ για την εύρεση του μη επικρατέστερου μετώπου του πληθυσμού P , που συμβολίζεται ως F_1 . Για να ταξινομήσουμε όλα τα μέλη του πληθυσμού, προεξοφλούμε προσωρινά όλες τις λύσεις στο πρώτο μη κυριαρχούμενο μέτωπο και υπολογίζουμε το επόμενο (δεύτερο) μη κυριαρχούμενο μέτωπο F_2 . Η εργασία της εύρεσης του δεύτερου μη κυριαρχούμενου μετώπου απαιτεί επίσης υπολογιστική πολυπλοκότητα $O = m * |P|^2$. Συνεχίζουμε αυτήν την προσέγγιση με το τρίτο μέτωπο, το τέταρτο μέτωπο, κ.ο.κ. μέχρι όλα τα μέλη του πληθυσμού έχουν ταξινομηθεί. Στη χειρότερη περίπτωση όπου έχουμε $|P|$ μέτωπα επειδή κάθε μέτωπο έχει μόνο μία λύση, η υπολογιστική πολυπλοκότητα της ταξινόμησης χωρίς κυριαρχία που κατατάσσει όλα τα μέλη του πληθυσμού P είναι $O = m * |P|^3$.

Για να μειωθεί η **υπολογιστική πολυπλοκότητα** της μη κυριαρχούμενης ταξινόμησης, στο βιβλίο του Deb [44] προτείνεται να βρεθεί για κάθε λύση $p \in P$ ο αριθμός κυριαρχίας του (n_p), ο οποίος είναι ίσος με τον αριθμό των λύσεων $p' \in P$ που κυριαρχούν στο p , και το σύνολο

S_p των λύσεων $p' \in P$ στις οποίες κυριαρχεί το p ($S_p = \{p' \in P : p < p'\}$). Η πολυπλοκότητα αυτού είναι $O = m * |P|^2$.

Με τον τρόπο αυτό, όλες οι λύσεις p στο πρώτο μη κυριαρχούμενο μέτωπο που αναφέρονται στον πληθυσμό P θα έχουν $n_p = 0$ και κατάταξη $p_{\text{rank}} = 1$ που σημαίνει ότι έχουν την υψηλότερη ιεραρχία.

Για κάθε $p \in P$ έτσι ώστε $n_p = 0$ επισκεπτόμαστε κάθε μέλος p' του συνόλου S_p και μειώνουμε τον αριθμό κυριαρχίας κατά ένα. Με τον τρόπο αυτό, εάν για οποιοδήποτε μέλος p' ο αριθμός κυριαρχίας $n_{p'}$ γίνεται 0, το τοποθετούμε σε μια ξεχωριστή λίστα Q και τα μέλη αυτά ανήκουν στο δεύτερο μη κυριαρχούμενο μέτωπο. Η παραπάνω διαδικασία συνεχίζεται με κάθε μέλος του Q εντοπίζοντας έτσι το τρίτο μέτωπο. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να εντοπιστούν όλα τα μέτωπα με μειωμένη πολυπλοκότητα $O = m * |P|^2$ αντί για $O = m * |P|^3$. Αυτό το γρήγορο μη κυριαρχούμενο μοτίβο ταξινόμησης για έναν πληθυσμό P παρουσιάζεται στον παρακάτω αλγόριθμο, όπου η πολυπλοκότητα $O = m * |P|^2$ γίνεται εμφανής από τον αριθμό των εμφωλευμένων βρόχων. Μέχρι το τέλος αυτού του αλγορίθμου, έχουμε βρει την κατάταξη κάθε μέλους του πληθυσμού $p \in P$.

```

1: for each  $p \in P$  do
2:   set  $S_p = \emptyset, n_p = 0$ 
3:   for each  $p' \in P$  do
4:     if  $p < p'$  then
5:        $S_p = S_p \cup \{p'\}$ 
6:     end if
7:     if  $p' < p$  then
8:        $n_p = n_p + 1$ 
9:     end if
10:  end for
11:  if  $n_p = 0$  then
12:    set  $p_{rank} = 1$ 
13:    set  $F_1 = F_1 \cup \{p\}$  to add  $p$  to the 1st set of non-dominated solutions
14:  end if
15: end for
16: set  $i = 1$  to initialize the front counter
17: repeat
18:   set  $Q = \emptyset$ 
19:   for each  $p \in F_i$  do
20:     for each  $p' \in S_p$  do
21:        $n_{p'} = n_{p'} - 1$ 
22:       if  $n_{p'} = 0$  then
23:          $p'_{rank} = i + 1$ 
24:          $Q = Q \cup \{p'\}$ 
25:       end if
26:     end for
27:   end for
28:   set  $i = i + 1$  and  $F_i = Q$ 
29: until  $F_i = \emptyset$ 

```

Αλγόριθμος 3.2.5.1

Πηγή: Konstantinos Gkiotsalitis (2023) *Public Transport Optimization Springer Books*. Paragraph 7.3.3

Μετά την ολοκλήρωση της **μη κυριαρχούμενης ταξινόμησης**, οι λύσεις που έχουν την ίδια κατάταξη (και συνεπώς ανήκουν στο ίδιο μη κυριαρχούμενο σύνολο I) κατατάσσονται στη συνέχεια σύμφωνα με το κριτήριο της απόστασης συνωστισμού για να διατηρηθεί η ποικιλομορφία μεταξύ των μελών του πληθυσμού.

Ο υπολογισμός της **απόστασης συνωστισμού** απαιτεί την ταξινόμηση του πληθυσμού σύμφωνα με κάθε αντικειμενική συνάρτηση. Έτσι, για κάθε αντικειμενική συνάρτηση F_k με $k = 1, \dots, m$, στις οριακές λύσεις που έχουν τις μικρότερες και τις μεγαλύτερες τιμές της συνάρτησης ανατίθενται άπειρη απόσταση. Σε κάθε άλλη ενδιάμεση λύση για την αντικειμενική συνάρτηση k ανατίθεται μια τιμή απόστασης ίση με την απόλυτη κανονικοποιημένη διαφορά στις τιμές των συναρτήσεων των δύο γειτονικών λύσεων. Ο υπολογισμός αυτός συνεχίζεται με άλλες αντικειμενικές συναρτήσεις και η **συνολική τιμή απόστασης** συνωστισμού υπολογίζεται ως το άθροισμα των επιμέρους αποστάσεων τιμών που αντιστοιχούν σε κάθε στόχο. Η διαδικασία υπολογισμού της τιμής συνωστισμού αποστάσεων των μη κυριαρχούμενων λύσεων στο I παρουσιάζεται στον παρακάτω αλγόριθμο.

```

1: set  $l = |I|$  indicating the size of the non-dominated set  $I$ 
2: for each  $i \in I$  do
3:   set distance  $I_d[i] = 0$ 
4: end for
5: for each objective  $k = 1, \dots, m$  do
6:   set  $I = \text{sort}(I, k)$ 
7:   set  $I_d[1] = I_d[l] = +\infty$ 
8:   for  $i = 2, \dots, l - 1$  do
9:     set  $I_d[i] = I_d[i] + \frac{f_k(I[i+1]) - f_k(I[i-1])}{f_k^{\max} - f_k^{\min}}$ 
10:  end for
11: end for

```

Αλγόριθμος 3.2.5.2

Πηγή: Konstantinos Gkiotsalitis (2023) *Public Transport Optimization Springer Books*. Paragraph 7.3.3

Μετά τον υπολογισμό της κατάταξης p_{rank} και της απόστασης συνωστισμού p_d κάθε μέλους του πληθυσμού $p \in P$, ο **NSGA-II** χρησιμοποιεί έναν τελεστή σύγκρισης πλήθους ($<_n$) για να καθοδηγήσει την διαδικασία επιλογής προς ένα ομοιόμορφα κατανεμημένο μέτωπο Pareto. Η μερική σειρά ($<_n$), που υποδεικνύει την καλύτερη καταλληλότητα ενός μέλους του πληθυσμού p σε σύγκριση με έναν άλλο πληθυσμό μέλος q , ορίζεται ως εξής:

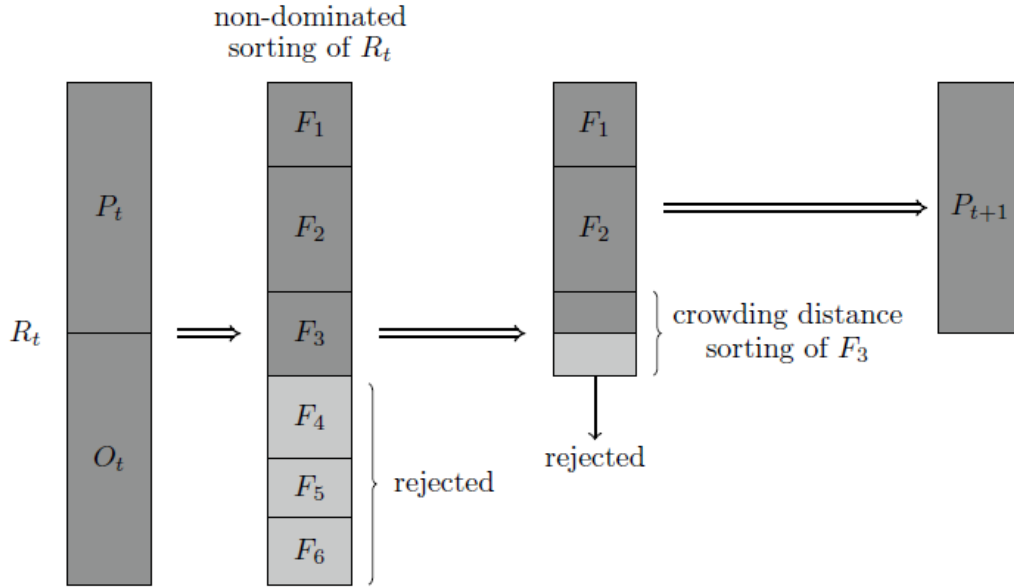
$$p <_n q, \text{ αν: } \begin{array}{l} p_{\text{rank}} < q_{\text{rank}} \\ \text{ή} \\ p_{\text{rank}} = q_{\text{rank}} \text{ και } p_d > q_d \end{array} \quad \text{Σχέση 3.2.5.1}$$

Με απλά λόγια, μεταξύ δύο λύσεων με διαφορετικές τάξεις, προτιμούμε τη λύση με τη χαμηλότερη (καλύτερη) κατάταξη. Εάν και οι δύο λύσεις ανήκουν στο ίδιο μέτωπο, τότε προτιμάμε τη λύση που βρίσκεται σε λιγότερο πολυσύχναστη περιοχή. Αυτή η αξιολόγηση της καταλληλότητας των μελών του πληθυσμού είναι η βασική διαφορά μεταξύ της NSGA-II και των γενετικών αλγορίθμων βελτιστοποίησης ενός στόχου.

Πιο αναλυτικά, ο **NSGA-II** ξεκινά από έναν αρχικό πληθυσμό P_0 , ο οποίος ταξινομείται με βάση τη **μη-κυριαρχία**. Στη συνέχεια, ο NSGA-II χρησιμοποιεί ένα **δυναμικό ανταγωνιστικό σύστημα επιλογής** όπου η καταλληλότητα κάθε μέλους του πληθυσμού βασίζεται στον τελεστή σύγκρισης πλήθους ($<_n$). Στη συνέχεια, εκτελεί ανασυνδυασμό (crossover) και μετάλλαξη για να δημιουργήσει έναν νέο πληθυσμό απογόνων O_0 μεγέθους $|P|$. Επειδή ο NSGA-II είναι **ελιτιστικός αλγόριθμος**, στον t -οστό πληθυσμό η γενιά της NSGA-II εκτελεί τα ακόλουθα **βήματα**:

1. Σχηματίζεται ένας συνδυασμένος πληθυσμός $R_t = P_t \cup O_t$, με μέγεθος $2 * |P|$.
2. Ο πληθυσμός R_t ταξινομείται σύμφωνα με τη μη-ομαδοποίηση. Δεδομένου ότι όλοι οι προηγούμενοι (P_t) και τρέχοντα (O_t) μέλη του πληθυσμού περιλαμβάνονται στον R_t , εξασφαλίζεται ο ελιτισμός.
3. Η νέα γενιά πληθυσμού P_{t+1} έχει $|P|$ μέλη και παράγεται από τον R_t ως εξής: Πρώτον, εάν οι καλύτερες μη κυριαρχούμενες λύσεις F_1 του πληθυσμού R_t είναι μικρότερες από $|P|$, τότε όλες τους περιλαμβάνονται στην P_{t+1} . Εάν, ωστόσο, το

μέγεθος της F_1 είναι μεγαλύτερο από $|P|$, τότε χρησιμοποιούμε τον τελεστή συνωστισμού-σύγκρισης για να επιλέξουμε τις $|P|$ καλύτερες λύσεις στο F_1 . Στην περίπτωση που το μέγεθος του F_1 είναι μικρότερο από $|P|$, κάνουμε το ίδιο για το δεύτερο σύνολο μη κυριαρχούμενων λύσεων F_2 και η διαδικασία μπορεί να συνεχιστεί για το 3ο σύνολο, το 4ο σύνολο κ.ο.κ. μέχρι ο πληθυσμός P_{t+1} να έχει $|P|$ μέλη.



Εικόνα 3.2.5.1 : Παράδειγμα χρήσης του πληθυσμού P_t και των απογόνων του O_t για τη δημιουργία του πληθυσμού P_{t+1} στον αλγόριθμο NSGA-II

Πηγή: Konstantinos Gkiotsalitis (2023) *Public Transport Optimization Springer Books*. Paragraph 7.3.3

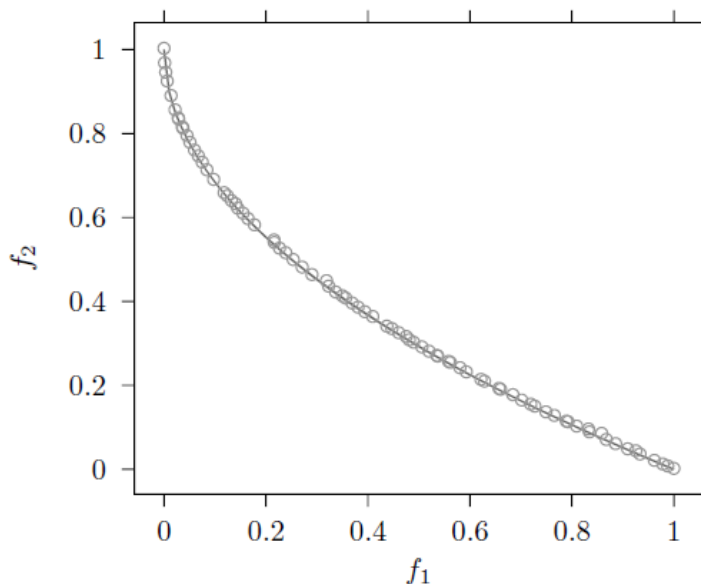
Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι στη γενιά πληθυσμού P_{t+1} δίνουμε προτεραιότητα στα μέλη πληθυσμού με βάση την κατάταξή τους και εφαρμόζουμε τον τελεστή σύγκρισης πλήθους μόνο για τις **μη κυριαρχούμενες λύσεις** ενός συνόλου F_i για τις οποίες δεν μπορούμε να προσθέσουμε όλες του τα μέλη στην P_{t+1} , διότι αυτό θα την οδηγήσει να έχει μέγεθος πληθυσμού μεγαλύτερο από $|P|$.

Παράδειγμα της διαδικασίας δημιουργίας πληθυσμού

Ας εξετάσουμε την εφαρμογή του NSGA-II στη βελτιστοποίηση πολλαπλών στόχων ενός παραδείγματος αναφοράς:

$$\begin{aligned}
 & \min f_1(x) \\
 & \min f_2(x) \\
 & \text{s. t. } f_1(x) = x_1 \\
 & g_1(x) = 1 + \frac{9 \cdot \sum_{i=2}^{30} x_i}{(30-1)} \\
 & f_2(x) = g(x) * \left(1 - \sqrt{\frac{x_1}{g(x)}} \right) \\
 & 0 \leq x_i \leq 1 \quad \forall i \in \{1, \dots, 30\}
 \end{aligned}
 \tag{Σχέση 3.2.5.2}$$

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας 80 μέλη του πληθυσμού και ένα κριτήριο τερματισμού 200 γενεών πληθυσμού. Στο γράφημα 3.2.5.2 παρουσιάζεται το σύνορο Pareto που παράγεται από την χρήση του αλγορίθμου NSGA-II στο πρόβλημα αυτό.



Γράφημα 3.2.5.1.2 : Εκτιμώμενο Μέτωπο Pareto χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο NSGA-II για την επίλυση του παραδείγματος

Πρέπει να σημειώσουμε εδώ ότι ο NSGA-II είναι ένας **μεταερευνητικός αλγόριθμος** ο οποίος, παρομοίως με τους υπόλοιπους γενετικούς αλγορίθμους, περιλαμβάνει στοχαστικές διαδικασίες κατά τη δημιουργία των πληθυσμών. Αυτό σημαίνει ότι η εκ νέου εκτέλεση του αλγορίθμου μπορεί να δώσει διαφορετικά αποτελέσματα και ένα άλλο σύνολο βέλτιστων κατά Pareto αποτελεσμάτων.

4. Συλλογή και Επεξεργασία Στοιχείων

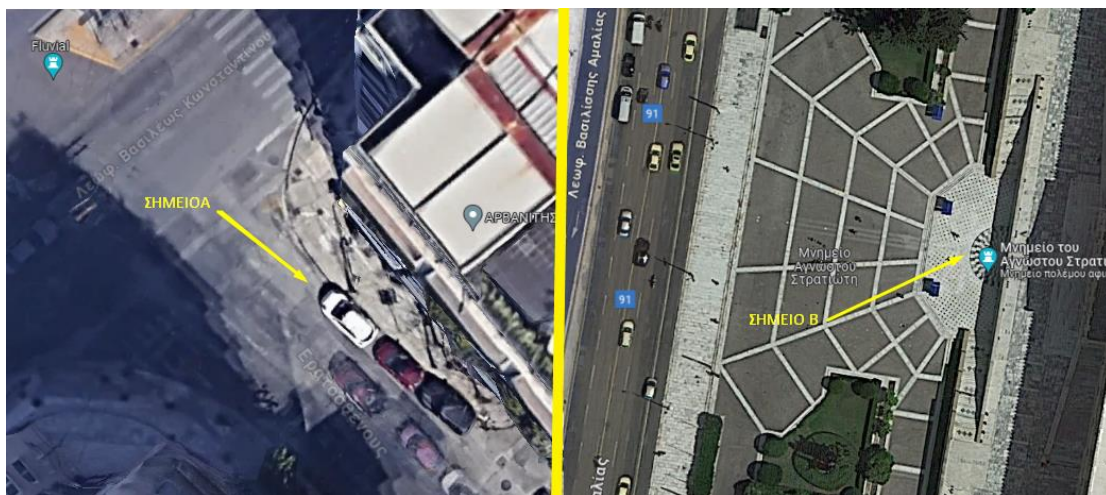
4.1 Το πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (MOOP)

Η διπλωματική έρευνα αυτή καλείται να λύσει το πρόβλημα MOOP για τη μετακίνηση μέσω συμβατικού ποδηλάτου από ένα σημείο προέλευσης και προορισμού στο **κέντρο της Αθήνας** (βλέπε εικόνες 4.1.1, 4.1.2). Για την επίλυση του προβλήματος επιλέγεται η **A Posteriori** μέθοδος με τη χρήση εξελικτικών αλγορίθμων πολλαπλών στόχων (**Multi-objective Evolutionary Algorithms**) (MOEAs) και συγκεκριμένα ο αλγόριθμος **NSGA-II**. Χρησιμοποιείται η μέθοδος αυτή καθώς μπορεί καλύτερα και αποτελεσματικότερα να προσαρμοστεί στην υποκειμενική επιλογή των ποδηλατών για την επιλογή διαδρομής και καθώς για αυτήν μπορούν να συγκεντρωθούν ευκολότερα και ασφαλέστερα τα απαραίτητα δεδομένα. Το **σημείο προέλευσης** (Σημείο A) ορίζεται ως η διασταύρωση μεταξύ των οδών Ερατοσθένους και Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου και συγκεκριμένα το σημείο στη διάβαση πεζών επί της οδού Ερατοσθένους στην κατεύθυνση προς τη Λεωφόρο Βασιλέως Κωνσταντίνου.

Ενώ ως το **σημείο προορισμού** (Σημείο Β) ορίζεται η θέση του μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη επί του προαυλίου της Βουλής των Ελλήνων.



Εικόνα 4.1.1 Σημεία προέλευσης (Σημείο Α) και προορισμού (Σημείο Β)
Πηγή: Open Street Maps



Εικόνα 4.1.2 Σημεία προέλευσης (Σημείο Α) και προορισμού (Σημείο Β): Ακριβείς τοποθεσίες
Πηγή: Google Maps

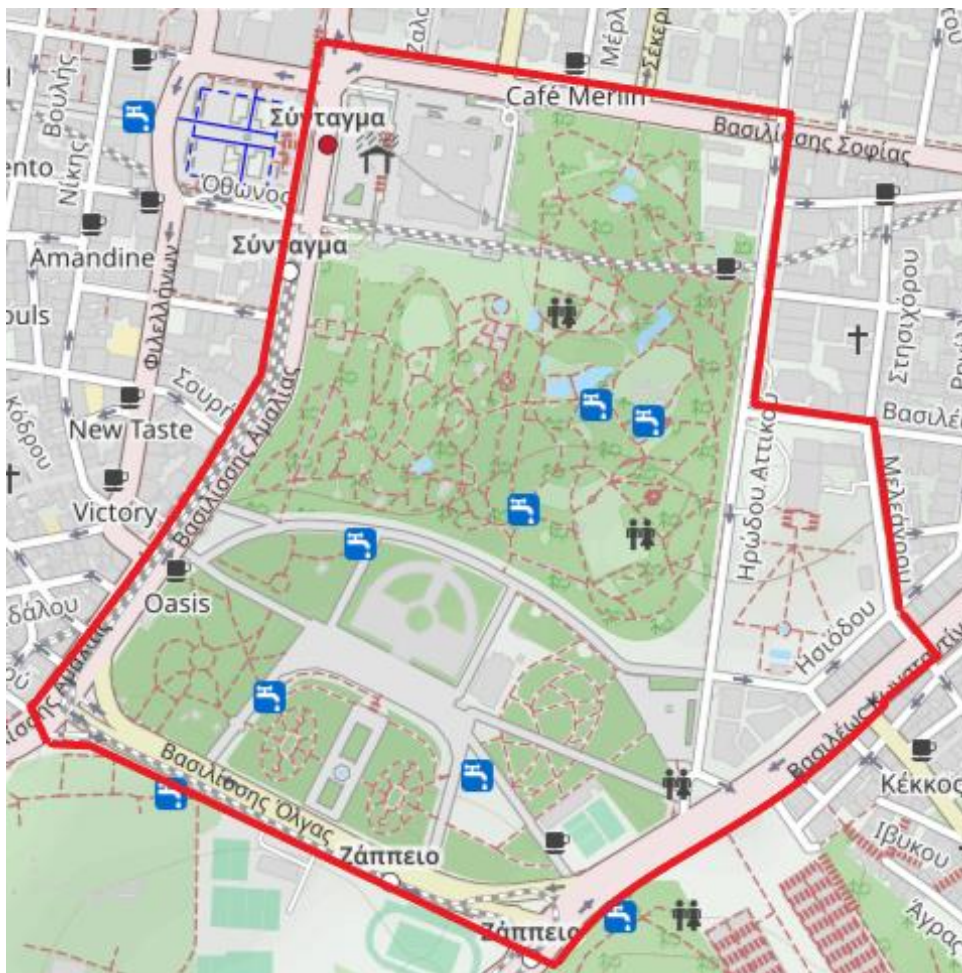
Επιλέγεται αυτή η διαδρομή διότι για την περιοχή αυτή η άντληση στοιχείων είναι εύκολη.

4.2 Περιοχή Μελέτης

4.2.1 Όρια Περιοχής Μελέτης

Γύρω από τα σημεία προέλευσης και προορισμού (Σημεία Α και Β) ορίζεται η περιοχή μελέτης επί του χάρτη με όρια ως εξής:

Ξεκινώντας από το σημείο Α (Συμβολή της οδού Ερατοσθένους και Λεωφόρου Βασιλέως Κωνσταντίνου) συνεχίζουμε Βορειοανατολικά της Λεωφόρου έως το ύψος της οδού Μελεάγρου. Συνεχίζοντας βόρεια έως την οδό Βασιλέως Γεωργίου Β όπου το όριο συνεχίζει δεξιά έως την οδό Ηρώδου Αττικού. Από εκεί συνεχίζουμε βόρεια έως το ύψος της λεωφόρου Βασιλίσσης Σοφίας από όπου συνεχίζουμε δυτικά προς τη λεωφόρο Αμαλίας. Από εκεί το όριο συνεχίζει νότια επί της λεωφόρου Αμαλίας έως τη συμβολή της με την Λεωφόρο Βασιλίσσης Όλγας. Από εκεί συνεχίζει νοτιοανατολικά επί της λεωφόρου έως τη συμβολή της με τη λεωφόρο Βασιλέως Κωνσταντίνου από την οποία καταλήγει στο αρχικό σημείο της συμβολής της λεωφόρου με την οδό Ερατοσθένους (Σημείο Α) (Βλέπε Εικόνα 4.2.1.1)



Εικόνα 4.2.1.1: Όρια περιοχής Μελέτης (κόκκινη διαγράμμιση)
Πηγή: Open Street Maps

4.2.2 Καθορισμός και Αναπαράσταση Στοιχείων Περιοχής Μελέτης

Εντός αυτών των ορίων ορίζονται ένα σύνολο με όλα τα στοιχεία τα οποία είναι προσβάσιμα από τους χρήστες του ποδηλάτου. Αυτά **κατηγοριοποιούνται** σε στοιχεία **δρόμου** με κωδικούς **r1** και **r2**, στοιχεία **πεζοδρομίων** (σε αυτά συγκαταλέγονται και διαβάσεις (Zebra crossings)) με κωδικούς **p1** και **p2** και **ποδηλατοδρόμους** με κωδικό **b1**. Ορίζονται επίσης τα σημεία απόφασης από τα οποία ο χρήστης του δικτύου μπορεί να μεταβεί από ένα προσβάσιμο στοιχείο σε ένα άλλο. Στη βιβλιογραφία του NSGA-II τα σημεία απόφασης ονομάζονται **κόμβοι** (i, j) ενώ τα προσβάσιμα στοιχεία ονομάζονται **σύνδεσμοι** $N_{i,j,k}$. Κάθε στοιχείο $N_{i,j,k}$ έχει έναν κόμβο αρχής i , έναν κόμβο τέλους j και έναν κωδικό χαρακτηριστικού k . Έτσι, ορίζονται τα **σύνολα** R (κόμβων i, j), K (κωδικών χαρακτηριστικών k) και N (συνδέσμων $N_{i,j,k}$).

Μη προσβάσιμα στοιχεία θεωρούνται σημεία εντός των πάρκων μεταξύ των καθορισμένων μονοπατιών (ανάμεσα από δέντρα και χώματα πχ κήποι εντός της περιοχής του Ζαπείου και δάση μεταξύ των καθορισμένων μονοπατιών εντός του εθνικού κήπου) και πάρκα για τα οποία η πρόσβαση δεν επιτρέπεται στο κοινό (π χ Κήπος Προεδρικού Μεγάρου). Επίσης αξίζει να σημειωθεί ότι σύμφωνα με την οδηγία της **AASHTO** για την ποδηλατική υποδομή ορίζεται **ελάχιστο πλάτος ποδηλατοδρόμου το 1,5 μέτρο** [45]. Επομένως πεζοδρόμια που μετριούνται κάτω του ορίου του 1,5 μέτρο εξαιρούνται από τη μελέτη.

Στην εικόνα 4.2.2.1 φαίνονται όλοι οι κόμβοι (i, j) και οι σύνδεσμοι $N_{i,j}$.



Εικόνα 4.2.2.1: Στοιχεία N_{ijk} στην Περιοχή Μελέτης.

Κόκκινο: Σημείο N_{ijk} δρόμος

Πορτοκαλί: Σημείο N_{ijk} πεζού

Πράσινο: Σημείο N_{ijk} ποδηλατοδρόμου

Κίτρινο: Σημείο απόφασης i

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Επισημαίνεται ότι στην περίπτωση που δύο κόμβοι i, j συνδέονται με πάνω από δύο συνδέσμους ίδιας κατηγοριοποίησης (δρόμος, στοιχείο πεζού, ποδηλατόδρομος) (π.χ. δρόμοι διπλής κυκλοφορίας ή δρόμοι με δύο πεζοδρόμια) ο δείκτης k παίρνει τις τιμές r_1 και r_2 (αντίστοιχα p_1 και p_2). Επίσης επισημαίνεται ότι σε αυτήν την περίπτωση ο κωδικός k_1 αντιστοιχεί στον δεξιά σύνδεσμο με τη φορά $i \rightarrow j$ όπου $i < j$ και αντίστοιχα ο κωδικός k_2 αντιστοιχεί στον αριστερά σύνδεσμο με τη φορά $i \rightarrow j$ όπου $i < j$ (βλέπε εικόνα 4.2.2.2)



Εικόνα 4.2.2.2 Κωδικοποίηση συνδέσμων στην περίπτωση 2 όμοιων χαρακτηριστικών στοιχείων (r, p)
Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Στο παράρτημα παρουσιάζεται πίνακας με όλα τα στοιχεία $N_{i,j,k}$ της περιοχής μελέτης ανά οδό μαζί με αντίστοιχες εικόνες της περιοχής μελέτης ([Πίνακας 9.1](#)).

