



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΤΟΦΟΡΩΝ ΚΑΙ ΣΥΚΟΙΝΩΝΙΑΚΗΣ ΥΠΟΔΟΜΗΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΣΙΔΗΡΟΔΡΟΜΙΚΗΣ ΚΑΙ ΜΕΤΟΦΟΡΩΝ

Βελτιστοποίηση της επιλογής θέσης σταθμών φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων και ανάλυση ευαισθησίας ως προς το κόστος



ΑΝΑΣΤΑΣΙΑΔΟΥ ΙΣΜΗΝΗ

cn15063

Επιβλέπων:

Κωνσταντίνος Γκιτσιάλιτης, Επικ. Καθηγητής

Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών, ΕΜΠ



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

Optimization of Electric Bus Charging Station Locations based on the Sensitivity Analysis of Monetary Cost



ANASTASIADOU ISMINI

cv15063

Supervisor:

Dr Konstantinos Gkiotsalitis, Assistant Professor

Dep. of Transportation Planning & Engineering, School of Civil Engineering, NTUA

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ολοκληρώνοντας αυτή την εργασία, κλείνει ένας πολύ μεγάλος κύκλος της ζωής μου, με τις δικές δυσκολίες και προκλήσεις, αλλά και με πολλές όμορφες, ευχάριστες και αξέχαστες στιγμές. Αποχαιρετώ λοιπόν εγκάρδια αυτόν τον κύκλο και είμαι έτοιμη να υποδεχτώ το επόμενο κεφάλαιο της ζωής, με προσμονή για ότι επιφυλάσσει το μέλλον.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον κ. Γκιτσιάλιτη και τον κ. Ριζόπουλο, οι οποίοι μου έδωσαν την ευκαιρία να συνεργαστώ μαζί τους και με καθοδήγησαν σε όλα τα στάδια της εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου που με στήριξε με κάθε πιθανό τρόπο, και κυρίως την μητέρα μου, η οποία δεν σταμάτησε ποτέ να είναι δίπλα μου και να με υποστηρίζει από τα πρώτα μου βήματα μέχρι και σήμερα.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις της εποχής μας είναι η ομαλή μετάβαση στην ηλεκτροκίνηση, όχι μόνο στο επίπεδο των ιδιωτικών οχημάτων αλλά και στο επίπεδο των μαζικών μεταφορών. Τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί εκτενής βιβλιογραφία η οποία πραγματεύεται την βέλτιστη καθημερινή λειτουργία των στόλων ηλεκτρικών λεωφορείων, μελετώντας διάφορες συνιστώσες του προβλήματος όπως η χωροθέτηση των σταθμών φόρτισης και ο προγραμματισμός των φορτίσεων των λεωφορείων. Η παρούσα διπλωματική εργασία επιχειρεί να αναπτύξει ένα μαθηματικό μοντέλο Μεικτού Ακέραιου Γραμμικού Προγραμματισμού (MILP), το οποίο επεκτείνει τη βιβλιογραφία θέτοντας ως στόχο την βελτιστοποίηση της επιλογής των σταθμών φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες κόστους, όπως το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας, το κόστος νεκρών χρόνων διαδρομών λεωφορείων (deadhead cost) και το κόστος μέγιστης ζήτησης ισχύος.

Το μοντέλο εφαρμόζεται στο δίκτυο της Αθήνας και εξετάζονται πολλαπλά σενάρια κόστους. Γίνεται ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας και εξετάζονται διάφορα σενάρια τιμολόγησης (fixed, random_day, average, worst, best) καθώς και η κλιμακωτή μεταβολή του κόστους ενέργειας. Επίσης γίνεται ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο του κόστους νεκρού χρόνου μετακίνησης καθώς και ως προς την παράμετρο του κόστους μέγιστης ζήτησης ισχύος. Η εφαρμογή του μοντέλου καταδεικνύει πως στο σενάριο σταθερής τιμολόγησης το συνολικό κόστος ανέρχεται σε 594,06€/ημέρα, ενώ σε ρεαλιστικά ημερήσια προφίλ τιμών παρατηρείται σημαντική μείωση (έως 58%) ή αύξηση (έως 82%) του συνολικού κόστους. Σε ακραίες συνθήκες υψηλών τιμών ενέργειας η μέγιστη απαιτούμενη ισχύς αυξάνεται από 300 kW σε 450 kW.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η τιμολογιακή δομή της ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί καθοριστικό παράγοντα για την οικονομική βιωσιμότητα των υποδομών φόρτισης. Η ενσωμάτωση δυναμικών τιμολογιακών σεναρίων και η διαχείριση της ισχύος αιχμής είναι κρίσιμες για τον στρατηγικό σχεδιασμό τόσο από τους φορείς μεταφορών όσο και από τους ενεργειακούς οργανισμούς.

Η εργασία συμβάλλει στη διεθνή βιβλιογραφία προσφέροντας ένα μοντέλο που συνδυάζει χωροθέτηση, προγραμματισμό φόρτισης και οικονομική ανάλυση, παρέχοντας εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων για βιώσιμη μετάβαση στην ηλεκτροκίνηση.

ABSTRACT

One of the greatest challenges of our time is the smooth transition to electric mobility, not only at the level of private vehicles but also at the level of mass transport. In recent years, an extensive bibliography has been developed that deals with the optimal daily operation of electric bus fleets, in terms of the location of charging stations and the scheduling of charging. This thesis attempts to develop a mathematical model of Mixed Integer Linear Programming (MILP), which extends the literature by setting as its goal the optimization of the selection of electric bus charging stations, taking into account cost factors such as the cost of electricity, the cost of deadhead times of bus routes (deadhead cost) and the cost of peak power demand.

The model is applied to the Athens network and multiple cost scenarios are examined. A sensitivity analysis is performed on the electricity cost parameter and various pricing

scenarios (fixed, random_day, average, worst, best) as well as the escalating change in energy cost are examined. A sensitivity analysis is also performed on the idle time cost parameter and the maximum power demand cost parameter. The application of the model shows that in the fixed pricing scenario the total cost amounts to €594.06, while in realistic daily price profiles a significant reduction (up to 58%) or increase (up to 82%) of the total cost is observed. In extreme conditions of high energy prices the maximum required power increases from 300 kW to 450 kW.

The results demonstrate that the electricity pricing structure is a determining factor for the economic viability of charging infrastructures. The integration of dynamic pricing scenarios and peak power management are critical for strategic planning by both transport operators and energy organizations.

The work contributes to the international literature by offering a model that combines siting, charging planning and economic analysis, providing a decision support tool for a sustainable transition to electric mobility.

Περιεχόμενα

1. Εισαγωγή.....	10
2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	16
2.1. Μείωση του κόστους με βάση τον προγραμματισμό των δρομολογίων	17
2.2. Μείωση του κόστους με βάση το κόστος ενέργειας.....	20
2.2.1. Προβλήματα στοχευμένα σε οχήματα ιδιωτικής χρήσης	20
2.2.2. Προβλήματα στοχευμένα σε ηλεκτρικά λεωφορεία	21
2.3. Πρόβλημα που επιλύεται από τη διπλωματική εργασία.....	23
3. Μεθοδολογία	27
3.1. Παρουσίαση του προβλήματος.....	27
3.2. Μοντελοποίηση του προβλήματος	28
3.2.1. Αντικειμενική συνάρτηση	32
3.2.2. Μοντελοποίηση του προβλήματος της επέκτασης του δικτύου φορτιστών	32
3.2.3. Περιορισμοί υποπροβλήματος προγραμματισμού φόρτισης.....	33
3.2.4. Μοντελοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης με βάση τρία σενάρια φόρτισης	34
3.2.5. Μοντελοποίηση σχημάτων τιμολόγησης Time-of-Use (ToU)	37
3.2.6. Μοντελοποίηση χρέωσης μέγιστης ζήτησης	41
3.3. Διατύπωση νέου προβλήματος	42
4. Μέθοδοι επίλυσης	49
4.1. Επιλογή μεθόδου επίλυσης.....	49
4.2. Υπολογιστικό Περιβάλλον	50
5. Εφαρμογή και Αποτελέσματα	50
5.1. Περιγραφή του Δικτύου εφαρμογής.....	51
5.2. Αξιολόγηση τιμών παραμέτρων	52
5.3. Επίλυση του μοντέλου.....	53
5.4. Ανάλυση ευαισθησίας	54
5.4.1. Ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας ..	54

5.4.4.1. Μεταβολή Προφίλ Τιμολόγησης	54
5.4.4.2. Κλιμάκωση της τιμής ενέργειας	56
5.4.2. Ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο του κόστους νεκρού χρόνου διαδρομών	58
5.4.3. Ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο της κόστους της μέγιστης ζήτησης ισχύος	59
5.5. Επιλογή θέσεων φόρτισης	60
6. Συμπεράσματα.....	63
6.1. Συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων.....	63
6.3. Κατευθύνσεις μελλοντικής έρευνας	65
Βιβλιογραφικές Αναφορές	66
Παράρτημα	69

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1: Στρατηγικές μείωσης ανθρακικού αποτυπώματος. (Πηγή: Dot, 2020) .	12
Εικόνα 2: Πωλήσεις νέων επαγγελματικών οχημάτων ανά σύστημα μετάδοσης κίνησης στην Ε.Ε. για το 2023. (Πηγή:ICCT,2026).....	14
Εικόνα 3: Ηλεκτρικό λεωφορείο μπαταρίας σε διαδικασία φόρτισης σε αστικό σταθμό φόρτισης.....	16
Εικόνα 4: Σχηματοποίηση των F_1 και F_2 για έναν θεωρητικό δώρο χρονικό ορίζοντα όπου το λεωφορείο k έχει επιλεγεί να φορτίσει σε $f_1 = 2$ χρονικά παράθυρα του F_1 και τα αντίστοιχα χρονικά παράθυρα του F_3 , όπου $f_3 \in [9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16]$	39
Εικόνα 5: Σχηματοποίηση των F_1 και F_3 για έναν θεωρητικό δώρο χρονικό ορίζοντα όπου το λεωφορείο k έχει επιλεγεί να φορτίσει σε $f_1 = 2$ χρονικά παράθυρα του F_1 και τα αντίστοιχα χρονικά παράθυρα του F_3 , όπου $f_3 \in [9, 10, 11, 12, 13]$ και μερικώς για το $f_3=14$	40
Εικόνα 6: Δίκτυο της Αθήνας με τις ηλεκτρικές λεωφορειακές γραμμές που εξετάζονται στη μελέτη.	51
Εικόνα 7: Χάρτης της περιοχής με τα επιλεγμένα σημεία φόρτισης.....	54
Εικόνα 8: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του Πίνακα 3.....	56
Εικόνα 9: Καμπύλη ωριαίων τιμών ενέργειας για τυχαία μέρα	56
Εικόνα 10: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του Πίνακα 4.....	57
Εικόνα 11: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του πίνακα 5.....	59
Εικόνα 12: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του πίνακα 6.....	60

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 1: Σύγκριση σχετικών μελετών στον τομέα της βελτιστοποίησης συστημάτων φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων.	27
Πίνακας 2: Ονοματολογία συμβολισμών	44
Πίνακας 3: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας για μεταβαλλόμενο προφίλ τιμολόγησης ενέργειας.....	55
Πίνακας 4: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας για κλιμακωτή τιμή ενέργειας 57	
Πίνακας 5: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας ως προς το κόστος νεκρού χρόνου διαδρομών	58
Πίνακας 6: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας ως προς το κόστος ζήτησης ισχύος.....	59
Πίνακας 7: Πίνακας επιλεγμένων θέσεων φόρτισης	61
Πίνακας 8: Πίνακας νεκρών χρόνων διαδρομών	69
Πίνακας 9: Τιμές των παραμέτρων c_{f1}^s και c_{f2}^s για την Αθήνα (λεπτά μετά τα μεσάνυχτα, θεωρώντας συνεχή αναπαράσταση χρόνου)	69

Βελτιστοποίηση της επιλογής θέσης σταθμών φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων και ανάλυση ευαισθησίας ως προς το κόστος

Αναστασιάδου Ισμήνη^{a,*}

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

Σύνοψη

Η ηλεκτροκίνηση έχει εισαχθεί στην ζωή των σύγχρονων πόλεων σε μεγάλο βαθμό και με πολύ γρήγορους ρυθμούς, δημιουργώντας όμως προβληματισμούς ως προς την βέλτιστη λειτουργία των ηλεκτρικών οχημάτων και κυρίως των ηλεκτρικών λεωφορείων σε καθημερινό επίπεδο. Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται την βέλτιστη επιλογή θέσεων εγκατάστασης και λειτουργίας σταθμών φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων και τον βέλτιστο προγραμματισμό των φορτίσεων, λαμβάνοντας υπόψη το κόστος λειτουργίας ενός συστήματος ηλεκτρικών λεωφορείων. Συνυπολογίζει παράγοντες όπως το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας, το κόστος νεκρού χρόνου διαδρομής και το κόστος χρέωσης μέγιστης ισχύος. Το παραπάνω πρόβλημα διατυπώνεται ως Μεικτό Ακέραιο Γραμμικό Πρόγραμμα (MILP), το οποίο βελτιστοποιεί ταυτόχρονα τη χωροθέτηση φορτιστών, την ανάθεση οχημάτων σε χρονικά παράθυρα φόρτισης και τη μέγιστη απαιτούμενη ισχύ. Το παρόν μοντέλο ενσωματώνει διαφορετικά τιμολογιακά σενάρια, τη χρέωση μέγιστης ζήτησης και το κόστος νεκρών μετακινήσεων. Τα αποτελέσματα της επίλυσης του μοντέλου δείχνουν ότι η παραδοχή σταθερής τιμής ενέργειας μπορεί να αποκλίνει σημαντικά από ρεαλιστικά σενάρια, ενώ σε ακραίες συνθήκες παρατηρείται αύξηση της μέγιστης ισχύος. Η παρούσα εργασία καταδεικνύει τη σημασία ενσωμάτωσης δυναμικών ενεργειακών παραμέτρων στον στρατηγικό σχεδιασμό υποδομών φόρτισης.

Λέξεις Κλειδιά: ηλεκτρικά λεωφορεία, σταθμοί φόρτισης, δρομολόγηση, κοστολόγηση, κόστος ενέργειας, κόστος νεκρού χρόνου διαδρομής, κόστος μέγιστης ζήτησης ισχύος, MILP

1. Εισαγωγή

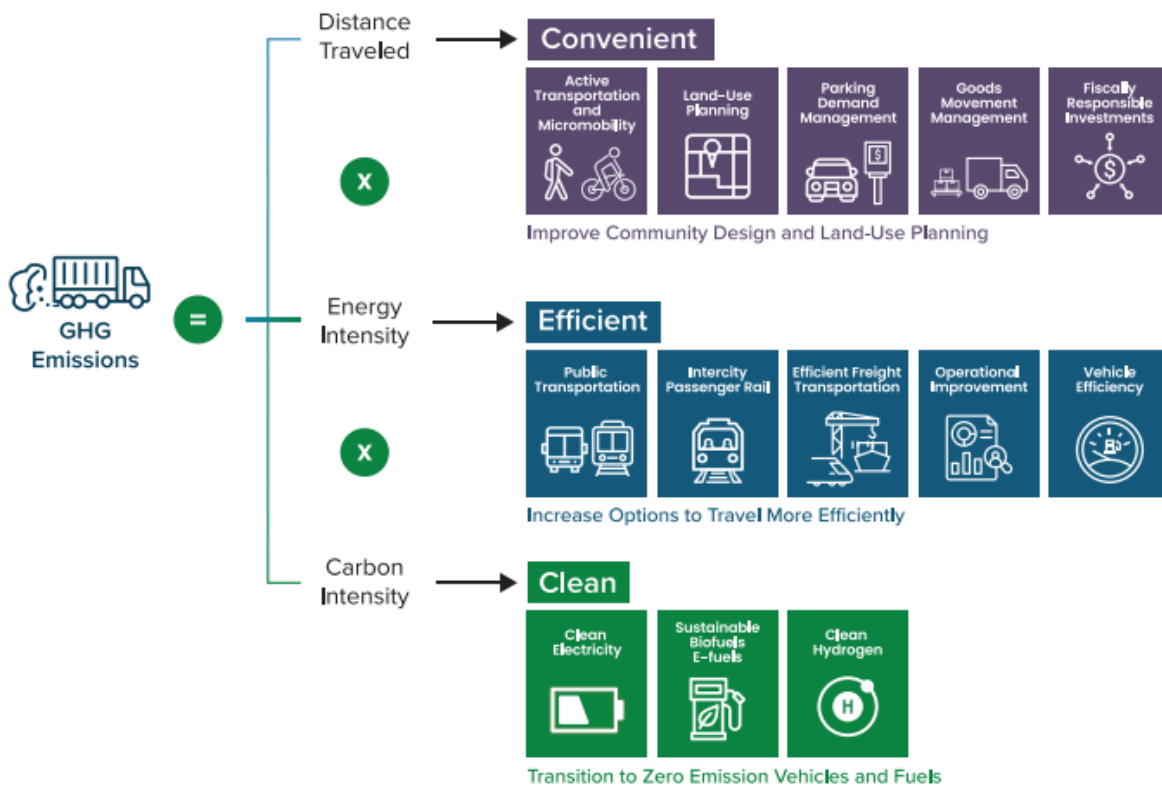
Καθώς διανύουμε τον 21ο αιώνα, ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα που καλείται η παγκόσμια κοινότητα να αντιμετωπίσει είναι η ποιότητα ζωής των κατοίκων των μεγάλων αστικών κέντρων. Η έντονη αστική ανάπτυξη καθώς και η αυξημένη κυκλοφορία των οχημάτων συμβάλλουν στην επιβάρυνση της ατμόσφαιρας με ρύπους. Αυτοί οι ρύποι όχι μόνο μειώνουν την ποιότητα του αέρα, αλλά ενδεχόμενα προκαλούν σοβαρά προβλήματα στην υγεία των κατοίκων. Η ανάγκη για μέτρα μείωσης των εκπομπών, τη χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την προώθηση βιώσιμων μετακινήσεων καθίσταται επιτακτική για τη βελτίωση της ποιότητας του αέρα και τη διασφάλιση μιας υγιούς ζωής στα

αστικά περιβάλλοντα. Για τους αυτούς τους λόγους η διεθνής κοινότητα έχει θέσει ως στόχο την μείωση των ρύπων, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στον τομέα των μεταφορών.

Η ανάληψη δράσης για το κλίμα είναι κάτι που έχει απασχολήσει την ευρωπαϊκή κοινότητα και ιδίως τους νέους πολίτες της Ευρωπαϊκής Ένωσης (ΕΕ). Γι αυτό τον λόγο, το 2019 θεσμοθετήθηκε η Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία, η οποία μετατρέπει την Ε.Ε. σε μία σύγχρονη, αποδοτική ως προς την χρήση των πόρων και ανταγωνιστική οικονομία. Σκοπός της είναι μέχρι το 2030, να έχουν μειωθεί οι εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα (CO₂) κατά τουλάχιστον 50 % έως και 55 %, καθιστώντας παράλληλα νομικά δεσμευτικό τον στόχο της ουδετερότητας με ορίζοντα το 2050 μέσω του ευρωπαϊκού νομοθετήματος για το κλίμα. Η Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία επενδύει στην καινοτομία, την καθαρή τεχνολογία και τις πράσινες υποδομές, εστιάζοντας και στον τομέα των μεταφορών. (*Η Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία - Ευρωπαϊκή Επιτροπή, 2020*)

Είναι γεγονός πως οι εκπομπές από τις μεταφορές αντιπροσωπεύουν περίπου το 25 % των συνολικών εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου της ΕΕ, ενώ τα τελευταία χρόνια οι εν λόγω εκπομπές έχουν αυξηθεί. Ο στόχος της Ευρωπαϊκής Ένωσης να γίνει η πρώτη κλιματικά ουδέτερη ήπειρος έως το 2050 απαιτεί φιλόδοξες αλλαγές στις μεταφορές. Χρειάζεται σαφής πορεία για να επιτευχθεί μείωση κατά 90 % των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου που σχετίζονται με τις μεταφορές έως το 2050. Στόχος είναι, με τα νέα πρότυπα για το CO₂, όλα τα καινούργια αυτοκίνητα και ημιφορτηγά που ταξινομούνται στην Ευρώπη να είναι μηδενικών εκπομπών έως το 2035, ώστε οι οδικές μεταφορές να τεθούν σε σταθερή πορεία για την επίτευξη κινητικότητας μηδενικών εκπομπών έως το 2050. (*Μεταφορές Και Πράσινη Συμφωνία - Ευρωπαϊκή Επιτροπή, 2020.*)

Αντίστοιχη προσπάθεια μείωσης των εκπομπών των αερίων του θερμοκηπίου γίνεται και στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής, όπου έχει τεθεί ως συνολικός στόχος η μείωση των εκπομπών των αερίων του θερμοκηπίου κατά 61-66% σε σχέση με τα επίπεδα του 2025 έως το 2035. Ο στόχος αυτός είναι ευθυγραμμισμένος με την επίτευξη μηδενικών εκπομπών (net zero emissions) αερίων του θερμοκηπίου μέχρι 2050. (*The United States Of America Nationally Determined Contribution Reducing Greenhouse Gases In The United States: A 2035 Emissions Target, 2021*). Για να επιτευχθούν οι παραπάνω στόχοι, ιδιαίτερα κρίσιμη είναι η απαλλαγή του τομέα των μεταφορών από τις εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα, καθώς αυτές αποτελούν περίπου το ένα τρίτο των συνολικών εκπομπών των ΗΠΑ, ποσοστό μεγαλύτερο από οποιονδήποτε άλλο μεμονωμένο τομέα της οικονομίας. Χαρακτηριστικό είναι πως το Πρόγραμμα Λεωφορείων Χαμηλών ή Μηδενικών Ρύπων χρηματοδοτήθηκε με 1,2 δισεκατομμύρια δολάρια. (Dot, 2024).



Εικόνα 1: Στρατηγικές μείωσης ανθρακικού αποτυπώματος. (Πηγή: Dot, 2020) .

Η Κίνα αποτελεί μεγάλο παράγοντα στην παγκόσμια οικονομία, και κατ' επέκταση έχει μεγάλη συνεισφορά στα παραγόμενα αέρια του θερμοκηπίου. Ακολουθώντας λοιπόν τις παγκόσμιες συμφωνίες και στόχους για το κλίμα, τα τελευταία πέντε χρόνια έχει συντονίσει τις προσπάθειες για τη μείωση των εκπομπών άνθρακα, τη μείωση της ρύπανσης, την επέκταση της πράσινης ανάπτυξης και την επιδίωξη της οικονομικής ανάπτυξης. Αυτά τα βήματα έχουν συμβάλει στην επιτάχυνση της πράσινης οικονομικής και κοινωνικής ανάπτυξης από κάθε άποψη. Η δέσμευση της χώρας για μια υγιή αναπτυξιακή πορεία αυξημένης οικονομικής παραγωγής, υψηλότερου βιοτικού επιπέδου και υγιών οικοσυστημάτων έχει ανοίξει ευρείες προοπτικές για τη βιώσιμη ανάπτυξη του κινεζικού έθνους και έχει δώσει ισχυρή ώθηση στην παγκόσμια δράση για την κλιματική αλλαγή.

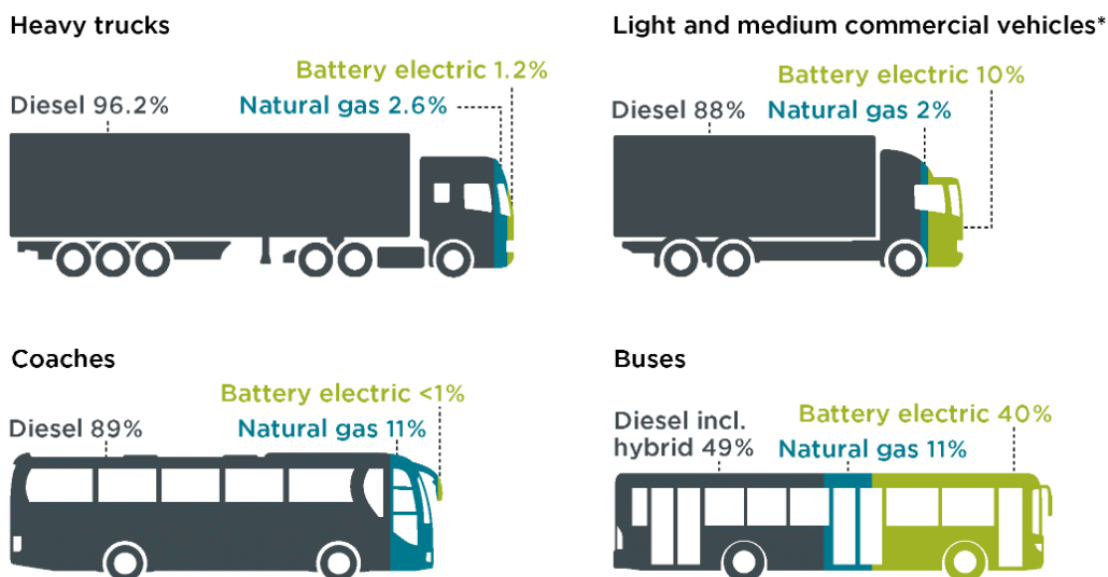
Ιδιαίτερα στον τομέα των μεταφορών η Κίνα ενισχύει την ανάπτυξη οχημάτων και εξοπλισμού μεταφορών χαμηλών εκπομπών άνθρακα, βελτιστοποιώντας σταδιακά τη δομή των μεταφορών της και επιταχύνοντας τις προσπάθειές της για την οικοδόμηση ενός ολοκληρωμένου σύγχρονου συστήματος μεταφορών που είναι ασφαλές, εύχρηστο, αποτελεσματικό, πράσινο και οικονομικό. Δεν είναι τυχαίο πως η Κίνα ηγείται παγκοσμίως στην κλίμακα και την ταχύτητα ανάπτυξης οχημάτων νέας ενέργειας. Κατά την περίοδο από τον Ιανουάριο έως τον Σεπτέμβριο του 2025, το ποσοστό διείσδυσης νέων επιβατικών οχημάτων νέων μορφών ενέργειας στην εγχώρια αγορά έφτασε το 52,2%, κατατάσσοντάς το στην κορυφή μεταξύ των μεγάλων οικονομιών. (*Carbon Peaking and Carbon Neutrality China's Plans and Solutions / English.Scio.Gov.Cn, 2025*)

Η Ελλάδα, ως κράτος-μέλος της ΕΕ, έχει ενσωματώσει τους ευρωπαϊκούς στόχους στο Εθνικό Σχέδιο για την Ενέργεια και το Κλίμα (ΕΣΕΚ), ως το βασικό εργαλείο διαμόρφωσης της εθνικής πολιτικής για την Ενέργεια και το Κλίμα για την επόμενη δεκαετία, λαμβάνοντας υπόψη και τους στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης του ΟΗΕ. Βασικές προτεραιότητες του ΕΣΕΚ

περιλαμβάνουν μεταξύ άλλων την ραγδαία ανάπτυξη των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (ΑΠΕ), την αποθήκευση ενέργειας, την ενεργειακή απόδοση, την Ψηφιοποίηση, ενίσχυση ανθεκτικότητας και βέλτιστη χρήση των ηλεκτρικών δικτύων, τον εξηλεκτρισμό των οδικών μεταφορών, Κλιματικά ουδέτερα εναλλακτικά καύσιμα, Σύστημα αερίων καυσίμων, Βιοοικονομία, Δημιουργία οικονομίας πράσινου υδρογόνου, Καινοτομία και συστημικές λύσεις στη δέσμευση και αποθήκευση άνθρακα (CCUS), Υποστήριξη νέων βιομηχανιών και επιχειρηματικών δραστηριοτήτων που αναπτύσσουν εγχώρια αλυσίδα αξίας για τις τεχνολογίες της πράσινης ενεργειακής μετάβασης και Προσαρμογή στην κλιματική αλλαγή. (ΦΕΚ 6983,2024).

Ιδιαίτερα για τον τομέα των μεταφορών, στόχος είναι η κλιματική ουδετερότητα του κλάδου, η οποία εξυπηρετείται πρωτίστως από την ηλεκτροκίνηση. Οι δράσεις για την απανθρακοποίηση των οδικών επιβατικών συγκοινωνιών στην Αττική περιλαμβάνουν την σύνταξη Στρατηγικού Σχεδίου Μεταφορών και προγράμματος εφαρμογής του, την υλοποίηση προγράμματος ανανέωσης στόλου με νέα οχήματα χαμηλών εκπομπών, τη διερεύνηση σεναρίου μετασκευής υφιστάμενων λεωφορείων για χρήση υδρογόνου με χρήση συστήματος πρόβλεψης συνολικής κατανάλωσης, τη σημαντική ενίσχυση της προσπελασιμότητας των στάσεων από τον πεζό. Για τις οδικές επιβατικές συγκοινωνίες εκτός Αττικής, καθώς και για τις υπεραστικές οδικές συγκοινωνίες, θα εξεταστεί η υιοθέτηση μέτρων για τη χρήση διαφορετικών τεχνολογικών λύσεων, όπως η ηλεκτροκίνηση, η χρήση πράσινου υδρογόνου μέσω πιλοτικών έργων και κλιμάκωση εφόσον προκριθούν τεχνικοοικονομικά, καθώς και η χρήση αερίου καυσίμου ως μίγμα μειωμένου ανθρακικού αποτυπώματος.

Οι πολιτικές που θεσπίστηκαν τα τελευταία 4 χρόνια βρίσκονται σε καλό δρόμο για τη σταθερή μείωση των παγκόσμιων εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου από τις οδικές μεταφορές, παρά τις προβλεπόμενες αυξήσεις στη δραστηριότητα των οχημάτων. Παρόλο που ο ρυθμός υιοθέτησης νέων πολιτικών το 2025 ήταν βραδύτερος από ότι το 2024, η δυναμική της αγοράς έχει επιταχυνθεί. Η ταχεία ανάπτυξη της παγκόσμιας αγοράς ηλεκτρικών οχημάτων δημιουργεί ευκαιρίες για τις κυβερνήσεις να αξιοποιήσουν αυτή τη δυναμική, αναπτύσσοντας νέες πολιτικές που ευθυγραμμίζονται και διατηρούν αυτήν την τροχιά ανάπτυξης. Ένα σημαντικό χάσμα φιλοδοξιών με τους στόχους της Συμφωνίας του Παρισιού εξακολουθεί να υπάρχει, ιδίως για τα βαρέα φορτηγά. Η μείωση αυτού του χάσματος θα απαιτήσει τη μετατροπή των προτάσεων και των μη δεσμευτικών στόχων για τα ηλεκτρικά οχήματα σε δεσμευτικές πολιτικές, την επέκταση των προτύπων ώστε να καλύπτουν όλες τις κατηγορίες οχημάτων και την επιτάχυνση της αύξησης των ηλεκτρικών επιβατικών οχημάτων που παρατηρείται στις αναδύμενες αγορές. Η αντιμετώπιση των περιφερειακών ανισοτήτων και των κενών πολιτικής είναι κρίσιμη για την ευθυγράμμιση των οδικών μεταφορών με μια τροχιά συμβατή με τη Συμφωνία του Παρισιού. (ICCT, n.d.)



*With a gross vehicle weight between 3.5 and 12 tonnes

Εικόνα 2: Πωλήσεις νέων επαγγελματικών οχημάτων ανά σύστημα μετάδοσης κίνησης στην Ε.Ε. για το 2023. (Πηγή: ICCT, 2026)

Είναι γεγονός πως τα μέσα μαζικής μεταφοράς (MMM) αποτελούν μια από τις πιο αποτελεσματικές λύσεις για τη μείωση της ατμοσφαιρικής ρύπανσης στα αστικά κέντρα και την επίτευξη των κλιματικών στόχων που αναφέρθηκαν παραπάνω. Η προώθηση της χρήσης των MMM, όπως τα λεωφορεία, τα τραμ και το μετρό, συμβάλλει στην αποσυμφόρηση των δρόμων και στη μείωση της κυκλοφορίας των ιδιωτικών οχημάτων, τα οποία είναι κύρια πηγή ρύπων. Επιπλέον, τα MMM έχουν τη δυνατότητα να εξυπηρετούν περισσότερους επιβάτες με λιγότερους πόρους, γεγονός που τα καθιστά πιο αποδοτικά και φιλικά προς το περιβάλλον σε σύγκριση με τα οχήματα ιδιωτικής χρήσης. Η ενίσχυση της χρήσης των MMM, σε συνδυασμό με τη βελτίωση της ποιότητας, την τεχνολογία τους και της προσβασιμότητάς τους, μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική μείωση της ατμοσφαιρικής ρύπανσης και να συμβάλει στη δημιουργία πιο βιώσιμων και υγιών αστικών περιοχών.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα ασχοληθούμε με τα μέσα μαζικής μεταφοράς και συγκεκριμένα με τα λεωφορεία. Υπάρχουν 3 τύποι λεωφορείων μηδενικών εκπομπών. Τα λεωφορεία υδρογόνου, τα τρόλεϊ και τα ηλεκτρικά λεωφορεία με μπαταρίες (Battery Electric Buses – BEB). Τα ηλεκτρικά λεωφορεία με μπαταρίες, προτιμώνται από τα λεωφορεία υδρογόνου, λόγω του μειωμένου κόστους λειτουργίας και συντήρησής τους (Hensher et al., 2022). Ενώ, σε σχέση με τα τρόλεϊ, το βασικό πλεονέκτημα που προσφέρουν τα ηλεκτρικά λεωφορεία μπαταριών είναι ουσιαστικά το ίδιο με αυτό των συμβατικών λεωφορείων, δηλαδή η έλλειψη απαίτησης για εναέρια καλώδια. Στην παρούσα εργασία θα ασχοληθούμε με τα ηλεκτρικά λεωφορεία με μπαταρία.

