



**ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ**  
Σχολή Χημικών Μηχανικών και  
Μηχανικών Περιβάλλοντος

ΠΟΛΥ-ΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΗΣ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΤΩΝ ΧΡΗΣΤΩΝ ΤΩΝ  
ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΑΥΤΟΚΙΝΗΤΩΝ ΣΤΗΝ ΠΟΛΗ ΤΩΝ ΧΑΝΙΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΡΟΥΒΑΛΗ ΝΙΚΟΛΑΟΥ

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗ:

Κολοκοτσά Διονυσία

Καμπέλης Νικόλαος

Τσούτσος Θεοχάρης

ΧΑΝΙΑ, ΜΑΪΟΣ 2024

«Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για μη κερδοσκοπικό σκοπό, εκπαιδευτικού ή ερευνητικού χαρακτήρα, με την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για άλλη χρήση θα πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πολυτεχνείου Κρήτης»

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελεί μελέτη περίπτωσης της έρευνας του Πεκίνου για την πόλη των Χανίων και διερευνάτε η επίδραση της συμπεριφοράς φόρτισης των ηλεκτρικών οχημάτων (EV) στο φορτίο του δικτύου. Χρησιμοποιείται ένα στοχαστικό μοντέλο μη γραμμικού προγραμματισμού, που αποτελείται από την προσομοίωση Monte Carlo , τις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (PDFs) , το συνολικό μεγιστοποιημένο δείκτη  $Y$  και έναν ευρετικό αλγόριθμο αναζήτησης για την βέλτιστη διαμόρφωση των παραμέτρων. Από την ανάλυση των ιστορικών δεδομένων μετακίνησης , προσαρμόζονται οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας για να δημιουργήσουν τα μοντέλα των μοτίβων μετακίνησης. Η προσομοίωση Monte Carlo υιοθετείται για να προσομοιώσει την κίνηση και φόρτιση των EVs σε μεγάλη κλίμακα χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας και λαμβάνοντας υπόψιν τις διάφορες συμπεριφορές φόρτισης, τα χαρακτηριστικά της μπαταρίας των EVs και των σταθμών φόρτισης και την κλίμακα των EVs.

Από τις προσομοιώσεις παράχθηκαν αποτελέσματα ,της κίνησης και φόρτισης των EVs σε μεγάλη κλίμακα κάτω από διαφορετικές στρατηγικές φόρτισης, για την μελλοντική αύξηση της ζήτησης του φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας , το κόστος φόρτισης και την διασφάλιση της μετακίνησης από την χρήση EVs, ενημερώνοντας τόσο τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας όσο και τους χρήστες των EVs για την μετάβαση αυτή ώστε να προετοιμαστούν κατάλληλα. Συγκρίνοντας τους δείκτες αξιολόγησης των τεσσάρων διαφορετικών στρατηγικών φόρτισης , η πολυκριτηριακή στρατηγική φόρτισης είναι καταλληλότερη από τις στρατηγικές του ενός στόχου. Σημαντικό αποτελεί το γεγονός ότι εξασφαλίζει την ακρίβεια πρόβλεψης ζήτησης του φορτίου , ενώ σε σχέση με άλλα μοντέλα προσδιορίζει τις βέλτιστες περιόδους για συμπεριφορές αυτόνομης φόρτισης , χωρίς να έχει άμεση σχέση επικοινωνίας μεταξύ του δικτύου και του EV.

Η παρούσα διπλωματική εργασία μπορεί να αποτελέσει παρότρυνση για περαιτέρω έρευνα στον τομέα των ηλεκτρικών οχημάτων (EV) μέσω της αξιοποίησης προσομοιώσεων Monte Carlo για την ανάλυση διαφορετικών τύπων EV και περιόδων (π.χ. διακοπών) , καθώς επίσης και των τρόπων σύνδεσής τους στο πραγματικό δίκτυο. Επιπλέον, προτείνεται η διεξαγωγή περαιτέρω έρευνας για τη στατιστική ανάλυση της πρόσβασης των EV σε καταναμημένους κόμβους δικτύου, προκειμένου να παραχθούν πληροφορίες για τον τρόπο υλοποίησης των προτεινόμενων μεθόδων σε τοπικά δίκτυα διανομής. Η ανάλυση αυτή μπορεί να προσφέρει πληροφορίες σχετικά με τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς της πρόσβασης και της χρήσης των EVs σε διάφορους τύπους δικτύων, προσφέροντας κατευθυντήριες οδηγίες για τη βελτιστοποίηση της εφαρμογής των ηλεκτρικών οχημάτων στις καθημερινές μεταφορές.

## ABSTRACT

This thesis is a case study of Beijing's research on the city of Chania and investigates the effect of electric vehicle (EV) charging behaviour on grid load. A stochastic nonlinear programming model is used, consisting of Monte Carlo simulation, probability density functions (PDFs), overall maximized  $Y$  and a heuristic search algorithm for optimal parameter configuration. From the analysis of historical movement data, the probability density functions are fitted to generate the models of movement patterns. Monte Carlo simulation is adopted to simulate the movement and charging of EVs at a large scale using the probability density functions and considering the different charging behaviors, the battery characteristics of EVs and charging stations, and the scale of EVs.

The simulations produced results, of large scale EVs movement and charging under different charging strategies, for future growth in electricity load demand, charging costs and ensuring mobility from EVs use, informing both electricity suppliers and EV users of this transition so that they can prepare appropriately. Comparing the evaluation indicators of the four different charging strategies, the multi-target charging strategy is more appropriate than the single-target strategies. Importantly, it ensures the accuracy of load demand forecasting, and compared to other models, it identifies the optimal periods for autonomous charging behaviors, without having a direct communication relationship between the grid and the EV.

This thesis can be an encouragement for further research in the field of electric vehicles (EVs) through the use of Monte Carlo simulations to analyze different types of EVs and periods (e.g. outages), as well as their connection modes to the real grid. In addition, it is proposed to conduct further research on the statistical analysis of EV access to distributed grid nodes in order to generate insights on how to implement the proposed methods in local distribution networks. This analysis can provide insights into the advantages and limitations of access and use of EVs in different types of networks, offering guidelines for optimizing the implementation of EVs in everyday transportation.

## ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Προτού γίνει λόγος περί του επιστημονικού θέματος της παρούσας έρευνας, έχω την ανάγκη να ευχαριστήσω ορισμένους ανθρώπους που βοήθησαν να καταστεί δυνατή η ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Καταρχάς, θα ήθελα να ευχαριστήσω την επιβλέποντα καθηγήτρια κα. Κολοκοτσά Διονυσία, κοσμήτορα της Σχολής ΧΗΜΗΠΕΡ, για την εμπιστοσύνη της, παρέχοντας τη δυνατότητά ενασχόλησης και εκπόνησης έρευνας πάνω στον τομέα των ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων, αλλά και για την άριστη συνεργασία.

Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον μεταδιδακτορικό ερευνητή κ. Καμπέλη Νικόλαο για την πολύτιμη βοήθειά του, την καθοδήγηση του καθ' όλη την διάρκεια, την διάθεση και τη υποστήριξη που έδειξε σε οτιδήποτε χρειαζόμουν και την υπομονή του. Η συνεισφορά του στην παρούσα διπλωματική έπαιξε καθοριστικό ρόλο για την ολοκλήρωσή της.

Ακόμη θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Τσούτσο Θεοχάρη για την προθυμία του να διατελέσει μέλος της τριμελούς εξεταστικής επιτροπής της διπλωματικής μου εργασίας.

Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στην οικογένειά μου και τους φίλους μου που μου στάθηκαν και με στήριξαν καθ' όλη την διάρκεια της φοιτητικής μου πορείας.

## ΠΕΡΙΟΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΟΧΟΜΕΝΑ.....	6
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	9
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	9
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ.....	9
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ.....	11
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ.....	12
ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	14
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	15
2. ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ.....	18
2.1. ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ.....	18
2.2. PARETO.....	19
2.2.1. ΒΕΛΤΙΣΤΟΤΗΤΑ PARETO.....	20
2.2.2. ΚΥΡΙΑΡΧΙΑ PARETO.....	20
2.2.3. ΒΕΛΤΙΣΤΟ ΣΥΝΟΛΟ PARETO.....	20
2.2.4. ΜΕΤΩΠΟ PARETO ( PARETO FRONT).....	21
2.3. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΜΟΝΤΕ CARLO.....	21
2.4. ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ (PDF).....	23
2.5. ΕΥΡΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ.....	24
2.6. ΜΕΤΑΕΥΡΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ.....	25
2.6.1. ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ.....	25
2.6.2. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΜΕΝΗ ΑΝΟΠΤΗΣΗ.....	27
2.6.3. ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΜΗΝΟΥΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ.....	29
3. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ.....	31
3.1. ΜΟΝΤΕΛΟ.....	31
3.1.1. ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ.....	32
3.1.2. ΟΡΙΣΜΟΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΤΙΣ ΑΓΝΩΣΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΤΑΞΙΔΙΟΥ.....	33
3.1.3. ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΣΗΣ.....	35
3.1.4. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΜΟΝΤΕ CARLO.....	37
3.1.5. ΠΟΛΥ-ΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΦΟΡΤΙΣΗΣ.....	38
3.1.6. ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΤΟΥ ΣΥΝΟΛΙΚΟΥ ΔΕΙΚΤΗ ΚΑΤΩ ΑΠΟ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥ ΓΙΑ ΕΥΡΕΣΗ ΤΟΥ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ.....	39
3.1.7. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ.....	41
4. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΟΝΤΕΛΟΥ.....	43

4.1.	ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΡΗΤΗΣ .....	43
4.1.1.	ΔΙΚΤΥΟ ΚΡΗΤΗΣ .....	43
4.2.	ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΑΥΤΟΚΙΝΗΤΩΝ ΚΑΙ ΤΑΞΙΔΙΩΝ .....	48
4.2.1.	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ EVs.....	48
4.2.2.	ΣΤΑΘΜΟΙ ΦΟΡΤΙΣΗΣ .....	48
4.2.3.	ΤΑΞΙΔΙΩΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ .....	49
5.	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	57
5.1.	ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΤΩΝ ΤΕΣΣΑΡΩΝ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΣΗΣ.....	58
5.2.	ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΩΡΙΑΙΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΦΟΡΤΙΣΗ ΤΩΝ EVS ΚΑΙ ΕΞΟΙΚΟΝΟΜΗΣΗΣ .....	60
5.3.	ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΠΙΤΗΧΗΣ ΕΠΙΤΕΥΞΗΣ ΤΑΞΙΔΙΟΥ .....	63
5.4.	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ .....	65
5.4.1.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ.....	65
5.4.2.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ EV ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ 66	
5.4.3.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ.....	67
5.5.	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ.....	68
5.5.1.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ.....	68
5.5.2.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ EV ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ.....	69
5.5.3.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ .....	70
5.6.	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ .....	71
5.6.1.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ .....	71
5.6.2.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ EV ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ .....	72
5.6.3.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ .....	73
5.7.	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ .....	74
5.7.1.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ .....	74
5.7.2.	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ EV ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ 75	

5.7.3. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ .....	76
5.8. ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΣΗΣ.....	77
6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ .....	79
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....	81



## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 4.1.1 Ενεργειακοί σταθμοί και παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Κρήτη, (Βουρδουμπά, 2023) .....	44
Πίνακας 4.1.2 Διασυνδέσεις του ηλεκτρικού δικτύου της Κρήτης, (Βουρδουμπά, 2023) .....	45
Πίνακας 4.1.3 Ωριαίο φορτίο Ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα τον μήνα Φεβρουάριο 2023 .....	46
Πίνακας 4.1.4 Ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα για τον Ιανουάριο του 2023 .....	47
Πίνακας 4.1.5 Ωριαίο φορτίο ηλεκτρικής ενέργειας της Κρήτης τον Ιανουάριο του 2023 ....	48
Πίνακας 4.2.1 Ποσοστό αναχωρήσεων ανά ώρα .....	50
Πίνακας 4.2.2 Ποσοστό διαδρομών ημερησίως .....	52
Πίνακας 4.2.3 Χιλιομετρική απόσταση ανά διαδρομή .....	53
Πίνακας 4.2.4 Διάρκεια διαδρομής σε λεπτά .....	53
Πίνακας 4.2.5 Δημογραφικά στοιχεία Χανίων .....	54
Πίνακας 4.2.6 Χιλιομετρική απόσταση ανά διαδρομή .....	55
Πίνακας 4.2.7 Διάρκεια διαδρομής σε λεπτά .....	56
Πίνακας 5.1.1 Ωριαία ζήτηση φόρτισης των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης .....	59
Πίνακας 5.1.2 Ολική ζήτηση φορτίου των τεσσάρων στρατηγικών ανά ώρα .....	60
Πίνακας 5.2.1 Ωριαίο κόστος για φόρτιση ηλεκτρικών αυτοκινήτων .....	61
Πίνακας 5.2.2 Συνολικό ποσοστό εξοικονόμησης των τεσσάρων στρατηγικών .....	62
Πίνακας 5.3.1 Αριθμός ακυρωμένων ταξιδιών ανά ώρα .....	64
Πίνακας 5.3.2 Ωριαίο ποσοστό επιτυχής επίτευξης ταξιδιών. ....	64
Πίνακας 5.9.1 Δείκτες αξιολόγησης των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης .....	77

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 2.1.1.1 Γράφημα κλίμακας ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην Ελλάδα ανα χρόνια .....	15
Εικόνα 4.2.1 Κατανομή της ωριαίας μέσης κυκλοφορίας (2020-2022), (Αττική Οδός Α.Ε, 2022) .....	50
Εικόνα 4.2.3 Στόλος ηλεκτρικών αυτοκινήτων ανά χρόνια .....	51

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 3.3.1.1 Ροή Μοντέλου .....	31
Διάγραμμα 3.1.2 Ροή του μοντέλου με κώδικες .....	42
Διάγραμμα 4.2.1 Σύγκλιση της Monte Carlo για της τέσσερις στρατηγικές φόρτισης. ....	57
Διάγραμμα 5.1.1 Ωριαία ζήτηση φορτίου των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης. ....	58
Διάγραμμα 5.2.1 Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης .....	61
Διάγραμμα 5.3.1 Ωριαία ακυρωμένα ταξίδια και ωριαίο ποσοστό εξασφάλισης ταξιδιού των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης .....	63

Διάγραμμα 5.4.1Ωριαία ζήτηση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της στρατηγικής τυχαίας φόρτισης. ....	65
Διάγραμμα 5.4.2Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της στρατηγικής τυχαίας φόρτισης .....	66
Διάγραμμα 5.4.3Ακυρωμένα ταξίδια και ποσοστό εξασφάλισης ταξιδιού ανά ώρα μέσω της στρατηγική τυχαίας φόρτισης.....	67
Διάγραμμα 5.5.1Ωριαία ζήτηση φορτίου μέσω της στρατηγικής καθοδηγούμενη από τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας.....	68
Διάγραμμα 5.5.2Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της στρατηγικής φόρτισης καθοδηγούμενη από της τιμές. ....	69
Διάγραμμα 5.5.3Ακυρωμένων ταξιδιών και ποσοστού εξασφάλισης ταξιδιού μέσω της στρατηγικής φόρτισης καθοδηγούμενη από της τιμές. ....	70
Διάγραμμα 5.6.1Ωριαία ζήτηση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της στρατηγικής φόρτισης κατά το παρκάρισμα. ....	71
Διάγραμμα 5.6.2Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της στρατηγικής φόρτισης κατά το παρκάρισμα. ....	72
Διάγραμμα 5.6.3Ακυρωμένων ταξιδιών και ποσοστού εξασφάλισης ταξιδιού μέσω της στρατηγική φόρτισης κατά το παρκάρισμα.....	73
Διάγραμμα 5.7.1Ωριαία ζήτηση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της πολυκριτηριακής στρατηγικής φόρτισης.....	74
Διάγραμμα 5.7.2Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της πολυκριτηριακής στρατηγική φόρτισης. ....	75
Διάγραμμα 5.7.3Ακυρωμένων ταξιδιών και ποσοστού εξασφάλισης ταξιδιού μέσω της πολυκριτηριακής στρατηγική φόρτισης. ....	76

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ

EV (electric vehicle): ηλεκτροκίνητο αυτοκίνητο

GHG (greenhouse gas): αέρια του θερμοκηπίου

NP-hard (non-deterministic polynomial-time hardness): μη ντετερμινιστική πολυωνμική σκληρότητα

MC: Monte Carlo προσομοίωση

PDF (probability density function): συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας

MLE (maximum likelihood estimation): εκτίμηση της μέγιστης πιθανοφάνειας

GA (genetic algorithm): γενετικός αλγόριθμος

SC (sampling and clustering): δειγματοληψία και ομαδοποίηση

AS (Ant System): σύστημα μυρμηγκιών

SA (Simulated Annealing): προσομοιωμένη ανόπτηση

PSO (particle swarm optimization): βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων

APR (average-to-peak ratio): είναι ο λόγος της μέσης τιμής προς την τιμή αιχμής του φορτίου

$R_{save}$  : είναι ο συντελεστής εξοικονόμησης

$R_{trip}$  : είναι ο συντελεστής εξασφάλισης του ταξιδιού

SOC (stage of charge): κατάσταση φόρτισης

ΑΠΕ: Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

ΑΔΜΗΕ: Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

ΕΛΣΤΑΤ: Ελληνική Στατιστική Αρχή

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

$Y$  (comprehensive index): συνολικός δείκτης  $Y$ , όσο μεγαλύτερη η τιμή του δείκτη τόσο η υψηλότερη η απόδοση του συστήματος.

$APR$  (average-to-peak ratio): είναι ο λόγος της μέσης τιμής προς την τιμή αιχμής του φορτίου .  $APR = W_{average}/W_{peak}$

$R_{save}$  : είναι ο συντελεστής εξοικονόμησης ,  $Saving\ rate = 1 - C/C_{max}$

$R_{trip}$  : είναι ο συντελεστής εξασφάλισης του ταξιδιού και ισούται με τα ταξίδια που πραγματοποιήθηκαν προς τα ταξίδια που είχαν προγραμματιστεί να γίνουν .

$\alpha, \beta, \gamma$  είναι οι θετικοί συντελεστές βάρους ( $\leq 1,0$ ),  $\alpha + \beta + \gamma = 1.0$

$F_d$ : συχνότητα ημερήσιου ταξιδιού

$M_d$ : χιλιομετρική απόσταση του κάθε ταξιδιού

$T_d$ : χρόνος του κάθε ταξιδιού

$D_t^{am}$ : χρόνος αναχώρησης κάθε ταξιδιού (AM)

$D_t^{pm}$ : χρόνος αναχώρησης κάθε ταξιδιού (PM)

$Wi$  : Θετικοί συντελεστές βάρους με  $i = 1,2,3$ , δηλαδή τυχαιότητα, καθοδήγηση τιμών και χρόνος στάθμευσης

$P$  : είναι η προτεραιότητα φόρτισης που πρέπει να διευθετηθεί σε συγκεκριμένη χρονική περίοδο, όταν  $P > 0.5$  τότε το EV ξεκινάει να φορτίζει.

$R$  : είναι ο παράγοντας τυχαίας προτεραιότητας που ακολουθεί την ομοιόμορφη κατανομή, με  $R \in [0.1]$  , έτσι ώστε να προσομοιάσει την τυχαία συμπεριφορά φόρτισης.

$T_{charge}$  : προβλεπόμενο χρονικό διάστημα πλήρους φόρτισης

$T_{slack}$  : προβλεπόμενο διάστημα παρκαρίσματος

$U(s)$  : υποδηλώνει ότι εάν η τρέχων κατάσταση μπαταρίας είναι

$$U(s) \begin{cases} +\infty, SOC_{curr} \leq SOC_{min} \\ 0, otherwise \end{cases}$$

τότε πρέπει να φορτιστεί κατεπειγόντως.

$\bar{C}$  : μέσο κόστος φόρτισης σε ορισμένες περιόδους

$C_{TOC}$  : μέσο κόστος φόρτισης σε μία μέρα

$T$  : είναι η διάρκεια συνεχούς φόρτισης

$C_i$  : είναι ο χρόνος χρήσης της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας τη χρονική στιγμή  $i^{th}$

$H_i$  : η συνολική χωρητικότητα φόρτισης το  $i^{th}$  χρονικό διάστημα

$h_{ij}$  : αντιπροσωπεύει την χωρητικότητα φόρτισης του  $j^{th}$  EV το  $i^{th}$  χρονικό διάστημα  $d^{th}$  ημέρα.

$D$  : είναι το σύνολο μετρημένων ημερών

$N_{EV}$  : είναι ο αριθμός των EVs που τροφοδοτούνται με ενέργεια από το δίκτυο στο  $i^{th}$  χρονικό διάστημα

$W_c$  : είναι η ισχύς ζήτησης από το δίκτυο , σταθερή ισχύς, 15 kW

$T_{0j}$  : η αρχική κατάσταση χαλάρωσής του κάθε EV

$T_{1j}$  : τελική κατάσταση χαλάρωσής του κάθε EV

$\Delta T_j$  : είναι η μέγιστη διάρκεια συνεχούς φόρτισης

$Qc_j$  : είναι η απαιτούμενη ισχύς φόρτισης

$SOC_{ini,j}$  : είναι η αρχική κατάσταση χωρητικότητας της  $j^{th}$  μπαταρίας που σχετίζεται με την οδική απόσταση ανά ταξίδι (διαδρομή)

$t_j$  : αντιπροσωπεύει την στιγμή εκκίνησης της φόρτισης υπό συνθήκες πλήρους φόρτισης

$Cap$  : χωρητικότητα μπαταρίας , 100 Ah

$Vol$  : είναι η τάση , είναι η τάση , 230 V

$\beta_i$  : είναι ο συντελεστής διακύμανσης του δείκτη του συστήματος την  $i^{th}$  στιγμή  $\rightarrow \beta_i < 0,5\%$

$V_i$  : είναι η διακύμανση

$\bar{y}_i$  : είναι η προσδοκία

$\sigma_i$  : είναι η τυπική απόκλιση

$SOC_{min}$  : το ελάχιστο επίπεδο της κατάσταση φόρτισης της μπαταρίας , που επηρεάζει άμεσα τη ζήτηση ενέργειας και την ταξιδιωτική απόσταση του επόμενου ταξιδιού.

$\delta$  : προκατάληψη του μοντέλου , προστίθεται για να κάνει το κατώφλι απόφασης της φόρτισης πιο λογικό.

$F_{obj}$  : οι τρεις δείκτες αξιολόγησης και ο συνολικός δείκτης συνθέτουν το σύνολο των στόχων.

$T_{fc}$  : διάρκεια πλήρους φόρτισης

$E_c$  : απόδοση φόρτισης , 0,9

$W_d$  : κατανάλωση ενέργειας, 0,175 kW/h/km

$W_{peak}$  : ημερήσια τιμή αιχμής φόρτισης

$W_{average}$  : συνολικό φορτίο / χρονικό διάστημα

$R_{load}$  :  $Load\ rate = W_{peak}/grid\ peak$ , είναι ο ρυθμός του φορτίου.

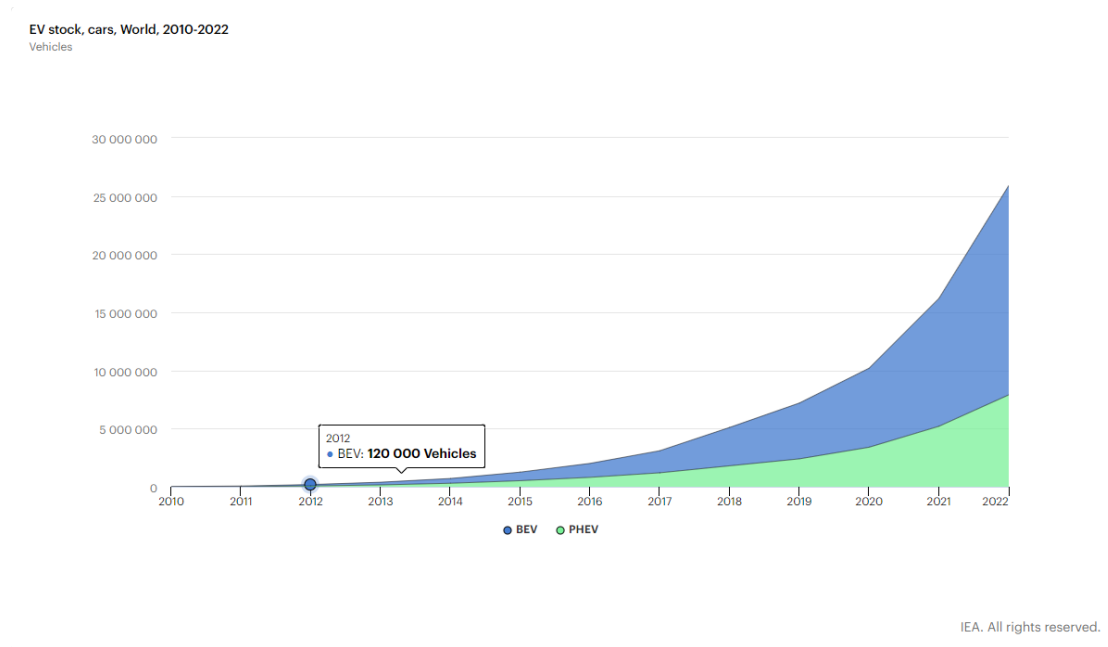
## ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Στην εργασία αυτή αναλύεται κατά πόσο οι συμπεριφορές φόρτισης των χρηστών ηλεκτρικών αυτοκινήτων επηρεάζει το δίκτυο και μοντελοποιείται ένα σύστημα το οποίο μπορεί να προβλέψει την ζήτηση του φορτίο από την χρήση των ηλεκτρικών αυτοκινήτων στο δίκτυο με σκοπό να παραχθούν αποτελέσματα για το βέλτιστος τρόπος φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων ώστε να επιτυγχάνεται το μεγαλύτερο όφελος για τους χρήστες των EVs και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό αποτελεί ένα πρόβλημα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης και μοντελοποίησης. Στόχος αυτής της εργασίας είναι να κατανοήσουμε ένα τέτοιου είδους πρόβλημα και να μπορέσουμε να το μοντελοποιήσουμε με δικά μας δεδομένα, ώστε να παράγουμε αποτελέσματα για την χρήση ηλεκτρικών αυτοκινήτων που θα φανούν χρήσιμα στο μέλλον. Σημαντικό αποτελεί το γεγονός ότι το μοντέλο που χρησιμοποιείται διαφέρει από άλλες μεθόδους πρόβλεψης της ζήτησης του φορτίου διότι δεν έχει άμεση επικοινωνία μεταξύ του EV και του δικτύου για την εύρεση βέλτιστων περιόδων αυτόνομης φόρτισης του EV.

Για την επίτευξη του στόχου αυτού πρώτο βήμα ήταν η ανάλυση του προβλήματος σε επιμέρους μικρότερα μέρη για να μπορέσουμε να κατανοήσουμε εκτενέστερα ποια είναι τα δεδομένα και ποια τα ζητούμενα του προβλήματος. Στο πλαίσιο αυτό, βασική προϋπόθεση ήταν η κατανόηση των βασικών τεχνικών που χρησιμοποιούνται στο μοντέλο και ανάλυση τους, ώστε να είναι ξεκάθαρός ο τρόπος επίλυσης του προβλήματος αυτού. Ως εκ τούτου έγινε αναλυτική περιγραφή του μοντέλου για να γίνει κατανοητό πώς λειτουργεί και να μπορέσουμε να το αξιοποιήσουμε σε οποιαδήποτε μελέτη περίπτωσης. Έπειτα έγινε η εύρεση των αντίστοιχων δεδομένων για την πόλη των Χανίων και προσαρμογή τους ώστε να χρησιμοποιηθούν στο μοντέλο. Έχοντας κάνει τα παραπάνω γίνεται χρήση των αλγόριθμων του μοντέλου στο προγραμματιστικό περιβάλλον της MATLAB, λαμβάνοντας δεδομένα για την λειτουργία του συστήματος φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων με διαφορετικές στρατηγικές φόρτισης σε ένα τοπικό δίκτυο. Από την αξιοποίηση του μοντέλου αυτού με δεδομένα για το τοπικό δίκτυο της πόλης των Χανίων θα επιτευχθεί η παραγωγή αποτελεσμάτων για την συμπεριφορά φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων, ώστε να έχουμε δεδομένα για να προετοιμαστούμε και η μετάβαση από αυτοκίνητα εσωτερικής καύσης σε αμιγώς ηλεκτροκίνητα να γίνει ομαλά χωρίς συνέπιες στο τοπικό δίκτυο.

## 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Κατά τη διάρκεια του περασμένου αιώνα, η αυτοκινητοβιομηχανία και ο τομέας παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας έφεραν επανάσταση στην κοινωνία, προσφέροντας μηχανοκίνητη κινητικότητα στους απλούς ανθρώπους και τροφοδοτώντας τα σπίτια τους με ηλεκτρική ενέργεια. Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια η εξάρτηση μας από το πετρέλαιο στις μετακινήσεις έχει επέλθει η σταδιακή επιδείνωση της ποιότητας του αέρα και του περιβάλλοντος. Ο τομέας των μεταφορών αποτελεί έναν από τους βασικούς παράγοντες στη σκηνή των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου (GHG), συγκεντρώνοντας περίπου το 14% των συνολικών εκπομπών GHG εκπομπών παγκοσμίως (Lluc Canals Casals, 2016). Τα αυτοκίνητα εσωτερικής καύσης και οι τεχνολογίες που τα αποτελούν φαίνεται να αγγίζουν τα τεχνολογικά και οικονομικά τους όρια, με αποτέλεσμα την συνεχόμενη αύξηση για δημιουργία και βελτίωση των ηλεκτρικών αυτοκινήτων τα οποία αποτελούν εναλλακτική και βιώσιμη λύση κινητικότητας. (Lluc Canals Casals, 2016). Η χρήση ηλεκτρικών αυτοκινήτων προωθείται από όλες τις κυβερνήσεις, με την συνεχόμενη βελτίωση των τεχνολογιών και των υποδομών τους, ώστε να γίνει το κύριο μέσω μεταφοράς στο άμεσο μέλλον. (Yimin Zhou Z. L., 2018) Σύμφωνα με το διεθνή οργανισμό ενέργειας η διεξοδυσή των ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην αγορά είναι σταθερά αυξανόμενη τα τελευταία χρόνια. (IEA, International Energy Agency, 2022). Η χρήση των EVs έχει σκοπό τη μείωση στις περιβαλλοντικές επιπτώσεις και στις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου από τις μετακινήσεις και στην εξάρτηση του σύγχρονου κόσμου από το πετρέλαιο για τις μετακινήσεις, ενώ παράλληλα θα συμβάλει σε ένα βιώσιμο σύστημα μεταφορών και στη σταθεροποίηση της διακύμανσης του δικτύου.



Εικόνα 2.1.1.1 Γράφημα κλίμακας ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην Ελλάδα ανα χρόνια

Με την συνεχόμενη αυτήν αύξηση του στόλου των ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων παγκοσμίως, επέρχεται μια σημαντική επιβάρυνση του δικτύου από την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Η ζήτηση φορτίου που έχει ένα ηλεκτρικό αυτοκίνητο αντιστοιχεί περίπου στην ζήτηση που έχει ένα μικρό νοικοκυριό, επομένως γίνεται αντιληπτό ότι όσο αυξάνεται ο

στόλος των ηλεκτρικών αυτοκινήτων τόσο αυξάνεται και η επιβάρυνση του τοπικού δικτύου. (Yimin Zhou Z. L., 2018) Είναι σημαντικό λοιπόν να αναλυθεί η σχέση μεταξύ του δικτύου και των ηλεκτρικών αυτοκινήτων, ώστε να μπορέσει να προσαρμοστεί το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας σε αυτήν την επερχόμενη αλλαγή. Η μη προσεκτική αντιμετώπιση της διείσδυσης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων και η ακανόνιστη φόρτιση από τους χρήστες θα επιφέρουν επιζήμιες επιδράσεις στη λειτουργία του δικτύου και της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και στην ποιότητα διανομής της ηλεκτρικής ενέργειας. (Vagoroulios, 2016) Στο άρθρο (Yimin Zhou Z. L., 2018), συζητείται η επίδραση της συμπεριφοράς φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων πάνω στο φορτίο του δικτύου της πόλης του Πεκίνου στην Κίνα και προσομοιώνεται το σύστημα λειτουργίας του δικτύου με την χρήση διαφορετικών στρατηγικών φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων. Από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης λαμβάνεται η πρόβλεψη της ζήτησης του φορτίου από την χρήση ηλεκτρικών αυτοκινήτων.

Βασισμένη στην έρευνά του Πεκίνου (Yimin Zhou Z. L., 2018), η παρούσα εργασία αναλύει την συμπεριφορά φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων σε μεγάλη κλίμακα για την πόλη των Χανίων. Αποτελεί μελέτη περίπτωσης ενός πολυκριτηριακού προβλήματος με χρήση ευρετικών αλγορίθμων για την βελτιστοποίηση. Υιοθετείται η προσομοίωση και το μοντέλο με τους κώδικες, όπου χρησιμοποιούνται τοπικά δεδομένα για την πόλη των Χανίων ώστε να παραχθεί η πρόβλεψη για την ζήτηση του φορτίου από την καθολική χρήση αμιγώς ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων στην πόλη των Χανίων. Η συμπεριφορά φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων σε μεγάλη κλίμακα, θεωρείται ως ένα πρόβλημα NP-hard (non-deterministic polynomial-time hardness// μη ντετερμινιστική πολυωνυμική σκληρότητα) που δεν μπορεί να επιλυθεί άμεσα, διότι αποτελεί φυσικό σύστημα όπου είναι σχεδόν αδύνατο να εκφραστεί ικανοποιητικά με μαθηματική ανάλυση της συμπεριφοράς του και είναι τόσο πολύπλοκο που δεν μπορεί γίνει αναλυτική περιγραφή του ώστε να προσομοιωθεί με κλασικές υπολογιστικές μεθόδους. Για τον λόγο αυτό υιοθετείται η μέθοδος προσομοίωσης Monte Carlo για την προσομοίωση του συστήματος λειτουργίας EVs σε μεγάλη κλίμακα κάτω από διαφορετικές στρατηγικές φόρτισης με σκοπό την απόκτηση του βέλτιστου τρόπου φόρτισης EV.