Αξίζει να σημειωθεί ότι ένας σύνδεσμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως i, j αλλά και ως j, i . Για παράδειγμα όπως φαίνεται στις δύο τελευταίες σειρές του πίνακα 9.1 ο σύνδεσμος 225,228,p1 υπάρχει και ως σύνδεσμος 228,225,p1. Αυτό συμβαίνει διότι ο ίδιος σύνδεσμος μεταξύ δύο σημείων απόφασης (κόμβων) μπορεί να χρησιμοποιηθεί και προς τις δύο κατευθύνσεις.
Αναλυτική αναπαράσταση όλων των στοιχείων υπάρχει στο αρχείο dwg: [STUDY AREA .dwg](#)

4.2.3 Ειδικές Αναφορές-Περιπτώσεις

Σε αυτήν την υποενότητα αναφέρονται κάποιες **διευκρινίσεις-ειδικές περιπτώσεις** σχετικά με την επιλογή και αναπαράσταση των συνδέσμων και των κόμβων της περιοχής μελέτης.

Συγκεκριμένα :

- Ορισμένοι σύνδεσμοι δρόμου (r) έχουν μοναδική φορά i, j. Οι σύνδεσμοι αυτοί είναι οι 1,82,r1 , 87,97,r1 , 87,95,r1 , 258,262,r1 , 246,249,r1 , 232,225,r1, 215,172,r1 , 217,170,r1, 174,176,r1 , 170,174,r1 ,176,171,r1 , 148,174,r1 και ο λόγος μοναδικότητας της φοράς τους έγκειται στο ότι οι σύνδεσμοι αυτοί βρίσκονται σε διασταυρώσεις και η ποδηλασία με αντίθετη φορά από αυτή των οχημάτων κρίνεται εξαιρετικά επικίνδυνη (βλέπε εικόνα 4.2.3.1).

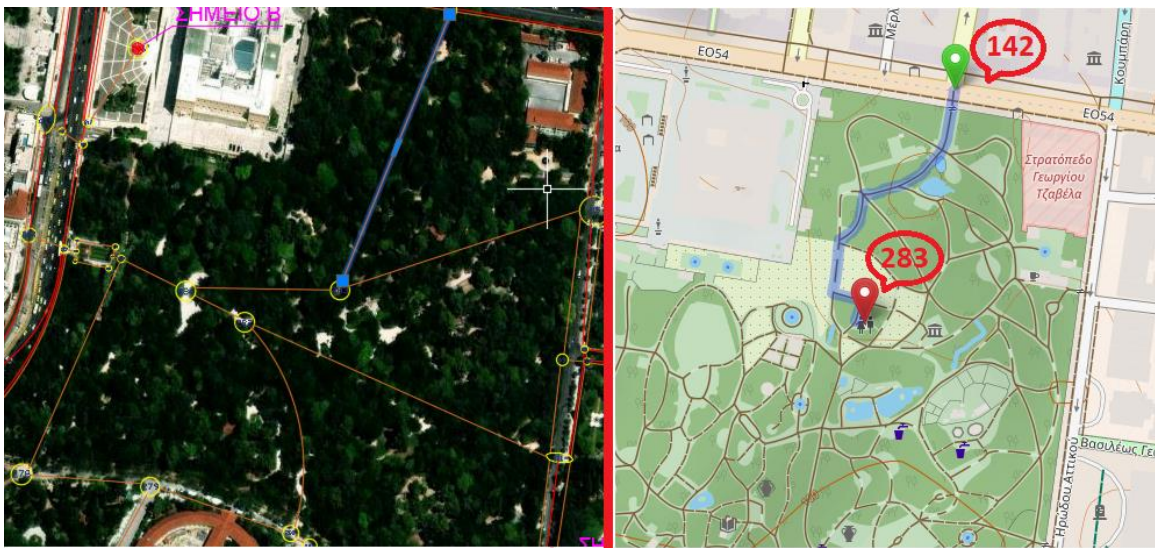


Εικόνα 4.2.3.1 : Παράδειγμα Σύνδεσμον με μοναδική φορά (1,82,r1) διότι η αντίθετη φορά (σύνδεσμος 82,1,r1) είναι εξαιρετικά επικίνδυνη και ο σύνδεσμος της δεν υπάρχει στο δείγμα

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

- Για τον Εθνικό Κήπο πρέπει να αναφερθεί ότι γίνεται μη προσβάσιμος μετά τη δύση του ηλίου (το οποίο δεν συμπεριλαμβάνεται στην μελέτη) και πιο σημαντικά ότι τα στοιχεία 280,282,p1 , 282,280,p1 , 111,282,p1 , 282,111,p1 , 284,282,p1 , 282,284,p1 , 284,283,p1 , 283,284,p1 , 283,115,p1 , 115,283,p1 , 283,142,p1 , 142,283,p1 , 284,293,p1 , 293,284,p1 είναι οι συντομότερες διαδρομές πεζών μεταξύ των κόμβων των εισόδων του κήπου σύμφωνα με τους χάρτες Google και των σημείων(κόμβων) όπου αυτές οι διαδρομές διασταυρώνονται(κόμβοι 282,283,284).Οι σύνδεσμοι αυτοί φαίνονται αναλυτικά στις εικόνες 4.2.3.2-4.2.3.8.Οι υπόλοιποι αναπαραστημένοι στην περιοχή μελέτης σύνδεσμοι ανταποκρίνονται στην πραγματική εικόνα.

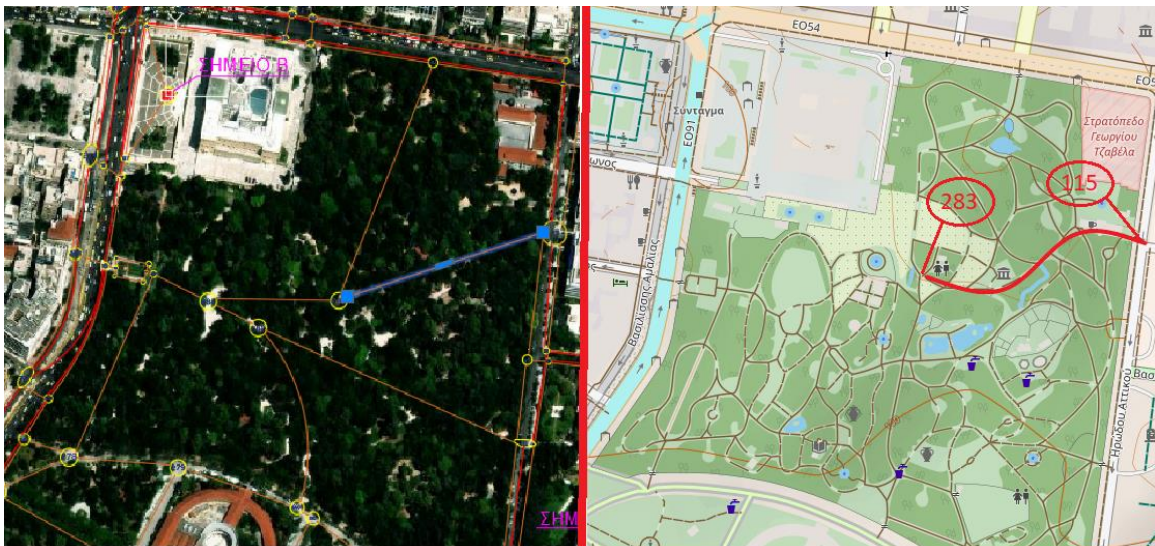


Εικόνα 4.2.3.2 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 142,283,p1 & 283,142,p1

Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Open Street Maps

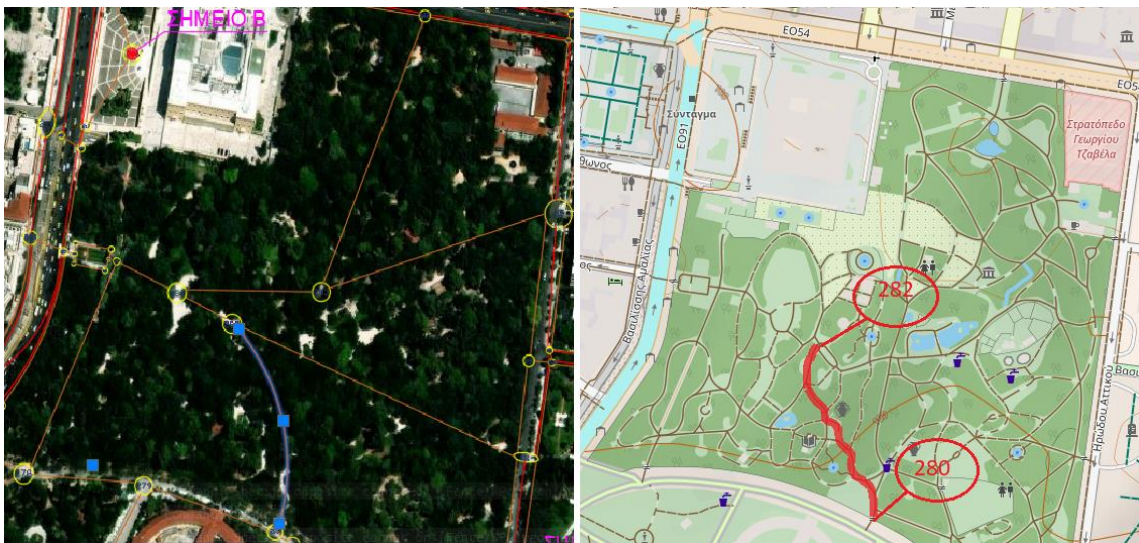


Εικόνα 4.2.3.3 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 115,283,p1 & 283,115,p1

Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Χάρτες Google

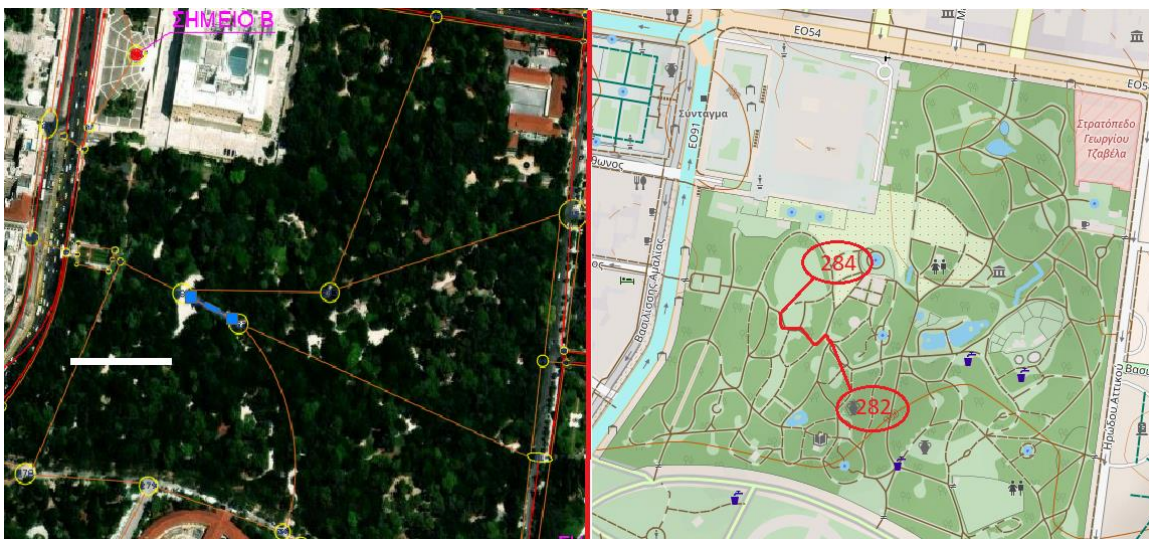


Εικόνα 4.2.3.4 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 280,282,p1 & 282,280,p1

Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση

AutoCad:https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Χάρτες Google

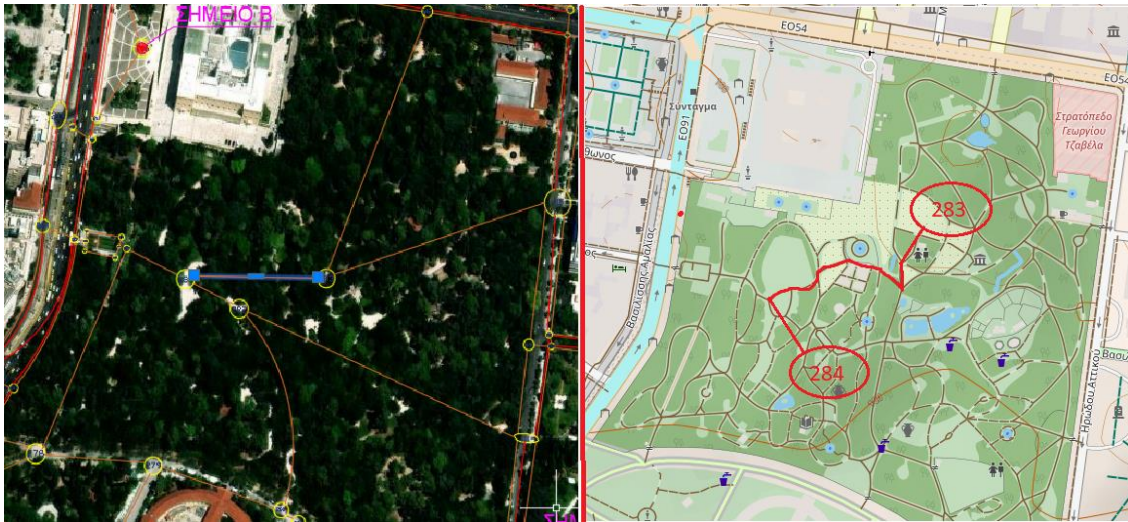


Εικόνα 4.2.3.5 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 282,284,p1 & 284,282,p1

Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Χάρτες Google



4.2.3.6 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 284,283,p1 & 283,284,p1

Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Χάρτες Google

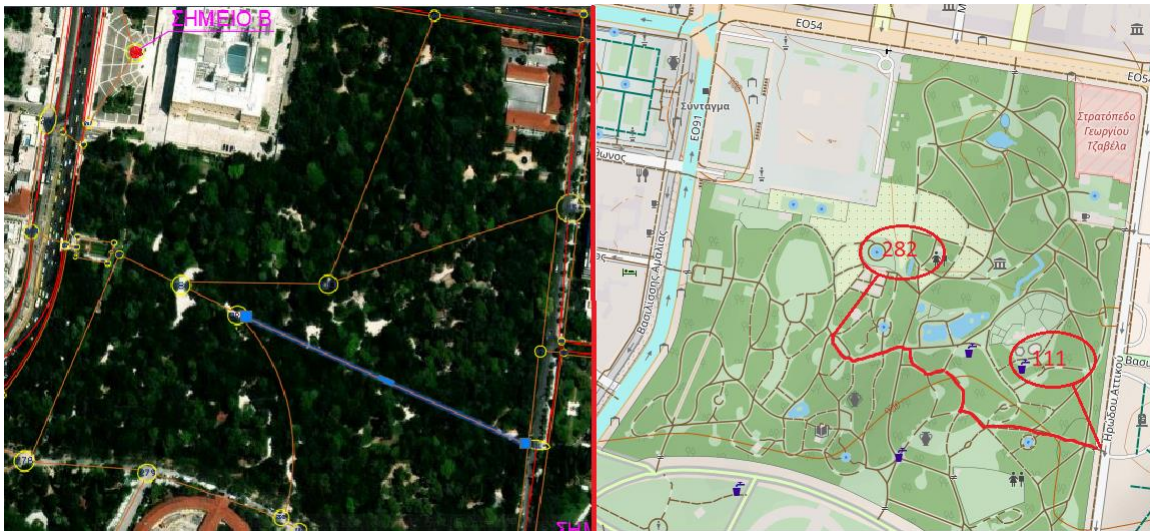


Εικόνα 4.2.3.7 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 284,293,p1 & 293,284,p1

Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Χάρτες Google



Εικόνα 4.2.3.8 : Αναπαράσταση των συνδέσμων 111,282,p1 & 282,111,p1
 Πηγές :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link
 Χάρτες Google

Όλοι οι σύνδεσμοι $N_{i,j,k}$ συνδυάζονται στον **αλγόριθμο NSGA-II** με αρχικούς συνδέσμους τους $N_{i,j,k}$, όπου $i=1$, διότι ο αρχικός κόμβος (κόμβος 1) ταυτίζεται με το σημείο προέλευσης (Σημείο Α) στην περιοχή μελέτης, και τελικούς συνδέσμους $N_{i,206,k}$, όπου $j=206$, διότι ο τελικός κόμβος (206) ταυτίζεται με το σημείο προορισμού (Σημείο Β) στην περιοχή μελέτης. Οι συνδυασμοί σχηματίζουν διαδρομές το πλήθος των οποίων δημιουργεί ένα σύνολο διακριτών επιλογών (πιθανές λύσεις).

5. Μεθοδολογία

5.1 Συμβολισμοί μοντέλου-Κατασκευή Αντικειμενικών Συναρτήσεων Fi

Αρχικά θα προσδιοριστούν τα κριτήρια-μεταβλητές που λαμβάνουν υπόψη οι χρήστες ποδηλάτου. Για τα κριτήρια αυτά θα κατασκευαστούν συναρτήσεις που θα εκφράζουν τη σημαντικότητά τους προκειμένου να χρησιμοποιηθούν στην εφαρμογή της μεθόδου βελτιστοποίησης **A Posteriori Pareto** χρησιμοποιώντας τον γενετικό αλγόριθμο **NSGA-II**. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία οι κυριότεροι παράγοντες κατηγοριοποίησης και επιλογής διαδρομής είναι οι ακόλουθοι:

5.1.1 Ασφάλεια

Οι χρήστες ποδηλάτου, στην προσπάθειά τους να επιλέξουν διαδρομή και να μετακινηθούν μέσα στο δίκτυο της πόλης, λαμβάνουν υπόψη τους πολλούς παράγοντες ασφαλείας που επηρεάζουν την επιλογή τους. Κατανοούν ότι η ασφάλεια αποτελεί την υψηλότερη προτεραιότητα κατά τη διάρκεια των ποδηλατικών τους ταξιδιών και χρησιμοποιούν τη σωστή διαδρομή για να μειώσουν τους κινδύνους ατυχημάτων. Προκειμένου να επιτύχουν αυτόν τον στόχο, αξιολογούν πολλούς παράγοντες, όπως η κατεύθυνση, η μέση ταχύτητα, και ο

κυκλοφοριακός φόρτος των οχημάτων, η υποδομή για ποδήλατα, η ευρύτητα του δρόμου και η ύπαρξη λεωφορειακής γραμμής. Κάθε παράμετρος αποτελεί ένα σημαντικό κομμάτι του παζλ που συμβάλλει στην προστασία των ποδηλατών κατά τη διάρκεια των μετακινήσεών τους, εξασφαλίζοντας την ασφάλεια, την άνεση και την ευελιξία που χρειάζονται. Θα εξεταστούν αναλυτικότερα αυτές οι παράμετροι ασφαλείας που οι χρήστες ποδηλάτου λαμβάνουν υπόψη τους προτού αποφασίσουν τη διαδρομή τους.

5.1.1.1 Οδήγηση αντίθετα του ρεύματος κυκλοφορίας ή όχι

Η κίνηση των ποδηλατών αντίθετα προς την κατεύθυνση των οχημάτων γνωστή και ως "αντίρροπη κίνηση" (**contraflow cycling**) είναι μια πρακτική που παρουσιάζει ορισμένες προκλήσεις και αντιφάσεις. Οι **λόγοι** που ορισμένοι χρήστες ποδηλάτου επιλέγουν να κινηθούν αντίθετα προς την κυκλοφορία είναι ποικίλοι και μπορούν να περιλαμβάνουν τα εξής:

- **Πρόσβαση σε προορισμούς:** Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι δρόμοι με αντίρροπη κίνηση ενδέχεται να παρέχουν πιο άμεση πρόσβαση σε προορισμούς για τους ποδηλάτες [46]. Επιλέγοντας να κινηθούν αντίθετα προς την κατεύθυνση των οχημάτων, μπορεί να μειωθεί ο χρόνος και η απόσταση που απαιτείται για να φτάσουν σε προορισμούς που βρίσκονται κοντά στην αρχική τους θέση.
- **Αποφυγή επικινδυνότητας:** Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι χρήστες ποδηλάτου μπορεί να επιλέξουν να κινηθούν αντίθετα προς την κίνηση για να αποφύγουν επικίνδυνες καταστάσεις, όπως σημεία με έντονη κυκλοφορία, περιοχές με στενούς δρόμους ή μη ασφαλή ποδηλατοδρόμους [46]. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι χρήστες ποδηλάτου επιλέγουν να κινούνται αντίθετα προς την κατεύθυνση των οχημάτων για να αισθανθούν πιο ασφαλείς.

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $x_{i,j,k} = \{0,1\}$ όπου $x_{i,j,k} = 1$ εάν χρησιμοποιήσαμε την αντίθετη κατεύθυνση του δρόμου και $x_{i,j,k} = 0$ αν κινούμαστε στην ίδια κατεύθυνση με τα οχήματα.

Ορίζεται επίσης η μεταβλητή $l_{i,j,k}$ ως το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα(m). Τέλος, ορίζεται η μεταβλητή $y_{i,j,k} = \{0,1\}$ η οποία θα εντοπίζεται σε όλες τις αντικειμενικές συναρτήσεις F_i η οποία έχει την τιμή 1 όταν χρησιμοποιούμε τον σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ και 0 όταν δεν τον χρησιμοποιούμε.

$$F_1(x, l) = \min \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (x_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.1.1.1

5.1.1.2 Μέση ταχύτητα οχημάτων

Η μέση ταχύτητα επηρεάζει την επιλογή των ποδηλατών για το πώς θα μετακινηθούν στο δίκτυο της πόλης. Όταν οι οδηγοί αυτοκινήτων οδηγούν με υψηλές ταχύτητες, αυξάνεται ο κίνδυνος ατυχημάτων για τους ποδηλάτες. Οι υψηλές ταχύτητες καθιστούν δυσκολότερη την αντίδραση των οδηγών σε ποδηλάτες και μπορεί να περιορίζουν τον χρόνο αντίδρασης των ποδηλατών σε περίπτωση επικίνδυνων καταστάσεων [47].

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $z_{i,j,k}$ ως η μέση ταχύτητα των οχημάτων σε κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ σε km/h.

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα (m).

$$F_2(z, l) = \min \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (z_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.1.2.1

5.1.1.3 Ευρύτητα δρόμου στα δεξιά-δυνατότητα προσπέρασης

Οι φαρδύτεροι δρόμοι παρέχουν συχνά περισσότερο χώρο για την ασφαλή συνύπαρξη ποδηλατών και μηχανοκίνητων οχημάτων. Ένας φαρδύτερος δρόμος επιτρέπει μεγαλύτερο διαχωρισμό μεταξύ των ποδηλατών και των διερχόμενων οχημάτων, μειώνοντας την πιθανότητα στενών προσπερασμάτων ή συγκρούσεων. Οι χρήστες ποδηλάτου μπορεί να προτιμούν τους φαρδύτερους δρόμους, καθώς παρέχουν μια πιο άνετη εμπειρία οδήγησης προσφέροντας μεγαλύτερη ζώνη ασφαλείας μεταξύ αυτών και της μηχανοκίνητης κυκλοφορίας. Οι χρήστες ποδηλάτου μπορεί να επιλέξουν φαρδύτερους δρόμους για να αποφύγουν τις πολυσύχναστες διαδρομές, ιδίως κατά τις ώρες αιχμής, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε ομαλότερη και ταχύτερη μετακίνηση [47].

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $o_{i,j,k} = \{0,1\}$ όπου $o_{i,j,k} = 1$ εάν υπάρχει δυνατότητα προσπέρασης στον σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ και $o_{i,j,k} = 0$ αν δεν υπάρχει.

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα (m).

$$F_3(o, l) = \max \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (o_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.1.3.1

5.1.1.4 Διέλευση Λεωφορείου

Το αν ένας ποδηλάτης προτιμά μια διαδρομή που αποφεύγει τα λεωφορεία μπορεί να ποικίλλει ανάλογα με τις προσωπικές προτιμήσεις, τις συγκεκριμένες συνθήκες και τις διαθέσιμες υποδομές σε μια δεδομένη περιοχή. Τα λεωφορεία λόγω του όγκου τους μπορεί να κάνουν το οδικό περιβάλλον πιο δύσκολο για τους ποδηλάτες, ειδικά αν δεν υπάρχουν ποδηλατόδρομοι ή αν οι λωρίδες είναι στενές. Ορισμένοι χρήστες ποδηλάτου μπορεί να προτιμούν να αποφύγουν εντελώς διαδρομές στις οποίες υπάρχουν λεωφορεία ενώ για άλλους το να μοιράζονται το δρόμο με λεωφορεία μπορεί να είναι εκφοβιστικό ή αγχωτικό, ειδικά αν είναι λιγότερο έμπειροι ή αν είχαν αρνητικές αλληλεπιδράσεις στο παρελθόν. Σε τέτοιες περιπτώσεις, μπορεί να προτιμούν διαδρομές που ελαχιστοποιούν τις αλληλεπιδράσεις με λεωφορεία για να βελτιώσουν την άνεση και τη συνολική εμπειρία οδήγησης. Ωστόσο η επιλογή μιας διαδρομής που αποφεύγει τα λεωφορεία μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερους χρόνους ταξιδιού για τους ποδηλάτες. Αυτή η αντιστάθμιση μεταξύ της αποφυγής των λεωφορείων και της αποτελεσματικότητας του ταξιδιού μπορεί να ποικίλλει ανάλογα με τις προτεραιότητες του ποδηλάτη [47].

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $c_{i,j,k} = \{0,1\}$ όπου $c_{i,j,k} = 1$ εάν ο σύνδεσμος $N_{i,j,k}$ χρησιμοποιείται και από λεωφορεία και $c_{i,j,k} = 0$ αν δεν χρησιμοποιείται.

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα (m).

$$F_4(c, l) = \min \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (c_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.1.4.1

5.1.1.5 Υπαρξη ή όχι Ποδηλατοδρόμου

Ένας από τους παράγοντες που θεωρούνται πρωταρχικής σημασίας για την επιλογή των διαδρομών είναι η ύπαρξη ποδηλατικών υποδομών [47].

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $b_{i,j,k} = \{0,1\}$ όπου $b_{i,j,k} = 1$ εάν ο σύνδεσμος $N_{i,j,k}$ είναι ποδηλατόδρομος και $b_{i,j,k} = 0$ αν δεν είναι.

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα(m).

$$F_5(\mathbf{b}, \mathbf{l}) = \max \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (b_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.1.5.1

5.1.2 Άνεση/Ταχύτητα/Προσβασιμότητα

Η άνεση αποτελεί ένα σημαντικό κριτήριο για τους ποδηλάτες κατά την επιλογή διαδρομής τους στο δίκτυο της πόλης. Υπάρχουν διάφοροι παράγοντες που επηρεάζουν την άνεση της μετακίνησης με ποδήλατο, συμπεριλαμβανομένης της κλίσης της διαδρομής, του φόρτου πεζών στα πεζοδρόμια και της προσβασιμότητας σε τραμ και μετρό.

5.1.2.1 Χρόνος Διαδρομής

Ο χρόνος διαδρομής είναι ένας κρίσιμος παράγοντας που επηρεάζει σημαντικά την επιλογή διαδρομής των ποδηλατών. Οι χρήστες ποδηλάτου, όπως και κάθε άλλος χρήστης του δρόμου, επιδιώκουν να φτάνουν στον προορισμό τους αποτελεσματικά και σε εύλογο χρονικό διάστημα [47].

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $t_{i,j,k}$ ως ο χρόνος διαδρομής σε κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ σε δευτερόλεπτα (s).

$$F_6(\mathbf{t}, \mathbf{l}) = \min \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (t_{i,j,k} * l_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.2.1.1

5.1.2.2 Κλίση (ανηφόρα-κατηφόρα)

Η κλίση της διαδρομής είναι ένας παράγοντας που επηρεάζει την άνεση της μετακίνησης με ποδήλατο. Οι χρήστες ποδηλάτου συνήθως προτιμούν διαδρομές με μικρή κλίση, καθώς οι ανηφορικές και κατηφορικές διαδρομές μπορεί να απαιτούν μεγαλύτερη προσπάθεια και μπορεί να επηρεάσουν την άνεση της μετακίνησης, ιδίως σε μεγαλύτερες αποστάσεις [48]. Επίσης είναι αρκετά σύνηθες για έναν ποδηλάτη να αλλάξει τη διαδρομή του προκειμένου να “γλυτώσει” ένα κομμάτι της διαδρομής με μεγάλη κλίση. Το φαινόμενο αυτό παρατηρείται πιο έντονα σε περιπτώσεις που ο ποδηλάτης θυσιάζει μόνο λίγα λεπτά από το χρόνο διαδρομής.

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $g_{i,j,k}$ ως η κλίση κάθε συνδέσμου $N_{i,j,k}$ (%).