Η αυξανόμενη χρήση ηλεκτρικών οχημάτων αποτελεί ένα σημαντικό βήμα προς την αειφορία και τη μείωση των εκπομπών CO₂, ωστόσο, δημιουργεί νέες προκλήσεις για τα δίκτυα ηλεκτροδότησης. Η διαδικασία μετάβασης από τα οχήματα συμβατικού καυσίμου σε ηλεκτρικά αντιμετωπίζει πολλές προκλήσεις που προκαλούνται από περιορισμούς στις υποδομές και τις λειτουργικές δυνατότητες. Για παράδειγμα, η σημαντική ενέργεια που απαιτείται για τη φόρτιση των στόλων ηλεκτρικών λεωφορείων μπορεί να οδηγήσει σε

τεχνικά προβλήματα στο δίκτυο – π.χ. προβλήματα τάσης, συχνότητας, συμφόρησης και παραβιάσεις της ζήτησης κατά τις ώρες αιχμής (Manzollini et al., 2022).

Στην Αττική βρίσκονται από το τέλος του 2024, ήδη 100 ηλεκτρικά λεωφορεία, μήκους 9 μέτρων, με τον εκσυγχρονισμό του στόλου να συνεχίζεται. Όμως η παλαιότητα του δικτύου παροχής ηλεκτρικής ενέργειας καθιστά πρόκληση τον προγραμματισμό των δρομολογίων όσο και των χρονικών διαστημάτων φόρτισης τους.

Ο σχεδιασμός των μεταφορικών συστημάτων αποτελεί μια σύνθετη και πολυεπίπεδη διαδικασία, η οποία διαρθρώνεται σε τρία βασικά επίπεδα: στρατηγικό, τακτικό και επιχειρησιακό. Στο στρατηγικό επίπεδο λαμβάνονται αποφάσεις μακροπρόθεσμου ορίζοντα (10–30 έτη) που αφορούν την ανάπτυξη νέων υποδομών, τη χωροθέτηση δικτύων, τη διαμόρφωση πολιτικών βιώσιμης κινητικότητας και τον καθορισμό επενδυτικών προτεραιοτήτων. Σε αυτό το επίπεδο εντάσσονται επιλογές όπως η δημιουργία γραμμών μετρό ή τραμ, η ηλεκτροκίνηση στόλου λεωφορείων και η ενσωμάτωση τεχνολογιών χαμηλών εκπομπών. Το τακτικό επίπεδο αφορά τον μεσοπρόθεσμο προγραμματισμό και περιλαμβάνει τον σχεδιασμό γραμμών, τον καθορισμό συχνοτήτων, τη διαχείριση στόλου και την κατανομή πόρων με στόχο τη βέλτιστη εξυπηρέτηση της ζήτησης. Τέλος, το επιχειρησιακό επίπεδο σχετίζεται με την καθημερινή λειτουργία του συστήματος, όπως ο προγραμματισμός βαρδιών οδηγών, η αντιμετώπιση έκτακτων συμβάντων, η διαχείριση κυκλοφοριακών διαταραχών και η παρακολούθηση της ποιότητας υπηρεσιών.

Σε όλα τα παραπάνω επίπεδα, καθοριστικό ρόλο διαδραματίζουν τα μαθηματικά και υπολογιστικά μοντέλα. Τα μοντέλα ζήτησης μετακινήσεων επιτρέπουν την πρόβλεψη μελλοντικών ροών επιβατών, τα μοντέλα κατανομής κυκλοφορίας εκτιμούν τη φόρτιση του δικτύου, ενώ τα μοντέλα βελτιστοποίησης υποστηρίζουν αποφάσεις σχετικά με τον στόλο, τα δρομολόγια και το ενεργειακό κόστος. Επιπλέον, μέσω προσομοιώσεων σεναρίων (π.χ. εισαγωγή ηλεκτρικών λεωφορείων ή αλλαγή πολιτικής κομίστρου) μπορεί να αξιολογηθεί η περιβαλλοντική, οικονομική και κοινωνική επίπτωση εναλλακτικών στρατηγικών. Συνεπώς, η χρήση επιστημονικά τεκμηριωμένων μοντέλων αποτελεί θεμελιώδη προϋπόθεση για τον αποτελεσματικό, βιώσιμο και χαμηλών εκπομπών σχεδιασμό συστημάτων μέσω μαζικής μεταφοράς.

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζει ένα μοντέλο βελτιστοποίησης που έχει σχεδιαστεί για να διαχειρίζεται το πρόγραμμα φόρτισης ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων με μπαταρίες. Το μοντέλο αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης, λαμβάνοντας υπόψη το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας. Τα αποτελέσματα αυτής της ανάλυσης μπορούν να συνεισφέρουν στην καλύτερη οργάνωση των δρομολογίων και των φορτίσεων των λεωφορείων και να συντελέσουν στην ανάπτυξη ενός πιο αποδοτικού συστήματος μαζικών μεταφορών.



Εικόνα 3: Ηλεκτρικό λεωφορείο μπαταρίας σε διαδικασία φόρτισης σε αστικό σταθμό φόρτισης.

Στην συνέχεια της παρούσας εργασίας θα αναλυθούν τα παρακάτω:

- Στην επόμενη (τη 2^η) ενότητα γίνεται βιβλιογραφική αναφορά στα μοντέλα βελτιστοποίησης δρομολόγησης ηλεκτρικών λεωφορείων.
- Στην 3η ενότητα, το πρόβλημα και η δομή του περιγράφεται αναλυτικά και παρουσιάζεται το μοντέλο επίλυσής του.
- Στην 4η ενότητα, παρουσιάζεται μία μέθοδος επίλυσης του μοντέλου.
- Στην 5η ενότητα γίνεται εφαρμογή του μοντέλου και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής.
- Στην 6η ενότητα περιγράφονται τα συμπεράσματα που εξάγονται από την παραπάνω ανάλυση, καθώς και προτάσεις για περαιτέρω έρευνα.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Καθώς τα ηλεκτρικά λεωφορεία έχουν διεισδύσει στους στόλους οχημάτων, έχουν αναδειχθεί πολλά ερωτήματα τα οποία καλείται η επιστημονική κοινότητα να επιλύσει, όπως η βέλτιστη χωροθέτηση των εγκαταστάσεων φόρτισης των ηλεκτρικών οχημάτων, ο βέλτιστος προγραμματισμός των δρομολογίων τους, ακόμα και η απόσυρση και ανακύκλωση των μπαταριών μετά την απαξίωσή τους. Στην παρούσα βιβλιοσκοπική ανασκόπηση θα μελετηθεί η μείωση του κόστους λειτουργίας των συστημάτων ηλεκτρικών λεωφορείων.

2.1. Μείωση του κόστους με βάση τον προγραμματισμό των δρομολογίων

Οι παρακάτω ερευνητές έχουν προσεγγίσει το κόστος των ηλεκτρικών λεωφορείων με βάση κυρίως τον βέλτιστο προγραμματισμό των δρομολογίων και των φορτίσεων των οχημάτων, καθώς και άλλους παράγοντες όπως το κόστος κατασκευής των εγκαταστάσεων φόρτισης. Κατά τη δημιουργία των μοντέλων τους δεν έχουν συνυπολογίσει το κόστος ενέργειας ως μεταβλητή απόφασης (decision variable), αλλά το κόστος ενέργειας έχει θεωρηθεί δεδομένο.

Στην εργασία των (Gairola et al., 2023) αντιμετωπίζεται η έλλειψη ενός ενιαίου μοντέλου βελτιστοποίησης για τον σχεδιασμό και τον προγραμματισμό των αποφάσεων που αφορούν τα ηλεκτρικά λεωφορεία μπαταρίας (BEB). Προτείνεται ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο βελτιστοποίησης για τον σχεδιασμό της υποδομής των ηλεκτρικών λεωφορείων και τον προγραμματισμό της φόρτισής τους. Το μοντέλο επιδιώκει να βελτιστοποιήσει το συνολικό ετήσιο κόστος ηλεκτροκίνησης, συμπεριλαμβανομένου του ετήσιου κόστους των ηλεκτρικών λεωφορείων με το κόστος της μπαταρίας, του ετήσιου κόστους των σταθμών ταχείας φόρτισης, καθώς και του ετήσιου κόστους ηλεκτρικής ενέργειας λαμβάνοντας υπόψη τιμολογιακές χρεώσεις ηλεκτρικής ενέργειας βάσει χρονικών ζωνών (TOU , Time-of-Use tariffs), καθώς και χρεώσεις αιχμής και μη αιχμής (peak and off-peak demand charges) σε ετήσια βάση.

Στην εργασία των (He et al., 2022), οι συγγραφείς αναπτύσσουν ένα μοντέλο βελτιστοποίησης προγράμματος φόρτισης για τον στόλο ηλεκτρικών λεωφορείων λαμβάνοντας υπόψη την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας χρόνου χρήσης (ToU) για να ελαχιστοποιηθεί το συνολικό κόστος φόρτισης και να γίνει καλύτερη χρήση των πόρων φόρτισης. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης του προγραμματισμού των ηλεκτρικών λεωφορείων διαμορφώνεται ως ένα μικτό ακέραιο γραμμικό πρόγραμμα (Mixed Integer Linear Programming – MILP), το οποίο λαμβάνει υπόψη το πλήθος των ηλεκτρικών λεωφορείων και την απαιτούμενη ενέργεια. Η επίλυση το μοντέλου υποδεικνύει ότι ένα βελτιστοποιημένο πρόγραμμα φόρτισης μπορεί να εξοικονομήσει έως και 15% του κόστους φόρτισης, σε σύγκριση με ένα τυπικό πρόγραμμα φόρτισης.

Στην εργασία των (Foda et al., 2023) αναπτύσσεται και εφαρμόζεται ένα μοντέλο βελτιστοποίησης, το οποίο ελαχιστοποιεί το συνολικό κόστος ενός συστήματος ηλεκτρικών λεωφορείων, ενώ παράλληλα παρέχει πληροφορίες για την κατανομή και χωρητικότητα των υποδομών φόρτισης, τη σύνθεση του στόλου των ηλεκτρικών λεωφορείων (π.χ. ετερογενή μεγέθη μπαταριών), το χρονοδιάγραμμα φόρτισης, τον χρόνο χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας (ToU), τις σχετικές εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου (GHG: Greenhouse Gas), και τους περιορισμούς στο δίκτυο ηλεκτροδότησης. Το προτεινόμενο μοντέλο βελτιστοποίησης είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης βασισμένος σε υποκατάστατα μοντέλα με αντιστοίχιση χώρου (SMSM: *surrogate model-based space mapping*) και εξαρτάται από τον τύπο και την τοποθεσία των φορτιστών και από την κατάσταση ενέργειας (SOE: state of energy). Το υποκατάστατο μοντέλο αποτελείται από δύο μέρη: το απλοποιημένο (coarse) μοντέλο, το οποίο είναι μία γραμμική συνάρτηση, και την αντιστοίχιση του χώρου εισόδων (ISM: *input space mapping*). Η επίλυση του μοντέλου παρέχει πληροφορίες για την γενική διαμόρφωση του δικτύου, όπως η χωροθέτηση των σταθμών φόρτισης και η στρατηγική φόρτισης, και αξιολογεί την επίπτωση που έχει ένα σύστημα ηλεκτρικών λεωφορείων στα δίκτυα κοινής ωφέλειας και τις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου.

Στην εργασία των (Rupp et al., 2020) εισάγεται μία μεθοδολογία για τη βελτιστοποίηση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου (CO₂eq: carbon dioxide equivalent) και του κόστους

ηλεκτρικής ενέργειας και ορίζονται, μέσω ενός μοντέλου γραμμικής βελτιστοποίησης (linear optimization), διαφορετικά σενάρια φόρτισης στα οποία θα μπορούσε να εφαρμοστεί η μεθοδολογία. Τα αποτελέσματα της έρευνας υπογραμμίζουν τις υψηλές δυνατότητες εξοικονόμησης πόρων εάν η διαχείριση του προγράμματος φόρτισης ενός στόλου ηλεκτρικών οχημάτων προσαρμόζεται σε μεταβλητές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και πυκνότητες εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου (CO₂eq).

Στην εργασία των (Zhou et al., 2023) παρουσιάζεται ένα πρόβλημα EB-CFP για μία εταιρεία αστικών συγκοινωνιών και με στόχο να καθοριστεί ένα οικονομικά αποδοτικό σχέδιο εγκαταστάσεων φόρτισης, συνυπολογίζοντας αβεβαιότητες τόσο στον χρόνο διαδρομής των ηλεκτρικών λεωφορείων όσο και στην γήρανση των μπαταριών, συμπεριλαμβανομένου του τύπου και το πλήθος των διαφορετικών φορτιστών εγκατεστημένων είτε στους τερματικούς σταθμούς είτε στα αμαξοστάσια. Η μελέτη αυτή προτείνει ένα μοντέλο στοχαστικού προγραμματισμού δύο σταδίων. Για την επίλυση του μοντέλου, προτείνονται δύο διαφορετικές ευρετικές μέθοδοι επίλυσης: η μέθοδος ενισχυτικής μάθησης (the reinforcement learning method) και η μέθοδος βελτιστοποίησης βάσει υποκατάστατων μοντέλων (SBO: surrogate-based optimization method). Η επίλυση του μοντέλου παρουσιάζει καλά αποτελέσματα.

Στην εργασία των (He et al., 2023) διερευνάται το πρόγραμμα φόρτισης των ηλεκτρικών λεωφορείων μπαταρίας (BEB), λαμβάνοντας υπόψη την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης κατά τη διαδρομή των λεωφορείων. Για την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους φόρτισης του στόλου των λεωφορείων, διατηρώντας παράλληλα τη ζήτηση για τη λειτουργία των οχημάτων, προτείνεται ένα μοντέλο προγραμματισμού φόρτισης BEB που ενσωματώνει την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης κατά τη διάρκεια των διαδρομών. Τα αποτελέσματα της μελέτης υποδεικνύουν πως ένα βελτιστοποιημένο πρόγραμμα φόρτισης μπορεί να επιφέρει μείωση του λειτουργικού κόστους ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων έως και 15%.

Στην εργασία των (Battaïa et al., 2023) εξετάζεται η ανάπτυξη ενός αποδοτικού πλαισίου που θα βοηθήσει τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων να μετατρέψουν επιτυχώς ένα υφιστάμενο σύστημα δημόσιων συγκοινωνιών από λεωφορεία συμβατικού καυσίμου σε ηλεκτρικά λεωφορεία. Ο σκοπός είναι, μέσω της ανάπτυξης ενός MILP, η μεγιστοποίηση της συνολικής επιβατικής ζήτησης που ικανοποιείται από τα ηλεκτρικά λεωφορεία, τηρώντας παράλληλα έναν σημαντικό αριθμό περιορισμών, όπως η λειτουργική ικανότητα όλων των ηλεκτρικών λεωφορείων, η τήρηση των απαιτούμενων χρονοδιαστημάτων μεταξύ των λεωφορείων, η συμμόρφωση με τη διαθέσιμη ισχύ όλων των σταθμών φόρτισης και μετασηματιστών, καθώς και η τήρηση του διαθέσιμου προϋπολογισμού.

Στο άρθρο των (Qiu et al., 2021) εξετάζεται ο πιθανός αντίκτυπος της δυναμικής φόρτισης των ηλεκτρικών λεωφορείων στο σύστημα διανομής ηλεκτρικής ενέργειας. Σχηματίστηκε ένα μοντέλο δυναμικής φόρτισης λεωφορείων το οποίο εξαρτάται από την διανυόμενη απόσταση των λεωφορείων και από την ώρα αναχώρησης τους από τους σταθμούς φόρτισης. Στη συνέχεια πραγματοποιείται ανάλυση αξιοπιστίας του δικτύου διανομής ηλεκτρικής ενέργειας με την ενσωμάτωση του μοντέλου. Τα αποτελέσματα της μελέτης αποδεικνύουν ότι η δυναμική φόρτιση των ηλεκτρικών λεωφορείων μπορεί να μετριάσει το μέγιστο φορτίο φόρτισης και να μειώσει την επιβάρυνση στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας.

Στην μελέτη των (Chen et al., 2023) αξιολογείται η σχέση κόστους-αποτελεσματικότητας και η ανθεκτικότητα της εκχώρησης πόρων στη λειτουργία των ηλεκτρικών λεωφορείων, συμπεριλαμβανομένης της ανάθεσης φορτιστών και της σύνθεσης του στόλου, με βάση το

πρόγραμμα φόρτισης. Διατυπώνεται ένα πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού ηλεκτρικών οχημάτων με περιορισμούς στο πλήθος των σταθμών φόρτισης και τη μη γραμμική φόρτιση (EVSP-CSC-NL), και προτείνεται ένας αλγόριθμος προσαρμοστικής μεγάλης γειτονικής αναζήτησης (ALNS) για την επίλυσή του. Η επίλυση του μοντέλου υποδεικνύει πως, αν και η επάρκεια πόρων φόρτισης μπορεί να βελτιώσει την ανθεκτικότητα των προγραμμάτων φόρτισης των οχημάτων, οι διαχειριστές μπορούν να μειώσουν τις επενδύσεις σε υποδομές φόρτισης όταν η ενεργειακή ζήτηση του δικτύου λεωφορείων είναι περιορισμένη, καθώς το οριακό όφελος μειώνεται με την αύξηση του αριθμού φορτιστών σε έναν σταθμό.

Στην εργασία των (Guschinsky et al., 2023) προτείνεται ένα πλαίσιο βελτιστοποίησης που ενσωματώνει τον στρατηγικό σχεδιασμό των υποδομών φόρτισης και τον προγραμματισμό των φορτίσεων για συστήματα ηλεκτρικών λεωφορείων, με στόχο την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους του συστήματος, λαμβάνοντας υπόψη το πλήθος των φορτιστών τη διάρκεια της φόρτισης, την κατάσταση φόρτισης (state of charge- SOC), και την κατάσταση ενέργειας (state of energy-SOE). Στόχος είναι, μέσω της μεθοδολογίας της διεπίπεδης αποσύνθεσης (bi-level decomposition), να προσδιοριστούν το πλήθος και ο τύπος των φορτιστών, η ανάθεση φορτιστών σε κάθε όχημα ανάλογα με τον τύπο μπαταρίας καθώς και ένα ημερήσιο κυκλικό πρόγραμμα φόρτισης. Οι προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει καλά αποτελέσματα σε προβλήματα μεσαίου μεγέθους.

Στη μελέτη των (Lu et al., 2024) προτείνεται ένας μηχανισμός σε πραγματικό χρόνο για την απελευθέρωση των πλεονασματικών πόρων φόρτισης σε έναν σταθμό φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων, λαμβάνοντας υπόψη τόσο την οικονομική ευημερία όσο και την κοινωνική ωφέλεια. Πρόκειται για μια προσέγγιση που επικεντρώνεται στον σταθμό φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων, καταγράφοντας τα μοτίβα φόρτισης των ηλεκτρικών λεωφορείων και των εξωτερικών ηλεκτρικών οχημάτων μέσα σε έναν τέτοιο σταθμό. Προτείνεται ένας μηχανισμός ελέγχου σε πραγματικό χρόνο με στόχο τη μεγιστοποίηση του καθαρού κέρδους μακροπρόθεσμα για έναν σταθμό φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων, βασισμένος στη θεωρία βελτιστοποίησης Lyapunov και στη γενικευμένη αποσύνθεση Benders (GBD), ο οποίος εξαρτάται από το σύνολο των σημείων φόρτισης, το μέρος των οποίων αντιστοιχίζεται σε ηλεκτρικά λεωφορεία και το μέρος που αντιστοιχίζεται σε εξωτερικά ηλεκτρικά οχήματα, καθώς και το κόστος της παρεχόμενης υπηρεσίας. Ο προτεινόμενος αυτός μηχανισμός μπορεί αυθαίρετα να θεωρηθεί ότι πλησιάζει την βέλτιστη λύση, ενώ παράλληλα θα επιφέρει μείωση την συμφόρησης με την τήρηση του προγράμματος φόρτισης.

Στην μελέτη των (Fei et al., 2023) εξερευνάται η έννοια του Bus-to-Grid (B2G). Τα ηλεκτρικά λεωφορεία μπορούν να προσφέρουν τόσο υπηρεσίες μεταφοράς όσο και υπηρεσίες στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Ο διαχειριστής του στόλου των λεωφορείων μπορεί να δημιουργήσει μια νέα δευτερεύουσα πηγή εσόδων, διοχετεύοντας ενέργεια στο δίκτυο κατά τις ώρες της ημέρας όπου οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας είναι υψηλές. Μοντελοποιείται ο στόλος ηλεκτρικών λεωφορείων ως ένα εικονικό εργοστάσιο παραγωγής ενέργειας (VPP: virtual power plant) μέσω μη γραμμικής βελτιστοποίησης. Οι βασικές καινοτομίες της μελέτης είναι πως το πρόβλημα μοντελοποιείται σε συγκεντρωτικό επίπεδο, γεγονός που επιτρέπει τη μοντελοποίηση μεγάλων στόλων οχημάτων και πως με βάση το VPP, μοντελοποιούνται δύο τύποι συμβολαίων: Πώληση με Τιμή Αγοράς (SbMP) και Εφεδρεία Ελέγχου Συχνότητας (FCR). Το μοντέλο εξαρτάται από την συχνότητα των δρομολογίων, το πλήθος των ηλεκτρικών λεωφορείων που είναι συνδεδεμένα με το δίκτυο και την ενέργεια που απαιτείται από το δίκτυο. Το συνολικό κέρδος από την συμμετοχή σε υπηρεσίες δικτύου είναι υψηλότερο σε όλες τις περιπτώσεις μελέτης. Παρόλα αυτά, τα επιπλέον κέρδη δεν υπερβαίνουν τα κέρδη από τα εισιτήρια.

Στην μελέτη των (Zeng et al., 2022) προτείνεται ένα μοντέλο στρατηγικής ασύρματης φόρτισης κατά τη διαδρομή για το σύστημα WCEB (Wireless Charging Electric Bus), με στόχο τη βελτιστοποίηση του λειτουργικού ενεργειακού κόστους. Προτείνεται μία προσεγγιστική μέθοδος χαλάρωσης βασισμένη στη συνάρτηση ποινής και στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Grey Wolf Optimization (GWO), η οποία αναπτύχθηκε για την επίλυση του προβλήματος μη-προσδιορίσιμης πολυωνυμικής δυσκολίας (NP-hard), και εξαρτάται από την χωρητικότητα των μπαταριών των σχετικών λεωφορείων και από την διάρκεια των φορτίσεων. Η μελέτη αυτή υποδεικνύει πως με την μέθοδο της ασύρματης φόρτισης μπορεί να μειωθεί το λειτουργικό κόστος ενός συστήματος ηλεκτρικών λεωφορείων, μειώνοντας την χωρητικότητα των μπαταριών, υπογραμμίζοντας μάλιστα πως η επιλογή μπαταριών μεγαλύτερης χωρητικότητας δεν αποτελεί την βέλτιστη λύση.

2.2. Μείωση του κόστους με βάση το κόστος ενέργειας

Οι παρακάτω ερευνητές έχουν προσεγγίσει το κόστος των ηλεκτρικών λεωφορείων με βάση το κόστος ενέργειας. Κατά τη δημιουργία των μαθηματικών μοντέλων, το κόστος ενέργειας έχει συνυπολογιστεί ως μεταβλητή απόφασης (decision variable). Αξίζει να σημειωθεί πως δεν υπάρχει εκτενής βιβλιογραφία η οποία να περιλαμβάνει το κόστος ενέργειας ως μεταβλητή απόφασης και να αναφέρεται σε ηλεκτρικά λεωφορεία. Γι αυτό τον λόγο παρακάτω γίνεται αναφορά και σε μελέτες οι οποίες αναφέρονται σε οχήματα ιδιωτικής χρήσης.

2.2.1. Προβλήματα στοχευμένα σε οχήματα ιδιωτικής χρήσης

Η μελέτη των (Vuelvas et al., 2021) αναφέρεται σε ηλεκτρικά οχήματα ιδιωτικής χρήσης (electric vehicles), και προτείνει ένα συμβόλαιο μεταξύ ενός διαχειριστή και ενός στόλου ηλεκτρικών οχημάτων, το οποίο επιτρέπει τον σχεδιασμό τιμολογιακών κινήτρων που ενθαρρύνουν τους χρήστες να τροποποιήσουν την κατανάλωση ενέργειας στο πλαίσιο προγραμμάτων ανταπόκρισης στη ζήτηση (demand response). Ο στόχος του διαχειριστή του στόλου είναι να ελαχιστοποιήσει μια ιδιωτική συνάρτηση κόστους (για παράδειγμα, τα λειτουργικά έξοδα), ενώ οι οδηγοί-ιδιοκτήτες των οχημάτων μοντελοποιούνται ως ορθολογικοί παράγοντες που επιδιώκουν να ελαχιστοποιήσουν το κόστος προμήθειας της ενέργειας που απαιτείται για να καλύψουν τα οδηγικά τους προφίλ. Η σχέση μεταξύ του διαχειριστή του στόλου και των ιδιοκτητών των ηλεκτρικών οχημάτων διαμορφώνεται ως ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης δύο επιπέδων (bi-level optimization problem) : Στο ανώτερο επίπεδο, ο παραγωγός (aggregator) μεγιστοποιεί τα οφέλη του, ενώ το κατώτερο επίπεδο αναπαριστά τη δυναμική συμπεριφορά των ορθολογικών οδηγών ως στόλος. Το μοντέλο αυτό επιτρέπει τη σύνδεση των αποφάσεων του στόλου ηλεκτρικών οχημάτων, οι οποίες μοντελοποιούνται ως μια ομάδα (cluster), με τους στόχους του παραγωγού, προκειμένου να καθοριστούν τα βέλτιστα προγράμματα τιμολόγησης και μοτίβα φόρτισης.

Στην μελέτη των (Huang et al., 2019) προτείνεται ένα νέο σύστημα τιμολόγησης, το δυναμικό τιμολόγιο ισχύος (DPT - Dynamic Power Tariff), το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διαχείριση της συμφόρησης σε δίκτυα διανομής με υψηλή διείσδυση ηλεκτρικών οχημάτων (EVs) και αντλιών θερμότητας (HPs). Το σύστημα αυτό κάνει χρήση της έννοιας του τιμολογίου ηλεκτρικής ενέργειας, οδηγώντας σε ένα πρόβλημα τετραγωνικού προγραμματισμού (quadratic programming problem) στην πλευρά του παρόχου ηλεκτρικής ενέργειας (aggregator), χωρίς να χρησιμοποιούνται συντελεστές

ευαισθησίας ως προς την τιμή. Πρόκειται για ένα μηχανισμό τιμολόγησης βάσει ισχύος, ο οποίος εξαρτάται από το επίπεδο ισχύος, την ισχύ φόρτισης, την κατανάλωση ενέργειας, και την ρυθμιζόμενη τιμή ενέργειας με βάση την ισχύ. Οι περιπτώσεις που μελετήθηκαν επικυρώνουν την αποτελεσματικότητα της μεθόδου για την διαχείριση της συμφόρησης.

2.2.2. Προβλήματα στοχευμένα σε ηλεκτρικά λεωφορεία

Στην μελέτη των (Wu et al., 2019) αναπτύσσεται ένα πλαίσιο βελτιστοποίησης, το οποίο λαμβάνει υπόψη τον συμβιβασμό στη λειτουργία των λεωφορείων μεταξύ της παροχής υπηρεσιών στους επιβάτες, της βελτιστοποίησης των δομών κόστους και της μείωσης της συμφόρησης του ηλεκτρικού δικτύου στα σημεία συμφόρησης (bottlenecks). Η σχέση μεταξύ του διαχειριστή του στόλου των ηλεκτρικών λεωφορείων και του παρόχου ηλεκτρικής ενέργειας μοντελοποιείται ως ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης δύο επιπέδων (bi-level optimization problem), ώστε να μπορέσει να παρουσιάσει ξεχωριστά τον προγραμματισμό των δρομολογίων των ηλεκτρικών λεωφορείων με βάση την εξυπηρέτηση του επιβατικού κοινού και την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Σε αυτή την προσέγγιση συνυπολογίζονται το λειτουργικό κόστος που σχετίζεται με την απόσταση που διανύει το όχημα, τα έσοδα που συλλέγονται από τους επιβάτες, τα οποία είναι ευαίσθητα στην ποιότητα της παρεχόμενης υπηρεσίας, το κόστος φόρτισης που σχετίζεται με τον χρόνο αναμονής μεταξύ άφιξης και αναχώρησης, και το κόστος ευκαιρίας της μη φόρτισης, το οποίο συνδέεται με το ημερήσιο κόστος χρήσης της μπαταρίας ανά kWh. Το μοντέλο αυτό αποδεικνύεται αποτελεσματικό στην μείωση των υπερβολικών φορτίσεων από τα ηλεκτρικά λεωφορεία, ενώ ταυτόχρονα προσφέρει ένα καλό παράδειγμα βέλτιστης λειτουργίας των ηλεκτρικών λεωφορείων.

Η μελέτη των (Abdelwahed et al., 2020) επικεντρώνεται στη λειτουργική διαχείριση ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων με μπαταρία, αναλύοντας και βελτιστοποιώντας το πρόγραμμα φόρτισης για ένα καθορισμένο σύνολο τοποθεσιών ταχυφοριστών. Χρησιμοποιώντας τις ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας ως δείκτες της ισορροπίας προσφοράς-ζήτησης στο δίκτυο, επιδιώκεται η ελαχιστοποίηση του ενεργειακού κόστους για τον διαχειριστή δημόσιων συγκοινωνιών, μειώνοντας παράλληλα το αντίκτυπο στο δίκτυο, λαμβάνοντας υπόψη το προκαθορισμένο πρόγραμμα δρομολογίων και τη δομή του δικτύου. Η διατύπωση του παραπάνω προβλήματος βασίζεται στον Μικτό Ακέραιο Γραμμικό Προγραμματισμό (MILP). Η μελέτη συγκρίνει δύο διατυπώσεις MILP: η μία βασίζεται στη Βελτιστοποίηση Διακριτού Χρόνου (Discrete Time Optimization) και η άλλη στη Βελτιστοποίηση Διακριτών Γεγονότων (Discrete Event Optimization), και εξαρτώνται από την κατάσταση φόρτισης των λεωφορείων, την διάρκεια της φόρτισης και το συνολικό της κόστος. Η μελέτη αποδεικνύει πως ένα βελτιστοποιημένο πρόγραμμα φόρτισης μπορεί να μειώσει την επίδραση στο δίκτυο έως και κατά 16,5% σε σύγκριση με τις απλές στρατηγικές φόρτισης. Η μελέτη έδειξε επίσης πως μπορεί να επιτευχθεί καλύτερη επιχειρησιακή απόδοση υπό αυστηρότερες συνθήκες λειτουργίας, όπως η μείωση του αριθμού των φοριστών.

Στην μελέτη των (Abdelwahed et al., 2021) διερευνάται πώς μπορεί να βελτιστοποιηθεί το πρόγραμμα φόρτισης των δικτύων ηλεκτρικών λεωφορείων και να συντονιστεί με τα προφίλ παραγωγής ανανεώσιμης ενέργειας. Επιπλέον, μελετάται η επίδραση της αβεβαιότητας στις καθυστερήσεις κυκλοφορίας και στην κατανάλωση ενέργειας, στην αξιοπιστία του δικτύου, καθώς και τρόπους μετριάσεως αυτής της επίδρασης μέσω βελτιστοποίησης σε πραγματικό χρόνο. Για την βελτιστοποίηση του προγράμματος φόρτισης διατυπώνεται ένα πρόβλημα MILP. Επιπλέον, αναπτύσσεται ένα μοντέλο προσομοίωσης διακριτών γεγονότων, το οποίο

μπορεί να προσομοιώσει το δίκτυο υπό διαφορετικές ρυθμίσεις και συνθήκες αβεβαιότητας. Η βελτιστοποίηση του προγράμματος φόρτισης εξαρτάται από την απαιτούμενη ενέργεια και από την διάρκεια των φορτίσεων. Η μελέτη αυτή υποδεικνύει πως τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο μπορούν να μετριάσουν την επίδραση της αβεβαιότητας και να βελτιώσουν την απόδοση των δικτύων ηλεκτρικών λεωφορείων.

Η μελέτη των (Xiao et al., 2024) αναπτύσσει ένα μοντέλο συνολικού κόστους ιδιοκτησίας (TCO: Total Cost of Ownership) για την αξιολόγηση της οικονομικής βιωσιμότητας διαφορετικών ρυθμών φόρτισης για τα ηλεκτρικά λεωφορεία. Το πλαίσιο της μελέτης προσδιορίζει τα χαρακτηριστικά φόρτισης και λειτουργίας των ηλεκτρικών λεωφορείων που είναι πιο κατάλληλα για υιοθέτηση, και υποστηρίζει τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικών στην ανάπτυξη αποτελεσματικών στρατηγικών δημόσιας χρηματοδότησης και λειτουργίας, ώστε να ενθαρρύνει την ευρύτερη υιοθέτηση των ηλεκτρικών λεωφορείων. Η μελέτη διεξάγει μία στατιστική ανάλυση των λειτουργικών δεδομένων από έναν στόλο ηλεκτρικών λεωφορείων και δημιουργεί ένα πλαίσιο συνολικού κόστους ιδιοκτησίας για όλο τον κύκλο ζωής των ηλεκτρικών λεωφορείων, συνυπολογίζοντας το κόστος αρχικής αγοράς, το κόστος λειτουργίας και συντήρησης, το κόστος αντικατάστασης των μπαταριών και το κόστος φόρτισης. Η μελέτη αυτή υποστηρίζει πως το κόστος φόρτισης αντιστοιχεί στο μικρότερο ποσοστό του συνολικού κόστους ιδιοκτησίας (TCO), και η τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος έχει μικρή επίδραση στον εξηλεκτρισμό των δημόσιων συγκοινωνιών. Συνεπώς, κατά τη διαμόρφωση των προγραμμάτων λειτουργίας και φόρτισης, οι εταιρείες ηλεκτρικών λεωφορείων μπορούν να μειώσουν τη βαρύτητα που δίνουν στο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας βάσει ωριαίας χρέωσης (ToU) και να επικεντρωθούν περισσότερο στη μείωση των λειτουργικών εξόδων, με σκοπό τη συνολική μείωση του κόστους.