Από την ανάλυση της σχέσης μεταξύ αυτοκινήτων και φορτίου και έχουν εξαχθεί οι κύριοι παράγοντες που επηρεάζουν το μοντέλο, όπου συνοψίζονται ως ταξιδιωτικά μοτίβα, χαρακτηριστικά μπαταρίας, στρατηγική φόρτισης, φορτίο του δικτύου και τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Από τους παραπάνω παράγοντες έχει σχεδιαστεί η διαδικασία προσομοίωσης Monte Carlo για να προσομοιώνει τις ταξιδιωτικές συμπεριφορές μεγάλης κλίμακας EVs σε μακροπρόθεσμες περιόδους, όπου είναι το ταξίδι, η φόρτιση και το παρκάρισμα. Βάση των στατιστικών δεδομένων μετακίνησης αυτοκινήτων της έρευνάς (H. Wang, 2014) έχουν δημιουργηθεί οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας που περιγράφουν τις μεταβλητές τους ταξιδιού. Έχει δημιουργηθεί ένας συνολικός δείκτης Y, από τους τρεις δείκτες που αφορούν τους χρήστες EV και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας, όπου είναι ο δείκτης του φορτίου, της εξοικονόμησης, της εξασφάλισης του ταξιδιού και χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των διαφορετικών στρατηγικών φόρτισης που επιλέγει ο χρήστης. Από το συνολικό δείκτη και τους τρεις πιο σημαντικούς δείκτες προτείνεται μία πολυκριτηριακή στρατηγική φόρτισης που από σκοπεί στην μείωση της ζήτησης του φορτίου, των τιμών φόρτισης και την εξασφάλιση της επίτευξής του ταξιδιού. Χρησιμοποιείται ο ευρετικός αλγόριθμος της προσομοιωμένης ανόπτησης ώστε να βελτιστοποιήσει του θετικούς δείκτες βάρους και παράγει το βέλτιστο συνδυασμό μεταβλητών που θα αποτελέσουν την λύση.



Η υπόλοιπη εργασία οργανώνεται ως εξής : Η δεύτερη ενότητα περιλαμβάνει το θεωρητικό υπόβαθρο της μελέτης , όπου αναλύονται οι βασικές έννοιες για την κατανόηση και επίλυση ενός τέτοιου προβλήματος. Στην Τρίτη ενότητα γίνεται περιγραφή και ανάλυση του μοντέλου που χρησιμοποιείται για την προσομοίωση του συστήματος και βελτιστοποίησης για την εύρεση λύσης. Η τέταρτη ενότητα παρουσιάζει τα στατιστικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκτέλεση της προσομοίωσης για την περιοχή των Χανίων. Στις ενότητες πέντε και έξι γίνεται η παρουσίαση και ανάλυση των αποτελεσμάτων των προσομοιώσεων.

## 2. ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

### 2.1. ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Σε ένα πρόβλημα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης που αποτελείται από πολλαπλούς στόχους/κριτήρια, οι οποίοι είναι αντικρουόμενοι μεταξύ τους και η σύγκρουση αυτή μεταξύ των κριτηρίων που πρέπει να ικανοποιούνται, δεν μπορεί να έχει μία μόνο μοναδική λύση, οδηγώντας σε ένα σύνολο λύσεων που συνδυάζουν διαφορετικές πτυχές του προβλήματος. Αυτό το σύνολο λύσεων αντιπροσωπεύει μια συμβιβαστική προσέγγιση που δεν μπορεί να βελτιωθεί σε έναν συγκεκριμένο στόχο χωρίς να επιδεινωθεί σε άλλο και είναι γνωστές ως συμβιβαστικές, μη κατώτερες ή βέλτιστές κατά Pareto λύσεις. Ζητούμενο της πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης είναι ο εντοπισμός τέτοιων λύσεων και η χρήση στρατηγικών αξιολόγησης, με σκοπό την κατάληξη σε μία τελική συμβιβαστική λύση. (Savic, 2002)

Πιο συγκεκριμένα με τον όρο πρόβλημα πολύ-κριτηριακής βελτιστοποίησης εννοούμε ότι αποτελείται από ένα διάνυσμα μεταβλητών απόφασης που ικανοποιεί περιορισμούς και βελτιστοποιεί μια διανυσματική συνάρτηση αντιπροσωπεύουν τις αντικειμενικές συναρτήσεις. Σε αυτούς του είδους τα προβλήματα ο αναλυτής καθορίζει εκ των προτέρων της προτιμήσεις του σχετικά με την καλύτερη συμβιβαστική λύση, οι οποίες προτιμήσεις αποτελούν τους περιορισμούς που πρέπει να ικανοποιούνται. Οι συναρτήσεις αυτές αποτελούν μια μαθηματική περιγραφή των κριτηρίων απόδοσης τα οποία συνήθως βρίσκονται σε σύγκρουση μεταξύ τους. Ως εκ τούτου, ο όρος 'βελτιστοποίηση' αναφέρεται στην διαδικασία εύρεσης μιας λύσης που επιτρέπει στον υπεύθυνο λήψης αποφάσεων να αποδέχεται τις τιμές όλων των αντικειμενικών συναρτήσεων. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Τα προβλήματα αυτά έχουν κάποιες μεταβλητές που ονομάζονται μεταβλητές απόφασης και είναι τα αριθμητικά μεγέθη για τα οποία οι τιμές πρέπει να επιλεγούν σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης. Αυτά οι μεταβλητές ορίζονται με  $x_j$ , όπου  $j=1,2,...,n$ . Το

διάνυσμα του  $x_j$  για  $n$  μεταβλητές απόφασης είναι  $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$

Ονομάζονται πολυκριτηριακά διότι έχουν πολλαπλά κριτήρια/στόχους που αποτελούν τους περιορισμούς στα προβλήματα αυτά. Τα κριτήρια αυτά επιβάλλονται από συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος ή των διαθέσιμων πόρων (π.χ. φυσικοί περιορισμοί, χρονικοί περιορισμοί κ.λπ.) και για να θεωρηθεί μια συγκεκριμένη λύση αποδεκτή, πρέπει να ικανοποιούνται αυτοί οι περιορισμοί. Οι περιορισμοί περιγράφουν τις σχέσεις εξάρτησης μεταξύ των μεταβλητών απόφασης και των σταθερών μεταβλητών (παραγόντων) που εμπλέκονται στο πρόβλημα.. Οι περιορισμοί αυτοί εκφράζονται με τη μορφή μαθηματικών ανισοτήτων:

$$g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m$$

ή ισοτήτων

$$h_j(x) = 0 \quad j = 1, \dots, p$$

Όπου:

- $p$  : ο αριθμό των περιορισμών ισότητας
- $n$  : ο αριθμό των μεταβλητών απόφασης

Απαραίτητη προϋπόθεση για την βελτιστοποίηση είναι το  $p$  να είναι πάντα μικρότερο του  $n$  αλλιώς το πρόβλημα θα είναι υπερβολικά περιορισμένο και δεν θα απομένουν βαθμοί ελευθερίας, καταλήγοντας να έχουμε περισσότερους αγνώστους από ότι εξισώσεις. Ο αριθμός των βαθμών ελευθερίας δίνεται από το  $n - p$ . Επίσης, οι περιορισμοί μπορούν να είναι ρητοί (δηλαδή να δίνονται σε αλγεβρική μορφή) ή άρρητοι, οπότε ο αλγόριθμος για τον υπολογισμό του  $g_i(x)$  για οποιοδήποτε δεδομένο διάνυσμα  $x$  πρέπει να είναι γνωστός. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Σύμφωνα με το βιβλίο 'Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems' και άλλους ερευνητές χρησιμοποιούν την αντικειμενική συνάρτηση για να περιγράψουν τους σκοπούς και του στόχους που πρέπει να επιτευχθούν σε ένα πολύ-κριτηριακό πρόβλημα. Αποτελούν τα κριτήρια αξιολόγησης του προβλήματος, αξιολογώντας αν μία λύση είναι αρκετά καλή και εκφράζονται ως υπολογίσιμες συναρτήσεις μεταβλητών. Συχνά αυτές οι συναρτήσεις μπορεί να έρχονται σε σύγκρουση με άλλες, διότι ορισμένες θα πρέπει να ελαχιστοποιηθούν ενώ άλλες να μεγιστοποιηθούν. Επίσης δεν είναι πάντα συμβατές μεταξύ τους, δηλαδή δεν μετρούνται πάντα στις ίδιες μονάδες, έτσι τις διαχωρίζουμε σε συμβατές όπου μετρούνται στις ίδιες μονάδες και στις μη συμβατές όπου μετρούνται σε διαφορετικές. Στην προσπάθεια βελτιστοποίησης των πολλαπλών στόχων δημιουργείται σχεδόν πάντα σύγκρουση προκαλώντας μια μερική και όχι ολική διάταξη στο χώρο αναζήτησης. Στην πραγματικότητα, η εύρεση του συνολικού βέλτιστου ενός γενικού πολυκριτηριακού προβλήματος είναι ένα NP-Complete πρόβλημα. Στα προβλήματα αυτά δεν υπάρχει μία μοναδική λύση αλλά ένα σύνολο λύσεων που βασίζεται στη θεωρία Pareto optimality theory. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Ο μαθηματικός ορισμός ενός πολυκριτηριακού προβλήματος είναι σημαντικός για την παροχή μιας βάσης κατανόησης μεταξύ της διεπιστημονικής φύσης της εξαγωγής πιθανών τεχνικών επίλυσης (ντετερμινιστικές, στοχαστικές), δηλαδή, αλγόριθμους αναζήτησης. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

## 2.2. PARETO

Η έννοια του βέλτιστου κατά Pareto είναι αναπόσπαστο μέρος της θεωρίας και της επίλυσης των πολυκριτηριακών προβλημάτων βελτιστοποίησης. Έχοντας πολλές αντικειμενικές συναρτήσεις, η έννοια του "βέλτιστου" αλλάζει, διότι στα πολύ-κριτηριακά προβλήματα είναι σχεδόν αδύνατο να βρεθεί ένα σημείο στο χώρο λύσεων που να ικανοποιεί όλα τα κριτήρια, επομένως ο στόχος είναι να βρεθούν καλοί συμβιβασμοί και όχι μια μοναδική λύση όπως στην απόλυτη βελτιστοποίηση. Ο Francis Ysidro Edgeworth υποστηρίζει ότι ήταν ο πρώτος που πρότεινε την έννοια "βέλτιστου" και αργότερα γενικεύτηκε από τον Vilfredo Pareto από τον οποίο πήρε και το όνομά, αν και ορισμένοι συγγραφείς αποκαλούν την έννοια αυτή ως Edgeworth – βέλτιστο Pareto. Ωστόσο ο πιο κοινώς αποδεκτός όρος είναι βέλτιστο Pareto και ο επίσημος ορισμός παρατίθεται στη συνέχεια. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

### 2.2.1. ΒΕΛΤΙΣΤΟΤΗΤΑ PARETO

Μια λύση  $x \in \Omega$  ορίζεται ως βέλτιστο Pareto σχέση με το  $\Omega$ , μόνο και μόνο όταν δεν υπάρχει  $x' \in \Omega$  για το οποίο  $v = F(x') = (f_1(x'), \dots, f_k(x'))$  επικρατεί του  $u = F(x) = (f_1(x), \dots, f_k(x))$ .

Με άλλα λόγια, ο ορισμός αυτός λέει ότι το  $x'$  είναι βέλτιστο Pareto εάν δεν υπάρχει εφικτό διάνυσμα  $x$  το οποίο θα μείωνε κάποιο κριτήριο χωρίς να προκαλεί μια ταυτόχρονη αύξηση σε τουλάχιστον ένα άλλο κριτήριο (υποθέτοντας ελαχιστοποίηση). Ωστόσο στην πολύ-κριτήρια βελτιστοποίηση υπάρχουν και άλλοι ορισμοί που υιοθετούνται για την εύρεση λύσεων. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

### 2.2.2. ΚΥΡΙΑΡΧΙΑ PARETO

Ένα διάνυσμα  $u = (u_1, \dots, u_k)$  είναι κυρίαρχο ενός άλλου διανύσματος  $v = (v_1, \dots, v_k)$  με  $(u \leq v)$ , μόνο και μόνο όταν το  $u$  μερικώς λιγότερες του  $v$ , δηλαδή,  $\forall i \in \{1, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists j \in \{1, \dots, k\}: u_j < v_j$

### 2.2.3. ΒΕΛΤΙΣΤΟ ΣΥΝΟΛΟ PARETO

Για ένα πολύ-κριτηριακό πρόβλημα,  $F(x)$ , το βέλτιστο σύνολο Pareto,  $P'$ , ορίζεται ως :

$$P' := \{x \in \Omega \mid \neg \exists x' \in \Omega : F(x') \leq F(x)\}$$

Οι βέλτιστες λύσεις Pareto είναι οι λύσεις εντός της αναζήτησης γονότυπων (χώρος αποφάσεων) των οποίων οι αντίστοιχες συνιστώσες του αντικειμενικού διανύσματος του φαινοτύπου δεν μπορούν να βελτιωθούν όλες ταυτόχρονα. Αυτές οι λύσεις επίσης ονομάζονται μη κατώτερες, αποδεκτές ή αποτελεσματικές λύσεις, με το σύνολο των λύσεων να αντιπροσωπεύεται από το  $P'$ . Τα αντίστοιχα διανύσματά τους ονομάζονται μη επικρατέστερα- η επιλογή ενός διανύσματος (ή διανυσμάτων) από αυτό το σύνολο διανυσμάτων (το σύνολο μετώπου Pareto PF') υποδηλώνει ότι υποδεικνύει αποδεκτές βέλτιστες λύσεις Pareto, μεταβλητές απόφασης ή γονότυπους. Αυτές οι λύσεις μπορεί να μην έχουν καμία προφανή σχέση εκτός από τη συμμετοχή τους στο βέλτιστο σύνολο Pareto. Αποτελούν το σύνολο όλων των λύσεων των οποίων τα συσχετιζόμενα διανύσματα είναι μη κυριαρχούμενα- οι βέλτιστες λύσεις κατά Pareto ταξινομούνται ως με βάση τις εκτιμώμενες λειτουργικές τους τιμές. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

#### 2.2.4. ΜΕΤΩΠΟ PARETO ( PARETO FRONT)

Για ένα πολύ-κριτηριακό πρόβλημα ,  $F(x)$ , και ένα βέλτιστο σύνολο Pareto,  $P'$ , το μέτωπο Pareto  $PF'$  ορίζεται ως :

$$PF' := \{u = F(x) | x \in P'\}$$

Όταν απεικονίζονται στον αντικειμενικό χώρο, τα μη επικρατέστερα διανύσματα είναι ευρέως γνωστά ως μέτωπο Pareto. Και πάλι, το  $P'$  είναι ένα υποσύνολο κάποιου συνόλου λύσεων. Το αξιολογημένα αντικειμενικά διανύσματα σχηματίζουν το  $PF'$ , από τα οποία το καθένα είναι μη κυριαρχούμενο με σε σχέση με όλα τα αντικειμενικά διανύσματα που προκύπτουν από την αξιολόγηση κάθε πιθανής λύσης στο  $\Omega$ . Γενικά, δεν είναι εύκολο να βρεθεί μια αναλυτική έκφραση της γραμμής ή επιφάνειας που περιέχει αυτά τα σημεία και στις περισσότερες περιπτώσεις, αποδεικνύεται ότι είναι αδύνατο. Η συνήθης διαδικασία για τη δημιουργία του μετώπου Pareto είναι ο υπολογισμός πολλών σημείων στο  $\Omega$  και τα αντίστοιχα  $f(\Omega)$ . Όταν υπάρχει ένα επαρκές αριθμός αυτών, τότε είναι δυνατόν να προσδιοριστούν τα μη κυριαρχούμενα σημεία και να παραχθεί το μέτωπο Pareto. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Τα πολυκριτηριακά προβλήματα αποτελούνται από ένα σύνολο λύσεων στο μέτωπο Pareto, όπου κάθε λύση που σχετίζεται με ένα σημείο στο μέτωπο Pareto είναι ένα διάνυσμα του οποίου οι συνιστώσες αντιπροσωπεύουν συμβιβασμούς στο χώρο αποφάσεων ή στο χώρο λύσεων Pareto. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Το μέτωπο Pareto αντιπροσωπεύει λύσεις αποδεκτών αντικειμενικών αποδόσεων και όχι λύσεων που βελτιστοποιούν μόνο ένα στόχο. Είναι αναγκαίο ο προσδιορισμός λοιπών ενός βέλτιστου συνόλου Pareto για την επιλογή μιας συμβιβαστικής καλής λύσης που να ικανοποιεί τα κριτήρια όσο το δυνατόν καλύτερα. Βέβαια η ακρίβεια από την μεριά του υπεύθυνου λήψης αποφάσεων εξαρτάται από το πραγματικό βέλτιστο σύνολο Pareto και το σύνολο που παρουσιάζεται ως βέλτιστο σύνολο Pareto. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Αξίζει να σημειωθεί ότι όταν μοντελοποιείται ο πραγματικός και συνεχής κόσμος (π.χ. μέσω αντικειμενικών συναρτήσεων) σε έναν υπολογιστή (μια διακριτή μηχανή με πεπερασμένο μήκος λέξης), χάνεται η αξιοπιστία μεταξύ του (ενδεχομένως) συνεχούς μαθηματικού μοντέλου και της διακριτής του αναπαράστασης. Οποιαδήποτε τυποποιημένο συνεχές πολυκριτηριακό πρόβλημα που επιλύεται υπολογιστικά υφίσταται αυτή τη μοίρα, καθώς τα αποτελέσματα είναι σύνολα προσέγγισης. (Carlos A. Coello Coello, 2007)

### 2.3. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ MONTE CARLO

Η χρήση της μεθόδου Monte Carlo είναι γνώστη από την δεκαετία του 50 όταν έγινε η εμφάνιση των πρώτων υπολογιστών και αποτελεί πλέον μία από τις σημαντικότερες αριθμητικές τεχνικές που αναπτύχθηκε για την αξιολόγηση πολυδιάστατων ολοκληρωμάτων, ολοκληρωματικών εξισώσεων και πολύ-κριτηριακών προβλημάτων. Έχει ευρύ φάσμα εφαρμογών σε πολλούς τομείς της επιστήμης , της οικονομίας και της μηχανικής (Pang, 2006). Ωστόσο ενώ οι περισσότερες προσομοιώσεις Monte Carlo σήμερα

εφαρμόζονται μέσω υπολογιστή υπήρχαν από παλαιότερες εποχές πολλές εφαρμογές που χρησιμοποιούσαν τη μέθοδο MC όπως το στρίψιμο του κέρματος το τράβηγμα καρτών ή τη ρίψη βελόνας πολύ πριν χρησιμοποιηθεί η ονομασία MC (Anderson, 1999).

Χρησιμοποιήθηκε αρχικά από τους Enrico Fermi, ο Stanislaw Ulam και ο John von Neumann για επίλυση προβλημάτων που σχετίζονται με τη φυσική (Brandimarte, 2014). Ο Enrico Fermi την δεκαετία του 1930 ασχολήθηκε σε εργασία του για την εκτίμηση των ιδιοτήτων των νετρονίων, η οποία στην συνέχεια χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη της βόμβας υδρογόνου στα εργαστήρια του Los Alamos. Εκείνη την εποχή ήταν που επινοήθηκε και ο όρος Monte Carlo, που εμπνεύστηκε από τον ρόλο των τυχαίων μεταβλητών, από τον γνωστό οίκο τυχερών παιχνιδιών στο Μονακό. Ωστόσο η ιδέα μεταφέρθηκε σε άλλους τομείς όπως επιχειρησιακής έρευνας, μηχανικής κ.α. (Κούρτης, 2007) Ο όρος Μόντε Κάρλο συνδέεται τυπικά με τη διαδικασία της μοντελοποίησης και προσομοίωση συστήματος που επηρεάζεται από την τυχαιότητα: Δημιουργούνται διάφορα τυχαία σενάρια και συγκεντρώνονται σχετικά στατιστικά στοιχεία προκειμένου να αξιολογηθούν (Brandimarte, 2014) . Δεν υπάρχει ακριβής συνοπτικός ορισμός της 'μεθόδου Monte Carlo' και αυτό οφείλεται στη διαισθητική φύση του θέματος που βρίσκει ευρεία εφαρμογή σε πολλούς και διαφορετικούς τομείς . Σύμφωνα με τον Anderson ορισμό που χρησιμοποιεί για την μέθοδο Monte Carlo είναι ο έξης :

*"Monte Carlo είναι η τέχνη της προσέγγισης μιας προσδοκίας από το μέσο όρο ενός δείγματος μίας συνάρτησης προσομοιωμένων τυχαίων μεταβλητών". (Anderson, 1999)*

Πολλοί συγγραφείς χρησιμοποιούν τον όρο στοχαστική προσομοίωση, έτσι η μέθοδος Monte Carlo μπορεί να περιγραφεί ως στατιστική μέθοδος προσομοίωσης , όπου η στατιστική προσομοίωση ορίζεται ως η μέθοδος που χρησιμοποιεί τυχαίους αριθμούς για την εκτέλεση της προσομοίωσης. Διαφέρει από τις συμβατικές μεθόδους αριθμητικής διακριτοποίησης , οι οποίες συνήθως εφαρμόζονται σε διαφορικές εξισώσεις που περιγράφουν κάποιο υποκείμενο μαθηματικό ή φυσικό σύστημα. Στις εφαρμογές της MC η φυσική διαδικασία προσομοιώνεται άμεσα και δεν είναι απαραίτητο να γράψουμε τις διαφορικές εξισώσεις που περιγράφουν το σύστημα. Η μόνη απαίτηση είναι το φυσικό (ή μαθηματικό ) σύστημα να περιγράφεται από συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας , γνωστές και ως PDF. (Anderson, 1999) (Hjorth-Jensen, 2006)

Ουσιαστικά στην Monte Carlo γίνεται η δημιουργία αριθμητικών πειραμάτων με τη χρήση τυχαίων αριθμών σε μια ή περισσότερες μεταβλητές . Εφόσον οριστούν τα PDFs , ξεκινάει η προσομοίωση Monte Carlo με τυχαία δειγματοληψία από τα PDF, που επιβάλλει έναν γρήγορο και αποτελεσματικό τρόπο δημιουργίας τυχαίων αριθμών ομοιόμορφα κατανεμημένων , με διαφορετική κατανομή, στο διάστημα  $[0,1]$ , που είναι και το βασικό χαρακτηριστικό της. Εν συνέχεια εκτελούνται πολλές προσομοιώσεις (πολλαπλές "δοκιμές" ή "σενάρια") και τα αποτελέσματα αυτών των τυχαίων δειγματοληψιών ή δοκιμών πρέπει να συσσωρεύονται ή να καταγράφονται με κατάλληλο τρόπο για να παραχθεί το επιθυμητό αποτέλεσμα. Το επιθυμητό αποτέλεσμα λαμβάνεται ως μέσος όρος του αριθμού των παρατηρήσεων (που μπορεί να είναι μία παρατήρηση ή ίσως εκατομμύρια παρατηρήσεις). Σε πολλές πρακτικές εφαρμογές, μπορεί κανείς να προβλέψει το στατιστικό σφάλμα (η «διακύμανση») σε αυτό το μέσο αποτέλεσμα, και ως εκ τούτου μια εκτίμηση του αριθμού των Μόντε Κάρλο δοκιμών που απαιτούνται για την επίτευξη ενός δεδομένου σφάλματος. Αντιθέτως με μια συμβατική προσέγγιση αριθμητικής λύσης που θα ξεκινούσε με το μαθηματικό μοντέλο του φυσικού συστήματος , διακριτικοποιώντας τις διαφορικές εξισώσεις και στην συνέχεια θα επίλυε ένα σύνολο αλγεβρικών εξισώσεων για την άγνωστη

κατάσταση του συστήματος, η Monte Carlo προσομοιώνεται άμεσα, χωρίς να χρειάζεται να ορίσουμε τις διαφορικές εξισώσεις για να περιγράψουμε το φυσικό σύστημα, δημιουργώντας τυχαίες τιμές καθοδηγούμενες από τα PDFs, αντί να λύνει εξισώσεις για την παραγωγή τιμών. (Hjorth-Jensen, 2006)

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η γενική περιγραφή των μεθόδων Monte Carlo ενδέχεται να μην ισχύει απόλυτα για ορισμένες περιπτώσεις. Αν και συχνά θεωρούμε ότι οι μέθοδοι Monte Carlo χρησιμοποιούνται για την προσομοίωση τυχαίων ή στοχαστικών διαδικασιών, καθώς αυτές μπορούν να περιγράφονται με συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (PDF), αυτή η άποψη είναι περιοριστική. Πολλές φορές, οι εφαρμογές των μεθόδων Monte Carlo δεν περιλαμβάνουν εμφανές στοχαστικό περιεχόμενο, όπως η αξιολόγηση ολοκληρωμάτων ή η επίλυση συστημάτων γραμμικών εξισώσεων. Ωστόσο, ακόμα και σε αυτές τις περιπτώσεις, μπορούμε να διατυπώσουμε την επιθυμητή λύση ως συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (PDF). Αν και αυτή η μετατροπή μπορεί να φαίνεται τεχνητή, επιτρέπει στο σύστημα να αντιμετωπίζεται ως στοχαστική διαδικασία για σκοπούς προσομοίωσης. Με αυτόν τον τρόπο, η μέθοδος Monte Carlo μπορεί να εφαρμοστεί αποτελεσματικά για την προσομοίωση ποικίλων συστημάτων, ανεξαρτήτως της παρουσίας στοχαστικών στοιχείων. (Hjorth-Jensen, 2006)

## 2.4. ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ (PDF)

Οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (PDF) είναι θεμελιώδεις έννοιες της στατιστικής θεωρίας και της θεωρίας πιθανοτήτων, που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν την πιθανότητα μια συνεχής τυχαία μεταβλητή να λάβει μια συγκεκριμένη τιμή. Είναι απαραίτητες στη στατιστική ανάλυση για τη συσχέτιση άγνωστων παραμέτρων με τα υπάρχοντα δεδομένα και χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τεχνικές εκτίμησης όπως η κλασματικός λογισμός (Chu, 2020). Η εκτίμηση των PDF βασίζεται σε ακολουθίες ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών με ταυτόσημη κατανομή, με στόχο συνεπείς και ασύμπτωτες κανονικές εκτιμήσεις (Parzen, 1962). Ουσιαστικά είναι συνάρτηση της οποίας η τιμή σε οποιαδήποτε δεδομένο δείγμα στο χώρο (το σύνολο των πιθανών τιμών που λαμβάνονται από την τυχαία μεταβλητή) μπορεί ερμηνεύεται ως παροχή σχετικής πιθανότητας ότι η τιμή της τυχαίας μεταβλητής θα είναι κοντά σε αυτό το δείγμα. Με μια πιο ακριβή έννοια, το PDF χρησιμοποιείται για να καθορίσει την πιθανότητα η τυχαία μεταβλητή να εμπίπτει σε ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών, σε αντίθεση με τη λήψη οποιασδήποτε τιμής, δηλαδή το PDF δείχνει ότι κάποιες τιμές για μία μεταβλητή είναι πιο πιθανές από κάποιες άλλες. Αυτή η πιθανότητα δίνεται από το ολοκλήρωμα του PDF αυτής της μεταβλητής σε αυτό το εύρος—δηλαδή, δίνεται από την περιοχή κάτω από τη συνάρτηση πυκνότητας αλλά πάνω από τον οριζόντιο άξονα και μεταξύ της χαμηλότερης και της μεγαλύτερης τιμής του εύρους. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι παντού μη αρνητική και η περιοχή κάτω από ολόκληρη την καμπύλη είναι ίση με 1. Η πιθανότητα να έχουμε συγκεκριμένη τιμή για την μεταβλητή μας είναι μηδέν, διότι οι μεταβλητές που χρησιμοποιούμε είναι συνεχόμενες, οπότε μέσω του PDF βρίσκουμε την πιθανότητα να παίρνει τιμές αναμεσά σε δύο όρια κοντά στην τιμή που θέλουμε. (Αγγελής Βασίλης, 2011)

Στις μεθόδους της στατιστικής, η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood estimation, MLE) είναι μια μέθοδος για να δούμε την κατανομή πιθανότητας που καθιστά τα παρατηρούμενα δεδομένα πιο πιθανά, δηλαδή δίνει την τιμή της παραμέτρου η

οποία, μεταξύ όλων των δυνατών τιμών της παραμέτρου, είναι η πιο πιθανή με βάση το δείγμα. Αυτό επιτυγχάνεται με τη μεγιστοποίηση μιας συνάρτησης πιθανότητας, έτσι ώστε, σύμφωνα με το υποτιθέμενο στατιστικό μοντέλο, τα παρατηρούμενα δεδομένα να είναι πιο πιθανά. Το σημείο στο χώρο των παραμέτρων που μεγιστοποιεί τη συνάρτηση πιθανότητας ονομάζεται εκτίμηση μέγιστης πιθανότητας. (Myung, 2003) (Κουγιουμτζής, 2009)

## 2.5. ΕΥΡΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Οι ευρετικοί αλγόριθμοι είναι ένας τρόπος βελτίωσης του χρόνου για τον προσδιορισμό μιας ακριβούς ή προσεγγιστικής λύσης για NP-hard προβλήματα και μπορούν να βοηθήσουν αρκετά με την εξοικονόμηση χρόνου και χρημάτων που δαπανούνται για το σχεδιασμό αλγορίθμων ακρίβειας. Αυτοί αλγόριθμοι μπορεί να είναι δυνατόν να αναπτυχθούν για τα σύγχρονα περίπλοκα προβλήματα που σχετίζονται με την ανάλυση μεγάλου συνόλου δεδομένων, αλλά είναι πολύ πιθανών η χωρική και χρονική πολυπλοκότητα τους να μην είναι αποδεκτή. Με την παραδοχή ότι μία προσεγγιστική ή μερική λύση είναι αρκετή, τότε η χρήση ευρετικών αλγορίθμων, που μπορούν να μας προσφέρουν μια τέτοια λύση γρηγορότερα και χωρίς να καταλαμβάνουν μεγάλο χώρο, είναι καλύτερη για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων. Στόχος ενός ευρετικού αλγόριθμου είναι να βρει όσο το δυνατόν καλύτερη λύση για όλες τις περιπτώσεις του προβλήματος. (NEREDHAR MAAROJU, 2008)

Τους αλγόριθμους αυτούς τους ονομάζουμε ευρετικούς διότι βρίσκουν προσεγγιστικές λύσεις μεταξύ όλων των πιθανών λύσεων μέσω "δοκιμής και λάθους", γρήγορα και εύκολα, οι οποίες μπορεί να είναι βέλτιστες ή αρκετά κοντά στην βέλτιστη, χωρίς όμως να εγγυώνται ότι είναι η βέλτιστη. Υπάρχουν περιπτώσεις όπου ο αλγόριθμος βρίσκει πραγματικά την βέλτιστη λύση, ωστόσο όμως θα συνεχίσει να ονομάζεται ευρετικός μέχρι να αποδειχθεί αυτό για όλες τις περιπτώσεις προβλημάτων. Πολλές φορές για να συνεχίσουν να είναι γρήγοροι και εύκολοι στην εύρεση λύσεων αγνοούν ή καταστέλλουν κάποιες από τις απαιτήσεις του προβλήματος. Η στρατηγική αυτών των αλγορίθμων απέχει από την εξέταση όλων των πιθανών λύσεων και την εύρεση της τέλει λύσης για το πρόβλημα, αντ' αυτού αναζητούν μια αρκετά καλή λύση σε αποδεκτό χρονικό διάστημα. (NEREDHAR MAAROJU, 2008) (Yang, 2009)

Σε γενικές γραμμές, οι ευρετικές μέθοδοι είναι μέθοδοι τοπικής αναζήτησης επειδή οι αναζητήσεις τους επικεντρώνονται στις τοπικές παραλλαγές, και η βέλτιστη ή καλύτερη λύση μπορεί να εντοπιστεί εκτός αυτής της τοπικής περιοχής. Ωστόσο, μια υψηλής ποιότητας εφικτή λύση στην τοπική περιοχή ενδιαφέροντος είναι συνήθως αποδεκτή ως καλή λύση σε πολλά προβλήματα βελτιστοποίησης στην πράξη, εάν ο χρόνος είναι ο κύριος περιορισμός. Παραδείγματα αλγορίθμων που χρησιμοποιούν αυτές τις μεθόδους αποτελούν ο γενετικός αλγόριθμος (Genetic algorithm, GA), δειγματοληψία και ομαδοποίηση (sampling and clustering, SC), σύστημα μυρμηγκιών (Ant System, AS). (Colorni, 1996) (Yang, Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm, 2009)



## 2.6. ΜΕΤΑΕΥΡΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

Οι μεταευνρετικοί αλγόριθμοι είναι η εξέλιξη των ευρετικών αλγορίθμων και η εύρεση λύσης είναι με τεχνικές ανώτερου επιπέδου , εξακολουθώντας όμως να χρησιμοποιούν τεχνικές δοκιμής και λάθους . Θεωρούνται ως τεχνικές ή στρατηγικές υψηλότερου επιπέδου που συνδυάζουν τεχνικές και τακτικές χαμηλότερου επιπέδου με σκοπό την εξερεύνηση και εκμετάλλευση του τεράστιου χώρου λύσεων. Σήμερα με τον όρο αυτό αναφερόμαστε σε όλους τους σύγχρονους αλγορίθμους ανώτερου επιπέδου ,όπως είναι ο γενετικός αλγόριθμος (genetic algorithm, GA), της προσομοιωμένης απόπτησης (simulated annealing, SA) και της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (particle swarm optimization, PSO), που χρησιμοποιούνται στο μοντέλο μας και θα δούμε αναλυτικότερα παρακάτω .Αυτούς τους αλγορίθμους του αποτελούν δύο σημαντικές συνιστώσες: η εντατικοποίηση και η διαφοροποίηση. Η εντατικοποίηση επιτυγχάνεται εκμεταλλεύοντας τις προηγούμενες λύσεις ώστε να επιλεγούν οι δυνητικά καλύτερες μέσω ελιτισμού ή χρήση της μνήμης η και των δύο. Η διαφοροποίηση από την άλλη επιτυγχάνεται συνδέοντας μια τυχαία συνιστώσα με μια ντετερμινιστική συνιστώσα προκείμενου να εξερευνηθεί ο χώρος αναζήτησης αποτελεσματικά και αποδοτικά. Για να είναι επιτυχημένος ένας τέτοιος αλγόριθμος θα πρέπει να είναι σε θέση να διατηρεί μία ισορροπία μεταξύ αυτών των δύο ώστε να μη μπορεί να παγιδευτεί σε ένα τοπικό βέλτιστο αν είναι πολύ ισχυρή η εντατικοποίηση ή να συγκλίνει με πολύ αργό ρυθμό αν είναι πολύ ισχυρή η διαφοροποίηση. (Yang, 2009)

Άλλο ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των σύγχρονων αυτών αλγορίθμων είναι ότι κάποιοι είναι βασισμένη σε τροχιά και άλλοι σε πληθυσμό. Δύο παραδείγματα διαφορετικά αποτελούν ο αλγόριθμός προσομοιωμένης απόπτησης που είναι βασισμένος στην τροχιά, όπου κινεί το ενεργό σημείο για την εύρεση βέλτιστης λύσης, και ο γενετικού αλγόριθμος που είναι βασισμένος στον πληθυσμό , καθώς η αναζήτηση λύσης γίνεται με πολλά γονίδια και γενιές. (Yang, 2009)

### 2.6.1. ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

Οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν τεχνικές βελτιστοποίησης που προτάθηκαν από τον holland (1975).Αποτελούν ένα μοντέλο βασισμένο στη βιολογική διαδικασία της εξέλιξης και την θεωρία της φυσικής επιλογής του Κάρολου Δαρβίνου , αφού παρατηρήθηκε ότι ένας συνδυασμός σεξουαλικής αναπαραγωγής και φυσικής επιλογής επιτρέπει στην φύση να ανάπτυξη ζωντανά είδη που αποτελούνται από άτομα που είναι ιδιαίτερα προσαρμοσμένα στο περιβάλλον τους . Ο Χόλαντ ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε τη διασταύρωση, τη μετάλλαξη και την επιλογή στην μελέτη προσαρμοστικών και τεχνητών συστημάτων. Έτσι και οι γενετικοί αλγόριθμοι μιμούνται αυτή την διαδικασία στην οποία νέοι και καλύτεροι πληθυσμοί μεταξύ διαφορετικών ειδών αναπτύσσονται κατά την διάρκεια της εξέλιξης, οδηγώντας την αναζήτηση στη 'επιβίωση του ισχυρότερου' . Αυτοί οι γενετικοί τελεστές αποτελούν το βασικό μέρος του γενετικού αλγορίθμου ως στρατηγικής επίλυσης προβλημάτων. Έκτοτε, έχουν αναπτυχθεί πολλές παραλλαγές των γενετικών αλγορίθμων και έχουν εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα

προβλημάτων βελτιστοποίησης, από τον χρωματισμό γραφημάτων έως την αναγνώριση προτύπων, από διακριτά συστήματα (όπως το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή) έως συνεχή συστήματα (π.χ. ο αποδοτικός σχεδιασμός αεροτομής στην αεροδιαστημική μηχανική), και από τη χρηματοπιστωτική αγορά έως την πολύ-κριτηριακή βελτιστοποίηση στη μηχανική. (Balakrishnan, 2004) (Yang, Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms 2nd Edition, 2010) (Stelios Tsafarakis, 2009) (Jacob, 1996)

Τα δύο πιο αξιοσημείωτα πλεονεκτήματα μεταξύ των πολλών που διαθέτουν οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι η ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν πολύπλοκα προβλήματα και να αξιοποιούν την παράλληλη επεξεργασία. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ικανοί να αντιμετωπίσουν διάφορους τύπους βελτιστοποίησης είτε η αντικειμενική συνάρτηση (καταλληλότητα) είναι σταθερή ή μη σταθερή (μεταβάλλεται με το χρόνο), είτε γραμμική είτε μη γραμμική, συνεχής ή ασυνεχής, ή με τυχαίο θόρυβο. Καθώς οι πολλαπλοί απόγονοι σε έναν πληθυσμό δρουν σαν ανεξάρτητοι πράκτορες, ο πληθυσμός (ή οποιαδήποτε υποομάδα) μπορεί να εξερευνήσει το χώρο αναζήτησης προς πολλές κατευθύνσεις ταυτόχρονα. Αυτό το χαρακτηριστικό καθιστά ιδανική την παραλληλοποίηση των αλγορίθμων προς υλοποίηση. Διαφορετικές παράμετροι και ακόμη και διαφορετικές ομάδες κωδικοποιημένων συμβολοσειρών μπορούν να χειριστούν ταυτόχρονα. (Yang, Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms 2nd Edition, 2010)

Σύμφωνα με την επιστήμη της βιολογίας, οι γενετικοί αλγόριθμοι αντιπροσωπεύουν κάθε λύση ως ένα χρωμόσωμα που αποτελείται από γονίδια (μεταβλητές), τα οποία μπορούν να πάρουν διάφορες τιμές που ονομάζονται αλληλόμορφες. Η διαδικασία έχει ως εξής αρχικά ένα σύνολο χρωμοσωμάτων δημιουργείται, ένας πληθυσμός, ο οποίος είναι τυχαίος είτε αν υπάρχει γνώση για το πρόβλημα την χρησιμοποιούμε ώστε ο πληθυσμός να αποτελείται από πιθανά καλά χρωμοσώματα. Στην συνέχεια για να εκτιμήσουμε την καταλληλότητα του κάθε χρωμοσώματος το εφαρμόζουμε στην αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματός μας. Η επιλογή των χρωμοσωμάτων που θα αναπαραχθούν στην επόμενη γενιά γίνεται βάση του βαθμού καταλληλότητάς τους, όσο δηλαδή υψηλότερη είναι η καταλληλότητα τους τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα να αντιγραφεί στην επόμενη γενιά. Μέσω της αναπαραγωγής εξασφαλίζεται ότι τα χρωμοσώματα με τις καλύτερες επιδόσεις θα επιβιώσουν στις επόμενες γενιές, μια διαδικασία που ονομάζεται "επιβίωση του καταλληλότερου", έτσι ώστε οι υψηλές ποιοτικές λύσεις δεν θα χαθούν ή θα αλλοιωθούν. (Stelios Tsafarakis, 2009)

Εφόσον έχουν βρεθεί τα κατάλληλα χρωμοσώματα, ακολουθεί η διαδικασία αναπαραγωγής, κατά την οποία επιλέγονται δύο γονείς που θα παράγουν δύο απογόνους με πιθανότητα  $p_c$ , μέσω της εφαρμογής ενός τελεστή διασταύρωσης. Η λογική πίσω από τη διασταύρωση είναι ότι ένα χρωμόσωμα μπορεί να περιέχει κάποια "καλά" χαρακτηριστικά (γονίδια) που έχουν υψηλή αξία. Εάν δύο χρωμοσώματα (γονείς) αλλάξουν τα καλά χαρακτηριστικά τους, τότε υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να παράγουν χρωμοσώματα (απόγονοι) που θα συνδυάσουν τα καλά χαρακτηριστικά τους, δημιουργώντας έτσι λύσεις υψηλότερης απόδοσης. Μέσω της διασταύρωσης αναμένουμε ότι από γενιά σε γενιά θα παράγονται χρωμοσώματα υψηλότερης ποιότητας. Από αυτά τα νέα χρωμοσώματα, αυτά που θα μεταλλαχθούν επιλέγονται με πιθανότητα  $p_m$  και μεταλλάσσεται η τιμή τους σε μια νέα τυχαία παραγόμενη, που δεν είναι δυνατόν να παραχθούν από την διασταύρωση. Η διαδικασία της μετάλλαξης εξασφαλίζει την παραγωγή νέων λύσεων σε κάθε γενιά, επιτρέποντας να αναζητήσει λύσεις σε νέα μονοπάτια και κυρίως να μην εγκλωβιστεί σε

πιθανά τοπικά ελάχιστα. Αντίθετα με την αναπαραγωγή που μειώνει την ποικιλομορφία του πληθυσμού η μετάλλαξη βοηθάει να διατηρηθεί ένας ορισμένος βαθμός ετερογένειας των λύσεων , ο οποίος είναι απαραίτητος για την αποφυγή πρόωρης σύγκλισης της εξελεγκτικής διαδικασίας . Είναι σημαντικό να διατηρηθεί η μετάλλαξη σε χαμηλά επίπεδα για να μην επηρεάσει τη διαδικασία αναζήτησης και την οδηγήσει σε μία διαδικασία τυχαίας αναζήτησης (Steiner και Hruschka, 2003) . Η διαδικασία σταματάει όταν εκπληρωθεί το κριτήριο σύγκλισης και επιστρέφεται η μέχρι στιγμής καλύτερη λύση. (Stelios Tsafarakis, 2009)

## 2.6.2. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΜΕΝΗ ΑΝΟΠΤΗΣΗ

Προσομοιωμένη ανόπτηση είναι ένας δημοφιλής "αλγόριθμος έσχατης ανάγκης" για δύσκολα προβλήματα διακριτής βελτιστοποίησης, η οποία είναι μια τεχνική τυχαίας αναζήτησης βασισμένη στην τροχιά για βελτιστοποίηση συνόλου. Ορίζεται ως μια τεχνική εύρεσης μιας καλής λύσης σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης δοκιμάζοντας τυχαίες παραλλαγές της τρέχουσας λύσης. Από την πρώτη ανάπτυξη της προσομοιωμένης ανόπτησης από τους Kirkpatrick, Gelatt και Vecchi το 1983, η SA έχει εφαρμοστεί σχεδόν σε κάθε τομέα της βελτιστοποίησης. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος μιμείται την διαδικασία ανόπτησης στην επεξεργασία υλικών , όταν σε ένα στερεό αυξάνουμε την θερμοκρασία του σε ένα σημείο όπου τα άτομά του μπορούν να κινούνται ελεύθερα (τυχαία) (δηλαδή, ανυψώνεται σε υψηλά ενεργειακά επίπεδα) και στη συνέχεια ψύχεται και παγώνει σταδιακά , αναγκάζοντας τα άτομά να αναδιαταχθούν σε μία κατάσταση χαμηλότερης ενέργειας. Κατά την διαδικασία αυτή η ελεύθερη ενέργεια του στερεού έχει ελαχιστοποιηθεί και η κρυσταλλική του κατάσταση είναι η ελάχιστη ενέργεια συστήματος και μεγαλύτερο μέγεθος κρυστάλλου, ώστε να μειωθούν οι ατέλειες στις μεταλλικές δομές. Ένα σημαντικό στοιχείο του αλγορίθμου προσομοιωμένης ανόπτησης είναι το πρόγραμμα ανόπτησης, το οποίο καθορίζει την αρχική θερμοκρασία και τον τρόπο μείωσής της από υψηλές σε χαμηλές τιμές. Εάν το στερεό ψύχεται υπερβολικά γρήγορα, ή αν η αρχική θερμοκρασία του συστήματος είναι πολύ χαμηλή, δεν είναι σε θέση να γίνει κρύσταλλος και αντ' αυτού το στερεό φτάνει σε άμορφη κατάσταση με υψηλότερη ενέργεια. Τα τρία βασικά στοιχεία που αποτελούν το πρόγραμμα ανόπτησης είναι η αρχική τιμή που θα χρησιμοποιηθεί η θερμοκρασία , τα κριτήρια που θα χρησιμοποιηθούν για να αποφασιστεί πότε θα πρέπει να μειωθεί η θερμοκρασία και το ποσό που θα μειώνεται η θερμοκρασία κάθε φορά που αλλάζει. (Yang, Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms 2nd Edition, 2010) (Jacob, 1996) (NEREDHAR MAAROJU, 2008) (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Ο Nicholas C. Metropolis πρότεινε έναν αλγόριθμο για την προσομοίωση της εξέλιξης ενός στερεού σε ένα θερμικό λουτρό μέχρι να φτάσει στη θερμική του ισορροπία. Η μέθοδος Monte Carlo χρησιμοποιήθηκε για την προσομοίωση της διαδικασίας, η οποία ξεκίνησε από μια ορισμένη θερμοδυναμική κατάσταση του συστήματος, η οποία ορίζεται από μια ορισμένη ενέργεια και θερμοκρασία. Στη συνέχεια, η κατάσταση αυτή διαταράχθηκε ελαφρά. Εάν η μεταβολή της ενέργειας που παρήγαγε αυτή η διαταραχή ήταν αρνητική, η νέα διαμόρφωση γινόταν αποδεκτή. Εάν ήταν θετική, γινόταν αποδεκτή με πιθανότητα που δίνεται από  $e^{\frac{-\Delta E}{kT}}$ , όπου k είναι η λεγόμενη σταθερά Boltzmann, η οποία είναι μια σταθερά της φύσης που συνδέει τη θερμοκρασία με την ενέργεια . Η διαδικασία

αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να επιτευχθεί μια παγωμένη κατάσταση . (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Ο Kirkpatrick και ο Cerny επισήμαναν μετά από τριάντα χρόνια, ανεξάρτητα ο ένας με τον άλλο, την αναλογία μεταξύ της διαδικασίας ανόπτησης και της συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Αυτοί οι ερευνητές υπέδειξαν τις εξής σημαντικές αναλογίες :

- μία κατάσταση του συστήματος είναι ανάλογη με μια λύση του προβλήματος βελτιστοποίησης
- η ελεύθερη ενέργεια του συστήματος, που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί, αντιστοιχεί στο κόστος της αντικειμενικής συνάρτησης που πρέπει να βελτιστοποιηθεί
- η ελαφρά διαταραχή που επιβάλλεται στο σύστημα για την αλλαγή του σε μία άλλη κατάσταση αντιστοιχεί σε μετακίνηση σε γειτονική θέση , σεβόμενη την τοπική αναζήτηση
- το πρόγραμμα ψύξης αντιστοιχεί στον μηχανισμό ελέγχου που υιοθετείται από το σύστημα
- η παγωμένη κατάσταση του συστήματος αντιστοιχεί στην τελική λύση του παράγεται από τον αλγόριθμο αναζήτησης

Αυτές οι σημαντικές αναλογίες οδήγησαν στην ανάπτυξη ενός αλγορίθμου που ονομάζεται "Προσομοιωμένη ανόπτηση". (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Η βασική διαδικασία για την εφαρμογή αυτής της αναλογίας στη διαδικασία ανόπτησης είναι να δημιουργηθούν τυχαία σημεία στη γειτονιά του τρέχοντος καλύτερου σημείου και γίνεται αξιολόγηση του προβλήματος εκεί. Εάν η τιμή της συνάρτησης κόστους είναι μικρότερη από την τρέχουσα καλύτερη τιμή της, τότε το σημείο γίνεται αποδεκτό και η καλύτερη τιμή της συνάρτησης ενημερώνεται. Εάν η τιμή της συνάρτησης είναι μεγαλύτερη από την καλύτερη τιμή που είναι γνωστή μέχρι στιγμής, τότε το σημείο άλλοτε γίνεται αποδεκτό και άλλοτε απορρίπτεται. Η αποδοχή του σημείου βασίζεται στην τιμή της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας της κατανομής Boltzman-Gibbs. Εάν αυτή η συνάρτηση πυκνότητα πιθανότητας έχει τιμή μεγαλύτερη από έναν τυχαίο αριθμό, τότε το δοκιμαστικό σημείο γίνεται αποδεκτό ως το καλύτερο λύση, ακόμη και αν η τιμή της συνάρτησης είναι μεγαλύτερη από τη γνωστή καλύτερη τιμή. Κατά τον υπολογισμό της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας , χρησιμοποιείται η παράμετρος που ονομάζεται θερμοκρασία. Για το πρόβλημα βελτιστοποίησης, αυτή η θερμοκρασία μπορεί να αποτελέσει στόχο για τη βέλτιστη τιμή της συνάρτησης κόστους. Αρχικά, επιλέγεται μια μεγαλύτερη τιμή-στόχος. Καθώς προχωρούν οι δοκιμές, η τιμή-στόχος (δηλαδή, η θερμοκρασία) μειώνεται (αυτό ονομάζεται πρόγραμμα ψύξης) και η διαδικασία τερματίζεται μετά από μεγάλο αριθμό δοκιμών. Η πιθανότητα αποδοχής μειώνεται σταθερά προς το μηδέν καθώς η θερμοκρασία μειώνεται. Έτσι, στα αρχικά στάδια, η μέθοδος αποδέχεται μερικές φορές χειρότερα σχέδια, ενώ στα τελικά στάδια, τα χειρότερα σχέδια απορρίπτονται σχεδόν πάντα. Αυτή η στρατηγική αποφεύγει την παγίδευση σε ένα τοπικό ελάχιστο σημείο. (Agora, 2004)

Παρατηρούμε ότι η μέθοδος SA απαιτεί την αξιολόγηση μόνο των συναρτήσεων κόστους και περιορισμών. Δεν απαιτείται τη συνέχεια και τη διαφοροποιησιμότητα των συναρτήσεων. Συνεπώς, η μέθοδος μπορεί να είναι χρήσιμη για μη διαφορίσιμα προβλήματα και προβλήματα για τα οποία οι κλίσεις δεν μπορούν να υπολογιστούν ή είναι πολύ ακριβές για να υπολογιστούν. Είναι επίσης δυνατή η εφαρμογή του αλγορίθμου σε παράλληλες υπολογιστές για την επιτάχυνση των υπολογισμών. Οι ελλείψεις της μεθόδου

είναι ο άγνωστος ρυθμός για μείωση του επιπέδου-στόχου για το απόλυτο ελάχιστο και η αβεβαιότητα στον συνολικό αριθμό των δοκιμών και του σημείου στο οποίο πρέπει να μειωθεί το επίπεδο-στόχος. Σε αντίθεση όμως με τις μεθόδους που βασίζονται στην κλίση και άλλες ντετερμινιστικές μεθόδους αναζήτησης οι οποίες έχουν το μειονέκτημα ότι παγιδεύονται σε τοπικά ελάχιστα, το κύριο πλεονέκτημα της προσομοιωμένης ανόπτησης είναι η ικανότητά της να αποφεύγει να είναι παγιδευτεί σε τοπικά ελάχιστα. Στην πραγματικότητα, έχει αποδειχθεί ότι η προσομοιωμένη ανόπτηση θα συγκλίνει στην απόλυτη βελτιστοποίησή της εάν χρησιμοποιηθεί αρκετή τυχαιότητα σε συνδυασμό με πολύ αργή ψύξη. Ουσιαστικά, η προσομοιωμένη ανόπτηση είναι ένας αλγόριθμος αναζήτησης μέσω μιας αλυσίδας Markov, ο οποίος συγκλίνει κάτω από κατάλληλες συνθήκες. (Yang, Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms 2nd Edition, 2010) (Jacob, 1996) (Arora, 2004)

### 2.6.3. ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΜΗΝΟΥΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ

Καθώς ο γενετικός αλγόριθμος είναι μεταερευτικός με βάση τον πληθυσμό και η προσομοιωμένη ανόπτηση είναι βασισμένη σε τροχιά, εισάγουμε τώρα έναν άλλο μεταερευτικό αλγόριθμο βασισμένο σε πληθυσμό, που ονομάζεται βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (Yang, Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm, 2009). Η Swarm Intelligence παρουσιάστηκε το 1989. Πρόκειται για μια τεχνική τεχνητής νοημοσύνης που βασίζεται στη μελέτη της συλλογικής συμπεριφοράς σε αποκεντρωμένα, αυτοοργανωμένα συστήματα. Ένας από τους πιο επιτυχημένους τύπους αυτής της προσέγγισης είναι η βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (PSO) (NEREDHAR MAAROJU, 2008). Η PSO αναπτύχθηκε από τους Kennedy και Eberhart, εμπνευσμένος από τη συμπεριφορά του σμήνους των ψαριών και των πουλιών που εκπαιδεύονται στη φύση (Yang, Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm, 2009). Η ιδέα αυτής της προσέγγισης είναι η προσομοίωση των κινήσεων μιας ομάδας (ή ενός πληθυσμού) πουλιών που έχουν ως στόχο την εύρεση τροφής. Η προσέγγιση μπορεί να θεωρηθεί ως κατανεμημένος αλγόριθμος συμπεριφοράς που εκτελεί (στη γενικότερη εκδοχή του) πολυδιάστατη αναζήτηση. Σε αντίθεση με το σχήμα μονής τροχιάς που χρησιμοποιείται στην προσομοιωμένη ανόπτηση, αυτός ο αλγόριθμος αναζητά το χώρο λύσεων ρυθμίζοντας πολλαπλές τροχιές μεμονωμένων πρακτόρων (που ονομάζονται σωματίδια). Η κίνηση των σωματιδίων έχει δύο βασικές συνιστώσες: μια στοχαστική συνιστώσα και μια ντετερμινιστική συνιστώσα όσον αφορά τα διανύσματα ταχύτητας και θέσης (διανύσματα λύσης). (Carlos A. Coello Coello, 2007)

Το κύριο πλεονέκτημα των τεχνικών νοημοσύνης σμήνους είναι ότι είναι εντυπωσιακά ανθεκτικές στο πρόβλημα των τοπικών βέλτιστων. Το τυπικό σύστημα νοημοσύνης σμήνους έχει τις ιδιότητες ότι αποτελείται από πολλά άτομα. Τα άτομα είναι σχετικά ομοιογενή. Οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των ατόμων βασίζονται σε απλούς κανόνες συμπεριφοράς που εκμεταλλεύονται μόνο τοπικές πληροφορίες τις οποίες τα άτομα ανταλλάσσουν άμεσα ή μέσω του περιβάλλοντος. (NEREDHAR MAAROJU, 2008)

Η βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων ή PSO είναι ένας αλγόριθμος σφαιρικής βελτιστοποίησης για την αντιμετώπιση προβλημάτων στα οποία η καλύτερη λύση μπορεί να αναπαρασταθεί ως σημείο ή επιφάνεια σε έναν χώρο  $n$  διαστάσεων. Οι υποθέσεις σχεδιάζονται σε αυτόν τον χώρο και σπέρνονται με μια αρχική ταχύτητα, καθώς και με ένα κανάλι επικοινωνίας μεταξύ των σωματιδίων. Στη συνέχεια, τα σωματίδια κινούνται στον

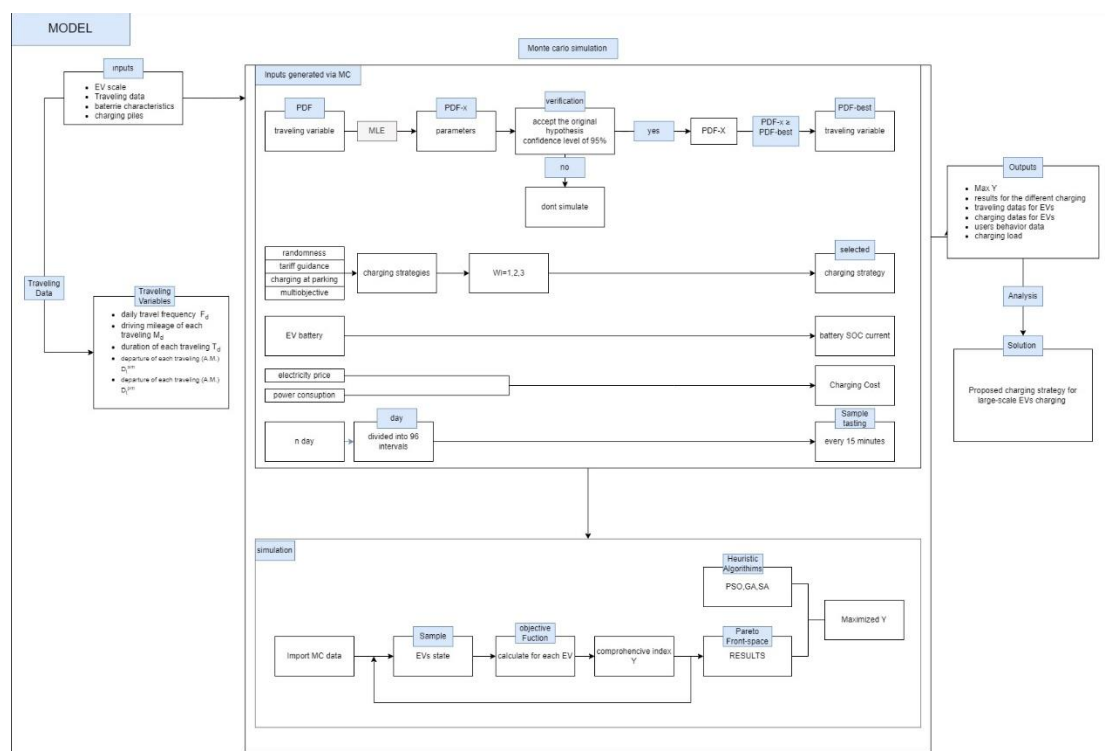
χώρο λύσεων και αξιολογούνται σύμφωνα με κάποιο κριτήριο καταλληλότητας μετά από κάθε χρονικό βήμα. Με την πάροδο του χρόνου, τα σωματίδια επιταχύνονται προς εκείνα τα σωματίδια εντός της ομάδας επικοινωνίας τους που έχουν καλύτερες τιμές καταλληλότητας. Το κύριο πλεονέκτημα μιας τέτοιας προσέγγισης σε σχέση με άλλες στρατηγικές παγκόσμιας ελαχιστοποίησης, όπως η προσομοιωμένη απόπτηση, είναι ότι ο μεγάλος αριθμός μελών που απαρτίζουν το σμήνος σωματιδίων καθιστά την τεχνική εντυπωσιακά ανθεκτική στο πρόβλημα των τοπικών ελαχίστων. (NEREDHAR MAAROJU, 2008)

Υπάρχει ένα κρυφό ή σιωπηρό χαρακτηριστικό στον αλγόριθμο PSO, δηλαδή η μετάδοση ικανότητα του τρέχοντος παγκόσμιου καλύτερου  $g^*$  σε άλλα σωματίδια. Αυτό μπορεί να θεωρηθεί είτε ως η χρήση της μνήμης ή κάποια στρατηγική υψηλότερου επιπέδου, ώστε να επιταχυνθεί η σύγκλιση και η εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης πιο αποτελεσματικά και αποδοτικά. Εάν η διαφοροποίηση είναι μεγάλη, θα εξερευνηθεί μεγαλύτερο μέρος του χώρου αναζήτησης. Ωστόσο, η σύγκλιση θα είναι πιο αργή. Από την άλλη πλευρά, η εντατικοποίηση υψηλού επιπέδου θα κάνει τον αλγόριθμο να συγκλίνει γρήγορα, αλλά όχι απαραίτητα στο σωστό σύνολο λύσεων. (Yang, Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm, 2009)

### 3. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

#### 3.1. ΜΟΝΤΕΛΟ

Στο μοντέλο που χρησιμοποιούμε αναλύεται η συμπεριφοράς φόρτισης των χρηστών ηλεκτρικών αυτοκινήτων σε ένα δίκτυο, με σκοπό να αναλύσουμε ποια είναι η βέλτιστη στρατηγική φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων ώστε να μην επιβαρύνεται το δίκτυο, να μειωθεί το κόστος για τους χρήστες των EVs και να διασφαλίζεται η επίτευξη του ταξιδιού, με αποτέλεσμα η χρήση ηλεκτρικών αυτοκινήτων σε μία πόλη να είναι βιώσιμη. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται είναι ένα στοχαστικό μοντέλο μη γραμμικού πραγματισμού διακριτής βελτιστοποίησης που έχει ως σκοπό να εξάγει τα αποτελέσματα για την βέλτιστή λύση τρόπου φόρτισης EVs σε μεγάλη κλίμακα σε ένα δίκτυο. Τα βασικά μέρη που το αποτελούν είναι η προσομοίωση Monte Carlo σε συνδυασμό με τις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (PDFs), ο συνολικός δείκτης αξιολόγησης  $Y$  και ο ευρετικός αλγόριθμός αναζήτησης, Προσομοιωμένης Ανόπτησης (SA), όπου χρησιμοποιείται για την βελτιστοποίηση παραμέτρων του συνολικού δείκτη  $Y$ .



Διάγραμμα 3.3.1.1 Ροή Μοντέλου

Στο παραπάνω διάγραμμα παρουσιάζεται η γενική εικόνα του μοντέλου που έχει δημιουργηθεί για την ανάλυση της κάθε στρατηγικής φόρτισης.

Για την ανάλυση των διαφορετικών συμπεριφορών φόρτισης έχει δημιουργηθεί ο συνολικός δείκτης αξιολόγησης  $Y$ , όπου σε αυτόν βασίζεται όλο το μοντέλο της πολυκριτηριακής ανάλυσης που παρουσιάζεται παρακάτω. Ο συνολικός δείκτης  $Y$  συνδυάζει τους τρεις βασικούς παράγοντες που απασχολούν τους χρήστες EVs και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας, όπου είναι η ο λόγος της μέσης τιμής προς την τιμή αιχμής του φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας, το ποσοστό εξοικονόμησης και η εξασφάλιση του ταξιδιού, ώστε να μπορέσουμε να συγκρίνουμε τα διαφορά σενάρια ταξιδιού και φόρτισης κάτω από διαφορετικές στρατηγικές και να καταλήξουμε στο βέλτιστο τρόπο φόρτισης. Αυτός ορίζεται ως :

$$\begin{cases} Y = \alpha \parallel APR \parallel + \beta \cdot \parallel R_{save} \parallel + \gamma \cdot \parallel R_{trip} \parallel, \\ 1.0 = \alpha + \beta + \gamma \end{cases} \quad (1)$$

$$\parallel x \parallel = \frac{(x - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad (2)$$

Όπου :

- $Y$  είναι ο συνολικός δείκτης
- $\alpha, \beta, \gamma$  είναι οι θετικοί συντελεστές βάρους ( $\leq 1,0$ )
- $\alpha + \beta + \gamma = 1.0$
- $APR$  είναι ο λόγος της μέσης τιμής προς την τιμή αιχμής του φορτίου
- $R_{save}$  είναι ο συντελεστής εξοικονόμησης
- $R_{trip}$  είναι ο συντελεστής εξασφάλισης του ταξιδιού
- $x$  αντιπροσωπεύει
- $\parallel \cdot \parallel$  χρησιμοποιείται για την κανονικοποίηση της τιμής του δείκτη με την εξίσωση (2) και  $X_{min}, X_{max}$  είναι τα όρια του  $X$ . Όπου  $x = APR, R_{save}, R_{trip}$ . Η κανονικοποίηση μπορεί να βελτιώσει την ευαισθησία του αλγορίθμου στην διακύμανση του δείκτη, ώστε να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση.

Η βασική ιδέα του μοντέλου είναι η επιλογή μιας στρατηγικής φόρτισης για προσομοίωση κάθε φόρα, με σκοπό να παραχθούν αποτελέσματα για τους βασικούς παράγοντες που μας ενδιαφέρουν. Ορίζονται αρχικά οι μεταβλητές εισόδου που αποτελούν το σύστημα. Από τα στατιστικά στοιχεία ταξιδιού, ορίζονται οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας, όπου μέσω αυτών η Monte Carlo προσομοιάζει το λειτουργικό σύστημα κίνησης και φόρτισης των EVs. Σε κάθε προσομοίωση υπολογίζεται ο συνολικός δείκτης  $Y$ , ο οποίος βελτιστοποιείται μέσω του ευρετικού αλγορίθμου προσομοιωμένης ανόπτησης (SA), ώστε μετά την ολοκλήρωση όλων των προσομοιώσεων να βοηθήσει να γίνει σύγκριση των στρατηγικών φόρτισης. Παρακάτω γίνεται η αναλυτική παρουσίαση των μερών του μοντέλου.

### 3.1.1. METABΛΗΤΕΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Από την ανάλυση της σχέσης των ταξιδιωτικών μοτίβων και των συμπεριφορών φόρτισης έχουν εξαχθεί οι βασικοί παράγοντες του προβλήματος και οι δείκτες



αξιολόγησης. Οι βασικοί παράγοντες είναι τα χαρακτηριστικά της μπαταρίας , οι σταθμοί φόρτισης (ισχύς φόρτιση, τιμές ηλεκτρικής ενέργειας) , η συμπεριφορά των χρηστών όσων αφορά την κίνηση και φόρτιση των EV και ο τρέχων αριθμός ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων. Οι μεταβλητές που περιγράφουν τους βασικούς παράγοντες του συστήματος λειτουργίας των EVs σε ένα τοπικό δίκτυο μιας πόλης, αποτελούν τις μεταβλητές εισόδου για το μοντέλο. Ενώ οι δείκτες αξιολόγησης είναι ο λόγος της μέσης τιμής προς την τιμή αιχμής της ζήτηση του φορτίου , η εξοικονόμηση από την φόρτιση σε περιόδους με χαμηλότερες τιμές στην ηλεκτρική ενέργεια , η εξασφάλιση του ταξιδιού και ο συνολικός δείκτης Υ. Οι δείκτες αξιολόγησης αποτελούν τις μεταβλητές εξόδου.