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα (m).

$$F_7(\mathbf{g}, \mathbf{l}) = \min \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (g_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k})$$

Σχέση 5.1.2.2.1

5.1.2.3 Ευρύτητα πεζοδρομίου/πεζοδρόμου

Τα αποτελέσματα της έρευνας του Jonas Ihlström [49] δείχνουν ότι η οδήγηση στο πεζοδρόμιο είναι συνηθισμένη μεταξύ των ποδηλατών. Τρεις κύριες συνιστώσες της επιλογής τους αποτελούν την αποφυγή του χώρου των οχημάτων, την αύξηση της ομαλότητας της διαδρομής και τον ασαφή σχεδιασμό των υποδομών. Η ποδηλασία στο πεζοδρόμιο μπορεί να θεωρηθεί ως ένας τρόπος διαχείρισης της ασφάλειας και του κινδύνου, αναζήτησης πιο αποτελεσματικών και άνετων διαδρομών μετακίνησης, καθώς και ως αποτέλεσμα της ασαφούς αντίληψης των υποδομών. Υπενθυμίζεται ότι, όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 4.2, πεζοδρόμια που μετριοούνται κάτω του ορίου του 1,5 μέτρο εξαιρούνται από τη μελέτη.

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $w_{i,j,k}$ ως το πλάτος πεζοδρομίου κάθε συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε m.

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα(m).

$$F_8(w, l) = \max \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (w_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k}) \quad \text{Σχέση 5.1.2.3.1}$$

5.1.2.4 Φόρτος πεζών

Ο φόρτος των πεζών σε ένα πεζοδρόμιο ή έναν πεζόδρομο μπορεί να έχει σημαντικό αντίκτυπο στους ποδηλάτες. Σε γενικές γραμμές, οι ποδηλάτες είναι πιο πιθανό να αποφεύγουν διαδρομές με υψηλό φόρτο πεζών, καθώς θεωρούν ότι αυτές οι διαδρομές είναι πιο επικίνδυνες. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο υψηλός φόρτος πεζών μπορεί να δημιουργήσει διάφορους κινδύνους για τους ποδηλάτες, όπως τον κίνδυνο σύγκρουσης με πεζούς και τον κίνδυνο να υποχρεωθούν να βγουν από το δρόμο [50]. Οι ποδηλάτες ανταποκρίνονται στην πυκνότητα των πεζών, είτε τροποποιώντας την ταχύτητά τους, είτε κατεβαίνοντας από το ποδήλατο και παίρνουν άλλα μέτρα αποφυγής όπου είναι απαραίτητο [51].

ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ

Έστω $N_{i,j,k} \in \mathbf{N}$ σύνδεσμοι.

Ορίζεται η μεταβλητή $p_{i,j,k}$ ως ο φόρτος πεζών ανά πλάτος πεζοδρομίου σε πεζούς/15λεπτο/m.

$l_{i,j,k}$: Το μήκος του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ σε μέτρα (m).

$$F_9(p, l) = \min \sum_{ij \in R} \sum_{k \in K} (p_{i,j,k} * l_{i,j,k} * y_{i,j,k}) \quad \text{Σχέση 5.1.2.4.1}$$

5.1.3 Περιορισμοί Συναρτήσεων

Οι αντικειμενικές συναρτήσεις που αναπτύχθηκαν στην προηγούμενη ενότητα λαμβάνουν τη χαμηλότερη δυνατή τιμή μηδέν για τη λύση $y_{i,j,k} = 0 \forall (i, j, r) \in R^m$. Προφανώς, η λύση αυτή δεν είναι αποδεκτή διότι δεν αντιπροσωπεύει ένα μονοπάτι από το Σημείο A (κόμβος 1) στο Σημείο B (κόμβος 206). Για το λόγο αυτό, πρέπει να προσθέσουμε περιορισμούς που θα μας επιβάλλουν να βρούμε μια λύση που αντιπροσωπεύει το ζητούμενο μονοπάτι. Ξεκινώντας από το Σημείο A, το συντομότερο μονοπάτι θα πρέπει να χρησιμοποιεί έναν εξερχόμενο σύνδεσμο από το σημείο αυτό για να μετακινηθεί στον επόμενο κόμβο. Αυτό μπορεί να επιβληθεί με τη χρήση περιορισμού: $(i, j, k) \in Rm : i = 1$

$$\sum_{(i,j,k) \in Rm: i=1} (y_{i,j,k}) - \sum_{(i,j,k) \in Rm: j=1} (y_{i,j,k}) = 1 \quad \text{Σχέση 5.1.3.1}$$

Αυτός ο περιορισμός εξασφαλίζει ότι οι εξερχόμενοι σύνδεσμοι από το Σημείο Α που ανήκουν στη συντομότερη διαδρομή είναι κατά ένα περισσότεροι από τους εισερχόμενους. Στην πραγματικότητα, θα θέλαμε η συντομότερη μας διαδρομή να έχει το πολύ έναν εξερχόμενο σύνδεσμο από κάθε κόμβο. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί θέτοντας:

$$\sum_{(i,j,k) \in Rm: j=1} (y_{i,j,k}) \leq 1 \quad \forall v \in R^m \quad \text{Σχέση 5.1.3.2}$$

το οποίο δεν επιτρέπει στη συντομότερη διαδρομή μας να έχει περισσότερους από έναν εξερχόμενο σύνδεσμο από οποιονδήποτε κόμβο, συμπεριλαμβανομένου του αρχικού κόμβου 1. Αυτό επιβάλλει να έχουμε έναν μόνο εξερχόμενο σύνδεσμο από τον κόμβο 1 στη συντομότερη διαδρομή.

Επιπλέον θέλουμε η συντομότερη διαδρομή μας να περιλαμβάνει έναν σύνδεσμο που έχει τον κόμβο 206 (κόμβος του σημείου Β) ως εξερχόμενο κόμβο.

Επιπλέον, δεν θέλουμε να έχουμε έναν εξερχόμενο κόμβο που ξεκινάει από τον κόμβο 206 στη συντομότερη διαδρομή μας, δεδομένου ότι ο κόμβος 206 είναι ο τελευταίος μας κόμβος. Αυτό μπορεί να επιβληθεί προσθέτοντας τον ακόλουθο περιορισμό:

$$\sum_{(i,j,k) \in Rm: j=1} (y_{i,j,k}) - \sum_{(i,j,k) \in Rm: j=1} (y_{i,j,k}) = -1 \quad \text{Σχέση 5.1.3.3}$$

Τέλος, για οποιονδήποτε άλλο κόμβο $i \in R^m$ που δεν είναι ο κόμβος του σημείου 1 (κόμβος 1) ούτε ο κόμβος του σημείου Β (κόμβος 206) της συντομότερης διαδρομής υπάρχουν μόνο δύο δυνατότητες:

- Ο κόμβος δεν αποτελεί μέρος της συντομότερης διαδρομής από τον κόμβο 1 στον κόμβο 206 και δεν υπάρχει εισερχόμενος ή εξερχόμενος σύνδεσμος από ή προς αυτόν που να ανήκει στη συντομότερη διαδρομή.
- Ο κόμβος είναι μέρος της συντομότερης διαδρομής από τον κόμβο 1 στον κόμβο 206 και υπάρχουν ένας μοναδικός εισερχόμενος και ένας μοναδικός εξερχόμενος σύνδεσμος προς ή από αυτόν που ανήκουν στη συντομότερη διαδρομή.

Και οι δύο περιπτώσεις επιβάλλονται από τον ακόλουθο περιορισμό:

$$\sum_{(i,j,k) \in Rm: j=1} (y_{i,j,k}) - \sum_{(i,j,k) \in Rm: j=1} (y_{i,j,k}) = 0, \quad \forall v \in Rm \setminus \{1, 206\} \quad \text{Σχέση 5.1.3.4}$$

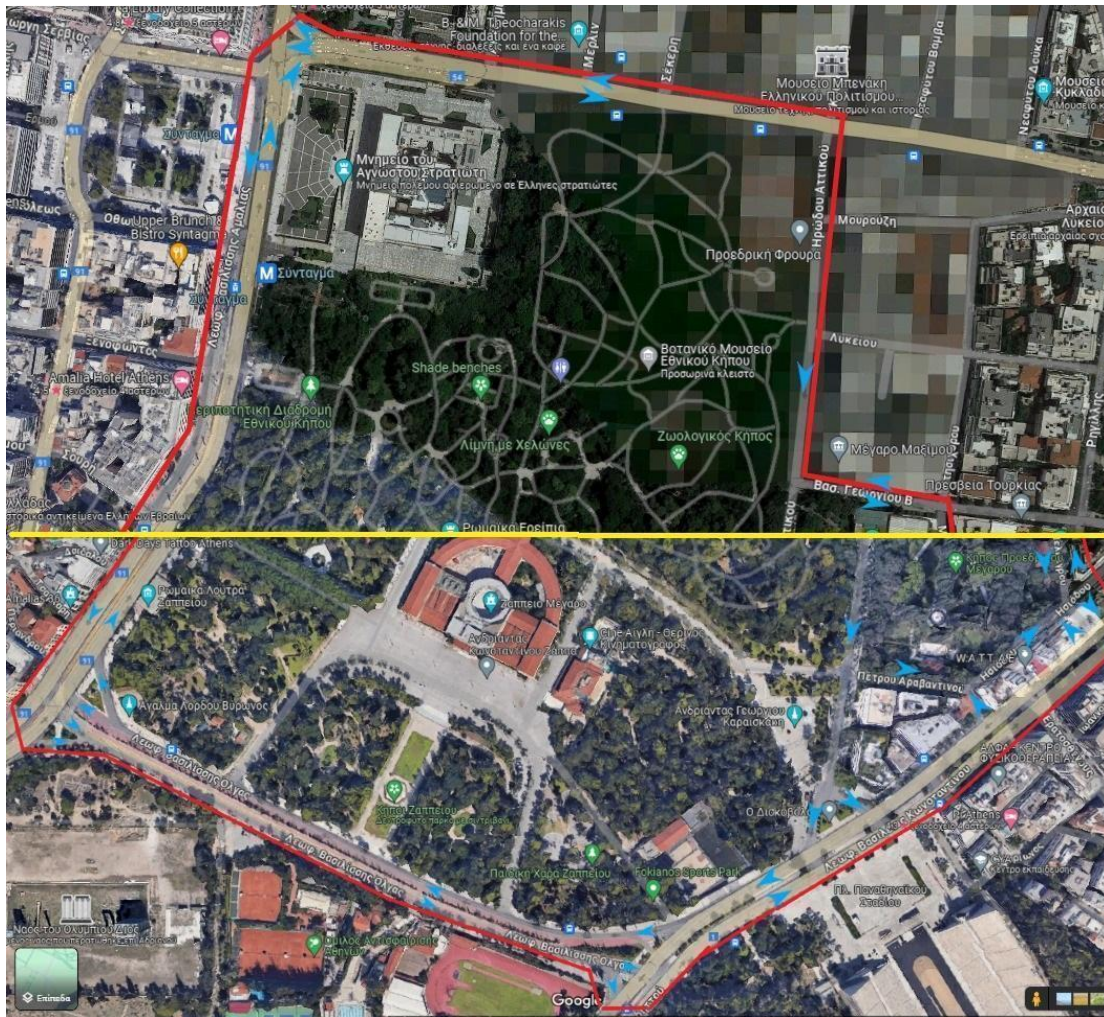
Έτσι, ορίσαμε τις 9 αντικειμενικές συναρτήσεις και τους περιορισμούς στους οποίους πρέπει να επιβληθούν. Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζεται ο τρόπος συλλογής δεδομένων για τις 10 αυτές μεταβλητές απόφασης ($l, x, z, o, c, b, t, g, w, p$).

5.2 Εκτίμηση μεταβλητών απόφασης

Ως επόμενο βήμα για κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ θα εκτιμηθεί μία τιμή για κάθε μεταβλητή όπως αυτές ορίστηκαν στην ενότητα 5.1. Στην ενότητα αυτή θα γίνει περιγραφή του τρόπου συλλογής στοιχείων και εκτίμηση των μεταβλητών απόφασης. Στο παράρτημα παρουσιάζεται ο **συγκεντρωτικός πίνακας 9.2** στον οποίο αναγράφονται όλες οι τιμές των μεταβλητών απόφασης για κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,k}$.

5.2.1 Οδήγηση αντίθετα του ρεύματος κυκλοφορίας ή όχι

Οι τιμές που μπορεί να λάβει αυτή η μεταβλητή είναι $\{0,1\}$ και εξαρτώνται από την κατεύθυνση του ποδηλάτη σε κάθε σύνδεσμο. Τα δεδομένα αναλήφθηκαν από την πλατφόρμα των χαρτών Google. Να σημειωθεί επίσης ότι στην περίπτωση χρησιμοποίησης συνδέσμων με $k = p1, p2, b1$, δηλαδή σύνδεσμοι πεζοδρόμων, πεζοδρομίων, διαβάσεων και ποδηλατοδρόμων η τιμή της μεταβλητής θα είναι 0 αφού στους συνδέσμους αυτούς οι χρήστες του ποδηλάτου δεν έρχονται αντιμέτωποι με οχήματα που κινούνται στην αντίθετη κατεύθυνση (βλέπε [Πίνακα 9.2](#)).



Εικόνα 5.2.1.1 : Κατευθύνσεις κυκλοφορίας στην περιοχή μελέτης
Μπλε βέλος: Κατεύθυνση οδικού τμήματος
Κόκκινη γραμμή: Όρια Περιοχής Μελέτης
Κίτρινη γραμμή : Διαχωρισμός βόρειας και Νότιας πλευράς
Πηγή: Χάρτες Google

5.2.2 Μέση ταχύτητα

Η κατηγοριοποίηση αυτή αφορά τα τμήματα δρόμου που χρησιμοποιούνται κατεξοχήν από αυτοκίνητα. Η συλλογή δεδομένων γίνεται πάλι μέσω των χαρτών Google. Συγκεκριμένα σε

ώρα μειωμένης κυκλοφορίας (π.χ. 2:00 π.μ.) όπου η πυκνότητα των οχημάτων τείνει στο 0 έχουμε τη μέγιστη ταχύτητα διέλευσης ενός συνδέσμου $N_{i,j,k}$.

Ο λόγος που η μέτρηση γίνεται σε συνθήκες ελάχιστης πυκνότητας (άρα και μέγιστης ταχύτητας) γίνεται για να έχουμε μια πιο συντηρητική προσέγγιση της μεταβλητής αυτής η οποία είναι άμεσα συνδεδεμένη με την το κριτήριο της ασφάλειας. Ένας άλλος λόγος για την επιλογή αυτή βρίσκεται στην προσπάθεια δημιουργίας ποικίλου και αντιπροσωπευτικού δείγματος μέσω ταχυτήτων. Αναφέρεται ότι αν η μετρήσεις γίνονταν -για παράδειγμα- σε ώρες αιχμής οι τιμές των μέσων ταχυτήτων στις λεωφόρους δεν θα διέφεραν από αυτές των δρόμων πρόσβασης μίας λωρίδας (στενών) οδηγώντας σε ένα δείγμα με χαμηλή ποικιλομορφία και το αίσθημα ανασφάλειας των χρηστών του ποδηλάτου που οδηγούν σε λεωφόρους όπου η μέση ταχύτητα δύναται να είναι μεγάλη δεν θα αντικατοπτριζόταν στο δείγμα. Για την **ώρα ελάχιστης πυκνότητας λοιπόν** (2:00 π.μ.) μετράται μέσω χαρτών Google ο χρόνος διαδρομής για κάθε οδικό άξονα σε λεπτά. Το μήκος του οδικού άξονα διαιρείται με το χρόνο διαδρομής που υπολογίστηκε δίνοντάς μας ως αποτέλεσμα τη μέση ταχύτητα στον οδικό άξονα αυτό. Σε οδικούς άξονες που καλύπτουν ένα με δύο οικοδομικά τετράγωνα (π.χ. η οδός Ησιόδου) επιλέγεται η μέτρηση του χρόνου και μήκους μιας διαδρομής που καλύπτει τουλάχιστον 4 οικοδομικά τετράγωνα προσθέτοντας στη μέτρηση οδικούς άξονες παραπλήσιων χαρακτηριστικών. Η τροποποίηση αυτή γίνεται για να αποφευχθεί η γενίκευση των χαρτών Google στον χρόνο διαδρομής (1 λεπτό) η οποία οδηγεί σε ανακριβή αποτελέσματα.

Να σημειωθεί επίσης ξανά ότι στην περίπτωση χρησιμοποίησης συνδέσμων με $k = p1, p2, b1$, δηλαδή σύνδεσμοι πεζοδρόμων, πεζοδρομίων, διαβάσεων και ποδηλατοδρόμων η τιμή της μεταβλητής θα είναι 0 αφού στους συνδέσμους αυτούς οι χρήστες του ποδηλάτου δεν έρχονται αντιμέτωποι με οχήματα (βλέπε [Πίνακα 9.2](#)).

5.2.3 Ευρύτητα δρόμου στα δεξιά-δυνατότητα προσπέρασης

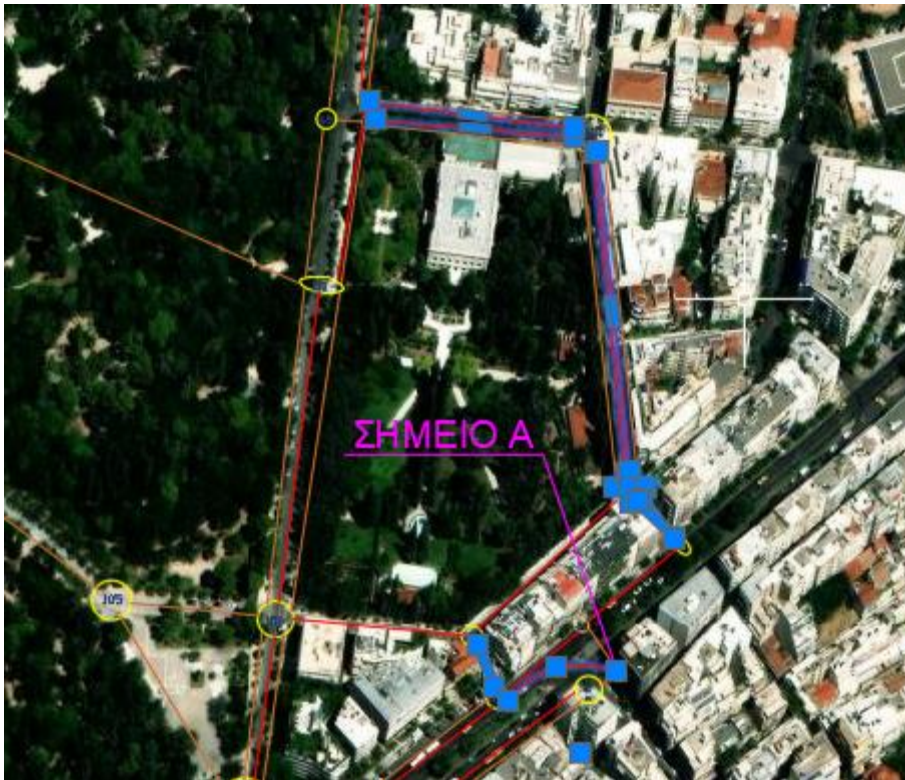
Μία μελέτη του **Ολλανδικού Υπουργείου Μεταφορών** διαπίστωσε ότι απαιτείται ελάχιστη απόσταση προσπέρασης 1,5 μέτρου για να προσπεράσουν τα αυτοκίνητα με ασφάλεια τα ποδήλατα με ταχύτητα έως και 30 km/h. Η απόσταση αυτή αυξάνεται σε 2 μέτρα για ταχύτητες έως 50 km/h και σε 3 μέτρα για ταχύτητες έως 70 km/h [\[52\]](#). Σε αυτή τη μελέτη, αφού έχει οριστεί πρώτα η μέση ταχύτητα για κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ τα τμήματα αυτά θα κατηγοριοποιηθούν σε δρόμους με δυνατότητα προσπέρασης και μη.

Ωστόσο από ότι φαίνεται στο δείγμα οι οδικοί άξονες στους οποίους η μέση ταχύτητα είναι άνω των 30 km/h είναι λεωφόροι στις οποίες υπάρχουν τουλάχιστον 2 λωρίδες ανά κατεύθυνση και η προσπέραση είναι κατ' εξοχήν εφικτή.

Οι τιμές που μπορεί να πάρει αυτή η μεταβλητή είναι 0 και 1.

Αναφέρεται ότι στην περίπτωση χρησιμοποίησης συνδέσμων με $k = p1, p2, b1$, δηλαδή σύνδεσμοι πεζοδρόμων, πεζοδρομίων, διαβάσεων και ποδηλατοδρόμων η τιμή της μεταβλητής θα είναι 1 αφού στους συνδέσμους αυτούς οι χρήστες του ποδηλάτου δεν έρχονται αντιμέτωποι με οχήματα που επιθυμούν να τους προσπεράσουν και συνεπώς θεωρείται ότι αντιμετωπίζουν τους συνδέσμους αυτούς με τον ίδιο τρόπο που θα αντιμετώπιζαν έναν σύνδεσμο δρόμου ($k = r1, r2$) στον οποίο υπάρχει δυνατότητα προσπέρασης αναφορικά με τη μεταβλητή αυτή (βλέπε [Πίνακα 9.2](#)).

Στην παρακάτω εικόνα(5.2.3.1) φαίνονται σκιαγραφημένα τα τμήματα δρόμου για τα οποία δεν υπάρχει δυνατότητα προσπέρασης(τιμή 0).



Εικόνα 5.2.3.1 : Σύνδεσμοι από τους οποίους η προσπέραση από οχήματα θεωρείται ανέφικτη
 Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Ειδική Περίπτωση

Αξίζει να σημειωθεί ότι δεν υπάρχει δυνατότητα προσπέρασης και στον σύνδεσμο 1,82,r1 (στροφή από Ερατοσθένους προς Λεωφόρο Βασιλέως Κωνσταντίνου δυτικά). Αν και στην οδό Ερατοσθένους και στη Λεωφόρο υπάρχει δυνατότητα προσπέρασης, στον συγκεκριμένο σύνδεσμο εφόσον γίνεται στροφή δεν υπάρχει δυνατότητα προσπέρασης από όχημα (βλέπε εικόνα 5.2.3.2).

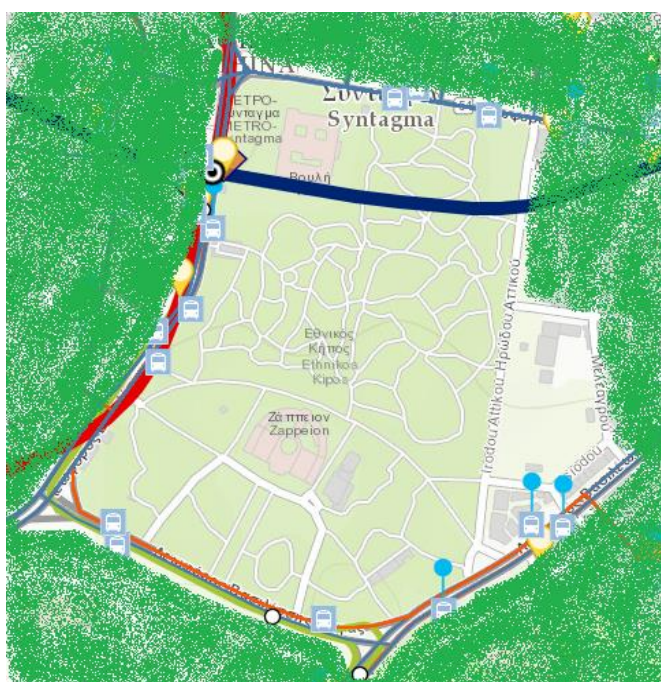


Εικόνα 5.2.3.2: Ειδική περίπτωση συνδέσμου 1,82,r1 όπου η προσπέραση είναι αδύνατη
 Πηγή: Google Maps

5.2.4 Διέλευση Λεωφορείου

Η τιμή της μεταβλητής είναι πάλι δυαδική (0 ή 1). Η συλλογή στοιχείων γίνεται μέσω της ιστοσελίδας του **ΟΑΣΑ (Οργανισμός Αστικών Συγκοινωνιών Αθηνών)** [53]. Στην παρακάτω εικόνα φαίνονται σκιαγραφημένοι όλοι οι οδικοί άξονες εντός των ορίων της περιοχής μελέτης από τους οποίους σύμφωνα με τον ΟΑΣΑ διέρχονται λεωφορειακές γραμμές και γραμμές τρόλεϊ.

Αναφέρεται ότι στην περίπτωση χρησιμοποίησης συνδέσμων με $k = p1, p2, b1$, δηλαδή σύνδεσμοι πεζοδρόμων, πεζοδρομίων, διαβάσεων και ποδηλατοδρόμων η τιμή της μεταβλητής θα είναι 0 αφού στους συνδέσμους αυτούς οι χρήστες του ποδηλάτου δεν έρχονται αντιμέτωποι με λεωφορεία ή τρόλεϊ και συνεπώς θεωρείται ότι αντιμετωπίζουν τους συνδέσμους αυτούς με τον ίδιο τρόπο που θα αντιμετωπίζαν έναν σύνδεσμο δρόμου ($k = r1, r2$) από τον οποίο δεν διέρχεται λεωφορείο ή τρόλεϊ αναφορικά με τη μεταβλητή αυτή (βλέπε [Πίνακα 9.2](#)).

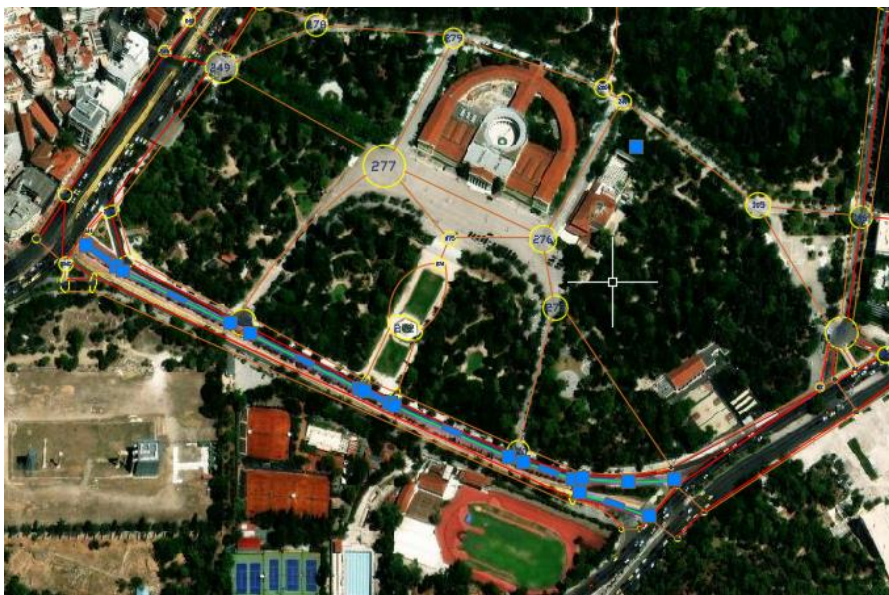


Εικόνα 5.2.4.1 :Λεωφορειακές γραμμές στην Περιοχή Μελέτης

Πηγή: <https://www.oasa.gr/%ce%b4%ce%b9%ce%ba%cf%84%cf%85%ce%bf-%ce%bf%ce%b1%cf%83%ce%b1/>

5.2.5 Ύπαρξη ή όχι ποδηλατοδρόμου

Οι τιμές που μπορεί να λάβει αυτή η μεταβλητή είναι $\{0,1\}$. Η συλλογή στοιχείων έγινε μέσω της πλατφόρμας Google Maps (βλέπε [Πίνακα 9.2](#)).



Εικόνα 5.2.5.1 :Σύνδεσμοι $N_{i,j,k}$ εντός των ορίων της Περιοχής Μελέτης
 Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgvx/view?usp=drive_link

5.2.6 Χρόνος Διαδρομής

Η συλλογή στοιχείων αυτής της μεταβλητής έγινε μέσω της εφαρμογής **Strava** [54]. Η εφαρμογή αυτή συλλέγει δεδομένα από αθλητές παγκοσμίως, επαγγελματίες και ερασιτέχνες, με σκοπό να δώσει κατάλληλα δεδομένα για αθλητικές δραστηριότητες όπως τρέξιμο, περπάτημα, ποδήλατο, ορειβασία και άλλα. Στην εφαρμογή αυτή υπάρχει μία πλατφόρμα η οποία επιτρέπει τη δημιουργία διαδρομής σε χάρτη για την οποία δίνει στοιχεία όπως απόσταση, υψομετρική διαφορά, τύπος δαπέδου και εκτιμώμενος χρόνος διαδρομής. Στην περίπτωση του ποδηλάτου η εφαρμογή δίνει μια εκτίμηση για τον χρόνο διαδρομής αλλά δεν λαμβάνει υπόψη την επιρροή της κλίσης στην εκτίμηση αυτή. Ωστόσο η επιρροή της κλίσης λαμβάνεται υπόψη στην περίπτωση του τρεξίματος.

Εντός του περιβάλλοντος της εφαρμογής αυτής επιλέχθηκαν 16 διαδρομές διαφόρων μηκών που όλες είχαν μηδενική κλίση. Η εφαρμογή υπολόγισε τον χρόνο διαδρομής σε δευτερόλεπτα για την επιλογή τρεξίματος και ποδηλασίας.