Στην μελέτη των (Basma et al., 2022) προτείνεται ένα τεχνοοικονομικό μοντέλο για την αξιολόγηση των πραγματικών ενεργειακών αναγκών ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων μπαταρίας, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς του προγράμματος δρομολογίων. Παράλληλα, εξετάζεται η συνολική οικονομική απόδοση των κύριων τύπων σταθερών υποδομών φόρτισης σε σχέση με διαφορετικές επιλογές μεγέθους μπαταρίας. Η προτεινόμενη μεθοδολογία βασίζεται σε ένα αναλυτικό μοντέλο συνολικού κόστους ιδιοκτησίας (TCO), το οποίο λαμβάνει υπόψη το κόστος αγοράς, λειτουργίας, συντήρησης και υποδομών. Επιπλέον, εισάγεται ένας δείκτης συνέπειας (PI – Punctuality Index) για την ποσοτικοποίηση των καθυστερήσεων στο πρόγραμμα που προκαλούνται από τα γεγονότα φόρτισης των ηλεκτρικών λεωφορείων (BEB) κατά τη διάρκεια της ημέρας. Η μελέτη αυτή επιχειρεί να εκτιμήσει τον αντίκτυπο που έχει η επιλογή μεγέθους μπαταρίας και οι επιλογές στις εγκαταστάσεις φόρτισης στο κόστος και στην λειτουργία των ηλεκτρικών λεωφορείων, λαμβάνοντας υπόψη τις δυναμικές λειτουργίας υπό πραγματικές συνθήκες, συνυπολογίζοντας την χωρητικότητα της μπαταρίας, το πλήθος των φορτιστών και την δυναμική τους και την ζήτηση σε κάθε σταθμό φόρτισης. Τα αποτελέσματα της μελέτης μπορούν να βοηθήσουν τους διαχειριστές των στόλων των ηλεκτρικών λεωφορείων να κάνουν τους πιο οικονομικούς συνδυασμούς στην επιλογή του μεγέθους των μπαταριών και των εγκαταστάσεων φόρτισης, χωρίς να επιβαρύνεται η συνέπεια με την οποία λειτουργεί το αντίστοιχο σύστημα συγκοινωνιών.

Στην μελέτη των (Brinkel et al., 2023) παρουσιάζεται μια ανάλυση του θεωρητικού δυναμικού μείωσης κόστους διαφόρων στρατηγικών φόρτισης για ηλεκτρικά λεωφορεία. Συνεπώς, μπορεί να χρησιμοποιηθεί από διαχειριστές στόλου λεωφορείων ως ένα πρώτο βήμα για την αξιολόγηση της οικονομικής ελκυστικότητας της μετάβασης σε πιο προηγμένες στρατηγικές φόρτισης. Διατυπώνονται μοντέλα προσομοίωσης για τη σύγκριση του κόστους

χρέωσης και του αντίκτυπου του δικτύου διαφορετικών στρατηγικών χρέωσης. Παρουσιάζονται στρατηγικές για τον προγραμματισμό των δρομολογίων των ηλεκτρικών λεωφορείων, οι οποίες εξαρτώνται από το συνολικό κόστος φόρτισης, το κόστος φθοράς της μπαταρίας, την ισχύ φόρτισης σε δεδομένη χρονική στιγμή, την ισχύ αποφόρτισης σε δεδομένη χρονική στιγμή, και τη μέγιστη καθαρή συνολική ισχύ φόρτισης κατά τη διάρκεια της περιόδου αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα του μοντέλου υποδηλώνουν πως η εφαρμογή έξυπνων αλγορίθμων φόρτισης μπορεί να μειώσει αισθητά το κόστος φορτίσεων.

2.3. Πρόβλημα που επιλύεται από τη διπλωματική εργασία

Από την ανάλυση των ανωτέρω μελετών προκύπτει ότι η πλειονότητα των ερευνητικών προσεγγίσεων που εστιάζουν σε ηλεκτρικά λεωφορεία επικεντρώνεται κυρίως στον χρονοπρογραμματισμό φόρτισης και στη διαχείριση του επιπέδου φόρτισης της μπαταρίας (State of Charge), συχνά μέσω μοντέλων MILP ή δι-επιπέδων διατυπώσεων. Σε αρκετές περιπτώσεις ενσωματώνεται η επίδραση της τιμολόγησης ηλεκτρικής ενέργειας (π.χ. Time-of-Use), ενώ λιγότερες μελέτες λαμβάνουν ρητά υπόψη τις χρεώσεις μέγιστης ζήτησης ή την αλληλεπίδραση με το ηλεκτρικό δίκτυο. Παράλληλα, οι αποφάσεις χωροθέτησης υποδομών φόρτισης δεν εξετάζονται πάντοτε ταυτόχρονα με τον προγραμματισμό φόρτισης, γεγονός που περιορίζει την σφαιρική αποτύπωση του προβλήματος.

Η παρούσα διπλωματική εργασία βασίζεται πάνω στην εργασία των (Rizopoulos & Gkiotsalitis, 2025), όπου παρουσιάζεται ένα μοντέλο που έχει δυο αντικειμενικούς σκοπούς: την ελαχιστοποίηση των νεκρών χρόνων διαδρομής και την ελαχιστοποίηση του οικονομικού κόστους που απαιτείται για την εγκατάσταση και την λειτουργία σταθμών φόρτισης. Βασιζόμενοι σε αυτό, δημιουργείται ένα μοντέλο Μεικτού Ακέραιου Γραμμικού Προγραμματισμού το οποίο θέτει ως αντικειμενικό σκοπό την ελαχιστοποίηση του κόστους της ολοκληρωμένης διαδικασίας φόρτισης ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων, το οποίο συμπεριλαμβάνει το κόστος του νεκρού χρόνου διαδρομών των λεωφορείων, το κόστος της απαιτούμενης ενέργειας φόρτισης και το κόστος της μέγιστης ζητούμενης ενέργειας.

Στον Πίνακα 1 συνοψίζονται οι βασικές μελέτες που παρουσιάστηκαν στην βιβλιογραφική ανασκόπηση καθώς και η θέση της παρούσας εργασίας.

Συγγραφείς	Έτος	Χωροθέτηση σταθμών φόρτισης	Προγραμματισμός Φόρτισης	ToU / Τιμολόγηση	Ανάλυση Ευαισθησίας ως προς:			Μέθοδος Επίλυσης
					Κόστος ενέργειας	Κόστος νεκρού χρόνου διαδρομής	Κόστος μέγιστης ζήτησης ισχύος	
Gairola et al.	2023	✓	✓					Analytical / Other
He et al.	2022		✓	✓				MILP
Foda et al.	2023		✓					Analytical / Other
Rupp et al.	2020		✓		✓			linear optimization
Zhou et al.	2023	✓	✓		✓			Stochastic Optimization
He et al.	2023		✓					Analytical / Other
Battaïa et al.	2023							MILP
Qiu et al.	2021							Analytical / Other

Chen et al.	2023				✓	✓		Robust Optimization
Guschinsky et al.	2023		✓					MILP
Lu et al.	2024	✓						Analytical / Other
Fei et al.	2023				✓		✓	Analytical / Other
Zeng et al.	2022			✓	✓			Analytical / Other
Vuelas et al.	2021			✓				Analytical / Other
Huang et al.	2018			✓				Analytical / Other
Wu et al.	2019		✓	✓	✓		✓	Bi-level
Abdelwahed et al.	2020		✓	✓				MILP
Abdelwahed et al.	2021		✓	✓				MILP
Xiao et al.	2024		✓	✓	✓			Stochastic

Basma et al.	2022		✓	✓	✓		✓	MILP
Brinkel et al.	2023		✓	✓				MILP
Παρούσα Διπλωματική	2025	✓	✓	✓	✓	✓	✓	MILP

Πίνακας 1: Σύγκριση σχετικών μελετών στον τομέα της βελτιστοποίησης συστημάτων φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων.

3. Μεθοδολογία

Ως εισαγωγή στην ενότητα της μεθοδολογίας, παρουσιάζονται τα τμήματα της διατύπωσης του προβλήματος της εργασίας των (Rizopoulos & Gkiotsalitis, 2025) , που είναι σχετικά με την παρούσα εργασία.

3.1. Παρουσίαση του προβλήματος

Στην εργασία των (Rizopoulos & Gkiotsalitis, 2025) ορίζεται και διατυπώνεται το γραμμικό πρόβλημα της Επιλογής τοποθεσιών σταθμών φόρτισης, αφού συνυπολογιστούν τα προγράμματα φόρτισης και η κατανάλωση ενέργειας. Διερευνώνται οι βέλτιστες επεκτάσεις των δικτύων φόρτισης, το οποίο περιλαμβάνει τον εντοπισμό των καταλληλότερων τοποθεσιών για την εγκατάσταση φορτιστών, δύο τύπων (αργών και γρήγορων), συνυπολογίζοντας την υπάρχουσα αρχική τοποθέτηση φορτιστών, οι οποίοι εγκαταστάθηκαν πριν τις προσπάθειές σχεδιασμού. Επίσης, συνυπολογίζονται οι δύο αντικειμενικοί σκοποί του προβλήματος, συμπεριλαμβανομένου του οικονομικού κόστους και των νεκρών χρόνων διαδρομών, που προκύπτουν από την κάλυψη της ζήτησης για φόρτιση ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων κατά την καθημερινή του λειτουργία.

Με βάση τα παραπάνω, παρουσιάζεται ο ακόλουθος ορισμός για το πρόβλημα που επιλύεται: “Δεδομένης προϋπάρχουσας εγκατάστασης αργών και γρήγορων σταθμών φόρτισης σε διάφορες τοποθεσίες V , και με καθορισμένη δομή τιμολόγησης του χρόνου χρήσης, χρεώσεις ώρας αιχμής, και ένα μέγιστο διαθέσιμο προϋπολογισμό B , να προσδιοριστεί η βέλτιστη χωροθέτηση νέων αργών και γρήγορων σταθμών φόρτισης. Ο αντικειμενικός σκοπός είναι να καλυφθούν οι ανάγκες φόρτισης ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων ενώ ελαχιστοποιείται το κόστος εγκατάστασης, το κόστος των καθημερινών φορτίσεων και οι νεκροί χρόνοι των λεωφορείων για ένα συνδυασμό συγκεκριμένων λεωφορειακών δρομολογίων K ”.

Οι παραπάνω στόχοι δεν συμβαδίζουν πάντα. Σε πολλές περιπτώσεις, μπορεί να είναι και αντικρουόμενοι, εφόσον εγκαθιστώντας περισσότερους φορτιστές κοντά στις τερματικές στάσεις των λεωφορειακών γραμμών μπορεί να μειωθούν σημαντικά οι νεκροί χρόνοι, αλλά ταυτόχρονα, αυξάνεται το κόστος εγκατάστασης και συντήρησης. Όσον αφορά στη μαθηματική διατύπωση τέτοιων προβλημάτων, θα περίμενε κανείς πως η βέλτιστη λύση για το ένα πρόβλημα δεν είναι απαραίτητα η βέλτιστη για το άλλο. Γι αυτό τον λόγο, το πρόβλημά διατυπώνεται ως πρόβλημα βελτιστοποίησης δυο επιπέδων (bi-objective optimization problem) λαμβάνοντας υπόψη τις παρακάτω υποθέσεις:

Μία σημαντική πτυχή για τον σχεδιασμό, είναι η εκ των προτέρων γνώση ενός συγκεκριμένου συνδυασμού λεωφορειακών γραμμών και των λεωφορείων που θα τις αναλάβουν, τα οποία θα χρειαστούν φόρτιση κάποια στιγμή κατά τη διάρκεια της ημέρας. Αναπαριστάται ως σύνολο K η ομάδα περιλαμβάνει διαδρομές όπου τα λεωφορεία, αφού έχουν ολοκληρώσει το δρομολόγιο στην τερματική στάση της διαδρομής τους, χρειάζεται να φορτιστούν σε προδιαγεγραμμένο χρόνο μέσα στην ημέρα.

Ανάλογα με το πρόγραμμα φόρτισης, οι λεωφορειακές γραμμές δεν περιορίζονται σε

προδιαγεγραμμένες τοποθεσίες φόρτισης ή πλήθος τοποθεσιών. Συνεπώς, μία λεωφορειακή γραμμή μπορεί να ανατεθεί σε οποιοδήποτε φορτιστή στην αστική περιοχή, όπως αυτό μπορεί να απαιτηθεί.

Το μοντέλο υποθέτει έναν καθημερινό χρονικό ορίζοντα φορτίσεων με κυκλική δομή για διαδοχικές ημέρες. Συγκεκριμένα, η αρχική χρονική περίοδος φόρτισης είναι προγραμματισμένη από τις 6:00 έως τις 24:00, κατά τη διάρκεια των οποίων πραγματοποιούνται οι προγραμματισμένες φορτίσεις λεωφορείων. Ακόμα ένα διορθωτικό παράθυρο φόρτισης είναι διαθέσιμο από το τέλος των καθημερινών εργασιών (στις 24:00) μέχρι την αρχή των εργασιών την επόμενη ημέρα (στις 6:00), επιτρέποντας διορθωτικές φορτίσεις κατά τη διάρκεια της νύχτας αν παρατηρηθούν αποκλίσεις από τις προγραμματισμένες φορτίσεις.

Κάθε τύπος φορτιστή έχει συγκεκριμένα χρονικά παράθυρα φόρτισης, με προκαθορισμένη διάρκεια καθημερινά και εξαρτάται από την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας.

Αν σε ένα δρομολόγιο έχει ανατεθεί ένα χρονικό παράθυρο φόρτισης, τότε αυτό το χρονικό παράθυρο είναι αποκλειστικά δεσμευμένο στο όχημα, ανεξάρτητα από την πραγματική απαιτούμενη χρονική διάρκεια της φόρτισης. Έτσι, ο σχετικός φορτιστής παραμένει κατειλημμένος για όλη τη διάρκεια του χρονικού παραθύρου, ακόμα και αν το λεωφορείο ολοκληρώσει την φόρτισή του πριν την λήξη του χρονικού παραθύρου.

Όταν σε ένα λεωφορείο έχει ανατεθεί ένας είτε αργός είτε γρήγορος φορτιστής, μπορούν να δημιουργηθούν τρία πιθανά σενάρια. Στο πρώτο σενάριο, το λεωφορείο φορτίζει πλήρως την μπαταρία του. Στο δεύτερο σενάριο, η διαθέσιμη ηλεκτρική ενέργεια και η διάρκεια του παραθύρου δεν επαρκούν για την πλήρη φόρτιση του λεωφορείου, οπότε το λεωφορείο φορτίζει σύμφωνα με την μέγιστη ενέργεια που μπορεί να παρέχει ο φορτιστής κατά τη διάρκεια του χρονικού παραθύρου. Στο τρίτο σενάριο, παρόλο που το λεωφορείο μπορεί να φορτίσει πλήρως με τον διαθέσιμο χρόνο, πραγματοποιεί μόνο μερική φόρτιση λόγω του περιορισμένου αριθμού υπολειπόμενων διαδρομών για την ημέρα.

Με βάση τα τρία σενάρια φόρτισης, ο χρόνος φόρτισης για ορισμένη διαδρομή που ανήκει στο σύνολο K δεν είναι σταθερός για όλες τις διαδρομές. Εξαρτάται από την συνολική χωρητικότητα της μπαταρίας του ηλεκτρικού οχήματος, το υπόλοιπο της μπαταρίας στο τέλος κάθε διαδρομής και τον τύπο του φορτιστή που έχει ανατεθεί (αργός ή γρήγορος).

Με βάση τις παραπάνω παραδοχές, η μαθηματική διατύπωση για την μοντελοποίηση του προβλήματος παρουσιάζεται παρακάτω στην Ενότητα 3.2

3.2. Μοντελοποίηση του προβλήματος

Σε αυτή τη διατύπωση, θεωρείται ένα πλήθος λεωφορείων L που εκτελούν ένα πλήθος διαδρομών M , από τα οποία ένα υποσύνολο K απαιτεί φόρτιση ($K \subseteq M$). Αυτά τα K δρομολόγια πρέπει να ανατεθούν σε ένα σύνολο διαθέσιμων σταθμών φόρτισης N και να προγραμματιστούν σε σχετικά χρονικά παράθυρα F . Γίνεται η θεώρηση ότι αρκετοί φορτιστές δύο διαφορετικών τύπων, αργοί και γρήγοροι, μπορούν να εγκατασταθούν σε προκαθορισμένο σύνολο από υποψήφιες τοποθεσίες σταθμών φόρτισης V . Αρκετές πιθανές επιλογές εγκαταστάσεων φορτιστών N (δηλαδή φορτιστές), μπορεί να είναι διαθέσιμοι σε

μία τοποθεσία. Το σύνολο N των πιθανών εγκαταστάσεων φορτιστών επεκτείνεται στο σύνολο διαθέσιμων χρονικών παραθύρων φόρτισης F .

Με δεδομένες τις παραπάνω υποθέσεις, ο στόχος είναι να αντιστοιχηθούν δρομολόγια οχημάτων $K=(1,2,3,...)$ που απαιτούν φόρτιση σε διαθέσιμους φορτιστές N και χρονικά παράθυρα φόρτισης F με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται η αρχική επένδυση και το λειτουργικό κόστος, καθώς επίσης και ο νεκρός χρόνος των οχημάτων για σκοπούς φόρτισης. Το σύνολο των πιθανών εγκαταστάσεων φόρτισης N μπορεί να χωριστεί στο σύνολο των αργών φορτιστών N_1 και των γρήγορων φορτιστών N_2 . Ανάμεσα σε αυτούς, το σύνολο N_3 δηλώνει τους ήδη εγκατεστημένους αργούς φορτιστές σε οποιαδήποτε τοποθεσία του V , ενώ το N_5 αντιπροσωπεύει τους πιθανούς νέους αργούς φορτιστές. Ομοια, το σύνολο N_4 αντιστοιχεί στους ήδη εγκατεστημένους σταθμούς γρήγορης φόρτισης, και το σύνολο N_6 αντιπροσωπεύει τους πιθανούς νέους γρήγορους φορτιστές. Με τα παραπάνω δεδομένα αξίζει να αναφερθεί ότι $N_1 = N_3 \cup N_5$ και $N_2 = N_4 \cup N_6$.

Επιπλέον, σε αυτή τη διατύπωση, ορίζεται ένας χρονικός ορίζοντας τριών διαστημάτων. Ένα χρησιμοποιείται για τα χρονικά παράθυρα των αργών φορτιστών, ένα για να χρονικά παράθυρα των γρήγορων φορτιστών και ένα για την ζήτηση χρονικού παραθύρου φόρτισης, όπως ορίζεται από την αρχή διαχείρισης ενέργειας ή από τον διαχειριστή του δικτύου ενέργειας. Κάθε αργός φορτιστής $j \subseteq N_1$ μπορεί να χρησιμοποιηθεί πολλές φορές μέσα σε μία ημέρα, με αποτέλεσμα να προκύπτει ένα σύνολο από χρονικά παράθυρα φόρτισης F_1 (δηλαδή ο πρώτος χρονικός ορίζοντας). Ομοίως, κάθε γρήγορος φορτιστής $j \subseteq N_2$ δημιουργεί ένα σύνολο από χρονικά παράθυρα F_2 (δηλαδή ο δεύτερος χρονικός ορίζοντας). Το σύνολο F_3 χρησιμοποιείται για τον τρίτο χρονικό ορίζοντα, υποδεικνύοντας την ζήτηση χρονικού παραθύρου φόρτισης, τα οποία αποτελούνται από τα χρονικά παράθυρα με βάση τα οποία ο διαχειριστής του δικτύου ενέργειας υπολογίζει τις χρεώσεις.

Η σχέση μεταξύ των χρονικών παραθύρων φόρτισης F_1 , F_2 και της ζήτησης χρονικού περιθωρίου φόρτισης F_3 , είναι αναπόσπαστο κομμάτι του μοντέλου. Σε αυτό το πλαίσιο χρησιμοποιούνται εκθέτες s για να δηλωθούν παράμετροι και μεταβλητές ειδικά για τους αργούς φορτιστές και h σε αυτούς που αφορούν γρήγορους φορτιστές. Αυτή η σύμβαση βοηθά στην εύκολη διάκριση μεταξύ των δύο τύπων φορτιστών αλλά δεν είναι απολύτως απαραίτητη για το μαθηματικό μοντέλο. Επιπλέον, ορίζεται το σύνολο $z_{f_3}^s$ που αντιστοιχίζει την ζήτηση χρονικού παραθύρου φόρτισης f_3 σε χρονικά παράθυρα f_1 αργών φορτιστών, όπως $z_{f_3}^s \in F_1$, όταν το f_3 ανήκει σε χρονικό παράθυρο του f_1 . Ομοίως ορίζεται το σύνολο $z_{f_3}^h$ που αντιστοιχίζει την ζήτηση χρονικού παραθύρου φόρτισης f_3 σε χρονικά παράθυρα f_2 γρήγορων φορτιστών, όπως $z_{f_3}^h \in F_2$, όταν το f_3 ανήκει σε χρονικό παράθυρο του f_2 . Στο σχήμα 1, απεικονίζεται ένα παράδειγμα μιας οκτάωρης περιόδου για τους τρεις χρονικούς ορίζοντες F_1 , F_2 και F_3 καθώς και οι παράμετροι $z_{f_3}^s$ και $z_{f_3}^h$ που χρησιμοποιούνται για την αντιστοίχιση.

Για να συμπεριληφθεί περαιτέρω η εκπροσώπηση του χρονικού παράγοντα στο μοντέλο, ορίζονται τα df_1 , df_2 και df_3 , ως η διάρκεια κάθε χρονικής περιόδου f_1 , f_2 και f_3 αντίστοιχα. Αυτή η σχέση, η οποία θα αναλυθεί εκτενώς στη συνέχεια της ενότητας 3, δίνεται από τις σχέσεις $r_s = \frac{df_1}{df_3}$ και $r_h = \frac{df_2}{df_3}$. Τέλος, αφού οι df_1 , df_2 και df_3 θεωρούνται και μετρούνται σε λεπτά της ώρας, hr_1 , hr_2 και hr_3 ορίζονται οι ίδιες ποσότητες σε ώρες. Οι ώρες εκκίνησης για τα χρονικά παράθυρα φόρτισης για τους γρήγορους και τους αργούς φορτιστές ορίζονται ως $c_{f_1}^s$ και $c_{f_2}^h$ αντίστοιχα. Ανάλογα με την κατάσταση της φόρτισης όταν

το δρομολόγιο k απαιτεί φόρτιση, ο αργότερος επιτρεπτός χρόνος έναρξης της φόρτισης σε αργό φορτιστή ορίζεται ο p_k^s και σε γρήγορο φορτιστή ο p_k^h .

Κατά την διαδικασία της μοντελοποίησης των ηλεκτρικών οχημάτων, συνυπολογίζονται σημαντικοί παράγοντες όπως η χωρητικότητα της μπαταρίας (ελάχιστη και μέγιστη κατάσταση φόρτισης), αυτονομία, και η στάθμη της μπαταρίας κατά τον χρόνο φόρτισης. Ιδιαίτερα, η στάθμη της μπαταρίας (state of charge - SoC) για κάθε διαδρομή, ορίζεται ως SOC_k , και αντιπροσωπεύει το επίπεδο της ενέργειας της μπαταρίας όταν το ηλεκτρικό λεωφορείο ολοκληρώσει τη λειτουργία του και φτάσει στη τερματική στάση της λεωφορειακής γραμμής, όπου απαιτείται φόρτιση. Η ελάχιστη επιτρεπτή στάθμη της μπαταρίας για κάθε διαδρομή k ορίζεται ως SOC_k^{min} , και η μέγιστη (δηλαδή η χωρητικότητα της μπαταρίας) ως SOC_k^{max} . Επιπλέον, ορίζεται και η ενέργεια φόρτισης των αργών και γρήγορων φορτιστών ως CP^s και CP^h αντίστοιχα. Οι παράμετροι DCP^s και DCP^h αντιστοιχούν στην μειωμένη ενέργεια των δύο τύπων φορτιστών στην διάρκεια του f_3 , δηλαδή df_3 .

Η στιγμή κατά την οποία το δρομολόγιο k τελειώνει (φτάνει στην τερματική στάση) και πρέπει να μεταφερθεί σε σταθμό φόρτισης ορίζεται ως τ_k . Ο νεκρός χρόνος ταξιδιού t_{kj} είναι ο χρόνος μεταξύ της τερματικής στάσης της διαδρομής k και της πιθανής τοποθεσίας φόρτισης j , δημιουργώντας έτσι ένα μητρώο. Ο χρόνος άφιξης τ_k , όταν συνυπολογίζεται με τον εκτιμώμενο νεκρό χρόνο δίνει τη δυνατότητα να σχηματιστούν οι παράμετροι του προγραμματισμού φορτίσεων οι οποίες παρουσιάζονται παρακάτω. Η παράμετρος e δηλώνει τη καταναλισκόμενη μπαταρία ανά μονάδα διανυόμενης απόστασης. Δεδομένης της πρώτης παρουσίασης της ονοματολογίας του προβλήματος, παρακάτω παρουσιάζονται οι μεταβλητές απόφασης του προβλήματος:

- $x_j \in \{0,1\}$, όπου $x_j = 1$ αν αποφασίσουμε να εγκαταστήσουμε τον φορτιστή $j \in N$, και 0 διαφορετικά. Σημειώνεται ότι $N = N_1 \cup N_2 = N_3 \cup N_4 \cup N_5 \cup N_6$, γεγονός που υποδεικνύει ταυτόχρονη επιλογή της τοποθεσίας φόρτισης και του τύπου φορτιστή.
- $q_{kj} \in \{0,1\}$, όπου $q_{kj} = 1$ αν το δρομολόγιο $k \in K$ ανατεθεί στον φορτιστή $j \in N$, και 0 διαφορετικά.
- $u_{k_j f_3}^s \in \{0,1\}$, όπου $u_{k_j f_3}^s = 1$ αν το δρομολόγιο k ξεκινά να φορτίζει στο χρονικό παράθυρο $f_1 \in F_1$ σε αργό φορτιστή $j \in N_1$.
- $u_{k_j f_3}^h \in \{0,1\}$, όπου $u_{k_j f_3}^h = 1$ αν το δρομολόγιο k ξεκινά να φορτίζει στο χρονικό παράθυρο $f_2 \in F_2$ σε γρήγορο φορτιστή $j \in N_2$.

Περαιτέρω, λαμβάνονται υπόψη αρκετές πρόσθετες εξαρτώμενες μεταβλητές σχετικά με τον προγραμματισμό φόρτισης των ηλεκτρικών λεωφορείων στον τρίτο χρονικό ορίζοντα F_3 , καθώς και τον νεκρό χρόνο που προκύπτει από τις αναθέσεις:

- $UD_{j f_3}^s \in \{0,1\}$, όπου $UD_{j f_3}^s = 1$ αν κάποιο δρομολόγιο $k \in K$ φορτίζει σε αργό φορτιστή $j \in N_1$ κατά την περίοδο χρέωσης ζήτησης $f_3 \in F_3$.

- $UD_{jf_3}^h \in \{0,1\}$, όπου $UD_{jf_3}^h = 1$ αν κάποιο δρομολόγιο $k \in K$ φορτίζει σε γρήγορο φορτιστή $j \in N_2$ κατά την περίοδο χρέωσης ζήτησης $f_3 \in F_3$.
- $y_k \in \mathbb{R}^+$, που αναπαριστά τον νεκρό χρόνο (deadheading time) κάθε δρομολογίου $k \in K$.

Η διατύπωση απαιτεί τον ορισμό των παρακάτω πρόσθετων εξαρτώμενων μεταβλητών, ώστε να ποσοτικοποιηθεί με ακρίβεια η ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από τους φορτιστές, και, κατ' επέκταση, από το ηλεκτρικό δίκτυο, στα ηλεκτρικά λεωφορεία κατά τη φάση φόρτισης:

- $EC_{kff_1}^s \in \mathbb{R}^+$, που αναπαριστά την ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από έναν αργό φορτιστή $j \in N_1$ στο λεωφορείο του δρομολογίου $k \in K$ στο χρονικό παράθυρο $f_1 \in F_1$.
- $EC_{kff_2}^h \in \mathbb{R}^+$, που αναπαριστά την ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από έναν γρήγορο φορτιστή $j \in N_2$ στο λεωφορείο του δρομολογίου $k \in K$ στο χρονικό παράθυρο $f_2 \in F_2$.
- $DC_{kff_3}^s \in \mathbb{R}^+$, που αναπαριστά την ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από έναν αργό φορτιστή $j \in N_1$ στο λεωφορείο του δρομολογίου $k \in K$ κατά την περίοδο ζήτησης φόρτισης $f_3 \in F_3$.
- $DC_{kff_3}^h \in \mathbb{R}^+$, που αναπαριστά την ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από έναν γρήγορο φορτιστή $j \in N_2$ στο λεωφορείο του δρομολογίου $k \in K$ κατά την περίοδο ζήτησης φόρτισης $f_3 \in F_3$.
- $DEC_{f_3} \in \mathbb{R}^+$, που αναπαριστά την κατανάλωση ενέργειας σε όλους τους φορτιστές, αργούς και γρήγορους, κατά κάθε χρονικό παράθυρο φόρτισης $f_3 \in F_3$
- $IP^{max} \in \mathbb{N}^+$, που αναπαριστά τη μέγιστη ισχύ που καταναλώνεται σε όλες τις περιόδους ζήτησης φόρτισης $f_3 \in F_3$.

Για να υπολογιστεί το οικονομικό κόστος (σταθερές ποσότητες), όπως οι χρεώσεις ζήτησης φόρτισης κατά την ώρα αιχμής (DCC) και το κόστος εγκατάστασης σταθμών φόρτισης (CSI), οφείλουν να προσδιοριστούν ορισμένες παράμετροι οι οποίες αντιπροσωπεύουν το κόστος ενέργειας. Τέτοια παράμετρος είναι το T_{f_3} , που αντιπροσωπεύει το κόστος του χρόνου χρήσης, δηλαδή την τιμή ανά κιλοβατώρα (kWh - kilowatts-hours) σε ένα συγκεκριμένο χρονικό παράθυρο $f_3 \in F_3$. Ο ρυθμός χρέωσης ζήτησης φόρτισης (DCR), ο οποίος εκφράζεται σε οικονομικές μονάδες, αποτελεί το οικονομικό κόστος, εφαρμοσμένο στην περίοδο ζήτησης φόρτισης, που παρουσιάζει την μέγιστη χρήση ενέργειας ανάμεσα σε όλες τις περιόδους f_3 (αιχμή), όπως υποδεικνύεται από την IP^{max} και μετρίεται σε κιλοβάτ (kW). Το σταθερό κόστος της εγκατάστασης ενός φορτιστή $j \in N$ ορίζεται ως b_j . Ο συνολικός προϋπολογισμός που σχετίζεται με την εγκατάσταση σταθμών φόρτισης ελαχιστοποιείται ως μέρος του πρώτου στόχου της εξίσωσης, αλλά επίσης πρέπει να μείνει κάτω από κάποιον συγκεκριμένο συνολικό προϋπολογισμό b^{max} . Δεδομένων αυτών των παραμέτρων, οι συνολικές μεταβλητές κόστους που σχετίζονται με την επέκταση και λειτουργία του δικτύου σταθμών φόρτισης δίνονται από τα εξής:

$$TOUC = \sum_{f_3}^{F_3} (T_{f_3} \cdot DEC_{f_3}) \quad (1)$$

$$DCC = DCR \cdot IP^{max} \quad (2)$$

$$CSI = \sum_{j \in N_5 \cup N_6} x_j b_j \quad (3)$$

Η σχέση (1) δίνει το κόστος χρόνου χρήσης (*TOUC*), το οποίο είναι το κόστος κατανάλωσης ενέργειας σύμφωνα με τα σχήματα τιμολόγησης ToU T_{f_3} για τις συνεδρίες φόρτισης των λεωφορείων σε αργούς και γρήγορους φορτιστές. Η σχέση (2) δίνει τον τύπο υπολογισμού του κόστους ζήτησης (*DCC*), ενώ η σχέση (3) υπολογίζει το κόστος εγκατάστασης σταθμών φόρτισης (*CSI*) για τους νέους φορτιστές που θα εγκατασταθούν στο πλαίσιο της επέκτασης του δικτύου. Η ονοματολογία της διατύπωσης συνοψίζεται στον Πίνακα 2.

3.2.1. Αντικειμενική συνάρτηση

Με σκοπό την ταυτόχρονη αντιμετώπιση και των δύο στόχων του προβλήματος, η συνάρτηση ενσωματώνει δύο αντικειμενικές συναρτήσεις, οι οποίες δεν συμβαδίζουν πάντα και μπορούν να έχουν και αντίθετα αποτελέσματα για τον διαχειριστή του στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων. Ο πρώτος σκοπός ελαχιστοποιεί τον νεκρό χρόνο για κάθε ηλεκτρικό λεωφορείο που απαιτεί φόρτιση από το σύνολο K , που ορίζεται ως ο χρόνος νεκρής διαδρομής ανάμεσα στην τερματική στάση κάθε λεωφορειακής γραμμής, όπου ολοκληρώνεται το δρομολόγιο, και στην τοποθεσία του σχετικού φορτιστή. Συνεπώς, ο πρώτος στόχος του προβλήματος διαρθρώνεται παρακάτω στην σχέση (4):

$$\text{minimize } O_1 = \sum_{k \in K} \gamma_k = \sum_{j \in N} t_{kj} q_{kj} \text{ για κάθε } k \in K \quad (4)$$

Η δεύτερη αντικειμενική συνάρτηση αντιπροσωπεύει το οικονομικό κόστος που σχετίζεται με την λειτουργία του στόλου λεωφορείων. Αυτό περιλαμβάνει τόσο την αρχική επένδυση που απαιτείται για την εγκατάσταση νέων σταθμών φόρτισης και την επέκταση του υπάρχοντος δικτύου, όσο και τα πιθανά λειτουργικά έξοδα που σχετίζονται με την φόρτιση των ηλεκτρικών οχημάτων και την καθημερινή τους χρήση. Αυτοί οι οικονομικοί παράγοντες ενσωματώνονται στον δεύτερο σκοπό του προβλήματος, όπως ορίζεται παρακάτω στη σχέση (5):

$$\text{minimize } O_2 = TOUC + DCC + CSI \quad (5)$$

3.2.2. Μοντελοποίηση του προβλήματος της επέκτασης του δικτύου φορτιστών

Για την μοντελοποίηση του προβλήματος της επέκτασης του δικτύου σταθμών φόρτισης ως επέκταση του προβλήματος χωροθέτησης σταθμών φόρτισης, είναι απαραίτητο να διατυπωθούν ορισμένοι περιορισμοί:

$$x_j = 1 \quad \forall j \in N_3 \cup N_4 \quad (6)$$

$$q_{kj} \leq x \quad \forall k \in K, \forall j \in N \quad (7)$$

$$\sum_{k \in K} q_{kj} \geq x_j \quad \forall j \in N \quad (8)$$

$$\sum_{j \in N} q_{kj} = 1 \quad \forall k \in K \quad (9)$$

$$\sum_{j \in N} x_j b_j \leq b^{max} \quad (10)$$

Ο Περιορισμός (6) εγγυάται ότι η δυαδική μεταβλητή x_j παίρνει την τιμή ένα για τους ήδη εγκατεστημένους φορτιστές και των δύο τύπων, ανάλογα με το σύνολο στο οποίο ανήκουν, δηλαδή τα N_3 και N_4 . Ο Περιορισμός (7) συνδέει τις τιμές των q_{kj} και x_j για το μαθηματικό μας πρόγραμμα, επιτρέποντας την ανάθεση ενός λεωφορείου k σε έναν φορτιστή j , δεδομένης της τιμής του x_j . Ο Περιορισμός (8) εγγυάται ότι αν το x_j ισούται με 1, τότε τουλάχιστον ένα λεωφορείο k ανατίθεται στον φορτιστή j . Ο Περιορισμός (9) διασφαλίζει ότι όλα τα λεωφορεία που χρειάζονται φόρτιση ανατίθενται σε τουλάχιστον έναν φορτιστή j . Τέλος, καθώς εξετάζονται δύο τύποι σταθμών φόρτισης, η εγκατάσταση νέων φορτιστών οποιουδήποτε τύπου δεν επηρεάζει μόνο τη συνολική λύση της διατύπωσης μέσω του O_2 , αλλά πρέπει επίσης να παραμένει εντός του συνολικού προϋπολογισμού b^{max} , όπως υποδεικνύεται και από την Εξ. (10).

