



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΗΣ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑΣ ΕΥΕΛΙΞΙΑΣ  
ΟΙΚΙΑΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΓΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ  
ΖΗΤΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ  
ΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Γεώργιος Τσόκας

**Επίβλεψη :** Παύλος Σ. Γεωργιλάκης, Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2023





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΗΣ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑΣ ΕΥΕΛΙΞΙΑΣ  
ΟΙΚΙΑΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΓΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ  
ΖΗΤΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΩΝ ΠΡΟΤΥΠΩΝ  
ΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Γεώργιος Τσόκας

**Επίβλεψη :** Παύλος Σ. Γεωργιλάκης, Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 17<sup>η</sup> Ιουλίου 2023

.....  
Παύλος Γεωργιλάκης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Γεώργιος Κορρές  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Ιωάννης Γκόνος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2023

.....  
Γεώργιος Τσόκας

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

Copyright © Γεώργιος Τσόκας, 2023.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η απόκριση ζήτησης θεωρείται μία αποτελεσματική τεχνική για την αντιμετώπιση των συνεχώς αυξανόμενων ανησυχιών για την κάλυψη της ενεργειακής ζήτησης ιδιαίτερα τις ώρες αιχμής. Η τυχαία ή και καθολική επιλογή χρηστών σε μία κοινότητα για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης είναι συχνά αναποτελεσματική και κοστοβόρα. Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η διατύπωση και η υλοποίηση ενός μοντέλου αξιολόγησης της ευελιξίας μεμονωμένων συσκευών για κάθε χρήστη, για τη συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Αυτό το σύστημα αξιολόγησης αναδεικνύει τις δυνατότητες που μπορεί να παρέχει κάθε συσκευή σε ένα πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης, μέσω της καταγραφής της συχνότητας, της συνέπειας αλλά και της προβλεψιμότητας της χρήσης της, όπως προκύπτει από ιστορικά δεδομένα.

Αρχικά παρουσιάζεται αναλυτικά το σύστημα αξιολόγησης, ενώ στη συνέχεια περιγράφεται ο αλγόριθμος που υλοποιήθηκε με τη γλώσσα προγραμματισμού python.

Στη μελέτη προσομοιώθηκαν εφαρμογές απόκρισης ζήτησης βάσει ιστορικών δεδομένων, αξιολογήθηκε το μοντέλο επιλογής χρηστών και υπολογίστηκε η μετατόπιση ενέργειας από την ώρα αιχμής που επιτυγχάνεται από τη στοχευμένη επιλογή χρηστών. Οι συσκευές που χρησιμοποιήθηκαν για τις εφαρμογές είναι το κλιματιστικό, το ηλεκτρικό αυτοκίνητο, το στεγνωτήριο και το πλυντήριο ρούχων. Τέλος, διερευνήθηκε η αποτελεσματικότητα της μεθόδου για δεδομένα από διαφορετικές πόλεις, διαφορετικές εποχές και για διαφορετικά χρονικά παράθυρα απόκρισης ζήτησης.

## ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Απόκριση ζήτησης, ευελιξία, ώρα αιχμής, χρονικό παράθυρο απόκρισης ζήτησης, δείκτης ευελιξίας, ευέλικτα φορτία, δυναμικό μετατόπισης φορτίου



## **ABSTRACT**

Demand response is considered an effective technique to address the ever-increasing concerns of meeting peak-hour energy demand. Random or even blanket selection of users in a community to participate in demand response programs is often inefficient and costly. The aim of this thesis is to formulate and implement a model for evaluating the flexibility of individual devices for each user, for participation in demand response programs. This rating system highlights the potential that each device can provide in a demand response program by recording the frequency, consistency and predictability of its use, as determined by historical data.

First, the evaluation system is presented in detail, and then the algorithm implemented with python is described.

The study simulated demand response applications based on historical data and evaluated the user selection model, as well as the off-peak energy shift achieved by targeted user selection. The devices used for the applications are the air conditioner, the electric car, the dryer and the washing machine. Finally, the effectiveness of the method was investigated for data from different cities, different seasons and for different time windows of demand response.