Για τις 16 αυτές διαδρομές παρατάθηκαν τα αποτελέσματα χρόνου διαδρομής για τρέξιμο και για ποδήλατο σε έναν πίνακα (Πίνακας 5.2.6.1) και για το δείγμα αυτό υπολογίστηκε ο **συντελεστής συσχέτισης κατά Pearson** των χρόνων διαδρομής (τρεξίματος και ποδηλάτου) ως 0,993 ($\geq 0,8$) υποδεικνύοντας δυνατή γραμμική συσχέτιση μεταξύ των δύο χρόνων. Διαιρώντας τις στήλες του πίνακα διαπιστώνεται ότι ο μέσος όρος του ηλικίου είναι **2,5**. Επομένως ο χρόνος διαδρομής ποδηλάτου για την έρευνα αυτή υπολογίζεται ως:

$$t_{i,j,k} = \text{Χρόνος διαδρομής τρεξίματος(Strava)} * 2,5$$

Σχέση 5.2.6.1

running time(second)	cycling time(second)	multiplied factor	
6	2	3	
13	6	2,166666667	
26	11	2,363636364	correlation
28	11	2,545454545	0,992649361
29	11	2,636363636	
30	12	2,5	
33	14	2,357142857	
34	15	2,266666667	
38	15	2,533333333	
43	17	2,529411765	
44	17	2,588235294	
48	19	2,526315789	
48	20	2,4	
51	20	2,55	
54	21	2,571428571	
109	45	2,422222222	
		average from above	
		2,50	

Πίνακας 5.2.6.1 : Συντελεστής Συσχέτισης κατά Pearson

Ειδική Περίπτωση

Η σχέση 5.2.6.1 μπορεί να εφαρμοστεί με αποδεκτή ακρίβεια στους συνδέσμους με $k = r1, r2$, δηλαδή στους συνδέσμους των οδικών αξόνων, αλλά και στους πλατείς πεζοδρόμους των Κήπων Ζαππείου και του Εθνικού κήπου.

Ωστόσο στην **περίπτωση των πεζοδρομίων $i, j, p1$ (ή $p2$)** ο χρόνος διαδρομής θα είναι σημαντικά μεγαλύτερος από αυτόν του αντίστοιχου συνδέσμου δρόμου $i, j, r1$ (ή $r2$). Αυτό συμβαίνει λόγω διαφόρων παραγόντων, όπως η ύπαρξη εμποδίων, ραμπών πεζοδρομίων, ανώμαλων επιφανειών. Οι χρήστες του ποδηλάτου καλούνται λόγω αυτών να κινούνται με χαμηλότερη ταχύτητα και να κάνουν συχνές στάσεις δίνοντας προτεραιότητα σε πεζούς.

Η περίπτωση αυτή **προσεγγίζεται με τον εξής τρόπο:**

Σε ένα δείγμα 10 οδικών αξόνων-συνδέσμων εντός της περιοχής μελέτης ποικίλων χαρακτηριστικών αναφορικά με τις υπόλοιπες μεταβλητές μετράται στο πεδίο με τη χρήση συμβατικού ποδηλάτου ο χρόνος διαδρομής των συνδέσμων $N_{i,j,r}$ του δείγματος και συγκρίνεται με τους αντίστοιχους συνδέσμους $N_{i,j,p}$ των πεζοδρομίων (βλέπε Πίνακα 5.2.6.2). Με τον ίδιο τρόπο όπως προηγουμένως υπολογίζεται ο **συντελεστής συσχέτισης κατά Pearson** των χρόνων διαδρομής (συνδέσμων $N_{i,j,r}$ και συνδέσμων $N_{i,j,p}$) ως 0,922 ($\geq 0,8$) υποδεικνύοντας δυνατή γραμμική συσχέτιση μεταξύ των δύο χρόνων. Διαιρώντας τις στήλες του πίνακα διαπιστώνεται ότι ο μέσος όρος του πηλίκου είναι 1,44. Επομένως ο **χρόνος διαδρομής ποδηλάτου** για την έρευνα αυτή στην περίπτωση των πεζοδρομίων υπολογίζεται ως:

$$t_{i,j,p} = t_{i,j,r} * 1,44$$

Σχέση 5.2.6.2

Οδός	Κόμβοι	road time, r (seconds)	pavement time, p (seconds)	multiplied factor	
Βασιλέως Κωνσταντίνου	85->2	40	69	1.725	
	82->98	55	85	1.545454545	
Βασιλίσσης Ολγας	96->259	73	81	1.109589041	
Αμαλίας	265->249	27	32	1.185185185	correlation
	246->214	54	87	1.611111111	0.9221973 37
Βασιλίσσης Σοφίας	142->175	50	74	1.48	
	142->126	20	34	1.7	
Ηρώδου Αττικού	126->106	77	97	1.25974026	
Βασιλέως Γεωργίου Β	Ρηγίλλης->112	30	42	1.4	
	Ρηγίλλης->Βασ. Κων/νου	30	42	1.4	
				average from above :	1.4416080 1

Πίνακας 5.2.6.2 :Συντελεστής Συσχέτισης κατά Pearson

Τα αποτελέσματα για όλους τους συνδέσμους $N_{i,j,k}$ παρουσιάζονται αναλυτικά στον [Πίνακα 9.2](#).

5.2.7 Κλίση δρόμου

Για τον υπολογισμό της κλίσης χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο από την ιστοσελίδα της **Google Earth** μέτρηση απόστασης και υπολογισμός υψομέτρου. Συγκεκριμένα για κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,k}$ υπολογίζεται το υψόμετρο κόμβου i και κόμβου j καθώς και το μήκος διαδρομής $l_{i,j,k}$ με ακρίβεια εκατοστού. **Συγκεκριμένα:**

$$g_{i,j,k} = (h_i - h_j) / l_{i,j,k} \quad \text{Σχέση 5.2.7.1}$$

Όπου: $g_{i,j,k}$ και $l_{i,j,k}$ το μήκος και η κλίση του συνδέσμου $N_{i,j,k}$ και h_i και h_j τα υψόμετρα των κόμβων i και j .
(Βλέπε [Πίνακα 9.2](#))

5.2.8 Ευρύτητα Πεζοδρομίου-Πεζοδρομίου

Για τον υπολογισμό του πλάτους πεζοδρομίου χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο από την ιστοσελίδα της **Google Earth** μέτρηση απόστασης. Συγκεκριμένα για κάθε σύνδεσμο $N_{i,j,p}$ μετράται μέσω του εν λόγω εργαλείου το πλάτος και των πεζοδρομίων. Σημειώνεται ότι το ίδιο εργαλείο χρησιμοποιήθηκε για να αποκλειστούν από το δείγμα πεζοδρόμια με πλάτος μικρότερο του 1,5 μέτρου.

Παρατηρήσεις

1. Πρέπει να σημειωθεί ότι πολλοί από τους συνδέσμους $N_{i,j,p}$ που αποτελούν πεζοδρόμια έχουν διαφορετικό μήκος σε διάφορα σημεία λόγω ύπαρξης βλάστησης, περιπτέρων, άλλων εμποδίων και αλλαγή στη ρυμοτομική γραμμή επί της οδού. **Στην περίπτωση των εμποδίων**, αν αυτά είναι συνεχή ή επαναλαμβανόμενα (π.χ. δενδροφύτευση) συγκαταλέγονται στον υπολογισμό του πλάτους από το οποίο αφαιρείται το μικρότερο τμήμα μεταξύ εμποδίων και ρυμοτομικής γραμμής ή ορίου δρόμου. Ενώ αν είναι σποραδικά ή μεμονωμένα αγνοούνται. Η αγνόηση αυτή επιτρέπεται στο πλαίσιο αυτής της μελέτης διότι τα σποραδικά εμπόδια συνυπολογίζονται στην επιρροή του χρόνου διαδρομής όπως αναλύθηκε στην υποενότητα 5.2.6. Ενώ **στην περίπτωση αλλαγής της ρυμοτομικής γραμμής** κατά μήκος του συνδέσμου, ως πλάτος πεζοδρομίου θεωρείται το πλάτος το οποίο εφαρμόζεται σε μήκος μεγαλύτερο από 70-80% επί του συνολικού πλάτους. Αν η διαφορά στη ρυμοτομική γραμμή εφαρμόζεται σε ποσοστό από 30-40% έως 60-70 % τότε ως πλάτος πεζοδρομίου θεωρείται ένας μέσος όρος των δύο τιμών πλάτους.
2. Η τιμή αυτής της μεταβλητής για τους συνδέσμους με κωδικό $k = r1$ ή $r2$ δηλαδή για τους συνδέσμους που είναι δρόμοι θα είναι 0.

Τα αποτελέσματα των μετρήσεων φαίνονται στον [Πίνακα 9.2](#).

5.2.9 Χρήση Πεζοδρομίου/Πεζοδρόμου (Φόρτος πεζών)

Για τον υπολογισμό αυτής της μεταβλητής θα γίνει έρευνα επί του πεδίου. Συγκεκριμένα κατά την ώρα αιχμής 8 30-9 π.μ. και 4-5 μ.μ. μέσα σε διάστημα 15 λεπτών θα μετρηθεί το πλήθος των πεζών που διήλθαν. Τα αποτελέσματα των μετρήσεων δίνονται σε πεζοί/15λεπτο (βλέπε [Πίνακα 9.2](#)).

6. Επίλυση

6.1 Αρχική Εφαρμογή του NSGA-II

Έχοντας τις αντικειμενικές συναρτήσεις, τους περιορισμούς αυτών και τον συγκεντρωτικό πίνακα των συνδέσεων $N_{i,j,k}$ θα γίνει εκτέλεση του αλγορίθμου σύμφωνα με τις βιβλιοθήκες της `pyomo` [55]. Η συγγραφή του κώδικα γίνεται με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού `python` και συγκεκριμένα με την `python 3` και φαίνεται στο παράρτημα ([Αλγόριθμος 9.3.1](#)).

6.2 Εισαγωγή περιορισμών

Με την επίλυση της βιβλιοθήκης της `pyomo` ο αλγόριθμος δημιουργεί τυχαία διαδρομές οι οποίες έχουν πάνω από έναν εξερχόμενο σύνδεσμο από κάθε κόμβο.

Για να εξασφαλιστεί η μοναδικότητα εξερχόμενων συνδέσεων από κάθε κόμβο στη σειρά 42 όπου ορίζεται το πρόβλημα πρέπει να προστεθούν στον κώδικα οι εξής περιορισμοί (βλέπε ενότητα 5.1.3 Περιορισμοί συναρτήσεων) :

```
class myBinaryRandomSampling(Sampling):
```

```
    def _do(self, problem, n_samples, **kwargs):
        val = np.zeros((n_samples, problem.n_var))

        for i in range(n_samples):
            val[i][np.random.choice(problem.n_var)] = 1

        return val.astype(bool)
```

Αλγόριθμος 6.2.1 : Προσθήκη περιορισμού εξερχόμενων κόμβων

Πηγή: Βιβλιοθήκες Pyomo (<https://pyomo.org/algorithms/moo/nsga2.html>)

Αυτή η προσθήκη μας εξασφαλίζει ότι ο αλγόριθμος θα δημιουργεί διαδρομές με μοναδικούς εξερχόμενους συνδέσμους.

Ωστόσο για να εξασφαλιστεί η εύρεση εφαρμογών με αφητηρία τον κόμβο 1 (Κόμβος σημείου Α/σημείου προέλευσης) χρειάζεται η προσθήκη των εξής σειρών:

```
class myBinaryRandomSampling(Sampling):
```

```
    def _do(self, problem, n_samples, **kwargs):
        val = np.zeros((n_samples, problem.n_var))
        possible_paths = []
        for p in problem.paths:
            if p.start_node == problem.start_node:
                possible_paths.append(p.path_index)

        for i in range(n_samples):
            val[i][np.random.choice(possible_paths)] = 1

        return val.astype(bool)
```

Αλγόριθμος 6.2.2 : Προσθήκη περιορισμού έναρξης από τον κόμβο αρχής(κόμβος 1)

Πηγή: Βιβλιοθήκες Pyomo (<https://pyomo.org/algorithms/moo/nsga2.html>)

Εφόσον εξασφαλίστηκε η έναρξη στην εύρεση διαδρομής θα χρειαστεί η προσθήκη σειρών στον αλγόριθμο της `rymoo` οι οποίοι θα διασφαλίζουν αφενός τη **συνέχεια** στις διαδρομές (δηλαδή μονοπάτια στα οποία οι εξερχόμενοι σύνδεσμοι κάθε κόμβου θα ταυτίζονται με τους εισερχόμενους κόμβους του προηγούμενου συνδέσμου που χρησιμοποιήθηκε) αλλά και ότι **δεν θα υπάρχει εξερχόμενος σύνδεσμος από τον κόμβο 206** (κόμβος του σημείου B), δηλαδή ότι οι διαδρομές θα τελειώνουν στον κόμβο του σημείου προορισμού (Μνημείο Αγνώστου Στρατιώτη).
Συγκεκριμένα:

```
from pymoo.core.mutation import Mutation
class myMutation(Mutation):

    def _do(self, problem, X, **kwargs):
        Xp = np.copy(X)
        possible_paths = []
        for i in range(len(X)):
            for p in problem.paths:
                if p.start_node == X.end_node:
                    possible_paths.append(p.path_index)

            flip = np.random.choice(possible_paths)
            X[i][flip] = ~X[i][flip]

        return Xp
```

*Αλγόριθμος 6.2.3 : Προσθήκη περιορισμού συνέχειας διαδρομής και λήξης στον κόμβο 206 (Κόμβος προορισμού)
Πηγή: Βιβλιοθήκες `Pymoo` (<https://pymoo.org/algorithms/moo/nsga2.html>)*

Αφού εφαρμόστηκαν οι εν λόγω περιορισμοί τώρα θα χρειαστεί μία τροποποίηση του αλγορίθμου με την οποία θα εξασφαλίζεται η συνοχή σε κάθε γενιά.

6.3 Τροποποίηση με χρησιμοποίηση κόστους (A* Algorithm)

Ο αλγόριθμος NSGA-II, όντας γενετικός αλγόριθμος αφού κατασκευάσει μία λίστα από συνεχείς διαδρομές από τον κόμβο αρχής προς τον κόμβο τέλους κάνει **ανασυνδυασμούς** σε κάθε γενιά (**Crossovers**). Η κατασκευή τους όμως υπόκεινται σε τυχαιότητα κατά την οποία η συνέχεια δεν διασφαλίζεται.

Για να αντιμετωπιστεί αυτό σε όλες τις αντικειμενικές συναρτήσεις θα τοποθετηθούν τυχαία βάρη (από 0 έως 1) και οι ανασυνδυασμοί του αλγορίθμου θα γίνονται αλλάζοντας τα βάρη κάθε αντικειμενικής συνάρτησης. Η ιδέα για τη μετατροπή αυτή δανείζεται από τη λογική του **αλγορίθμου A*** (βλέπε τροποποίηση αλγορίθμου στο παράρτημα: [Αλγόριθμος 9.3.2](#)).

Με αυτόν τον τρόπο ο αλγόριθμος τώρα βρίσκει **όλους** τους **πιθανούς συνδυασμούς** κόμβων με αφετηρία τον κόμβο 1 (κόμβος σημείου A) και τέλος τον κόμβο 206 (κόμβος σημείου B) με έναν εξερχόμενο σύνδεσμο από κάθε κόμβο και με συνέχεια.

Σημειώνεται επίσης ότι με αυτήν την τροποποίηση ο αλγόριθμος ανακατατάσσοντας τυχαία τα βάρη επιστρέφει πάνω από μία φορά ίδιες διαδρομές. Αυτό συμβαίνει διότι ένα σετ

ανατεθειμένων βαρών στις αντικειμενικές συναρτήσεις μπορεί να δίνει συντομότερες διαδρομές όμοιες με κάποιο άλλο σετ.

Για να γίνει **αφαίρεση** των όμοιων συντομότερων διαδρομών προστίθενται οι σειρές:

```
def remove_duplicates(input_files, output_file):
    unique_lines = set()
    for input_file in input_files:
        with open(input_file, 'r') as infile:
            for line in infile:
                # Split the line into numbers, remove duplicates, and join back into a string
                unique_line = ''.join(line.split())
                unique_lines.add(unique_line)

    with open(output_file, 'w') as outfile:
        for line in unique_lines:
            outfile.write(line + '\n')

if __name__ == "__main__":
    filenames = ['random.txt', 'myfile.txt', 'myfile2.txt', 'myfile3.txt']
    output_filename = "unique.txt" # Replace with your output file name

    remove_duplicates(filenames, output_filename)
    print(f"Unique lines have been written to {output_filename}")
```

Αλγόριθμος 6.3.1 : Προσθήκη σειρών για ξεδιάλεγμα ομοίων διαδρομών

6.4 Κατασκευή Μετώπου Pareto

Στο πρόβλημά μας μεταξύ δύο κόμβων i, j διέρχονται ως επί των πλείστον τουλάχιστον 2 σύνδεσμοι $N_{i,j,k}$ με δείκτες $k=r1,r2,p1,p2,b1$. Για να αναπαρασταθεί αυτή η ποικιλομορφία του προβλήματος, χρησιμοποιούμε την εντολή «**generate combinations**» με την οποία για κάθε πιθανό συνδυασμό κόμβων i, j κατασκευάζονται και όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί συνδέσμων $N_{i,j,k}$ με το ιδιαίτερο δείκτη k που έχουν. Στη συνέχεια, με την εντολή evaluate και επιβάλλοντας τους περιορισμούς συναρτήσεων κατασκευάζονται σειρές πιθανών λύσεων για κάθε αλληλουχία κόμβων. Έπειτα, για κάθε ομάδα πιθανών συνδυασμών συνδέσμων $N_{i,j,k}$ κάθε αλληλουχίας κόμβων i, j θα γίνει η **ταξινόμηση** για να κατασκευαστούν τα μέτωπα κατά Pareto κάθε ομάδας ξεχωριστά. Τέλος, κατασκευάζεται το **συνολικό Μέτωπο κατά Pareto** ταξινομώντας όλες τις λύσεις από τα μέτωπα που κατασκευάστηκαν.

Η διαδικασία αυτή φαίνεται στο παράρτημα ([Αλγόριθμος 9.3.3](#)).

Ωστόσο, φαίνεται ότι το **Μέτωπο Pareto** έχει **≈66.000 διαδρομές** οι οποίες, αν και βελτιστοποιούσαν κάποιες από τις μεταβλητές, ήταν πολύ μεγάλες σε μήκος για να πετύχουν αυτή τη βελτιστοποίηση. Αυτό συμβαίνει γιατί έχοντας 9 αντικρουόμενες μεταβλητές και μεταξύ δύο κόμβων υπάρχουν πάνω από ένας σύνδεσμοι, σχηματίζεται πληθώρα διαδρομών οι οποίες ανήκουν όλες στο μέτωπο. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται παράδειγμα διαδρομής

που ανήκει στο μέτωπο (εικόνα 6.4.1).



Εικόνα 6.4.1: Διαδρομή Μετώπου Pareto

Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Η διαδρομή της εικόνας 6.4.1 προκειμένου να αποδώσει καλύτερα σε όσο το δυνατόν περισσότερες μεταβλητές γίνεται πολύ εκτενής. Αυτό είναι προφανές ότι μειώνει την αξία των αποτελεσμάτων. Για αυτό θα τεθεί ένας **περιορισμός στο συνολικό μήκος** διαδρομής που μπορεί να ανήκει στο μέτωπο Pareto. Συγκεκριμένα, μελετώντας την περιοχή μελέτης εκτιμάται ότι οι δύο μεγαλύτερες πιθανές διαδρομές οι οποίες θα μπορούσαν να ανήκουν στο μέτωπο Pareto είναι από τα νότια πεζοδρόμια της Λεωφόρου Βασιλίσσης Όλγας και από τα βόρεια πεζοδρόμια της Λεωφόρου Βασιλίσσης Σοφίας όπως φαίνονται στις εικόνες 6.4.2 και 6.4.3:



Εικόνα 6.4.2: Πιθανή διαδρομή Μετόπου Pareto από τα νότια πεζοδρόμια της Λεωφόρου Βασιλίσσης Όλγας
 Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 6.4.3: Πιθανή διαδρομή Μετόπου Pareto από τα βόρεια πεζοδρόμια της Λεωφόρου Βασιλίσσης Σοφίας
 Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Μετρώντας τα συνολικά μήκη των διαδρομών αυτών μεγαλύτερη βρίσκεται η διαδρομή μέσω

της Λεωφόρου Βασιλίσσης Σοφίας με συνολικό μήκος **1136,38 μέτρων** το οποίο θα τεθεί ως ο εν λόγω περιορισμός (βλέπε Παράρτημα: [Αλγόριθμος 9.3.5](#)).

Με αυτόν τον τρόπο το **πλήθος των λύσεων** που ανήκουν πλέον στο **μέτωπο Pareto** μειώνεται στις **28**. Οι λύσεις αυτές θα ταξινομηθούν με βάση την επίδοσή τους σε κάθε μεταβλητή απόφασης χρησιμοποιώντας τις γραμμές κώδικα:

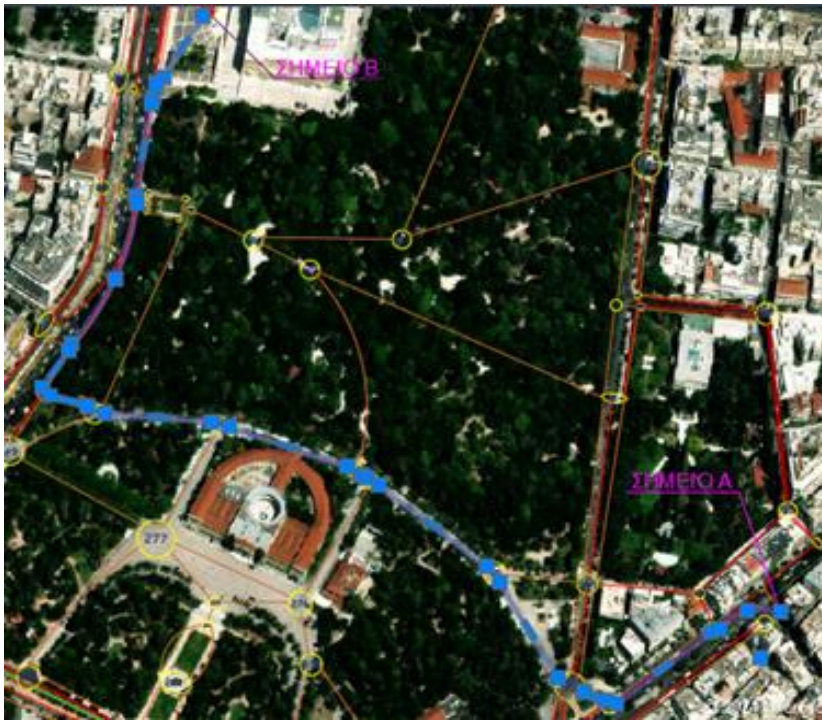
```
short_solutions = []
for s in short_solutions_indices:
    short_solutions.append(total_solution[s])
def get_best(pos):
    min_value= 1e6
    for i,solution in enumerate(short_solutions):
        value = solution['out']['F'][0][pos]
        if value < min_value:
            minimize_index =i
            min_value = value
    return minimize_index
for i in range(9):
    print('For objective function : ',i+1," the best solution in ",get_best(i))
```

Αλγόριθμος 6.4.1 :Κατηγοριοποίηση λύσεων μετώπου Pareto

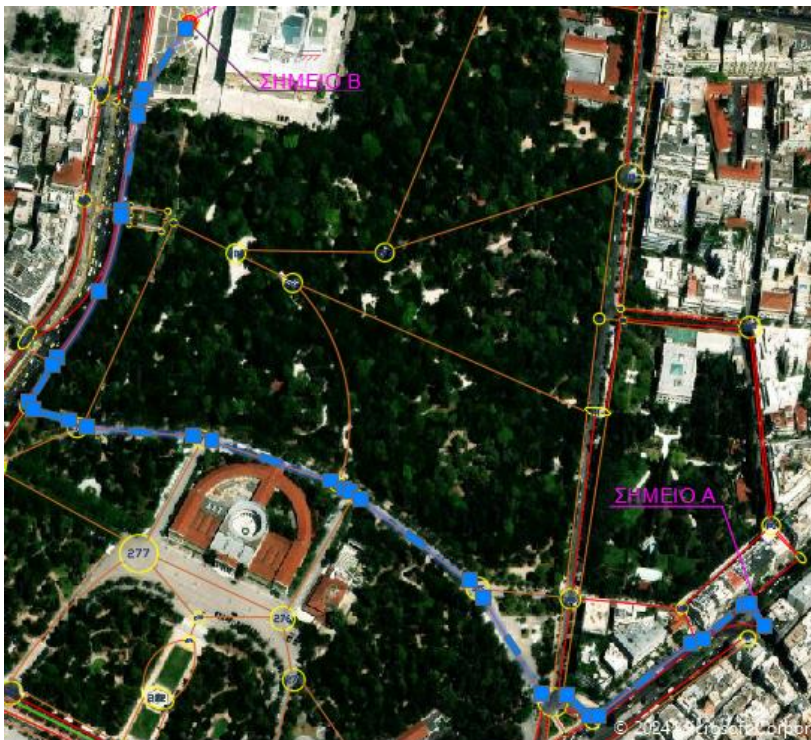
6.5 Αναπαράσταση Λύσεων

Αυτή η τροποποίηση μας επιστρέφει **4 λύσεις**. Η πρώτη λύση **ελαχιστοποιεί** τις τιμές των μεταβλητών του **χρόνου διαδρομής**, της **κλίσης του δρόμου** και του **φόρτου πεζών** στα πεζοδρόμια. Η δεύτερη λύση **ελαχιστοποιεί** τις τιμές των μεταβλητών της **κίνησης αντίθετα των οχημάτων** και της **κλίσης του δρόμου** και **μεγιστοποιεί** την τιμή της μεταβλητής **δυνατότητας προσπέρασης**. Η τρίτη λύση **ελαχιστοποιεί** την τιμή των μεταβλητών της **κίνησης αντίθετα των οχημάτων**, της **μέσης ταχύτητας οχημάτων** και της **κλίσης του δρόμου** και **μεγιστοποιεί** την τιμή της μεταβλητής της **ευρύτητας πεζοδρομίου**, ενώ η τέταρτη λύση **ελαχιστοποιεί** τις τιμές των μεταβλητών της **κλίσης του δρόμου** και της **διέλευσης λεωφορείου**.

Οι 4 λύσεις αυτές αναπαρίσταται γραφικά στις παρακάτω εικόνες, ενώ το συνολικό μήκος διαδρομής και οι τιμές των μεταβλητών για κάθε μία από τις 28 διαδρομές που ανήκουν στο μέτωπο Pareto παρουσιάζονται στον πίνακα 6.5.1. Στον πίνακα επίσης φαίνονται οι 4 λύσεις (4 πρώτες σειρές του πίνακα) που βελτιστοποιούν τις τιμές των μεταβλητών.



Εικόνα 6.5.1: Βέλτιστη διαδρομή για ελαχιστοποίηση Χρόνου διαδρομής, κλίσης δρόμου και φόρτου πεζών
 Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 6.5.2: Βέλτιστη διαδρομή για ελαχιστοποίηση κίνησης αντίθετα των οχημάτων, κλίσης δρόμου και μεγιστοποίησης
 δυνατότητας προσπέρασης.
 Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 6.5.3: Βέλτιστη διαδρομή για ελαχιστοποίηση κίνησης αντίθετα των οχημάτων, κλίσης δρόμου, μέσης ταχύτητας οχημάτων και μεγιστοποίησης ευρύτητας πεζοδρομίου.

Πηγή :Microsoft Bing Maps,Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 6.5.4: Βέλτιστη διαδρομή για ελαχιστοποίηση διέλευσης λεωφορείου.