Οι μεταβλητές εισόδου κατηγοριοποιούνται σε γνωστές και άγνωστες. Γνωστές ορίζονται οι μεταβλητές που είναι σταθερές και τις γνωρίζουμε εκ των προτέρων, αυτές οι μεταβλητές είναι τα χαρακτηριστικά της μπαταρίας, οι σταθμοί φόρτισης, το κόστος φόρτισης και ο αριθμός των EVs, τα οποία παρουσιάζονται αναλυτικά στην 4<sup>η</sup> Ενότητα. Άγνωστες ορίζονται οι μεταβλητές που δεν έχουμε επαρκή δεδομένα σε μεγάλη κλίμακα , τέτοιες είναι οι μεταβλητές που αφορούν την συμπεριφορά του χρήστη σε ότι αφορά το ταξίδι και την φόρτιση των EVs . Πιο συγκεκριμένα είναι η ημερήσια συχνότητα ταξιδιού, η χιλιομετρική απόσταση του κάθε ταξιδιού, ο χρόνος του κάθε ταξιδιού και η ώρα αναχώρησης του κάθε ταξιδιού.

Στην προσομοίωση υπάρχουν και κάποιες μεταβλητές που τις ονομάζουμε μεταβλητές κατάστασης , για τις οποίες έχουμε δεδομένα αλλά ορίζονται μέσα από την προσομοίωση, αυτές είναι η τρέχων επίπεδο της μπαταρίας , το κόστος φόρτισης για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα μέσα στην μέρα , ο χρόνος φόρτισης , η χωρητικότητα φόρτισης, δηλαδή το ποσό της ενέργειας που χρειάζεται η μπαταρία για να είναι πλήρως φορτισμένη και η στρατηγική φόρτισης όπου θα επιλέγει ο χρήστης για να φορτίσει , οι οποίες είναι η τυχαία , η καθοδηγούμενη από τις τιμές και η φόρτιση κατά το παρκάρισμα. Παρακάτω παρουσιάζονται αναλυτικά.

### 3.1.2. ΟΡΙΣΜΟΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΤΙΣ ΑΓΝΩΣΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΤΑΞΙΔΙΟΥ.

Για να ορίσουμε τις τιμές των μεταβλητών ταξιδιού χρησιμοποιούμε δύο μεθόδους από την στατιστική, την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF) και την εκτίμηση της μέγιστης πιθανοφάνειας(MLE). Από την ανάλυση των στατιστικών δεδομένων του Πεκίνου (Yimin Zhou Z. L., 2018) έχουν οριστεί οι κατανομές πυκνότητας πιθανότητας, γνωστές και ως PDFs , μέσω των οποίων ορίζονται οι τυχαίες τιμές που δημιουργούνται για τις μεταβλητές του ταξιδιού, ώστε να προσομοιώσουν την καθημερινή κίνηση , τη φόρτιση και την περίοδο παρκάρησματος. Μέσω της μεθόδου μέγιστης πιθανοφάνειας (MLE) ορίζεται η κλίμακα και το σχήμα, για τις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας.

Η διαδικασία που ακολουθείται για την επιλογή PDF είναι η αρχικά η επιλογή PDF από μια λίστα κοινών χρησιμοποιούμενων συναρτήσεων πιθανότητας(πχ. κανονική κατανομή, γάμμα κατανομή), που ονομάζεται PDF-x. Οι παράμετροι εκτιμούνται μέσω MLE και ελέγχεται εάν οι παραγόμενες ομάδες δεδομένων αποδέχονται την αρχική υπόθεση σε επίπεδο εμπιστοσύνης 95%, μέσω στατιστικών μεθόδων , όπως Kolomongorov-Smirnov, T-test και άλλων. Με βάση τα αποτελέσματα, αξιολογείται το πόσο καλά προσαρμόζεται η

επιλεγμένη PDF στα δεδομένα και εφαρμόζεται ύστερα η καλύτερα προσαρμοσμένη PDF στο προσομοιωμένο σύστημα, εξασφαλίζοντας ότι οι τιμές που προκύπτουν ακολουθούν τα πραγματικά μοτίβα ταξιδιού, φόρτισης και στάθμευσης των οχημάτων.

Από την χρήση των PDFs της κάθε μεταβλητής και μιας γεννήτριας ψευδό-τυχαίων αριθμών παράγονται τιμές για τις μεταβλητές του ταξιδιού, βασισμένες στις πραγματικές τιμές των στατιστικών δεδομένων.

Σύμφωνα με στατιστικά δεδομένα κίνησης οι συναρτήσεις PDF για τις μεταβλητές ταξιδιού και φόρτισης διαμορφώνονται ως εξής :

1. Η συχνότητα ημερήσιου ταξιδιού,  $F_d$ , ακολουθεί Γ κατανομή,

$$f(x|a, b) = \frac{1}{b^a \Gamma(a)} x^{a-1} e^{-\frac{x}{b}} \quad (3)$$

$$\Gamma(a) = \int_0^{\infty} t^{a-1} e^{-t} dt$$

Όπου:

- x τυχαία μεταβλητή
- $F()$  το PDF της  $F_d$
- a είναι η παράμετρος σχήματος με  $a=3,71$  (MLE)
- b είναι η παράμετρος κλίμακας με  $b=0.64$  (MLE)

2. Η χιλιομετρική απόσταση του κάθε ταξιδιού,  $M_d$ , ακολουθεί Birnbaum-Saunders (BS) κατανομή,

$$f(x|\beta, \gamma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left\{ \exp \left[ -\frac{(\sqrt{x/\beta} - \sqrt{\beta/x})^2}{2\gamma^2} \right] \right\} \frac{(\sqrt{x/\beta} + \sqrt{\beta/x})}{2\gamma x} \quad (4)$$

Όπου:

- x τυχαία μεταβλητή
- $F()$  το PDF της BS (Birnbaum-Saunders) distribution
- $\beta$  είναι η παράμετρος κλίμακας με  $\beta=10,57$  (MLE)
- $\gamma$  είναι η παράμετρος σχήματος με  $\gamma=0,97$  (MLE)
- mean=15,52
- var=15,09

3. Ο χρόνος του κάθε ταξιδιού,  $T_d$ , ακολουθεί Γ κατανομή,

$$f(x|a, b) = \frac{1}{b^a \Gamma(a)} x^{a-1} e^{-\frac{x}{b}} \quad (5)$$

$$\Gamma(a) = \int_0^{\infty} t^{a-1} e^{-t} dt$$

Όπου:

- x τυχαία μεταβλητή
- $F()$  το PDF της  $T_d$
- a είναι η παράμετρος σχήματος με  $a=1,87$  (MLE)

- b είναι η παράμετρος κλίμακας με b=18,35 (MLE)
- mean=34,4
- var=25,12

4. (α) Ο χρόνος αναχώρησης κάθε ταξιδιού (AM),  $D_t^{am}$ , ακολουθεί κατανομή location-scale

$$f(x|\mu, \sigma, \nu) = \frac{\Gamma(\frac{\nu+1}{2})}{\sigma\sqrt{\nu\pi}\Gamma(\frac{\nu}{2})} \left[ \frac{\nu + ((x-\mu)/\sigma)^2}{\nu} \right]^{-((\nu+1)/2)} \quad (6)$$

Όπου:

- x τυχαία μεταβλητή
- F( ) το PDF της  $D_t^{am}$
- μ είναι η παράμετρος τοποθεσίας με μ=8,36 (MLE)
- σ είναι η παράμετρος κλίμακας με σ=1,08 (MLE)
- ν είναι η παράμετρος σχήματος με ν=2,16 (MLE)
- διακύμανση απόκλιση var=3,98

- (β) Ο χρόνος αναχώρησης κάθε ταξιδιού (PM),  $D_t^{pm}$ , ακολουθεί κατανομή location-scale

$$f(x|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{(26)^2}} \quad (7)$$

Όπου:

- μ=18,2 (MLE)
- τυπική διακύμανση/ απόκλιση σ=2,84 (MLE)

### 3.1.3. ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

Ως στρατηγικές φόρτισης χρησιμοποιούνται οι τρεις πιο συνήθεις, όπου είναι η τυχαία φόρτιση, η φόρτιση καθοδηγούμενη από τις χαμηλότερες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και η φόρτιση κατά το παρκάρισμα, οι οποίες ορίζονται ως  $W_i$  ( $i=1,2,3$ ) και περιγράφονται παρακάτω ως εξής:

- **Τυχαία**  
Όταν  $W_1 = 1.0$  και  $SOC_{curr} > SOC_{min}$ , η φόρτιση με  $\{P = R\} = 0.5$ , υποδηλώνει ότι η φόρτιση είναι μια τυχαία συμπεριφορά που συμφωνεί με την ομοιόμορφη κατανομή.
- **Καθοδηγούμενη από τις χαμηλότερες τιμές**  
Όταν  $W_2 = 1.0$  και  $SOC_{curr} > SOC_{min}$ , η φόρτιση με  $\left\{P = 1.5 - \frac{\bar{C}}{\bar{C}_{ToC}}\right\} = 0.5$ , υποδηλώνει ότι η φόρτιση ξεκινάει όταν η μέση τιμή φόρτισης εκείνη την περίοδο είναι μικρότερη της μέσης ημερήσιας τιμής φόρτισης. Δηλαδή  $\bar{C} <$

$\bar{C}_{TOC}$ , που ενθαρρύνει τους χρήστες να φορτίσουν την περίοδο παρκαρίσματος με την χαμηλότερη τιμή χρέωσης.

- **Φόρτιση κατά το παρκάρισμα**

Όταν  $W_3 = 1.0$  και  $SOC_{curr} > SOC_{min}$ , η φόρτιση με  $\left\{ P = 1.5 - \frac{T_{charge}}{T_{slack}} \right\} = 0.5$ , υποδηλώνει ότι η φόρτιση θα ξεκινήσει αμέσως μετά την άφιξη, εφόσον ο χρόνος παρκαρίσματος είναι μεγαλύτερος από τον προαπαιτούμενο χρόνο πλήρους φόρτισης. Δηλαδή  $T_{charge} < T_{slack}$ , δεδομένου ότι το  $T_{slack}$  μειώνεται με την πάροδο του χρόνου, η μέγιστη τιμή προτεραιότητας  $P$  μπορεί να επιτευχθεί τη στιγμή της άφιξης.

Στην παρακάτω εξίσωση περιγράφεται η ενοποιημένη φόρμουλα ποσοτικοποίησης των κινήτρων το χρηστών για φόρτιση, δηλαδή μέσω ποιανού κίνητρου θα αποφασίζουν αν θα φορτίσουν. Αλλάζοντας τους συντελεστές βάρους  $W_i$  ( $i=1,2,3$ ) προκύπτουν τα μοντέλα στρατηγικής φόρτισης ποσοτικά ως εξής :

$$\begin{cases} P = W_1 R + W_2 \left( 1.5 - \frac{\bar{C}}{\bar{C}_{TOC}} \right) + W_3 \left( 1.5 - \frac{T_{charge}}{T_{slack}} \right) + U(s) \\ 1.0 = \sum_{i=1}^3 W_i, \quad W_i \in [0.0, 1.0] \end{cases} \quad (8)$$

Όπου:

- $P$  είναι η προτεραιότητα φόρτισης που πρέπει να διευθετηθεί σε συγκεκριμένη χρονική περίοδο, όταν  $P > 0.5$  τότε το EV ξεκινάει να φορτίζει.
- $R$  είναι ο παράγοντας τυχαίας προτεραιότητας που ακολουθεί την ομοιόμορφη κατανομή, με  $R \in [0.1]$ , έτσι ώστε να προσομοιάσει την τυχαία συμπεριφορά φόρτισης.
- $T_{charge}$  προβλεπόμενο χρονικό διάστημα πλήρους φόρτισης
- $T_{slack}$  προβλεπόμενο διάστημα παρκαρίσματος
- $U(s)$  υποδηλώνει ότι εάν η τρέχων κατάσταση μπαταρίας είναι

$$U(s) \begin{cases} +\infty, SOC_{curr} \leq SOC_{min} \\ 0, otherwise \end{cases} \quad (9)$$

τότε πρέπει να φορτιστεί κατεπειγόντως.

- $\bar{C}$  μέσο κόστος φόρτισης σε ορισμένες περιόδους
- $C_{TOC}$  μέσο κόστος φόρτισης σε μία μέρα

$$C = \frac{\sum_{i=1}^T C_i}{T} \quad (10)$$

- $T$  είναι η διάρκεια συνεχούς φόρτισης
- $C_i$  είναι ο χρόνος χρήσης της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας τη χρονική στιγμή  $i^{th}$

Η παραπάνω εξίσωση μας καθορίζει εάν ένα EV θα φορτίσει ή όχι σε μία συγκεκριμένη περίοδο. Ανάλογα το ποιο από τα  $W_i$  θα κατέχει την μεγαλύτερη τιμή τότε αυτή θα είναι και η στρατηγική φόρτισης που θα κινεί τους χρήστες για να φορτίσουν στην κάθε περίοδο. Ο παράγοντας  $U(s)$  υπάρχει για να δηλώσει ότι ανεξάρτητα των κινήτρων των χρηστών, εάν η κατάσταση της μπαταρίας ( $SOC_{curr}$ ) είναι κατώτερη από το ελάχιστο όριο ( $SOC_{min} = 0.2$ ), τότε το EV θα φορτίζεται απευθείας. Έτσι η φόρτιση καθορίζεται σύμφωνα με το όφελος που κινεί το χρήστη να φορτίσει, δίνοντας σε αυτό μεγαλύτερη προτεραιότητα και φορτίζοντας ανάλογα.

### 3.1.4. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ MONTE CARLO

Η μέθοδος MC υιοθετείται για να προσομοιάσει το λειτουργικό σύστημα ταξιδιού και φόρτισης EV σε μεγάλη κλίμακα με σκοπό την πρόβλεψη του φορτίου που θα ζητείται από το δίκτυο για φόρτιση. Με βάση τα PDFs, η προσομοίωση MC χρησιμοποιείται για αριθμητικές προσομοιώσεις ώστε να λύσει το δείκτη απόδοσης εξόδου των διαφορετικών σεναρίων φόρτισης. Ποσοτικοποιούνται οι τιμές για τις απροσδιόριστες μεταβλητές  $W_i$  και δημιουργούνται καθοδηγούμενα ψευδό-τυχαίες τιμές βάση των PDFs που έχουν επιλεχθεί για τις μεταβλητές ταξιδιού. Εφαρμόζονται οι τιμές όλων των μεταβλητών στο σύστημα με τις διαφορικές εξισώσεις που περιγράφουν το σύστημα λειτουργίας, από όπου παράγονται με την σειρά τους τυχαίες καταστάσεις και οδηγούν την προσομοίωση, παράγοντας δεδομένα για την καθημερινή κίνηση, φόρτιση και περίοδο παρκαρίσματος σε μεγάλη κλίμακα. Από την προσομοίωση παράγονται αποτελέσματα και υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης ( $APR, R_{save}, R_{trip}$ ) και μέσω αυτών υπολογίζεται και ο συνολικός δείκτης  $Y$ .

Για να οριστούν οι στιγμές μέσα στην μέρα όπου η MC θα πραγματοποιεί τυχαία δειγματοληψία, έχει χωριστεί η μέρα σε 96 διαστήματα. Η χωρητικότητα φόρτισης της μπαταρίας κάθε EV ορίζει το τι αποτελέσματα θα παράγει η προσομοίωση την κάθε χρονική περίοδο, επομένως υπολογίζεται ομοιόμορφα ανά ημέρα χωρισμένη σε 96 διαστήματα. Η συνολική χωρητικότητα φόρτισης το  $i^{th}$  χρονικό διάστημα περιγράφεται ως:

$$H_i = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \left( \sum_{j=1}^N h_{ij}(d) \right) \quad (11)$$

Όπου:

- $h_{ij}$  αντιπροσωπεύει την χωρητικότητα φόρτισης του  $j^{th}$  EV το  $i^{th}$  χρονικό διάστημα  $d^{th}$  ημέρα.
- $D$  είναι το σύνολο μετρημένων ημερών
- $N$  είναι ο αριθμός των EVs που τροφοδοτούνται με ενέργεια από το δίκτυο στο  $i^{th}$  χρονικό διάστημα

Σύμφωνα με την συνθήκη ότι η μπαταρία πρέπει να είναι πλήρως φορτισμένη πριν την εκκίνηση του ταξιδιού, η εκκίνηση της φόρτισης της μπαταρίας οριοθετείτε ως εξής :

$$\Delta T_j = \frac{Qc_j}{W_c} = \frac{(1 - SOC_{ini,j}) \cdot Cap \cdot Vol}{W_c} \quad (12)$$

$$t_j \in (T_{0j}, T_{1j} - \Delta T_j)$$

Όπου:

- $W_c$  είναι η ισχύς ζήτησης από το δίκτυο , σταθερή ισχύς 15 kW
- $T_{0j}$  και  $T_{1j}$  είναι η αρχική και η τελική κατάσταση χαλάρωσής του κάθε EV αντίστοιχα
- $\Delta T_j$  είναι η μέγιστη διάρκεια συνεχούς φόρτισης
- $Qc_j$  είναι η χωρητικότητα φόρτισης
- $SOC_{ini,j}$  είναι η αρχική κατάσταση χωρητικότητας της  $j^{th}$  μπαταρίας που σχετίζεται με την οδική απόσταση ανά ταξίδι (διαδρομή)
- $t_j$  αντιπροσωπεύει την στιγμή εκκίνησης της φόρτισης υπό συνθήκες πλήρους φόρτισης
- $Cap$  χωρητικότητα μπαταρίας , 100 Ah
- $Vol$  είναι η τάση , είναι η τάση , 230 V

Η προϋπόθεση σύγκλισης που υιοθετείται από το μοντέλο δειγματοληψίας MC εκφράζεται ως :

$$\beta_i = \frac{\sqrt{V_i(\bar{y})}}{\bar{y}_i} = \frac{\sigma_i(\bar{y})}{\bar{y}_i} \quad (13)$$

Όπου:

- $\beta_i$  είναι ο συντελεστής διακύμανσης του δείκτη του συστήματος την  $i^{th}$  στιγμή  $\rightarrow \beta_i < 0,5\%$
- $V_i$  είναι η διακύμανση
- $\bar{y}_i$  είναι η προσδοκία
- $\sigma_i$  είναι η τυπική απόκλιση

Οι επαναλήψεις για την μέθοδο Monte Carlo πρέπει να είναι τουλάχιστον 100, και ο συντελεστής διακύμανσης  $\beta_i$  ορίζεται μικρότερος του 0,5%.

### 3.1.5. ΠΟΛΥ-ΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

Αναλύοντας τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων για τις τρεις στρατηγικές φόρτισης, στην έρευνα του Πεκίνου (Yimin Zhou Z. L., 2018), παρατηρήθηκε ότι βάση του συνολικού δείκτη, οι τρεις στατιστικές δεν μπορούν να κατέχουν ικανοποιητικές επιδόσεις υπό την εξέταση ενός μόνο παράγοντα. Η παραπάνω παρατήρηση οδήγησε στην πρόταση μιας συνδυασμένης πολύ-κριτηριακής στρατηγικής φόρτισης που έχει ως στόχο την ταυτόχρονη βελτιστοποίηση όλων των δεικτών αξιολόγησης. Δημιουργήθηκε ένα σύνολο στόχων, που ορίζεται ως  $F_{obj}$  και αποτελείται από τους τρεις βασικούς δείκτες αξιολόγησης και συνολικό δείκτη  $Y$ . Η πολύ-κριτηριακή στρατηγική φόρτισης ορίζεται ως :

$$Y = W_1 R + W_2 \left( 1.5 \frac{\bar{C}}{C_{TOC}} \right) + W_3 \left( 1.5 \frac{T_{charge}}{T_{slack}} \right) + U(s) + \delta$$

$$s. t \begin{cases} SOC_{min}, W_i, \delta \in [0,1], i = 1,2,3 \\ 1.0 = \sum_{i=1}^3 W_i \end{cases}$$

(14)

$$\max \{f_{obj}\{APR, R_{save}, R_{trip}, Y\}\}$$

Όπου :

- $W_i$  είναι οι συντελεστές των παραγόντων, ( $i=1,2,3$ , δηλαδή τυχαιότητα, καθοδήγηση τιμών και χρόνος στάθμευσης)
- $SOC_{min}$  το ελάχιστο επίπεδο της μπαταρίας , που επηρεάζει άμεσα τη ζήτηση ενέργειας και ταξιδιωτική απόσταση του επόμενου ταξιδιού.
- $R$  είναι ο τυχαίος παράγοντας προτεραιότητας η οποία ακολουθεί την ομοιόμορφη κατανομή  $R \in [0,1]$
- $Y$  ο συνολικός δείκτης // Η υψηλότερη τιμή του  $Y$  σημαίνει υψηλότερη απόδοση του συστήματος
- $\bar{C}$  μέσο κόστος φόρτισης σε ορισμένες περιόδους
- $C_{TOC}$  μέσο κόστος φόρτισης σε μία μέρα
- $T_{charge}$  το χρονικό διάστημα πλήρους φόρτισης
- $T_{slack}$  το διάστημα παρκαρίσματος
- $U(s)$  υποδηλώνει ότι εάν η τρέχων κατάσταση μπαταρίας είναι  

$$U(s) \begin{cases} +\infty, SOC_{curr} \leq SOC_{min} \\ 0, otherwise \end{cases}$$
τότε πρέπει να φορτιστεί κατεπειγόντως.
- $\delta$  προκατάληψη του μοντέλου, προστίθεται για να κάνει το κατώφλι απόφασης της φόρτισης πιο λογικό.

### 3.1.6. ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΤΟΥ ΣΥΝΟΛΙΚΟΥ ΔΕΙΚΤΗ ΚΑΤΩ ΑΠΟ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥ ΓΙΑ ΕΥΡΕΣΗ ΤΟΥ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ

Λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς που εκφράζονται στην συνάρτηση του συνολικού δείκτη παραπάνω , χρησιμοποιούνται ευρετικοί αλγόριθμοι , βασισμένοι στην επιλογή χαρακτηριστικών για την επίλυση του προβλήματος της συνεχούς βελτιστοποίησης , μετατρέποντάς την σε διακριτική βελτιστοποίηση. Αφού κωδικοποιηθούν οι εμπλεκόμενες μεταβλητές σε δυαδική μορφή , εφαρμόζεται η επιλογή χαρακτηριστικών για την βελτιστοποίηση του κώδικα χαρακτηριστικών κάθε ατόμου , με αποτέλεσμα την βελτίωση του συνδυασμού μεταβλητών κάτω από περιορισμούς. Οι τρεις ευρετικοί αλγόριθμοι που

χρησιμοποιούνται είναι ο γενετικός αλγόριθμος (GA) , η βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (PSO) και η προσομοιωμένη ανόπτηση (SA), για την αναζήτηση της βέλτιστης λύσης στο μη κυριαρχούμενο σύνολο λύσεων . Ουσιαστικά χρησιμοποιούνται για να προσαρμόσουν την διαμόρφωση των παραμέτρων των στρατηγικών φόρτισης ώστε να επιτευχθεί ο βέλτιστος συνολικός δείκτης  $Y$ . Οι τρεις αυτοί ευρετικοί αλγόριθμοι όσο προχωράει η προσομοίωση, σε κάθε επανάληψη του μοντέλου, προσαρμόζουν τα βάρη  $W_i$  που περιέχονται στον συνολικό δείκτη  $Y$  , με σκοπό την μεγιστοποίηση του, ώστε να επιτύχουμε υψηλότερη απόδοση του συστήματος.

Από την έρευνα του Πεκίνου (Yimin Zhou Z. L., 2018) , αποδείχθηκε ότι η προσομοιωμένη ανόπτηση επιτυγχάνει τον καλύτερο συνδυασμό μεταβλητών για την μεγιστοποίηση του συνολικού δείκτη  $Y$ , επομένως γίνεται χρήση αυτής για την βελτιστοποίηση στην παρούσα εργασία. Η προσομοιωμένη ανόπτηση αρχικοποιεί τις τιμές για τα βάρη, εκτελώντας την πρώτη προσομοίωση και εν συνεχεία προσαρμόζει τις τιμές για τα βάρη και κατά συνέπεια το ελάχιστο SOC (state-of-charge) σε κάθε επανάληψη , ώστε να επιτύχει την μεγιστοποίηση του συνολικού δείκτη  $Y$ . Σε κάθε επανάληψη δημιουργεί ένα συνδυασμό βαρών και ελάχιστου SOC από το χώρο λύσεων διαφορετικό από τον προηγούμενων, αν ο συνδυασμός μάς δίνει καλύτερη απόδοση συστήματος τότε θεωρείται ως βέλτιστη λύση και συνεχίζει στην επόμενη, αλλιώς απορρίπτεται από βέλτιστη λύση. Η τροποποίηση κατά την διάρκεια κάθε επανάληψης γίνεται τυχαία, με μικρή απόκλιση από τις προηγούμενες τιμές.

Ανάλογα με την στρατηγική φόρτισης που έχει επιλεγεί κάθε φορά να προσομοιωθεί μέσω της Monte Carlo, ο αλγόριθμος προσομοιωμένης ανόπτησης δίνει βάση ώστε να δίνει μεγαλύτερες τιμές στο αντίστοιχο βάρος και μικρότερες στα άλλα δύο , ενώ στην περίπτωση της πολυκριτηριακής στρατηγικής φόρτισης προσπαθεί να δίνει βέλτιστες τιμές και στα τρία βάρη ταυτόχρονα . Αυτό έχει άμεση σχέση με τον τύπο του κινήτρου φόρτισης των χρηστών μέσω του οποίου ορίζεται το αν θα φορτίσει ο χρήστης σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Για παράδειγμα κατά την προσομοίωση της στρατηγικής φόρτισης καθοδηγούμενης από τις τιμές ο αλγόριθμος προσομοιωμένης ανόπτησης θα δίνει μεγαλύτερες τιμές στο βάρος  $W_2$  και θα βελτιστοποιεί το συνδυασμό των βαρών, ώστε το κίνητρο του χρήστη για να φορτίζει να βασίζεται κυρίως στις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας. Έτσι στην εξίσωση του κινήτρου όπου αποφασίζεται το αν θα πραγματοποιηθεί φόρτιση σε μια συγκεκριμένη περίοδο , το  $W_2$  έχει μεγαλύτερη τιμή τότε βάση αυτού θα παίρνουμε τιμές μεγαλύτερες του 0,5 για την συνάρτηση , όπου ορίζει το αν θα ξεκινάει ένα EV την φόρτιση. Αντίστοιχη διαδικασία πραγματοποιείται και για τις υπόλοιπες στρατηγικές φόρτισης , δίνοντας βάση στα αντίστοιχα βάρη.

Έτσι μέσω αυτών επιτυγχάνεται η βελτιστοποίηση στην κάθε στρατηγική. Η προσομοίωση σταματάει είτε όταν φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα είτε όταν τελειώσουν οι επαναλήψεις και εξάγεται η βέλτιστη λύση.

Τα βήματα κωδικοποίησης περιγράφονται παρακάτω :

ΒΗΜΑ 1. Προ-επεξεργασία κάθε μεταβλητής εισόδου  $SOC_{min}$ ,  $W_i$ ,  $\delta$  σε δυαδικά κωδικοποιημένα δεδομένα των 8-bit.

ΒΗΜΑ 2. Αρχικοποιείται το σμήνος δεδομένων , το καθένα εκφράζεται με 8-bit x 5.



ΒΗΜΑ 3. Υιοθετείται ο αλγόριθμος της προσομοιωμένης ανόπτησης (SA), βελτιστοποιώντας τον κώδικα χαρακτηριστικών του κάθε ατόμου και κατεπέκταση του συνδυασμού των μεταβλητών.

ΒΗΜΑ 4. Εκτελείται η αντίστροφη διαδικασία του βήματος 1, διαμορφώνοντας τον δυαδικό κώδικα κάθε ατόμου σε καθορισμένη μορφή μεταβλητών και υπολογίζεται η ατομική καταλληλότητα. Ο ψευδοκώδικας 3 εμφανίζεται για να περιγράψει τον περιορισμό της εξίσωσης.

ΒΗΜΑ 5. Εφαρμόζεται η διαδικασία MC για την απόκτηση κατάστασης και ο συγκλίνον αρνητικός δείκτης ( $1-f_{obj}$ ) θεωρείται ως η ατομική κατάσταση. Οι σχετικές παράμετροι ρυθμίζονται έτσι ώστε να επιταχύνουν τον υπολογισμό και να εγγραφούν την σύγκλιση ως ημέρες=30, EVs=100 και διακύμανση= 0,005

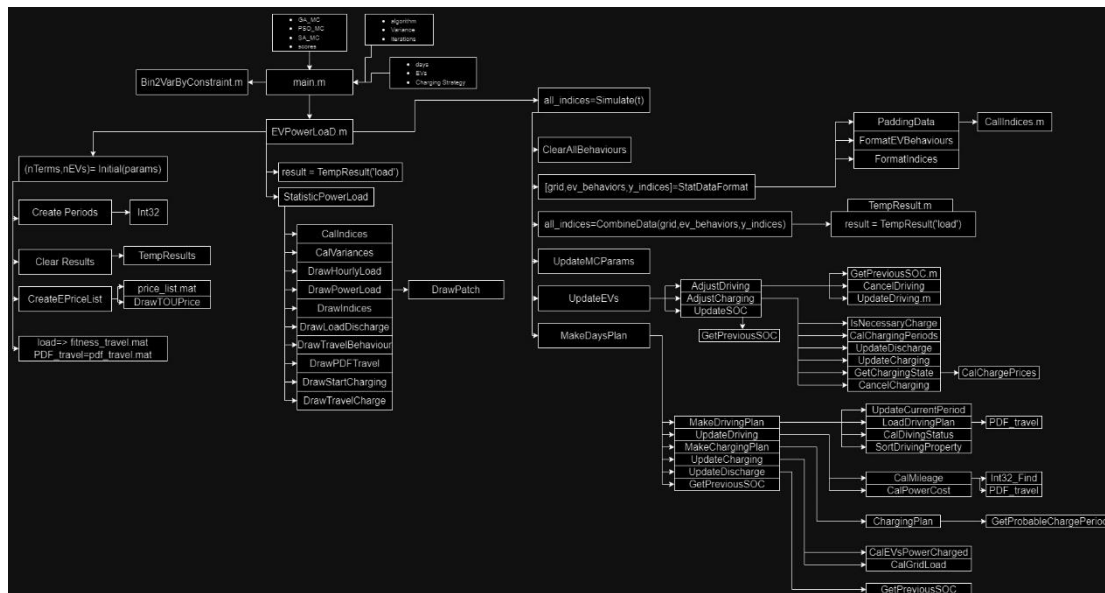
ΒΗΜΑ 6. Εάν πληρείται η συνθήκη βέλτιστης λειτουργίας ή εάν έχει επιτευχθεί ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, η διαδικασία διακόπτεται και λαμβάνεται η λύση του βέλτιστου συνδυασμού μεταβλητών, αλλιώς γυρνάει πίσω στο βήμα 3 και συνεχίζει τις επαναλήψεις.

Σε σχέση με άλλες μεθόδους, η μέθοδος αυτή επιτυγχάνει απλότητα και υψηλή απόδοση, μετατρέποντας το πρόβλημα συνεχούς συνδυασμού σε ένα βέλτιστο πρόβλημα δυαδικού χαρακτήρα. Έχει επίσης την δυνατότητα να αποφύγει την μη έγκυρη αναζήτηση λόγω μιας μεταβλητής εκτός ορίου σε κάθε επανάληψη.

```
1: for each variable  $i = 1, \dots, 5$  do
2:    $NVar(i) \leftarrow$  Convert binary with 8 bits,  $BVar(i)$ , to integer value
3:   Bound constraint:  $Var(i) \leftarrow NVar(i)/255$ 
4: end for
5:  $S_w \leftarrow Var(1) + Var(2) + Var(3)$ 
6: for each  $W(j)$  coefficient  $j = 1, 2, 3$  do
7:   Linear equality constraint:  $W(j) \leftarrow Var(j)/S_w$ 
8: end for
9:  $S_{min} \leftarrow Var(4)$ 
10:  $\delta \leftarrow Var(5)$ 
```

### 3.1.7. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Για την υλοποίηση του μοντέλου αυτού χρησιμοποιείται το μη γραμμικό μοντέλο των συμπεριφορών φόρτισης και του αλγόριθμου προσομοίωσης Monte Carlo που παρέχονται από την έρευνα του Πεκίνου (Yimin Zhou Z. L., 2018). Το μοντέλο του κώδικα είναι γραμμένο στο προγραμματιστικό περιβάλλον της MATLAB, η οποία χρησιμοποιείται για την υλοποίηση της ερευνάς αυτής και την εκτέλεση του μοντέλου. Οι κώδικες είναι διαθέσιμοι για το κοινό ως ανοιχτοί πηγαίοι κώδικες, για προβολή, χρήση και τροποποίηση από οποιονδήποτε ενδιαφερόμενο χωρίς περιορισμού ή περιορισμένη πρόσβαση. (Li, MATLAB Central File Exchange, 2024).



Διάγραμμα 3.1.2 Ροή του μοντέλου με κώδικες

Στο διάγραμμα 3.1.2 παρουσιάζονται οι κώδικες του μοντέλου και η ροή με την οποία καλούνται ώστε να πραγματοποιήσουν την προσομοίωση. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο βασικός κώδικας του μοντέλου είναι ο `main.m`, στον οποίο ορίζουμε όλες τις μεταβλητές για την υλοποίηση της προσομοίωσης και της βελτιστοποίησης που επιθυμούμε να εκτελέσουμε και μέσω αυτού καλούνται όλοι οι υπόλοιποι κώδικες του μοντέλου που αποτελούν την προσομοίωση της κίνησης και φόρτισης των EVs σε 100 ημέρες για 62500 αυτοκίνητα. Ο κώδικας `EVPowerLoad.m` είναι ο κώδικας που εκτελεί την προσομοίωση Monte Carlo και παράγει αποτελέσματα, ενώ ο `SA_MC.m` είναι υπεύθυνος για την βελτιστοποίηση. Βάση αυτών των τριών εκτελούνται οι προσομοιώσεις για τις στρατηγικές φόρτισης και παράγονται αποτελέσματα, για να μπορέσουμε να αξιολογήσουμε τις συμπεριφορές φόρτισης σε μεγάλη κλίμακα. Οι υπόλοιποι κώδικες δεν έχουν κεντρικό ρόλο ωστόσο αποτελούν απαραίτητα κομμάτια για την υλοποίηση του μοντέλου της προσομοίωσης.