## **KEY WORDS**

Demand response, flexibility, peak hours, flexibility window, potential score, load flexibility, DR capacity





## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2022–2023 υπό την επίβλεψη του κ. Παύλου Γεωργιάκη, καθηγητή της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Ε.Μ.Π. στον οποίο οφείλω ιδιαίτερες ευχαριστίες για την ανάθεσή της, δίνοντάς μου την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον και δημιουργικό θέμα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον υποψήφιο διδάκτορα Χριστόφορο Μένο Αικατερινιάδη για την υπομονή και την πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγηση που μου παρείχε σε όλη τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας, καθώς και για τον πολύτιμο χρόνο που μου αφιέρωσε.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την υποστήριξη που μου παρείχε όλα αυτά τα χρόνια, αλλά και τους φίλους μου από τη σχολή για τις ευχάριστες στιγμές και τη συμπαράσταση κατά τη διάρκεια των σπουδών μας.



# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1<sup>ο</sup> ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1	ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	1
1.2	ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	2
1.3	ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	2

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2<sup>ο</sup> ΑΠΟΚΡΙΣΗ ΖΗΤΗΣΗΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

2.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	5
2.2	ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑΣ ΕΥΕΛΙΞΙΑΣ ΟΙΚΙΑΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ	6
2.3	Η ΣΗΜΑΣΙΑ ΤΗΣ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΧΡΗΣΤΩΝ ΣΕ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΑ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ	7

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3<sup>ο</sup> ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΜΟΣ ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΩΝ ΒΑΣΕΙ ΙΣΤΟΡΙΚΩΝ ΜΟΤΙΒΩΝ

3.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	11
3.2	ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΜΕΘΟΔΟΥ	11
3.2.1	Δείκτης συχνότητας κατανάλωσης	12
3.2.2	Δείκτης συνέπειας κατανάλωσης	13
3.2.3	Δείκτης περιόδων υψηλής κατανάλωσης	14
3.2.4	Δείκτης ευελιξίας	14
3.3	ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ	15
3.3.1	Συσκευές	15
3.3.2	Όστιν	17
3.3.3	Νέα Υόρκη	20

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4<sup>ο</sup> ΜΟΝΤΕΛΟ

4.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	23
4.2	ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ	23
4.2.1	Αναδιαμόρφωση δεδομένων	23
4.2.2	Δείκτης συχνότητας κατανάλωσης	29
4.2.3	Δείκτης συνέπειας κατανάλωσης	31
4.2.4	Δείκτης περιόδων υψηλής κατανάλωσης	34
4.2.5	Δείκτης ευελιξίας	36

4.3	ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ	38
4.4	ΜΕΤΑΤΟΠΙΣΗ ΦΟΡΤΙΟΥ	39
4.4.1	Πλήρης συμμόρφωση χρήστη	39
4.4.2	Μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη	39

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup>**

### **ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ**

5.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	41
5.2	ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	41
5.2.1	Αποτελεσματικότητα του δείκτη ευελιξίας	41
5.2.2	Ανάλυση ευαισθησίας	44
5.3	ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ	46
5.3.1	Σενάριο 1 - Πλήρης συμμόρφωσης χρήστη, Όστιν	46
5.3.2	Σενάριο 2 - Συμμετοχή συμμόρφωσης χρήστη, Όστιν	49
5.3.3	Δυνατότητα μείωσης ζήτησης την ώρα αιχμής κατά μέσο όρο σε 5 μέρες	51
5.3.4	Μελέτη διαφορετικών σεναρίων	54
5.4	ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΟΣΤΙΝ – ΝΕΑΣ ΥΟΡΚΗΣ	56
5.5	ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΤΗΣ ΕΠΟΧΙΚΟΤΗΤΑΣ	58
5.6	ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΧΡΟΝΙΚΑ ΠΑΡΑΘΥΡΑ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ	62

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6<sup>ο</sup>**

### **ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ**

6.1	ΣΥΝΟΨΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	65
6.2	ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	66