Πηγή :Microsoft Bing Maps,Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

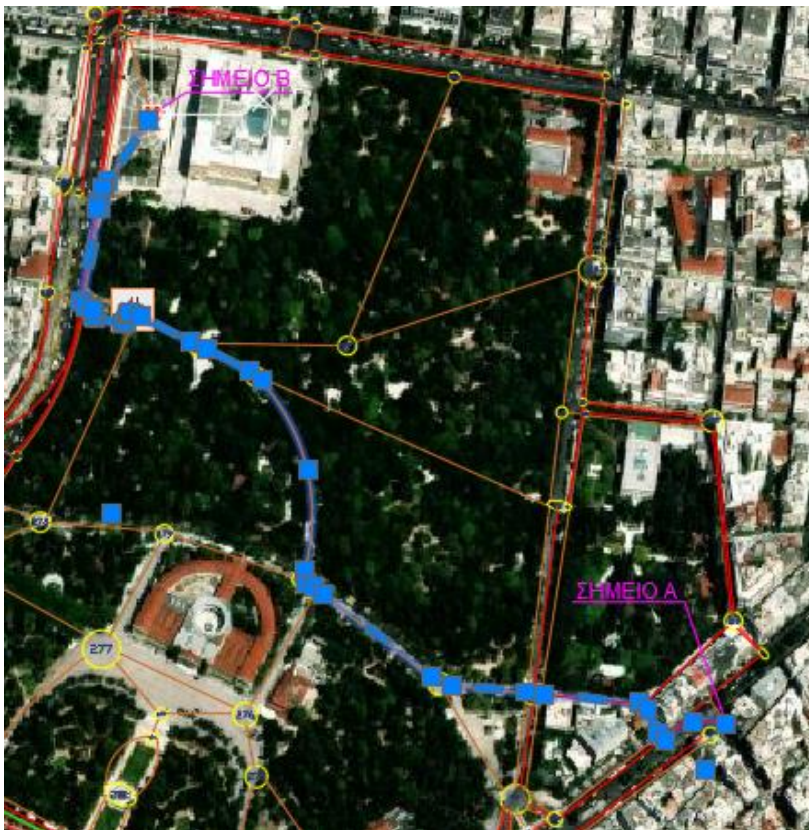
Λύση	Συνολικό Μήκος Διαδρομής σε μέτρα (m)	Μέτρα Οδήγησης Αντίθετα στο Ρεύμα (m)	Μέση Ταχύτητα Οχημάτων επί μήκος χρησιμοποιούμενου δρόμου (km/h*m)	Μέτρα οδήγησης με δυνατότητα προσπέρασης (m)	Μέτρα οδήγησης σε λωρίδα διέλευσης λεωφορείων (m)	Μέτρα χρησιμοποιούμενου Ποδηλατοδρόμου (m)	Χρόνος διαδρομής (seconds)	Κλίση: Μέτρα Ανάβασης-Μέτρα κατάβασης (m)	Συνολικό Εμβαδόν χρησιμοποιούμενων πεζοδρομίων (m ²)	Φόρτος πεζών επί συνολικό μήκος χρησιμοποιούμενων πεζοδρομίων (πεζοί/15λ/m)
1	1099.97	34.89	12831.306	1043.64	310.67	0	211.5	12.35	5280.7015	3644.36
2	1119.27	0	12320.865	1119.27	310.67	0	214.3	12.35	5280.7015	3853.611
3	1119.27	0	1857.6	1117.43	51.6	0	241	12.35	7602.7538	8910.9467
4	1135.41	34.89	5507.9157	1114.38	0	0	229.6	12.35	6506.279	6302.14
5	1119.27	34.89	8846.4657	1117.43	199.98	0	218.9	12.35	5618.306	3853.611
6	1119.27	0	8336.025	1119.27	199.98	0	221.7	12.35	5923.5323	4025.8747
7	1043.64	34.89	11752.881	1043.64	262.74	0	215.7	12.35	5552.4646	4690.4688
8	1119.27	34.89	7768.0407	1117.43	152.05	0	223.1	12.35	5890.0691	4690.4688
9	1043.64	0	11242.44	1043.64	262.74	0	218.5	12.35	5857.6909	4862.7325
10	1119.27	0	7257.6	1119.27	152.05	0	225.9	12.35	6195.2954	4862.7325
11	1043.64	34.89	9691.4307	1043.64	310.67	0	220.1	12.35	6071.95	6290.154
12	1119.27	34.89	5706.5907	1117.43	199.98	0	227.5	12.35	6409.5545	6290.154
13	1119.27	0	9180.99	1119.27	310.67	0	222.9	12.35	6377.1763	6462.4177
14	1119.27	0	7266.915	1114.38	225.6	0	228.9	12.35	6951.3988	7634.6823
15	1135.41	0	3282.075	1043.64	114.91	0	236.3	12.35	7289.0033	7634.6823
16	1119.27	34.89	6698.9307	1117.43	177.67	0	230.3	12.35	6917.9356	8299.2764
17	1119.27	34.89	2714.0907	1117.43	66.98	0	237.7	12.35	7255.5401	8299.2764
18	1135.41	0	6188.49	1114.38	177.67	0	233.1	12.35	7223.1619	8471.5401
19	1135.41	0	2203.65	1117.43	66.98	0	240.5	12.35	7560.7664	8471.5401
20	1043.64	34.89	12485.255	1043.64	295.29	0	212	12.35	5322.6889	4293.0176
21	1043.64	34.89	8500.4157	1043.64	184.6	0	219.4	12.35	5660.2934	4293.0176
22	1119.27	0	11974.815	1119.27	295.29	0	214.8	12.35	5627.9152	4465.2813
23	1119.27	0	7989.975	1119.27	184.6	0	222.2	12.35	5965.5197	4465.2813
24	1119.27	34.89	11406.830	1119.27	247.16	0	216.2	12.35	5594.452	5129.8754
25	1043.64	34.89	7421.9907	1043.64	136.67	0	223.6	12.35	5932.0565	5129.8754
26	1119.27	0	10896.39	1119.27	247.36	0	219	12.35	5899.6783	5302.1391

27	1135.41	0	6911.55	1043.64	136.67	0	226.4	12.35	6237.2828	5302.1391
28	1119.27	34.89	9345.3807	1114.38	295.29	0	220.6	12.35	6113.9374	6729.5606

Πίνακας 6.5.1: Οι λύσεις που ανήκουν στο Μέτωπο Pareto και οι τιμές των αντικειμενικών συναρτήσεων. Οι πρώτες 4 λύσεις είναι αυτές που παρουσιάζονται στις εικόνες 6.5.1 έως 6.5.4

6.6 Επίλυση με τον Αλγόριθμο Dijkstra για εύρεση διαδρομής ελάχιστου μήκους

Όπως αναλύθηκε στο θεωρητικό υπόβαθρο ο αλγόριθμος Dijkstra είναι ο πιο απλός αλγόριθμος εύρεσης ελάχιστης διαδρομής. Στην έρευνα αυτή χρησιμοποιείται με σκοπό να συγκριθεί η λύση που παρέχει με αυτή του NSGA-II. Στο παράρτημα παρατίθεται η επίλυση με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python 3 και των διαθέσιμων εντός διαδικτύου βιβλιοθηκών αυτής ([Αλγόριθμος 9.3.4](#)). Η λύση του παραπάνω αλγορίθμου αναπαρίσταται γραφικά στην εικόνα 6.6.1:



Εικόνα 6.6.1: Βέλτιστη διαδρομή κατά την επίλυση με Dijkstra
 Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:
https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zi0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

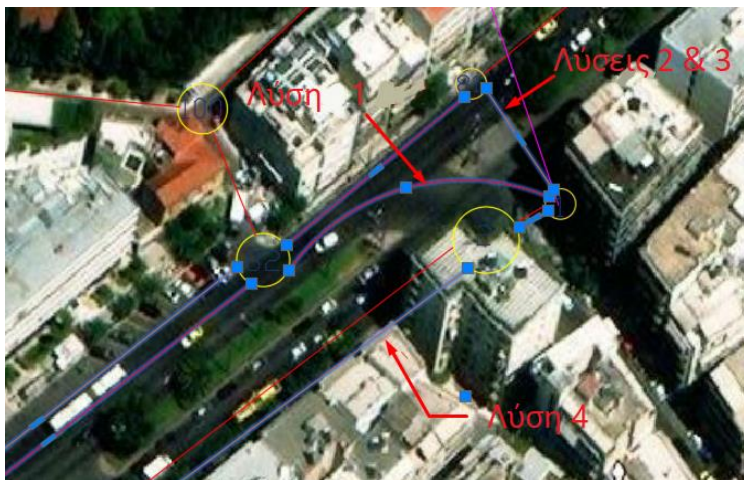
Σημειώνεται εδώ ότι ο αλγόριθμος του Dijkstra δεν έχει τη δυνατότητα να επιστρέφει συνδέσμους $N_{i,j,k}$ αλλά μία αλληλουχία από κόμβους i . Στόχος της διπλωματικής αυτής (και του μοντέλου με τη χρήση του NSGA-II) είναι να ενσωματώσει την επιλογή διαφόρων στοιχείων του οδικού δικτύου συμπεριλαμβανομένων και των πεζοδρομίων. Στην υποενοότητα αυτή παρουσιάζεται για διερευνητικό σκοπό.

7. Συμπεράσματα

7.1 Γενικά Συμπεράσματα-Παρατηρήσεις

Από την επίλυση του αλγορίθμου εξάγονται τα εξής συμπεράσματα:

1. Παρατηρείται ότι η διαδρομή η οποία έχει την **καλύτερη επίδοση** στις περισσότερες μεταβλητές απόφασης είναι αυτή που διέρχεται **πίσω από το Ζάππειο Μέγαρο**. Αυτό είναι λογικό διότι τα προσβάσιμα στοιχεία από το ποδήλατο εντός των κήπων του Ζαππείου διαθέτουν τις καλύτερες τιμές για τις περισσότερες μεταβλητές απόφασης του προβλήματος καθιστώντας τα **κατάλληλα για χάραξη ποδηλατοδρόμου**. Η διαφορά που προκύπτει στη λύση 5, η οποία βελτιστοποιεί τη μεταβλητή της ύπαρξης ποδηλατοδρόμου, ήταν αναμενόμενη διότι όλα τα στοιχεία τα οποία παίρνουν την τιμή 1 στην αντικειμενική συνάρτηση μεγιστοποίησης ύπαρξης ποδηλατοδρόμου βρίσκονται επί της Λεωφόρου Βασιλίσσης Ολγας.
2. Για τις λύσεις 1 έως 4 παρατηρούνται μόνο κάποιες **μικρές διαφορές** στη χρήση πεζοδρομίου. Συγκεκριμένα, η λύση 1 που ελαχιστοποιεί τις τιμές των μεταβλητών χρόνου διαδρομής και του φόρτου πεζών, φαίνεται να προτιμά κατεξοχήν στοιχεία r_i δρόμων από στοιχεία p_i πεζοδρομίων. Αυτό είναι λογικό διότι όπως αναλύθηκε στην ενότητα 5.2.6 (εκτίμησης χρόνου διαδρομής) ο χρόνος κίνησης στο πεζοδρόμιο είναι κατά μέσο όρο 1,44 φορές μεγαλύτερος από αυτόν στο δρόμο. Ενώ οι λύσεις 2, 3 και 4 οι οποίες ελαχιστοποιούν τις τιμές των μεταβλητών της μέσης ταχύτητας οχημάτων και διέλευσης λεωφορείου και μεγιστοποιούν την τιμή της μεταβλητής του εύρους πεζοδρομίου φαίνεται να προτιμούν τα στοιχεία πεζοδρομίου p_i από αυτά των δρόμων r_i στα οποία εντοπίζεται διέλευση λεωφορείων, μεγαλύτερες μέσες τιμές ταχυτήτων οχημάτων και μηδενικά πλάτη πεζοδρομίου. Σημειώνεται ότι εφόσον στις διαδρομές των λύσεων αυτών κυριαρχούν οι σύνδεσμοι εντός των Κήπων Ζαππείου η διαφορά αυτή στη χρήση πεζοδρομίου εντοπίζεται κυρίως επί της Λεωφόρου Αμαλίας όπου στις λύσεις 1 και 2 η διαδρομή από το Ζάππειο στο Σύνταγμα γίνεται μέσω του δρόμου, ενώ στις λύσεις 3 και 4 γίνεται μέσω του πεζοδρομίου. Επίσης οι 4 αυτές λύσεις διαφοροποιούνται και στην επιλογή των ποδηλατών στην έναρξη διαδρομής όπου στις λύσεις 1 και 2 κινούνται από τον κόμβο 1 απευθείας στον κόμβο 82 (όπως τα οχήματα), ενώ στη λύση 3 που μεγιστοποιεί το πλάτος πεζοδρομίου επιλέγουν να μετακινηθούν από τη διάβαση πρώτα στον κόμβο 81 κινούμενοι επί του πεζοδρομίου μετά τη διέλευση τους στον κόμβο 82 και στη λύση 4 που μεγιστοποιείται η μεταβλητή της διέλευσης λεωφορείου κινούνται από την αρχή στο νότιο πεζοδρόμιο επί της Λεωφόρου Βασιλέως Κωνσταντίνου, αποφεύγοντας έτσι τελείως την επαφή τους με το Λεωφορείο, όπως φαίνεται στην εικόνα 7.1.1:



Εικόνα 7.1.1: Διαφοροποιήσεις Λύσεων επί της Λεωφόρου Βασιλέως Κωνσταντίνου
 Πηγή :Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad:

https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Σε αυτές τις διαφορές αναγνωρίζεται η **αξία** του αλγορίθμου **NSGA-II** ο οποίος επιτυγχάνει να αποτυπώσει τις ιδιαιτερότητες στην επιλογή διαδρομής των ποδηλατών.

3. Πολλές μεταβλητές παίρνουν τη βέλτιστη τιμή τους σε **πάνω από μία λύσεις**, όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.5.1 με την **κλίση δρόμου** να ελαχιστοποιείται στα συνολικά μέτρα ανάβασης 12,35. Αυτό είναι λογικό αφού όλες οι διαδρομές βρίσκονται πολύ κοντά και δεν παρατηρείται απόκλιση άνω των μερικών χιλιοστών στη συνολική υψομετρική διαφορά.
4. Η τιμή της μεταβλητής για την ύπαρξη **ποδηλατοδρόμου** παίρνει τη βέλτιστη (μέγιστη) τιμή της 0 αφού καμία από τις διαδρομές που ανήκουν στο μέτωπο κατά Pareto δεν διέρχεται από τα στοιχεία ποδηλατοδρόμου επί της Λεωφόρου Βασιλίσσης Όλγας. Αυτό συμβαίνει διότι με την εν λόγω λύση αν και θα μεγιστοποιούταν —κατά το βέλτιστο δυνατό που επιτρέπει η περιοχή μελέτης— η τιμή της μεταβλητής της ύπαρξης ποδηλατοδρόμου, οι υπόλοιπες μεταβλητές δεν θα βρίσκονταν μακριά από τη βέλτιστη τιμή τους. Στην ουσία εδώ «θυσιάζεται» μια μεταβλητή για να μεγιστοποιηθούν οι υπόλοιπες 8. Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι στην επίλυση με τον αλγόριθμο **NSGA-II ισχυρές προτιμήσεις μεταβλητών δεν αποτυπώνονται με μεγάλη ακρίβεια**.
5. Κατά την υλοποίηση του **NSGA-II** έγιναν διάφορες **τροποποιήσεις** και υπήρχαν φάσεις ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ του αποφασίζοντα και των αποτελεσμάτων των υπολογισμών κάνοντας τη μέθοδο επίλυσης του προβλήματος να μοιάζει πιο πολύ ως μία **διαδραστική μέθοδο MOOP** παρά μία A Posteriori μέθοδο.

7.2 Προτάσεις για Περαιτέρω Έρευνα

Λόγω των απαιτούμενων τροποποιήσεων στον αλγόριθμο **NSGA-II** η **υπολογιστική πολυπλοκότητα** έφτασε να είναι τόσο μεγάλη ώστε να απαιτούνται μέρες για να κατασκευαστεί το μέτωπο Pareto με τη χρήση ενός συμβατικού υπολογιστή. Θα μπορούσαν να διερευνηθούν **τρόποι αυτοματοποίησης** της διαδικασίας σε περαιτέρω μελέτη.

Επίσης άξιο μελέτης θα ήταν να διερευνηθούν **άλλες μέθοδοι επίλυσης MOOP** με τη χρήση βαρών για κάθε μεταβλητή απόφασης **με τεχνικές δεδηλωμένης προτίμησης** (χρήση ερωτηματολογίων). Συγκεκριμένα, επειδή --όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη υποενότητα-- ισχυρές προτιμήσεις μεταβλητών δεν αποτυπώνονται με μεγάλη ακρίβεια με τη χρήση του NSGA- II θα μπορούσε ενδεχομένως να ερευνηθεί η προσθήκη βαρών σε κάθε μεταβλητή από τον αποφασίζοντα μετά από ανάλυση ερωτηματολογίου με τις προτιμήσεις του ποδηλατικού κοινού.

Ένα άλλο θέμα άξιο έρευνας είναι η **χρήση των μέσων μαζικής μεταφοράς**, όπου επιτρέπεται το ποδήλατο. Θα μπορούσε να αναλυθεί η στάση των ποδηλατών απέναντι στα MMM ώστε οι προτεινόμενες διαδρομές να εμπεριέχουν τη μερική ή ολική χρήση αυτών. Για παράδειγμα στη διπλωματική αυτή θα μπορούσε να διερευνηθεί ως λύση η χρήση του τραμ από το Ζάππειο στο Σύνταγμα και να συγκριθεί με τις υπόλοιπες λύσεις του μετώπου Pareto.

Ακόμη, **με χρήση τεχνητής νοημοσύνης** είναι άξιο έρευνας το πώς αυτή θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει εξελιγμένους αλγορίθμους βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων (όπως ο NSGA-II) για την εύρεση διαδρομών που εξισορροπούν πολλαπλούς αντικρουόμενους στόχους. Τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να μαθαίνουν και να βελτιώνονται συνεχώς ενσωματώνοντας ανατροφοδότηση από τους ποδηλάτες. Αυτό θα μπορούσε να περιλαμβάνει ανατροφοδότηση σχετικά με τις προτεινόμενες διαδρομές, όπως η αντιληπτή ασφάλεια, η άνεση ή η απόλαυση. Οι **τεχνικές μηχανικής μάθησης** μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μελέτες για την προσαρμογή και τη βελτίωση των προτάσεων διαδρομής εκτελώντας συνεχή ανατροφοδότηση καθώς με αυτές μπορούν να ληφθούν υπόψη μαζικά δεδομένα (**big data**), όπως η κυκλοφοριακή συμφόρηση, κλείσιμο δρόμων ή ξαφνικές αλλαγές στις καιρικές συνθήκες, για να προσαρμοστούν δυναμικά προτάσεις διαδρομής σε πραγματικό χρόνο.

8. Βιβλιογραφικές Αναφορές

- [1] Titze, S., Stronegger, W. J., Janschitz, S., & Oja, P. (2008). Association of built-environment, social-environment and personal factors with bicycling as a mode of transportation among Austrian city dwellers. *Preventive medicine*, 47(3), 252-259.
- [2] Singleton, P. A. (2019). Walking (and cycling) to well-being: Modal and other determinants of subjective well-being during the commute. *Travel behavior and society*, 16, 249-261.
- [3] Akar, G., & Clifton, K. J. (2009). Influence of individual perceptions and bicycle infrastructure on decision to bike. *Transportation research record*, 2140(1), 165-172.
- [4] Jennifer Hahn (2022) European Commission prioritizes cyclists and pedestrians in cities for "first time in history"
<https://www.dezeen.com/2022/01/05/cycling-efficient-green-mobility-european-commission-news/>
- [5] Informal ministerial meeting on transport (22/9/2023) <https://spanish-presidency.consilium.europa.eu/en/events/informal-meeting-of-transport-ministers-21-229/>
- [6] Huang, B., Fioreze, T., Thomas, T., & van Berkum, E. C. (2017). Cycle2Work: An Empirical Study on Potential Personalised Rewarding Schemes Delivered via Smartphone Technologies. In 12th European Congress on Intelligent Transport Systems, ITS 2017: ITS Beyond Borders.
- [7] Sharon Tshipa (2020) Cyclists battle hostility in many cities worldwide
<https://www.bbc.com/future/article/20200205-the-worst-place-in-the-world-to-be-a-cyclist>
- [8] Birgitta Thorslund, Anders Lindström (2020) Cyclist strategies and behaviour at intersections. Conscious and un-conscious strategies regarding positioning
- [9] Bike Culture: Europe vs America. How to build better bicycle communities
<https://www.reliance-foundry.com/blog/biking-usa-europe>
- [10] Ek, K., Wårell, L. & Andersson, L. Motives for walking and cycling when commuting – differences in local contexts and attitudes. *Eur. Transp. Res. Rev.* 13, 46 (2021)
- [11] Eurostat data browser : Walking and cycling at least 30 minutes per day by sex, age and educational attainment level
https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/hlth_ehis_pe6e/default/bar?lang=en
- [12] Liu, G., Krishnamurthy, S., & Van Wesemael, P. (2018). Conceptualizing cycling experience in urban design research: a systematic literature review. *Applied Mobilities*.
- [13] Ek, K., Wårell, L., & Andersson, L. (2021). Motives for walking and cycling when commuting—differences in local contexts and attitudes. *European transport research review*, 13, 1-12.

- [14] Rissel, C. E., New, C., Wen, L. M., Merom, D., Bauman, A. E., & Garrard, J. (2010). The effectiveness of community-based cycling promotion: findings from the Cycling Connecting Communities project in Sydney, Australia. *International journal of behavioral nutrition and physical activity*, 7, 1-11.
- [15] Schäfer, B., Pesch, T., Manik, D., Gollenstede, J., Lin, G., Beck, H. P., ... & Timme, M. (2022). Understanding Braess' paradox in power grids. *Nature Communications*, 13(1), 5396.
- [16] Johnson, Marilyn, Rose, Geoff (2016). E-bike Safety: Insights from a Survey of Australian E-bike Riders. Transportation Research Board 95th Annual Meeting
- [17] Fishman, E., & Cherry, C. (2016). E-bikes in the Mainstream: Reviewing a Decade of Research. *Transport reviews*, 36(1), 72-91.
- [18] Aultman-Hall, L., Hall, F. L., & Baetz, B. B. (1997). Analysis of bicycle commuter routes using geographic information systems: implications for bicycle planning. *Transportation research record*, 1578(1), 102-110.
- [19] Musakwa, W., & Selala, K. M. (2016). Mapping cycling patterns and trends using Strava Metro data in the city of Johannesburg, South Africa. *Data in brief*, 9, 898-905.
- [20] Rosas-Satizábal, D., & Rodríguez-Valencia, A. (2019). Factors and policies explaining the emergence of the bicycle commuter in Bogotá. *Case studies on transport policy*, 7(1), 138-149.
- [21] Beheshtitabar, E., Aguilar Ríos, S., König-Hollerwöger, D., Svatý, Z., & Rydergren, C. (2014). ROUTE CHOICE MODELLING FOR BICYCLE TRIPS. *International Journal for Traffic & Transport Engineering*, 4(2).
- [22] Pritchard, R. (2018). Revealed preference methods for studying bicycle route choice—A systematic review. *International journal of environmental research and public health*, 15(3), 470.
- [23] Ton, D., Duives, D., Cats, O., & Hoogendoorn, S. (2018). Evaluating a data-driven approach for choice set identification using GPS bicycle route choice data from Amsterdam. *Travel behaviour and society*, 13, 105-117.
- [24] Casello, J. M., Rewa, K. C., & Nour, A. (2012). An analysis of empirical evidence of cyclists' route choice and their implications for planning. In 91st Annual Meeting of the Transportation Research Board.
- [25] Menghini, G., Carrasco, N., Schüssler, N., & Axhausen, K. W. (2010). Route choice of cyclists in Zurich. *Transportation research part A: policy and practice*, 44(9), 754-765.
- [26] Bovy, P. H., & Bradley, M. A. (1985). Route choice analyzed with stated-preference approaches. *Transportation Research Record*, 1037(10).
- [27] Sener, I. N., Eluru, N., & Bhat, C. R. (2009). An analysis of bicycle route choice preferences in Texas, US. *Transportation*, 36, 511-539.

- [28] Ehrgott, M., Wang, J. Y., Raith, A., & Van Houtte, C. (2012). A bi-objective cyclist route choice model. *Transportation research part A: policy and practice*, 46(4), 652-663.
- [29] Bernardi, S., La Paix Puello, L., & Geurs, K. (2018). Modelling route choice of Dutch cyclists using smartphone data. *Journal of transport and land use*, 11(1), 883-900.
- [30] Yeboah, G., & Alvanides, S. (2015). Route choice analysis of urban cycling behaviors using OpenStreetMap: Evidence from a British urban environment. *OpenStreetMap in GIScience: Experiences, Research, and Applications*, 189-210.
- [31] Segadilha, A. B. P., & da Penha Sanches, S. (2014). Identification of factors that influence cyclists' route choice. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 160, 372-380.
- [32] Broach, J., Dill, J., & Gliebe, J. (2012). Where do cyclists ride? A route choice model developed with revealed preference GPS data. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46(10), 1730-1740.
- [33] Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100-107.
- [34] Konstantinos Gkiotsalitis (2023) *Public Transport Optimization* Springer Books. Paragraph 7.1-7.3
- [35] Bessède, J. L. (Ed.). (2014). *Eco-friendly innovations in electricity transmission and distribution networks*. Elsevier. pg. 83–97
- [36] Hwang, C. L., & Masud, A. S. M. (2012). *Multiple objective decision making—methods and applications: a state-of-the-art survey* (Vol. 164). Springer Science & Business Media., vol. 164
- [37] Mavrotas, G. (2009). Effective implementation of the ϵ -constraint method in multi-objective mathematical programming problems. *Applied mathematics and computation*, 213(2), pg 455-465.
- [38] Arora, J. S. (2004). *Introduction to optimum design*. Elsevier. pg 657–679
- [39] Steuer, R. E., Gardiner, L. R., & Gray, J. (1996). A bibliographic survey of the activities and international nature of multiple criteria decision making. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 5(3), 195-217
- [40] Konstantinos Gkiotsalitis (2023) *Public Transport Optimization* Springer Books. Paragraph 7.3.3
- [41] F. Kursawe (1990) *International Conference on Parallel Problem Solving From Nature* , Springer books, pg. 193–197

- [42] Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1993, July). Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation discussion and generalization. In *Icga* (Vol. 93, No. July, pp. 416-423), pg. 416–423
- [43] Deb, K. (2011). Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms: an introduction. In *Multi-objective evolutionary optimisation for product design and manufacturing* (pp. 3-34). London: Springer London, vol. 16
- [44] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. A. M. T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2), 182-197.
- [45] Toole, J., Pietrucha, M. T., & Davis, J. (1999). FHWA Course on Bicycle and Pedestrian Transportation-Instructor's Guide (No. FHWA-RD-99-198). United States. Federal Highway Administration. Office of Safety Research and Development. pg 1
- [46] Putta, T., & Furth, P. G. (2021). Impact of One-Way Streets and Contraflow on Low-Stress Bicycle Network Connectivity. *Transportation Research Record*, 2675(10), 1174-1183.
- [47] Stentz, A. (1994, May). Optimal and efficient path planning for partially-known environments. In *Proceedings of the 1994 IEEE international conference on robotics and automation* (pp. 3310-3317). IEEE.
- [48] Heinen, E., Van Wee, B., & Maat, K. (2010). Commuting by bicycle: an overview of the literature. *Transport reviews*, 30(1), 59-96.
- [49] Ihlström, J., Henriksson, M., & Kircher, K. (2021). Immoral and irrational cyclists? Exploring the practice of cycling on the pavement. *Mobilities*, 16(3), 388-403.
- [50] Bauer, R., Delling, D., Sanders, P., Schieferdecker, D., Schultes, D., & Wagner, D. (2008). Combining hierarchical and goal-directed speed-up techniques for Dijkstra's algorithm. In *Experimental Algorithms: 7th International Workshop, WEA 2008 Provincetown, MA, USA, May 30-June 1, 2008 Proceedings 7* (pp. 303-318). Springer Berlin Heidelberg.
- [51] Dibbelt, J., Strasser, B., & Wagner, D. (2016). Customizable contraction hierarchies. *Journal of Experimental Algorithmics (JEA)*, 21, 1-49.
- [52] Geisberger, R., Sanders, P., Schultes, D., & Vetter, C. (2012). Exact routing in large road networks using contraction hierarchies. *Transportation Science*, 46(3), 388-404.
- [53] Οργανισμός Αστικών Συγκοινωνιών ΟΑΣΑ - Athens Urban Transport Organisation <https://www.oasa.gr/>
- [54] <https://www.strava.com/onboarding>
- [55] <https://pymoo.org/algorithms/moo/nsga2.html>

9. Παράρτημα

Πίνακας 9.1 :Σύνδεσμοι της Περιοχής Μελέτης

Οδός	$N_{i,j,k}$
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	92,93,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,92,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	92,93,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,92,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,90,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	90,93,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	90,89,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,90,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,95,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	95,93,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,95,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	95,93,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	95,89,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,95,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,85,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,89,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,95,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,97,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	98,87,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,98,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	98,87,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,98,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,86,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,85,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,87,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,86,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,87,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,86,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,84,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,86,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,84,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,86,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,2,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,85,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,2,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,85,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,83,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,84,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,83,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,84,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,82,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	82,83,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,82,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	82,83,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,82,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,2,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,1,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,2,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,1,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	82,81,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	81,82,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,81,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	81,1p1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	81,80,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Κωνσταντίνου	80,81,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	114,113,r1



Εικόνα 9.1.1: Στοιχεία $N_{i,j,k}$ επί της Λεωφόρου Βασιλέως Κωνσταντίνου

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση
AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link

Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	113,114,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	113,114,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	114,113,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	114,112,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	112,114,r1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	114,112,p1
Λεωφόρος Βασιλέως Γεωργίου Β	112,114,p1
Ηρώδου Αττικού	87,99,r1
Ηρώδου Αττικού	99,87,r1
Ηρώδου Αττικού	87,99,p1
Ηρώδου Αττικού	99,87,p1
Ηρώδου Αττικού	86,99,r1
Ηρώδου Αττικού	99,86,r1
Ηρώδου Αττικού	86,99,p1
Ηρώδου Αττικού	99,86,p1
Ηρώδου Αττικού	84,99,p1
Ηρώδου Αττικού	99,84,p1
Ηρώδου Αττικού	83,99,r1
Ηρώδου Αττικού	99,83,r1
Ηρώδου Αττικού	83,99,p1
Ηρώδου Αττικού	99,83,p1
Ηρώδου Αττικού	83,99,p2
Ηρώδου Αττικού	99,83,p2
Ηρώδου Αττικού	99,106,r1
Ηρώδου Αττικού	106,99,r1
Ηρώδου Αττικού	99,106,p1
Ηρώδου Αττικού	106,99,p1
Ηρώδου Αττικού	99,106,p2
Ηρώδου Αττικού	106,99,p2
Ηρώδου Αττικού	106,111,r1
Ηρώδου Αττικού	111,106,r1
Ηρώδου Αττικού	106,111,p1
Ηρώδου Αττικού	111,106,p1
Ηρώδου Αττικού	106,111,p2
Ηρώδου Αττικού	111,106,p2
Ηρώδου Αττικού	111,113,r1
Ηρώδου Αττικού	113,111,r1
Ηρώδου Αττικού	111,113,p1
Ηρώδου Αττικού	113,111,p1
Ηρώδου Αττικού	111,69,p1
Ηρώδου Αττικού	69,111,p1
Ηρώδου Αττικού	69,113,p1
Ηρώδου Αττικού	113,69,p1
Ηρώδου Αττικού	113,112,r1
Ηρώδου Αττικού	112,113,r1
Ηρώδου Αττικού	113,112,p1
Ηρώδου Αττικού	112,113,p1
Ηρώδου Αττικού	112,115,r1
Ηρώδου Αττικού	115,112,r1
Ηρώδου Αττικού	112,115,p1
Ηρώδου Αττικού	115,112,p1
Ηρώδου Αττικού	69,115,p1
Ηρώδου Αττικού	115,69,p1
Ηρώδου Αττικού	115,126,r1
Ηρώδου Αττικού	126,115,r1
Ηρώδου Αττικού	115,126,p1
Ηρώδου Αττικού	126,115,p1
Ηρώδου Αττικού	115,127,p1
Ηρώδου Αττικού	127,115,p1
Πέτρου Αραβαντινού	106,100,r1