3.2.3. Περιορισμοί υποπροβλήματος προγραμματισμού φόρτισης

Για να ενσωματωθεί το υποπρόβλημα προγραμματισμού φόρτισης στη διατύπωση MILP, παρουσιάζεται μια σειρά περιορισμών που έχουν ως κύριο σκοπό τη σύνδεση των δυαδικών μεταβλητών απόφασης $u_{k j f_1}^s$ και $u_{k j f_2}^h$ με τα υπόλοιπα υποπροβλήματα.

$$\sum_{f_1 \in F_1} u_{k j f_1}^s + \sum_{f_2 \in F_2} u_{k j f_2}^h \leq q_{kj} \quad \forall k \in K, \forall j \in N \quad (11)$$

$$\sum_{f_1 \in F_1} \sum_{j \in N_1} u_{k j f_1}^s + \sum_{f_2 \in F_2} \sum_{j \in N_2} u_{k j f_2}^h = 1 \quad \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{k \in K} u_{k j f_1}^s \leq 1 \quad \forall j \in N_1, \forall f_1 \in F_1 \quad (13)$$

$$\sum_{k \in K} u_{k j f_2}^h \leq 1 \quad \forall j \in N_2, \forall f_2 \in F_2 \quad (14)$$

$$(1 - u_{k j f_1}^s)M + u_{k j f_1}^s c_{f_1}^s \geq (\tau_k + t_{kj}) \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_1 \in F_1 \quad (15)$$

$$(1 - u_{k j f_2}^h)M + u_{k j f_2}^h c_{f_2}^h \geq (\tau_k + t_{kj}) \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_2 \in F_2 \quad (16)$$

$$-(1 - u_{k j f_1}^s)M + u_{k j f_1}^s c_{f_1}^s \leq (p_k^s + t_{kj}) \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_1 \in F_1 \quad (17)$$

$$-(1 - u_{k j f_2}^h)M + u_{k j f_2}^h c_{f_2}^h \leq (p_k^h + t_{kj}) \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_2 \in F_2 \quad (18)$$

Ο Περιορισμός (11) εγγυάται ότι αν ένα λεωφορείο k ανατεθεί σε έναν φορτιστή j , τότε ανάλογα με το αν ο φορτιστής j είναι γρήγορος f_1 ή αργός f_2 , οι δυαδικές μεταβλητές $u_{k j f_1}^s$ και $u_{k j f_2}^h$ παίρνουν την τιμή 1, για οποιοδήποτε χρονικό παράθυρο φόρτισης f_1 ή f_2 . Ο Περιορισμός (12), συνεργάζεται με τον περιορισμό (11) και διασφαλίζει ότι κάθε λεωφορείο k ανατίθεται ακριβώς σε ένα χρονικό παράθυρο φόρτισης, είτε f_1 είτε f_2 . Οι Περιορισμοί (13) και (14) διασφαλίζουν ότι κάθε χρονικό παράθυρο φόρτισης, τόσο η ταχεία όσο και η αργή φόρτιση (που ανήκουν είτε στο N_1 είτε στο N_2) δέχονται το πολύ ένα λεωφορείο για ανάθεση. Σημειώστε ότι αυτοί οι περιορισμοί δεν περιορίζουν τα διαφορετικά δρομολόγια λεωφορείων k που χρειάζονται φόρτιση σε διαφορετικά χρονικά παράθυρα f_1 ή f_2 στην ίδια τοποθεσία κατά τη διάρκεια της ημέρας. Οι Περιορισμοί (15) και (16) εγγυώνται τη χρονική συνέχεια στη διατύπωση μας, διαβεβαιώνοντας ότι η έναρξη των χρονικών παραθύρων φόρτισης $c_{f_1}^s$ και $c_{f_2}^h$ είναι μεταγενέστερη από τον χρόνο άφιξης των λεωφορείων στις θέσεις

των φορτιστών (δηλαδή $\tau_k + t_{kj}$). Δεδομένου ότι, υποτίθεται ότι το λεωφορείο πρέπει να επιστρέψει στην καθημερινή λειτουργία υπηρεσιών ή σε αμαξοστάσιο, διασφαλίζουμε, μέσω των περιορισμών (17) και (18), ότι η φόρτιση κάθε λεωφορείου ξεκινά εντός ενός χρονικού παραθύρου (δηλ. p^s και p^h) το οποίο εγγυάται ότι τα λεωφορεία ξεκινούν την φόρτιση μέσα σε ένα εύλογο χρονικό διάστημα από την στιγμή που φτάνουν στην τοποθεσία του φορτιστή.

3.2.4. Μοντελοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης με βάση τρία σενάρια φόρτισης

Η έρευνα παρουσιάζει ένα μοντέλο MILP που ενσωματώνει τρία διακριτά σενάρια φόρτισης που συναντώνται κατά τη διάρκεια της ανάθεσης λεωφορείων σε σταθμούς φόρτισης, για επαναφόρτιση.

- Στο πρώτο σενάριο φόρτισης, το λεωφορείο φορτίζεται καθ' όλη τη διάρκεια του χρονικού παραθύρου φόρτισης (f_1 ή f_2), αλλά δεν φτάνει στη μέγιστη χωρητικότητα μπαταρίας του SOC_k^{max} . Αυτό συμβαίνει επειδή η έξοδος ισχύος του φορτιστή κατά τη διάρκεια του καθορισμένου χρονικού παραθύρου φόρτισης (f_1 ή f_2) είναι ανεπαρκής για την πλήρη φόρτιση της μπαταρίας πριν ολοκληρωθεί το χρονικό παράθυρο.
- Στο δεύτερο σενάριο φόρτισης, το λεωφορείο δεν φορτίζεται για ολόκληρη τη διάρκεια του χρονικού παραθύρου φόρτισης, καθώς επιτυγχάνεται η μέγιστη κατάσταση φόρτισης SOC_k^{max} πριν ολοκληρωθεί το χρονικό παράθυρο. Αυτό συμβαίνει επειδή η παρεχόμενη ισχύς από τον ταχύ ή αργό φορτιστή κατά τη διάρκεια του αντίστοιχου χρονικού παραθύρου (f_1 ή f_2) υπερβαίνει την υπολειπόμενη χωρητικότητα μπαταρίας του λεωφορείου k προς φόρτιση, λαμβάνοντας υπόψη την κατάσταση φόρτισης SOC_k κατά την τερματική στάση του δρομολογίου, την κατανάλωση ενέργειας e και την απόσταση που διανύθηκε d_{kj} .

Επιπλέον, εισάγεται ένα τρίτο σενάριο, το οποίο καλύπτει την περίπτωση κατά την οποία το λεωφορείο θα πρέπει να επαναφορτιστεί μερικώς, φορτίζοντας έως ένα ποσοστό της χωρητικότητας της μπαταρίας του. Αυτό το ποσοστό καθορίζεται βάσει μιας στρατηγικής μερικής επαναφόρτισης που εφαρμόζεται από τον φορέα παροχής υπηρεσιών δημόσιων συγκοινωνιών, λαμβάνοντας κυρίως υπόψη την ενέργεια που απαιτείται για την εκτέλεση των υπολοίπων δρομολογίων που έχουν προγραμματιστεί για τη γραμμή του λεωφορείου εκείνη την ημέρα.

Ο κύριος στόχος της διατύπωσης είναι να επιλέξει εάν μια γραμμή λεωφορείου $k \in K$ θα φορτίσει σε μία από τις τοποθεσίες $j \in N$ και, εάν ναι, ποιά αντίστοιχα χρονικά παράθυρα (f_1 ή f_2) θα χρησιμοποιηθούν. Δεδομένης της SOC_k σε όλες τις τερματικές στάσεις των λεωφορειακών γραμμών, καθώς και τις αποστάσεις προς όλες τις υπάρχουσες ή δυνητικά νέες τοποθεσίες για ηλεκτρικούς φορτιστές, αυτά τα δεδομένα μπορούν να συνδυαστούν μέσω μιας διαδικασίας προ-υπολογισμού για τον υπολογισμό των ποσοτήτων ενέργειας που θα μεταφερθούν δυνητικά στα ηλεκτρικά λεωφορεία βάσει των λύσεων που υπολογίζονται από το μοντέλο MILP.

Δεδομένης αυτής της έννοιας, η διαδικασία προ-υπολογισμού περιλαμβάνει δύο βήματα. Στο πρώτο βήμα, χρησιμοποιούνται οι παράμετροι $CC_{kjf_1}^s$ και $CC_{kjf_2}^h$ για τους αργούς και

γρήγορους φορτιστές αντίστοιχα, οι οποίες λαμβάνουν δυαδικές τιμές και καθορίζουν εάν μια ανάθεση ενός λεωφορείου k σε έναν φορτιστή j ακολουθεί το πρώτο ή το δεύτερο σενάριο φόρτισης. Αναλυτικότερα, οι ακόλουθες παράμετροι προ-υπολογίζονται για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς λεωφορείων $k \in K$ που χρησιμοποιούν οποιοδήποτε φορτιστή $j \in N$ κατά τα χρονικά παράθυρα f_1 ή f_2 :

- Η $EC_{kj}^{max} = SOC_k^{max} - SOC_k + e \cdot d_{kj}$ είναι η μέγιστη ενέργεια (σε kWh) που μπορεί να μεταφερθεί από έναν φορτιστή j στο λεωφορείο k κατά τη διάρκεια οποιουδήποτε χρονικού παραθύρου, αν το λεωφορείο k φορτίζει στον φορτιστή j .
- Η $SME^s = hr_1 \cdot CP^s$ είναι η μέγιστη ενέργεια (σε kWh) που μπορεί να μεταφερθεί από έναν αργό φορτιστή στο λεωφορείο κατά τη διάρκεια ενός παραθύρου αργής φόρτισης f_1 .
- Η $SME^h = hr_2 \cdot CP^h$ είναι η μέγιστη ενέργεια (σε kWh) που μπορεί να μεταφερθεί από έναν γρήγορο φορτιστή στο λεωφορείο κατά τη διάρκεια ενός παραθύρου αργής φόρτισης f_2 .
- Το CC_{kj}^s , είναι ένα μητρώο παραμέτρων, το οποίο παίρνει την τιμή 1 αν το δρομολόγιο λεωφορείου $k \in K$ φορτίζει για όλη τη διάρκεια του χρονικού παραθύρου φόρτισης f_1 στην έξοδο φόρτισης $j \in N_1$, ($SOC_k - e \cdot d_{kj} + SME^s < SOC_k^{max}$). Η παράμετρος παίρνει την τιμή 0 αν το λεωφορείο φορτίσει μέχρι την πλήρη χωρητικότητα της μπαταρίας του ($SOC_k - e \cdot d_{kj} + SME^s \geq SOC_k^{max}$).
- Το CC_{kj}^h είναι ένα μητρώο παραμέτρων, το οποίο παίρνει την τιμή 1 αν το δρομολόγιο λεωφορείου $k \in K$ φορτίζει για όλη τη διάρκεια του χρονικού παραθύρου f_2 στην έξοδο φόρτισης $j \in N_2$ ($SOC_k - e \cdot d_{kj} + SME^h < SOC_k^{max}$). Η παράμετρος παίρνει την τιμή 0 αν το λεωφορείο φορτίσει μέχρι την πλήρη χωρητικότητα της μπαταρίας του ($SOC_k - e \cdot d_{kj} + SME^h \geq SOC_k^{max}$).
- Η $PEC_{kj}^s = SME^s \cdot CC_{kj}^s + EC_{kj}^{max} \cdot (1 - CC_{kj}^s)$ η οποία αναπαριστά τις προ-υπολογισμένες παραμέτρους για την ποσότητα ενέργειας που μπορεί δυνητικά να μεταφερθεί από τον αργό φορτιστή $j \in N_1$, στο λεωφορείο k , λαμβάνοντας υπόψη την SOC_k στην τελευταία στάση της γραμμής του λεωφορείου, τη χωρητικότητα της μπαταρίας του οχήματος SOC_k^{max} , και την ελάχιστη απόσταση διαδρομής d_{kj} που αντιστοιχεί στον αργό φορτιστή j .
- Η $PEC_{kj}^h = SME^h \cdot CC_{kj}^h + EC_{kj}^{max} \cdot (1 - CC_{kj}^h)$, παρόμοια με την παραπάνω προ-υπολογισμένη παράμετρο PEC_{kj}^s , αναπαριστά την ποσότητα ενέργειας που μπορεί δυνητικά να μεταφερθεί από τον ταχύ φορτιστή $j \in N_2$ στο λεωφορείο k , λαμβάνοντας υπόψη την SOC_k στην τελευταία στάση της γραμμής του λεωφορείου, τη χωρητικότητα της μπαταρίας του οχήματος SOC_k^{max} , και την ελάχιστη απόσταση διαδρομής d_{kj} που αντιστοιχεί στον γρήγορο φορτιστή j .

Στη συνέχεια, στο δεύτερο βήμα της διαδικασίας προϋπολογισμού, εξετάζεται περαιτέρω αν τα ηλεκτρικά λεωφορεία θα έπρεπε να φορτίζουν έως και PEC_{kj}^s ή PEC_{kj}^h , όπου είναι η μέγιστη ενέργεια που μπορεί να καταναλώσει από το δίκτυο, σύμφωνα με το πρώτο ή το δεύτερο σενάριο φόρτισης, ή αν θα έπρεπε να επαναφορτίζουν ένα τμήμα της ποσότητας ενέργειας (δηλαδή τρίτο σενάριο φόρτισης). Για να επιτευχθεί αυτός ο σκοπός, εισάγεται μία τμηματικά γραμμική συνάρτηση PR που εξαρτάται από τις παραμέτρους SOC_k , SOC_k^{max} , PEC_{kj}^s , PEC_{kj}^h όπως ορίστηκαν παραπάνω, και πέντε επιπλέον παραμέτρους ER , ER_{low} , ER_{high} , P_1 , και P_2 . Αυτές οι πέντε παράμετροι προσδιορίζουν την στρατηγική τμηματικής φόρτισης του φορέα διαχείρισης των μέσων μαζικής μεταφοράς, με το ER να καθορίζει την ενέργεια (kWh) που απαιτούν τα λεωφορεία για να ολοκληρώσουν τις υπολειπόμενες ημερήσιες διαδρομές, και το ER_{low} και ER_{high} να είναι το κατώτερο και ανώτερο όριο αντίστοιχα για αυτό που θεωρείται ως χαμηλή και υψηλή υπολειπόμενη ενεργειακή ζήτηση για κάθε ημέρα. Ενώ το ER μπορεί να υπολογιστεί βάσει του πλήθους των υπολειπόμενων διαδρομών και την ενέργεια που απαιτείται για κάθε διαδρομή, τα ER_{low} και ER_{high} είναι σταθερά ποσοστά του SOC_k^{max} .

Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί ότι η μερικώς γραμμική συνάρτηση μπορεί να προσαρμοστεί για να ταιριάζει σε μια συγκεκριμένη υλοποίηση του μοντέλου. Είναι επίσης δυνατό να επεκταθεί με την ενσωμάτωση επιπλέον κλάδων ή τη βελτίωση των υπαρχόντων (π.χ. προσθήκη περισσότερων συνθηκών), επομένως να καταστεί δυνατή η αναπαράσταση πιο σύνθετων στρατηγικών μερικής επαναφόρτισης, προσαρμοσμένων στις επιχειρησιακές απαιτήσεις συγκεκριμένων στόλων ηλεκτρικών λεωφορείων. Επιπλέον, μια εναλλακτική προσέγγιση θα μπορούσε να περιλαμβάνει τη χρήση του αριθμού των εναπομεινάντων δρομολογίων ανά λεωφορείο αντί της συγκεκριμένης ενεργειακής ζήτησης, όπως προτείνεται στη συνέχεια.

Με βάση αυτό το πλαίσιο, οι παράμετροι P_1 , και P_2 χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό της κατάστασης φόρτισης ως ποσοστά του SOC_k^{max} υπό διαφορετικές συνθήκες διαδρομής. Με τις παραμέτρους αυτές καθορισμένες, η συνάρτηση PR παρουσιάζεται παρακάτω και εφαρμόζεται τόσο σε PEC_{kj}^s όσο και σε PEC_{kj}^h :

$$PR(PEC) = \begin{cases} PEC \text{ αν } ER > ER_{high} \\ P_1 \cdot SOC_k^{max} \text{ αν } ER_{low} < ER \leq ER_{high} \text{ και } \frac{SOC_k + PEC}{SOC_k^{max}} \geq P_1 \\ P_2 \cdot SOC_k^{max} \text{ αν } ER \leq ER_{low} \text{ και } \frac{SOC_k + PEC}{SOC_k^{max}} \geq P_2 \\ PEC \text{ διαφορετικά} \end{cases}$$

όπου $PEC \in \{PEC_{kj}^s, PEC_{kj}^h\}$.

Δεδομένων των παραμέτρων που προαναφέρθηκαν και των προϋπολογισμένων τιμών για το δίκτυο ηλεκτρικών λεωφορείων και την περιοχή εφαρμογής, οι \widehat{PEC}_{kj}^s και \widehat{PEC}_{kj}^h μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη διατύπωση του MILP ώστε να διασφαλιστεί ότι η γραμμή του ηλεκτρικού λεωφορείου φορτίζεται σύμφωνα με τις πραγματικές συνθήκες.

- $\widehat{PEC}_{kj}^s = PR(PEC_{kj}^s) = H$ τελική ποσότητα ενέργειας που προϋπολογίζεται για την περίπτωση όπου το λεωφορείο $k \in K$ χρησιμοποιεί οποιονδήποτε αργό φορτιστή $j \in N_1$, κατά τα χρονικά διαστήματα $f_1 \in F_1$.

- $\widehat{PEC}_{kj}^h = PR(PEC_{kj}^h) = H$ τελική ποσότητα ενέργειας που προϋπολογίζεται για την περίπτωση όπου το λεωφορείο $k \in K$ χρησιμοποιεί οποιονδήποτε ταχυφοριστή $j \in N_2$, κατά τα χρονικά διαστήματα $f_2 \in F_2$.

3.2.5. Μοντελοποίηση σχημάτων τιμολόγησης Time-of-Use (ToU)

Τα σχήματα τιμολόγησης ToU αποτελούν ένα δυναμικό μοντέλο τιμολόγησης στο οποίο οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας μεταβάλλονται ανάλογα με την ώρα της ημέρας, ευθυγραμμισμένες με τις διακυμάνσεις της ζήτησης και της προσφοράς. Για τους διαχειριστές γραμμών λεωφορείων με σημαντική ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, ένα συμβόλαιο B2B με τον διαχειριστή του ηλεκτρικού δικτύου ή με μια αρχή διαχείρισης ενέργειας συνήθως καθορίζει χαμηλότερο κόστος ενέργειας κατά τις ώρες αιχμής και υψηλότερο κόστος κατά τις ώρες αιχμής. Αυτό το σύστημα τιμολόγησης συνήθως ενθαρρύνει τους διαχειριστές να φορτίζουν τα λεωφορεία κατά τις ώρες μη αιχμής, μειώνοντας έτσι το λειτουργικό κόστος. Σε συνδυασμό με τις χρεώσεις αιχμιακής ζήτησης, στόχος είναι η αποσυμφόρηση του δικτύου κατά τις περιόδους υψηλού φορτίου.

Στο μοντέλο MILP, τα σχήματα τιμολόγησης ToU ενσωματώνονται μέσω του υπολογισμού του χρηματικού κόστους χρήσης ενέργειας στις διαφορετικές ώρες της ημέρας. Όπως αναλύθηκε, η ποσότητα ενέργειας για κάθε πιθανή ανάθεση του λεωφορείου k σε φοριστή j έχει προϋπολογιστεί με τις ποσότητες \widehat{PEC}_{kj}^s και \widehat{PEC}_{kj}^h . Βάσει αυτών, ο υπολογισμός των $EC_{kjjf_1}^s$ και $EC_{kjjf_2}^h$ για την πραγματική ποσότητα ενέργειας που καταναλώνεται, ανάλογα με τις αναθέσεις φόρτισης $u_{kjjf_1}^s$ και $u_{kjjf_2}^h$, δίνεται παρακάτω:

$$EC_{kjjf_1}^s \leq M \cdot u_{kjjf_1}^s \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_1 \in F_1 \quad (19)$$

$$EC_{kjjf_2}^h \leq M \cdot u_{kjjf_2}^h \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_2 \in F_2 \quad (20)$$

$$EC_{kjjf_1}^s \geq -M \cdot (1 - u_{kjjf_1}^s) + \widehat{PEC}_{kj}^s \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_1 \in F_1 \quad (21)$$

$$EC_{kjjf_1}^s \leq M \cdot (1 - u_{kjjf_1}^s) + \widehat{PEC}_{kj}^s \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_1 \in F_1 \quad (22)$$

$$EC_{kjjf_2}^h \geq -M \cdot (1 - u_{kjjf_2}^h) + \widehat{PEC}_{kj}^h \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_2 \in F_2 \quad (23)$$

$$EC_{kjjf_2}^h \leq M \cdot (1 - u_{kjjf_2}^h) + \widehat{PEC}_{kj}^h \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_2 \in F_2 \quad (24)$$

Οι περιορισμοί (19) και (20) εγγυώνται ότι τα $EC_{kjjf_1}^s$ και $EC_{kjjf_2}^h$ λαμβάνουν την τιμή 0, εάν οι αντίστοιχες αναθέσεις, όπως ορίζονται από τα $u_{kjjf_1}^s$ και $u_{kjjf_2}^h$ είναι επίσης 0. Οι περιορισμοί (21) και (22) διασφαλίζουν ότι εάν πραγματοποιηθεί η ανάθεση από το k στον αργό φοριστή $j \in N_5$ στο χρονικό παράθυρο φόρτισης f_1 , τότε το $EC_{kjjf_1}^s$ λαμβάνει την απαραίτητη προ-υπολογισμένη τιμή \widehat{PEC}_{kj}^s . Ομοίως, οι (23) και (24) εγγυώνται το ίδιο για τις αναθέσεις λεωφορείων σε ταχυφοριστή και τα αντίστοιχα χρονικά παράθυρα.

Προκειμένου να υπολογιστεί η ακριβής ενέργεια που καταναλώνεται ανά χρεώσιμη χρονική περίοδο f_3 , χρειάζεται να υπολογίσουμε την κατανάλωση ενέργειας σε υψηλότερο επίπεδο ανάλυσης. Αναφορικά με τα τρία προ-υπολογισμένα σενάρια, οι εξαρτημένες μεταβλητές

$DC_{k_j f_3}^s$ (αργοί φορτιστές) και $DC_{k_j f_3}^h$ (γρήγοροι φορτιστές) πρέπει να λάβουν τιμές σύμφωνα με τις τιμές $EC_{k_j f_1}^s$ και $EC_{k_j f_2}^h$. Για να επιτευχθεί αυτό, πρέπει να προ-υπολογιστούν περαιτέρω οι ποσότητες ενέργειας που μεταφέρονται για κάθε περίοδο χρέωσης ζήτησης f_3 , δεδομένης της ενέργειας που μεταφέρεται στα αντίστοιχα χρονικά παράθυρα φόρτισης f_1 και f_2 . Για τον λόγο αυτό, εισάγονται οι ακόλουθες ποσότητες:

- $DCP^s = \frac{hr_1 \cdot CP^s}{r^s} = hr_3 \cdot CP^s$, το οποίο αντιστοιχεί στη μέγιστη ποσότητα ενέργειας ανά περίοδο χρέωσης ζήτησης f_3 για αργούς φορτιστές,
- $DCP^h = \frac{hr_2 \cdot CP^h}{r^h} = hr_3 \cdot CP^h$, το οποίο αντιστοιχεί στη μέγιστη ποσότητα ενέργειας ανά περίοδο χρέωσης ζήτησης f_3 για ταχυφορτιστές,
- $FCS_{kj}^s = \left\lfloor \frac{\widehat{PEC}_{kj}^s}{DCP^s} \right\rfloor$, το οποίο αντιστοιχεί στον αριθμό των χρονικών περιόδων f_3 εντός οποιουδήποτε αντίστοιχου χρονικού παραθύρου φόρτισης f_1 που καταναλώνουν ενέργεια ίση με DCP^s , από τον συνολικό αριθμό των r^s διαστημάτων εντός οποιουδήποτε f_1 που επιλέγεται για τη φόρτιση του k στο j .
- $FCS_{kj}^h = \left\lfloor \frac{\widehat{PEC}_{kj}^h}{DCP^h} \right\rfloor$, η οποία αντιστοιχεί στον αριθμό των χρονικών περιόδων f_3 εντός οποιουδήποτε αντίστοιχου χρονικού παραθύρου φόρτισης f_2 που καταναλώνουν ενέργεια ίση με DCP^h , από τον συνολικό αριθμό των r^h χρονικών παραθύρων εντός οποιουδήποτε f_2 που επιλέγεται για τη φόρτιση του k στο j ,
- $RE_{kj}^s = \widehat{PEC}_{kj}^s - FCS_{kj}^s \cdot DCP^s$, η οποία είναι η ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από έναν φορτιστή $j \in N_1$ σε έναν λεωφορείο k κατά τη χρονική περίοδο $f_3 = FCS_{kj}^s + 1$,
- $RE_{kj}^h = \widehat{PEC}_{kj}^h - FCS_{kj}^h \cdot DCP^h$, η οποία είναι η ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από έναν φορτιστή $j \in N_2$ σε ένα λεωφορείο k κατά τη χρονική περίοδο $f_3 = FCS_{kj}^h + 1$.

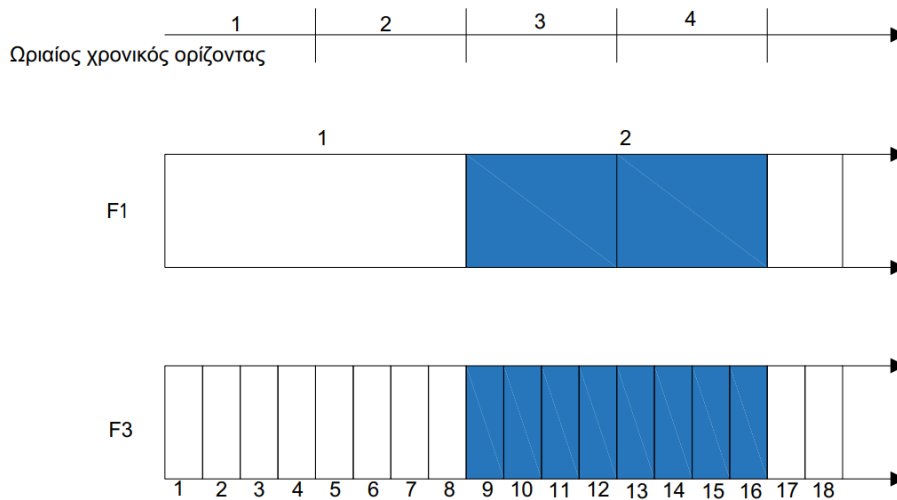
Λαμβάνοντας υπόψη αυτές τις προϋπολογισμένες τιμές, με τους Περιορισμούς (25) και (26) διασφαλίζεται ότι τα $DC_{k_j f_3}^s$ και $DC_{k_j f_3}^h$ λαμβάνουν τιμή μηδέν, όταν οι αντίστοιχες εξαρτημένες μεταβλητές $EC_{k_j f_3}^s$ και $EC_{k_j f_3}^h$ είναι επίσης μηδέν.

$$DC_{k_j f_3}^s \leq M \cdot EC_{k_j f_3}^s \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_3 \in F_3 \quad (25)$$

$$DC_{k_j f_3}^h \leq M \cdot EC_{k_j f_3}^h \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_3 \in F_3 \quad (26)$$

Όταν τα $EC_{k_j f_3}^s$ και $EC_{k_j f_3}^h$ είναι μη μηδενικά, οι τιμές τους πρέπει να αντιστοιχίζονται στα $DC_{k_j f_3}^s$ και $DC_{k_j f_3}^h$, ανάλογα με το αν το λεωφορείο φορτίζει κατά τη διάρκεια των πλήρων χρονικών παραθύρων f_1 ή f_2 . Για τη μείωση του αριθμού των μεταβλητών και των περιορισμών, και συνεπώς της πολυπλοκότητας του μοντέλου, αυτή η διατύπωση

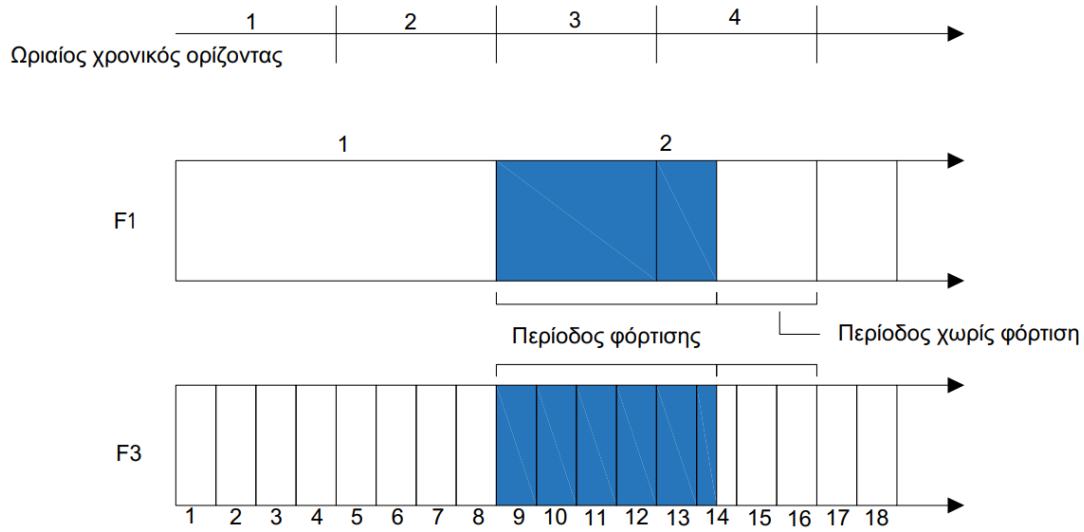
επικεντρώνεται αποκλειστικά στην ενέργεια που καταναλώνεται από το δίκτυο, χωρίς να λαμβάνεται ρητά υπόψη η χρονική διάρκεια της φόρτισης σε μια μεταβλητή του μοντέλου. Ως προς αυτό, μπορούν να εξεταστούν δύο περιπτώσεις μεταφοράς ενέργειας όσον αφορά την ποσότητα ενέργειας που μεταφέρεται από το δίκτυο ηλεκτρικού ρεύματος στο λεωφορείο και τη σχέση των χρονικών οριζόντων F_1 , F_2 και F_3 . Η πρώτη περίπτωση μεταφοράς ενέργειας εφαρμόζεται στο πρώτο σενάριο φόρτισης, όπου το ηλεκτρικό λεωφορείο φορτίζει για την πλήρη διάρκεια του χρονικού παραθύρου φόρτισης (είτε πρόκειται για χρονικά παράθυρα f_1 είτε f_2), μαζί με τα συσχετιζόμενα χρονικά παράθυρα f_3 . Αυτή η περίπτωση απεικονίζεται στο Σχ. 2, το οποίο παρουσιάζει ένα παράδειγμα με χρονικούς ορίζοντες F_1 και F_3 και την περίπτωση κατά την οποία ένα πλήρες χρονικό παράθυρο $f_1 = 2$ χρονικά παράθυρα του F_1 επιλέγεται για φόρτιση.



Εικόνα 4: Σχηματοποίηση των F_1 και F_2 για έναν θεωρητικό δώρο χρονικό ορίζοντα όπου το λεωφορείο k έχει επιλεγεί να φορτίσει σε $f_1 = 2$ χρονικά παράθυρα του F_1 και τα αντίστοιχα χρονικά παράθυρα του F_3 , όπου $f_3 \in [9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16]$

Εναλλακτικά, μια δεύτερη περίπτωση προκύπτει στα σενάρια φόρτισης δύο και τρία, όπου το λεωφορείο δεν φορτίζει για ολόκληρη τη διάρκεια ενός διαστήματος f_1 ή f_2 , καθώς και των αντίστοιχων διαστημάτων του F_3 . Σε αυτή την περίπτωση, ενώ κάποια από τα διαστήματα f_3 θα φορτίσουν μέχρι τη μέγιστη χωρητικότητα, το τελικό διάστημα θα φορτίσει μόνο μέχρι μια συγκεκριμένη ποσότητα ενέργειας, που δηλώνεται ως RE_{kj}^s ή RE_{kj}^h .