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7<sup>ο</sup>**

### **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

67

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

### 1.1 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένα σύστημα εγκαταστάσεων και μέσων που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή, μεταφορά και διανομή ηλεκτρικής ενέργειας σε εξυπηρετούμενες περιοχές κατανάλωσης [1]. Τα τελευταία χρόνια με την αυξημένη διείσδυση νέων οικιακών φορτίων (π.χ. ηλεκτρικά οχήματα και αντλίες θερμότητας) και την αύξηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ) δημιουργείται μεγαλύτερη ανισορροπία μεταξύ ζήτησης και παραγωγής ενέργειας. Σε αυτό το πλαίσιο, στα σύγχρονα δίκτυα, παρουσιάζεται συχνά η αδυναμία κάλυψης της ζήτησης ενέργειας, ειδικά σε ώρες που η ζήτηση είναι πιο υψηλή. Έχουν μελετηθεί διάφοροι τρόποι επίλυσης αυτού του προβλήματος, όπως η επέκταση της παραγωγικής ικανότητας ή η ενίσχυση και ο εκσυγχρονισμός του δικτύου. Ωστόσο η λύση που σύμφωνα με αρκετούς, προβάλλεται ως η πιο αποτελεσματική και παράλληλα πιο οικονομική είναι η εφαρμογή τεχνικών απόκρισης ζήτησης. Με τον όρο απόκριση ζήτησης περιγράφονται οι στρατηγικές που χρησιμοποιούνται στα ηλεκτρικά δίκτυα για τη διαχείριση και την εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε πραγματικό χρόνο. Περιλαμβάνει την προσαρμογή της κατανάλωσης ή της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ως απάντηση σε αλλαγές στις συνθήκες του δικτύου, όπως η υψηλή ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας ή την ανάγκη για σταθερότητα του δικτύου. Σε ένα πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης, οι καταναλωτές συμφωνούν να μειώσουν ή να αλλάξουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας κατά τις περιόδους αιχμής ζήτησης ή σε άλλες καταστάσεις συμφόρησης στο δίκτυο (σταθεροποίηση τάσης/συχνότητας). Αυτό επιτυγχάνεται μέσω διαφόρων μηχανισμών, συμπεριλαμβανομένων οικονομικών κινήτρων, της τιμολόγησης χρόνου χρήσης ή της άμεσης επικοινωνίας μεταξύ των διαχειριστών του δικτύου και των καταναλωτών. Την ρύθμιση και τη λειτουργία σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης συντονίζουν οι Φορείς Σωρευτικής Εκπροσώπησης (ΦοΣΕ), οι οποίοι προσφέρουν τα κατάλληλα οικονομικά κίνητρα αλλά είναι και υπεύθυνοι για τη διαχείριση των ενεργειακών προφίλ των καταναλωτών, που εξαρτάται από την ικανότητα ευελιξίας τους. Ως ευελιξία ορίζεται η δυνατότητα τροποποίησης του προφίλ ζήτησης βιομηχανικών, εμπορικών είτε/και οικιακών καταναλωτών με προσαρμογή της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας ή της χρονικής διάρκειας λειτουργίας της. Σε αυτή τη διπλωματική εργασία προτείνεται μια προσέγγιση βάσει ιστορικών δεδομένων κατανάλωσης για την ποσοτικοποίηση της δυνατότητας μεμονωμένων χρηστών ευέλικτων οικιακών φορτίων για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης με στόχο την μετατόπιση οικιακού φορτίου κατά τη διάρκεια της ημέρας. Αρχικά παρουσιάζεται το μοντέλο που βοηθά στην ταξινόμηση των χρηστών βάσει ευελιξίας, στη συνέχεια υλοποιούνται σενάρια και εφαρμογές απόκρισης ζήτησης και τέλος από την ανάλυση των αποτελεσμάτων προκύπτει ότι η

προσέγγιση είναι αποτελεσματική στον εντοπισμό κατάλληλων χρηστών με υψηλότερη προγνωστική δυνατότητα για μείωση της ζήτησης.

## 1.2 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε κατά τη διάρκεια της διπλωματικής εργασίας μπορεί να συνοψιστεί στα ακόλουθα βήματα που εκτελούνται για την εκπλήρωση των στόχων της εργασίας:

- ❖ Βιβλιογραφική έρευνα σχετικά με την απόκριση ζήτησης και τις υπάρχουσες τεχνικές βελτίωσης των εφαρμογών της.
- ❖ Ανάλυση των πραγματικών δεδομένων που πάρθηκαν από το Pecan Street. Η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε περιέχει πραγματικές καταναλώσεις κατοικιών, έγινε αναδιάρθρωση αυτών των δεδομένων ώστε να χρησιμοποιηθούν στην μετέπειτα ανάλυση.
- ❖ Υλοποίηση μοντέλου και διαμόρφωση λογισμικού που χρησιμοποιείται για την ανάλυση των δεδομένων για τον χαρακτηρισμό των τελικών χρηστών, βάσει δεικτών κατανάλωσης. Μέσω αυτού του μοντέλου γίνεται ο χαρακτηρισμός ευελιξίας των συσκευών για κάθε χρήστη.
- ❖ Με τη χρήση του μοντέλου που χρησιμοποιήθηκε σε συνδυασμό με τη βάση δεδομένων από το Pecan Street υλοποιήθηκαν σενάρια απόκρισης ζήτησης.
- ❖ Σύγκριση αποτελεσμάτων του μοντέλου για δεδομένα καταναλωτών από διαφορετικές πόλεις και διερεύνηση εποχικότητας.
- ❖ Μελέτη αποτελεσμάτων που προκύπτουν από περιπτώσεις γεγονότων απόκρισης ζήτησης για διαφορετικά χρονικά διαστήματα.
- ❖ Εξαγωγή συμπερασμάτων και προτάσεις για περαιτέρω έρευνα και επεκτάσεις.

## 1.3 ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία οργανώνεται σε 7 κεφάλαια:

- ❖ Στο **κεφάλαιο 2** αναλύονται οι τεχνικές και η λειτουργία μεθόδων απόκρισης ζήτησης στα σύγχρονα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας και επιπλέον επεξηγείται η σημασία της επιλογής των χρηστών σε αυτά τα προγράμματα.

- ❖ Στο **κεφάλαιο 3** διατυπώνεται η μέθοδος που ακολουθείται για τον χαρακτηρισμό των καταναλωτών ως προς την ευελιξία τους. Αναλύονται οι δείκτες που υπολογίζονται για αυτό τον σκοπό, χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα κατανάλωσης οικιακών χρηστών από το Όστιν του Τέξας τα οποία έχουν υποστεί κατάλληλη επεξεργασία, απομακρύνοντας λανθασμένες μετρήσεις.
- ❖ Στο **κεφάλαιο 4** παρουσιάζεται το μοντέλο και η διαμόρφωση του λογισμικού που χρησιμοποιήθηκε στη διπλωματική. Παράλληλα αναλύονται οι περιορισμοί της μελέτης, ενώ τέλος παρουσιάζεται η μετατόπιση φορτίου με πλήρη ή μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη μετά την επιβολή γεγονότων απόκρισης ζήτησης.
- ❖ Στο **κεφάλαιο 5** γίνεται αρχικά η ανάλυση των αποτελεσμάτων της μοντελοποίησης που υλοποιήθηκε στο κεφάλαιο 4. Έπειτα υλοποιούνται πρακτικές εφαρμογές απόκρισης ζήτησης για δεδομένα από το Όστιν του Τέξας, εκτελούνται δύο σενάρια, ένα με πλήρη συμμόρφωση χρήστη και ένα με μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη. Στη συνέχεια γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων που υπολογίστηκαν με αυτά που προκύπτουν από δεδομένα καταναλωτών της Νέας Υόρκης, ενώ εξετάζονται τεχνικές απόκρισης ζήτησης για διαφορετικά χρονικά διαστήματα. Τέλος, παρουσιάζεται διερεύνηση των αποτελεσμάτων για διαφορετικές εποχές.
- ❖ Στο **κεφάλαιο 6** γίνεται η σύνοψη της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καταγράφονται τα συνολικά συμπεράσματά της και προτείνονται επεκτάσεις της.
- ❖ Στο **κεφάλαιο 7** παρουσιάζεται η βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα διπλωματική εργασία.





## **ΑΠΟΚΡΙΣΗ ΖΗΤΗΣΗΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ**

### **2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Τα τελευταία χρόνια, λόγω των συνεχών αλλαγών στις συνήθειες των οικιακών καταναλωτών και της αυξημένης χρήσης οικιακών συσκευών που λειτουργούν με ηλεκτρική ενέργεια, παρατηρούμε μια αύξηση της πολυπλοκότητας στη διαχείριση των δικτύων ηλεκτροδότησης χαμηλής τάσης. Η χρήση ενεργειακών πόρων, όπως τα φωτοβολταϊκά, οι μπαταρίες, τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα και νέα οικιακά φορτία, όπως οι αντλίες θερμότητας και τα συστήματα θέρμανσης, αερισμού και κλιματισμού, προκαλούν επιπλέον φόρτιση στο ηλεκτρικό δίκτυο χαμηλής τάσης. Αυτό οδηγεί σε αλλαγές στα συνηθισμένα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας στα νοικοκυριά που ισχύουν μέχρι σήμερα [2]. Επιπλέον, παρατηρείται αυξημένη πολυπλοκότητα και στον τομέα της πρόβλεψης της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας λόγω της γρήγορης εξέλιξης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, οι οποίες αποσκοπούν στην απεξάρτηση από την χρήση άνθρακα στην παραγωγή ενέργειας.