Εικόνα 9.1.2: Στοιχεία Nijk επί της Λεωφόρου Βασιλέως Γεωργίου Β

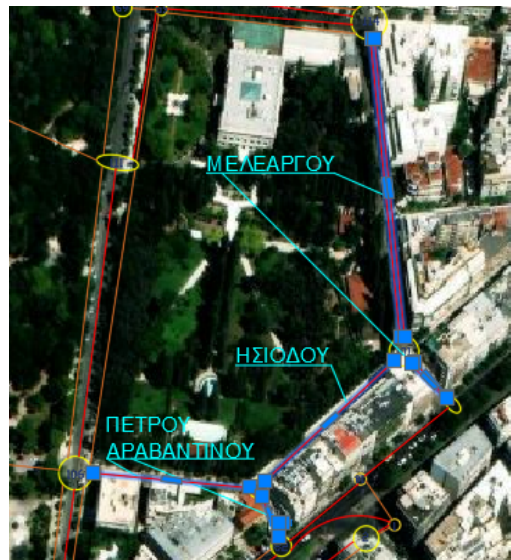
Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση
 AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5zf5Bqyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 9.1.3: Στοιχεία Nijk επί της οδού Ηρώδου Αττικού

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση
 AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiDO0c5zf5Bqyx/view?usp=drive_link

Πέτρου Αραβαντινού	100,106,r1
Πέτρου Αραβαντινού	100,82,r1
Πέτρου Αραβαντινού	82,100,r1
Ησιόδου	100,101,r1
Ησιόδου	101,100,r1
Μελεάγρου	101,114,r1
Μελεάγρου	114,101,r1
Μελεάγρου	101,114,r2
Μελεάγρου	114,101,r2
Μελεάγρου	80,101,r1
Μελεάγρου	101,80,r1
Μελεάγρου	80,101,r2
Μελεάγρου	101,80,r2
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	148,174,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	175,148,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	148,175,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	175,148,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	148,175,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	174,175,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	175,174,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	170,173,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	173,170,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	173,146,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	146,173,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	173,146,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	146,173,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	146,148,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	148,146,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	148,149,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	149,148,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	148,149,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	149,148,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	146,147,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	147,146,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	146,147,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	147,146,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	149,147,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	147,149,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	147,142,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	142,147,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	147,142,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	142,147,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	149,128,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	128,149,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	149,128,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	128,149,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	142,126,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	126,142,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	142,126,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	126,142,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	128,126,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	126,128,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	126,127,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Σοφίας	127,126,p1
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	173,206,p1
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	206,173,p1
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	217,206,p1
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	206,217,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	174,176,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	176,174,p1



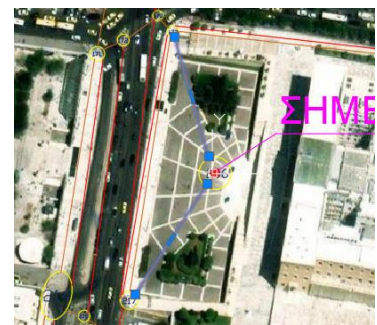
Εικόνα 9.1.4: Στοιχεία Nijk επί των οδών Πέτρου Αραβαντινού, Ησιόδου και Μελεάγρου

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVh_twa84V2Zt0NUYRiD00c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 9.1.5: Στοιχεία Nijk επί της Λεωφόρου Βασιλίσσης Σοφίας

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVh_twa84V2Zt0NUYRiD00c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 9.1.6: Στοιχεία Nijk επί της Πλατείας Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVh_twa84V2Zt0NUYRiD00c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link

Λεωφόρος Αμαλίας	174,176,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	170,174,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	176,171,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	170,174,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	174,170,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	171,176,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	176,171,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	171,172,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	172,171,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	170,172,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	172,170,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	217,173,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	173,217,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	217,173,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	173,217,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	217,170,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	215,172,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	214,171,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	171,214,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	214,171,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	171,214,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	216,217,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	217,216,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	216,217,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	217,216,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	214,215,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	215,214,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	215,216,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	216,215,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	225,216,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	216,225,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	225,216,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	216,225,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	224,214,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	214,224,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	224,214,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	224,225,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	225,224,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	232,224,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	224,232,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	232,224,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	224,232,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	232,225,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	233,225,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	225,233,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	233,225,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	225,233,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	232,233,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	233,232,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	244,233,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	233,244,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	244,233,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	233,244,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	245,232,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	232,245,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	245,232,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	232,245,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	245,249,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	249,245,p1

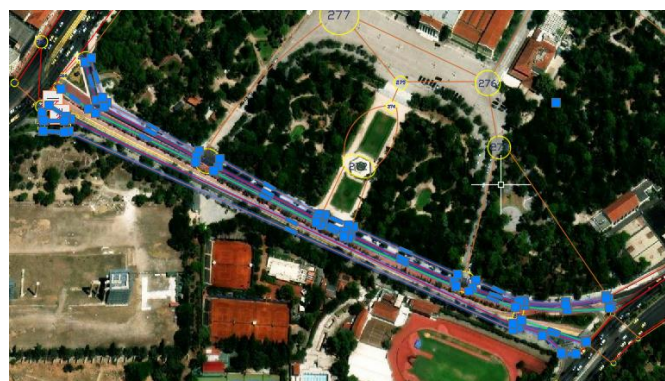


Εικόνα 9.1.7: Στοιχεία Ν/κ επί της λεωφόρου Αμαλίας

Πηγή: Microsoft Bing Maps,Μορφοποίηση AutoCad.
https://drive.google.com/file/d/1w1Vhtwa84V2Zt0NUYRiD00c5Izf5Bgyx/view?usp=drive_link

Λεωφόρος Αμαλίας	249,244,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	244,249,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	249,244,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	244,249,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	246,245,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	245,246,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	246,245,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	245,246,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	246,249,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	258,246,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	246,258,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	258,246,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	246,258,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	265,249,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	249,265,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	265,249,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	249,265,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	258,262,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	257,258,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	258,257,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	257,258,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	258,257,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	257,262,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	262,257,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	262,263,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	263,262,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	262,263,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	263,262,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	263,264,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	264,263,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	263,264,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	264,263,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	264,265,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	265,264,r1
Λεωφόρος Αμαλίας	264,265,p1
Λεωφόρος Αμαλίας	265,264,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	259,261,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	261,259,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	259,261,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	261,259,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	259,262,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	262,259,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	261,262,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	262,261,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	266,263,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	263,266,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	266,265,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	265,266,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	266,265,p2
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	265,266,p2
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	267,266,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	266,267,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	267,266,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	266,267,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	267,266,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	266,267,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	268,267,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	267,268,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	268,267,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	267,268,p1

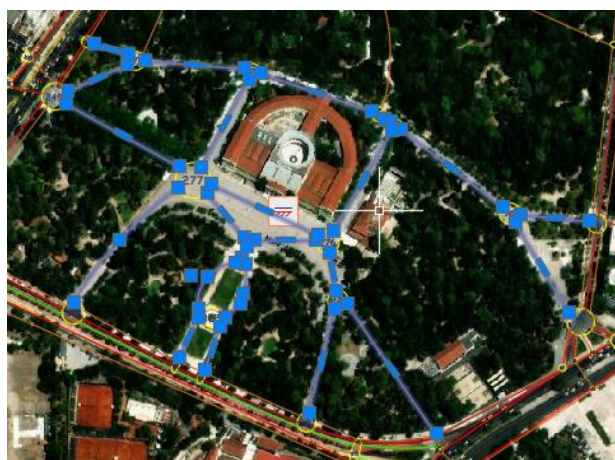
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	268,267,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	267,268,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	269,268,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	268,269,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	269,268,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	268,269,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	269,268,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	268,269,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	270,269,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	269,270,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	270,269,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	269,270,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	270,269,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	269,270,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,261,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	261,271,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,261,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	261,271,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,270,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	270,271,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,270,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	270,271,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,270,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	270,271,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,96,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	96,271,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,96,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	96,271,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,93,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,93,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	93,271,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,97,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	97,271,b1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	97,98,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	98,97,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	96,92,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	92,96,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	98,271,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,98,r1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	98,271,p1
Λεωφόρος Βασιλίσσης Όλγας	271,98,p1
Κήποι Ζαπτείου	270,273,p1
Κήποι Ζαπτείου	273,270,p1
Κήποι Ζαπτείου	98,273,p1
Κήποι Ζαπτείου	273,98,p1
Κήποι Ζαπτείου	273,276,p1
Κήποι Ζαπτείου	276,273,p1
Κήποι Ζαπτείου	275,276,p1
Κήποι Ζαπτείου	276,275,p1
Κήποι Ζαπτείου	269,272,p1
Κήποι Ζαπτείου	272,269,p1
Κήποι Ζαπτείου	268,272,p1
Κήποι Ζαπτείου	272,268,p1
Κήποι Ζαπτείου	272,274,p1
Κήποι Ζαπτείου	274,272,p1
Κήποι Ζαπτείου	272,274,p2
Κήποι Ζαπτείου	274,272,p2
Κήποι Ζαπτείου	274,275,p1
Κήποι Ζαπτείου	275,274,p1
Κήποι Ζαπτείου	276,277,p1



Εικόνα 9.1.8: Στοιχεία Nijk επί της Λεωφόρου Βασιλίσσης Όλγας

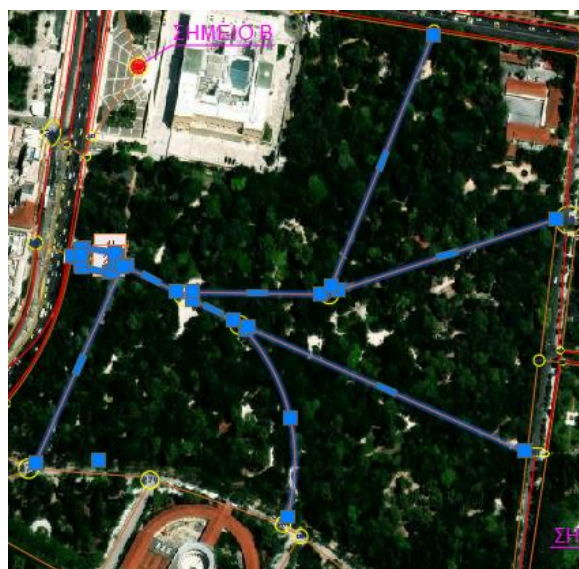
Πηγή: Microsoft Bing Maps,Μορφοποίηση
AutoCad:https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2Zt0NUYRiD00c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link

Κήποι Ζαλπείου	277,276,p1
Κήποι Ζαλπείου	275,277,p1
Κήποι Ζαλπείου	277,275,p1
Κήποι Ζαλπείου	267,277,p1
Κήποι Ζαλπείου	277,267,p1
Κήποι Ζαλπείου	249,277,p1
Κήποι Ζαλπείου	277,249,p1
Κήποι Ζαλπείου	276,281,p1
Κήποι Ζαλπείου	281,276,p1
Κήποι Ζαλπείου	105,281,p1
Κήποι Ζαλπείου	281,105,p1
Κήποι Ζαλπείου	99,105,p1
Κήποι Ζαλπείου	105,99,p1
Κήποι Ζαλπείου	105,106,p1
Κήποι Ζαλπείου	106,105,p1
Κήποι Ζαλπείου	280,281,p1
Κήποι Ζαλπείου	281,280,p1
Κήποι Ζαλπείου	280,279,p1
Κήποι Ζαλπείου	279,280,p1
Κήποι Ζαλπείου	277,279,p1
Κήποι Ζαλπείου	279,277,p1
Κήποι Ζαλπείου	278,279,p1
Κήποι Ζαλπείου	279,278,p1
Κήποι Ζαλπείου	249,278,p1
Κήποι Ζαλπείου	278,249,p1
Κήποι Ζαλπείου	244,278,p1
Κήποι Ζαλπείου	278,244,p1
Εθνικός Κήπος	280,282,p1
Εθνικός Κήπος	282,280,p1
Εθνικός Κήπος	111,282,p1
Εθνικός Κήπος	282,111,p1
Εθνικός Κήπος	282,284,p1
Εθνικός Κήπος	284,282,p1
Εθνικός Κήπος	284,283,p1
Εθνικός Κήπος	283,284,p1
Εθνικός Κήπος	115,283,p1
Εθνικός Κήπος	283,115,p1
Εθνικός Κήπος	283,142,p1
Εθνικός Κήπος	142,283,p1
Εθνικός Κήπος	278,293,p1
Εθνικός Κήπος	293,278,p1
Εθνικός Κήπος	293,285,p1
Εθνικός Κήπος	285,293,p1
Εθνικός Κήπος	284,293,p1
Εθνικός Κήπος	293,284,p1
Εθνικός Κήπος	290,285,p1
Εθνικός Κήπος	285,290,p1
Εθνικός Κήπος	292,285,p1
Εθνικός Κήπος	285,292,p1
Εθνικός Κήπος	286,290,p1
Εθνικός Κήπος	290,286,p1
Εθνικός Κήπος	292,287,p1
Εθνικός Κήπος	287,292,p1
Εθνικός Κήπος	286,288,p1
Εθνικός Κήπος	288,286,p1
Εθνικός Κήπος	287,288,p1
Εθνικός Κήπος	288,287,p1
Εθνικός Κήπος	225,288,p1
Εθνικός Κήπος	288,225,p1



Εικόνα 9.1.9: Στοιχεία Nijk επί των μονοπατιών των Κήπων Ζαλπείου

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση
AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2ZtONUYRiDO0c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link



Εικόνα 9.1.10: Στοιχεία Nijk επί των μονοπατιών του Εθνικού Κήπου

Πηγή: Microsoft Bing Maps, Μορφοποίηση
AutoCad: https://drive.google.com/file/d/1wIVhtwa84V2ZtONUYRiDO0c5izf5Bqyx/view?usp=drive_link

Πίνακας 9.2 :Τιμές Μεταβλητών Περιοχής Μελέτης

Οδός	i,j,k	Μήκος l _{i,j,k} (m)	Οδήγηση αντίθετα στο ρεύμα ή όχι x _{i,j,k} (0/1)	Μέση ταχύτητα Οχημάτων z _{i,j,k} (km/h)	Δυνατότητα προσπέρασης o _{i,j,k} (0/1)	Διέλευση λεωφορείου c _{i,j,k} (0/1)	Ποδηλατόδρομος b _{i,j,k} (0/1)	Χρόνος διαδρομής t _{i,j,k} (second)	Κλίση g _{i,j,k} (%)	Ευρύτητα Πεζοδρομίου w _{i,j,k} (m)	Φόρτος πεζών ρ _{i,j,k} (πεζοί/15 λεπτά/m)
Βασιλέως Κωνσταντίνου	92,93,r1	12,4	1	36	1	1	0	5,6	0,81	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,92,r1	12,4	0	36	1	1	0	5,2	-0,81	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	92,93,ρ1	12,4	0	0	1	0	0	8,1	0,81	3,91	11,51
Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,92,ρ1	12,4	0	0	1	0	0	7,5	-0,81	9,91	4,54
Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,90,ρ1	27,31	0	0	1	0	0	2,9	1,61	6,12	10,78
Βασιλέως Κωνσταντίνου	90,93,ρ1	27,31	0	0	1	0	0	3,5	-1,61	6,12	10,78
Βασιλέως Κωνσταντίνου	90,89,r1	29,04	0	36	1	1	0	4,4	0,38	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,90,r1	29,04	1	36	1	1	0	4,4	-0,38	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,95,r1	32,75	1	36	1	1	0	5,2	2,69	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	95,93,r1	32,75	0	36	1	1	0	4,8	-2,69	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	93,95,ρ1	32,75	0	0	1	0	0	7,5	2,69	4,53	9,93
Βασιλέως Κωνσταντίνου	95,93,ρ1	32,75	0	0	1	0	0	6,3	-2,69	4,53	9,93
Βασιλέως Κωνσταντίνου	95,89,ρ1	28,23	0	0	1	0	0	2,9	-1,17	8,11	8,14

Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,95,ρ1	28,23	0	0	1	0	0	4,0	1,17	8,11	8,14
Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,85,r1	141,7	0	36	1	1	0	23,2	2,73	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,89,r1	141,7	1	36	1	1	0	20,4	-2,73	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	89,85,ρ1	141,7	0	0	1	0	0	33,4	2,73	2,32	63,36
Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,89,ρ1	141,7	0	0	1	0	0	29,4	-2,73	2,32	63,36
Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,95,r1	133,68	0	36	1	1	0	18,0	-2,59	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,97,r1	130,4	0	27	1	1	0	17,6	-2,74	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	98,87,r1	125,72	1	36	1	1	0	21,2	2,95	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,98,r1	125,72	0	27	1	1	0	17,6	-2,95	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	98,87,ρ1	125,72	0	0	1	0	0	30,5	2,95	5,47	13,16
Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,98,ρ1	125,72	0	0	1	0	0	25,3	-2,95	5,47	13,16
Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,86,ρ1	27,37	0	0	1	0	0	3,5	0,07	6,2	10,65
Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,85,ρ1	27,37	0	0	1	0	0	2,9	-0,07	6,2	10,65
Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,87,r1	16,73	0	36	1	1	0	0,6	-0,60	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,86,r1	16,73	1	36	1	1	0	0,7	0,60	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,87,ρ1	16,73	0	0	1	0	0	0,9	-0,60	3,5	11,14

Βασιλέως Κωνσταντίνου	87,86,ρ1	16,73	0	0	1	0	0	1,0	0,60	3,5	11,14
Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,84,ρ1	15,36	1	36	1	1	0	4,8	1,04	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,86,ρ1	15,36	0	36	1	1	0	4,2	-1,04	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	86,84,ρ1	15,36	0	0	1	0	0	6,9	1,04	3,47	11,24
Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,86,ρ1	15,36	0	0	1	0	0	6,0	-1,04	3,47	11,24
Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,2,ρ1	159,83	0	36	1	1	0	28,8	0,42	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,85,ρ1	159,83	1	36	1	1	0	27,6	-0,42	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	85,2,ρ1	159,83	0	0	1	0	0	41,5	0,42	2,32	58,62
Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,85,ρ1	159,83	0	0	1	0	0	39,7	-0,42	2,32	58,62
Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,83,ρ1	25,83	1	36	1	1	0	4,8	5,30	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,84,ρ1	25,83	0	36	1	1	0	4,2	-5,30	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	84,83,ρ1	25,83	0	0	1	0	0	6,9	5,30	3,47	11,24
Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,84,ρ1	25,83	0	0	1	0	0	6,0	-5,30	3,47	11,24
Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,82,ρ1	110,69	1	36	1	1	0	16,8	0,68	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	82,83,ρ1	110,69	0	36	1	1	0	16,8	-0,68	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	83,82,ρ1	110,69	0	0	1	0	0	24,2	0,68	3,05	0,00

Βασιλέως Κωνσταντίνου	82,83,r1	110,69	0	0	1	0	0	24,2	-0,68	3,05	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,82,r1	56,33	0	18	0	1	0	6,8	2,65	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,2,r1	11,65	1	36	1	1	0	1,2	-1,20	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,1,r1	11,65	0	36	1	1	0	1,2	1,20	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,2,p1	11,65	0	0	1	0	0	1,7	-1,20	6,2	20,32
Βασιλέως Κωνσταντίνου	2,1,p1	11,65	0	0	1	0	0	1,7	1,20	6,2	20,32
Βασιλέως Κωνσταντίνου	82,81,r1	51,6	1	36	1	1	0	7,2	0,93	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	81,82,r1	51,6	0	36	1	1	0	7,2	-0,93	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	1,81,p1	22,19	0	0	1	0	0	3,5	8,88	7	9,43
Βασιλέως Κωνσταντίνου	81,1p1	22,19	0	0	1	0	0	2,9	-8,88	7	9,43
Βασιλέως Κωνσταντίνου	81,80,r1	59,25	1	36	1	1	0	8,8	-0,20	0	0,00
Βασιλέως Κωνσταντίνου	80,81,r1	59,25	0	36	1	1	0	8,4	0,20	0	0,00
Βασιλέως Γεωργίου Β	114,113,r1	105,09	1	18	0	0	0	17,6	0,51	0	0,00
Βασιλέως Γεωργίου Β	113,114,r1	105,09	0	18	0	0	0	17,2	-0,51	0	0,00
Βασιλέως Γεωργίου Β	113,114,p1	105,09	0	0	1	0	0	24,8	0,51	4	15,75
Βασιλέως Γεωργίου Β	114,113,p1	105,09	0	0	1	0	0	25,3	-0,51	4	15,75

Βασιλέως Γεωργίου Β	114,112,r1	105,09	0	18	0	0	0	17,6	0,34	0	0,00
Βασιλέως Γεωργίου Β	112,114,r1	105,09	1	18	0	0	0	17,2	-0,34	0	0,00
Βασιλέως Γεωργίου Β	114,112,p1	105,09	0	0	1	0	0	25,3	0,34	2,16	29,17
Βασιλέως Γεωργίου Β	112,114,p1	105,09	0	0	1	0	0	24,8	-0,34	2,16	29,17
Ηρώδου Αττικού	87,99,r1	44,01	1	14,63	1	0	0	9,6	2,00	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	99,87,r1	44,01	0	14,63	1	0	0	8,0	-2,00	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	87,99,p1	44,01	0	0	1	0	0	13,8	2,00	7,91	4,93
Ηρώδου Αττικού	99,87,p1	44,01	0	0	1	0	0	11,5	-2,00	7,91	4,93
Ηρώδου Αττικού	86,99,r1	38,5	1	14,63	1	0	0	9,6	2,03	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	99,86,r1	38,5	0	14,63	1	0	0	8,0	-2,03	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	86,99,p1	38,5	0	0	1	0	0	13,8	2,03	2,19	17,81
Ηρώδου Αττικού	99,86,p1	38,5	0	0	1	0	0	11,5	-2,03	2,19	17,81
Ηρώδου Αττικού	84,99,p1	29,55	0	0	1	0	0	9,2	2,10	2,66	14,66
Ηρώδου Αττικού	99,84,p1	29,55	0	0	1	0	0	7,7	-2,10	2,66	14,66
Ηρώδου Αττικού	83,99,r1	34,89	1	14,63	1	0	0	6,4	-2,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	99,83,r1	34,89	0	14,63	1	0	0	6,0	2,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	83,99,p1	36,73	0	0	1	0	0	9,2	-2,04	8,31	4,69
Ηρώδου Αττικού	99,83,p1	36,73	0	0	1	0	0	8,6	2,04	8,31	4,69
Ηρώδου Αττικού	83,99,p2	31,29	0	0	1	0	0	9,2	-2,40	2,19	17,81
Ηρώδου Αττικού	99,83,p2	31,29	0	0	1	0	0	8,6	2,40	2,19	17,81
Ηρώδου Αττικού	99,106,r1	91,21	1	19,5	1	0	0	14,8	3,73	0	0,00

Ηρώδου Αττικού	106,99,r1	91,21	0	19,5	1	0	0	13,2	-52,36	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	99,106,p1	91,21	0	0	1	0	0	21,3	3,73	3,72	8,87
Ηρώδου Αττικού	106,99,p1	91,21	0	0	1	0	0	19,0	-52,36	3,72	8,87
Ηρώδου Αττικού	99,106,p2	91,21	0	0	1	0	0	21,3	3,73	2,82	24,47
Ηρώδου Αττικού	106,99,p2	91,21	0	0	1	0	0	19,0	-52,36	2,82	24,47
Ηρώδου Αττικού	106,111,r1	161,72	1	19,5	1	0	0	26,4	3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	111,106,r1	161,72	0	19,5	1	0	0	22,0	-3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	106,111,p1	161,72	0	0	1	0	0	38,0	3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	111,106,p1	161,72	0	0	1	0	0	31,7	-3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	106,111,p2	161,72	0	0	1	0	0	38,0	3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	111,106,p2	161,72	0	0	1	0	0	31,7	-3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	111,113,r1	77,54	1	19,5	1	0	0	14,8	3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	113,111,r1	77,54	0	19,5	1	0	0	12,0	-3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	111,113,p1	77,54	0	0	1	0	0	21,3	3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	113,111,p1	77,54	0	0	1	0	0	17,3	-3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	111,69,p1	77,54	0	0	1	0	0	21,3	3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	69,111,p1	77,54	0	0	1	0	0	17,3	-3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	69,113,p1	9,5	0	0	1	0	0	1,7	-0,63	6,04	0,00
Ηρώδου Αττικού	113,69,p1	9,5	0	0	1	0	0	1,7	0,63	6,04	0,00
Ηρώδου Αττικού	113,112,r1	9,37	1	19,5	1	0	0	0,6	3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	112,113,r1	9,37	0	19,5	1	0	0	0,6	-3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	113,112,p1	9,37	0	0	1	0	0	0,9	3,15	6,33	5,21
Ηρώδου Αττικού	112,113,p1	9,37	0	0	1	0	0	0,9	-3,15	6,33	5,21

Ηρώδου Αττικού	112,115,r1	100	1	19,5	1	0	0	20,0	3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	115,112,r1	100	0	19,5	1	0	0	16,4	-3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	112,115,p1	100	0	0	1	0	0	28,8	3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	115,112,p1	100	0	0	1	0	0	23,6	-3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	69,115,p1	109,37	0	0	1	0	0	28,8	3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	115,69,p1	109,37	0	0	1	0	0	23,6	-3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	115,126,r1	162,67	1	19,5	1	0	0	25,6	3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	126,115,r1	162,67	0	19,5	1	0	0	20,4	-3,15	0	0,00
Ηρώδου Αττικού	115,126,p1	162,67	0	0	1	0	0	36,9	3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	126,115,p1	162,67	0	0	1	0	0	29,4	-3,15	5,7	12,11
Ηρώδου Αττικού	115,127,p1	162,67	0	0	1	0	0	36,9	3,15	3,1	10,65
Ηρώδου Αττικού	127,115,p1	162,67	0	0	1	0	0	29,4	-3,15	3,1	10,65
Πέτρου Αραβαντινού	106,100,r1	90,43	0	18	1	0	0	13,2	-1,54	0	0,00
Πέτρου Αραβαντινού	100,106,r1	90,43	1	18	1	0	0	14,8	1,54	0	0,00
Πέτρου Αραβαντινού	100,82,r1	26,38	1	18	0	0	0	5,2	-2,27	0	0,00
Πέτρου Αραβαντινού	82,100,r1	26,38	0	18	0	0	0	5,2	2,27	0	0,00
Ησιόδου	100,101,r1	106,25	0	18	1	0	0	16,0	0,45	0	0,00
Ησιόδου	101,100,r1	106,25	1	18	1	0	0	15,2	-0,45	0	0,00
Μελεάγρου	101,114,r1	170,78	0	12	0	0	0	30,8	5,02	0	0,00
Μελεάγρου	114,101,r1	170,78	1	12	0	0	0	23,6	-5,02	0	0,00
Μελεάγρου	101,114,r2	170,78	1	12	0	0	0	30,8	5,02	0	0,00
Μελεάγρου	114,101,r2	170,78	0	12	0	0	0	23,6	-5,02	0	0,00
Μελεάγρου	80,101,r1	30,38	0	12	0	0	0	6,0	2,07	0	0,00

Μελεάγρου	101,80,r1	30,38	1	12	0	0	0	5,2	-2,07	0	0,00
Μελεάγρου	80,101,r2	30,38	1	12	0	0	0	6,0	2,07	0	0,00
Μελεάγρου	101,80,r2	30,38	0	12	0	0	0	5,2	-2,07	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	148,174,r1	139,95	0	30	1	1	0	18,4	-3,82	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	175,148,r1	141,37	1	30	1	1	0	22,8	3,80	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	148,175,r1	141,37	0	30	1	1	0	18,4	-3,80	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	175,148,p1	138,04	0	0	1	0	0	32,8	3,89	3,15	93,33
Βασιλίσσης Σοφίας	148,175,p1	138,04	0	0	1	0	0	26,5	-3,89	3,15	93,33
Βασιλίσσης Σοφίας	174,175,p1	10,69	0	0	1	0	0	1,2	-0,28	6,51	47,93
Βασιλίσσης Σοφίας	175,174,p1	10,69	0	0	1	0	0	0,6	0,28	6,51	47,93
Βασιλίσσης Σοφίας	170,173,p1	6,77	0	0	1	0	0	0,6	1,33	6,63	47,06
Βασιλίσσης Σοφίας	173,170,p1	6,77	0	0	1	0	0	0,6	-1,33	6,63	47,06
Βασιλίσσης Σοφίας	173,146,r1	131,93	0	30	1	1	0	22,8	3,74	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	146,173,r1	131,93	1	30	1	1	0	18,4	-3,74	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	173,146,p1	130,72	0	0	1	0	0	32,8	3,78	2,5	28,80
Βασιλίσσης Σοφίας	146,173,p1	130,72	0	0	1	0	0	26,5	-3,78	2,5	28,80
Βασιλίσσης Σοφίας	146,148,p1	23,9	0	0	1	0	0	3,5	1,46	6,6	9,09
Βασιλίσσης Σοφίας	148,146,p1	23,9	0	0	1	0	0	2,9	-1,46	6,6	9,09
Βασιλίσσης Σοφίας	148,149,p1	27,87	0	0	1	0	0	2,9	6,32	7,05	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	149,148,p1	27,87	0	0	1	0	0	2,3	-6,32	7,05	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	148,149,r1	27,87	1	30	1	1	0	2,0	6,32	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	149,148,r1	27,87	0	30	1	1	0	1,6	-6,32	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	146,147,r1	27,87	0	30	1	1	0	2,0	5,06	0	0,00