Στο Σχ. 3, παρουσιάζεται ένα παράδειγμα για αυτή την περίπτωση, όπου ένα λεωφορείο k επιλέγεται να φορτίσει για ένα μέρος του $f_1 = 2$ του F_1 . Όσον αφορά τα διαστήματα του F_3 , το λεωφορείο φορτίζει πλήρως για τα $f_3 \in [9, 10, 11, 12, 13]$, και φορτίζει μερικώς για το $f_3 = 14$ του F_3 , ενώ οι αντίστοιχες μεταβλητές $DC_{kjf_3}^s$ για τα διαστήματα $f_3 = 15$ και $f_3 = 16$ του F_3 λαμβάνουν την τιμή μηδέν. Για τα Σχ. 2 και 3, θεωρείται ένας ορίζοντας 8 ωρών, ενώ για εφαρμογή του μοντέλου θα χρειαζόταν επέκταση σε ημερήσιο ορίζοντα 24 ή 30 ωρών.



Εικόνα 5: Σχηματοποίηση των F_1 και F_3 για έναν θεωρητικό δώρο χρονικό ορίζοντα όπου το λεωφορείο k έχει επιλεγεί να φορτίσει σε $f_1 = 2$ χρονικά παράθυρα του F_1 και τα αντίστοιχα χρονικά παράθυρα του F_3 , όπου $f_3 \in [9, 10, 11, 12, 13]$ και μερικώς για το $f_3=14$.

Βάσει αυτής της συζήτησης για τρία σενάρια φόρτισης και δύο περιπτώσεις μεταφοράς ενέργειας, εισάγονται οι περιορισμοί (27) έως (34), σύμφωνα με τους οποίους οι μεταβλητές $DC_{kjf_3}^s$ και $DC_{kjf_3}^h$ λαμβάνουν τις απαραίτητες τιμές:

$$DC_{kjf_3}^s \geq (-M) \cdot u_{k j z_{f_3}^s} + DCP^s \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_3 \in F_3: f_3 \leq FCS_{k j z_{f_3}^s} \quad (27)$$

$$DC_{kjf_3}^s \leq DCP^s + M \cdot u_{k j z_{f_3}^s} \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_3 \in F_3: f_3 \leq FCS_{k j z_{f_3}^s} \quad (28)$$

$$DC_{kjf_3}^s \geq (-M) \cdot u_{k j z_{f_3}^s} + RE_{kj}^s \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_3 \in F_3: f_3 = FCS_{k j z_{f_3}^s} + 1 \quad (29)$$

$$DC_{kjf_3}^s \leq RE_{kj}^s + M \cdot u_{k j z_{f_3}^s} \quad \forall k \in K, \forall j \in N_1, \forall f_3 \in F_3: f_3 = FCS_{k j z_{f_3}^s} + 1 \quad (30)$$

$$DC_{kjf_3}^h \geq (-M) \cdot u_{k j z_{f_3}^h} + DCP^h \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_3 \in F_3: f_3 \leq FCS_{k j z_{f_3}^h} \quad (31)$$

$$DC_{kjf_3}^h \leq DCP^h + M \cdot u_{k j z_{f_3}^h} \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_3 \in F_3: f_3 \leq FCS_{k j z_{f_3}^h} \quad (32)$$

$$DC_{kjf_3}^h \geq (-M) \cdot u_{k j z_{f_3}^h} + RE_{kj}^h \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_3 \in F_3: f_3 = FCS_{k j z_{f_3}^h} + 1 \quad (33)$$

$$DC_{kjf_3}^h \leq RE_{kj}^h + M \cdot u_{k j z_{f_3}^h} \quad \forall k \in K, \forall j \in N_2, \forall f_3 \in F_3: f_3 = FCS_{k j z_{f_3}^h} + 1 \quad (34)$$

Οι περιορισμοί (27) έως (34) εφαρμόζονται σε επιλεγμένα διαστήματα f_3 βάσει των τιμών των προϋπολογισμένων FCS_{kj}^s για αργούς φορτιστές και FCS_{kj}^h για γρήγορους φορτιστές. Πιο συγκεκριμένα, οι περιορισμοί (27) και (28) διασφαλίζουν ότι οι μεταβλητές $DC_{kjf_3}^s$ λαμβάνουν την πλήρη τιμή του DCP^s για τα διαστήματα φόρτισης f_3 που ικανοποιούν

$f_3 \leq FCS_{kjz_{f_3}^s}$. Οι περιορισμοί (29) και (30) διασφαλίζουν ότι το επιπλέον τελικό διάστημα, που γειτνιάζει με τα διαστήματα που φορτίζουν πλήρως για το DCP^s , λαμβάνει την εναπομένονσα τιμή ενέργειας RE_{kj}^s , ώστε η συνολική ενέργεια όλων των διαστημάτων $DC_{kjf_3}^s$, για τα οποία $z_{f_3}^s = f_1$, να είναι ίση με $EC_{kjf_1}^s$. Αντίστοιχα, οι περιορισμοί (31) έως (34) διασφαλίζουν ότι τα ίδια ισχύουν για τους ταχυφορτιστές και τις αντίστοιχες μεταβλητές. Με βάση αυτούς τους περιορισμούς, μπορούμε στη συνέχεια να υπολογίσουμε την κατανάλωση ενέργειας σε kWh ανά περίοδο ζήτησης φόρτισης f_3 , για αργούς φορτιστές, γρήγορους φορτιστές και για ολόκληρο το δίκτυο σταθμών φόρτισης:

$$DEC_{f_3} = \sum_{k \in K} \sum_{j \in N_1} DC_{kjf_3}^s + \sum_{k \in K} \sum_{j \in N_2} DC_{kjf_3}^h \quad \forall f_3 \in F_3 \quad (35)$$

Η εξίσωση (35) υπολογίζει τη συνολική ενέργεια ανά περίοδο ζήτησης φόρτισης $f_3 \in F_3$, από αργούς και γρήγορους φορτιστές.

3.2.6. Μοντελοποίηση χρέωσης μέγιστης ζήτησης

Η χρέωση μέγιστης ζήτησης αποτελεί μια πρόσθετη επιβάρυνση για τη χρήση εμπορικής ηλεκτρικής ενέργειας και διαφέρει από τα σχήματα τιμολόγησης. Τα σχήματα τιμολόγησης ΤοU βασίζονται στη συνολική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας σε κιλοβατώρες (kWh) μέσα σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους. Σε αντίθεση με αυτά, η χρέωση ζήτησης υπολογίζεται με βάση τη μέγιστη ζήτηση ισχύος (μετρούμενη σε kW), η οποία μπορεί να καταγραφεί κατά τη διάρκεια οποιασδήποτε περιόδου χρέωσης ζήτησης. Αυτή η περίοδος χρέωσης ζήτησης μπορεί να διαφέρει από τη διάρκεια των επιμέρους σχημάτων τιμολόγησης ΤοU. Για παράδειγμα, ενώ τα σχήματα τιμολόγησης ΤοU είναι συνήθως ωριαία, η περίοδος χρέωσης μέγιστης ζήτησης είναι συνήθως μικρότερη και μπορεί να κυμαίνεται από 1 λεπτό έως 30 λεπτά. Ο βασικός σκοπός της χρέωσης ζήτησης είναι να επηρεάσει τα μοτίβα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας των εμπορικών χρηστών ώστε να μειωθεί η μέγιστη ισχύς που ζητείται από το δίκτυο στις ώρες αιχμής, και όχι η κατανάλωση ενέργειας, όπως συμβαίνει με τα σχήματα τιμολόγησης ΤοU.

Στη παρούσα περίπτωση, η διατύπωση περιλαμβάνει το κόστος που προκύπτει από τις χρεώσεις μέγιστης ζήτησης βάσει της Εξ. (2) και της δεύτερης αντικειμενικής συνάρτησης O_2 . Το χρηματικό κόστος DCR , το οποίο αποτελεί δεδομένο του προβλήματος, βασίζεται στο εμπορικό συμβόλαιο μεταξύ του φορέα λειτουργίας των ηλεκτρικών λεωφορείων και της αρχής διαχείρισης ενέργειας. Ο υπολογισμός της χρέωσης μέγιστης ζήτησης βασίζεται στις εξαρτώμενες μεταβλητές $UD_{jf_3}^s$ και $UD_{jf_3}^h$, οι οποίες λαμβάνουν τιμές σύμφωνα με τους Περιορισμούς (36) και (37):

$$M \cdot \sum_{k \in K} u_{kjz_{f_3}^s} \geq UD_{jf_3}^s \geq m \cdot \sum_{k \in K} u_{kjz_{f_3}^s} \quad \forall j \in N_1, \forall f_3 \in F_3 \quad (36)$$

$$M \cdot \sum_{k \in K} u_{kjz_{f_3}^h} \geq UD_{jf_3}^h \geq m \cdot \sum_{k \in K} u_{kjz_{f_3}^h} \quad \forall j \in N_2, \forall f_3 \in F_3 \quad (37)$$

Σε περισσότερες λεπτομέρειες, οι περιορισμοί (36) και (37) αναγκάζουν τις μεταβλητές $UD_{jf_3}^s$ και $UD_{jf_3}^h$ να λάβουν την τιμή ένα (1), εάν υπάρχει οποιαδήποτε ανάθεση λεωφορείου σε έναν δεδομένο φορτιστή $j \in N$ κατά τη διάρκεια οποιασδήποτε περιόδου $f_3 \in F_3$. Για παράδειγμα, στην περίπτωση που υπάρχει μια τέτοια ανάθεση σε αργό φορτιστή (δηλαδή $u_{kjz_{f_3}^s} = 1$), τότε ο περιορισμός (36) αναγκάζει την αντίστοιχη μεταβλητή $UD_{jf_3}^s$ να λάβει

μα τιμή μεταξύ ενός πολύ μικρού αριθμού m και ενός πολύ μεγάλου αριθμού M , η οποία, λόγω του γεγονότος ότι η είναι δυαδική, η τιμή θα είναι ίση με 1. Στην αντίθετη περίπτωση, που δεν υπάρχει ανάθεση κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου είτε για αργούς ($u_{k,jz_{f_3}}^s = 0$) είτε για γρήγορους φορτιστές ($u_{k,jz_{f_3}}^h = 0$), τότε οι περιορισμοί (36) και (37) αναγκάζουν τις μεταβλητές $UD_{jf_3}^s$ και $UD_{jf_3}^h$ να λάβουν την τιμή μηδέν (0).

Με βάση αυτό, η εξαρτημένη μεταβλητή IP^{max} μπορεί να υπολογιστεί σύμφωνα με τους ακόλουθους περιορισμούς:

$$IP_{f_3}^s = \sum_{j \in N_1} (CP^s \cdot UD_{jf_3}^s) \quad \forall f_3 \in F_3 \quad (38)$$

$$IP_{f_3}^h = \sum_{j \in N_2} (CP^h \cdot UD_{jf_3}^h) \quad \forall f_3 \in F_3 \quad (39)$$

$$TIP_{f_3} = IP_{f_3}^s + IP_{f_3}^h \quad \forall f_3 \in F_3 \quad (40)$$

$$IP^{max} \geq TIP_{f_3} \quad \forall f_3 \in F_3 \quad (41)$$

Οι Εξ. (38) και (39) υπολογίζουν τις ποσότητες $IP_{f_3}^s$ και $IP_{f_3}^h$, οι οποίες αποτελούν την ισχύ που καταναλώνεται από το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας από τους αργούς και γρήγορους φορτιστές αντίστοιχα, για κάθε χρονικό παράθυρο χρέωσης ζήτησης f_3 . Στη συνέχεια, με την Εξ. (40), υπολογίζεται η συνολική ισχύς TIP_{f_3} που προέρχεται τόσο από τους γρήγορους όσο και από τους αργούς φορτιστές για κάθε χρονικό παράθυρο f_3 , και τέλος, με την ανισότητα (41) εξασφαλίζεται ότι η IP^{max} λαμβάνει τη μέγιστη τιμή από όλα τα χρονικά παράθυρα χρέωσης ζήτησης $f_3 \in F_3$.

3.3. Διατύπωση νέου προβλήματος

Στις προηγούμενες ενότητες της εργασίας παρουσιάστηκαν τα τμήματα της εργασίας των (Rizopoulos & Gkiotsalitis, 2025) πάνω στα οποία στηρίχθηκε η παρούσα εργασία. Παρακάτω αναλύεται το μοντέλο το οποίο επιχειρεί να δώσει λύση στο πρόβλημα:

«Δεδομένου ενός συνόλου υποψήφιων τοποθεσιών V για εγκατάσταση υποδομών φόρτισης και ενός στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων που εκτελούν συγκεκριμένα δρομολόγια K με προκαθορισμένες ενεργειακές απαιτήσεις και χρονικά παράθυρα, να προσδιοριστεί η βέλτιστη επιλογή και διαμόρφωση αργών και γρήγορων σταθμών φόρτισης. Το πρόβλημα διατυπώνεται υπό δομή τιμολόγησης ηλεκτρικής ενέργειας τύπου Time-of-Use, χρέωση ισχύος αιχμής (demand charge) και κόστος νεκρών χρόνων μετακινήσεων (deadheading). Ο αντικειμενικός σκοπός είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους λειτουργίας, το οποίο περιλαμβάνει το κόστος κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, τη χρέωση αιχμής ισχύος και το λειτουργικό κόστος μετακινήσεων χωρίς επιβάτες, διασφαλίζοντας παράλληλα την ενεργειακή επάρκεια και τη λειτουργική εφικτότητα του προγράμματος του στόλου.»

Με βάση αυτή την διατύπωση του προβλήματος και τους παραπάνω περιορισμούς μπορεί να δομηθεί μία καινούργια αντικειμενική συνάρτηση, σκοπός της οποίας είναι η

ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης και λειτουργίας ενός συστήματος ηλεκτρικών λεωφορείων.

$$\text{minimize } O = c_t \sum_{k \in K} Y_k + \sum_{f_3 \in F_3} c_e^{h(f_3)} \text{DEC}_{f_3} + c_d IP^{\max} \quad (42)$$

Η καινούργια αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου αποτελείται από τρεις βασικούς όρους: το κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης, το κόστος ενέργειας και το κόστος μέγιστης ζητούμενης ισχύος. Ο συνδυασμός των τριών όρων επιτρέπει την ταυτόχρονη αξιολόγηση επιχειρησιακών, ενεργειακών και δικτυακών επιπτώσεων των αποφάσεων φόρτισης.

Το κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης (deadheading cost) μοντελοποιεί το επιχειρησιακό κόστος που συνδέεται με τις μη παραγωγικές μετακινήσεις των οχημάτων. Η παράμετρος c_t εκφράζει το μοναδιαίο κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης (deadheading) των λεωφορείων και μετράται σε €/μονάδα χρόνου (π.χ. €/λεπτό). Το κόστος αυτό περιλαμβάνει την αμοιβή οδηγού, τη φθορά και συντήρηση του οχήματος, καθώς και την κατανάλωση ενέργειας κατά τη μετακίνηση χωρίς επιβάτες. Στην αντικειμενική συνάρτηση, το c_t πολλαπλασιάζεται με τον συνολικό χρόνο νεκρών μετακινήσεων του στόλου, αποτυπώνοντας το λειτουργικό κόστος που προκύπτει από μη παραγωγικές διαδρομές προς και από τους σταθμούς φόρτισης.

Η παράμετρος $c_e^{h(f_3)}$ αντιπροσωπεύει την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας (€/kWh) για τη χρονική ζώνη h , σύμφωνα με δομή τιμολόγησης τύπου Time-of-Use (ToU). Η τιμή αυτή μεταβάλλεται ανά ώρα της ημέρας, αντανακλώντας διαφοροποίηση μεταξύ ωρών αιχμής και ωρών εκτός αιχμής. Στο μοντέλο, κάθε χρονικό διάστημα φόρτισης αντιστοιχίζεται στην αντίστοιχη ωριαία τιμή, και το συνολικό κόστος ενέργειας προκύπτει από το γινόμενο της καταναλωθείσας ενέργειας επί την εκάστοτε τιμή ToU.

Η παράμετρος c_d εκφράζει τη χρέωση ισχύος αιχμής (demand charge) και μετράται σε €/kW. Η χρέωση αυτή επιβάλλεται από τον πάροχο ηλεκτρικής ενέργειας βάσει της μέγιστης ζήτησης ισχύος που καταγράφεται σε συγκεκριμένη περίοδο αναφοράς. Στο μοντέλο, η παράμετρος c_d πολλαπλασιάζεται με τη μέγιστη συνολική ισχύ φόρτισης IP^{\max} , λειτουργώντας ως οικονομικό αντικίνητρο για υψηλές αιχμές ζήτησης και ενθαρρύνοντας τη συγκράτηση της στιγμιαίας ισχύος του συστήματος.

Οι τρεις αυτές παράμετροι διαμορφώνουν από κοινού το λειτουργικό κόστος του συστήματος και επηρεάζουν άμεσα τη βέλτιστη στρατηγική χωροθέτησης και λειτουργίας των σταθμών φόρτισης.

Το παρόν μοντέλο, σε αντίθεση με το αρχικό μοντέλο των (Rizopoulos & Gkiotsalitis, 2025), το οποίο διατυπώθηκε ως δι-αντικειμενικό Μικτό Ακέραιο Γραμμικό Πρόγραμμα και επιλύθηκε μέσω της μεθόδου e-περιορισμού, υιοθετεί μονοκριτηριακή προσέγγιση. Επομένως όλοι οι επιμέρους παράγοντες ενσωματώνονται σε μία ενιαία αντικειμενική συνάρτηση εκφρασμένη σε μονάδες κόστους. Η αντικειμενική συνάρτηση ελαχιστοποιεί το συνολικό λειτουργικό κόστος, το οποίο περιλαμβάνει το κόστος νεκρών μετακινήσεων, το κόστος κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας υπό δομή τιμολόγησης Time-of-Use και τη χρέωση ζήτησης ισχύος αιχμής (demand charge). Με αυτόν τον τρόπο, αποφεύγεται η ανάγκη διαχείρισης συγκρουόμενων στόχων και η βέλτιστη λύση προκύπτει απευθείας από την ελαχιστοποίηση της συνολικής οικονομικής επιβάρυνσης, ενώ ταυτόχρονα καθίσταται πιο εύχρηστη και κατανοητή από τους αρμόδιους φορείς.

Σύνολα

V	Σύνολο όλων των πιθανών φυσικών θέσεων σταθμών φόρτισης
N	Σύνολο όλων των πιθανών θέσεων εγκατάστασης φορτιστών
N_1	Σύνολο επιλογών εγκατάστασης αργών φορτιστών
N_2	Σύνολο επιλογών εγκατάστασης ταχέων φορτιστών
N_3	Σύνολο ήδη εγκατεστημένων αργών φορτιστών
N_4	Σύνολο ήδη εγκατεστημένων ταχέων φορτιστών
N_5	Σύνολο υποψήφιων αργών φορτιστών προς εγκατάσταση
N_6	Σύνολο υποψήφιων ταχέων φορτιστών προς εγκατάσταση
F_1	Σύνολο χρονικών διαστημάτων για αργούς φορτιστές
F_2	Σύνολο χρονικών διαστημάτων για ταχείς φορτιστές
F_3	Σύνολο χρονικών διαστημάτων για χρέωση ζήτησης
K	Σύνολο διαδρομών που απαιτούν φόρτιση

Παράμετροι

SOC_k Κατάσταση φόρτισης της διαδρομής k μετά την ολοκλήρωσή της

SOC_k^{min} Ελάχιστη επιτρεπτή κατάσταση φόρτισης της διαδρομής k

SOC_k^{max} Μέγιστη επιτρεπτή κατάσταση φόρτισης της διαδρομής k

$c_{f_1}^s$ Χρόνοι έναρξης χρονικών διαστημάτων φόρτισης αργών φορτιστών

$c_{f_2}^h$ Χρόνοι έναρξης χρονικών διαστημάτων φόρτισης ταχέων φορτιστών

τ_k Χρόνος ολοκλήρωσης της διαδρομής k

p_k^s Τελευταίο χρονικό περιθώριο για έναρξη φόρτισης σε αργό φορτιστή

p_k^h Τελευταίο χρονικό περιθώριο για έναρξη φόρτισης σε ταχύ φορτιστή

m Πολύ μικρός θετικός αριθμός

M Πολύ μεγάλος θετικός αριθμός

e Κατανάλωση μπαταρίας ανά μονάδα απόστασης

b_j Σταθερό κόστος εγκατάστασης φορτιστή στη θέση j

b^{max} Συνολικός διαθέσιμος προϋπολογισμός εγκατάστασης

d_{kj}	Ελάχιστη απόσταση μεταξύ τελευταίας στάσης της διαδρομής k και φορτιστή j
t_{kj}	Εκτιμώμενος χρόνος deadheading από τη διαδρομή k στην θέση j
a_k	Δυαδική παράμετρος: 1 αν υπάρχει προσβάσιμος φορτιστής από την τελευταία στάση της διαδρομής k , αλλιώς 0
CP^s	Ισχύς φόρτισης (kW) αργών φορτιστών
CP^h	Ισχύς φόρτισης (kW) ταχέων φορτιστών
EC_{kj}^{max}	Μέγιστη ενέργεια (kWh) που μπορεί να μεταφερθεί από φορτιστή j στο λεωφορείο k
SME^s	Μέγιστη ενέργεια (kWh) από αργό φορτιστή σε ένα λεωφορείο
SME^h	Μέγιστη ενέργεια (kWh) από ταχύ φορτιστή σε ένα λεωφορείο
$CC_{kjf_1}^s$	Πίνακας παραμέτρων, ο οποίος λαμβάνει τιμή 1 εάν το λεωφορείο που εξυπηρετεί τη διαδρομή $k \in K$ φορτίζει για ολόκληρη τη διάρκεια οποιουδήποτε χρονικού διαστήματος φόρτισης f_1 σε σημείο φόρτισης $j \in N_1$. Η παράμετρος λαμβάνει τιμή 0 εάν το λεωφορείο φορτίζει μέχρι την πλήρη χωρητικότητα της μπαταρίας του.
$CC_{kjf_2}^h$	Πίνακας παραμέτρων, ο οποίος λαμβάνει τιμή 1 εάν το λεωφορείο που εξυπηρετεί τη διαδρομή $k \in K$ φορτίζει για ολόκληρη τη διάρκεια οποιουδήποτε χρονικού διαστήματος φόρτισης f_2 σε σημείο φόρτισης $j \in N_2$. Η παράμετρος λαμβάνει τιμή 0 εάν το λεωφορείο φορτίζει μέχρι την πλήρη χωρητικότητα της μπαταρίας του
PEC_{kj}^s	Προϋπολογισμένη ενέργεια από αργό φορτιστή j στο λεωφορείο k χωρίς

	μερική φόρτιση
PEC_{kj}^h	Προϋπολογισμένη ενέργεια από ταχύ φορτιστή j στο λεωφορείο k χωρίς μερική φόρτιση
\widehat{PEC}_{kj}^s	Προϋπολογισμένη ενέργεια από αργό φορτιστή j στο λεωφορείο k με μερική φόρτιση και υπόλοιπη διαδρομή R
\widehat{PEC}_{kj}^h	Προϋπολογισμένη ενέργεια από ταχύ φορτιστή j στο λεωφορείο k με μερική φόρτιση και υπόλοιπη διαδρομή R
DCP^s	Μέγιστη ενέργεια χρέωσης ζήτησης από αργούς φορτιστές
DCP^h	Μέγιστη ενέργεια χρέωσης ζήτησης από ταχείς φορτιστές
FCS_{kj}^s	Αριθμός χρονικών διαστημάτων κατανάλωσης ενέργειας DCP^s
FCS_{kj}^h	Αριθμός χρονικών διαστημάτων κατανάλωσης ενέργειας DCP^h
RE_{kj}^s	Ενέργεια από αργό φορτιστή j στο λεωφορείο k στο $f_3 = FCS_{kj}^s + 1$
RE_{kj}^h	Ενέργεια από ταχύ φορτιστή j στο λεωφορείο k στο $f_3 = FCS_{kj}^h + 1$
c_t	Μοναδιαίο κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης (€/min)
$c_e^{h(f_3)}$	Τιμή ηλεκτρικής ενέργειας στη χρονική ζώνη h (€/kWh)
c_d	Μοναδιαίο κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης (€/min)

Μεταβλητές απόφασης

x_j $x = [x_1, \dots, x_j, \dots, x_{|N|}]$, όπου $x_j = 1$ εάν αποφασιστεί η κατασκευή φορτιστή στη θέση $j \in N$ και $x_j = 0$ διαφορετικά

Q Πίνακας 0–1, όπου $q_{kj} = 1$ εάν η διαδρομή $k \in K$ ανατίθεται στον φορτιστή j και $q_{kj} = 0$ διαφορετικά

u_{kj}^s Δυαδικές μεταβλητές, όπου $u_{kjf_1}^s$ εάν η διαδρομή k ξεκινά φόρτιση σε αργό φορτιστή στο χρονικό διάστημα φόρτισης f_1 στη θέση $j \in N_1$

u_{kj}^h Δυαδικές μεταβλητές, όπου $u_{kjf_2}^h$ εάν η διαδρομή k ξεκινά φόρτιση σε γρήγορο φορτιστή στο χρονικό διάστημα φόρτισης f_2 στη θέση $j \in N_2$

Μεταβλητές

y_k $y = [y_1, \dots, y_j, \dots, y_{|N|}]$: νεκρός χρόνος της διαδρομής $k \in K$

$EC_{kjf_1}^s$ Κατανάλωση ενέργειας λεωφορείου k σε αργό φορτιστή j στο f_1

$EC_{kjf_2}^h$ Κατανάλωση ενέργειας λεωφορείου k σε γρήγορο φορτιστή j στο f_2

$DC_{kjf_3}^s$ Κατανάλωση ενέργειας λεωφορείου k σε αργό φορτιστή j στο f_3

$DC_{kjf_3}^h$ Κατανάλωση ενέργειας λεωφορείου k σε γρήγορο φορτιστή j στο f_3

DEC_{f_3} Συνολική κατανάλωση ενέργειας όλων των φορτιστών $j \in N$ στο χρονικό διάστημα f_3

$UD_{jf_3}^s$ Δυαδική μεταβλητή που λαμβάνει τιμή 1 εάν οποιοδήποτε λεωφορείο k φορτίζει σε αργό φορτιστή $j \in N_1$ στο χρονικό διάστημα f_3

$UD_{jf_3}^h$ Δυαδική μεταβλητή που λαμβάνει τιμή 1 εάν οποιοδήποτε λεωφορείο k φορτίζει σε γρήγορο φορτιστή $j \in N_2$ στο χρονικό διάστημα f_3

$IP_{f_3}^s$ Συνολική ισχύς που απαιτείται για τη φόρτιση του στόλου λεωφορειών από αργούς φορτιστές κατά το χρονικό διάστημα f_3

$IP_{f_3}^h$ Συνολική ισχύς που απαιτείται για τη φόρτιση του στόλου λεωφορειών από ταχείς φορτιστές κατά το χρονικό διάστημα f_3

TIP_{f_3} Συνολική ισχύς που απαιτείται για τη φόρτιση λεωφορειών από ταχείς και αργούς φορτιστές κατά το χρονικό διάστημα f_3

IP^{max} Μέγιστη απαιτούμενη ισχύς φόρτισης στόλου σε όλα τα f_3

4. Μέθοδοι επίλυσης

Το μαθηματικό πρόβλημα όπως διατυπώνεται στο προηγούμενο κεφάλαιο αποτελεί πρόβλημα Μεικτού Ακέραιου Γραμμικού Προγραμματισμού (MILP). Η ύπαρξη δυαδικών μεταβλητών για τις αποφάσεις χωροθέτησης των σταθμών φόρτισης και προγραμματισμού των φορτίσεων, σε συνδυασμό με τα χρονικά παράθυρα του ορίζοντα σχεδιασμού, έχει ως αποτέλεσμα την εκθετική αύξηση του αριθμού πιθανών συνδυασμών λύσεων. Επομένως, το πρόβλημα εντάσσεται στην κατηγορία των NP-hard προβλημάτων βελτιστοποίησης, γεγονός που καθιστά την επίλυσή του υπολογιστικά απαιτητική, ιδιαίτερα καθώς αυξάνεται το μέγεθος του δικτύου και ο αριθμός των οχημάτων. Ακόμα, η ταυτόχρονη λήψη αποφάσεων χωροθέτησης και χρονοπρογραμματισμού, η ύπαρξη περιορισμών ενεργειακής ισορροπίας (SOC), η μοντελοποίηση τιμολογίων Time-of-Use, η χρέωση μέγιστης ζήτησης ισχύος (demand charge), καθώς και ο συνδυασμός συνεχών και ακέραιων μεταβλητών, συμβάλλουν στην πολυπλοκότητα του προβλήματος.

4.1. Επιλογή μεθόδου επίλυσης

Για την επίλυση του υπό μελέτη προβλήματος εξετάστηκαν εναλλακτικές κατηγορίες μεθόδων, όπως ευρετικές και μεταευρετικές τεχνικές, οι οποίες βρίσκουν εφαρμογή σε μεγάλης κλίμακας ή μη γραμμικά προβλήματα βελτιστοποίησης. Ωστόσο, δεδομένου ότι το

παρόν μοντέλο είναι πλήρως γραμμικό και το μέγεθος του εξεταζόμενου δικτύου παραμένει υπολογιστικά διαχειρίσιμο, επιλέχθηκε η χρήση ακριβούς μεθόδου επίλυσης. Πιο συγκεκριμένα, η επίλυση πραγματοποιήθηκε με χρήση του Gurobi Optimizer, που βασίζεται σε αλγορίθμους Branch-and-Bound και Branch-and-Cut. Η χρήση ακριβούς μεθόδου κρίθηκε κατάλληλη, καθώς επιτρέπει την εύρεση αποδεδειγμένα βέλτιστης λύσης, στοιχείο ιδιαίτερα σημαντικό για την αξιόπιστη οικονομική αξιολόγηση των αποφάσεων χωροθέτησης και προγραμματισμού φόρτισης. Παράλληλα, διασφαλίζεται η συγκρισιμότητα των αποτελεσμάτων με συναφείς μελέτες της βιβλιογραφίας που χρησιμοποιούν MILP διατυπώσεις.

4.2. Υπολογιστικό Περιβάλλον

Η υλοποίηση του μαθηματικού μοντέλου πραγματοποιήθηκε στη γλώσσα προγραμματισμού Python, αξιοποιώντας τη βιβλιοθήκη gurobipy για τη διασύνδεση με τον Gurobi Optimizer. Η μοντελοποίηση των μεταβλητών, της αντικειμενικής συνάρτησης και των περιορισμών έγινε σε περιβάλλον Python, ενώ η επίλυση πραγματοποιήθηκε μέσω του αλγορίθμου Branch-and-Bound που ενσωματώνεται στον Gurobi. Τα αποτελέσματα κάθε σεναρίου αποθηκεύτηκαν σε αρχεία μορφής CSV για περαιτέρω ανάλυση, ενώ για τη γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη matplotlib. Η διαδικασία επίλυσης επαναλήφθηκε για διαφορετικά σενάρια παραμέτρων, χωρίς τροποποίηση της βασικής δομής του μοντέλου.

Οι υπολογισμοί εκτελέστηκαν σε υπολογιστικό σύστημα με τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Γλώσσα προγραμματισμού: Python 3.x
- Solver: Gurobi Optimizer
- Βιβλιοθήκη διασύνδεσης: gurobipy
- Λειτουργικό σύστημα: Ubuntu 24.04.1 LTS
- Επεξεργαστής: Intel(R) Pentium (R) CPU G4400 @ 3.30GHz
- Μνήμη RAM: 8,0 GB DDR3

Σε όλα τα εξεταζόμενα σενάρια, η επίλυση κατέληξε σε βέλτιστη λύση, επιβεβαιώνοντας τη σταθερότητα και την υπολογιστική επάρκεια της προτεινόμενης μεθοδολογίας.

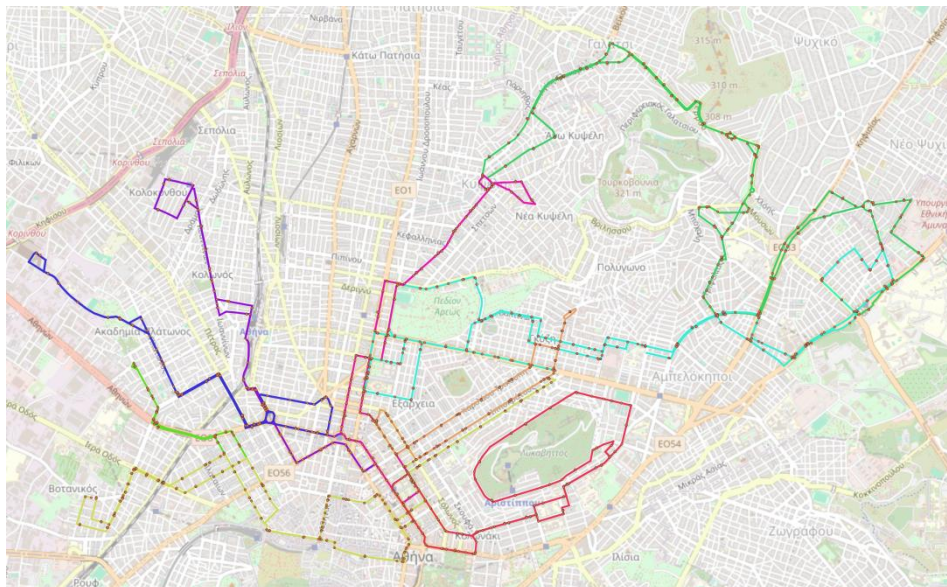
5. Εφαρμογή και Αποτελέσματα

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής του μοντέλου στο δίκτυο της κεντρικής περιοχής της Αθήνας βασιζόμενο σε πραγματικά δεδομένα στάσεων και διαδρομών.