Για την εκτέλεση των προσομοιώσεων στο μοντέλο κώδικα που παρέχεται από την έρευνα του Πεκίνου προσαρμόζονται οι κώδικες και τα δεδομένα με βάση την πόλη των Χανίων, δηλαδή το τοπικό της δίκτυο, τις τιμές του, τις συμπεριφορές των χρηστών της και τον αριθμό EV (παρουσιάζονται αναλυτικά στην ενότητα 4). Σημαντική προσαρμογή γίνεται στον κώδικα `main.m` όπου ορίζουμε την επιλογή αλγόριθμου βελτιστοποίησης, ο οποίος είναι ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης προσομοιωμένη ανόπτηση και πραγματοποιεί βελτιστοποίηση της προσαρμογή των παραμέτρων της για την επίτευξη της βελτιστοποίησης. Προσομοιάζοντας κάθε στρατηγική φόρτισης προσαρμόζεται ο κώδικας `main.m` αλλάζοντας την αντίστοιχη μεταβλητή που αφορά την στρατηγική φόρτισης, ώστε να γνωρίζει η προσομοιωμένη ανόπτηση ως προς ποια παράμετρο θα βελτιστοποιήσει σε κάθε προσομοίωση. Οι μεταβλητές που αφορούν τις ημέρες και τον αριθμό των EVs διατηρούνται σταθερές.

## 4. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Στην προκείμενη εργασία γίνεται εφαρμογή του μοντέλου στην περιοχή της Κρήτης και συγκεκριμένα στην πόλη Χανίων . Επομένως στην συγκεκριμένη ενότητα αναλύεται η περιοχή των Χανίων με σκοπό τη εύρεση δεδομένων που είναι απαραίτητα για την υλοποίηση του μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα αναλύεται η παραγωγή της ηλεκτρικής ενέργειας στην πόλη των Χανίων, οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας , τα ταξιδιωτικά δεδομένα των οδηγών της και ο αριθμός των ηλεκτρικών αυτοκινήτων. Παρακάτω παρουσιάζονται τα δεδομένα και η ανάλυση της εύρεσης αυτών.

### 4.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΡΗΤΗΣ

#### 4.1.1. ΔΙΚΤΥΟ ΚΡΗΤΗΣ

Η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας στη Κρήτη μέχρι το 2020 περίπου γινόταν κατά κύριο λόγο με πετρελαϊκά καύσιμα ενώ η συμμετοχή των ΑΠΕ (κυρίως της ηλιακής και της αιολικής ενέργειας) αντιστοιχούσε στο 20% περίπου της συνολικής παραγωγής. Το κόστος παραγωγής με πετρελαϊκά καύσιμα είναι υψηλό ενώ καθώς το ηλεκτρικό της δίκτυο ήταν αυτόνομο η ανάπτυξη των ΑΠΕ στο νησί περιοριζόταν για λόγους ευστάθειας του δικτύου.

Το δίκτυο της Κρήτης έως την χρονιά του 2016 αποτελούσε το μεγαλύτερο αυτόνομο νησιωτικό δίκτυο παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας της Ελλάδας. Ωστόσο λόγω της μεγάλης τουριστικής δραστηριότητας του, όπου τους μήνες του καλοκαιριού η ζήτηση του σε ηλεκτρική ενέργεια ήταν αρκετά αυξημένη δημιουργήθηκε ένα σχέδιο ενεργειακής ανάπτυξης του ηλεκτρικού συστήματός της Κρήτης. (Vourdoubas, 2020)

Πιο συγκεκριμένα το αυτόνομο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας της Κρήτης μέχρι το 2020 αποτελείται από τα παρακάτω (Γεώργιος, 2015) :

- Τρεις Ατμοηλεκτρικούς σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας
- Ένα σύνολο 27 συμβατικών μονάδων παραγωγής εγκατεστημένων σε διάφορες περιοχές του νησιού
- Ένα μικρό υδροηλεκτρικό σταθμό παραγωγής.
- 17 υποσταθμούς υψηλής τάσης
- Δίκτυο γραμμών υψηλής τάσης 150 kV και 66kV καθώς και μέσης τάσης 20kV.
- Κέντρο κατανομής φορτίου (Scada)
- Αιολικά και φωτοβολταϊκά πάρκα

Αυτό το ενεργειακό σχέδιο ήταν η ένωση του δικτύου του Νησιού με το δίκτυο της Ηπειρωτικής Ελλάδας με δύο διασυνδέσεις, μια κύρια διασύνδεση του νησιού με την Αττική και μία διασύνδεση εξοικονόμησης με την Πελοπόννησο με δυνατότητα μεταφορά ισχύος 350W και 150W αντίστοιχα . Η διασύνδεση με την Πελοπόννησο έχει ήδη ολοκληρωθεί και ενισχύει ηλεκτρικά το νησί , ενώ η δεύτερη υπολογίζεται να ολοκληρωθεί έως το τέλος του 2023. Με την εγκατάσταση των δυο αυτών διασυνδέσεων θα επιτραπεί η μεταφορά μεγάλων ποσοτήτων ηλεκτρικής ενέργειας μεταξύ της Κρήτης και της Ηπειρωτικής Ελλάδας

και θα δοθεί η δυνατότητα δημιουργίας περισσότερων σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας μέσω ΑΠΕ στην περιοχή της Κρήτης. Αυτό θα συμβάλει στη μεγάλη μείωση του κόστους της παραγόμενης ηλεκτρικής ενέργειας στο νησί καθώς αντί να παράγεται (ακριβή) ηλεκτρική ενέργεια από το πετρέλαιο στη Κρήτη (όπως γίνεται σήμερα) θα μεταφέρεται μέσω των ηλεκτρικών καλωδίων (φθηνή) ηλεκτρική ενέργεια από την Ηπειρωτική Ελλάδα. Σκοπός αυτού είναι η Κρήτη θα οδηγηθεί στην ελαχιστοποίηση , η ακόμα καλύτερα στο ιδανικό σενάριο της εξάλειψης, της χρήσης ορυκτών καυσίμων και θα παράγει ηλεκτρική ενέργεια μόνο μέσω ΑΠΕ την οποία θα μπορεί να προσφέρει και στην Ηπειρωτική Ελλάδα μέσω των διασυνδέσεων.

Πλέον το δίκτυο της Κρήτης είναι αρκετά ικανό να υποστηρίξει τις ενεργειακές ανάγκες του νησιού και έχει μονάδες ασφαλείας να καλύψουν τυχόν βλάβες. Στον πίνακα 4.1.1 αναφέρονται οι ενεργειακοί σταθμοί και η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας στην Κρήτη για το έτος 2018. Ενώ στον πίνακα 4.1.2 αναφέρονται οι διασυνδέσεις που θα λάβουν χώρα στην Κρήτη τα επόμενα χρόνια , οι οποίες θα ωφελήσουν ενεργειακά το νησί. (Vourdoubas, Islands with Zero Net Carbon Footprint due to Electricity Use. The Case of Crete, Greece, 2021)

Μονάδες παραγωγής	Εγκαταστημένη ισχύς (MW)	% της συνολικά εγκατεστημένης ισχύος	Καθαρή παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας (MWh)	% της συνολικής παραγωγής
Ατμοστρόβιλοι	204.3	18.22	998.724	32.83
Σταθμοί παραγωγής ντίζελ	167.4	14.93	777.641	25.56
Αεριοστρόβιλοι	452.9	40.40	621.317	20.41
Σύνολο πετρελαϊκών σταθμών	824.6	73.55	2.397.682	78.80
Υδροηλεκτρικοί σταθμοί	0.6	0.01	257	0.01
Αιολικά πάρκα	200.3	17.86	510.059	16.76
Φ/Β σταθμοί	95.5	8.51	134.808	4.43
Σύνολο σταθμών ΑΠΕ (χωρίς τους σταθμούς του βιοαερίου)	296.4	26.44	645.124	21.20
Γενικό σύνολο	1.121	100	3.042.805	100

Πίνακας 4.1.1 Ενεργειακοί σταθμοί και παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Κρήτη, (Βουρδουμπά, 2023)

Υποθαλάσσιος Αγωγός	Διασύνδεση	Εκτιμώμενο μήκος	Ισχύς	Αναμενόμενος χρόνος ολοκλήρωσης
---------------------	------------	------------------	-------	---------------------------------

1.	Διασύνδεση Κρήτης – Ηπειρωτικής Ελλάδας	Κίσσαμος-Πελοπόννησος	132 χλμ.	280 MW	Έχει ολοκληρωθεί
2.	Διασύνδεση Κρήτης – Ηπειρωτικής Ελλάδας	Ηράκλειο-Αττική	330 χλμ.	700 MW	2023
3.	Διασύνδεση Ασίας-Κρήτης (Ευρω-ασιατική διασύνδεση)	Ισραήλ-Κύπρος-Κρήτη-Ηπειρωτική Ελλάδα	1.200 χλμ.	1.000-2.000 MW	2025-2027
4.	Διασύνδεση Κρήτης-Αφρικής (project GAP)	Mersa Matruh της Αιγύπτου με τον Αθερινόλακκο Λασιθίου Κρήτης	400 χλμ.	2.000 MW	2028-2030
	Συνολική ισχύς υποθαλάσσιων αγωγών			3.980 -4.980 MW	

Πίνακας 4.1.2 Διασυνδέσεις του ηλεκτρικού δικτύου της Κρήτης, (Βουρδουμπά, 2023)

Οι δύο κύριες διασυνδέσεις που μας ενδιαφέρουν, είναι η διασύνδεση με την Πελοπόννησο και η διασύνδεση με την Αττική. Αυτή την στιγμή η διασύνδεση της Κρήτης με την Πελοπόννησο έχει ολοκληρωθεί και καλύπτει περίπου το 34% των αναγκών του νησιού σε ρεύμα από το ηπειρωτικό ηλεκτρικό δίκτυο. Η διασύνδεση με την αττική θα έχει ολοκληρωθεί έως το τέλος του 2024 , καλύπτοντας έτσι από τις αρχές του 2024 100% την ενεργειακή ζήτηση του νησιού. (Δεληγιάννης, 2021)

Για την υλοποίηση των προσομοιώσεων είναι απαραίτητα το ωριαίο φορτίο και η ωριαία τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας ώστε να τα χρησιμοποιήσει το πρόγραμμα για την παραγωγή αποτελεσμάτων για το κόστος φόρτισης των EVs των διαφόρων σεναρίων. Μέσω τις ηλεκτρονική ιστοσελίδα (ENTSO-E, 2023) έχει υπολογιστεί το μέσο ωριαίο φορτίο για την Ελλάδα και η μέση ωριαία τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας για το μήνα Ιανουάριο του 2023 και στους παρακάτω πίνακες παρουσιάζονται τα αποτελέσματα :

HOURLY LOAD GREECE			
MONTH:	JANUARY	YEAR:	2023
		MW	
1	0,0000	4283,741935	
2	0,0417	4195,903226	
3	0,0833	4068,032258	
4	0,1250	3995,387097	
5	0,1667	4109,774194	
6	0,2083	4492,096774	
7	0,2500	5059,322581	
8	0,2917	5467,032258	
9	0,3333	5851	

10	0,3750	6002,677419
11	0,4167	6048,387097
12	0,4583	6046,935484
13	0,5000	5973,16129
14	0,5417	5760,677419
15	0,5833	5759,451613
16	0,6250	5749,677419
17	0,6667	5978,354839
18	0,7083	6471,064516
19	0,7500	6553,193548
20	0,7917	6456,83871
21	0,8333	6086,903226
22	0,8750	5621,806452
23	0,9167	5200,16129
24	0,9583	4687,096774

Πίνακας 4.1.3 Ωριαίο φορτίο Ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα τον μήνα Φεβρουάριο 2023

ELECTRICITY PRICES			
HOURS			EUR/kWh
0:00	0:30	0,0000	0,168
0:30	1:00	0,0208	0,168
1:00	1:30	0,0417	0,164
1:30	2:00	0,0625	0,164
2:00	2:30	0,0833	0,142
2:30	3:00	0,1042	0,142
3:00	3:30	0,1250	0,13
3:30	4:00	0,1458	0,13
4:00	4:30	0,1667	0,148
4:30	5:00	0,1875	0,148
5:00	5:30	0,2083	0,18
5:30	6:00	0,2292	0,18
6:00	6:30	0,2500	0,225
6:30	7:00	0,2708	0,225
7:00	7:30	0,2917	0,236
7:30	8:00	0,3125	0,236
8:00	8:30	0,3333	0,209
8:30	9:00	0,3542	0,209
9:00	9:30	0,3750	0,184
9:30	10:00	0,3958	0,184
10:00	10:30	0,4167	0,167
10:30	11:00	0,4375	0,167
11:00	11:30	0,4583	0,156
11:30	12:00	0,4792	0,156
12:00	12:30	0,5000	0,153

12:30	13:00	0,5208	0,153
13:00	13:30	0,5417	0,151
13:30	14:00	0,5625	0,151
14:00	14:30	0,5833	0,171
14:30	15:00	0,6042	0,171
15:00	15:30	0,6250	0,214
15:30	16:00	0,6458	0,214
16:00	16:30	0,6667	0,243
16:30	17:00	0,6875	0,243
17:00	17:30	0,7083	0,259
17:30	18:00	0,7292	0,259
18:00	18:30	0,7500	0,244
18:30	19:00	0,7708	0,244
19:00	19:30	0,7917	0,249
19:30	20:00	0,8125	0,249
20:00	20:30	0,8333	0,235
20:30	21:00	0,8542	0,235
21:00	21:30	0,8750	0,2
21:30	22:00	0,8958	0,2
22:00	22:30	0,9167	0,193
22:30	23:00	0,9375	0,193
23:00	23:30	0,9583	0,177
23:30	0:00	0,9792	0,177

Πίνακας 4.1.4 Ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα για τον Ιανουάριο του 2023

Για το μέσο ωριαίο φορτίο για την πόλη των Χανίων έχουν χρησιμοποιηθεί δεδομένα από την ιστοσελίδα της ΑΔΜΗΕ που παρουσιάζονται στον πίνακα 4.1.5 . Από τα στοιχεία της ΕΛΣΤΑΤ (ELSTAT, 2023) είναι γνωστό ότι ο πληθυσμός της Κρήτης το 2021 ανέρχεται στους 636.766 κατοίκους , από τους οποίους οι 160.023 είναι κάτοικοι των Χανίων , επομένως η περιοχή των Χανίων αποτελεί το 25,13% του συνολικού πληθυσμού της Κρήτης. Από το παραπάνω γίνεται η υπόθεση ότι και το φορτίο των Χανίων θα αποτελεί το 25,13% του συνολικού Φορτίου της Κρήτης. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα :

HOURLY LOAD CRETE				
MONTH:	JANUARY	YEAR:	2023	CHANIA
		MW		MW
1	0,0000	214,516129		53,9079
2	0,0417	201,0967742		50,53562
3	0,0833	194		48,7522
4	0,1250	191,483871		48,1199
5	0,1667	197,6129032		49,66012
6	0,2083	222,6774194		55,95884
7	0,2500	257,1935484		64,63274

8	0,2917	294,0967742	73,90652
9	0,3333	323,3548387	81,25907
10	0,3750	332,7419355	83,61805
11	0,4167	339,9354839	85,42579
12	0,4583	341,9354839	85,92839
13	0,5000	336,483871	84,5584
14	0,5417	325,7741935	81,86705
15	0,5833	318,7419355	80,09985
16	0,6250	324,2903226	81,49416
17	0,6667	355,2258065	89,26825
18	0,7083	387,1290323	97,28553
19	0,7500	388,8387097	97,71517
20	0,7917	378	94,9914
21	0,8333	350,3225806	88,03606
22	0,8750	314,0645161	78,92441
23	0,9167	281,4516129	70,72879
24	0,9583	246,4516129	61,93329

Πίνακας 4.1.5 Ωριαίο φορτίο ηλεκτρικής ενέργειας της Κρήτης τον Ιανουάριο του 2023

Από τα παραπάνω έχουμε ότι μας είναι αναγκαίο για την διεξαγωγή της προσομοίωσης μέσω του προγράμματος όσων αφορά το φορτίο της ηλεκτρικής ενέργεια και την τιμή ανά kWh .

## 4.2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΑΥΤΟΚΙΝΗΤΩΝ ΚΑΙ ΤΑΞΙΔΙΩΝ

### 4.2.1. ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ EVs

Τα χαρακτηριστικά των EVs είναι απαραίτητα για το πρόγραμμα ώστε να μπορεί να εκτελέσει τα διάφορα σενάρια κίνησης και φόρτισης. Υπάρχουν διαφόρων ειδών μπαταρίες ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην αγορά και ανάλογα με τον τύπο του αυτοκινήτου και της δυνατότητες που θέλουν να προσφέρει χρησιμοποιούν τον ανάλογο τύπο μπαταρίας . Στην προκείμενη εργασία επειδή θα χρησιμοποιούνται δεδομένα από την έρευνα στην Beijing (Ouyang, 2014) στην Κίνα , όπου μελετώνται μικρού τύπου EVs, όπως το Nissan Leaf 2013 BEV (Database, 2023) . Παρακάτω παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά της μπαταρίας που μας ενδιαφέρουν :

- Cap: χωρητικότητα μπαταρίας, 100 Ah
- Vol: Τάση (Voltage), 230V
- $E_c$  : αποδοτικότητα φόρτισης (charging efficiency), 0.9
- $T_{fc}$ : διάρκεια πλήρους φόρτισης, 5h
- $W_d$ : κατανάλωση ενέργειας, 0,175 kW/h/ km
- SOC: επίπεδο μπαταρία= υπολειπόμενη χωρητικότητα/ ονομαστική χωρητικότητα

### 4.2.2. ΣΤΑΘΜΟΙ ΦΟΡΤΙΣΗΣ



Βάση των μοντέλων φορτιστών που κυκλοφορούν στην αγορά και σύμφωνα με το πρότυπο J1772 της κοινότητας των μηχανικών αυτοκινήτων, ισχύς φόρτισης χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες , όπου το πρώτο επίπεδο είναι 1,5-3 kW, το δεύτερο είναι 10-20 kW κατάλληλο για οικιακή χρήση και το τρίτο επίπεδο 40 kW που αποτελεί την γρήγορη φόρτιση και μπορεί να ολοκληρωθεί σε μία ώρα. Στην προκειμένη έρευνα γίνεται χρήση φορτιστών δευτέρου επιπέδου , πιο συγκεκριμένα :

- $W_c$ : ζήτηση ισχύος από το δίκτυο, σταθερή ισχύς, 15 kW.

#### 4.2.3. ΤΑΞΙΔΙΩΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

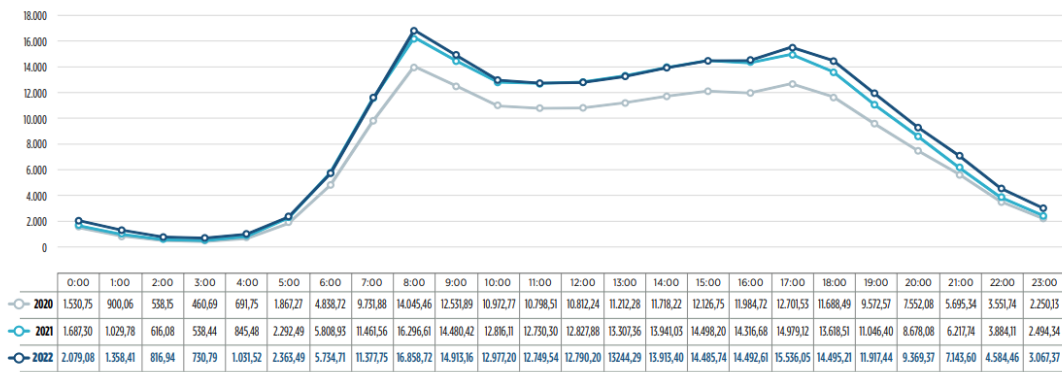
Τα ταξιδιωτικά δεδομένα στην προκειμένη περίπτωση είναι τα δεδομένα κίνησης και συμπεριφοράς των χρηστών των αυτοκινήτων, δηλαδή πόσα χιλιόμετρα διανύουν σε κάθε διαδρομή , πόσα λεπτά είναι η κάθε διαδρομή , ποιο είναι ο μέσος αριθμός διαδρομών μέσα στην μέρα και το ποσοστό της ώρας αναχώρησης του κάθε αυτοκινήτου μέσα στην μέρα. Αυτά είναι τα ταξιδιωτικά δεδομένα που χρειάζεται το μοντέλο για να είναι σε θέση να δημιουργήσει τα ταξιδιωτικά μοτίβα για να τρέξει η προσομοίωση .

Στην Ελληνική αγορά τα σύγχρονα μοντέλα ηλεκτρικών αυτοκινήτων άρχισαν να διατίθενται το 2014 και η γκάμα τους εμπλουτίζεται συνεχώς, καθώς όλο και περισσότερες αυτοκινητοβιομηχανίες δίνουν μεγάλη έμφαση στην παραγωγή ηλεκτρικών οχημάτων. Οι πιο διαδεδομένες κατηγορίες ηλεκτρικών αυτοκινήτων είναι τα επαναφορτιζόμενα ηλεκτρικά αυτοκίνητα με μπαταρίες και τα υβριδικά επαναφορτιζόμενα, που διαθέτουν τόσο μπαταρίες όσο και κινητήρα εσωτερικής καύσης. Το 2019 ο στόλος των ηλεκτρικών αυτοκινήτων ανερχόταν στα 404 με μόνο 58 σημεία φόρτισης , πλέον το 2023 ο στόλος των ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων ανέρχεται στα 8.790 με περίπου 1200 σημεία φόρτισης. Από τα παραπάνω παρατηρείτε ο τι η Ελλάδα μεταβαίνει στην ηλεκτροκίνηση με γοργούς ρυθμούς και είναι φυσικό να μην υπάρχουν στατιστικά δεδομένα κίνησης για τα ηλεκτροκίνητα αυτοκίνητα παρά μόνο δεδομένα για τον αριθμό των EVs από τις εκάστοτε πωλήσεις και ταξινομήσεις στο υπουργείο. (Ανδρός, 2022)

Υπάρχουν ωστόσο δεδομένα κίνησης των συμβατικών αυτοκινήτων που μπορούν να παρέχουν πληροφορίες και δεδομένα για την κίνηση των αυτοκινήτων και την συμπεριφορά των χρηστών των αυτοκινήτων σε καθημερινή βάση. Επομένως μέσω αυτών των δεδομένων θα γίνει μια υπόθεση για την συμπεριφορά κίνησης των χρηστών , όπου θα χρησιμοποιηθεί και στο μοντέλο.

Από τον ετήσιο εταιρικό απολογισμό της Αττικής Οδού για το έτος 2022 και τα στοιχεία κυκλοφορίας που έχει συλλέξει , λαμβάνονται δεδομένα για την κυκλοφορία των αυτοκινήτων στην Ελλάδα , τις ώρες αιχμής και την κίνηση. Συγκεκριμένα στο διάγραμμα της Κατανομής Της Ημερήσιας Κυκλοφορίας παρατηρείται ποιες ώρες της ημέρας και πόσα αμάξια εισέρχονται στην αττική οδό. (Αττική Οδός Α.Ε, 2022)

### ΚΑΤΑΝΟΜΗ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΗΜΕΡΗΣΙΑΣ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ (ΕΙΣΟΔΟΙ ΟΧΗΜΑΤΩΝ) ΑΝΑ ΩΡΑ (2020-2022)



Εικόνα 4.2.1 Κατανομή της ωριαίας μέσης κυκλοφορίας (2020-2022), (Αττική Οδός Α.Ε, 2022)

Υποθέτοντας ότι λίγο μετά την εκκίνηση του ταξιδιού ο χρήστης εισέρχεται στην αττική οδό για την επίτευξη του ταξιδιού του , εξάγονται τα δεδομένα του ποσοστού των αυτοκινήτων που αναχωρούν μία συγκεκριμένη ώρα. Επομένως παρακάτω παρουσιάζονται τα δεδομένα της αναχώρησης ,για τις προ μεσημβρίας και μετά μεσημβρίας ώρες, των χρηστών των ηλεκτρικών αυτοκινήτων.

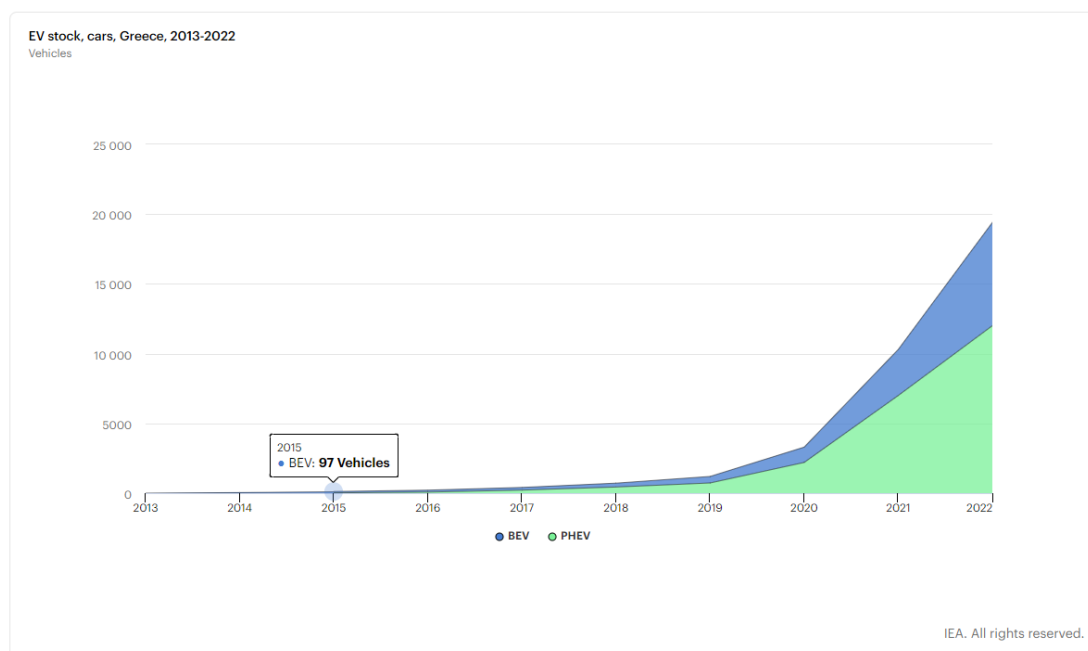
departure am			departure pm	
%	hour		%	hour
0,006230	1		0,060745	13
0,003747	2		0,063814	14
0,003352	3		0,066439	15
0,004731	4		0,066470	16
0,010840	5		0,071256	17
0,026302	6		0,066482	18
0,052184	7		0,054659	19
0,077323	8		0,042973	20
0,068399	9		0,032764	21
0,059520	10		0,021027	22
0,058476	11		0,014069	23
0,058662	12		0,009536	24

Πίνακας 4.2.1 Ποσοστό αναχωρήσεων ανά ώρα

Στο άρθρο (Vagropoulos, 2016) , που διερευνά το αντίκτυπο της ενσωμάτωσης των plug-in ηλεκτρικών οχημάτων στον προγραμματισμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας και το ενεργειακό κόστος, χρησιμοποιείται μια ενδιαφέρουσα μεθοδολογία εύρεσης του αριθμού των ηλεκτρικών οχημάτων στην Κρήτη. Η μεθοδολογία αναφέρει ότι ο αριθμός των EVs των Χανίων ( $N_{EV(s)}^{Chania}$ ) ισούται με το γινόμενο της συνολικής τιμής των ηλεκτρικών αυτοκινήτων της Ελλάδας ( $N_{EV(s)}^{National}$ ) με το ποσοστό του στόλου των αυτοκινήτων της Κρήτης στον εθνικό στόλο αυτοκινήτων ( $S_{\%}$ ). Δηλαδή :

$$N_{EV(s)}^{Chania} = N_{EV(s)}^{National} \cdot S_{\%}$$

Σύμφωνα με την ΕΛΕΣΤΑΤ ο αριθμός των αυτοκινήτων στην Ελλάδα για το έτος 2022 ανέρχεται στα 5.726.012 επιβατηγά αυτοκίνητα , από τα οποία τα 65.486 βρίσκονται στο νομό Χανίων. Επομένως 1,14% του συνολικού στόλου αυτοκινήτων στην Ελλάδα βρίσκεται στον νομό Χανίων. (ΕΛΣΤΑΤ, 2022)



Εικόνα 4.2.2 Στόλος ηλεκτρικών αυτοκινήτων ανά χρονιά

Ο Διεθνής Οργανισμός Ενέργειας στα στατιστικά του δεδομένα αναφέρει ότι ο στόλος των ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην Ελλάδα μέχρι την χρονιά του 2022 ανέρχεται στα 18.000 αυτοκίνητα (IEA, 2023). Επομένως σύμφωνα με την παραπάνω μεθοδολογία ο αριθμός των ηλεκτρικών αυτοκινήτων στα Χανιά είναι :

$$N_{EV(s)}^{Chania} = N_{EV(s)}^{National} \cdot S_{\%} = 18000 \cdot 0,0114 = 205,2$$

Επομένως ο αριθμός στην πόλη των Χανίων ανέρχεται στα 205 ηλεκτρονικά αυτοκίνητα. Η ευρωπαϊκή ένωση στο Project Merge (Ben Hassett, 2011) όπου γίνεται η εκτίμηση για τα αναμενόμενα ποσοστά της διείσδυσης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων σε διάφορες χώρες της Ευρώπης μεταξύ αυτών και για την Ελλάδα έως και το 2030. Λαμβάνοντας υπόψη το πρώτο σενάριο που είναι μία λογική εκτίμηση να συμβεί στη πραγματικότητα, αφού όπως επιβεβαιώνεται οι υποθέσεις τους για το 2020 ήταν στις 34,361 επιβατικά EVs και όπως είναι γνωστό από τα δεδομένα (IEA, 2023) την χρονία εκείνη ο αριθμός των EVs ήταν 4000 και στα επόμενα δυο χρόνια άγγιξε τα 18000, όπου είναι η πιο κοντινή υπόθεση σε σχέση με την πραγματικότητα. Λαμβάνοντας υπόψιν την υπόθεση αυτή ο αριθμός των ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων στην Ελλάδα θα αγγίξει τα 287,432 επιβατικά EVs για την χρονιά του 2030. Προσαρμόζοντας αυτόν τον αριθμό στην πραγματικότητα , τα επιβατικά EVs θα είναι 150.571 .

Επειδή όμως το αντικείμενο της έρευνας αφορά την καθολική χρήση των αμιγώς ηλεκτρικών αυτοκινήτων στα Χανιά , ο αριθμός των EV θα αντιστοιχεί στον τωρινό στόλο συμβατικών αυτοκινήτων 65.486. Ο οποίος έχει προσαρμοστεί στον αριθμό των 62.500 , που προτείνεται στο μοντέλο του κώδικα για διευκόλυνση της προσομοίωσης.

Όσον την συμπεριφορά των χρηστών αυτοκινήτων στην πόλη των χανιών δεν υπάρχουν δεδομένα σχετικά με τις καθημερινές τους μετακινήσεις με το αυτοκίνητων , ώστε να εισαχθούν στο πρόγραμμα τα χιλιόμετρα που διανύουν σε κάθε διαδρομή, τα λεπτά που διαρκεί η κάθε διαδρομή και πόσα δρομολόγια εκτελούν καθημερινά. Υστέρα από έρευνα διαπιστώθηκε ότι δεν υπάρχουν ούτε για την Ελλάδα δεδομένα που να αφορούν την κίνηση των αυτοκινήτων καθημερινά .

Σύμφωνα με ερευνά ,που διεξάχθηκε στην πόλη Beijing της Κίνας, για την συμπεριφορά οδήγησης ιδιωτικών αυτοκινήτων , δημιουργήθηκαν δεδομένα τα οποία αφορούν το ποσοστό της ωριαίας αναχώρησης , της χιλιομετρικής απόστασης του κάθε ταξιδιού και το χρόνο σε λεπτά που διαρκεί το κάθε ταξίδι. Μέσω αυτόν τον μεταβλητών έγινε εφικτή η προσομοίωση Monte Carlo στην έρευνα (Yimin Zhou, 2018) για τις συμπεριφορές των ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αυτά :

avarage daily trips	
%	trip
0,26	1
0,39	2
0,18	3
0,09	4
0,04	5
0,03	6
0,01	7

Πίνακας 4.2.2 Ποσοστό διαδρομών ημερησίως

km per trip	
%	km
0,227048	3
0,153998	6
0,11846	9
0,098717	12
0,069102	15
0,069102	18
0,04541	21
0,034551	24
0,028628	27
0,029615	30
0,023692	33
0,014808	36
0,011846	39
0,011846	42
0,011846	45
0,009872	48
0,007897	51

0,005923	54
0,005923	57
0,004936	60
0,000987	63
0,002962	66
0,003949	69
0,001974	72
0,004936	75
0,001974	78

Πίνακας 4.2.3 Χιλιομετρική απόσταση ανά διαδρομή

travel mins per trip	
%	min
0,353535	10
0,333333	30
0,161616	50
0,080808	70
0,040404	90
0,020202	110
0,010101	130

Πίνακας 4.2.4 Διάρκεια διαδρομής σε λεπτά

Σε ένα υποθετικό σενάριο για την περιοχή των Χανίων όσων αφορά το ποσοστό των αυτοκινήτων που θα πραγματοποιήσει από 1 έως 7 δρομολόγια μέσα στην μέρα , οι τιμές του παραπάνω πίνακα δεν θα άλλαζαν σε μεγάλο βαθμό. Το μεγαλύτερο ποσοστό κατόχων αυτοκίνητου σήμερα εργάζεται κάπου επομένως ολοκληρώνει ένα δρομολόγιο μέσα στην μέρα για την μετακίνηση του προς την εργασία του . Επίσης ένα ποσοστό που δεν εργάζονται είναι φοιτητές οι οποίοι θα ολοκληρώσουν ένα δρομολόγιο για την παρακολούθηση μαθημάτων στο πανεπιστήμιο το οποίο φοιτούν.