Βασιλίσσης Σοφίας	147,146,r1	27,87	1	30	1	1	0	1,6	-5,06	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	146,147,p1	27,87	0	0	1	0	0	2,9	5,06	2,5	86,40
Βασιλίσσης Σοφίας	147,146,p1	27,87	0	0	1	0	0	2,3	-5,06	2,5	86,40
Βασιλίσσης Σοφίας	149,147,p1	23,9	0	0	1	0	0	2,9	-3,14	6,6	9,09
Βασιλίσσης Σοφίας	147,149,p1	23,9	0	0	1	0	0	3,5	3,14	6,6	9,09
Βασιλίσσης Σοφίας	147,142,r1	104,09	0	30	1	1	0	21,2	3,09	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	142,147,r1	104,09	1	30	1	1	0	18,0	-3,09	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	147,142,p1	104,09	0	0	1	0	0	30,5	3,09	2,5	26,40
Βασιλίσσης Σοφίας	142,147,p1	104,09	0	0	1	0	0	25,9	-3,09	2,5	26,40
Βασιλίσσης Σοφίας	149,128,r1	229,82	1	30	1	1	0	40,8	1,08	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	128,149,r1	229,82	0	30	1	1	0	37,6	-1,08	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	149,128,p1	229,82	0	0	1	0	0	58,8	1,08	3,15	43,81
Βασιλίσσης Σοφίας	128,149,p1	229,82	0	0	1	0	0	54,1	-1,08	3,15	43,81
Βασιλίσσης Σοφίας	142,126,r1	114,38	0	30	1	1	0	19,6	0,03	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	126,142,r1	114,38	1	30	1	1	0	18,0	-0,03	0	0,00
Βασιλίσσης Σοφίας	142,126,p1	114,38	0	0	1	0	0	28,2	0,03	2,5	26,40
Βασιλίσσης Σοφίας	126,142,p1	114,38	0	0	1	0	0	25,9	-0,03	2,5	26,40
Βασιλίσσης Σοφίας	128,126,p1	23,9	0	0	1	0	0	2,9	0,04	7	8,57
Βασιλίσσης Σοφίας	126,128,p1	23,9	0	0	1	0	0	3,5	-0,04	7	8,57
Βασιλίσσης Σοφίας	126,127,p1	9,9	0	0	1	0	0	2,6	-2,22	6,8	9,71
Βασιλίσσης Σοφίας	127,126,p1	9,9	0	0	1	0	0	2,3	2,22	6,8	9,71
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	173,206,p1	80,85	0	0	1	0	0	16,1	0,37	12,47	6,26

Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	206,173,ρ1	80,85	0	0	1	0	0	16,1	-0,37	12,47	6,26
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	217,206,ρ1	73,43	0	0	1	0	0	16,1	-1,70	12,47	6,26
Πλατεία Μνημείου Αγνώστου Στρατιώτη	206,217,ρ1	73,43	0	0	1	0	0	16,1	1,70	12,47	6,26
Αμαλίας	174,176,ρ1	26,86	0	10,5	1	1	0	3,2	-5,77	0	0,00
Αμαλίας	176,174,ρ1	34,96	0	0	1	0	0	4,6	4,43	7,3	42,74
Αμαλίας	174,176,ρ1	34,96	0	0	1	0	0	4,6	-4,43	7,3	42,74
Αμαλίας	170,174,ρ1	21,68	0	22,5	1	1	0	1,2	0,18	0	0,00
Αμαλίας	176,171,ρ1	34,96	0	21	1	1	0	3,2	4,43	7,3	0,00
Αμαλίας	170,174,ρ1	16,5	0	0	1	0	0	1,7	0,24	6,26	49,84
Αμαλίας	174,170,ρ1	16,5	0	0	1	0	0	2,3	-0,24	6,26	49,84
Αμαλίας	171,176,ρ1	19,57	0	0	1	0	0	1,7	0,77	8	39,00
Αμαλίας	176,171,ρ1	19,57	0	0	1	0	0	1,7	-0,77	8	39,00
Αμαλίας	171,172,ρ1	16,41	0	0	1	0	0	2,3	8,41	6,1	51,15
Αμαλίας	172,171,ρ1	16,41	0	0	1	0	0	2,3	-8,41	6,1	51,15
Αμαλίας	170,172,ρ1	18,29	0	0	1	0	0	3,5	-1,53	6,37	48,98
Αμαλίας	172,170,ρ1	18,29	0	0	1	0	0	3,5	1,53	6,37	48,98
Αμαλίας	217,173,ρ1	128,12	0	22,5	1	1	0	18,4	-0,23	0	0,00
Αμαλίας	173,217,ρ1	128,12	1	22,5	1	1	0	18,0	0,23	0	0,00
Αμαλίας	217,173,ρ1	128,12	0	0	1	0	0	26,5	-0,23	7,28	10,71
Αμαλίας	173,217,ρ1	128,12	0	0	1	0	0	25,9	0,23	7,28	10,71
Αμαλίας	217,170,ρ1	129,94	0	22,5	1	1	0	18,4	-0,30	0	0,00

Αμαλίας	215,172,r1	132,02	0	22,5	1	0	0	17,6	0,49	0	0,00
Αμαλίας	214,171,r1	124,62	1	21	1	1	0	16,8	0,46	0	0,00
Αμαλίας	171,214,r1	124,62	0	21	1	1	0	16,0	-0,46	0	0,00
Αμαλίας	214,171,p1	119,03	0	0	1	0	0	24,2	0,48	9,27	23,95
Αμαλίας	171,214,p1	119,03	0	0	1	0	0	23,0	-0,48	9,27	23,95
Αμαλίας	216,217,r1	15,38	0	22,5	1	1	0	1,2	8,91	0	0,00
Αμαλίας	217,216,r1	15,38	1	22,5	1	1	0	0,8	-8,91	0	0,00
Αμαλίας	216,217,p1	15,38	0	0	1	0	0	1,7	8,91	2,73	28,57
Αμαλίας	217,216,p1	15,38	0	0	1	0	0	1,2	-8,91	2,73	28,57
Αμαλίας	214,215,p1	13	0	0	1	0	0	2,9	10,00	6,6	23,64
Αμαλίας	215,214,p1	13	0	0	1	0	0	2,9	-10,00	6,6	23,64
Αμαλίας	215,216,p1	18,48	0	0	1	0	0	3,5	-0,27	6,4	24,38
Αμαλίας	216,215,p1	18,48	0	0	1	0	0	3,5	0,27	6,4	24,38
Αμαλίας	225,216,r1	85,07	0	22,5	1	1	0	13,6	-0,09	0	0,00
Αμαλίας	216,225,r1	85,07	1	22,5	1	1	0	13,2	0,09	0	0,00
Αμαλίας	225,216,p1	85,07	0	0	1	0	0	19,6	-0,09	6,75	13,78
Αμαλίας	216,225,p1	85,07	0	0	1	0	0	19,0	0,09	6,75	13,78
Αμαλίας	224,214,r1	95,49	1	21	1	1	0	12,4	0,96	0	0,00
Αμαλίας	214,224,r1	95,49	0	21	1	1	0	12,0	-0,96	0	0,00
Αμαλίας	224,214,p1	95,49	0	0	1	0	0	17,9	0,96	2,66	47,37
Αμαλίας	214,224,p1	95,49	0	0	1	0	0	17,3	-0,96	2,66	47,37
Αμαλίας	224,225,p1	35,96	0	0	1	0	0	4,0	6,26	6,04	0,00
Αμαλίας	225,224,p1	35,96	0	0	1	0	0	4,0	-6,26	6,04	0,00

Αμαλίας	232,224,r1	122,19	1	21	1	1	0	18,8	0,86	0	0,00
Αμαλίας	224,232,r1	122,19	0	21	1	1	0	17,6	-0,86	0	0,00
Αμαλίας	232,224,p1	122,19	0	0	1	0	0	27,1	0,86	2,7	38,89
Αμαλίας	224,232,p1	122,19	0	0	1	0	0	25,3	-0,86	2,7	38,89
Αμαλίας	232,225,r1	149,8	0	22,5	1	0	0	23,2	2,20	0	0,00
Αμαλίας	233,225,r1	139,55	0	22,5	1	0	0	19,6	2,24	0	0,00
Αμαλίας	225,233,r1	139,55	1	22,5	1	1	0	18,4	-2,24	0	0,00
Αμαλίας	233,225,p1	139,55	0	0	1	0	0	28,2	2,24	5,67	17,46
Αμαλίας	225,233,p1	139,55	0	0	1	0	0	26,5	-2,24	5,67	17,46
Αμαλίας	232,233,p1	29,8	0	0	1	0	0	3,5	0,57	6,35	6,14
Αμαλίας	233,232,p1	29,8	0	0	1	0	0	4,0	-0,57	6,35	6,14
Αμαλίας	244,233,r1	47,93	0	22,5	1	1	0	9,6	1,52	0	0,00
Αμαλίας	233,244,r1	47,93	1	22,5	1	1	0	8,8	-1,52	0	0,00
Αμαλίας	244,233,p1	47,93	0	0	1	0	0	13,8	1,52	5,67	17,46
Αμαλίας	233,244,p1	47,93	0	0	1	0	0	12,7	-1,52	5,67	17,46
Αμαλίας	245,232,r1	85,28	1	22,5	1	1	0	15,2	1,24	0	0,00
Αμαλίας	232,245,r1	85,28	0	22,5	1	1	0	14,4	-1,24	0	0,00
Αμαλίας	245,232,p1	85,28	0	0	1	0	0	21,9	1,24	2,28	46,05
Αμαλίας	232,245,p1	85,28	0	0	1	0	0	20,7	-1,24	2,28	46,05
Αμαλίας	245,249,p1	28,99	0	0	1	0	0	3,5	0,07	6	6,50
Αμαλίας	249,245,p1	28,99	0	0	1	0	0	3,5	-0,07	6	6,50
Αμαλίας	249,244,r1	42,03	0	22,5	1	1	0	8,0	1,14	0	0,00
Αμαλίας	244,249,r1	42,03	1	22,5	1	1	0	7,2	-1,14	0	0,00

Αμαλίας	249,244,p1	42,03	0	0	1	0	0	11,5	1,14	2,27	43,61
Αμαλίας	244,249,p1	42,03	0	0	1	0	0	10,4	-1,14	2,27	43,61
Αμαλίας	246,245,r1	37,65	1	22,5	1	1	0	7,6	0,69	0	0,00
Αμαλίας	245,246,r1	37,65	0	22,5	1	1	0	6,0	-0,69	0	0,00
Αμαλίας	246,245,p1	37,65	0	0	1	0	0	10,9	0,69	3,88	27,06
Αμαλίας	245,246,p1	37,65	0	0	1	0	0	8,6	-0,69	3,88	27,06
Αμαλίας	246,249,r1	46,29	0	11,25	1	1	0	2,4	0,60	0	0,00
Αμαλίας	258,246,r1	131,46	1	22,5	1	1	0	24,0	4,07	0	0,00
Αμαλίας	246,258,r1	131,46	0	22,5	1	1	0	17,2	-4,07	0	0,00
Αμαλίας	258,246,p1	131,46	0	0	1	0	0	34,6	4,07	5,67	17,99
Αμαλίας	246,258,p1	131,46	0	0	1	0	0	24,8	-4,07	5,67	17,99
Αμαλίας	265,249,r1	141,69	0	22,5	1	1	0	19,6	3,48	0	0,00
Αμαλίας	249,265,r1	141,69	1	22,5	1	1	0	16,0	0,00	0	0,00
Αμαλίας	265,249,p1	141,69	0	0	1	0	0	28,2	3,48	5,22	8,05
Αμαλίας	249,265,p1	141,69	0	0	1	0	0	23,0	0,00	5,22	8,05
Αμαλίας	258,262,r1	44,18	0	22,5	1	0	0	6,0	-2,74	0	0,00
Αμαλίας	257,258,r1	36,24	1	22,5	1	1	0	8,4	4,47	0	0,00
Αμαλίας	258,257,r1	36,24	0	22,5	1	1	0	4,8	-4,47	0	0,00
Αμαλίας	257,258,p1	36,24	0	0	1	0	0	12,1	4,47	5,67	17,99
Αμαλίας	258,257,p1	36,24	0	0	1	0	0	6,9	-4,47	5,67	17,99
Αμαλίας	257,262,p1	28,33	0	0	1	0	0	2,9	1,45	6	6,50
Αμαλίας	262,257,p1	28,33	0	0	1	0	0	3,5	-1,45	6	6,50
Αμαλίας	262,263,r1	17,55	0	22,5	1	1	0	2,8	1,88	0	0,00

Αμαλίας	263,262,r1	17,55	1	22,5	1	1	0	2,0	-1,88	0	0,00
Αμαλίας	262,263,p1	17,55	0	0	1	0	0	4,0	1,88	6	5,50
Αμαλίας	263,262,p1	17,55	0	0	1	0	0	2,9	-1,88	6	5,50
Αμαλίας	263,264,r1	7,19	0	22,5	1	1	0	1,2	3,62	0	0,00
Αμαλίας	264,263,r1	7,19	1	22,5	1	1	0	0,8	-3,62	0	0,00
Αμαλίας	263,264,p1	7,19	0	0	1	0	0	1,7	3,62	6	5,50
Αμαλίας	264,263,p1	7,19	0	0	1	0	0	1,2	-3,62	6	5,50
Αμαλίας	264,265,r1	25,16	0	22,5	1	1	0	8,0	24,84	0	0,00
Αμαλίας	265,264,r1	25,16	1	22,5	1	1	0	7,6	-24,84	0	0,00
Αμαλίας	264,265,p1	25,16	0	0	1	0	0	11,5	24,84	4	8,25
Αμαλίας	265,264,p1	25,16	0	0	1	0	0	10,9	-24,84	4	8,25
Βασιλίσσης Όλγας	259,261,r1	19,66	0	16,5	1	0	0	5,6	3,31	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	261,259,r1	19,66	1	16,5	1	0	0	5,6	-3,31	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	259,261,p1	19,66	0	0	1	0	0	8,1	3,31	5,04	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	261,259,p1	19,66	0	0	1	0	0	8,1	-3,31	5,04	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	259,262,p1	16,88	0	0	1	0	0	5,8	5,75	4,66	7,08
Βασιλίσσης Όλγας	262,259,p1	16,88	0	0	1	0	0	5,2	-5,75	4,66	7,08
Βασιλίσσης Όλγας	261,262,r1	21,16	1	16,5	1	1	0	8,0	1,51	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	262,261,r1	21,16	0	16,5	1	1	0	6,8	-1,51	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	266,263,b1	33,06	0	0	1	0	1	8,0	1,45	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	263,266,b1	33,06	0	0	1	0	1	6,8	-1,45	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	266,265,r1	46,63	0	16,5	1	1	0	9,6	14,99	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	265,266,r1	46,63	1	16,5	1	1	0	8,0	-14,99	0	0,00

Βασιλίσσης Όλγας	266,265,p2	46,63	0	0	1	0	0	13,8	14,99	4,05	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	265,266,p2	46,63	0	0	1	0	0	11,5	-14,99	4,05	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	267,266,r1	102,65	0	16,5	1	1	0	13,2	2,74	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	266,267,r1	102,65	1	16,5	1	1	0	11,6	-2,74	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	267,266,p1	102,65	0	0	1	0	0	19,0	2,74	3,5	29,14
Βασιλίσσης Όλγας	266,267,p1	102,65	0	0	1	0	0	16,7	-2,74	3,5	29,14
Βασιλίσσης Όλγας	267,266,b1	102,65	0	0	1	0	1	13,2	2,74	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	266,267,b1	102,65	0	0	1	0	1	11,6	-2,74	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	268,267,r1	100,16	0	16,5	1	1	0	16,4	3,06	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	267,268,r1	100,16	1	16,5	1	1	0	14,0	-3,06	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	268,267,p1	100,16	0	0	1	0	0	23,6	3,06	5,43	18,78
Βασιλίσσης Όλγας	267,268,p1	100,16	0	0	1	0	0	20,2	-3,06	5,43	18,78
Βασιλίσσης Όλγας	268,267,b1	100,16	0	0	1	0	1	16,4	3,06	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	267,268,b1	100,16	0	0	1	0	1	14,0	-3,06	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	269,268,r1	25,46	0	16,5	1	1	0	4,8	2,36	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	268,269,r1	25,46	1	16,5	1	1	0	4,0	-2,36	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	269,268,p1	25,46	0	0	1	0	0	6,9	2,36	11,69	8,73
Βασιλίσσης Όλγας	268,269,p1	25,46	0	0	1	0	0	5,8	-2,36	11,69	8,73
Βασιλίσσης Όλγας	269,268,b1	25,46	0	0	1	0	1	4,8	2,36	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	268,269,b1	25,46	0	0	1	0	1	4,8	-2,36	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	270,269,r1	102,83	0	16,5	1	1	0	15,6	1,48	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	269,270,r1	102,83	1	16,5	1	1	0	14,8	-1,48	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	270,269,p1	102,83	0	0	1	0	0	22,5	1,48	5,43	18,78

Βασιλίσσης Όλγας	269,270,p1	102,83	0	0	1	0	0	21,3	-1,48	5,43	18,78
Βασιλίσσης Όλγας	270,269,b1	102,83	0	0	1	0	1	15,6	1,48	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	269,270,b1	102,83	0	0	1	0	1	14,8	-1,48	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,261,r1	402,84	1	16,5	1	1	0	55,6	1,87	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	261,271,r1	402,84	0	16,5	1	1	0	48,0	-1,87	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,261,p1	402,84	0	0	1	0	0	80,1	1,87	2,8	36,43
Βασιλίσσης Όλγας	261,271,p1	402,84	0	0	1	0	0	69,1	-1,87	2,8	36,43
Βασιλίσσης Όλγας	271,270,r1	56,25	0	16,5	1	1	0	6,0	-0,52	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	270,271,r1	56,25	1	16,5	1	1	0	5,2	0,52	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,270,p1	56,25	0	0	1	0	0	8,6	-0,52	3,3	30,91
Βασιλίσσης Όλγας	270,271,p1	56,25	0	0	1	0	0	7,5	0,52	3,3	30,91
Βασιλίσσης Όλγας	271,270,b1	56,25	0	0	1	0	1	6,0	-0,52	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	270,271,b1	56,25	0	0	1	0	1	5,2	0,52	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,96,r1	48,2	0	16,5	1	1	0	13,2	1,83	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	96,271,r1	48,2	1	16,5	1	1	0	14,0	-1,83	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,96,p1	48,2	0	0	1	0	0	19,0	1,83	6,37	16,01
Βασιλίσσης Όλγας	96,271,p1	48,2	0	0	1	0	0	20,2	-1,83	6,37	16,01
Βασιλίσσης Όλγας	271,93,r1	61,25	0	16,5	1	1	0	11,6	2,42	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,93,b1	59,64	0	0	1	0	1	11,6	2,48	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	93,271,b1	59,64	0	0	1	0	1	14,0	-2,48	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,97,b1	68,77	0	0	1	0	1	10,4	3,30	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	97,271,b1	68,77	0	0	1	0	1	12,0	-2,15	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	97,98,p1	10,2	0	0	1	0	0	1,7	6,37	6	7,50

Βασιλίσσης Όλγας	98,97,ρ1	10,2	0	0	1	0	0	1,2	-6,37	6	7,50
Βασιλίσσης Όλγας	96,92,ρ1	10,72	0	0	1	0	0	1,2	2,89	6	7,50
Βασιλίσσης Όλγας	92,96,ρ1	10,72	0	0	1	0	0	1,2	-2,89	6	7,50
Βασιλίσσης Όλγας	98,271,ρ1	60,68	0	16,5	1	1	0	12,0	-3,51	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	271,98,ρ1	60,68	1	16,5	1	1	0	10,4	3,51	0	0,00
Βασιλίσσης Όλγας	98,271,ρ1	60,68	0	0	1	0	0	17,3	-3,51	3,3	30,91
Βασιλίσσης Όλγας	271,98,ρ1	60,68	0	0	1	0	0	15,0	3,51	3,3	30,91
Κήποι Ζαπτείου	270,273,ρ1	125,36	0	0	1	0	0	29,4	5,98	9,57	1,25
Κήποι Ζαπτείου	273,270,ρ1	125,36	0	0	1	0	0	24,2	-5,98	9,57	1,25
Κήποι Ζαπτείου	98,273,ρ1	177,66	0	0	1	0	0	38,6	2,86	3,4	2,65
Κήποι Ζαπτείου	273,98,ρ1	177,66	0	0	1	0	0	32,3	-2,86	3,4	2,65
Κήποι Ζαπτείου	273,276,ρ1	30,3	0	0	1	0	0	5,2	10,33	22,79	2,90
Κήποι Ζαπτείου	276,273,ρ1	30,3	0	0	1	0	0	3,5	-10,33	22,79	2,90
Κήποι Ζαπτείου	275,276,ρ1	76,92	0	0	1	0	0	16,1	1,47	31,36	2,10
Κήποι Ζαπτείου	276,275,ρ1	76,92	0	0	1	0	0	15,6	-1,47	31,36	2,10
Κήποι Ζαπτείου	269,272,ρ1	50,49	0	0	1	0	0	11,5	6,26	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	272,269,ρ1	50,49	0	0	1	0	0	10,9	-6,26	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	268,272,ρ1	50,49	0	0	1	0	0	11,5	5,07	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	272,268,ρ1	50,49	0	0	1	0	0	10,9	-5,07	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	272,274,ρ1	60,27	0	0	1	0	0	13,8	2,87	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	274,272,ρ1	60,27	0	0	1	0	0	13,2	-2,87	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	272,274,ρ2	60,27	0	0	1	0	0	13,8	2,87	5,55	1,62
Κήποι Ζαπτείου	274,272,ρ2	60,27	0	0	1	0	0	13,2	-2,87	5,55	1,62

Κήποι Ζαπτείου	274,275,ρ1	21,72	0	0	1	0	0	8,6	15,06	23,4	0,38
Κήποι Ζαπτείου	275,274,ρ1	21,72	0	0	1	0	0	5,8	-15,06	23,4	0,38
Κήποι Ζαπτείου	276,277,ρ1	133,03	0	0	1	0	0	28,2	0,64	16,64	3,97
Κήποι Ζαπτείου	277,276,ρ1	133,03	0	0	1	0	0	27,6	-0,64	16,64	3,97
Κήποι Ζαπτείου	275,277,ρ1	86,8	0	0	1	0	0	16,1	2,07	16,64	3,97
Κήποι Ζαπτείου	277,275,ρ1	86,8	0	0	1	0	0	15,6	-2,07	16,64	3,97
Κήποι Ζαπτείου	267,277,ρ1	162,64	0	0	1	0	0	40,3	3,87	10,32	0,00
Κήποι Ζαπτείου	277,267,ρ1	162,64	0	0	1	0	0	34,0	-3,87	10,32	0,00
Κήποι Ζαπτείου	249,277,ρ1	145,19	0	0	1	0	0	28,2	-2,41	13,38	3,59
Κήποι Ζαπτείου	277,249,ρ1	145,19	0	0	1	0	0	31,1	2,41	13,38	3,59
Κήποι Ζαπτείου	276,281,ρ1	124,13	0	0	1	0	0	24,8	0,68	11,8	3,81
Κήποι Ζαπτείου	281,276,ρ1	124,13	0	0	1	0	0	23,6	-0,68	11,8	3,81
Κήποι Ζαπτείου	105,281,ρ1	127,68	0	0	1	0	0	28,2	1,61	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	281,105,ρ1	127,68	0	0	1	0	0	27,6	-1,61	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	99,105,ρ1	117,99	0	0	1	0	0	22,5	2,05	6,29	3,97
Κήποι Ζαπτείου	105,99,ρ1	117,99	0	0	1	0	0	19,0	-2,05	6,29	3,97
Κήποι Ζαπτείου	105,106,ρ1	76,61	0	0	1	0	0	17,3	1,28	8,48	3,77
Κήποι Ζαπτείου	106,105,ρ1	76,61	0	0	1	0	0	17,3	-1,28	8,48	3,77
Κήποι Ζαπτείου	280,281,ρ1	11,49	0	0	1	0	0	2,9	-2,87	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	281,280,ρ1	11,49	0	0	1	0	0	3,5	2,87	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	280,279,ρ1	120,1	0	0	1	0	0	25,3	0,86	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	279,280,ρ1	120,1	0	0	1	0	0	24,8	-0,86	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	277,279,ρ1	108,78	0	0	1	0	0	24,8	1,25	11,8	1,02

Κήποι Ζαπτείου	279,277,ρ1	108,78	0	0	1	0	0	23,6	-1,25	11,8	1,02
Κήποι Ζαπτείου	278,279,ρ1	106,83	0	0	1	0	0	21,3	-0,94	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	279,278,ρ1	106,83	0	0	1	0	0	21,9	0,94	8,72	6,54
Κήποι Ζαπτείου	249,278,ρ1	84,62	0	0	1	0	0	17,3	-1,05	8,72	2,87
Κήποι Ζαπτείου	278,249,ρ1	84,62	0	0	1	0	0	17,3	1,05	8,72	2,87
Κήποι Ζαπτείου	244,278,ρ1	52,61	0	0	1	0	0	14,4	-3,08	5,23	6,12
Κήποι Ζαπτείου	278,244,ρ1	52,61	0	0	1	0	0	16,1	3,08	5,23	6,12
Εθνικός Κήπος	280,282,ρ1	210	0	0	1	0	0	51,3	3,14	6	9,00
Εθνικός Κήπος	282,280,ρ1	210	0	0	1	0	0	43,2	-3,14	6	9,00
Εθνικός Κήπος	111,282,ρ1	350	0	0	1	0	0	72,0	0,79	6	9,00
Εθνικός Κήπος	282,111,ρ1	350	0	0	1	0	0	69,7	-0,79	6	9,00
Εθνικός Κήπος	282,284,ρ1	71	0	0	1	0	0	14,4	-0,39	6	9,00
Εθνικός Κήπος	284,282,ρ1	71	0	0	1	0	0	15,0	0,39	6	9,00
Εθνικός Κήπος	284,283,ρ1	160	0	0	1	0	0	41,5	3,01	6	9,00
Εθνικός Κήπος	283,284,ρ1	160	0	0	1	0	0	36,9	-3,01	6	9,00
Εθνικός Κήπος	115,283,ρ1	215	0	0	1	0	0	48,4	-0,14	6	9,00
Εθνικός Κήπος	283,115,ρ1	215	0	0	1	0	0	49,5	0,14	6	9,00
Εθνικός Κήπος	283,142,ρ1	240	0	0	1	0	0	57,0	2,87	6	9,00
Εθνικός Κήπος	142,283,ρ1	240	0	0	1	0	0	47,8	-2,87	6	9,00
Εθνικός Κήπος	278,293,ρ1	194,66	0	0	1	0	0	45,5	2,22	6	7,50
Εθνικός Κήπος	293,278,ρ1	194,66	0	0	1	0	0	40,9	-2,22	6	7,50
Εθνικός Κήπος	293,285,ρ1	6,52	0	0	1	0	0	2,3	0,46	6	33,00
Εθνικός Κήπος	285,293,ρ1	6,52	0	0	1	0	0	2,3	-0,46	6	33,00

Εθνικός Κήπος	284,293,ρ1	61	0	0	1	0	0	12,1	0,08	6	9,00
Εθνικός Κήπος	293,284,ρ1	61	0	0	1	0	0	12,7	-0,08	6	9,00
Εθνικός Κήπος	290,285,ρ1	7,6	0	0	1	0	0	1,7	-1,58	6	33,00
Εθνικός Κήπος	285,290,ρ1	7,6	0	0	1	0	0	1,7	1,58	6	33,00
Εθνικός Κήπος	292,285,ρ1	8,21	0	0	1	0	0	1,7	2,68	6	33,00
Εθνικός Κήπος	285,292,ρ1	8,21	0	0	1	0	0	1,7	-2,68	6	33,00
Εθνικός Κήπος	286,290,ρ1	28,95	0	0	1	0	0	4,0	-3,21	6	33,00
Εθνικός Κήπος	290,286,ρ1	28,95	0	0	1	0	0	4,0	3,21	6	33,00
Εθνικός Κήπος	292,287,ρ1	31,57	0	0	1	0	0	4,0	4,47	6	33,00
Εθνικός Κήπος	287,292,ρ1	31,57	0	0	1	0	0	4,0	-4,47	6	33,00
Εθνικός Κήπος	286,288,ρ1	6,52	0	0	1	0	0	1,7	1,69	6	33,00
Εθνικός Κήπος	288,286,ρ1	6,52	0	0	1	0	0	1,7	-1,69	6	33,00
Εθνικός Κήπος	287,288,ρ1	6,6	0	0	1	0	0	1,7	-0,45	6	33,00
Εθνικός Κήπος	288,287,ρ1	6,6	0	0	1	0	0	1,7	0,45	6	33,00
Εθνικός Κήπος	225,288,ρ1	7,8	0	0	1	0	0	1,7	0,51	6	33,00
Εθνικός Κήπος	288,225,ρ1	7,8	0	0	1	0	0	1,7	-0,51	6	33,00