5.1. Περιγραφή του Δικτύου εφαρμογής

Στην περιοχή εφαρμογής του μοντέλου, εξετάζονται εννέα υποψήφιες φυσικές τοποθεσίες σταθμών φόρτισης, καθεμία εκ των οποίων διαθέτει δύο πιθανές επιλογές εγκατάστασης φορτιστών, έναν αργής και έναν γρήγορης φόρτισης. Εάν το μοντέλο επιλέξει μία υποψήφια τοποθεσία, τότε μπορεί να εγκατασταθεί είτε ο ένας είτε και οι δύο φορτιστές. Έτσι, διαθέτουμε ένα σύνολο V με εννέα τοποθεσίες και ένα σύνολο N με δεκαοκτώ υποψήφιες επιλογές εγκατάστασης φορτιστών: εννέα αργής φόρτισης και εννέα ταχείας φόρτισης. Πιο συγκεκριμένα, οι επιλογές εγκατάστασης φορτιστών #1, #3, #5, #7, #9, #11, #13, #15 και #17 αναφέρονται σε αργούς φορτιστές (σύνολο N_1), ενώ οι #2, #4, #6, #8, #10, #12, #14, #16 και #18 αναφέρονται σε ταχυφορτιστές (σύνολο N_2), δηλαδή: $N_1 = \{1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17\}$ και $N_2 = \{2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18\}$. Οι τοποθεσίες που εξετάζονται ως υποψήφιες για εγκατάσταση σταθμών φόρτισης αντιστοιχούν στις πραγματικές θέσεις των αμαξοστασίων, δεδομένου ότι ο οργανισμός αστικών συγκοινωνιών της Αθήνας (Ο.Α.Σ.Α.) προτίθεται να εγκαταστήσει φορτιστές μόνο στις τοποθεσίες των αμαξοστασίων. Παρόλα αυτά, το μοντέλο μπορεί να εξετάσει και άλλες τοποθεσίες που δεν είναι αμαξοστάσια, λόγω της γενικευμένης διατύπωσής του.

Για το ηλεκτρικό δίκτυο λεωφορείων επιλέχθηκαν 10 διαφορετικές γραμμές που θα λειτουργούν με ηλεκτρικά λεωφορεία. Οι γραμμές αυτές επιλέχθηκαν από το εκτεταμένο δίκτυο των 280 γραμμών της Αθήνας, καθώς τα συμβατικά οχήματα αντικαταστάθηκαν από ηλεκτρικά το 2024. Τα κριτήρια επιλογής βασίστηκαν στη γεωγραφική θέση των τερματικών σταθμών των γραμμών, διασφαλίζοντας ότι εμπίπτουν εντός των ορίων του Δήμου Αθηναίων. Στην παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται η διάταξη του δικτύου που εξετάζεται στην παρούσα μελέτη.



Εικόνα 6: Δίκτυο της Αθήνας με τις ηλεκτρικές λεωφορειακές γραμμές που εξετάζονται στη μελέτη.

Δεδομένου ότι αυτές οι 10 γραμμές δεν είναι μεγάλου μήκους, τα ηλεκτρικά λεωφορεία χρειάζεται να φορτίζονται μόνο μία φορά κατά τη διάρκεια της ημέρας. Συνεπώς, έχουμε συνολικά 10 δρομολόγια που απαιτούν φόρτιση (ένα ανά γραμμή).

Προτού πραγματοποιηθεί η επίλυση του μοντέλου, είναι αναγκαίο να υπολογιστεί η χρόνος νεκρής μετακίνησης (deadhead time) μεταξύ του τερματικού σταθμού κάθε γραμμής και κάθε υποψήφιου σταθμού φόρτισης. Το αποτέλεσμα είναι ένας πίνακας 10×18 , ο οποίος παρουσιάζεται στο Παράρτημα (Πίνακας 8). Επίσης, λαμβάνονται υπόψη και επιπλέον παράμετροι που αφορούν τα χρονικά χαρακτηριστικά του αστικού δικτύου της Αθήνας (Πίνακας 9).

Οι χρόνοι άφιξης των λεωφορείων τ_k υποδεικνύουν πότε το δρομολόγιο k ολοκληρώνει την πορεία του και είναι έτοιμο να κατευθυνθεί σε μία τοποθεσία φόρτισης v για να φορτίσει σε έναν υποψήφιο φορτιστή $j \in N$. Οι παράμετροι p_k^s και p_k^h αναφέρονται σε δύο χρονικά όρια που ορίζουν το διάστημα κατά το οποίο ένα λεωφορείο μπορεί να ξεκινήσει τη φόρτιση σε φορτιστή $j \in N$ σε οποιαδήποτε χρονική θυρίδα $c_{f_1}^s$ ή $c_{f_2}^s$, ανάλογα με τον τύπο του (αργή ή γρήγορη φόρτιση). Όλοι οι χρόνοι εκφράζονται σε συνεχή αναπαράσταση χρόνου σε λεπτά μετά τα μεσάνυχτα (π.χ. 1114.0 αντιστοιχεί σε 18:34).

5.2. Αξιολόγηση τιμών παραμέτρων

Στην παρούσα ενότητα, παρουσιάζονται οι βασικές τιμές των παραμέτρων του μοντέλου όπως και η αιτιολόγηση των αριθμητικών τιμών που χρησιμοποιήθηκαν στα υπολογιστικά πειράματα, καθώς η επιλογή ρεαλιστικών και τεκμηριωμένων τιμών αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για την αξιοπιστία και τη μεταφερσιμότητα των αποτελεσμάτων.

Διάφορες παράμετροι που σχετίζονται με τους σταθμούς φόρτισης και τα τεχνικά χαρακτηριστικά των ηλεκτρικών λεωφορείων είναι κοινές σε όλες τις υποενότητες και στα αντίστοιχα αριθμητικά αποτελέσματα. Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με τις παραμέτρους που ορίζονται για τον στόλο, η μέγιστη χωρητικότητα μπαταρίας των λεωφορείων SOC_k^{max} θεωρείται ίση με 350 kWh, ενώ η ελάχιστη επιτρεπτή στάθμη φόρτισης λαμβάνεται ίση με το 20% της μέγιστης χωρητικότητας, δηλαδή $SOC_k^{min} = 70$ kWh. Η κατανάλωση ενέργειας των λεωφορείων θεωρείται ίση με την τιμή που παρέχεται από τον κατασκευαστή, δηλαδή $e=0,74$ kWh ανά χιλιόμετρο. Η ισχύς εξόδου των αργών φορτιστών θεωρείται $CP^s=150$ kW, ενώ για τους ταχυφορτιστές $CP^h=300$ kW. Η διάρκεια των χρονικών θυρίδων φόρτισης για τις δύο εφαρμογές θεωρείται $d_1=120$ λεπτά για αργούς φορτιστές, $d_2=60$ λεπτά για ταχυφορτιστές, και $d_3=15$ λεπτά για την περίοδο αιχμής του παρόχου ενέργειας.

Η παράμετρος c_t εκφράζει το μοναδιαίο κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης (deadheading) των ηλεκτρικών λεωφορείων και μετράται σε €/λεπτό. Η εκτίμηση της τιμής της βασίστηκε στις τεχνικές και οικονομικές παραδοχές που ενσωματώνονται ήδη στο μοντέλο. Σύμφωνα με τα δεδομένα του μοντέλου, η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας ορίζεται σε 0,00074 kWh ανά μέτρο μετακίνησης, ενώ η μέση ταχύτητα κίνησης ανέρχεται σε 433,33 μέτρα ανά λεπτό. Συνεπώς, η ενεργειακή κατανάλωση κατά τη διάρκεια νεκρής μετακίνησης υπολογίζεται ως $0,00074 \times 433,33 = 0,3207$ kWh/λεπτό. Λαμβάνοντας ως τυπική τιμή ηλεκτρικής ενέργειας τα 0,20 €/kWh, το αντίστοιχο ενεργειακό κόστος ανά λεπτό νεκρού χρόνου διαδρομής διαμορφώνεται σε $0,3207 \times 0,20 = 0,064$ €/λεπτό. Πέραν του ενεργειακού κόστους, πρέπει να συνυπολογιστεί και το κόστος ανθρώπινου δυναμικού. Ο κατώτατος μικτός μισθός στην Ελλάδα ανέρχεται σε 830 € ανά μήνα. Θεωρώντας πλήρη απασχόληση 173 ωρών ανά μήνα, το μικτό ωρομίσθιο ισούται με περίπου 4,80 €/ώρα. Με την προσθήκη εργοδοτικών εισφορών της τάξης του 25 %, το συνολικό εργοδοτικό κόστος ανέρχεται σε περίπου 6,00 €/ώρα, δηλαδή 0,10 €/λεπτό. Δεδομένου ότι οι νεκρές μετακινήσεις επιφέρουν επιπλέον επιβάρυνση λόγω φθοράς εξοπλισμού και βασικής συντήρησης, προστίθεται συντηρητικά

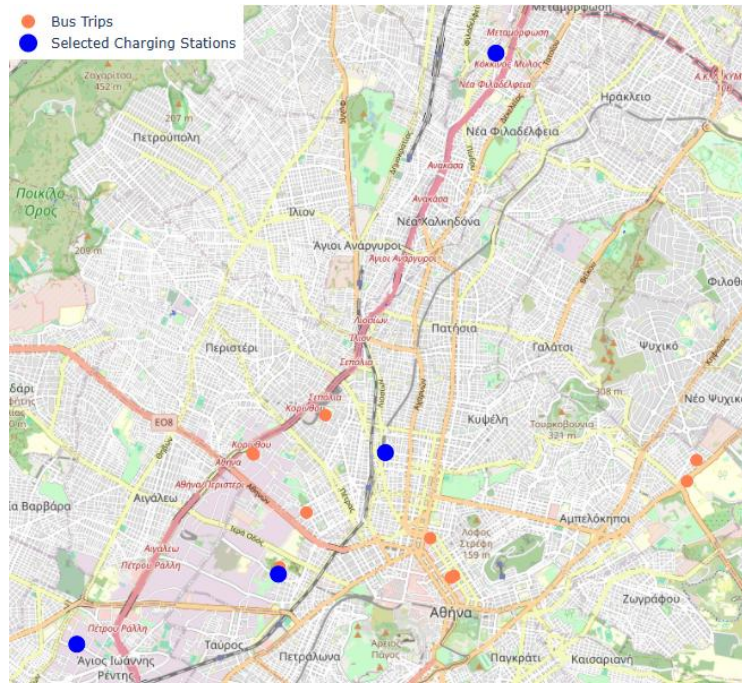
επιπλέον κόστος της τάξης των 0,05–0,10 €/λεπτό. Συνεπώς, η συνολική ρεαλιστική εκτίμηση του κόστους deadheading κυμαίνεται περίπου μεταξύ 0,21 και 0,26 €/λεπτό. Με βάση τα παραπάνω, η τιμή της παραμέτρου ορίζεται σε $c_t = 0,25$ €/λεπτό τιμή η οποία αντανάκλα το πλήρες λειτουργικό κόστος μη παραγωγικών μετακινήσεων υπό τις τεχνικές παραδοχές του μοντέλου και τις ισχύουσες μισθολογικές συνθήκες στην Ελλάδα.

Η παράμετρος $c_e^{h(f_3)}$ εκφράζει την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας (€/kWh) για τη χρονική ζώνη h . Ως σταθερή τιμή του κόστους ενέργειας ορίστηκαν τα 0,20 €/kWh. Για την δομή τιμολόγησης τύπου Time-of-Use (ToU), οι τιμές ενέργειας που χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο αντλήθηκαν από τη βάση δεδομένων του οργανισμού Ember (*European Electricity Prices and Costs / Ember, 2026*), η οποία παρέχει ιστορικά στοιχεία χονδρεμπορικών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε ευρωπαϊκές αγορές. Τα δεδομένα επεξεργάστηκαν ώστε να μετατραπούν σε τιμές λιανικής πώλησης, σε ωριαίες τιμές, και να προσαρμοστούν σε μονάδες €/kWh. Στη συνέχεια, οι ωριαίες τιμές αντιστοιχίστηκαν στα 15-λεπτά χρονικά διαστήματα του μοντέλου, διατηρώντας τη χρονική διαφοροποίηση μεταξύ ωρών αιχμής και εκτός αιχμής. Η επιλογή χρήσης πραγματικών ιστορικών δεδομένων από την ευρωπαϊκή αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, ενισχύει τον ρεαλισμό της ανάλυσης και επιτρέπει την αξιολόγηση της οικονομικής απόδοσης του συστήματος υπό συνθήκες που προσεγγίζουν πραγματικά προφίλ τιμών.

Η παράμετρος c_d εκφράζει τη χρέωση ισχύος αιχμής (€/kW) και αποτυπώνει το κόστος που επιβάλλεται βάσει της μέγιστης ζήτησης ισχύος που καταγράφεται σε δεδομένη περίοδο αναφοράς. Η βασική τιμή της παραμέτρου ορίστηκε σε: $c_d = 0,15$ €/kW/ημέρα. Η τιμή αυτή προκύπτει από τυπική χρέωση 4,592 €/MW/μήνα (βάσει E-189/2025 της ΠΑΑΕΥ) για παροχές μέσης τάσης, η οποία αναγόμενη σε €/kW/μήνα ισούται με 4,592 €/kW/μήνα. Δεδομένου ότι η περίοδος αναφοράς του μοντέλου μας είναι η μία ημέρα, γίνεται προσαρμογή της μηνιαίας τιμής σε ημερήσια και υπολογίζεται περίπου στα $c_d = 0,15$ €/kW/ημέρα. Η αποτίμηση της οικονομικής επίδρασης της αιχμής ισχύος σε συνθήκες που προσεγγίζουν πραγματικά τιμολόγια μέσης τάσης, καθίσταται εφικτή μέσω της επιλογής ρεαλιστικής τιμής.

5.3. Επίλυση του μοντέλου

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της επίλυσης του μοντέλου, για την περίπτωση που οι τιμές όλων των παραμέτρων παραμείνουν αμετάβλητες. Η μοναδιαία τιμή της ενέργειας παραμένει σταθερή για όλο τον χρονικό ορίζοντα προγραμματισμού, χωρίς διαφοροποίηση μεταξύ ωρών αιχμής και μη αιχμής. Οι παράμετροι κόστους νεκρού χρόνου μετακίνησης και χρέωσης μέγιστης ζήτησης ισχύος διατηρούνται στις βασικές τιμές τους. Με βάση τα παραπάνω δεδομένα, επιλύθηκε το πρόβλημα βελτιστοποίησης δίνοντας ως αποτέλεσμα της αντικειμενικής συνάρτησης το ποσό των 594,06€ ανά ημέρα λειτουργίας για την διαδικασία της φόρτισης του στόλου ηλεκτρικών λεωφορείων. Το ποσό αυτό μπορεί να αναλυθεί στα επιμέρους κόστη, όπου το κόστος νεκρού χρόνου μετακίνησης ανέρχεται στο ποσό των 18,45€, το κόστος ενέργειας στο ποσό των 530,61€ και το κόστος ζήτησης ισχύος στο ποσό των 45,00€. Στην παρακάτω εικόνα απεικονίζεται ο χάρτης της περιοχής με τις επιλεγμένες φυσικές τοποθεσίες φόρτισης.



Εικόνα 7: Χάρτης της περιοχής με τα επιλεγμένα σημεία φόρτισης

5.4. Ανάλυση ευαισθησίας

Σε αυτή την ενότητα πραγματοποιείται ανάλυση ευαισθησίας του μοντέλου (sensitivity analysis) για τη διερεύνηση της επίδρασης μεταβολών κρίσιμων οικονομικών παραμέτρων στη βέλτιστη λύση του προβλήματος χωροθέτησης και λειτουργίας σταθμών φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων. Αναλυτικότερα, εξετάζεται η μεταβολή της χρέωσης νεκρών μετακινήσεων, της χρέωσης ισχύος αιχμής και των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Μέσω αυτής της ανάλυσης αξιολογείται τόσο η μεταβολή του συνολικού κόστους όσο και η πιθανή διαφοροποίηση της δομής της βέλτιστης λύσης. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει την κατανόηση της σχετικής βαρύτητας κάθε παραμέτρου κόστους και ενισχύει τη γενικευσιμότητα των αποτελεσμάτων του μοντέλου. Η ανάλυση ευαισθησίας έγινε μεταβάλλοντας μία μόνο παράμετρο σε κάθε επανάληψη, διατηρώντας τις υπόλοιπες σταθερές, ώστε να επιτραπεί η σαφής ερμηνεία της μεμονωμένης επίδρασης κάθε συνιστώσας στο συνολικό κόστος.

5.4.1. Ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας

Η παρούσα ανάλυση εξετάζει την επίδραση της μεταβολής του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας στη βέλτιστη λύση του μοντέλου, τόσο μέσω διαφορετικών προφίλ τιμολόγησης (average, worst, best, fixed, random_day) όσο και μέσω κλιμάκωσης της μοναδιαίας τιμής ενέργειας, με τις υπόλοιπες παραμέτρους κόστους να παραμένουν σταθερές.

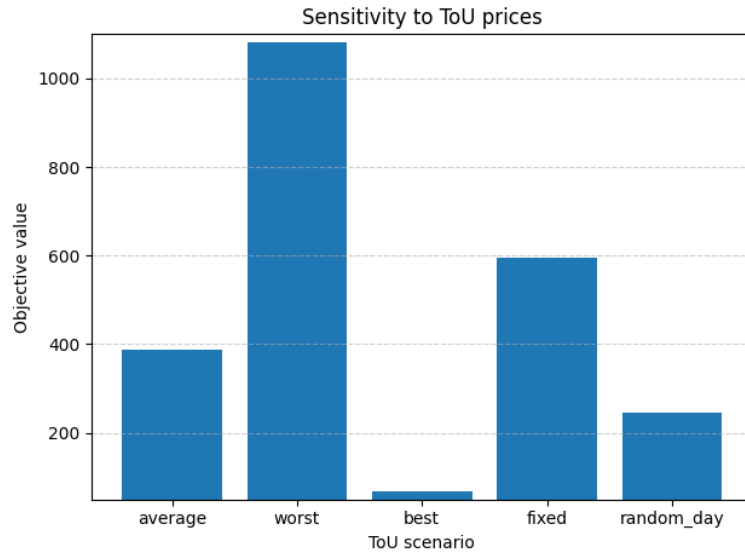
5.4.4.1. Μεταβολή Προφίλ Τιμολόγησης

Σε αυτή την ενότητα εξετάζονται διαφορετικά προφίλ τιμολόγησης ηλεκτρικής ενέργειας, τα οποία αντανακλούν εναλλακτικές διαμορφώσεις αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Οι τιμές έχουν αντληθεί από τη βάση δεδομένων του οργανισμού Ember (European Electricity Prices and Costs / Ember, n.d.), η οποία παρέχει ιστορικά στοιχεία τιμών χονδρικής ηλεκτρικής

ενέργειας σε ευρωπαϊκές αγορές. Η ανάλυση γίνεται με βάση τις ωριαίες τιμές ενέργειας του έτους 2025. Αρχικά επιλέγεται η μέση τιμή (average) ενέργειας κάθε ώρας για όλη τη διάρκεια του έτος. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται ο αντίστοιχος υπολογισμός, χρησιμοποιώντας τις μέγιστες τιμές (worst) και τις ελάχιστες τιμές (best) ενέργειας κάθε ώρας για όλη τη διάρκεια του έτους. Επίσης επιλέγεται ως τυχαία ημέρα (random day) η 21/09/2025 και υπολογίζεται το συνολικό κόστος για την ημέρα αυτή. Τα αποτελέσματα αυτών των υπολογισμών παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα. Επίσης αναφέρονται και τα αποτελέσματα από την ανάλυση με σταθερή τιμή κόστους (fixed) ενέργειας που έγινε παραπάνω.

Πίνακας 3: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας για μεταβαλλόμενο προφίλ τιμολόγησης ενέργειας

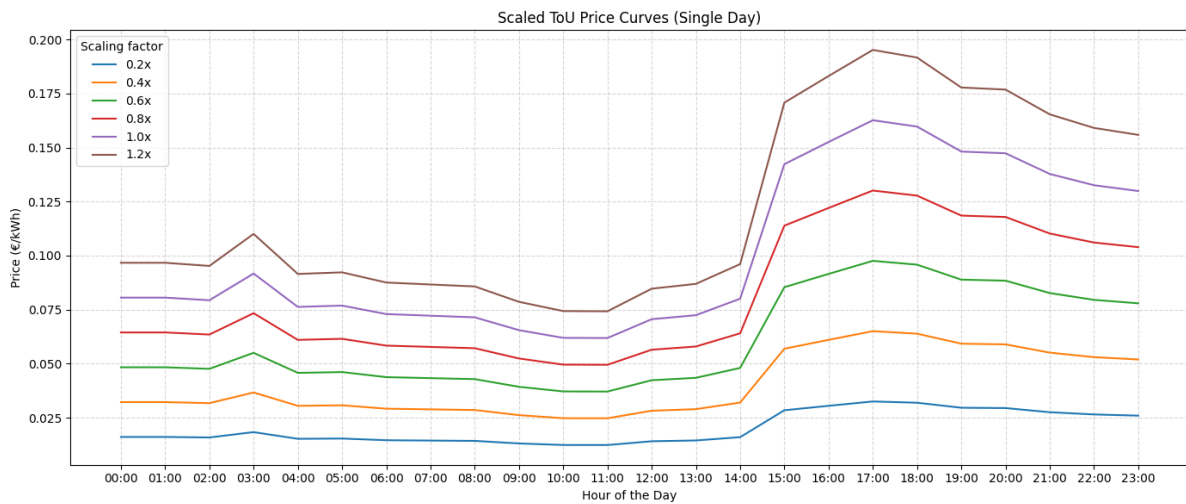
scenario	objective	deadheading_cost	energy_cost	demand_cost	IP_max
average	388,88	21,57	322,31	45,00	300
worst	1.081,44	17,13	996,81	67,50	450
best	66,76	18,45	3,31	45,00	300
fixed	594,06	18,45	530,61	45,00	300
random_day	246,87	18,45	183,42	45,00	300



Εικόνα 8: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του Πίνακα 3

5.4.4.2. Κλιμάκωση της τιμής ενέργειας

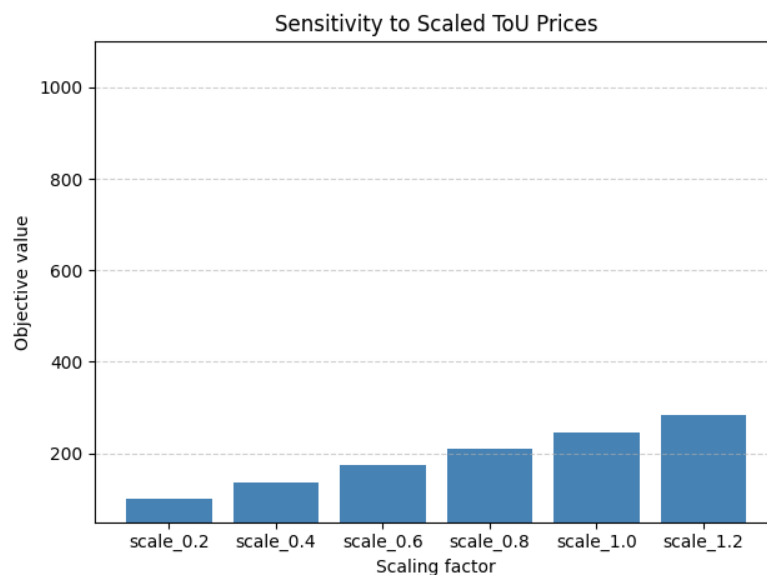
Σε αυτή την ενότητα εξετάζεται η επιρροή που έχει η κλιμάκωση της γραμμής ενέργειας στο συνολικό κόστος. Ως βασικό σενάριο επιλέγεται το σενάριο της τυχαίας ημέρας, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, και γίνεται κλιμάκωση της τιμής ενέργειας από 0,2 έως 1,2. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης παρατίθενται παρακάτω.



Εικόνα 9: Καμπύλη ωριαίων τιμών ενέργειας για τυχαία μέρα

Πίνακας 4: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας για κλιμακωτή τιμή ενέργειας

scenario	objective	deadheading_cost	energy_cost	demand_cost	IP_max
scale_0.2	100,13	18,45	36,68	45,00	300
scale_0.4	136,82	18,45	73,37	45,00	300
scale_0.6	173,50	18,45	110,05	45,00	300
scale_0.8	210,18	18,45	146,73	45,00	300
scale_1.0	246,87	18,45	183,42	45,00	300
scale_1.2	283,55	18,45	220,10	45,00	300



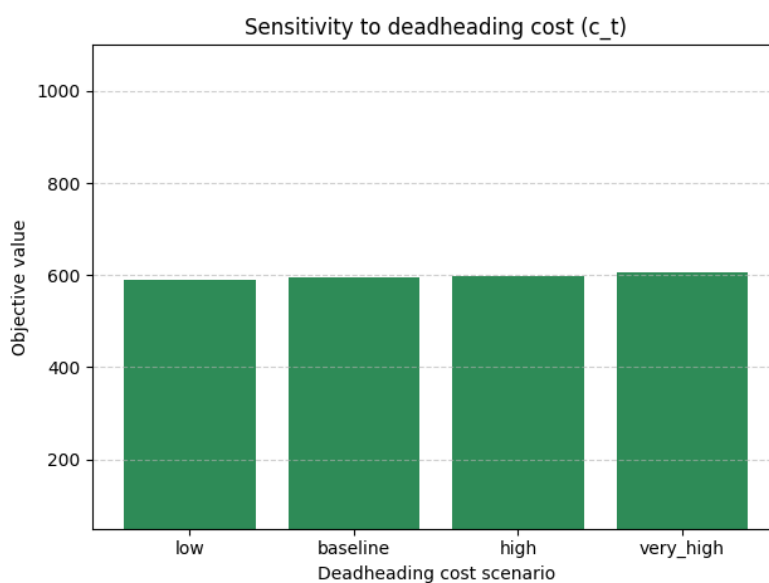
Εικόνα 10: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του Πίνακα 4

5.4.2. Ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο του κόστους νεκρού χρόνου διαδρομών

Στην συνέχεια της ανάλυσης εξετάζεται η επιρροή της μεταβολής του κόστους νεκρού χρόνου διαδρομής στο συνολικό κόστος, ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι κόστους παραμένουν σταθερές. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η βασική τιμή του μοναδιαίου κόστους νεκρού χρόνου διαδρομής υπολογίστηκε σε 0,25€/λεπτό. Στα πλαίσια της ανάλυσης ευαισθησίας, θεωρούνται σενάρια χαμηλής χρέωσης (low) με την τιμή της παραμέτρου να θεωρείται 0,20€/λεπτό, υψηλής χρέωσης (high) με τιμή 0,30€/λεπτό και πολύ υψηλής χρέωσης (very_high) με τιμή 0,40€/λεπτό. Τα αποτελέσματα αυτών των υπολογισμών παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 5: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας ως προς το κόστος νεκρού χρόνου διαδρομών

scenario	objective	deadheading_cost	energy_cost	demand_cost	IP_max
low	590,37	14,76	530,61	45,00	300
baseline	594,06	18,45	530,61	45,00	300
high	597,75	22,14	530,61	45,00	300
very_high	605,13	29,52	530,61	45,00	300



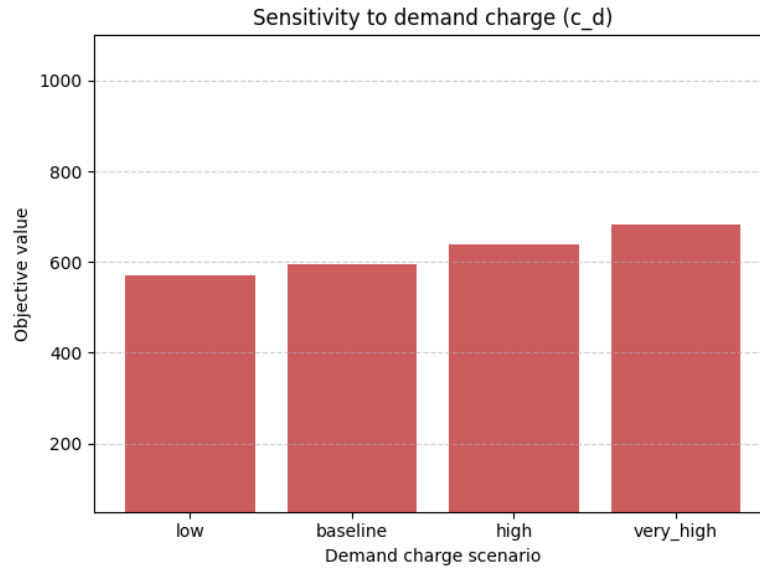
Εικόνα 11: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του πίνακα 5

5.4.3. Ανάλυση ευαισθησίας ως προς την παράμετρο της κόστους της μέγιστης ζήτησης ισχύος

Στη συνέχεια της ανάλυσης εξετάζεται η επιρροή της μεταβολής του κόστους μέγιστης ζήτησης ισχύος στο συνολικό κόστος, ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι κόστους παραμένουν σταθερές. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η βασική τιμή της μέγιστης ζήτησης ισχύος σε ημερήσια βάση θεωρήθηκε 0,15€/kW/ημέρα. Στα πλαίσια της ανάλυσης ευαισθησίας θεωρούνται σενάρια χαμηλής χρέωσης (low) με την τιμή της παραμέτρου να θεωρείται 0,075€/kW/ημέρα, υψηλής χρέωσης (high) με τιμή 0,30€/kW/ημέρα και πολύ υψηλής χρέωσης (very_high) με τιμή 0,45€/kW/ημέρα. Τα αποτελέσματα αυτών των υπολογισμών παρατίθεται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 6: Πίνακας αποτελεσμάτων ανάλυσης ευαισθησίας ως προς το κόστος ζήτησης ισχύος

scenario	objective	deadheading_cost	energy_cost	demand_cost	IP_max
low	571,56	18,45	530,61	22,50	300
baseline	594,06	18,45	530,61	45,00	300
high	639,06	18,45	530,61	90,00	300
very_high	684,06	18,45	530,61	135,00	300



Εικόνα 12: Σχηματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων του πίνακα 6

5.5. Επιλογή θέσεων φόρτισης

Σε όλα τα σενάρια που παρουσιάστηκαν παραπάνω, το μοντέλο επίλυσε το πρόβλημα βελτιστοποίησης με 10 λεωφορειακές γραμμές, 9 αμαξοστάσια και 18 επιλογές φόρτισης. Για κάθε επιμέρους λύση επιλέχθηκαν οι βέλτιστες τοποθεσίες φόρτισης και οι αντίστοιχοι τύποι φορτιστών. Τα αποτελέσματα των επιμέρους λύσεων παρατίθενται συνολικά στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 7: Πίνακας επιλεγμένων θέσεων φόρτισης

		<i>ToU</i>					<i>scaled ToU</i>					<i>Deadheading</i>			<i>Demand</i>		
		<i>average</i>	<i>worst</i>	<i>best</i>	<i>fixed</i>	<i>random</i>	<i>0,2</i>	<i>0,4</i>	<i>0,6</i>	<i>0,8</i>	<i>1,2</i>	<i>low</i>	<i>high</i>	<i>very high</i>	<i>low</i>	<i>high</i>	<i>very high</i>
<i>location 1</i>	1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	2			✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
<i>location 2</i>	3	✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	4																
<i>location 3</i>	5																
	6																
<i>location 4</i>	7																
	8																
<i>location 5</i>	9																
	10																
<i>location 6</i>	11																
	12																
<i>location 7</i>	13		✓														
	14																
<i>location 8</i>	15	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	16	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	17	✓	✓														

	18	✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
--	----	---	--	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

6. Συμπεράσματα

Συνολικά εξετάστηκαν 16 διαφορετικά σενάρια τιμολόγησης: ένα σενάριο σταθερών τιμών, το οποίο χρησιμοποιήθηκε ως βασικό, εννέα (9) που αφορούν μεταβολές στο κόστος ενέργειας, τρία (3) που αφορούν μεταβολές στο κόστος νεκρού χρόνου διαδρομών και τρία (3) που αφορούν μεταβολές στο κόστος μέγιστης ζήτησης ισχύος. Η ανάλυση και η σύγκριση των παραπάνω σεναρίων, καταδεικνύει τα παρακάτω συμπεράσματα.

6.1. Συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων

Η παρούσα εργασία ανέπτυξε και εφάρμοσε ένα μοντέλο Μεικτού Ακέραιου Γραμμικού Προγραμματισμού (MILP) για τον ταυτόχρονο σχεδιασμό χωροθέτησης και προγραμματισμού φόρτισης ηλεκτρικών λεωφορείων, ενσωματώνοντας το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας, τη χρέωση μέγιστης ζήτησης ισχύος και το κόστος νεκρών μετακινήσεων. Ως βασικό σενάριο (baseline) θεωρήθηκε το σενάριο σταθερών τιμών παραμέτρων (fixed), στο οποίο οι παράμετροι κόστους ενέργειας, κόστους νεκρού χρόνου μετακίνησης και κόστους ζήτησης ισχύος παραμένουν σταθερές. Στο σενάριο αυτό η συνολική αντικειμενική τιμή ανέρχεται σε 594,06 €, εκ των οποίων:

- 530,06 € ($\approx 89\%$) αντιστοιχούν στο ενεργειακό κόστος,
- 45,00 € ($\approx 7,5\%$) στη χρέωση μέγιστης ζήτησης ισχύος,
- 18,45 € ($\approx 3,5\%$) στο κόστος νεκρού χρόνου διαδρομής.
- Η μέγιστη ισχύς του συστήματος διαμορφώνεται στα 300 kW.