Μεγαλύτερο ποσοστό παρατηρείται στους χρήστες που θα εκτελέσουν και δεύτερο δρομολόγιο μέσα στην μέρα διότι θα χρειαστεί να ολοκληρώσουν δεύτερο δρομολόγιο μέσα στην μέρα είτε για σουπερμάρκετ είτε για κάποια εξωτερική δραστηριότητα είτε για κάποια δουλεία προσωπικού ενδιαφέροντος του χρήστη. Από κει και έπειτα το ποσοστό των κατόχων αυτοκινήτων που θα εκτελέσουν παραπάνω δρομολόγια μειώνεται εκθετικά. Δηλαδή όσο αυξάνεται ο μέσος όρος των δρομολογίων καθημερινά μειώνεται το ποσοστό των χρηστών που θα εκτελέσει αυτά τα δρομολόγια.

Αν και η πόλη των Χανίων είναι μικρή , ο νομός των Χανίων περιέχεται από πολλά χωριά που βρίσκονται σε απόσταση από το κέντρο τους. Επομένως η καθημερινή μετακίνηση με το αυτοκίνητο είναι απαραίτητη για πολλούς από τους κατοίκους του νομού. Επομένως μπορεί να γίνει η υπόθεση ότι τα ποσοστά των καθημερινών δρομολογίων των Χανίων είναι σχεδόν ίδια με της έρευνας της Beijing στην Κίνα παρόλο που διαφέρει κατά πολύ το ποσοστό του πληθυσμού ανάμεσα στις δυο πόλεις.

Στο δεύτερο στάδιο αυτής της υπόθεσης ο νομός των Χανίων αποτελεί σε έκταση 356,12  $km^2$  ενώ η Beijing 16.410,54  $km^2$  ,επομένως τα Χανιά αποτελούν το 2,17% της συνολικής έκτασης της πόλης της Beijing. Παρακάτω παρατίθενται στατιστικά στοιχεία των περιοχών των Χανίων σχετικά με τον πληθυσμό και την χιλιομετρική απόστασή τους από το κέντρο της πόλης των Χανίων . (Municipality of Chania, 2023)

Χανιά				
Δημ. Ενότητα	Τόπος	km	κάτοικοι	%
Ακρωτηρίου	Αρώνι	10,5	3278	2,94
	Κουνουπιδιανά	8	9220	8,28
	Μουζουράς	16,3	305	0,27
	Στέρνες	14	1061	0,95
	Χορδακίου	18,6	247	0,22
Ελ. Βενιζελου	Μουρνιές	3,8	7425	6,67
	Νεροκούρου	5	5593	5,02
Θερίσου	Περιβόλια	4,5	4066	3,65
	Βαμβακόπουλο	3,5	2404	2,16
	Αγία	10	583	0,52
	Βαρύπετρο	7	1741	1,56
	Θέρισσο	15,5	120	0,11
Νέας Κυδωνίας	Γαλατάς	5,5	4165	3,74
	Δαράτσο	4,6	4822	4,33
	Αγία Μαρίνα	10	1679	1,51
	Σταλός (Κάτω)	7,5	931	0,84
Κεραμίων	Δρακώνα	20	70	0,06
	Καμποι	26	134	0,12
	Κοντοπούλα	13,2	164	0,15
	Μαλάξα	16,3	150	0,13
	Παπαδιανά	18	170	0,15
	Πλατυβόλας	26,8	50	0,04
Σούδας	Σούδα	5,5	6225	5,59
	Άπτερα	14,6	558	0,50
	Τσικαλαριά	6,3	1655	1,49
Χανίων	Δημοτική Κοινότητα Χανίων	5	54559	48,99
Συνολο πληθυσμού :		111375		

Πίνακας 4.2.5 Δημογραφικά στοιχεία Χανίων

Στην πόλη των Χανίων γνωρίζουμε ότι η μέγιστη απόσταση μια διαδρομής μέσα στην πόλη είναι τα 5km από την μία μεριά της πόλης στην άλλη, επομένως οι κάτοικοι της πόλης των Χανίων κατά μέσω όρο σε κάθε διαδρομή κάνουν από 1 έως 5 km σε καθημερινή βάση για ν μετακινηθούν μέσα στην πόλη των Χανίων . Επομένως η μέση χιλιομετρική απόσταση που διανύει ένα αυτοκίνητο στην πόλη των χανίων είναι τα 3 km. Οι κάτοικοι των περιοχών που βρίσκονται από τα 5 km θα εκτελούν κατά μέσω όρο ανά διαδρομή 6 km και αντίστοιχα με τις περιοχές που βρίσκονται ακόμη πιο έξω από τα Χανιά.

Ένας σημαντικός παράγοντας που παίζει ρόλο στην κακόνομή των ποσοστών των αυτοκινήτων που εκτελούν συγκεκριμένα κατά μέσο όρο χιλιόμετρα είναι ότι τα χάνια ως αγροτική περιοχή έχει κατοίκους που μένουν στο κέντρο ή στα χωριά που δουλεύουν εκτός του κέντρου των χανιών στις αγροτικές περιοχές γύρω από τα Χανιά αλλά και μακρύτερα αυτών. Επίσης υπάρχουν εργαζόμενοι από τα Χανιά που καθημερινά εκτελούν δρομολόγια για την Εργασία τους εκτός του Νομού χανιών , στο νομό Ρεθύμνης που απέχει 56 χιλιόμετρα από το κέντρο των Χανίων και 80 χιλιόμετρα από των Πλατανιά .

Από τη έρευνα στην Beijing παρατηρείτε ότι μπορεί να αλλάζει η γεωμορφολογία και η διάταξη του οδικού δικτιού από τα Χανιά και της Κρήτης , αλλά οι αποστάσεις που διερευνήθηκαν οι μετρήσεις σε σχέση με τις δικές μας είναι παρόμοιες. Επομένως τα ποσοστά της μπορούν να αντιπροσωπεύσουν, όχι απόλυτα, αλλά κατά προσέγγιση την περιοχή των Χανίων . Παρακάτω παρουσιάζονται τα δεδομένα του ποσοστού των χιλιομέτρων που εκτελούνται σε κάθε διαδρομή:

km per trip	
%	km
22,70	3
15,40	6
11,85	9
9,87	12
6,91	15
6,91	18
4,54	21
3,46	24
2,86	27
2,96	30
2,37	33
1,48	36
1,18	39
1,18	42
1,18	45
0,99	48
0,79	51
0,59	54
0,59	57
0,49	60
0,10	63
0,30	66
0,39	69
0,20	72
0,49	75
0,20	78

Πίνακας 4.2.6 Χιλιομετρική απόσταση ανά διαδρομή

Δεδομένου όπως προαναφέρθηκε στα χαρακτηριστικά της μπαταρίας παραπάνω , γίνεται χρήση του ίδιου μοντέλου ηλεκτροκίνητου αυτοκινήτου επομένως οι επιδόσεις θα είναι θεωρητικά οι ίδιες. Επομένως γίνεται η υπόθεση ότι το αυτοκίνητο και στην Ελλάδα και στην κίνα θα διανύει συγκεκριμένα χιλιόμετρα σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα χρόνο. Συνδυάζοντας την παραπάνω υπόθεση σχετικά με τα χιλιόμετρα με αυτήν του χρόνου , γίνεται χρήση των δεδομένων από την έρευνα (Ouyang, 2014) σχετικά με το χρόνο σε λεπτά ανά διαδρομή. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα :

travel mins per trip	
%	min
0,353535	10
0,333333	30
0,161616	50
0,080808	70
0,040404	90
0,020202	110
0,010101	130

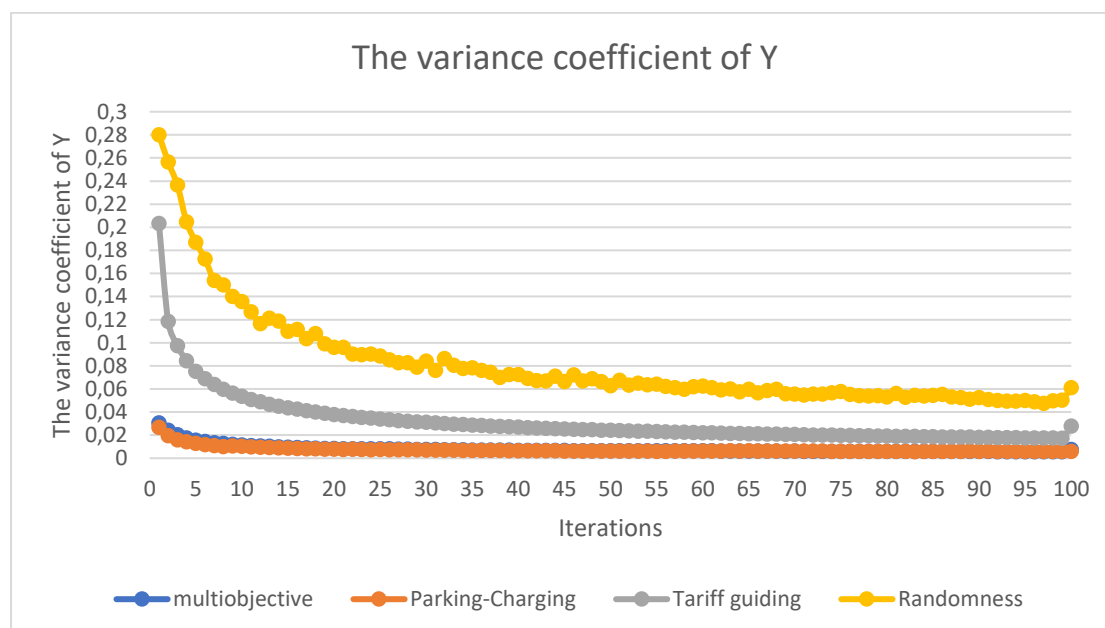
Πίνακας 4.2.7 Διάρκεια διαδρομής σε λεπτά



## 5. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στο παρών κεφάλαιο παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα των τεσσάρων προσομοιώσεων των διαφορετικών στρατηγικών φόρτισης που επιλέγουν οι χρήστες των ηλεκτρικών αυτοκινήτων. Η διαδικασία των προσομοιώσεων για 62.500 EVs για 100 ημέρες κάτω από διαφορετικές στρατηγικές διήρκεσε σχεδόν δύο μήνες, και ο χρόνος ξεχωριστά για την κάθε προσομοίωση των στρατηγικών ήταν 14 ημέρες. Τα αποτελέσματα αφορούν την ζήτηση του ηλεκτρικού φορτίου από την φόρτιση των EVs, το κόστος από την φόρτιση των EVs και το ποσοστό της εξοικονόμηση χρημάτων για τους χρήστες, ο αριθμός των ταξιδιών που απορρίφθηκαν και το ποσοστό της εξασφάλισης επίτευξής του ταξιδιού. Τα παραπάνω είναι αυτά που ενδιαφέρουν τους χρήστες των EVs και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας για την επιλογή μιας στρατηγικής φόρτισης η οποία θα προσφέρει το μεγαλύτερο όφελος προς όλους.

Η μέθοδος Monte Carlo που χρησιμοποιήθηκε στην προκείμενη έρευνα χρησιμοποιεί την θεωρία της σύγκλισης για την εύρεση λύσεων και μέσω της μείωσης της διακύμανση επιτυγχάνεται ταχύτερη σύγκλιση. Επομένως μέσω της Monte Carlo έχει πραγματοποιηθεί η διαδικασία σύγκλισης χαμηλότερα του 0,5% για το συντελεστή διακύμανσης του συνολικού δείκτη Y. Στο παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της σύγκλισης για το προσομοιωμένο σύστημα κίνησης και φόρτισης των EVs για 100 ημέρες κάτω από διαφορετικές στρατηγικές φόρτισης.



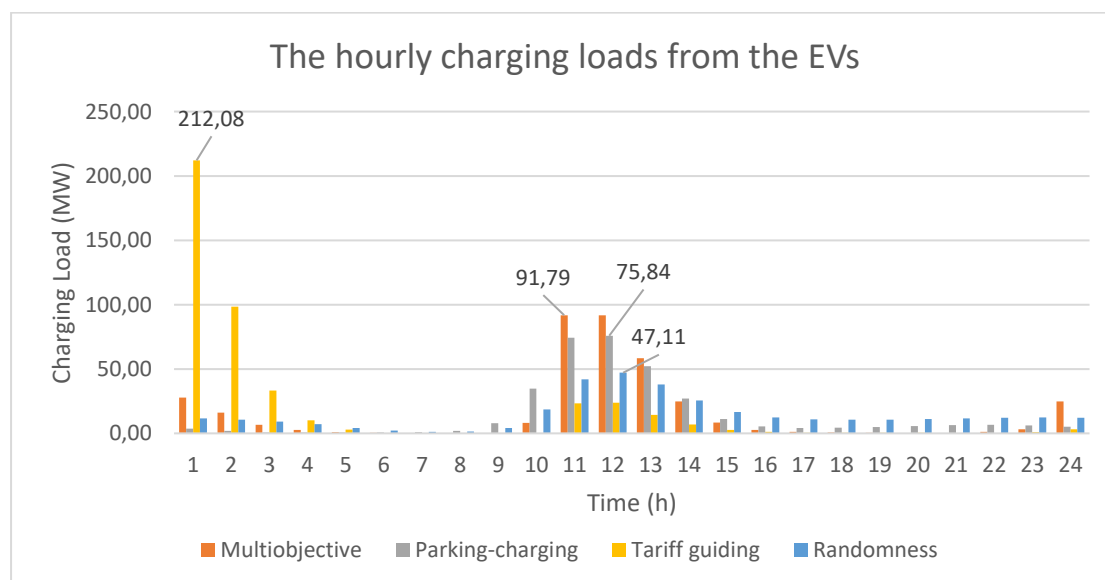
Διάγραμμα 4.2.1 Σύγκλιση της Monte Carlo για της τέσσερις στρατηγικές φόρτισης.

Παρατηρείται από τις τιμές της σύγκλισης ότι έχει επιτευχθεί η σύγκλιση για την πολυκριτηριακή στρατηγική φόρτισης και για την στρατηγική φόρτισης κατά το παρκάρισμα, επιτυχώς κάτω από το 0,5%. Η στρατηγική της τυχαίας φόρτισης και της φόρτισης καθοδηγούμενη από τις τιμές δεν έχουν συγκλίνει χαμηλότερα του 0,5% και αυτό συνέβη λόγω του περιορισμού των 100 επαναλήψεων, διότι αυξάνοντας τον αριθμό των επαναλήψεων η διαδικασία της κάθε προσομοίωσης θα ήταν σε μεγάλο ποσοστό πιο χρονοβόρα, με τις μέρες από τις 14 να έφθαναν κοντά στο μήνα για να ολοκληρωθεί η

σύγκλιση στην κάθε προσομοίωση. Ωστόσο όπως διακρίνεται από το διάγραμμα παραπάνω θα πραγματοποιούνταν η σύγκλιση ύστερα από αρκετές επαναλήψεις. Παρακάτω στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την ζήτηση του φορτίου, το κόστος και την εξασφάλιση του ταξιδιού και παρουσιάζονται ξεχωριστά τα αποτελέσματα των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης και αναλύονται.

## 5.1. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΤΩΝ ΤΕΣΣΑΡΩΝ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

Τα πρώτα αποτελέσματα αφορούν την ζήτηση του φορτίου ωριαία για την κάθε στρατηγική φόρτισης. Στο διάγραμμα 5.1.1 παρουσιάζεται η ζήτηση του φορτίου για φόρτιση ανά ώρα και οι τιμές αιχμής για την κάθε στρατηγική φόρτισης. Στον πίνακα 5.1.1 παρουσιάζονται τα ωριαία αποτελέσματα της ζήτησης του φορτίου για την κάθε στρατηγική φόρτισης, από τα οποία παρατηρούμε ότι θα αυξηθούν αρκετά τη ζήτηση του φορτίου τις ώρες αιχμής για τις στρατηγικές της πολυκριτηριακής, της τυχαίας και της φόρτισης κατά το παρκάρισμα, ενώ αντίθετα η στρατηγική καθοδηγούμενη από τις τιμές θα δημιουργήσει αιχμή τις πρωινές ώρες με υπερβολικά αυξημένη ζήτηση. Στον πίνακα 5.1.2 παρουσιάζεται η συνολική ζήτηση που προκύπτει στο χρονικό διάστημα τις κάθε ώρα της ημέρας η οποία δηλώνει ότι η ζήτηση θα αυξηθεί κατά πολύ όχι μόνο στιγμιαία αλλά θα είναι συνεχής για κάποια χρονικά διαστήματα μέσα στην μέρα. Αυτό θα αυξήσει και την συνολική ημερήσια ζήτηση σε μεγάλο βαθμό. Σε οποιοδήποτε από τα παραπάνω σενάρια θα δημιουργηθεί μεγάλη ζήτηση για φόρτιση, οπότε οι προμηθευτές θα κληθούν να αντιμετωπίσουν για την ομαλή λειτουργία του δικτύου.



Διάγραμμα 5.1.1 Ωριαία ζήτηση φορτίου των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης.

Hourly load from Evs				
Hour	Multiobjective	Parking-charging	Tariff guiding	Randomness
1	27,87	3,55	212,08	11,61
2	16,17	1,94	98,39	10,67
3	6,67	0,78	33,23	9,15
4	2,61	0,66	10,02	7,10
5	0,99	0,70	2,90	4,28
6	0,40	0,65	0,25	2,06
7	0,22	0,89	0,18	1,15
8	0,13	2,04	0,23	1,33
9	0,25	7,92	0,04	4,26
10	8,25	34,67	0,19	18,55
11	91,79	74,28	23,20	41,84
12	91,74	75,84	23,88	47,11
13	58,38	52,13	14,37	37,88
14	24,83	27,11	6,79	25,65
15	8,44	11,10	2,69	16,49
16	2,71	5,33	1,16	12,42
17	1,06	4,15	0,53	10,99
18	0,60	4,39	0,41	10,64
19	0,43	4,99	0,44	10,71
20	0,25	5,71	0,43	11,07
21	0,20	6,40	0,20	11,59
22	1,07	6,70	0,08	12,19
23	3,20	6,23	1,00	12,38
24	24,74	5,07	3,24	12,15

Πίνακας 5.1.1 Ωριαία ζήτηση φόρτισης των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης

Hourly total load from Evs				
Hour	Multiobjective	Parking-charging	Tariff guiding	Randomness
1	94,809	11,862	673,194	45,253
2	48,660	5,779	277,882	40,508
3	19,174	2,504	89,666	33,682
4	7,718	2,753	26,847	24,292
5	2,894	2,675	7,253	13,370
6	1,260	2,801	0,804	6,519
7	0,744	4,769	0,784	4,475
8	0,389	13,998	0,532	8,013
9	5,122	62,086	0,240	33,046
10	68,225	203,869	2,064	111,199
11	382,150	312,853	100,724	182,206
12	322,197	270,299	81,433	176,772
13	178,161	170,369	45,266	133,491

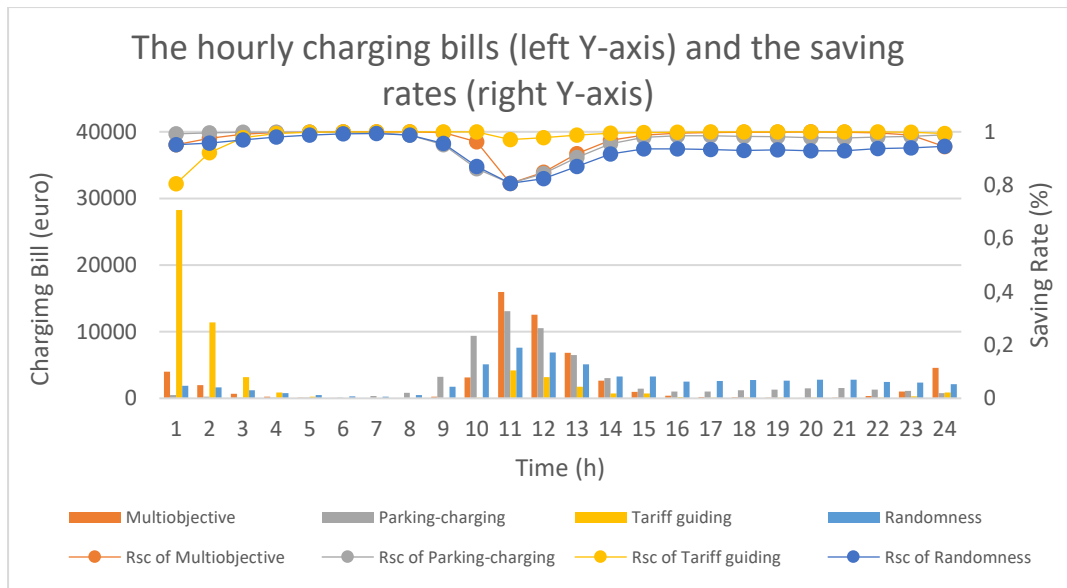
14	69,967	80,388	19,866	86,997
15	23,195	33,506	8,051	58,592
16	7,714	18,812	3,577	46,997
17	3,389	16,754	1,824	43,219
18	2,100	18,427	1,688	42,552
19	1,444	21,035	1,788	43,306
20	0,834	23,945	1,314	44,993
21	1,451	26,258	0,598	47,314
22	6,893	26,391	2,009	49,294
23	21,530	23,309	5,791	49,309
24	103,539	18,029	19,375	47,947

Πίνακας 5.1.2 Ολική ζήτηση φορτίου των τεσσάρων στρατηγικών ανά ώρα.

Στον πίνακα 5.1.1 παρουσιάζονται τα ωριαία αποτελέσματα της ζήτησης του φορτίου για την κάθε στρατηγική φόρτισης, από τα οποία παρατηρούμε ότι θα αυξήσουν αρκετά τη ζήτηση του φορτίου τις ώρες αιχμής για τις στρατηγικές της πολυκριτηριακής, της τυχαίας και της φόρτισης κατά το παρκάρισμα, ενώ αντίθετα η στρατηγική καθοδηγούμενη από τις τιμές θα δημιουργήσει αιχμή τις πρωινές ώρες με υπερβολικά αυξημένη ζήτηση. Στον πίνακα 5.1.2 παρουσιάζεται η συνολική ζήτηση που προκύπτει στο χρονικό διάστημα τις κάθε ώρα της ημέρας η οποία δηλώνει ότι η ζήτηση θα αυξηθεί κατά πολύ όχι μόνο στιγμιαία αλλά θα είναι συνεχής για κάποια χρονικά διαστήματα μέσα στην μέρα. Αυτό θα αυξήσει και την συνολική ημερήσια ζήτηση σε μεγάλο βαθμό. Σε οποιοδήποτε από τα παραπάνω σενάρια θα δημιουργηθεί μεγάλη ζήτηση για φόρτιση, όπου οι προμηθευτές θα κληθούν να αντιμετωπίσουν για την ομαλή λειτουργία του δικτύου.

## 5.2. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΩΡΙΑΙΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΦΟΡΤΙΣΗ ΤΩΝ EVS ΚΑΙ ΕΞΟΙΚΟΝΟΜΗΣΗΣ

Σύμφωνα με τον πίνακα 5.2.1 το κόστος για φόρτιση είναι ανάλογο του φορτίου, επομένως τις ώρες που φορτίζουν οι περισσότεροι χρήστες στο κάθε σενάριο τότε αυξάνεται και το κόστος. Η διαφορά που επηρεάζει το κόστος είναι σε ποιες χρονικές περιόδους θα φορτίσουν οι χρήστες, διότι αλλάζει η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Τα χρονικά διαστήματα που έχουν επιλέξει να φορτίσουν οι χρήστες στην κάθε στρατηγική φόρτισης φαίνονται εύκολα στο διάγραμμα 5.2.1 όπου παρουσιάζονται τα κόστη ανά ώρα. Αθροίζοντας τα ωριαία κόστη για την κάθε στρατηγική παρατηρούμε ότι στην στρατηγική τυχαίας φόρτιση όπου ωριαία δεν ξεπερνά τις 7000 €, το συνολικό κόστος της είναι υψηλότερο από τις υπόλοιπες με τιμή 62.379 € και αυτό συμβαίνει διότι οι χρήστες έχουν επιλέξει να φορτίσουν σχεδόν σε όλες τις ώρες επομένως και σε ώρες όπου η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι υψηλή και ανεβάζει το συνολικό κόστος. Αντίθετα η στρατηγική καθοδηγούμενη από τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας όπου το ωριαίο κόστος κατά τις πρωινές ώρες είναι με διαφορά πολύ μεγαλύτερο σε σχέση με τις υπόλοιπες στρατηγικές, το συνολικό κόστος είναι το χαμηλότερο διότι τις πρωινές ώρες οι τιμές είναι χαμηλότερες. Πολύ χαμηλό κόστος έχει επιτευχθεί και με την πολυκριτηριακή στρατηγική η οποία είναι ελάχιστα πιο ακριβή από την στρατηγική καθοδηγούμενη από τις τιμές με τιμή 60.217 €.



Διάγραμμα 5.2.1 Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης.

Hour	Charging Bill (€)			
	Multiobjective	Parking-charging	Tariff guiding	Randomness
1	3981,987	498,195	28274,158	1900,641
2	1995,048	236,936	11393,162	1660,821
3	680,685	88,888	3183,152	1195,719
4	250,847	89,457	872,526	789,482
5	107,066	98,966	268,349	494,672
6	56,688	126,026	36,197	293,350
7	41,852	357,683	44,086	251,691
8	22,948	825,889	31,369	472,738
9	267,639	3244,006	12,565	1726,646
10	3138,368	9377,969	94,956	5115,139
11	15954,760	13061,593	4205,210	7607,117
12	12565,698	10541,645	3175,887	6894,127
13	6814,649	6516,605	1731,418	5106,033
14	2641,262	3034,640	749,934	3284,135
15	991,605	1432,373	749,934	3284,135
16	412,722	1006,449	191,364	2514,317
17	205,904	1017,793	110,806	2625,530
18	135,985	1193,159	109,275	2755,223
19	88,098	1283,107	109,095	2641,669
20	51,909	1490,582	81,799	2800,823
21	85,265	1542,683	35,142	2779,700
22	344,651	1319,533	100,455	2464,708
23	1038,807	1124,664	279,394	2379,154
24	4581,619	797,783	857,348	2121,674

Πίνακας 5.2.1 Ωριαίο κόστος για φόρτιση ηλεκτρικών αυτοκινήτων

Σύμφωνα με τον πίνακα 5.2.1 το κόστος για φόρτιση είναι ανάλογο του φορτίου , επομένως τις ώρες που φορτίζουν οι περισσότεροι χρήστες στο κάθε σενάριο τότε αυξάνεται και το κόστος. Η διαφορά ανάμεσα στις στρατηγικές όπου επηρεάζεται το κόστος είναι ποιες χρονικές περιόδους θα φορτίσουν οι χρήστες , διότι αλλάζει η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Αθροίζοντας τα ωριαία κόστη για την κάθε στρατηγική παρατηρούμε ότι στην στρατηγική τυχαίας φόρτιση όπου ωριαία δεν ξεπερνά τις 7000 € , το συνολικό κόστος της είναι υψηλότερο από τις υπόλοιπες με τιμή 62.379 € και αυτό συμβαίνει διότι οι χρήστες έχουν επιλέξει να φορτίσουν σχεδόν σε όλες τις ώρες επομένως και σε ώρες όπου η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι υψηλή και ανεβάζει το συνολικό κόστος. Αντίθετα η στρατηγική καθοδηγούμενη από τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας όπου το ωριαίο κόστος κατά τις πρωινές ώρες είναι με διαφορά πολύ μεγαλύτερο σε σχέση με τις υπόλοιπες στρατηγικές , το συνολικό κόστος είναι το χαμηλότερο διότι τις πρωινές ώρες οι τιμές είναι χαμηλότερες. Πολύ χαμηλό κόστος έχει επιτευχθεί και με την πολυκριτηριακή στρατηγική η οποία είναι ελάχιστα πιο ακριβή από την στρατηγική καθοδηγούμενη από τις τιμές με τιμή 60.217 €.

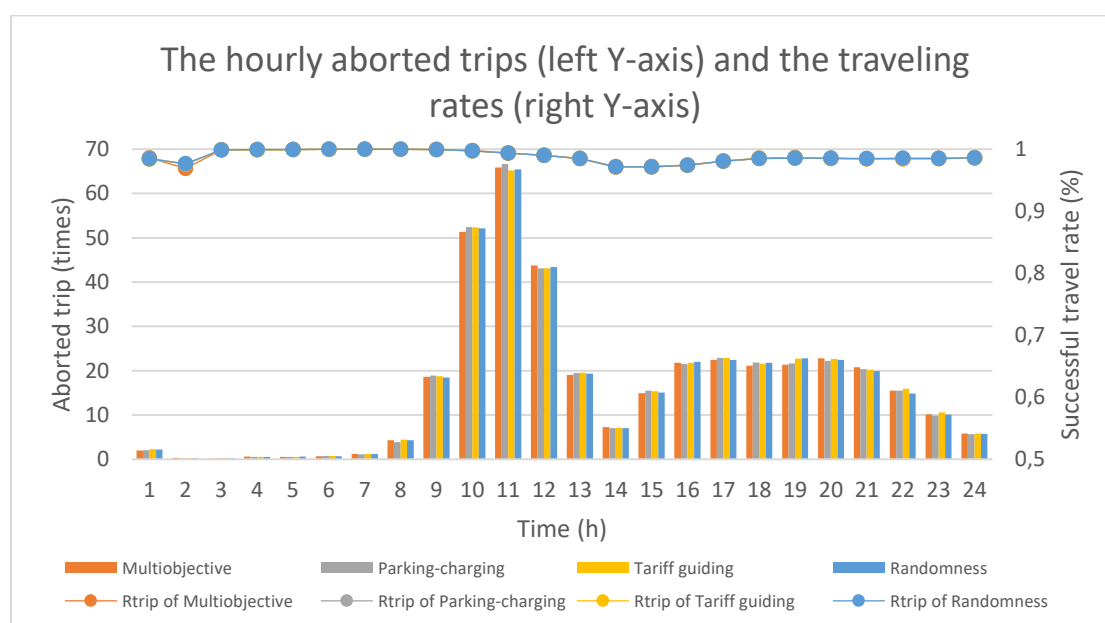
Saving Rate	
Multiobjective	0,365
Parking-charging	0,323
Tariff guiding	0,367
Randomness	0,299

Πίνακας 5.2.2 Συνολικό ποσοστό εξοικονόμησης των τεσσάρων στρατηγικών.

Στον πίνακα 5.2.2 παρουσιάζεται το συνολικό ποσοστό εξοικονόμησης της εκάστοτε στρατηγικής φόρτισης όπου παρατηρείται ότι οι στρατηγικές με χαμηλότερο συνολικό κόστος για φόρτιση , επιτυγχάνουν και υψηλότερο ποσοστό εξοικονόμησης λόγω φόρτισης σε περιόδους με χαμηλότερες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Είναι λογικό λοιπόν οι χρήστες να έχουν εξοικονομήσει χρήματα φορτίζοντας σε περιόδους με χαμηλότερο κόστος για φόρτιση.

### 5.3. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΠΙΤΗΧΗΣ ΕΠΙΤΕΥΞΗΣ ΤΑΞΙΔΙΟΥ

Από τα αποτελέσματα του πίνακα 5.3.1 παρατηρούμαι ότι σε όλες τις στρατηγικές φόρτισης οι αριθμοί των ακυρωμένων ταξιδιών είναι σχεδόν ίδιες με ελάχιστες διαφορές, με τις πρωινές ώρες μεταξύ 10:00-12:00 να σημειώνουν τις περισσότερες ακυρώσεις ταξιδιών που είχαν προγραμματιστεί να γίνουν, όπως φαίνεται και στο διάγραμμα 5.3.1. Ωστόσο ο αριθμός αυτός σε σχέση με τα ταξίδια που είχαν προγραμματιστεί να γίνουν και επιτεύχθηκαν είναι πολύ μικρός και για τον λόγο αυτό έχουμε σε όλες τις στρατηγικές επιτυγχάνεται υψηλό ποσοστό εξασφάλισης επιτυχούς ταξιδιού, σύμφωνα με τον πίνακα 5.3.2.



Διάγραμμα 5.3.1.Ωριαία ακυρωμένα ταξίδια και ωριαίο ποσοστό εξασφάλισης ταξιδιού των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης.

Hour	Aborted trip			
	Multiobjective	Parking-charging	Tariff guiding	Randomness
1	2	2	2	2
2	0	0	0	0
3	0	0	0	0
4	1	1	1	1
5	1	1	1	1
6	1	1	1	1
7	1	1	1	1
8	4	4	4	4
9	19	19	19	18
10	51	52	52	52

11	66	67	65	65
12	44	43	43	43
13	19	19	20	19
14	7	7	7	7
15	15	15	15	15
16	22	22	22	22
17	22	23	23	22
18	21	22	22	22
19	21	22	23	23
20	23	22	23	22
21	21	20	20	20
22	16	15	16	15
23	10	10	11	10
24	6	6	6	6

Πίνακας 5.3.1 Αριθμός ακυρωμένων ταξιδιών ανά ώρα.