Αλγόριθμος 9.3.1 : Εφαρμογή της βιβλιοθήκης της Pymoo

```
import numpy as np
from pymoo.core.problem import ElementwiseProblem
from pymoo.algorithms.moo.nsga2 import NSGA2
from pymoo.optimize import minimize
from pymoo.termination import get_termination
import pandas as pd
from pymoo.operators.mutation.bitflip import BitflipMutation
from pymoo.operators.sampling.rnd import BinaryRandomSampling
class Path:
    def __init__(self,
                 start_node,
                 end_node,
                 distance,
                 reverse,
                 car_mean_velocity,
                 overtake_possible,
                 bus_road,
                 bicycle_road,
                 time,
                 slope,
                 stairs,
                 pedestrian_width,
                 pedestrian_density):
        self.start_node=start_node
        self.end_node = end_node
        self.distance = distance
        self.reverse = reverse
        self.car_mean_velocity = car_mean_velocity
        self.overtake_possible= overtake_possible
        self.bus_road = bus_road
        self.bicycle_road = bicycle_road
        self.time = time
        self.slope = slope
        self.stairs = stairs
        self.pedestrian_width = pedestrian_width
        self.pedestrian_density = pedestrian_density

def string_to_float(string):
    string = (string).replace(',','.')
    return float(string)

class MyProblem(ElementwiseProblem):

    def __init__(self,paths,starting_node = 1,end_node=206,wrong_edges_penalty=1e4,coherent_penalty=1e5):
        n_var= len(paths)
        super().__init__(n_var=n_var,
                        n_obj=9,
                        n_eq_constr=5,
                        xl=np.zeros(n_var),
                        xu=np.ones(n_var))

        self.paths = paths
        self.starting_node = str(starting_node)
        self.end_node = str(end_node)
        unique =[]
        for path in paths:
            unique.append(path.start_node)
            unique.append(path.end_node)
        self.nodes = np.unique(unique)
        np.sort(self.nodes)
```

```

self.wrong_edges_penalty = wrong_edges_penalty
self.coherent_penalty = coherent_penalty

def _evaluate(self, candidate_paths, out, *args, **kwargs):
    # get the paths that were passed in the function, if the value is >0.5 the path is chosen, if <0.5 it is not
    candidate_paths = np.round(candidate_paths)
    chosen_paths = []
    for path_id, chosen in enumerate(candidate_paths):
        if chosen:
            chosen_paths.append(path_id)

    reverse_distance = 0
    car_mean_velocity_distance = 0
    overtake_possibility_distance = 0
    bus_road_distance = 0
    bicycle_road_distance = 0
    travel_time = 0
    slope_distance = 0
    has_stairs = 0
    pedestrian_street_distance = 0
    pedestrian_density_distance = 0
    for path_id in chosen_paths:
        path = self.paths[path_id]
        # Σχέση 5.1.1.1.1
        reverse_distance += path.reverse * path.distance
        # Σχέση 5.1.1.2.1
        car_mean_velocity_distance += path.car_mean_velocity * path.distance
        # Σχέση 5.1.1.3.1 - cause it is a maximization problem so we minimize the negative
        overtake_possibility_distance -= path.overtake_possible * path.distance
        # Σχέση 5.1.1.4.1
        bus_road_distance += path.bus_road * path.distance
        # Σχέση 5.1.1.5.1
        # maximize
        bicycle_road_distance -= path.bicycle_road * path.distance
        # Σχέση 5.1.2.1.1
        travel_time += path.time
        # Σχέση 5.1.2.2.1
        slope_distance += path.slope * path.distance
        # Σχέση 5.1.2.3.1
        pedestrian_street_distance -= path.pedestrian_width * path.distance
        # Σχέση 5.1.2.4.1
        pedestrian_density_distance += path.pedestrian_density * path.distance
        if path.stairs:
            has_stairs += 1

    nodes_appearances = {}
    nodes_visited = {}
    for node in self.nodes:
        nodes_appearances[node] = 0
        nodes_visited[node] = 0
    nodes_visited[self.starting_node] = 1

    for path_id in chosen_paths:
        path = self.paths[path_id]

        nodes_appearances[path.start_node] += 1
        nodes_appearances[path.end_node] -= 1
        nodes_visited[path.end_node] += 1

    # Σχέση 5.1.3.1

```

```

starting_node_apperences = self.wrong_edges_penalty*(nodes_apperences[self.starting_node] -1) # it has to be 1
# Σχέση 5.1.3.3
end_node_apperences = self.wrong_edges_penalty*(nodes_apperences[self.end_node] + 1) # it has to be -1

#Σχέση 5.1.3.2
visited_each_node_once= 0
for visited_times in nodes_visited.values():
    if visited_times >1:
        visited_each_node_once +=1

# Σχέση 5.1.3.4
rest_of_node_apperences = 0
for v in nodes_apperences.values():
    rest_of_node_apperences +=stomach_muscles(v)
rest_of_node_apperences= self.coherent_penalty*(rest_of_node_apperences-2)
out["F"] = np.column_stack([reverse_distance,car_mean_velocity_distance,overtake_possibility_distance,
                             bus_road_distance,bicycle_road_distance,travel_time,slope_distance,
                             pedestrian_street_distance,pedestrian_density_distance])

out["H"] = np.column_stack([starting_node_apperences,end_node_apperences,
                             rest_of_node_apperences,visited_each_node_once,has_stairs])

def get_paths(filename='paths.csv'):
    columns = ['start_end','distance','reverse','car_mean_velocity',
               'overtake_possible','bus_road','bicycle_road','time',
               'slope','stairs','pedestrian_width','pedestrian_density']

    df= pd.read_csv(filename,names =columns)

    paths = []
    for ind in df.index:
        start_end =df['start_end'][ind].split(',')
        start_node =start_end[0]
        end_node = start_end[1]
        distance = string_to_float(df['distance'][ind])
        reverse = int(df['reverse'][ind])
        car_mean_velocity = string_to_float(df['car_mean_velocity'][ind])
        overtake_possible = int(df['overtake_possible'][ind])
        bus_road = int(df['overtake_possible'][ind])
        bicycle_road = int(df['overtake_possible'][ind])
        time = string_to_float(df['time'][ind])
        slope = string_to_float(df['slope'][ind])
        stairs = int(df['stairs'][ind])
        pedestrian_width = string_to_float(df['pedestrian_width'][ind])
        pedestrian_density = string_to_float(df['pedestrian_density'][ind])
        p = Path(start_node,
                 end_node,
                 distance,
                 reverse,
                 car_mean_velocity,
                 overtake_possible,
                 bus_road,
                 time,
                 bicycle_road,
                 slope,
                 stairs,
                 pedestrian_width,
                 pedestrian_density)
        paths.append(p)
    return paths

```



```

paths = get_paths(filename)

problem = MyProblem(paths)
algorithm = NSGA2(
    pop_size=1000,
    sampling=BinaryRandomSampling(),
    mutation=BitflipMutation(),
    eliminate_duplicates=True)

termination = get_termination("n_gen", 5000)
res = minimize(problem,
               algorithm,
               termination,
               verbose=True)
X = res.X
F = res.F
Πηγή: https://pymoo.org/algorithms/moo/nsga2.html

```

Αλγόριθμος 9.3.2 : Τροποποιημένος αλγόριθμος με χρήση βαρών

```

# A Python program for Dijkstra's shortest
# path algorithm for adjacency
# list representation of graph

```

```

from collections import defaultdict
import sys
import pandas as pd
import numpy as np
class Heap():

    def __init__(self):
        self.array = []
        self.size = 0
        self.pos = []

    def newMinHeapNode(self, v, dist):
        minHeapNode = [v, dist]
        return minHeapNode

    def swapMinHeapNode(self, a, b):
        t = self.array[a]
        self.array[a] = self.array[b]
        self.array[b] = t

    def minHeapify(self, idx):
        smallest = idx
        left = 2 * idx + 1
        right = 2 * idx + 2

        if (left < self.size and
            self.array[left][1]
            < self.array[smallest][1]):
            smallest = left

        if (right < self.size and

```

```

        self.array[right][1]
        < self.array[smallest][1]):
    smallest = right

    if smallest != idx:
        self.pos[self.array[smallest][0]] = idx
        self.pos[self.array[idx][0]] = smallest
        self.swapMinHeapNode(smallest, idx)
        self.minHeapify(smallest)

def extractMin(self):
    if self.isEmpty() == True:
        return

    root = self.array[0]
    lastNode = self.array[self.size - 1]
    self.array[0] = lastNode
    self.pos[lastNode[0]] = 0
    self.pos[root[0]] = self.size - 1
    self.size -= 1
    self.minHeapify(0)

    return root

def isEmpty(self):
    return True if self.size == 0 else False

def decreaseKey(self, v, dist):
    i = self.pos[v]
    self.array[i][1] = dist

    while (i > 0 and self.array[i][1] <
           self.array[(i - 1) // 2][1]):
        self.pos[self.array[i][0]] = (i - 1) // 2
        self.pos[self.array[(i - 1) // 2][0]] = i
        self.swapMinHeapNode(i, (i - 1) // 2)
        i = (i - 1) // 2

def isInMinHeap(self, v):
    if self.pos[v] < self.size:
        return True
    return False

def printArr(dist, n, parent):
    print("Vertex\tDistance\tPath")
    # for i in range(n):
    #     if
    i = 206
    print("%d\t%d\t" % (i, dist[i]), end="")
    printPath(parent, i)
    file1.write('\n')

    print()

def printPath(parent, j):
    if parent[j] == -1:
        file1.write('{} '.format(j))
        print(j, end=' ')
        return

```

```

printPath(parent, parent[j])
print(j, end=' ')
file1.write('{} '.format(j))

```

```
class Graph():
```

```

def __init__(self, V):
    self.V = V
    self.graph = defaultdict(list)

```

```

def addEdge(self, src, dest, weight):
    newNode = [dest, weight]
    self.graph[src].insert(0, newNode)
    newNode = [src, weight]
    self.graph[dest].insert(0, newNode)

```

```

def dijkstra(self, src):
    V = self.V
    dist = []
    parent = [-1] * V
    minHeap = Heap()

    for v in range(V):
        dist.append(sys.maxsize)
        minHeap.array.append(minHeap.newMinHeapNode(v, dist[v]))
        minHeap.pos.append(v)

```

```

    minHeap.pos[src] = src
    dist[src] = 0
    minHeap.decreaseKey(src, dist[src])

```

```
    minHeap.size = V
```

```

    while minHeap.isEmpty() == False:
        newHeapNode = minHeap.extractMin()
        u = newHeapNode[0]

```

```

        for pCrawl in self.graph[u]:
            v = pCrawl[0]

            if (minHeap.isInMinHeap(v) and
                dist[u] != sys.maxsize and
                pCrawl[1] + dist[u] < dist[v]):
                dist[v] = pCrawl[1] + dist[u]
                parent[v] = u
                minHeap.decreaseKey(v, dist[v])

```

```
    printArr(dist, V, parent)
```

```
# Driver program to test the above functions
```

```

def string_to_float(string):
    string = (string).replace(',', '.')
    return float(string)

```

```
file1 = open("myfile3.txt", "a") # append mode
```

```

graph = Graph(417)
columns = ['start_end','distance','reverse','car_mean_velocity',
          'overtake_possible','bus_road','bicycle_road','time',
          'slope','stairs','pedestrian_width','pedestrian_density']

df= pd.read_csv("paths.csv",names =columns)

for i in range(5000):
    graph = Graph(417)

    reverse_weigth = np.random.uniform(0,1)
    car_mean_velocity_weigt = np.random.uniform(0,1)
    overtake_possible_weight = np.random.uniform(0,1)
    bus_road_eights = np.random.uniform(0,1)
    bicycle_road_weight = np.random.uniform(0,1)
    time_weight = np.random.uniform(0,1)
    slope_weigth = np.random.uniform(0,1)
    pedestrian_width_weight = np.random.uniform(0,1)
    pedestrian_density_weight =np.random.uniform(0,1)

    for ind in df.index:
        start_end =df['start_end'][ind].split(',')
        start_node =int(start_end[0])
        end_node = int(start_end[1])
        distance = string_to_float(df['distance'][ind])
        reverse_distance = distance
        reverse = int(df['reverse'][ind])
        car_mean_velocity = string_to_float(df['car_mean_velocity'][ind])
        overtake_possible = int(df['overtake_possible'][ind])
        bus_road = int(df['overtake_possible'][ind])
        bicycle_road = int(df['overtake_possible'][ind])
        time = string_to_float(df['time'][ind])
        slope = string_to_float(df['slope'][ind])
        stairs = int(df['stairs'][ind])
        pedestrian_width = string_to_float(df['pedestrian_width'][ind])
        pedestrian_density = string_to_float(df['pedestrian_density'][ind])

        reverse_distance = reverse_weigth *reverse
        # Σχέση 5.1.1.2.1
        car_mean_velocity_distance = car_mean_velocity_weigt *car_mean_velocity
        # Σχέση 5.1.1.3.1 - cause it is a maximization problem so we minimize the negative
        overtake_possibility_distance = -(overtake_possible_weight*overtake_possible)
        # Σχέση 5.1.1.4.1
        bus_road_distance = bus_road_eights * bus_road
        #Σχέση 5.1.1.5.1
        # maximize
        bicyle_road_distance = -(bicycle_road_weight * bicycle_road)
        # Σχέση 5.1.2.1.1
        # Σχέση 5.1.2.2.1
        slope_distance = slope_weigth *slope
        # Σχέση 5.1.2.3.1
        pedestrian_street_distance = -(pedestrian_width_weight *pedestrian_width)
        # Σχέση 5.1.2.4.1
        pedestrian_density_distance =pedestrian_density_weight *pedestrian_density

        travel_time = time_weight *time
        edge_cost =travel_time + distance *(car_mean_velocity_distance +overtake_possibility_distance +
        bus_road_distance+bicyle_road_distance
        + slope_distance+pedestrian_street_distance +pedestrian_density_distance)

```

```

graph.addEdge(start_node, end_node, edge_cost)

graph.dijkstra(1)

file1.close()

```

Πηγή: <https://stackoverflow.com/questions/32791911/fast-calculation-of-pareto-front-in-python/40239615#40239615>

Αλγόριθμος 9.3.3 : Κατασκευή μετώπου Pareto

```

import numpy as np

from pymoo.core.problem import ElementwiseProblem
import pandas as pd
import os
import pickle
class Path:
    def __init__(self,
                 start_node,
                 end_node,
                 distance,
                 reverse,
                 car_mean_velocity,
                 overtake_possible,
                 bus_road,
                 bicycle_road,
                 time,
                 slope,
                 stairs,
                 pedestrian_width,
                 pedestrian_density,
                 path_index):
        self.start_node=start_node
        self.end_node = end_node
        self.distance = distance
        self.reverse = reverse
        self.car_mean_velocity = car_mean_velocity
        self.overtake_possible= overtake_possible
        self.bus_road = bus_road
        self.bicycle_road = bicycle_road
        self.time = time
        self.slope = slope
        self.stairs = stairs
        self.pedestrian_width = pedestrian_width
        self.pedestrian_density = pedestrian_density
        self.path_index = path_index

def string_to_float(string):
    string = (string).replace(',','.')
    return float(string)

class MyProblem(ElementwiseProblem):

    def __init__(self,paths,start_node = 1,end_node=206):
        n_var= len(paths)
        super().__init__(n_var=n_var,
                        n_obj=9,
                        n_eq_constr=4,
                        xl=np.zeros(n_var),

```

```

        xu=np.ones(n_var))

self.paths = paths
self.start_node = int(start_node)
self.end_node = int(end_node)
unique =[]
for path in paths:
    unique.append(path.start_node)
    unique.append(path.end_node)
self.nodes = np.unique(unique)
np.sort(self.nodes)

self.adj_list = { }
for node in self.nodes:
    self.adj_list[node] =[]

for path in self.paths:
    self.adj_list[path.start_node].append(path)

def _evaluate(self, candidate_paths, out, *args, **kwargs):
    # get the paths that were passed in the function, if the value is >0.5 the path is chosen, if <0.5 it is not
    chosen_paths = np.where(candidate_paths)[0]

reverse_distance =0
car_mean_velocity_distance = 0
overtake_possibility_distance =0
bus_road_distance =0
bicycle_road_distance = 0
travel_time = 0
slope_distance = 0
has_stairs = 0
pedestrian_street_distance= 0
pedestrian_density_distance =0
nodes_visited ={ }
for n in self.nodes:
    nodes_visited[n] =0
is_coherent = 0
for path_id in chosen_paths:
    path = self.paths[path_id]
    # Σχέση 5.1.1.1.1
    reverse_distance += path.reverse * path.distance
    # Σχέση 5.1.1.2.1
    car_mean_velocity_distance += path.car_mean_velocity *path.distance
    # Σχέση 5.1.1.3.1 - cause it is a maximization problem so we minimize the negative
    overtake_possibility_distance -= path.overtake_possible * path.distance
    # Σχέση 5.1.1.4.1
    bus_road_distance += path.bus_road *path.distance
    #Σχέση 5.1.1.5.1
    # maximize
    bicycle_road_distance -= path.bicycle_road * path.distance
    # Σχέση 5.1.2.1.1
    travel_time += path.time
    # Σχέση 5.1.2.2.1
    slope_distance += path.slope *path.distance
    # Σχέση 5.1.2.3.1
    pedestrian_street_distance -=path.pedestrian_width *path.distance

```

```

# Σχέση 5.1.2.4.1
pedestrian_density_distance +=path.pedestrian_density *path.distance
if path.stairs:
    has_stairs +=1

nodes_visited[path.start_node] +=1
nodes_visited[path.end_node] -=1

for node in nodes_visited:
    is_coherent +=abs(nodes_visited[node])

if self.start_node in nodes_visited:
    if nodes_visited[self.start_node] ==1:
        starts_at_start_node = 0
    else:
        starts_at_start_node = 2
else:
    starts_at_start_node = 2

if self.end_node in nodes_visited:
    if nodes_visited[self.end_node] ==-1:
        ends_at_end_node = 0
    else:
        ends_at_end_node = 2
else:
    ends_at_end_node = 2

is_coherent -=2

out["F"] = np.column_stack([reverse_distance,car_mean_velocity_distance,overtake_possibility_distance,
                             bus_road_distance,bicycle_road_distance,travel_time,slope_distance,
                             pedestrian_street_distance,pedestrian_density_distance])

out["H"] = np.column_stack([starts_at_start_node,ends_at_end_node,is_coherent,has_stairs])

def get_paths(filename='paths.csv'):
    columns = ['start_end','distance','reverse','car_mean_velocity',
               'overtake_possible','bus_road','bicycle_road','time',
               'slope','stairs','pedestrian_width','pedestrian_density']

    df= pd.read_csv(filename,names =columns)

    paths = []
    nodes= 417

    adj_matrix = [[[ for _ in range(nodes)] for _ in range(nodes)]

    for ind in df.index:
        start_end =df['start_end'][ind].split(',')
        start_node =int(start_end[0])
        end_node = int(start_end[1])
        distance = string_to_float(df['distance'][ind])
        reverse = int(df['reverse'][ind])

```

```

car_mean_velocity = string_to_float(df['car_mean_velocity'][ind])
overtake_possible = int(df['overtake_possible'][ind])
bus_road = int(df['bus_road'][ind])
bicycle_road = int(df['bicycle_road'][ind])
time = string_to_float(df['time'][ind])
slope = string_to_float(df['slope'][ind])
stairs = int(df['stairs'][ind])
pedestrian_width = string_to_float(df['pedestrian_width'][ind])
pedestrian_density = string_to_float(df['pedestrian_density'][ind])
p = Path(start_node,
        end_node,
        distance,
        reverse,
        car_mean_velocity,
        overtake_possible,
        bus_road,
        time,
        bicycle_road,
        slope,
        stairs,
        pedestrian_width,
        pedestrian_density,
        path_index = ind)
adj_matrix[start_node][end_node].append(ind)
paths.append(p)
return paths,adj_matrix

```

```
def generate_combinations(input_array):
```

```
combinations = [[]]
```

```
# Iterate over each sub list in the input_array
```

```
for sublist in input_array:
```

```
# Initialize a temporary list to store the new combinations
```

```
temp_combinations = []
```

```
# Iterate over each element in the current sublist
```

```
for element in sublist:
```

```
# Iterate over each existing combination in the combinations list
```

```
for combination in combinations:
```

```
# Create a new combination by appending the current element
```

```
temp_combination = combination + [element]
```

```
# Append the new combination to the temporary list
```

```
temp_combinations.append(temp_combination)
```

```
# Update the combinations list with the new combinations
```

```
combinations = temp_combinations
```

```
return combinations
```

```
def generate_options(nodes,adj_matrix):
```

```
options = []
```

```
for n in range(len(nodes)-1):
```

```
options.append(adj_matrix[nodes[n]][nodes[n+1]])
```

```
return options
```

```
def generate_one_hot_encoding(path_indicies):
```

```
n = np.zeros(417)
```

```
for p in path_indicies:
```

```
n[p]=1
```

```
return n.astype(bool)
```



```

line_counter = 0
input_file = 'unique.txt'
paths,adj_matrix = get_paths()

if not os.path.isdir('solutions'):
    os.mkdir('solutions')
problem = MyProblem(paths)

```

```

import pickle
import numpy as np
import os
def is_pareto_efficient(costs, return_mask=False):
    is_efficient = np.ones(costs.shape[0], dtype=bool)
    for i, c in enumerate(costs):
        if is_efficient[i]:
            is_efficient[is_efficient] = np.any(costs[is_efficient] < c, axis=1)
            is_efficient[i] = True
    if return_mask:
        return is_efficient
    else:
        return np.nonzero(is_efficient)[0]
def read_line(file_path):
    file = open(file_path,'rb')
    solution = pickle.load(file)
    file.close()
    return solution
processed = os.listdir('paretos')
print(len(processed))
for filename in os.listdir('solutions'):
    try:
        if filename not in processed:
            solutions_filename = 'paretos/'+filename
            print(solutions_filename)
            print(filename)
            file_path = 'solutions/'+filename
            solution = read_line(file_path)
            print('Before pareto:',len(solution))
            input = np.array([np.round(s['out'] ['F']) for s in solution]).squeeze()
            pareto_solutions = is_pareto_efficient(input)
            solution = [solution[i] for i in pareto_solutions]
            print('After pareto :',len(solution))

            with open(solutions_filename, 'wb') as handle:
                pickle.dump(solution,handle)

            processed.append(filename)
    except:
        print('errorouski')

```

```

import pickle
import numpy as np
import os
def is_pareto_efficient(costs, return_mask=False):
    is_efficient = np.ones(costs.shape[0], dtype=bool)
    for i, c in enumerate(costs):
        if is_efficient[i]:
            is_efficient[is_efficient] = np.any(costs[is_efficient] < c, axis=1)

```

```

    is_efficient[i] = True
if return_mask:
    return is_efficient
else:
    return np.nonzero(is_efficient)[0]
def read_line(file_path):
    file = open(file_path, 'rb')
    solution = pickle.load(file)
    file.close()
    return solution
solutions = []
for f in os.listdir('paretos/paretos'):
    solutions += read_line('paretos/paretos/'+f)
len(solutions)
input = np.array([np.round(s['out']['F']) for s in solutions]).squeeze()
pareto_solutions = is_pareto_efficient(input)
solutions = [solutions[i] for i in pareto_solutions]
len(solutions)
with open('solutions.pickle', 'wb') as handle:
    pickle.dump(solutions, handle)

```

Πηγή: <https://stackoverflow.com/questions/32791911/fast-calculation-of-pareto-front-in-python/40239615#40239615>

Αλγόριθμος 9.3.4 : Επίλυση με τον Αλγόριθμο Dijkstra

```

# A Python program for Dijkstra's shortest
# path algorithm for adjacency
# list representation of graph

```

```

from collections import defaultdict
import sys
import pandas as pd

```

```

class Heap():

```

```

    def __init__(self):
        self.array = []
        self.size = 0
        self.pos = []

```

```

    def newMinHeapNode(self, v, dist):
        minHeapNode = [v, dist]
        return minHeapNode

```

```

    def swapMinHeapNode(self, a, b):
        t = self.array[a]
        self.array[a] = self.array[b]
        self.array[b] = t

```

```

    def minHeapify(self, idx):
        smallest = idx
        left = 2 * idx + 1
        right = 2 * idx + 2

```

```

        if (left < self.size and
            self.array[left][1]
            < self.array[smallest][1]):
            smallest = left

```

```

        if (right < self.size and
            self.array[right][1]
            < self.array[smallest][1]):

```

```

    smallest = right

    if smallest != idx:
        self.pos[self.array[smallest][0]] = idx
        self.pos[self.array[idx][0]] = smallest
        self.swapMinHeapNode(smallest, idx)
        self.minHeapify(smallest)

def extractMin(self):
    if self.isEmpty() == True:
        return

    root = self.array[0]
    lastNode = self.array[self.size - 1]
    self.array[0] = lastNode
    self.pos[lastNode[0]] = 0
    self.pos[root[0]] = self.size - 1
    self.size -= 1
    self.minHeapify(0)

    return root

def isEmpty(self):
    return True if self.size == 0 else False

def decreaseKey(self, v, dist):
    i = self.pos[v]
    self.array[i][1] = dist

    while (i > 0 and self.array[i][1] <
           self.array[(i - 1) // 2][1]):
        self.pos[self.array[i][0]] = (i - 1) // 2
        self.pos[self.array[(i - 1) // 2][0]] = i
        self.swapMinHeapNode(i, (i - 1) // 2)
        i = (i - 1) // 2

def isInMinHeap(self, v):
    if self.pos[v] < self.size:
        return True
    return False

def printArr(dist, n, parent):
    print("Vertex\tDistance\tPath")
    for i in range(n):
        print("%d\t%d\t" % (i, dist[i]), end="")
        printPath(parent, i)
        print()

def printPath(parent, j):
    if parent[j] == -1:
        print(j, end=' ')
        return
    printPath(parent, parent[j])
    print(j, end=' ')

class Graph():

    def __init__(self, V):
        self.V = V

```

```

self.graph = defaultdict(list)

def addEdge(self, src, dest, weight):
    newNode = [dest, weight]
    self.graph[src].insert(0, newNode)
    newNode = [src, weight]
    self.graph[dest].insert(0, newNode)

def dijkstra(self, src):
    V = self.V
    dist = []
    parent = [-1] * V
    minHeap = Heap()

    for v in range(V):
        dist.append(sys.maxsize)
        minHeap.array.append(minHeap.newMinHeapNode(v, dist[v]))
        minHeap.pos.append(v)

    minHeap.pos[src] = src
    dist[src] = 0
    minHeap.decreaseKey(src, dist[src])

    minHeap.size = V

    while minHeap.isEmpty() == False:
        newHeapNode = minHeap.extractMin()
        u = newHeapNode[0]

        for pCrawl in self.graph[u]:
            v = pCrawl[0]

            if (minHeap.isInMinHeap(v) and
                dist[u] != sys.maxsize and
                pCrawl[1] + dist[u] < dist[v]):
                dist[v] = pCrawl[1] + dist[u]
                parent[v] = u
                minHeap.decreaseKey(v, dist[v])

    printArr(dist, V, parent)

# Driver program to test the above functions

def string_to_float(string):
    string = (string).replace(',', '.')
    return float(string)

graph = Graph(417)
columns = ['start_end', 'distance', 'reverse', 'car_mean_velocity',
           'overtake_possible', 'bus_road', 'bicycle_road', 'time',
           'slope', 'stairs', 'pedestrian_width', 'pedestrian_density']

df= pd.read_csv("paths.csv", names =columns)

for ind in df.index:
    start_end =df['start_end'][ind].split(',')

```

```

start_node =int(start_end[0])
end_node = int(start_end[1])
distance = string_to_float(df['distance'][ind])
reverse_distance = distance
graph.addEdge(start_node, end_node, distance)

```

```
graph.dijkstra(2)
```

```
pip install jupyter
```

```
jupyter nbconvert --to notebook --execute dijktra.py --output dijktra.ipynb
```

Πηγή: <https://www.geeksforgeeks.org/python-program-for-dijkstras-shortest-path-algorithm-greedy-algo-7/>

Αλγόριθμος 9.3.5 : Περιορισμός Μήκους του Μετώπου Pareto

```

import pickle
import numpy as np
import os
import pandas as pd
class Path:
    def __init__(self,
                 start_node,
                 end_node,
                 distance,
                 path_index):
        self.start_node=start_node
        self.end_node = end_node
        self.distance =distance
        self.path_index = path_index
def string_to_float(string):
    string = (string).replace(',','.')
    return float(string)
columns = ['start_end','distance','reverse','car_mean_velocity',
          'overtake_possible','bus_road','bicycle_road','time',
          'slope','stairs','pedestrian_width','pedestrian_density']
filename = 'paths.csv'
df= pd.read_csv(filename,names =columns)
paths =[]
for ind in df.index:
    start_end =df['start_end'][ind].split(',')
    start_node =int(start_end[0])
    end_node = int(start_end[1])
    distance = string_to_float(df['distance'][ind])

    p = Path(start_node,
             end_node,
             distance,
             path_index =ind)
    paths.append(p)
solution_file = open('solutions.pickle','rb')
total_solution = pickle.load(solution_file)
len(total_solution)
def get_disatnce(n):
    distance = 0
    solution = get_solutions_n(n)
    for i,include in enumerate(solution):
        if include:
            distance += paths[i].distance
    return distance
def get_analytic_paths(n,filename='paths.csv'):
    solution = get_solutions_n(n)
    for i,include in enumerate(solution):

```

```

    if include:
        print(paths[i].path_index+2,paths[i].start_node,paths[i].end_node)
def get_solutions_n(n):
    return total_solution[n]['solution']
def get_solutions_n_rows(n):
    return np.where(total_solution[n]['solution'])[0]+2
def get_function_values(n):
    return total_solution[n]['out']['F'][0]
def get_violated_constrains(n):
    return total_solution[n]['out']['H'][0]
short_solutuons_indices =[]
for i in range(len(total_solution)):
    if get_disatnce(i) <1136.38 :
        short_solutuons_indices.append(i)

```

wow έφτασες ως εδώ!