Η σύγκριση με εναλλακτικά προφίλ τιμολόγησης αναδεικνύει την καθοριστική επίδραση της χρονικής διαφοροποίησης των τιμών ενέργειας. Στο σενάριο της τυχαία επιλεγμένης ημέρας (random_day), το συνολικό κόστος μειώνεται σε 246,87 €, δηλαδή κατά περίπου 58% σε σχέση με το βασικό σενάριο (fixed). Αντίστοιχα, στο σενάριο μέσης τιμής (average), η αντικειμενική τιμή ανέρχεται σε 388,88 €, παρουσιάζοντας μείωση περίπου 35% σε σχέση με το βασικό σενάριο (fixed) σενάριο. Αντίθετα, στο σενάριο με τις μέγιστες τιμές (worst), η συνολική αντικειμενική τιμή αυξάνεται σε 1.081,44 €, δηλαδή περίπου 82% υψηλότερα από το βασικό σενάριο. Στην περίπτωση αυτή το ενεργειακό κόστος ανέρχεται σε 996,81 €, ενώ η μέγιστη ισχύς αυξάνεται στα 450 kW, οδηγώντας σε αυξημένη χρέωση ζήτησης (67,50 €). Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι σε συνθήκες υψηλού ενεργειακού κόστους το σύστημα επηρεάζεται τόσο οικονομικά όσο και λειτουργικά. Στο σενάριο με τις ελάχιστες τιμές (best), η συνολική αντικειμενική τιμή περιορίζεται σε μόλις 66,76 €, καταγράφοντας μείωση περίπου 89% σε σχέση με το βασικό σενάριο, γεγονός που καταδεικνύει τη σημαντική δυνατότητα εξοικονόμησης υπό ευνοϊκές ενεργειακές συνθήκες. Αξίζει να σημειωθεί πως η μέγιστη ισχύς (IP^{max}) παραμένει στα 300 kW στα περισσότερα σενάρια, μεταβαλλόμενη μόνο υπό ακραίες συνθήκες υψηλού κόστους. Αυτό υποδηλώνει σχετική ανθεκτικότητα της δομής του συστήματος έναντι μέτριων διακυμάνσεων τιμών.

Η κλιμάκωση της μοναδιαίας τιμής ηλεκτρικής ενέργειας επέφερε αναλογική μεταβολή του ενεργειακού κόστους, επιβεβαιώνοντας τη γραμμική σχέση μεταξύ τιμής kWh και συνολικού ενεργειακού κόστους. Ωστόσο, στο εξεταζόμενο εύρος μεταβολών δεν παρατηρήθηκε

αλλαγή στη μέγιστη ισχύ του συστήματος (IP^{max}), η οποία παρέμεινε σταθερή στα 300 kW. Αυτή η παρατήρηση υποδηλώνει ότι, εντός ρεαλιστικών ορίων τιμών, η δομή της λύσης (χωροθέτηση και ισχύς) παρουσιάζει σταθερότητα και η μεταβολή του κόστους αποτυπώνεται κυρίως στο ενεργειακό σκέλος της αντικειμενικής συνάρτησης.

Η μεταβολή της παραμέτρου του κόστους νεκρού χρόνου διαδρομής επέφερε γραμμική μεταβολή του συνολικού κόστους. Η σταδιακή αύξηση της τιμής οδήγησε σε σταδιακή αύξηση του κόστους, χωρίς όμως να επιφέρει σημαντικές μεταβολές στη μέγιστη ζητούμενη ισχύ του συστήματος. Το κόστος νεκρού χρόνου διαδρομής λειτουργεί ως παράγοντας εξομάλυνσης της χωρικής κατανομής και όχι ως κυρίαρχη οικονομική μεταβλητή. Η μεταβολή του δεν οδηγεί σε σημαντικές αλλαγές στη μέγιστη ισχύ ή στη συνολική στρατηγική φόρτισης, γεγονός που υποδηλώνει δομική ανθεκτικότητα της λύσης ως προς τη συγκεκριμένη παράμετρο.

Η μεταβολή της παραμέτρου της χρέωσης μέγιστης ζήτησης ισχύος επηρέασε άμεσα τη διαμόρφωση της μέγιστης ισχύος του συστήματος. Σε σενάρια υψηλής τιμολόγησης, το μοντέλο επιδιώκει περιορισμό της αιχμιακής ισχύος μέσω πιο ομοιόμορφης κατανομής της φόρτισης, ενώ σε χαμηλές τιμές χρέωσης (demand charge) παρατηρείται μεγαλύτερη συγκέντρωση ισχύος. Η επίδραση αυτή είναι δομικά σημαντικότερη από τη μεταβολή της τιμής ενέργειας, καθώς επηρεάζει όχι μόνο το συνολικό κόστος αλλά και τη λειτουργική στρατηγική φόρτισης. Η αύξηση της IP^{max} στο σενάριο υψηλών τιμών ενέργειας (450 kW στο worst) επιβεβαιώνει ότι το σύστημα δύναται να μεταβάλει τη μέγιστη απαιτούμενη ισχύ υπό ακραίες οικονομικές συνθήκες.

Αξιίζει να σημειωθεί επίσης πως στην πλειοψηφία των εναλλακτικών σεναρίων κοστολόγησης το μοντέλο επέλεξε τις ίδιες φυσικές τοποθεσίες φόρτισης. Η μόνη διαφοροποίηση προέκυψε στα σενάρια αυξημένου κόστους ενέργειας. Στο σενάριο της μέσης τιμής κόστους (average) το μοντέλο επέλεξε τις ίδιες φυσικές τοποθεσίες, αλλά διαφορετικό τύπο φορτιστή. Αυτό το αποτέλεσμα επιβεβαιώνει την ανθεκτικότητα του μοντέλου. Στο σενάριο που χρησιμοποιήθηκαν οι μέγιστες τιμές (worst), το μοντέλο διαφοροποίησε τις επιλεγμένες τοποθεσίες φόρτισης, γεγονός που αποδεικνύει τη δυνατότητα του μοντέλου να μεταβάλει την λύση, για να επιτευχθεί το ελάχιστο κόστος.

6.2. Προτάσεις προς του εμπλεκόμενους φορείς.

Η μετάβαση σε ηλεκτρικά λεωφορεία δεν αποτελεί μόνο συγκοινωνιακή μεταρρύθμιση αλλά και ενεργειακή πρόκληση. Η παρούσα μελέτη δείχνει ότι η οικονομική βιωσιμότητα εξαρτάται από τη σύμπραξη μεταφορικών και ενεργειακών φορέων. Ένα πλαίσιο συνεργασίας μεταξύ Ο.Α.Σ.Α., ΔΕΔΔΗΕ, και παρόχου ενέργειας με ανταλλαγή δεδομένων και συντονισμό τιμολογιακής πολιτικής, μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική μείωση του κόστους και τη βελτιστοποίηση των υποδομών. Με βάση τα ευρήματα της παρούσας μελέτης, προκύπτουν πιο σαφείς προτάσεις πολιτικής και στρατηγικής συνεργασίας μεταξύ των εμπλεκόμενων φορέων.

Για τον ΟΑΣΑ, τα αποτελέσματα υποδεικνύουν την ανάγκη υιοθέτησης δυναμικού προγραμματισμού φόρτισης που να λαμβάνει υπόψη τα ημερήσια και ωριαία προφίλ τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Η σημαντική διαφορά μεταξύ του σεναρίου σταθερής τιμολόγησης (fixed) και των δυναμικών προφίλ, όπως της τυχαίας ημέρας (random_day), δείχνει ότι η αξιοποίηση χρονικά μεταβαλλόμενων τιμών μπορεί να οδηγήσει σε ουσιαστική μείωση του συνολικού κόστους. Παράλληλα, η διαχείριση της μέγιστης ζήτησης ισχύος αναδεικνύεται ως κρίσιμος παράγοντας, ιδιαίτερα σε σενάρια υψηλών τιμών όπου η μέγιστη απαιτούμενη

ισχύς αυξάνεται. Συνεπώς, προτείνεται η ενσωμάτωση στρατηγικών εξομάλυνσης φορτίου και η σταδιακή επένδυση σε υποδομές με βάση εναλλακτικά ενεργειακά σενάρια, ώστε να διασφαλίζεται ευελιξία και ανθεκτικότητα έναντι μελλοντικής τιμολογιακής αβεβαιότητας.

Για τον πάροχο ενέργειας, τα ευρήματα της μελέτης υποδεικνύουν την ανάπτυξη εξειδικευμένων τιμολογίων για στόλους ηλεκτρικών λεωφορείων, τα οποία να προτρέπουν την μετατόπιση φορτίου σε ώρες χαμηλής ζήτησης. Αυτή η πολιτική μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της καμπύλης φορτίου του συστήματος, περιορίζοντας τις αιχμές και αυξάνοντας τη συνολική αποδοτικότητα. Επιπλέον, η μεγάλη διακύμανση κόστους μεταξύ ευνοϊκών και δυσμενών σεναρίων τιμών υποδηλώνει την ανάγκη για μακροχρόνια συμβόλαια σταθεροποίησης τιμών ή υβριδικά μοντέλα τιμολόγησης, τα οποία θα μειώσουν την έκθεση των δημόσιων φορέων μεταφορών σε ενεργειακή αβεβαιότητα.

Για τον ΔΕΔΔΗΕ, τα αποτελέσματα καταδεικνύουν τη σημασία του έγκαιρου σχεδιασμού και της ενίσχυσης του δικτύου διανομής ηλεκτρικής ενέργειας με βάση προβλέψεις μέγιστης ζητούμενης ισχύος. Η πιθανή αύξηση της μέγιστης ισχύος σε ακραία σενάρια αναδεικνύει την ανάγκη επαρκούς χωρητικότητας υποσταθμών και την αξιοποίηση εργαλείων πρόβλεψης φορτίου. Η ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ διαχειριστή δικτύου και φορέων μεταφορών μπορεί να επιτρέψει καλύτερο συντονισμό επενδύσεων και αποφυγή συμφόρησης. Παράλληλα, ενώ αυξάνεται ο στόλος ηλεκτρικών λεωφορείων, η ενσωμάτωση τεχνολογιών ευφυούς διαχείρισης φορτίου (smart grid) θα μπορούσε να ενισχύσει τη σταθερότητα και την αποδοτικότητα του συστήματος.

6.3. Κατευθύνσεις μελλοντικής έρευνας

Η μετάβαση στην ηλεκτροκίνηση είναι ένας επιστημονικός κλάδος που αναπτύσσεται με γρήγορους ρυθμούς. Η παρούσα εργασία συνέβαλλε σε αυτή την ανάπτυξη, όσο επιτρέπεται από το ακαδημαϊκό πλαίσιο στο οποίο εκτελείται. Το ερευνητικό όμως κομμάτι, όπως είναι φυσικό, δεν έχει εξαντληθεί, αλλά μάλλον εμπλουτίζεται καθημερινά με καινούργιες τεχνολογίες που εισέρχονται στην αγορά και με καινούργιες πληροφορίες στις οποίες μπορεί κάποιος μελετητής να έχει πρόσβαση. Με βάση λοιπόν την παρούσα εργασία, η μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να πάρει πολλές κατευθύνσεις. Ενδεικτικά αναφέρονται τα παρακάτω:

- Περαιτέρω επέκταση του μοντέλου, για μεγαλύτερο δίκτυο λεωφορειακών γραμμών και σταθμών φόρτισης.
- Περαιτέρω εμβάθυνση στους παράγοντες κόστους, πιο ακριβείς υπολογισμοί με βάση πιο ακριβή δεδομένα αντλούμενα από τους ίδιους τους ενδιαφερόμενους φορείς, ώστε να γίνει καλύτερα αντιληπτός ο τρόπος με τον οποίο μεταβάλλονται και πως αυτό επηρεάζει το συνολικό λειτουργικό κόστος.
- Εφαρμογή του μοντέλου σε άλλη περιοχή αναφοράς, για παράδειγμα σε άλλη πόλη.
- Εισαγωγή και άλλων τρόπων φόρτισης, όπως η μερική φόρτιση των λεωφορείων ή ακόμα και μελέτη νέων τεχνολογιών όπως η επαγωγική φόρτιση των λεωφορείων.

Βιβλιογραφικές Αναφορές

- Abdelwahed, A., van den Berg, P. L., Brandt, T., Collins, J., & Ketter, W. (2020). Evaluating and optimizing opportunity fast-charging schedules in transit battery electric bus networks. *Transportation Science*, 54(6), 1601–1615. <https://doi.org/10.1287/trsc.2020.0982>
- Abdelwahed, A., van den Berg, P. L., Brandt, T., Ketter, W., & Mulder, J. (2021). A Boost for Urban Sustainability: Optimizing Electric Transit Bus Networks in Rotterdam. *INFORMS Journal on Applied Analytics*, 51(5), 391–407. <https://doi.org/10.1287/inte.2021.1092>
- Basma, H., Haddad, M., Mansour, C., Nemer, M., & Stabat, P. (2022). Evaluation of the techno-economic performance of battery electric buses: Case study of a bus line in paris. *Research in Transportation Economics*, 95, 101207. <https://doi.org/10.1016/J.RETREC.2022.101207>
- Battaïa, O., Dolgui, A., Guschinsky, N., & Rozin, B. (2023). MILP model for fleet and charging infrastructure decisions for fast-charging city electric bus services. *Computers & Industrial Engineering*, 182, 109336. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2023.109336>
- Brinkel, N., Zijlstra, M., van Bezu, R., van Twuijver, T., Lampropoulos, I., & van Sark, W. (2023). A comparative analysis of charging strategies for battery electric buses in wholesale electricity and ancillary services markets. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 172, 103085. <https://doi.org/10.1016/J.TRE.2023.103085>
- Carbon Peaking and Carbon Neutrality China's Plans and Solutions | english.scio.gov.cn. (2025). http://english.scio.gov.cn/whitepapers/2025-11/08/content_118168821_9.html
- Chen, Q., Niu, C., Tu, R., Li, T., Wang, A., & He, D. (2023). Cost-effective electric bus resource assignment based on optimized charging and decision robustness. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 118, 103724. <https://doi.org/10.1016/J.TRD.2023.103724>
- Dot, U. (2024). DOT Report to Congress: Decarbonizing U.S. Transportation.
- European electricity prices and costs | Ember. (2026). <https://ember-energy.org/data/european-electricity-prices-and-costs/#datasets>
- Fei, F., Sun, W., Iacobucci, R., & Schmöcker, J. D. (2023). Exploring the profitability of using electric bus fleets for transport and power grid services. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 149, 104060. <https://doi.org/10.1016/J.TRC.2023.104060>
- Foda, A., Abdelaty, H., Mohamed, M., & El-Saadany, E. (2023). A generic cost-utility-emission optimization for electric bus transit infrastructure planning and charging scheduling. *Energy*, 277, 127592. <https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2023.127592>
- Gairola, P., & Nezamuddin, N. (2023). Optimization framework for integrated battery electric bus planning and charging scheduling. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 118, 103697. <https://doi.org/10.1016/J.TRD.2023.103697>
- Guschinsky, N., Kovalyov, M. Y., Pesch, E., & Rozin, B. (2023). Cost minimizing decisions on equipment and charging schedule for electric buses in a single depot. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 180, 103337. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2023.103337>
- He, J., Yan, N., Zhang, J., Wang, T., Chen, Y. Y., & Tang, T. Q. (2023). Battery electricity

- bus charging schedule considering bus journey's energy consumption estimation. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 115, 103587. <https://doi.org/10.1016/J.TRD.2022.103587>
- He, J., Yan, N., Zhang, J., Yu, Y., & Wang, T. (2022). Battery electric buses charging schedule optimization considering time-of-use electricity price. *Journal of Intelligent and Connected Vehicles*, 5(2), 138–145. <https://doi.org/10.1108/JICV-03-2022-0006>
- Hensher, D. A., Wei, E., & Balbontin, C. (2022). Comparative assessment of zero emission electric and hydrogen buses in Australia. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2021.103130>
- Huang, S., Wu, Q., Shahidehpour, M., & Liu, Z. (2019). Dynamic power tariff for congestion management in distribution networks. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(2), 2148–2157. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2790638>
- ICCT. (2026). <https://theicct.org/>
- Lu, X., Li, J., Yuan, S., Jin, H., Wu, C., & Xu, Z. (2024). Toward Real-Time Pricing and Allocation for Surplus Resources in Electric Bus Charging Stations. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(2), 2101–2115. <https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3314648>
- Manzolini, J. A., Trovão, J. P. F., & Henggeler Antunes, C. (2022). Electric bus coordinated charging strategy considering V2G and battery degradation. *Energy*, 254. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124252>
- Polemis, M., Dagoumas, A. S., & Polemis, M. L. (2018). Munich Personal RePEc Archive Analysing Carbon Pass-Through Rate Mechanism in the Electricity Sector: Evidence from Greece Analysing Carbon Pass-Through Rate Mechanism in the Electricity Sector: Evidence from Greece.
- Qiu, K., Naim, W., Shayesteh, E., & Hilber, P. (2021). Reliability evaluation of power distribution grids considering the dynamic charging mode of electric buses. *Energy Reports*, 7, 134–140. <https://doi.org/10.1016/J.EGYR.2021.02.012>
- Rizopoulos, D., & Gkiotsalitis, K. (2025). Extending electric bus charging infrastructure considering charging scheduling and energy pricing. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 176, 105141. <https://doi.org/10.1016/J.TRC.2025.105141>
- Rupp, M., Rieke, C., Handschuh, N., & Kuperjans, I. (2020). Economic and ecological optimization of electric bus charging considering variable electricity prices and CO₂eq intensities. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 81, 102293. <https://doi.org/10.1016/J.TRD.2020.102293>
- THE UNITED STATES OF AMERICA NATIONALLY DETERMINED CONTRIBUTION REDUCING GREENHOUSE GASES IN THE UNITED STATES: A 2035 EMISSIONS TARGET. (2021). <https://unfccc.int/sites/default/files/2024-12/United%20States%202035%20NDC.pdf>
- Vuelvas, J., Ruiz, F., & Grusso, G. (2021). A time-of-use pricing strategy for managing electric vehicle clusters. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 25, 100411. <https://doi.org/10.1016/J.SEGAN.2020.100411>
- Wu, Z., Guo, F., Polak, J., & Strbac, G. (2019). Evaluating grid-interactive electric bus operation and demand response with load management tariff. *Applied Energy*, 255, 113798. <https://doi.org/10.1016/J.APENERGY.2019.113798>
- Xiao, G., Xiao, Y., Shu, Y., Ni, A., & Jiang, Z. (2024). Technical and economic analysis of battery electric buses with different charging rates. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 132, 104254. <https://doi.org/10.1016/J.TRD.2024.104254>
- Zeng, W., Liu, P., Yang, C., Sun, W., Huang, Y., & Han, Y. (2022). En-Route Charging Strategy for Wirelessly Charged Electric Bus Considering Time-of-Use Price. *IEEE*

- Access, 10, 94063–94073. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3203998>
- Zhou, Y., Ong, G. P., Meng, Q., & Cui, H. (2023). Electric bus charging facility planning with uncertainties: Model formulation and algorithm design. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 150, 104108. <https://doi.org/10.1016/J.TRC.2023.104108>
- Η Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία - Ευρωπαϊκή Επιτροπή. (2020). https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal_el?utm
- ΚΑΡΛΑΥΤΗΣ Μ.Γ., Λ. Κ. Π. (2009). ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΣΤΙΚΩΝ ΣΥΓΚΟΙΝΩΝΙΩΝ. ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΣΥΜΜΕΤΡΙΑ.
- Μεταφορές και Πράσινη Συμφωνία - Ευρωπαϊκή Επιτροπή. (2020). https://commission.europa.eu/topics/transport-and-tourism/transport-and-green-deal_el
- Τιμές και Χρεώσεις - ΡΑΑΕΥ Ενέργεια. (2026). <https://www.raaey.gr/energeia/katanalotes/times-kai-xreoseis/>
- ΦΕΚ 6983. (2024, December 19). <https://search.et.gr/el/fek/?fekId=775060>
- Η Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία - Ευρωπαϊκή Επιτροπή. (2020). https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal_el?utm
- ΚΑΡΛΑΥΤΗΣ Μ.Γ., Λ. Κ. Π. (2009). ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΣΤΙΚΩΝ ΣΥΓΚΟΙΝΩΝΙΩΝ. ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΣΥΜΜΕΤΡΙΑ. Μεταφορές και Πράσινη Συμφωνία - Ευρωπαϊκή Επιτροπή. (2020). https://commission.europa.eu/topics/transport-and-tourism/transport-and-green-deal_el
- Τιμές και Χρεώσεις - ΡΑΑΕΥ Ενέργεια. (2026). <https://www.raaey.gr/energeia/katanalotes/times-kai-xreoseis/>
- ΦΕΚ 6983. (2024, December 19). <https://search.et.gr/el/fek/?fekId=775060>

Παράρτημα

Πίνακας 8: Πίνακας νεκρών χρόνων διαδρομών

Λεωφορειακές γραμμές \ Επιλογές φόρτισης																		
i \ j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	5,66	5,66	13,38	13,38	8,41	8,41	13,88	13,88	29,02	29,02	29,28	29,28	8,57	8,57	3,51	3,51	17,76	17,76
2	6,25	6,25	13,77	13,77	8,86	8,86	12,65	12,65	28,67	28,67	30,86	30,86	9,11	9,11	5,12	5,12	19,11	19,11
3	2,46	2,46	9,6	9,6	4,89	4,89	14,7	14,7	33,22	33,22	27,47	27,47	4,8	4,8	3,59	3,59	18,03	18,03
4	0,25	0,25	7,86	7,86	2,92	2,92	12,91	12,91	34,58	34,58	29,35	29,35	3,01	3,01	5,66	5,66	20,24	20,24
5	15,2	15,2	22,9	22,9	17,94	17,94	19,69	19,69	19,48	19,48	31,3	31,3	18,11	18,11	10,99	10,99	17,01	17,01
6	15,72	15,72	23,44	23,44	18,47	18,47	20,51	20,51	18,98	18,98	30,85	30,85	18,62	18,62	11,28	11,28	16,46	16,46
7	4,44	4,44	9,41	9,41	5,69	5,69	17,12	17,12	34,83	34,83	25,19	25,19	5,32	5,32	4,78	4,78	17,01	17,01
8	4,5	4,5	9,42	9,42	5,73	5,73	17,18	17,18	34,87	34,87	25,14	25,14	5,35	5,35	4,82	4,82	16,99	16,99
9	6,02	6,02	12,26	12,26	8,08	8,08	18,15	18,15	32,11	32,11	24,08	24,08	7,83	7,83	2,56	2,56	14,52	14,52
10	6,37	6,37	13,9	13,9	8,98	8,98	12,74	12,74	28,54	28,54	30,84	30,84	9,23	9,23	5,12	5,12	19,03	19,03

Πίνακας 9: Τιμές των παραμέτρων c_{f1}^s και c_{f2}^s για την Αθήνα (λεπτά μετά τα μεσάνυχτα, θεωρώντας συνεχή αναπαράσταση χρόνου)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
c_{f1}^s	600	720	840	960	1080	1200	1320	1440	1560	-	-	-						
c_{f2}^s	600	660	720	780	840	900	960	1020	1080	1140	1200	1260	1320	1380	1440	1500	1560	1620

Βασικός κώδικας: eb_cslp.py

```
# Railways and Transport Laboratory, National Technical University of Athens
# Charging Stations Location Problem for Electric Buses (EB-CSLP)
# Main digital model implementation module

import os
import gurobipy as gp
from gurobipy import GRB
from dotenv import load_dotenv
import random

import synth_data_creator
from plot_coordinates import plot_coordinates_on_map

import time
import csv
import sys
from datetime import datetime

import pandas as pd
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt

# Load environment variables from .env file
load_dotenv()

start = time.time()

# Defining ToU prices
from collections import defaultdict
import random

def read_tou_prices_from_csv(csv_path, mode="average", fixed_price=None,
random_seed=None):

    rows_by_date = defaultdict(list)

    with open(csv_path, mode="r", encoding="utf-8-sig") as f:
        reader = csv.reader(f)
        header = next(reader)

        for row in reader:
            if len(row) < 5: continue
            datetime_utc = row[2] # "2025-01-01 18:00:00"
            date = datetime_utc[:10] # "2025-01-01"
            hour = int(datetime_utc[11:13])
```

```

        price = 1.5*float(row[4]) / 1000.0      # €/kWh
        rows_by_date[date].append((hour, price))

    tou_prices = {}

    if mode == "random_day":

        if random_seed is not None: random.seed(random_seed)
        random_date = random.choice(list(rows_by_date.keys()))
        print(f"RANDOM DAY SELECTED: {random_date}")
        day_data = rows_by_date[random_date]

        for hour, price in day_data:
            tou_prices[hour] = max(0.0, price)

        return tou_prices

    hourly_prices = defaultdict(list)

    for date, values in rows_by_date.items():
        for hour, price in values:
            hourly_prices[hour].append(price)

    for hour, prices in hourly_prices.items():
        if mode == "average":
            tou_prices[hour] = sum(prices) / len(prices)

        elif mode == "worst":
            tou_prices[hour] = max(prices)

        elif mode == "best":
            tou_prices[hour] = max(0.0, min(prices))

        elif mode == "fixed":
            tou_prices[hour] = 1.5* fixed_price

        else:
            raise ValueError("Invalid mode")

    return tou_prices

def main(k, v, n, tou_prices, scenario, c_t, c_d, csv_file):
    execution_start = time.time()

    random.seed(120)

    MAPBOX_API_KEY = os.getenv('MAPBOX_API_KEY')

```

```

# Calling the synthetic data creation module to get EB-CSLP problems
problems = synth_data_creator.create_problem(k, v, n)

# Sets
N      = problems[1]["CS"]["N"]
N1     = problems[1]["CS"]["N1"] # Charging option indices for SLOW
chargers
N2     = problems[1]["CS"]["N2"] # Charging option indices for FAST
chargers
theta  = problems[1]["CS"]["theta"]
b      = problems[1]["CS"]["b"]

V      = problems[1]["CS"]["V"] # set of all possible charging station
physical locations
M      = problems[1]["bus"]["M"] # set of all bus trips
K      = problems[1]["bus"]["K"] # set of all trips that need charging
F1     = problems[1]["time"]["F1"] # set of SLOW charging time slots
F2     = problems[1]["time"]["F2"] # set of FAST charging time slots
F3     = problems[1]["time"]["F3"] # set of FAST charging time slots

# assuming continuous time representation for a daily schedule 0-1440
charging_slots_slow = problems[1]["time"]["charging_slots_slow"] # Here we
assume continuous time representation. We consider that \
charging_slots_fast = problems[1]["time"]["charging_slots_fast"] # fast
charging slots to have 60 min duration and slow have 120 min.
tau    = problems[1]["time"]["tau"]
#pk    = problems[1]["time"]["pk"]
P1k    = problems[1]["time"]["P1k"]
P2k    = problems[1]["time"]["P2k"]

# Parameters
SOC     = problems[1]["bus"]["SOC"]
SOC_min = problems[1]["bus"]["SOC_min"] # in kWh
CP_slow = problems[1]["bus"]["CP_slow"]
CP_fast = problems[1]["bus"]["CP_fast"]
df_1    = problems[1]["time"]["df_1"]
df_2    = problems[1]["time"]["df_2"]
df_3    = problems[1]["time"]["df_3"]
hr_1    = problems[1]["time"]["hr_1"]
hr_2    = problems[1]["time"]["hr_2"]
hr_3    = problems[1]["time"]["hr_3"]
tcV     = problems[1]["CS"]["tcV"]
tyV     = problems[1]["CS"]["tyV"]
tcK     = problems[1]["bus"]["tcK"]
tyK     = problems[1]["bus"]["tyK"]

big_M   = problems[1]["aux"]["big_M"]

```

```

small_m = problems [1][ "aux" ][ "small_m" ]
avg_u = problems [1][ "aux" ][ "avg_u" ]
consumption_e = problems [1][ "aux" ][ "consumption_e" ]
total_B = problems [1][ "aux" ][ "total_B" ]

a = problems [1][ "matrices" ][ "a" ]
d = problems [1][ "matrices" ][ "d" ]
t = problems [1][ "matrices" ][ "t" ]
z_f3_slow = problems [1][ "z_f3" ][ "slow" ]
z_f3_fast = problems [1][ "z_f3" ][ "fast" ]

PEckj_s = problems [1][ "energy" ][ "PEckj_s" ]
PEckj_h = problems [1][ "energy" ][ "PEckj_h" ]
FCSkj_s = problems [1][ "energy" ][ "FCSkj_s" ]
FCSkj_h = problems [1][ "energy" ][ "FCSkj_h" ]
REkj_s = problems [1][ "energy" ][ "REkj_s" ]
REkj_h = problems [1][ "energy" ][ "REkj_h" ]
DCP_s = problems [1][ "energy" ][ "DCP_s" ]
DCP_h = problems [1][ "energy" ][ "DCP_h" ]

f3_to_hour = {f3: int((f3 * df_3) // 60) for f3 in F3}

# Initialize the Gurobi model
model = gp.Model()

# Variables
x = model.addVars(N, vtype=GRB.BINARY, name= "X")
q = model.addVars(K, N, vtype=GRB.BINARY, name="Q")
u_slow = model.addVars(K, N, F1, vtype=GRB.BINARY, name="U_slow")
u_fast = model.addVars(K, N, F2, vtype=GRB.BINARY, name="U_fast")
y = model.addVars(K, vtype=GRB.CONTINUOUS, name="Y")
EC_slow = model.addVars(K, N1, F1, lb=0, vtype=GRB.CONTINUOUS,
name="EC_slow")
EC_fast = model.addVars(K, N2, F2, lb=0, vtype=GRB.CONTINUOUS,
name="EC_fast")
DC_slow = model.addVars(K, N1, F3, lb=0, vtype=GRB.CONTINUOUS,
name="DC_slow")
DC_fast = model.addVars(K, N2, F3, lb=0, vtype=GRB.CONTINUOUS,
name="DC_fast")
DEC = model.addVars(F3, vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="DEC")
UD_slow = model.addVars(N1, F3, vtype=GRB.BINARY, lb=0, name="UD_slow")
UD_fast = model.addVars(N2, F3, vtype=GRB.BINARY, lb=0, name="UD_fast")
IP_slow = model.addVars(F3, vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="IP_slow")
IP_fast = model.addVars(F3, vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="IP_fast")
TIP = model.addVars(F3, vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="TIP")
IP_max = model.addVar(vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="IP_max")
DeadheadingCost = model.addVar(vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0,
name="DeadheadingCost")

```

```

EnergyCost = model.addVar(vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="EnergyCost")
DemandCost = model.addVar(vtype=GRB.CONTINUOUS, lb=0, name="DemandCost")

energy_consumption = {(k, j): consumption_e * d[k, j] for k in K for j in
N} # in kw

# Setting the obj. fun.
model.setObjective(c_t * gp.quicksum(y[k] for k in K) +
gp.quicksum(tou_prices[f3_to_hour[f3]] * DEC[f3] for f3 in F3) + c_d * IP_max,
GRB.MINIMIZE)

# Constraints declaration
model.addConstrs(sum(a[i, j] * x[j] for j in N) - 1 >= 0 for i in M) #
Constraint (4)
model.addConstrs(sum(t[k, j] * q[k, j] for j in N) == y[k] for k in K) #
Constraint (5)
model.addConstr(sum(x[j] * b[j] for j in N) <= total_B) # Constraint (6)
model.addConstrs(q[k, j] <= x[j] for k in K for j in N) # Constraint (7)
model.addConstrs(sum(q[k, j] for k in K) >= x[j] for j in N) # Constraint
(8)
model.addConstrs(sum(q[k, j] for j in N) == 1 for k in K) # Constraint (9)
model.addConstrs(sum(u_slow[k, j, f] for f in F1) + sum(u_fast[k, j, f]
for f in F2) <= q[k, j] for k in K for j in N) # new constraint (10)
model.addConstrs(sum(sum(u_slow[k, j, f] for f in F1) for j in N1) +
sum(sum(u_fast[k, j, f] for f in F2) for j in N2) == 1 for k in K) # New
constraint (11)
model.addConstrs(sum(u_slow[k, j, f] for k in K) <= 1 for j in N1 for f in
F1) # New constraint (12)
model.addConstrs(sum(u_fast[k, j, f] for k in K) <= 1 for j in N2 for f in
F2) # New constraint (13)
model.addConstrs((SOC[k] - consumption_e * q[k, j] * d[k, j]) >=
SOC_min[k] for k in K for j in N) # Constraint (14)
model.addConstrs((1-u_slow[k, j, f])*big_M + u_slow[k, j, f] *
charging_slots_slow[f] >= (tau[k] + t[k, j]) * q[k, j] for k in K for j in N1
for f in F1) # Constraint (15)
model.addConstrs((1-u_fast[k, j, f])*big_M + u_fast[k, j, f] *
charging_slots_fast[f] >= (tau[k] + t[k, j]) * q[k, j] for k in K for j in N2
for f in F2) # Constraint (16)
model.addConstrs(-(1-u_slow[k, j, f])*big_M + u_slow[k, j, f] *
charging_slots_slow[f] <= (P1k[k] + t[k, j]) * q[k, j] for k in K for j in N1
for f in F1) # Constraint (17)
model.addConstrs(-(1-u_fast[k, j, f])*big_M + u_fast[k, j, f] *
charging_slots_fast[f] <= (P2k[k] + t[k, j]) * q[k, j] for k in K for j in N2
for f in F2) # Constraint (18)

model.addConstrs(EC_slow[k, j, f] <= big_M*u_slow[k, j, f] for k in K for
j in N1 for f in F1) # Constraint (19)