Hour	Successfull travel rate			
	Multiojective	Parking-charging	Tariff guiding	Randomness
1	0,986	0,985	0,984	0,984
2	0,969	0,976	0,976	0,977
3	0,999	0,999	0,999	0,999
4	0,999	0,999	0,999	0,999
5	0,999	0,999	1,000	0,999
6	1,000	1,000	1,000	1,000
7	1,000	1,000	1,000	1,000
8	1,000	1,000	1,000	1,000
9	0,999	0,999	0,999	0,999
10	0,998	0,998	0,998	0,998
11	0,994	0,994	0,994	0,994
12	0,990	0,990	0,990	0,990
13	0,985	0,985	0,985	0,985
14	0,971	0,972	0,971	0,972
15	0,972	0,971	0,971	0,972
16	0,974	0,975	0,974	0,974
17	0,981	0,980	0,981	0,981
18	0,985	0,985	0,985	0,985
19	0,986	0,986	0,986	0,985
20	0,985	0,985	0,985	0,985
21	0,984	0,985	0,985	0,985
22	0,985	0,985	0,984	0,985
23	0,985	0,986	0,985	0,985
24	0,986	0,986	0,986	0,986

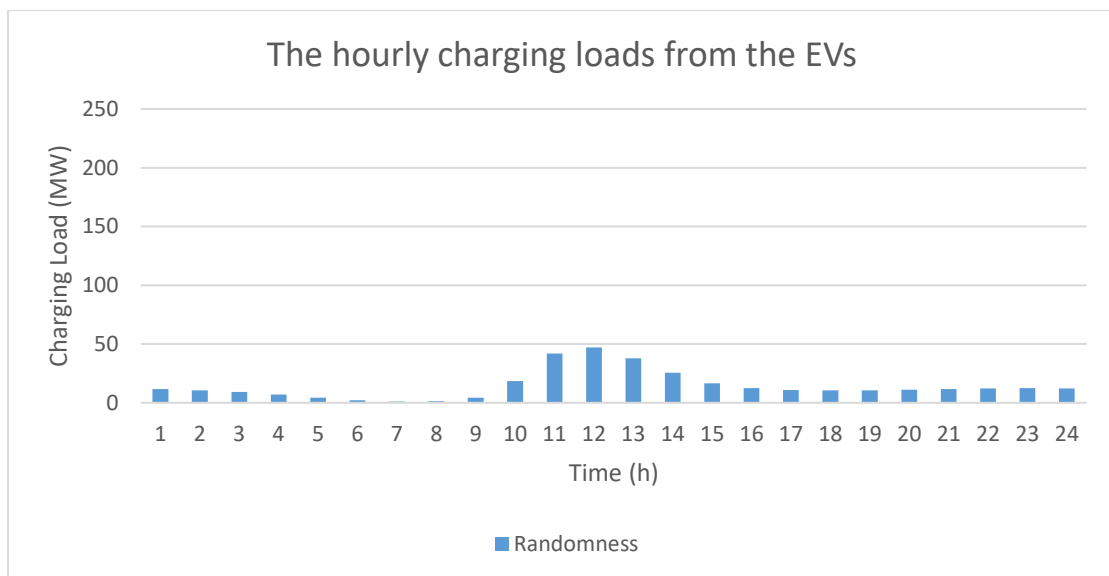
Πίνακας 5.3.2 Ωριαίο ποσοστό επιτυχής επίτευξης ταξιδιών.



#### 5.4. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

Στην προκείμενη προσομοίωση έχει προσομοιωθεί το σύστημα ταξιδιού και φόρτισης των EVs και η βελτιστοποίηση βασίζεται στον τυχαίο παράγοντα προτεραιότητας  $R$ , με  $R \in [0,1]$  και ακολουθεί την ομοιόμορφη κατανομή. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης της στρατηγικής της τυχαίας φόρτισης, παρουσιάζουν ένα προσομοιωμένο σύστημα ταξιδιού και φόρτισης όπου η χρήστες επιλέγουν κατά κύριο λόγο να φορτίσουν τυχαία, δηλαδή οποιαδήποτε στιγμή μέσα στην ημέρα, βάση μόνο του τυχαίου παράγοντα  $R$ .

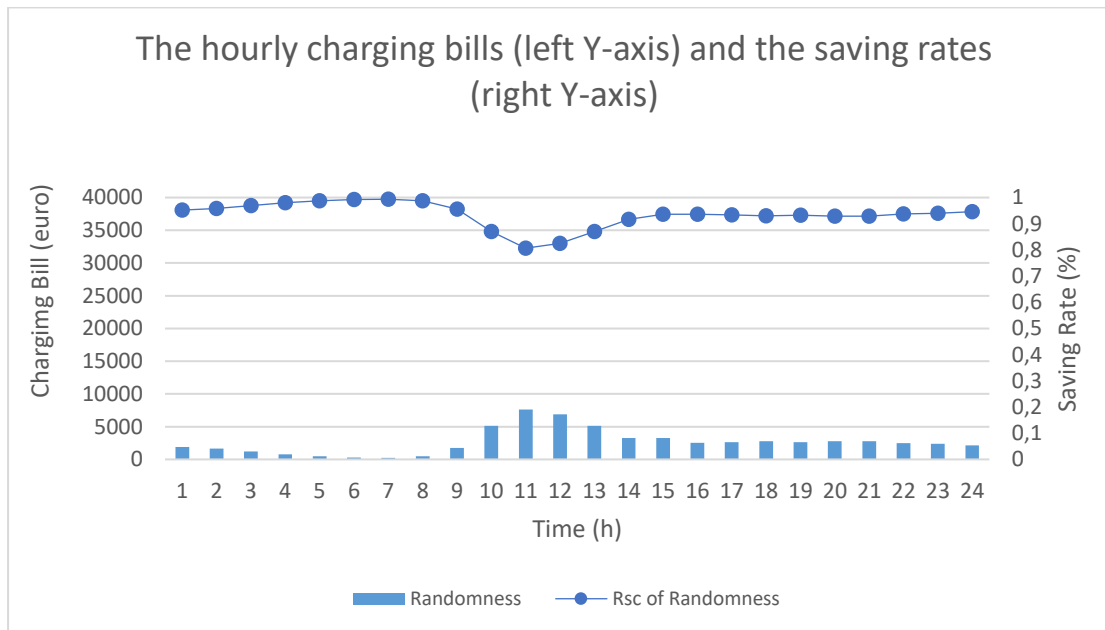
##### 5.4.1. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ



Διάγραμμα 5.4.1.Ωριαία ζήτηση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της στρατηγικής τυχαίας φόρτισης.

Στο διάγραμμα 5.4.1 παρουσιάζεται η ωριαία ζήτηση του φορτίου από την φόρτιση των EVs, η οποία έχει δημιουργηθεί από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης των 62.500 EVs για 100 ημέρες, με βάση την βελτιστοποίηση ως προς την τυχαία μεταβλητή  $R$ . Τις μεσημεριανές ώρες, μεταξύ 11:00-14:00, παρατηρείται ότι υπάρχει μεγάλη αύξηση στην ζήτηση του φορτίου για φόρτιση της τάξης 40% της μέσης ημερήσιας ζήτησης του φορτίου, με αποτέλεσμα εκείνες της ώρες που ήδη η ζήτηση ξεπερνάει την μέση ημερήσια να δημιουργείται αιχμή στο δίκτυο, επιβαρύνοντάς το αρκετά. Οι προμηθευτές θα πρέπει να ενημερωθούν για να προετοιμαστούν κατάλληλα και να είναι σε θέση να καλύψουν την ζήτηση εκείνες τις ώρες. Επίσης από τις απογευματινές ώρες μέχρι αργά το βράδυ προστίθεται ζήτηση φορτίου της τάξεως του 15% την μέσης ημερήσιας ζήτησης, η οποία θα προσθέτει ένα σημαντικό ποσοστό στην ημερήσια επιβάρυνση της ζήτησης του φορτίου. Επομένως η στρατηγική τυχαίας φόρτισης θα επιβαρύνει κατά πολύ τις ώρες αιχμής του δικτύου, γεγονός που μπορεί να δημιουργήσει σημαντικό πρόβλημα στο δίκτυο αν δεν προετοιμαστεί κατάλληλα για ένα τέτοιο όγκο φορτίου που θα απαιτείται για την φόρτιση.

#### 5.4.2. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ ΕΝ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ



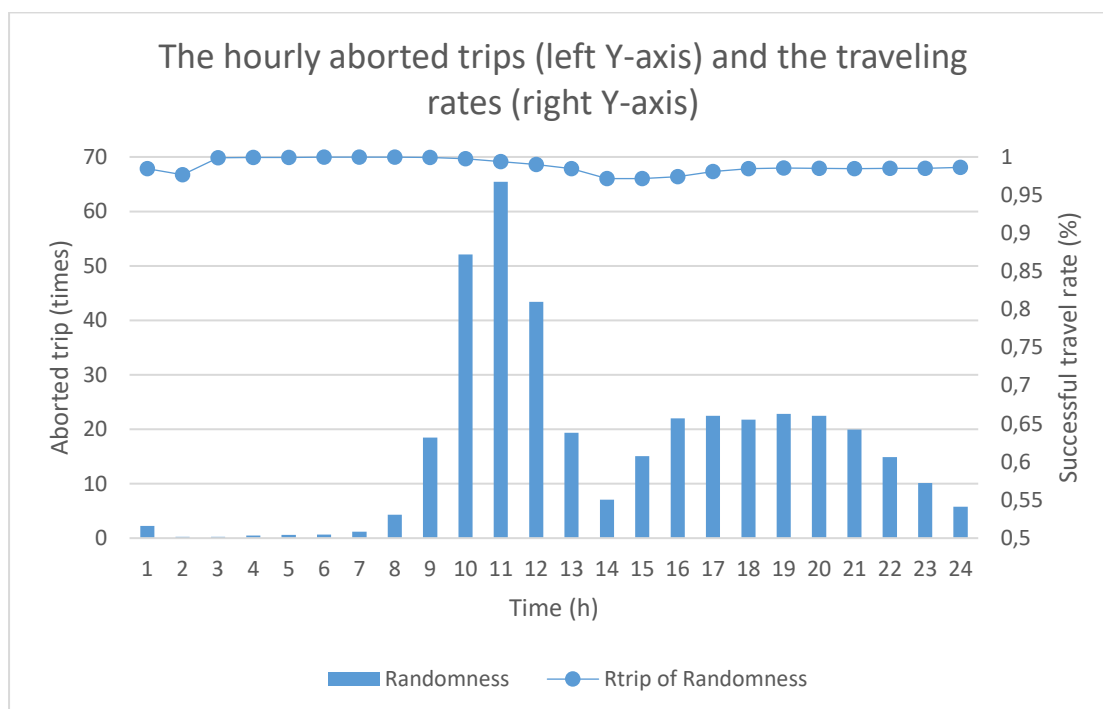
Διάγραμμα 5.4.2 Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της στρατηγικής τυχαίας φόρτισης

Στο διάγραμμα 5.4.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του ωριαίου κόστους για την φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων και το ωριαίο ποσοστό εξοικονόμησης χρημάτων για τους χρήστες ηλεκτρικών αυτοκινήτων. Το συνολικό κόστος φόρτισης του στόλου των ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων είναι 63.159,24 ευρώ. Όπως είναι λογικό τις μεσημεριανές ώρες όπου φορτίζονται τα περισσότερα EVs το συνολικό ωριαίο κόστος είναι πιο αυξημένο και κυμαίνεται από 5000 ευρώ έως 7600 ευρώ ενώ τις απογευματινές ώρες έως αργά το βράδυ το ωριαίο κόστος είναι 2800 ευρώ για το σύνολο των αυτοκινήτων που φορτίζουν.

Παρατηρείτε ότι στην συγκεκριμένη στρατηγική οι χρήστες φορτίζουν περισσότερο σε ώρες που οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας είναι υψηλότερες της μέσης τιμής ημερησίως, με αποτέλεσμα το ποσοστό της συνολικής εξοικονόμησης να είναι χαμηλό, συγκεκριμένα να έχουν εξοικονομήσει 29,85% των χρημάτων τους. Το ποσοστό αυτό υπολογίζεται από το συνολικό κόστος φόρτισης των αυτοκινήτων και από το μέγιστο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας, μέσω του παρακάτω τύπου:

$$\text{Ποσοστό εξοικονόμησης} = \left[ 1 - \frac{\text{πραγματικό κόστος φόρτισης}}{\text{μέγιστο κόστος φόρτισης}} \right] * 100$$

#### 5.4.3. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ



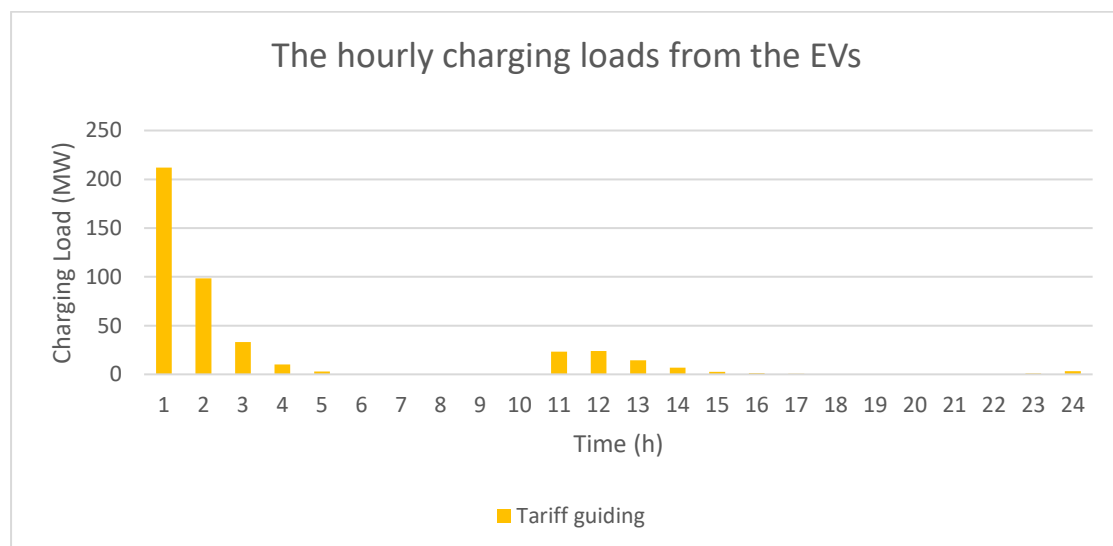
Διάγραμμα 5.4.3 Ακυρωμένα ταξίδια και ποσοστό εξασφάλισης ταξιδιού ανά ώρα μέσω της στρατηγική τυχαίας φόρτισης.

Από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο διάγραμμα 5.4.3 παρατηρούμε ότι πριν και κατά τις ώρες αιχμής το μεσημέρι, ένας αριθμός ταξιδιών που είχαν προγραμματιστεί να γίνουν, δεν επιτεύχθηκαν λόγω μη επαρκούς φόρτισης της μπαταρίας. Ωστόσο ο αριθμός αυτός είναι αρκετά μικρός αν λάβουμε υπόψιν ότι ο αριθμός των ταξιδιών εκείνες τις περιόδους ξεκινάει από 5000 και φθάνει τα 23000, επομένως μέχρι και ο μέγιστος αριθμός των ταξιδιών που ακυρώθηκαν σε μια συγκεκριμένη περίοδο είναι σχεδόν μηδενικός σε σχέση με τα ταξίδια που πραγματοποιήθηκαν. Το ποσοστό των επιτυχημένων ταξιδιών, δηλαδή των ταξιδιών που ήταν προγραμματισμένα να γίνουν και πραγματοποιήθηκαν, είναι 99,6%, το οποίο σημαίνει ότι μόνο ένα πολύ μικρό, σχεδόν μηδαμινό, ποσοστό ταξιδιών που ήταν προγραμματισμένα να γίνουν δεν πραγματοποιήθηκαν.

## 5.5. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Στην συγκεκριμένη προσομοίωση έχει προσομοιωθεί το λειτουργικό σύστημα ταξιδιού και φόρτισης των EVs και έχει πραγματοποιηθεί βελτιστοποίηση των παραμέτρων με βάση τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας για την φόρτιση των EVs. Παρακάτω εμφανίζονται τα αποτελέσματα του προσομοιωμένου συστήματος όπου η συμπεριφορά των χρηστών για την φόρτιση βασίζεται κυρίως στις περιόδους όπου η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι μικρότερη. Στην ενότητα 4 όπου περιέχει τα δεδομένα αναφέρονται αναλυτικά οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας για την κάθε χρονική περίοδο.

### 5.5.1. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ



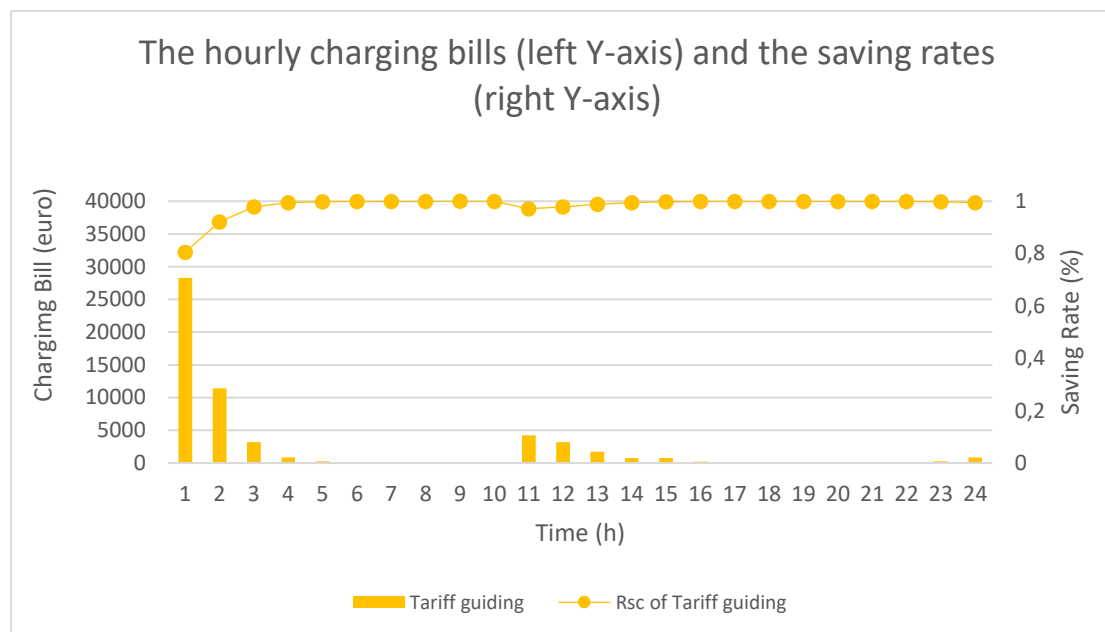
Διάγραμμα 5.5.1 Ωριαία ζήτηση φορτίου μέσω της στρατηγικής καθοδηγούμενη από τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας.

Στο παραπάνω διάγραμμα 5.5.1 παρουσιάζεται η ωριαία ζήτηση του φορτίου από την φόρτιση των EVs, η οποία έχει δημιουργηθεί από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης των 62.500 EVs για 100 ημέρες, με βάση την βελτιστοποίηση ως προς τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Παρατηρείται ότι οι ώρες αιχμής του συστήματος θα είναι τις πρώτες πρωινές ώρες, μεταξύ 0-3, με μέγιστη ζήτηση στη 1 η ώρα το πρωί, όπου η τιμή θα είναι 212MW. Η επιλογή των χρηστών να φορτίζουν εκείνες τις ώρες όπου η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι φθηνότερη από τη μέση ημερήσια τιμή ηλεκτρικής, είναι αυτή που επιθυμούμε στην συγκεκριμένη στρατηγική και δικαιολογεί την αιχμή στο σύστημα τις συγκεκριμένες χρονικές περιόδους.

Είναι σημαντικό να σημειωθεί η τιμή του φορτίου την ώρα αιχμής, 212MW, είναι τρεις φορές μεγαλύτερη από την μέση ωριαία τιμή του φορτίου της Κρήτης, γεγονός που πιθανόν να προκαλέσει σοβαρές επιπτώσεις στην σταθερότητα και λειτουργία του δικτύου. Επομένως είναι σημαντικό να ενημερωθούν οι προμηθευτές και οι παραγωγοί ηλεκτρικής ενέργειας ώστε να προετοιμαστούν κατάλληλα, τόσο στον τομέα των εγκαταστάσεων

διανομής , όσο και στον τομέα παραγωγής, για να εξασφαλίσουν την ομαλή λειτουργία του δικτύου.

#### 5.5.2. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ EV ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

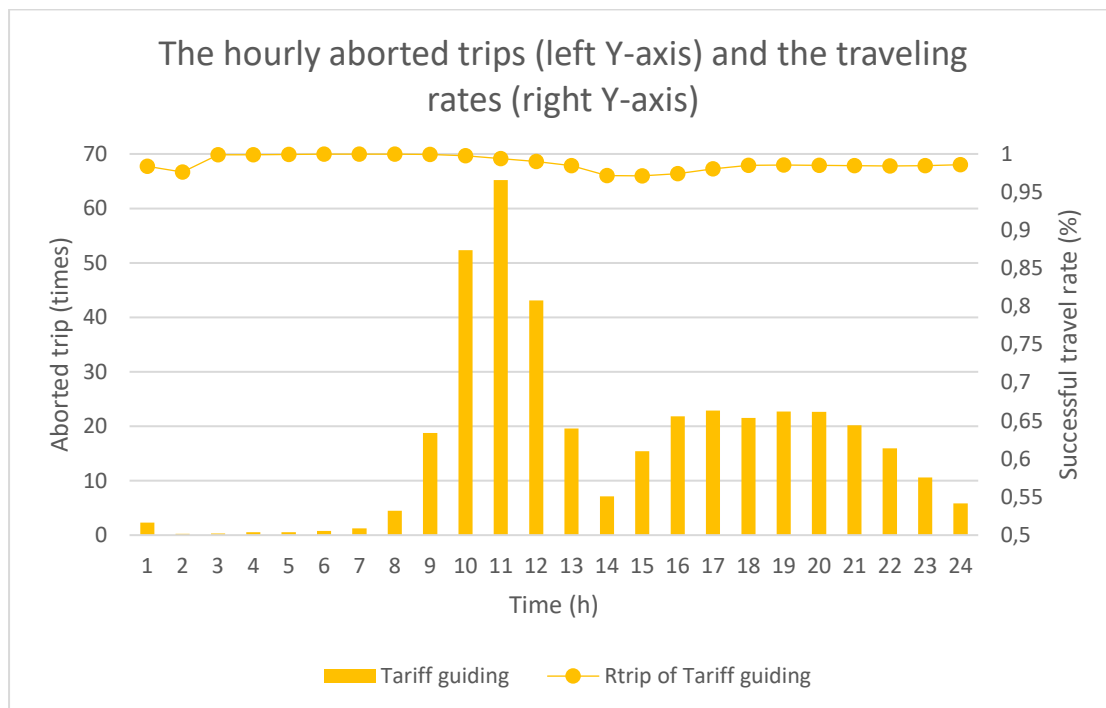


Διάγραμμα 5.5.2 Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της στρατηγικής φόρτισης καθοδηγούμενη από τις τιμές.

Από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης σε ότι αφορά το κόστος στο διάγραμμα 5.5.2 παρουσιάζεται το συνολικό ωριαίο κόστος για τους χρήστες των EVs και η εξοικονόμηση. Παρατηρείται ότι το κόστος βάση της συγκεκριμένης στρατηγικής τις πρώτες πρωινές ώρες (00:00-03:00) αυξάνεται αρκετά ξεπερνώντας τις 3000 ευρώ , με μέγιστο τα 28,275 ευρώ για το σύνολο . Τις ώρες μεταξύ 10:00-12:00 παρατηρείται επίσης μια αύξηση του κόστους σε 3000-7000 ευρώ, ενώ τις υπόλοιπες ώρες το κόστος είναι πολύ χαμηλό και δεν ξεπερνάει τα 1000 ευρώ ωριαία. Το γεγονός αυτό σημαίνει ότι οι περισσότεροι χρήστες αποφάσισαν να φορτίσουν τις ώρες με τις χαμηλότερες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας όπου είναι οι πρωινές (00:00-03:00). Επομένως το ποσοστό της εξοικονόμησης είναι μεγαλύτερο με τιμή 36,7% και η βελτιστοποίηση έχει επιτευχθεί μειώνοντάς το κόστος από την φόρτιση σε περιόδους με χαμηλές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας.

Επίσης φαίνεται ότι παροτρύνονται οι χρήστες να μην φορτίσουν σε ώρες αιχμής του δικτύου, με αποτέλεσμα να μην επιφορτίζεται περεταίρω το δίκτυο εκείνες τις ώρες, ενώ παράλληλα οι χρήστες των EV θα επωφελούνται οικονομικά , φορτίζοντας τις ώρες όπου η ηλεκτρική ενέργεια είναι φθηνότερη.

### 5.5.3. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΘΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ



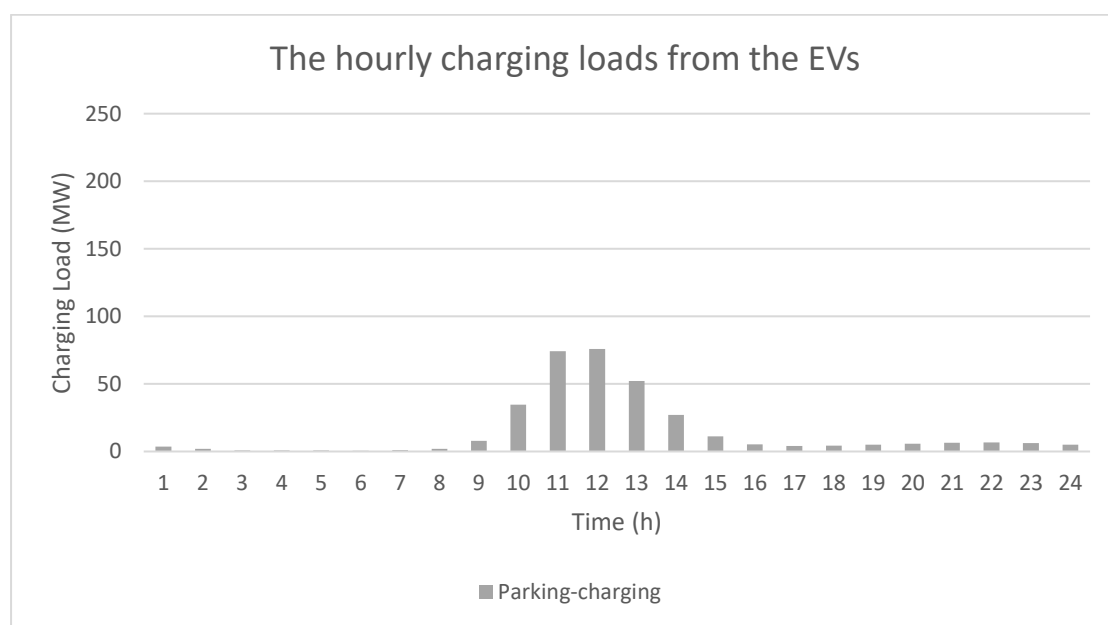
Διάγραμμα 5.5.3 Ακυρωμένων ταξιδιών και ποσοστού εξασφάλισης ταξιδιού μέσω της στρατηγικής φόρτισης καθοδηγούμενη από τις τιμές.

Από τα αποτελέσματα που αφορούν την εξασφάλιση της επίτευξης του ταξιδιού έχει δημιουργηθεί το διάγραμμα 5.5.3, πιο συγκεκριμένα από τα αποτελέσματα των χρηστών που είχαν προγραμματίσει να ταξιδέψουν σε μια συγκεκριμένη περίοδο σε σχέση με τους χρήστες που πραγματοποίησαν ταξίδι την συγκεκριμένη περίοδο. Στην συγκεκριμένη περίπτωση από το ποσοστό της εξασφάλισης του ταξιδιού παρατηρείται ότι οι χρήστες φορτίζοντας βάση της στρατηγικής αυτής είχαν μικρά ποσοστά απόρριψης ταξιδιού λόγω μη επαρκούς φορτισμένης μπαταρίας. Οι αριθμοί των ταξιδιών οπου απορρίφθηκαν σε κάθε χρονική περίοδο είναι αρκετά χαμηλοί σε σχέση με αυτών που πραγματοποιήθηκαν και αυτό επιβεβαιώνεται από το ποσοστό επιτυχούς επίτευξης του ταξιδιού 96,6% . Μόνο τις πρωινές προς τις μεσημεριανές ώρες παρατηρείται μία αύξηση του αριθμού των ταξιδιών που δε πραγματοποιήθηκαν , αλλά σε σχέση με τον αριθμό των ταξιδιών που πραγματοποιήθηκαν οι τιμές είναι αρκετά χαμηλές. Μέσω λοιπόν της στρατηγικής αυτής επιτυγχάνεται σε ένα ικανοποιητικό ποσοστό η εξασφάλιση του ταξιδιού.

## 5.6. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ

Στην προκείμενη προσομοίωση πραγματοποιείται βελτιστοποίηση των παραμέτρων βάση του κινήτρου των χρηστών να φορτίζουν με την άφιξή τους στην θέση παρκαρίσματος, με σκοπό να είναι πάντα πλήρως φορτισμένη η μπαταρία. Επομένως προσομοιώνεται το σύστημα κίνησης και φόρτισης βάση ότι ο χρήστης θα φορτίζει κατά το παρκάρισμα.

### 5.6.1. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ

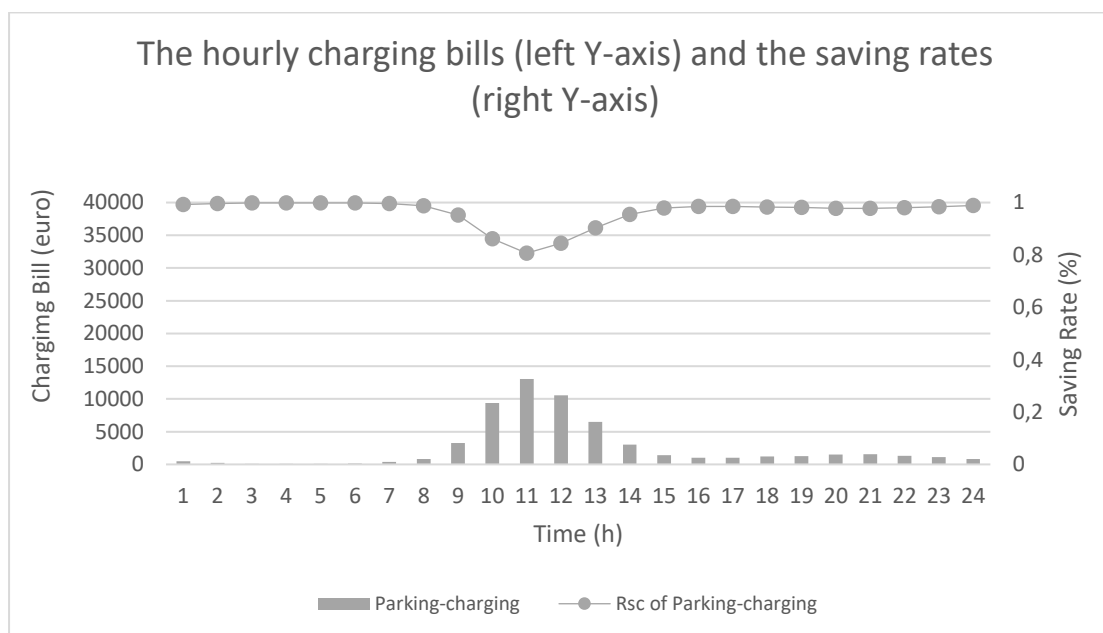


Διάγραμμα 5.6.1.Ωριαία ζήτηση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της στρατηγικής φόρτισης κατά το παρκάρισμα.

Με την χρήση της στρατηγικής φόρτισης κατά το παρκάρισμα όπως διακρίνεται στο διάγραμμα 5.6.1 τις ώρες 10:00-14:00 το φορτίο που ζητείται για την φόρτιση των ηλεκτρικών αυτοκινήτων είναι πάνω 35% της μέσου ημερήσιου φορτίου, με την ζήτηση να φθάνει σχεδόν το 100% του μέσου ημερήσιου φορτίου ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Το γεγονός αυτό θα επιβαρύνει σχεδόν διπλάσια το δίκτυο εκείνες τις ώρες για να μπορέσει να ικανοποιήσει την ζήτηση και αν δεν είναι κατάλληλα προετοιμασμένο είναι πολύ πιθανών να μην μπορεί να ανταπεξέλθει και να υπάρξουν επιζήμιες επιπτώσεις.

Η ημερήσια ζήτηση φορτίου της ηλεκτρικής ενέργειας από το δίκτυο για την φόρτιση σύμφωνα με τα αποτελέσματα θα είναι 343.24 MW , δηλαδή περίπου το 20% της ημερήσιας ζήτησης φορτίου. Ο αριθμός αυτός είναι αρκετά σημαντικός , ιδιαίτερα διότι το μεγαλύτερο μέρος του συγκεντρώνεται ώρες που ήδη το δίκτυο είναι επιβαρυνμένο.

### 5.6.2. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ ΕΝ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ

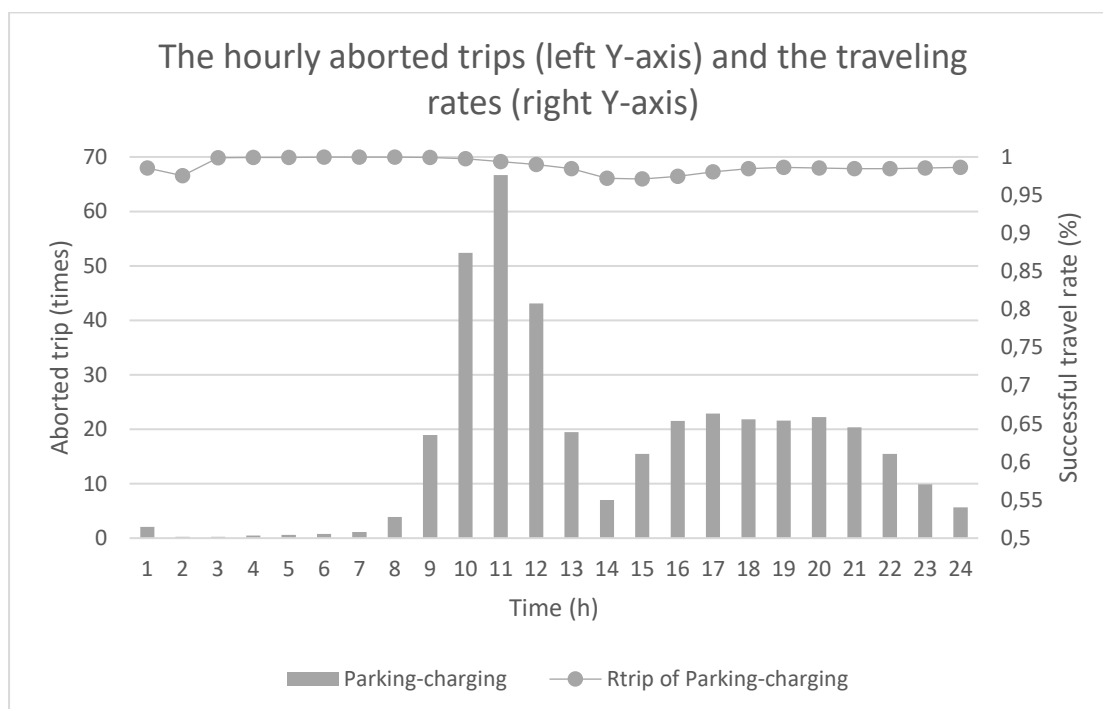


Διάγραμμα 5.6.2 Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της στρατηγικής φόρτισης κατά το παρκάρισμα.