```

```

    model.addConstrs(EC_fast[k, j, f] <= big_M*u_fast[k, j, f] for k in K for
j in N2 for f in F2) # Constraint (20)
    model.addConstrs(EC_slow[k, j, f] >= (-big_M)*(1-u_slow[k, j, f]) +
PEckj_s[(k, j)] for k in K for j in N1 for f in F1) # Constraint (21)
    model.addConstrs(EC_slow[k, j, f] <= (big_M)*(1-u_slow[k, j, f]) +
PEckj_s[(k, j)] for k in K for j in N1 for f in F1) # Constraint (22)
    model.addConstrs(EC_fast[k, j, f] >= (-big_M)*(1-u_fast[k, j, f]) +
PEckj_h[(k, j)] for k in K for j in N2 for f in F2) # Constraint (23)
    model.addConstrs(EC_fast[k, j, f] <= (big_M)*(1-u_fast[k, j, f]) +
PEckj_h[(k, j)] for k in K for j in N2 for f in F2) # Constraint (24)
    model.addConstrs(DC_slow[k, j, f3] <= big_M * EC_slow[k, j, z_f3_slow[f3]]
for k in K for j in N1 for f3 in F3) # Constraint (25)
    model.addConstrs(DC_fast[k, j, f3] <= big_M * EC_fast[k, j, z_f3_fast[f3]]
for k in K for j in N2 for f3 in F3) # Constraint (26)

# slow
for k in K:
    for j in N1:
        for f3 in F3:
            if f3*15 <= (z_f3_slow[f3]-1)*df_1 + FCSkj_s[(k, j)]*df_3:
                model.addConstr(DC_slow[k, j, f3] >= DCP_s + ((-big_M) *
(1-u_slow[k, j, z_f3_slow[f3]]))) # Constraint (27)
                model.addConstr(DC_slow[k, j, f3] <= DCP_s + (big_M * (1-
u_slow[k, j, z_f3_slow[f3]]))) # Constraint (28)
            if f3*15 == (z_f3_slow[f3]-1)*df_1 + (FCSkj_s[(k, j)]+1)*df_3:
                model.addConstr(DC_slow[k, j, f3] >= REkj_s[(k, j)] + ((-
big_M) * (1-u_slow[k, j, z_f3_slow[f3]]))) # Constraint (29)
                model.addConstr(DC_slow[k, j, f3] <= REkj_s[(k, j)] +
(big_M * (1-u_slow[k, j, z_f3_slow[f3]]))) # Constraint (30)

# fast
for k in K:
    for j in N2:
        for f3 in F3:
            if f3*15 <= (z_f3_fast[f3]-1)*df_2 + FCSkj_h[(k, j)]*df_3:
                model.addConstr(DC_fast[k, j, f3] >= DCP_h + ((-big_M) *
(1-u_fast[k, j, z_f3_fast[f3]]))) # Constraint (31)
                model.addConstr(DC_fast[k, j, f3] <= DCP_h + (big_M * (1-
u_fast[k, j, z_f3_fast[f3]]))) # Constraint (32)
            if f3*15 == (z_f3_fast[f3]-1)*df_2 + (FCSkj_h[(k, j)]+1)*df_3:
                model.addConstr(DC_fast[k, j, f3] >= REkj_h[(k, j)] + ((-
big_M) * (1-u_fast[k, j, z_f3_fast[f3]]))) # Constraint (33)
                model.addConstr(DC_fast[k, j, f3] <= REkj_h[(k, j)] +
(big_M * (1-u_fast[k, j, z_f3_fast[f3]]))) # Constraint (34)

    model.addConstrs(DEC[f3]== gp.quicksum(DC_slow[k, j, f3] for k in K for j
in N1) + gp.quicksum(DC_fast[k, j, f3] for k in K for j in N2) for f3 in F3)
#Constraint (35)

```

```

    model.addConstrs(UD_slow[j, f3] <= big_M * gp.quicksum(u_slow[k, j,
z_f3_slow[f3]] for k in K) for j in N1 for f3 in F3) #Constraint (36) upper
    model.addConstrs(UD_slow[j, f3] >= small_m * gp.quicksum(u_slow[k, j,
z_f3_slow[f3]] for k in K) for j in N1 for f3 in F3) #Constraint (36) lower
    model.addConstrs(UD_fast[j, f3] <= big_M * gp.quicksum(u_fast[k, j,
z_f3_fast[f3]] for k in K) for j in N2 for f3 in F3) #Constraint (37) upper
    model.addConstrs(UD_fast[j, f3] >= small_m * gp.quicksum(u_fast[k, j,
z_f3_fast[f3]] for k in K) for j in N2 for f3 in F3) #Constraint (37) lower
    model.addConstrs(IP_slow[f3] == gp.quicksum(CP_slow * UD_slow[j, f3] for j
in N1) for f3 in F3) #Constraint (38)
    model.addConstrs(IP_fast[f3] == gp.quicksum(CP_fast * UD_fast[j, f3] for j
in N2) for f3 in F3) #Constraint (39)
    model.addConstrs(TIP[f3] == IP_slow[f3] + IP_fast[f3] for f3 in F3)
#Constraint (40)
    model.addConstrs(IP_max >= TIP[f3] for f3 in F3) #Constraint (41)

model.optimize()

solution_status = model.status

if solution_status == GRB.OPTIMAL:

    DeadheadingCost = c_t * sum(y[k].X for k in K)

    EnergyCost = sum(tou_prices[f3_to_hour[f3]] * DEC[f3].X for f3 in F3)

    DemandCost = c_d * IP_max.X

    with open(csv_file, mode="a", newline="") as f:
        writer = csv.writer(f)
        writer.writerow([scenario, round(model.objVal, 2),
round(DeadheadingCost, 2), round(EnergyCost, 2), round(DemandCost, 2),
round(IP_max.X, 2)])

    print("\r")
    print("Optimal solution found")
    print("Set N: ", N)
    print("Set N1 (Slow Charging Options): ", N1)
    print("Set N2 (Fast Charging Options): ", N2)
    print("Set theta: ", theta)
    print("Set V: ", V)
    print("Set M: ", M)
    print("Set K: ", K)
    print("Set F1: ", F1)
    print("Set F2: ", F2)
    print("Set F3: ", F3)

```

```

        print("Charging slots starting times for SLOW chargers:",
charging_slots_slow)
        print("Charging slots starting times for FAST chargers:",
charging_slots_fast)
        print("tau:", tau)
        print("After charging time limit (SLOW):", P1k)
        print("After charging time limit (FAST):", P2k)
        print(f"Deadheading cost (€): {DeadheadingCost:.2f}")
        print(f"Energy cost (€): {EnergyCost:.2f}")
        print(f"Demand charge (€): {DemandCost:.2f}")
        print(f"Total cost check (€): {(DeadheadingCost + EnergyCost +
DemandCost):.2f}")

    all_vars = model.getVars()
    values = model.getAttr("X", all_vars)
    names = model.getAttr("VarName", all_vars)

    # Call the function to plot coordinates on a map
    # This should be commented out if you are trying to run
start_experiments.py
    # if scenario in ["random_day", "worst"]:

    print("\r")
    for name, val in zip(names, values):
        if val != 0:
            print(f"{name} = {val}")
    print("\r")
    print("I SOLVED a problem instance with " + str(k) + " busses, " + \
        str(v) + " depots, and " + str(n) + " charging options.")
else:
    print("\r")
    print("Infeasible problem !")
    print("I TRIED TO SOLVE a problem instance with " + str(k) + " busses,
" + \
        str(v) + " candidate locations, and " + str(n) + " charging
options.")

end = time.time()
computation_time = end-execution_start

total_time = end - start
selected_locations = []

if solution_status == GRB.OPTIMAL:
    selected_locations = [j for j in N if x[j].X > 0.5]
return solution_status, computation_time, total_time, selected_locations

```

```

def run_deadhead_sensitivity():
    LOG_DIR = "logs_deadhead"
    os.makedirs(LOG_DIR, exist_ok=True)

    csv_file = "sensitivity_deadhead_results.csv"
    with open(csv_file, mode="w", newline="") as f:
        writer = csv.writer(f)
        writer.writerow(["scenario", "objective", "deadheading_cost",
"energy_cost", "demand_cost", "IP_max" ])

    FIXED_PRICE = 0.14 #wholesale price
    tou_prices = read_tou_prices_from_csv("TEST DATA.csv", mode="fixed",
fixed_price=FIXED_PRICE )

    deadhead_scenarios = { "low": 0.2,"baseline": 0.25, "high": 0.3,
"very_high": 0.4 }

    for scenario_name, c_t_value in deadhead_scenarios.items():

        timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")
        log_file =
os.path.join(LOG_DIR,f"run_deadhead_{scenario_name}_{timestamp}.txt")

        original_stdout = sys.stdout
        log_f = open(log_file, "w", encoding="utf-8")
        sys.stdout = log_f

        print("=====")
        print("DEADHEAD SENSITIVITY")
        print(f"Scenario: {scenario_name}")
        print(f"c_t      : {c_t_value}")
        print("ToU      : FIXED")
        print("=====")

        main(10, 9, 18, tou_prices, scenario_name, c_t_value, c_d=0.15,
csv_file=csv_file)

        sys.stdout = original_stdout
        log_f.close()

        print(f"Deadhead scenario completed: {scenario_name}")

def run_demand_charge_sensitivity():

    LOG_DIR = "logs_demand"
    os.makedirs(LOG_DIR, exist_ok=True)

    csv_file = "sensitivity_demand_results.csv"

```

```

with open(csv_file, mode="w", newline="") as f:
    writer = csv.writer(f)
    writer.writerow(["scenario", "objective", "deadheading_cost",
"energy_cost", "demand_cost", "IP_max"])

    FIXED_PRICE = 0.14
    tou_prices = read_tou_prices_from_csv("TEST DATA.csv", mode="fixed",
fixed_price=FIXED_PRICE )

    c_t_baseline = 0.25

    demand_scenarios = {"low": 0.075, "baseline": 0.15, "high": 0.3,
"very_high": 0.45}

    for scenario_name, c_d_value in demand_scenarios.items():

        timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")
        log_file = os.path.join(LOG_DIR,
f"run_demand_{scenario_name}_{timestamp}.txt")

        original_stdout = sys.stdout
        log_f = open(log_file, "w", encoding="utf-8")
        sys.stdout = log_f

        print("=====")
        print("DEMAND CHARGE SENSITIVITY")
        print(f"Scenario : {scenario_name}")
        print(f"c_d      : {c_d_value}")
        print("ToU      : FIXED")
        print(f"c_t      : {c_t_baseline}")
        print("=====")

        main( 10, 9, 18, tou_prices, scenario_name, c_t_baseline,
c_d=c_d_value, csv_file=csv_file )

        sys.stdout = original_stdout
        log_f.close()

def plot_tou_sensitivity():
    df = pd.read_csv("sensitivity_ce_results.csv")

    plt.figure()
    plt.bar(df["scenario"], df["objective"])
    plt.xlabel("ToU scenario")
    plt.ylabel("Objective value")
    plt.title("Sensitivity to ToU prices")
    plt.ylim(50,1100)
    plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.6)

```

```

plt.tight_layout()
plt.savefig("plot_tou_sensitivity.png")
plt.close()

def plot_deadhead_sensitivity():
    df = pd.read_csv("sensitivity_deadhead_results.csv")

    plt.figure()
    plt.bar(df["scenario"], df["objective"], color="seagreen")
    plt.xlabel("Deadheading cost scenario")
    plt.ylabel("Objective value")
    plt.title("Sensitivity to deadheading cost (c_t)")
    plt.ylim(50,1100)
    plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.6)
    plt.tight_layout()
    plt.savefig("plot_deadhead_sensitivity.png")
    plt.close()

def plot_demand_sensitivity():
    df = pd.read_csv("sensitivity_demand_results.csv")

    plt.figure()
    plt.bar(df["scenario"], df["objective"], color="indianred")
    plt.xlabel("Demand charge scenario")
    plt.ylabel("Objective value")
    plt.title("Sensitivity to demand charge (c_d)")
    plt.ylim(50,1100)
    plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.6)
    plt.tight_layout()
    plt.savefig("plot_demand_sensitivity.png")
    plt.close()

def run_scaled_tou_sensitivity():

    LOG_DIR = "logs_scaled_tou"
    os.makedirs(LOG_DIR, exist_ok=True)

    csv_file = "sensitivity_scaled_tou_results.csv"

    with open(csv_file, mode="w", newline="") as f:
        writer = csv.writer(f)
        writer.writerow(["scenario", "objective", "deadheading_cost",
"energy_cost", "demand_cost", "IP_max"])

    base_prices = read_tou_prices_from_csv( "TEST DATA.csv",
mode="random_day", random_seed=120 )

    scaling_factors = [0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.2]

```

```

    for factor in scaling_factors:
        scaled_prices = {hour: factor * base_prices[hour] for hour in
base_prices }

        scenario_name = f"scale_{factor}"

        timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")
        log_file = os.path.join(LOG_DIR,
f"run_scaled_tou_{scenario_name}_{timestamp}.txt")

        original_stdout = sys.stdout
        log_f = open(log_file, "w", encoding="utf-8")
        sys.stdout = log_f

        print("=====")
        print("SCALED ToU SENSITIVITY")
        print(f"Scaling factor : {factor}")
        print("=====")

        main( 10, 9, 18, scaled_prices, scenario_name, c_t=0.25, c_d=0.15,
csv_file=csv_file)

        sys.stdout = original_stdout
        log_f.close()

        print(f"Scaled ToU scenario completed: {scenario_name}")

def plot_scaled_tou_sensitivity():
    df = pd.read_csv("sensitivity_scaled_tou_results.csv")

    plt.figure()
    plt.bar(df["scenario"], df["objective"], color="steelblue")
    plt.xlabel("Scaling factor")
    plt.ylabel("Objective value")
    plt.title("Sensitivity to Scaled ToU Prices")
    plt.ylim(50,1100)
    plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.6)
    plt.tight_layout()
    plt.savefig("plot_scaled_tou_sensitivity.png")
    plt.close()

def plot_scaled_tou_price_curves():

    base_prices = read_tou_prices_from_csv( "TEST DATA.csv",
mode="random_day", random_seed=120)
    scaling_factors = [0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.2]
    hours = sorted(base_prices.keys())

```

```

plt.figure(figsize=(14,6))

for factor in scaling_factors:
    scaled_prices = [factor * base_prices[h] for h in hours]
    plt.plot(hours, scaled_prices, label=f"{factor}x")
plt.xlabel("Hour of the Day")
plt.ylabel("Price (€/kWh)")
plt.title("Scaled ToU Price Curves (Single Day)")
plt.xticks(hours, [f"{h:02d}:00" for h in hours])
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.5)
plt.legend(title="Scaling factor")
plt.tight_layout()
plt.savefig("plot_scaled_tou_price_curves.png")
plt.close()

def generate_final_maps():

    print("\nGenerating FINAL MAPS...\n")

    MAPBOX_API_KEY = os.getenv('MAPBOX_API_KEY')

    problems = synth_data_creator.create_problem(10, 9, 18)
    tcV = problems[1]["CS"]["tcV"]
    tyV = problems[1]["CS"]["tyV"]
    tcK = problems[1]["bus"]["tcK"]
    tyK = problems[1]["bus"]["tyK"]
    N = problems[1]["CS"]["N"]

    tou_random = read_tou_prices_from_csv("TEST DATA.csv", mode="random_day",
random_seed=120 )

    status, _, _, selected_random = main( 10, 9, 18, tou_random, "random_day",
0.25, 0.15, "temp.csv" )

    theta = problems[1]["CS"]["theta"]
    physical_random = [theta[j] for j in selected_random]
    tcV_random = {v: tcV[v] for v in physical_random}
    tyV_random = {v: tyV[v] for v in physical_random}

    tou_worst = read_tou_prices_from_csv( "TEST DATA.csv", mode="worst" )

    status, _, _, selected_worst = main( 10, 9, 18, tou_worst,"worst", 0.25,
0.15,"temp.csv" )

    physical_worst = [theta[j] for j in selected_worst]
    tcV_worst = {v: tcV[v] for v in physical_worst}
    tyV_worst = {v: tyV[v] for v in physical_worst}

```

```

    plot_coordinates_on_map( tcK, tyK, tcV_random, tyV_random, MAPBOX_API_KEY,
filename="map_random_day.html", title="Selected Charging Stations - Random
Day" )

    plot_coordinates_on_map(tcK, tyK, tcV_worst, tyV_worst, MAPBOX_API_KEY,
filename="map_worst.html", title="Selected Charging Stations - Worst ToU")

if __name__ == "__main__":
    LOG_DIR = "logs"
    os.makedirs(LOG_DIR, exist_ok=True)

    csv_file = "sensitivity_ce_results.csv"
    with open(csv_file, mode="w", newline="") as f:
        writer = csv.writer(f)
        writer.writerow(["scenario", "objective", "deadheading_cost",
"energy_cost", "demand_cost", "IP_max" ])

    scenarios = ["average", "worst", "best", "fixed", "random_day"]

    FIXED_PRICE = 0.14 #euro/kwh
    RANDOM_SEED = 120

    for scenario in scenarios:

        if scenario == "fixed": tou_prices = read_tou_prices_from_csv("TEST
DATA.csv", mode="fixed", fixed_price=FIXED_PRICE )
        elif scenario == "random_day": tou_prices =
read_tou_prices_from_csv("TEST DATA.csv", mode="random_day",
random_seed=RANDOM_SEED )
        else: tou_prices = read_tou_prices_from_csv("TEST DATA.csv",
mode=scenario)

        timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")
        log_file = os.path.join( LOG_DIR, f"run_{scenario}_{timestamp}.txt")

        original_stdout = sys.stdout
        log_f = open(log_file, "w", encoding="utf-8")
        sys.stdout = log_f

        print("=====")
        print(f"SCENARIO: {scenario.upper()}")
        print(f"Timestamp: {timestamp}")
        print("=====")

        main( 10, 9, 18, tou_prices, scenario, c_t=0.25, c_d= 0.15,
csv_file="sensitivity_ce_results.csv")

```

```

print("=====")
print("=== RUN END ===")

sys.stdout = original_stdout
log_f.close()

print(f"LOG saved to {log_file}")

run_scaled_tou_sensitivity()
run_deadhead_sensitivity()
run_demand_charge_sensitivity()

plot_tou_sensitivity()
plot_scaled_tou_sensitivity()
plot_deadhead_sensitivity()
plot_demand_sensitivity()
plot_scaled_tou_price_curves()
generate_final_maps()

```

Δημιουργία δεδομένων: synth_data_creator.py

```

# Railways and Transport Laboratory, National Technical University of Athens
# Charging Stations Location Problem for Electric Buses (EB-CSLP)
# Synthetic data creation modules based on desired k, v, n parameters values

import random

import gen_rand_coordinates
import haversine

import math

def create_problem(k, v, n):
    """Creates the synthetic data based on input parameters."""
    # v = 9      # Number of candidate locations for charging stations
    # n = 18     # Number of charging options
    # k = 20     # Number of charging lines in the problem, den
epanalamvanontai
    m = 56
    f1 = 9      # Number of charging slots for SLOW chargers (i.e. medium
powered)
    f2 = 18     # Number of charging slots for FAST chargers (i.e. high
powered, more since they refer to smaller time intervals)
    f3 = 72

    big_M = 100000 # A big number M
    small_m = 0.000001 # A small number m ?????

```

```

# Average bus speed for urban environments extracted from:
#
https://www.researchgate.net/publication/272687997\_Energy\_and\_Environmental\_Impacts\_of\_Urban\_Buses\_and\_Passenger\_Cars-Comparative\_Analysis\_of\_Sensitivity\_to\_Driving\_Conditions/figures?lo=1
avg_u = 26000/60
consumption_e = 0.00074 # in kWh/meter (apo th texnikh ekthesi "Yphresies aksiologhshs programmatos pilotikh kykllorforias hlektrikon leoforeion")

# Create data for EB-CSLP
# Charging Stations (CS) -related parameters
V = [i for i in range(1, v+1)] # set of all possible charging station physical locations
N = [i for i in range(1, n+1)] # set of all possible station installation options

# Theta construction for Case studies 2 & 3
theta = {}
quotient, remainder = divmod(n, v)

counter_charging_options = 1
for i in V:
    if remainder > 0:
        loop_range = quotient + 1
    else:
        loop_range = quotient

    loop_counter = counter_charging_options
    for j in range(loop_range):
        theta[loop_counter + j] = i
        counter_charging_options += 1
    remainder -= 1

N1 = N[::2] # Indices for SLOW chargers
N2 = N[1::2] # Indices for FAST chargers

df_1 = 120
df_2 = 60
df_3 = 15

hr_1 = df_1/60
hr_2 = df_2/60
hr_3 = df_3/60

# for case study 3: Municipality of Athens
tcV = {1: 37.98062, 2: 37.97071, 3: 37.97632, 4: 37.93256, 5: 38.01174, 6: 38.09556, 7: 37.97827, 8: 37.99782, 9: 38.05431}

```

```

tyV = {1: 23.70391, 2: 23.66778, 3: 23.6913, 4: 23.71847, 5: 23.87078, 6:
23.69189, 7: 23.68983, 8: 23.7231, 9: 23.74294}

# print("\n")
# print(tcV)
# print(tyV)

# bus-related model parameters
M = [i for i in range(1, m+1)] # set of all bus trips
K = [i for i in range(1, k+1)] # set of all trips that need charging
SOC = {}
for k in K:
    SOC[k] = 100 # in kWh
SOC_min = {}
for k in K:
    SOC_min[k] = 20 # in kWh
CP_slow = 150 # in kW
CP_fast = 300 # in kW

# Case study 3: Bus stops coordinates hardcoded for Municipality of
Athens,
# comment out for start_experiments.py
tcK = {1: 37.98571, 2: 37.98013, 3: 37.98935, 4: 37.98159, 5: 37.99376,
        6: 37.99675, 7: 37.99756, 8: 37.99776, 9: 38.00311, 10: 37.98038}
tyK = {1: 23.73113, 2: 23.73482, 3: 23.70895, 4: 23.70412, 5: 23.77718,
        6: 23.77888, 7: 23.69946, 8: 23.69926, 9: 23.71234, 10: 23.73539}

# print("\n")
# print(tcK)
# print(tyK)

# Calculating distances
d = {}
for k in K:
    for j in N:
        d[(k, j)] = haversine.main(tcK[k], tyK[k], tcV[theta[j]],
tyV[theta[j]])

# Printing distances dictionary
print("\n")
print("Printing distances matrix in meters: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + ", " + j + "):", round(d[(k, j)], 2), end=" ")
    print("\n")

t = {}
for k in K:

```

```

    for j in N:
        t[(k, j)] = d[(k, j)] / avg_u

# Printing travel times dictionary
print("\n")
print("Printing travel times matrix in minutes: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", round(t[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\n")

a = {}
for i in M:
    for j in N:
        a[(i, j)] = 1

# Printing connection feasibility matrix
print("\n")
print("Printing connection feasibility matrix: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", a[(k, j)], end=", ")
    print("\n")

SOC_max = {}
for k in K:
    SOC_max[k] = 400
SOC_k = {}
for k in K:
    random_float = random.uniform(0.35, 0.5)
    SOC_k[k] = random_float*350 # in kWh
SOC_min = {}
for k in K:
    SOC_min[k] = 70 # in k

# Calculation of CC_s and CC_h
CP_s = 150 # kW
CP_h = 300 # kW

ECKj_max = {}
for k in K:
    for j in N:
        ECKj_max[(k, j)] = SOC_max[k] - SOC_k[k] + consumption_e*d[(k, j)]

# Printing max energy transfer per assignment (dictionary)
print("\n")
print("Printing max energy transfer per assignment: ")
for k in K:

```

```

    for j in N:
        print("(", k, ",", j, "):", round(ECKj_max[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

SME_s = hr_1 * CP_s
SME_h = hr_2 * CP_h
r_s = df_1/df_3 # number of f3 slots in f1,
r_h = df_2/df_3 # number of f3 slots in f2.
DCP_s = (hr_1*CP_s)/r_s # = hr_3*CP_s which to the maximum amount of
energy per demand charge period f3 for SLOW chargers
DCP_h = (hr_2*CP_h)/r_h # = hr_3*CP_h which to the maximum amount of
energy per demand charge period f3 for FAST chargers

# print("\r") #one more print, before Gurobi output
print("SME_s: ", SME_s)
print("SME_h: ", SME_h)
print("DCP_s: ", DCP_s)
print("DCP_h: ", DCP_h)

# Calculations for PEC slow and related parameters

CCKj_s = {}
for k in K:
    for j in N:
        if (SOC_k[k] - (consumption_e*d[(k, j)]) + SME_s) <= SOC_max[k]:
            CCKj_s[(k, j)] = 1
        else:
            CCKj_s[(k, j)] = 0

print("\n")
print("Printing CC slow: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(", k, ",", j, "):", round(CCKj_s[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

PECKj_s = {}
for k in K:
    for j in N:
        PECKj_s[(k, j)] = (SME_s*CCKj_s[(k, j)]) + (ECKj_max[(k, j)]*(1-
CCKj_s[(k, j)]))

print("\n")
print("Printing PEC slow: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(", k, ",", j, "):", round(PECKj_s[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

```

```

FCSkj_s = {}
for k in K:
    for j in N:
        FCSkj_s[(k, j)] = math.floor(PECKj_s[(k, j)]/DCP_s)

print("\n")
print("Printing FCS slow: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", round(FCSkj_s[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

REkj_s = {}
for k in K:
    for j in N:
        REkj_s[(k, j)] = PECKj_s[(k, j)] - (FCSkj_s[(k, j)] * DCP_s)

# Calculations for PEC fast and related parameters

CCKj_h = {}
for k in K:
    for j in N:
        if (SOC_k[k] - (consumption_e * d[(k, j)]) + SME_h) <= SOC_max[k]:
            CCKj_h[(k, j)] = 1
        else:
            CCKj_h[(k, j)] = 0

print("\n")
print("Printing CC fast: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", round(CCKj_h[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

PECKj_h = {}
for k in K:
    for j in N:
        PECKj_h[(k, j)] = (SME_h * CCKj_h[(k, j)]) + (ECKj_max[(k, j)] * (1 -
CCKj_h[(k, j)]))

print("\n")
print("Printing PEC fast: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", round(PECKj_h[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

```

```

FCSkj_h = {}
for k in K:
    for j in N:
        FCSkj_h[(k, j)] = math.floor(PECKj_h[(k, j)]/DCP_h)

print("\n")
print("Printing FCS fast: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", round(FCSkj_h[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

REkj_h = {}
for k in K:
    for j in N:
        REkj_h[(k, j)] = PECKj_h[(k, j)]-(FCSkj_h[(k, j)]*DCP_h)

print("\n")
print("Printing REkj fast: ")
for k in K:
    for j in N:
        print("(" + k + "," + j + "):", round(REkj_h[(k, j)], 2), end=", ")
    print("\r")

print("\r") #one more print, before Gurobi output

# Budget related
total_B = 100000000000000
# b = {1: 700, 2: 750, 3: 500, 4: 550, 5: 600, 6: 650, 7: 900, 8: 950}
b = {i: (200 + random.randint(50, 1000)) for i in N}

# time-related model parameters
F1 = [i for i in range(1, f1+1)] # set of SLOW charging time slots
F2 = [i for i in range(1, f2+1)] # set of FAST charging time slots
F3 = [i for i in range(1, f3+1)]
charging_start_time = 600
charging_time_slow = 120
charging_time_fast = 60
demand_period_duration = 15 #df_3
demand_period_duration_in_hours = demand_period_duration/60
charging_start_window_1 = 120
charging_start_window_2 = 60
charging_slots_demand = {f3: charging_start_time + (f3-
1)*demand_period_duration for f3 in F3}

#new paramateres tbd
c_t = 0.5 # euro/min ??
c_e = 0.2 # euro / kwh

```

```

c_d = 12 # euro / kw

# charging_start_window_1 = charging_start_window_2 # for toy network
example, comment otherwise
charging_slots_slow = {i: (charging_start_time + (i-1) *
charging_time_slow) for i in F1} # Here we assume continuous time
representation. We consider that \
charging_slots_fast = {i: (charging_start_time + (i-1) *
charging_time_fast) for i in F2} # fast charging slots to have 60 min
duration and slow have 120 min.
# tau = {i: ((i*30) + charging_start_time) for i in K}
tau = {i: round((charging_start_time + (i*(400/k) + random.randint(0,
200))), 1) for i in K}
#pk = {i: (tau[i] + charging_window) for i in tau}
P1k = {i: (tau[i] + charging_start_window_1) for i in tau}
P2k = {i: (tau[i] + charging_start_window_2) for i in tau}
mapped_slow_periods = map_periods(charging_slots_slow,
charging_slots_demand)
mapped_fast_periods = map_periods(charging_slots_fast,
charging_slots_demand)

z_f3_slow = {k: F1[mapped_slow_periods[k] - 1] for k in
mapped_slow_periods if mapped_slow_periods[k] - 1 < len(F1)}
z_f3_fast = {k: F2[mapped_fast_periods[k] - 1] for k in
mapped_fast_periods if mapped_fast_periods[k] - 1 < len(F2)}

problems = {1: {"CS":          {"V": V, "N": N, "N1": N1, "N2": N2, "theta":
theta, "b": b, "tcV": tcV, "tyV": tyV},
               "bus":        {"M": M, "K": K, "SOC": SOC, "SOC_min":
SOC_min, "tcK": tcK, "tyK": tyK},
               "CP_slow": CP_slow, "CP_fast": CP_fast},
            "time":          {"F1": F1, "F2": F2, "F3": F3,
                              "charging_slots_slow": charging_slots_slow,
                              "charging_slots_fast": charging_slots_fast,
                              "tau": tau, "P1k": P1k, "P2k": P2k,
                              "df_1": df_1, "df_2": df_2, "df_3": df_3,
                              "hr_1": hr_1, "hr_2": hr_2, "hr_3": hr_3},
            "matrices": {"a": a, "d": d, "t": t},
            "aux":          {"big_M": big_M, "small_m": small_m, "avg_u":
avg_u, "consumption_e": consumption_e, "total_B": total_B},
            "z_f3":         {"slow": z_f3_slow, "fast": z_f3_fast},
            "energy":       {"Cckj_s": Cckj_s, "CCKj_h": Cckj_h,
"PEckj_s":PEckj_s, "PEckj_h": PEckj_h,
                              "FCSkj_s": FCSkj_s, "FCSkj_h": FCSkj_h,
"REkj_s": REkj_s, "REkj_h": REkj_h,
                              "DCP_s": DCP_s, "DCP_h": DCP_h},},
            "cost":         {"c_t": c_t, "c_e": c_e, "c_d":c_d }}
}

```

```

    return problems

def map_periods(charging_slots, charging_slots_demand):
    period_mapping = {}
    for i, demand_value in charging_slots_demand.items():
        for period, start_time in charging_slots.items():
            if start_time <= demand_value < (charging_slots.get(period +
1, float('inf'))):
                period_mapping[i] = period
                break
    return period_mapping

```

Δημιουργία χάρτη: plot_coordinates.py

```

# Railways and Transport Laboratory, National Technical University of Athens
# Charging Stations Location Problem for Electric Buses (EB-CSLP)
# Module to print coordinates based on data input and model results

import plotly.graph_objs as go

def plot_coordinates_on_map(tcK, tyK, tcV, tyV, mapbox_access_token,
filename="map.html", title="Map"):

    fig = go.Figure(data=[

        # Bus trips
        go.Scattermapbox(
            lat=list(tcK.values()),
            lon=list(tyK.values()),
            mode='markers',
            marker=dict(size=12, color='coral'),
            name="Bus Trips"
        ),

        # Selected charging stations
        go.Scattermapbox(
            lat=list(tcV.values()),
            lon=list(tyV.values()),
            mode='markers',
            marker=dict(size=16, color='blue'),
            name="Selected Charging Stations"
        )
    ])

    fig.update_layout(

```

```

    title=title,
    mapbox=dict(
        accesstoken=mapbox_access_token,
        center=dict(lat=37.9751127, lon=23.7276736),
        style="open-street-map",
        zoom=11,
    ),
    margin=dict(l=0, r=0, b=0, t=40),
    legend=dict(x=0, y=1)
)

fig.write_html(filename)

```

Βοηθητικοί κώδικες: start_experiments.py

```

# Railways and Transport Laboratory, National Technical University of Athens
# Charging Stations Location Problem for Electric Buses (EB-CSLP)
# Module for computational time experimentation - Calls eb_cslp and synthetic
\
# data creator multiple times based several ranges for k, v, n parameters
values.

import time

import eb_cslp

from gurobipy import GRB

def clean_memory(exceptions):
    # Delete variables not in exceptions
    for name in list(globals()):
        if name not in exceptions:
            del globals()[name]

def main():
    results = []
    solution_status = ""

    # Attempting problem solution for the various values of k, v, n
    dynamic_range_start_1 = 4
    dynamic_range_start_2 = 2

    for k in range(20, 2000, 40):
        for v in range(dynamic_range_start_1, 40, 2):
            for n_1 in range(dynamic_range_start_2, 30, 2):
                #for scenario in charging_scenarios:
                    n = n_1 * v

```

```

        solution_status, computation_time, total_time =
eb_cslp.main(k, v, n)
        time.sleep(5) # freezing execution in order to understand
state of program execution

        if solution_status == GRB.OPTIMAL:
            results.append([k, v, n, computation_time, total_time])
            dynamic_range_start_2 = n_1
            break

        if solution_status == GRB.OPTIMAL:
            dynamic_range_start_1 = v
            break

    print("Results: ")
    for entry in results:
        print(entry)
    clean_memory(['results', 'time', 'eb_cslp', 'GRB', 'clean_memory'])
    time.sleep(5) # freezing execution in order to understand state of
program execution (debugging)

if __name__ == "__main__":
    main()

```

haversine.py

```

# Module description: Returns direct distance in meters between two points
import math

def main(lat_1, lon_1, lat_2, lon_2):
    """
    Calculate the great circle distance between two points
    on the earth (specified in decimal degrees)
    """
    # convert decimal degrees to radians
    lon_1, lat_1, lon_2, lat_2 = map(math.radians, [lon_1, lat_1, lon_2,
lat_2])

    # haversine formula
    dlon = lon_2 - lon_1
    dlat = lat_2 - lat_1
    a = math.sin(dlat / 2)**2 + math.cos(lat_1) * \
        math.cos(lat_2) * math.sin(dlon / 2)**2
    c = 2 * math.asin(math.sqrt(a))
    r = 6371 # Radius of earth in kilometers. Use 3956 for miles

```

```

print(c * r * 1000)

return c * r * 1000 # meters

if __name__ == "__main__":
    main(37.9718, 23.7816, 37.9621, 23.7711)

```

gen_rand_coordinates.py

```

# Railways and Transport Laboratory, National Technical University of Athens
# Charging Stations Location Problem for Electric Buses (EB-CSLP) - Module to
generate random coordinates within a bounding box

import random
from shapely.geometry import Polygon, Point

def main(num_points):
    """This function calculates random coordinates within a bounding box"""

    poly = Polygon([(38.107586, 23.734303),
                    (38.027126, 23.868836),
                    (37.918797, 23.739499),
                    (37.983904, 23.616514)])

    min_x, min_y, max_x, max_y = poly.bounds

    counter = 0
    latitudes = {}
    longitudes = {}

    while counter < num_points:
        random_lat = random.uniform(min_x, max_x)
        random_lon = random.uniform(min_y, max_y)
        random_point = Point([random_lat, random_lon])

        if (random_point.within(poly)):
            latitudes[counter+1] = random_lat
            longitudes[counter+1] = random_lon
            counter += 1

    return latitudes, longitudes

```