Το κόστος φόρτισης στην συγκεκριμένη στρατηγική είναι αυξημένο της πρωινές προς μεσημεριανές ώρες όπου φόρτισαν οι περισσότεροι χρήστες και οι τιμές κυμαίνονται από 3000 ευρώ έως 13100 ευρώ, ενώ τι απογευματινές προς βραδινές ώρες το κόστος μειώνεται στα 1000-1500 ευρώ ωριαία. Το ημερήσιο κόστος ανέρχεται στις 60.306,62 ευρώ για το σύνολο, το οποίο είναι υψηλό αφού εκείνες τις περιόδους οι τιμές είναι ακριβότερες. Είναι λοιπόν φυσικό και επόμενο το ποσοστό εξοικονόμησης να μην είναι αρκετά υψηλό, με την τιμή να είναι 32,3%, αλλά ικανοποιητικό. Εύκολα διακρίνεται από την παραπάνω καμπύλη που αφορά την εξοικονόμηση, όπου στις περιόδους 9-14 η τιμή της εξοικονόμησης μειώνεται σημαντικά σε σχέση με τις υπόλοιπες περιόδους και μειώνει το συνολικό ποσοστό εξοικονόμησης.



### 5.6.3. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ



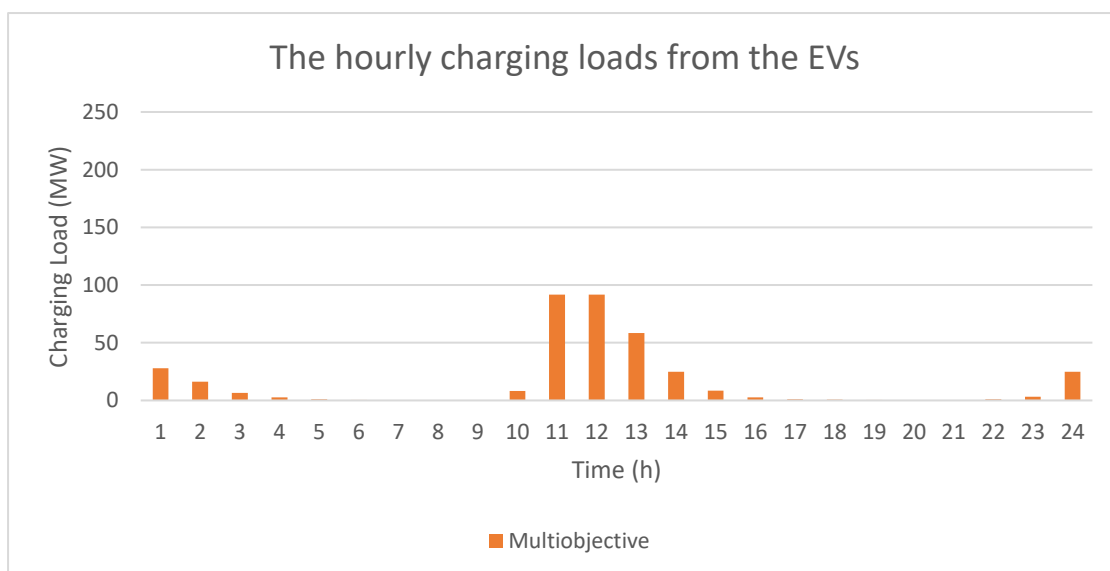
Διάγραμμα 5.6.3 Ακυρωμένων ταξιδιών και ποσοστού εξασφάλισης ταξιδιού μέσω της στρατηγική φόρτισης κατά το παρκάρισμα.

Όπως και στις προηγούμενες δύο περιπτώσεις προσομοίωσης ο αριθμός των ταξιδιών που απορρίφθηκαν είναι αρκετά μικρός σε σχέση με τον αριθμό αυτών που πραγματοποιήθηκαν. Πιο συγκεκριμένα από τον αριθμό 373.303 ταξιδιών που είχαν προγραμματιστεί ημερησίως, τα 371.727 πραγματοποιήθηκαν κανονικά, ενώ μόνο τα 1.576 ακυρώθηκαν. Αποτέλεσμα αυτού είναι ο υψηλός δείκτης εξασφάλισης ταξιδιού με τιμή 99,6%, που σημαίνει ότι ελάχιστα ταξίδια ακυρώθηκαν ημερησίως λόγω μη επαρκούς φορτισμένης μπαταρίας.

## 5.7. ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

Η πολυκριτηριακή στρατηγική φόρτισης δημιουργήθηκε με σκοπό να λαμβάνει υπόψιν όλα τα κριτήρια και να βελτιστοποιεί ταυτόχρονα όσον το δυνατό καλύτερα όλες τις παραμέτρους. Η προσομοίωση της στρατηγικής αυτής έχει σκοπό να μειώσει τον λόγο της μέσης τιμής προς την τιμή αιχμής του φορτίου (average-to-peak ratio, APR), να μειώσει το κόστος φόρτισης και να αυξήσει το ποσοστό της διασφάλισης του ταξιδιού. Επομένως έχει προσομοιωθεί το σύστημα ταξιδιού και φόρτισης και οι χρήστες θα λαμβάνουν υπόψιν όλα τα κριτήρια για να φορτίσουν τα ηλεκτροκίνητα αυτοκίνητα.

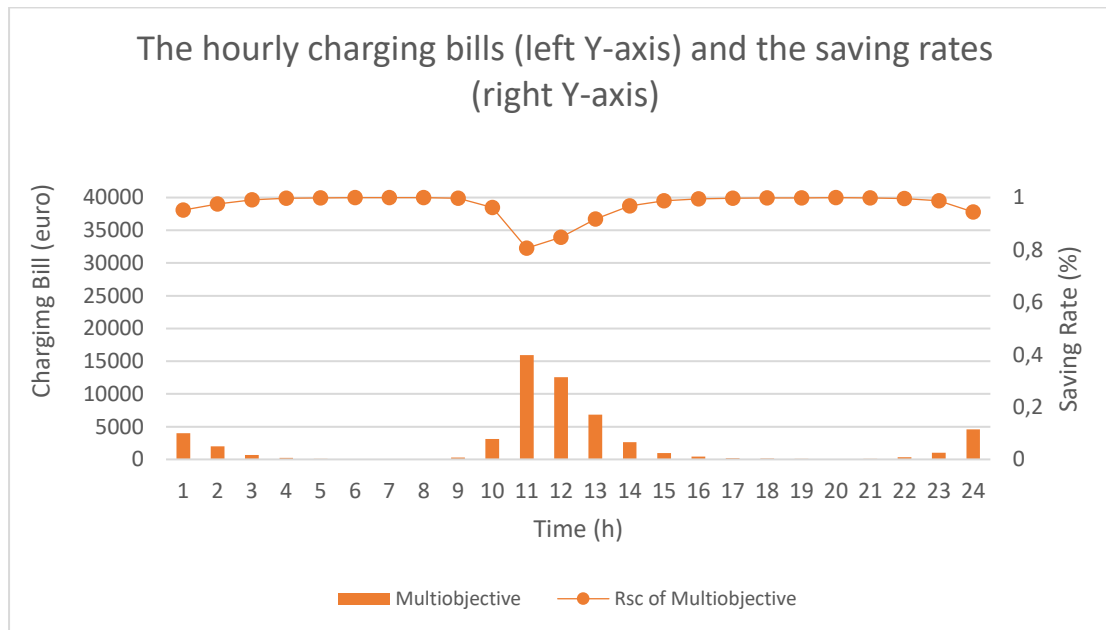
### 5.7.1. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ



Διάγραμμα 5.7.1 Ωριαία ζήτηση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της πολυκριτηριακής στρατηγικής φόρτισης.

Από τα αποτελέσματα σχετικά με τη ζήτηση του φορτίου παρατηρούμε ότι η συνολική ζήτηση του φορτίου ανέρχεται στα 1373,56 MW ημερησίως. Από το διάγραμμα 5.7.1 παρατηρούμε ότι τις μεσημεριανές ώρες μεταξύ 11:00-14:00 συγκεντρώνεται η μεγαλύτερη ζήτηση με τις τιμές να κυμαίνονται από 24 MW έως 91 MW, ενώ αρκετή ζήτηση παρατηρείται αργά το βράδυ μεταξύ 00:00-02:00 με τιμές 20-27 MW. Από τις τιμές αυτές συμπεραίνονται οι ώρες που φορτίζουν οι χρήστες και κατά τις οποίες θα επιβαρυνθεί το δίκτυο σημαντικά, ιδιαίτερα το μεσημέρι όπου είναι οι ώρες αιχμής του δικτύου. Ο λόγος του APR έχει αυξηθεί κατά 14,6% , αφού κατά την αιχμή η τιμή του φορτίου ζήτησης είναι 97,76 MW σε σχέση με την μέση τιμή η οποία είναι 14,31 MW.

### 5.7.2. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΧΡΗΣΗ ΕΝ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑΚΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

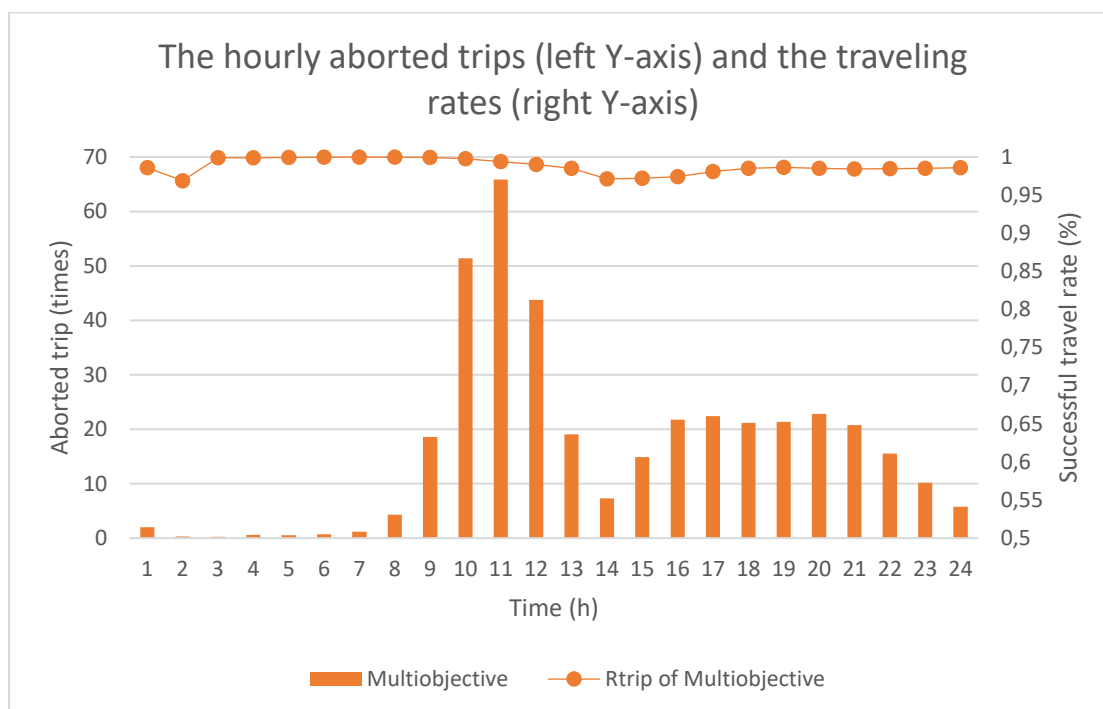


Διάγραμμα 5.7.2 Ωριαίο κόστος φόρτισης και ποσοστό εξοικονόμησης μέσω της πολυκριτηριακής στρατηγικής φόρτισης.

Το συνολικό ημερήσιο κόστος που προέκυψε από την προσομοίωση της πολυκριτηριακής φόρτισης ανέρχεται στα 56.456 ευρώ , που είναι η μικρότερη συνολική τιμή και από τις 4 στρατηγικές. Όπως παρατηρείται από το παραπάνω διάγραμμα προς τις μεσημεριανές ώρες συγκεντρώνεται το μεγαλύτερο ποσό του κόστους , με μέγιστη στις 11 η ώρα με τιμή 15.955 ευρώ , ενώ αύξηση του κόστους παρατηρείται αργά το βράδυ με νωρίς το πρωί με τιμές κοντά 5000 ευρώ. Τις υπόλοιπες ώρες το κόστος είναι αρκετά χαμηλό , γεγονός που δείχνει ότι οι χρήστες δε προτίμησαν να φορτίσουν σε εκείνες τις περιόδους.

Το συνολικό ποσοστό της εξοικονόμησης είναι 36.5% , αρκετά ικανοποιητικό ποσοστό σε σχέση με τις υπόλοιπες στρατηγικές. Το ποσοστό δεν ιδιαίτερα υψηλό διότι οι χρήστες λαμβάνοντας όλα τα κριτήρια παρατηρούμε ότι φόρτισαν κατά κύριο λόγο τις μεσημεριανές ώρες όπου δεν έχουμε τις χαμηλότερες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και για τον λόγο αυτό είναι και τόσο μειωμένο το ωριαίο ποσοστό εξοικονόμησης , όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα. Ωστόσο το ποσοστό των χρηστών που φόρτισε τις βραδινές ώρες και τις πρώτες πρωινές , όπου οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας είναι χαμηλότερες της μέσης ημερήσιας, επηρέασε θετικά το συνολικό ποσοστό εξοικονόμησης και οι τιμή του είναι υψηλότερη από την στρατηγική φόρτισης κατά το παρκάρισμα και την τυχαία.

### 5.7.3. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΞΑΣΦΑΛΙΣΗΣ ΤΟΥ ΤΑΞΙΔΙΟΥ ΒΑΣΗ ΤΗΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΚΑΤΑ ΤΟ ΠΑΡΚΑΡΙΣΜΑ



Διάγραμμα 5.7.3 Ακυρωμένων ταξιδιών και ποσοστού εξασφάλισης ταξιδιού μέσω της πολυκριτηριακής στρατηγική φόρτισης.

Με την προσομοίωση της πολυκριτηριακής στρατηγικής φόρτισης υπάρχει ένα αυξημένος αριθμός ταξιδιών που ακυρώθηκαν τις μεσημεριανές ώρες , ενώ και τις απογευματινές ώρες παρατηρούνται ακυρωμένα ταξίδια αλλά σε πολύ μικρότερο αριθμό. Οι παραπάνω αριθμοί ωστόσο είναι αρκετά μικροί σε σχέση με τον αριθμό των ταξιδιών που επιτεύχθηκαν εκείνες τις περιόδους, ακόμη και στις 11 η ώρα που παρατηρείται ο μεγαλύτερος αριθμός ακυρωμένων ταξιδιών, 66, είναι μικρός σε σχέση με τα 10.689 ταξίδια που πραγματοποιήθηκαν στην ίδια περίοδο. Παρόλο που οι αριθμοί των ακυρωμένων ταξιδιών είναι μικροί είναι σημαντικό να αναφερθούν ώστε ληφθούν υπόψη και μελλοντικά να μπορέσουμε να τους μειώσουμε ακόμα περισσότερο. Βάση αυτών επιτυγχάνεται ένα υψηλό ποσοστό επιτυχής επίτευξης ταξιδιού 99,6% , που σημαίνει ότι μέσω της συγκεκριμένης στρατηγικής θα υπάρχουν ελάχιστα ταξίδια που θα χρειαστεί να ακυρωθούν λόγω μη επαρκούς φορτισμένης μπαταρίας.

## 5.8. ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΣΗΣ

Charging strategies	Total load (MW)	APR	Charging bill (Euro)	Saving rate	Aborted trips (times)	Traveling rate	Comprehensive index Y
Randomness	1373,34	0,299	62379,91	0,299	1572	0,996	0,1525
Tariff guiding	1372,57	0,067	56291,81	0,367	1584	0,996	0,5817
Parking-charging	1373,47	0,178	60217,20	0,323	1576	0,996	0,3832
Multiobjective	1373,56	0,146	56456,06	0,365	1570	0,996	0,4250

Πίνακας 5.8.1 Δείκτες αξιολόγησης των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης.

Ο πίνακας συνοψίζει τους δείκτες αξιολόγησης του συστήματος ταξιδιού και φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων ημερήσια κάτω από τις 4 διαφορετικές στρατηγικές φόρτισης. Οι παραπάνω δείκτες αφορούν το φορτίο , το κόστος , την εξασφάλιση του ταξιδιού και τον κυριότερο συνολικό δείκτη Y που αφορά την συνολική απόδοση του συστήματος. Ωστόσο για να την σύγκριση των στρατηγικών δεν αρκούν μόνο οι δείκτες , πρέπει να ληφθούν υπόψιν και τα αποτελέσματα παραπάνω.

Οι τιμές της ημερήσιας ζήτησης του φορτίου για τις 4 στρατηγικές είναι αρκετά κοντά, με την στρατηγική φόρτισης καθοδηγούμενη από τις τιμές να είναι χαμηλότερη, ωστόσο σε σχέση με τις υπόλοιπες, δημιουργεί κατά τις πρωινές ώρες, όπου οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας είναι οι χαμηλότερες, τριπλάσια ζήτηση φορτίου από την μέση ημερήσια, γεγονός που μπορεί να προκαλέσει επιζήμιες επιπτώσεις στην λειτουργία του δικτύου. Η στρατηγική τυχαίας φόρτισης παρατηρούμε από το διάγραμμα ότι θα έχει την χαμηλότερη ωριαία ζήτηση του φορτίου και ο λόγος της μέσης τιμής ζήτησης φορτίου προς την τιμή αιχμής (average-to-peak ratio, APR), είναι ο μεγαλύτερος εξ' αυτών με τιμή 0,299. Οι υπόλοιπες στρατηγικές κατά τις μεσημεριανές ώρες η ζήτηση τους θα είναι διπλάσια της ημερήσιας ζήτησης σήμερα , ενώ οι τιμές του APR είναι 0,146 για την πολυκριτηριακή και 0,178 για την φόρτιση κατά το παρκάρισμα.

Το χαμηλότερο κόστος επιτεύχθηκε μέσω της φόρτισης καθοδηγούμενης από τις τιμές στα 56291,81 euro για το σύνολο των χρηστών, ωστόσο αρκετά κοντά ήταν, με διαφορά 164 ευρώ και το κόστος της πολυκριτηριακής στρατηγικής στα 56456,06 euro. Οι δύο αυτές στρατηγικές σημείωσαν και το καλύτερο ποσοστό εξοικονόμησης χρημάτων για τους χρήστες στο 36,7% και 36,5%, αντίστοιχα. Επομένως είναι οι πιο οικονομικές στρατηγικές από τις 4. Ακριβότερη αποδείχθηκε η τυχαία φόρτιση με κόστος 62379,91 ευρώ , κατά την οποία οι χρήστες φόρτισαν τις περιόδους όπου οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας ήταν ακριβότερες.

Γεγονός αποτελεί ότι μέσω και των τεσσάρων στρατηγικών φόρτισης ο αριθμός των ταξιδιών είναι αρκετά μικρός σε σχέση με τον αριθμό των ταξιδιών που πραγματοποιήθηκαν, με αποτέλεσμα σε όλες τις στρατηγικές να έχουμε ποσοστό 99,6% επίτευξης ταξιδιού. Με ελάχιστη διαφορά από τις υπόλοιπες η πολυκριτηριακή στρατηγική σημείωσε τον μικρότερο αριθμό ακυρωμένων ταξιδιών κατά την διάρκεια των προσομοιώσεων.

Συγκρίνοντας τους συνολικούς δείκτες των διαφορετικών στρατηγικών μεγαλύτερη τιμή έχει η στρατηγική φόρτισης καθοδηγούμενη από τις τιμές , το οποίο σημαίνει ότι μέσω αυτής της στρατηγικής επιτυγχάνεται καλύτερη απόδοση του συστήματος κίνησης και φόρτισης EVs που αναλύουμε. Δεύτερη υψηλότερη τιμή συνολικού δείκτη Y έχει η πολυκριτηριακή στρατηγική και ακολουθούν με σειρά η φόρτιση κατά το παρκάρισμα και

τέλος η τυχαία φόρτιση. Βάση του συνολικού δείκτη η στρατηγική φόρτισης καθοδηγούμενη από τις τιμές είναι η πιο κατάλληλη , ωστόσο είναι αρκετά ανησυχητικό το γεγονός του αρκετά χαμηλού δείκτη APR και η υψηλή ζήτηση φορτίου που δημιουργείται κατά τις πρώτες πρωινές ώρες, το οποίο μπορεί να έχει αρνητικές συνέπειες στην ομαλή λειτουργία του δικτύου. Λαμβάνοντας λοιπόν υπόψιν αυτό και παρατηρώντας ότι η πολυκριτηριακή στρατηγική έχει τον αμέσως επόμενο υψηλότερο συνολικό δείκτη Υ , ενώ παράλληλα όλοι δείκτες είναι αρκετά ικανοποιητικοί , καθιστά την πολυκριτηριακή ως την στρατηγική που μπορεί να παρέχει μέγιστο συνολικό όφελος για τους χρήστες των EVs και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας, με μειωμένες κατά πολύ της πιθανότητες επιζήμιων επιπτώσεων λόγω αυξημένης ωριαίας ζήτησης φορτίου. Από την οπτική των χρηστών EVs και σύμφωνα με την πολυκριτηριακή στρατηγική , προτείνεται ότι όταν το SOC είναι μικρότερο του 34,51% το EV θα πρέπει να φορτίζεται αμέσως .

## 6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η προκείμενη διπλωματική εργασία αποτελεί μελέτη περίπτωσης της έρευνας του Πεκίνου (Yimin Zhou Z. L., 2018) για την συμπεριφορά φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων σε μεγάλη κλίμακα στο δίκτυο της πόλης των Χανίων. Ο κύριος σκοπός της είναι η παραγωγή δεδομένων που θα αποτελέσουν πληροφορίες για την υλοποίηση της εισαγωγής και χρήσης EVs σε μεγάλη κλίμακα στο τοπικό δίκτυο της πόλης των Χανίων. Το μοντέλο που έχει σχεδιαστεί, αντίθετα με άλλες έρευνες που αφορούν αποκλειστικά την επαλήθευση της ακρίβειας πρόβλεψης του μοντέλου, είναι καθολικό μοντέλο για τον προσδιορισμό των βέλτιστων περιόδων για αυτόνομες συμπεριφορές φόρτισης και ξεχωρίζει διότι δεν έχει άμεση επικοινωνία μεταξύ του δικτύου και των EVs.

Για την επίτευξή του υιοθετεί την μέθοδο Monte Carlo ώστε να προσομοιώσει την καθημερινή κίνηση και φόρτιση των EVs κάτω από διαφορετικές στρατηγικές φόρτισης. Μέσω του μοντέλου κατανομής πιθανότητας, PDFs, όπου βελτιώνει τα μοτίβα κίνησης και φόρτισης, προσφέρει μεγάλη αξιοπιστία στα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Η επιλογή των δεικτών αξιολόγησης έχει επιτευχθεί λαμβάνοντας υπόψιν τα οφέλη των χρηστών EVs και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας, δημιουργώντας ένα σύστημα αξιολόγησης που αναλύει το φορτίο και την αιχμή του, το κόστος για την φόρτιση EVs, την επιτυχής επίτευξη ταξιδιού και την συνολική επίδοση των στρατηγικών φόρτισης. Οι στρατηγικές φόρτισης που έχουν επιλεγεί για την ανάλυση του συστήματος είναι οι τρεις πιο κοινές, όπου είναι η τυχαία φόρτιση, η φόρτιση καθοδηγούμενη από τιμές και η φόρτιση κατά το παρκάρισμα. Παράλληλα έχει δημιουργηθεί μια τέταρτη στρατηγική, η πολυκριτηριακή στρατηγική φόρτισης, όπου λαμβάνει υπόψιν όλα τα οφέλη και κριτήρια των χρηστών EVs και προμηθευτών. Χρησιμοποιείται ο ευρετικός αλγόριθμος Προσομοιωμένη ανόπτηση (SA), βασισμένος στην επιλογή χαρακτηριστικών, για την βελτιστοποίηση της διαμόρφωσης των παραμέτρων των στρατηγικών φόρτισης, με στόχο την επίτευξη του βέλτιστου συνολικού δείκτη Y.

Από την χρήση του μοντέλου και αναλύοντας τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι η χρήση των ηλεκτρικών αυτοκινήτων θα επιδράσει σε μεγάλο βαθμό στην ζήτηση του φορτίου ενός τοπικού δικτύου, όπως αυτό της πόλης των Χανίων. Βάση των αποτελεσμάτων των τεσσάρων στρατηγικών θα δημιουργηθεί διπλάσια έως και τριπλάσια ωριαία ζήτηση φορτίου για την φόρτιση των EVs, επομένως οι προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας θα πρέπει να προετοιμαστούν κατάλληλα τόσο σε εγκαταστάσεις διανομής ηλεκτρικής ενέργειας όσο και σε παραγωγή ώστε να μπορέσουν να καλύψουν την ζήτηση. Θα πρέπει να δημιουργήσουν σταθμούς φόρτισης ανάλογους της ζήτησης και να δημιουργήσουν σχέδιο παραγωγή και αποθήκευσης ενέργειας ώστε να μπορούν σε οποιαδήποτε χρονική περίοδο να ικανοποιήσουν της ανάγκες του συστήματος.

Το κόστος είναι ένας παράγοντας ο οποίος θα μπορεί να ωφελήσει την ομαλή λειτουργία του δικτύου και να αποτελέσει κέρδος για τους χρήστες. Παρατηρούμε ότι το κόστος είναι σημαντικά μειωμένο στις στρατηγικές όπου ο χρήστης το λαμβάνει υπόψιν για την φόρτιση, επομένως οι χρήστες επωφελούνται αρκετά οικονομικά, φορτίζοντας τις ώρες με τις χαμηλότερες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Από την μεριά των προμηθευτών και βάση της παραπάνω παρατήρησης, μπορούν να χρησιμοποιήσουν το κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας για να μην επιβαρύνεται το δίκτυο τις ώρες αιχμής, παρακινώντας τους χρήστες

να φορτίσουν σε περιόδους που το δίκτυο έχει μικρότερη ζήτηση και μεγαλύτερο οικονομικό όφελος γι' αυτούς.

Η παρούσα ερευνά λοιπόν αποτελεί μια εναλλακτική λύση στην συζήτηση της ομαλής εισαγωγής μεγάλου όγκου ηλεκτροκίνητων αυτοκινήτων σε τοπικά δίκτυα και την διαχείριση των πόρων του δικτύου , ενημερώνοντας και προετοιμάζοντας τους χρήστες EVs και τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας για την μετάβαση αυτή. Μπορεί να αποτελέσει την αρχή για την περαιτέρω έρευνα στην διαχείριση της ενέργειας μεταξύ δικτύου και ηλεκτρικών αυτοκινήτων και την υλοποίηση των προτεινόμενων μεθόδων σε τοπικά δίκτυα διανομής ενέργειας. Μια εξέλιξη αυτού του μοντέλου είναι η διερεύνηση νέων στρατηγικών που θα εμπεριέχουν την διαδικασία αποθήκευσης ενέργειας στα EVs και επιστροφής της πίσω στο δίκτυο σε ώρες αιχμής, επεκτείνοντας τη χρησιμότητα των EVs ως μέσα εναλλακτικά μέσα μεταφοράς και ως αποθήκες ενέργειας.



## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Anderson, E. C. (1999, October 20). Monte Carlo Methods and Importance Sampling. *Monte Carlo Methods and Importance Sampling*, pp. 1-8.
- Arora, J. S. (2004). 15 - Discrete Variable Optimum Design Concepts and Methods. In J. S. Arora, *Introduction to Optimum Design (Second Edition)* (pp. 513-530). San Diego: Academic Press.
- Balakrishnan, P. a. (2004, February 1). Development of hybrid genetic algorithms for product line designs. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, pp. 468-483.
- Ben Hassett, E. B. (2011, February 21). Project Merge. *MERGE*.
- Brandimarte, P. (2014). *Handbook in Monte Carlo Simulation: Applications in Financial Engineering, Risk Management, and Economics*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Carlos A. Coello Coello, G. B. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems Second Edition*. New York: Springer.
- Database, E. V. (2023, July). *Elektric Vehicle Database*. Retrieved from Elektric Vehicle Database: <https://ev-database.org/car/1011/Nissan-Leaf>
- ELSTAT. (2023, January). *Ελληνική Στατιστική Αρχή*. Retrieved from Ελληνική Στατιστική Αρχή: <https://www.statistics.gr/2021-census-res-pop-results>
- ENTSO-E. (2023, November 27). *ENTSO-E*. Retrieved from <https://transparency.entsoe.eu/load-domain/r2/totalLoadR2/show>: <https://transparency.entsoe.eu/load-domain/r2/totalLoadR2/show>
- Hjorth-Jensen, M. (2006). *COMPUTATIONAL PHYSICS*. Oslo: University of Oslo.
- IEA. (2023). *International Energy Agency*. Retrieved from [iea.org: https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/global-ev-data-explorer](https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/global-ev-data-explorer)
- Jacob, P. V. (1996, August). Genetic algorithms for product design. *Management Science*.
- Li, Z. (2017, 5 6). *The open source simulation of the large-scale electric*. Retrieved from The simulation of the large-scale Electric Vehicle charging behaviours: <https://ch.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/62816-the-simulation-of-the-large-scale-electric-vehicle-charging-behaviours>
- Municipality of Chania, C. (2023). *Municipality of Chania*. Retrieved from [chania.gr: https://www.chania.gr/dimos/thesm-plaisio-kallikratis/klm-distances.html](https://www.chania.gr/dimos/thesm-plaisio-kallikratis/klm-distances.html)
- NEREDHAR MAAROJU, D. G. (2008, July-december 1). Choosing the best heuristic for a np-problem. *International Journal of Information Technology and knowledge Management*, pp. 537-547.
- Ouyang, H. W. (2014, September 24). Beijing passenger car travel survey: implications. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*.

- Pang, T. (2006). *Computational Physics*. New York: Cambridge University Press.
- Stelios Tsafarakis, N. M. (2009). *Designing Optimal Products: Algorithms and Systems*.
- Vagropoulos, S. I. (2016). An investigation of plug-in electric vehicles charging impact on power systems scheduling and energy costs. *IEEE, Transactions on Power Systems*.
- Vourdoubas, J. (2020, November). Use of Renewable Energy Sources for Energy Generation in Rural Areas in the Island of Crete, Greece. *European Journal of Environment and Earth Sciences*.
- Vourdoubas, J. (2021, February 23). Islands with Zero Net Carbon Footprint due to Electricity Use. The Case of Crete, Greece. *European Journal of Environment and Earth Sciences*, p. 40.
- Yang, X.-S. (2009). Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm. In X.-S. Yang, *Music-Inspired Harmony Search Algorithm* (pp. 1-14). Berlin: Springer.
- Yang, X.-S. (2010). *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms 2nd Edition*. United Kingdom: Luniver Press.
- Yimin Zhou, Z. L. (2018, 10 16). The Multiobjective Based Large-Scale Electric Vehicle Charging. *Complexity*.
- Yimin Zhou, Z. L. (2018, October 16). The Multiobjective Based Large-Scale Electric Vehicle Charging. *Hindawi, Complexity*.
- Ανδρής, Γ. Κ. (2022, September 12). *NewsAuto*. Retrieved from NewsAuto.gr: <https://www.newsauto.gr/news/posa-ilektrika-aftokinita-kikloforoun-stin-ellada/>
- Αττική Οδός Α.Ε. (2022). ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑ & ΣΥΝΤΗΡΗΣΗ. In Α. Ο. Α.Ε, *ΕΤΑΙΡΙΚΟΣ ΑΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ 2022* (p. December). Αθήνα: Αττική Οδός Α.Ε. Retrieved from <https://www.aodos.gr/leitourgia-sudirisi/apologismoι/>
- Βουρδουμπά, Γ. (2023, February 13). Η διασύνδεση του ηλεκτρικού δικτύου της Κρήτης με ηλεκτρικά δίκτυα άλλων περιοχών και η κλιματική αλλαγή. *Energy press*.
- Γεώργιος, Ν. (2015, Ιανουάριος). ΟΦΕΛΗ ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΞΟΙΚΟΝΟΜΗΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΤΟ. *ΟΦΕΛΗ ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΞΟΙΚΟΝΟΜΗΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΤΟ*. Χανιά.
- Δελιγιάννης, Κ. (2021, September 01). Σε πλήρη λειτουργία από τον ΑΔΜΗΕ η ηλεκτρική διασύνδεση Κρήτη – Πελοπόννησος. *Insider*.
- ΕΛΣΤΑΤ. (2022). *Ελληνική Στατιστική Αρχή*. Retrieved from statistics.gr: <https://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SME18/->
- Κούρτης, Α. Κ. (2007). *MONTE CARLO ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΑΡΚΟΒΙΑΝΩΝ ΑΛΥΣΙΔΩΝ (MCMC)*. ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ, ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ. Θεσσαλονίκη: Ανδρέας Κ. Κούρτης.
- Χατζησπύρος, Σ. Ι. (2013). *Σημειώσεις στην Υπολογιστική Στατιστική μέρος Α*. Σάμος: Χατζησπύρος Σπύρος.