Η δυσκολία αυτής της ισορροπίας μεταξύ προσφοράς και ζήτησης σε πραγματικό χρόνο οδηγεί στην προσθήκη ή αφαίρεση παραγωγικών μονάδων για την αντιμετώπιση των αιχμών φόρτου, λαμβάνοντας υπόψη ότι η αποθήκευση μεγάλων ποσοτήτων ενέργειας παραμένει ακόμα ακριβή. Στο μέλλον, αναμένεται ότι τα ευφυή δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας (smart grids) αναμένεται να δώσουν λύση στο παραπάνω πρόβλημα, καθώς διαχειρίζονται τη ζήτηση ενέργειας σε πραγματικό χρόνο, χρησιμοποιώντας πληροφορίες από έξυπνους μετρητές (smart meters) που συλλέγουν δεδομένα. Η δυνατότητα απομακρυσμένου ελέγχου οικιακών συσκευών και άλλων πόρων (ηλεκτρικά αυτοκίνητα, μπαταρίες) που δίνεται μέσω της χρήσης «έξυπνων» τεχνολογιών οδηγεί σε πιο αποδοτική αξιοποίηση της μεταβαλλόμενης παραγωγής από ΑΠΕ, όπως τα φωτοβολταϊκά και οι ανεμογεννήτριες. Έτσι, η χρήση έξυπνων συστημάτων μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα τη βελτίωση της απόδοσης και της αξιοπιστίας του δικτύου, την αποτελεσματικότερη εκμετάλλευση των ενεργειακών πόρων και, κατά συνέπεια, τη μείωση της ανάγκης για ορυκτά καύσιμα για την παραγωγή ηλεκτρισμού.

Οι καταναλωτές μπορούν να έχουν σημαντική συμβολή στη βελτίωση της αποδοτικότητας, της αξιοπιστίας και της ευελιξίας των δικτύων, λειτουργώντας ταυτόχρονα ως καταναλωτές και παραγωγοί ενέργειας. Αυτό μπορεί να γίνει μέσω της αγοράς ή πώλησης της ενέργειας που παράγεται ή αποθηκεύεται από τους ίδιους προς τον αντίστοιχο πάροχο ενέργειας. Σημαντικό ρόλο στην αύξηση της αποδοτικότητας παίζει και η μείωση της ζήτησης ηλεκτρισμού και της προώθησης της τοπικής χρήσης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας [3]. Για την επίλυση προβλημάτων όπως η μείωση του φορτίου αιχμής και η εξομάλυνση της ημερήσιας κατανάλωσης προτείνεται η απόκριση ζήτησης.

Ο όρος απόκριση Ζήτησης αναφέρεται στο σύνολο των πολιτικών και των προγραμμάτων που εφαρμόζονται στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας με σκοπό την προσαρμογή της ζήτησης προκειμένου να μειωθεί το κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας. Περιλαμβάνει την προσαρμογή της κατανάλωσης ή της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ως απάντηση σε αλλαγές στις συνθήκες του δικτύου, όπως η υψηλή ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, οι ελλείψεις προσφοράς ή η ανάγκη για σταθερότητα του δικτύου [4]. Παραδοσιακά, το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας λειτουργεί με μονόδρομη ροή ισχύος, όπου η ενέργεια παράγεται σε κεντρικούς σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής και παραδίδεται στους καταναλωτές. Ωστόσο, αυτό το μοντέλο αντιμετωπίζει προκλήσεις όταν η ζήτηση δεν ταυτίζεται με την προσφορά ή όταν υπάρχουν διακυμάνσεις στην παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, οι οποίες είναι διανεμημένες στο δίκτυο μεταφοράς και διανομής.

Σε ένα πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης, οι καταναλωτές συμφωνούν οικειοθελώς να μειώσουν ή να μετατοπίσουν τη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας κατά τις περιόδους αιχμής ζήτησης ή σε άλλες καταστάσεις πίεσης στο δίκτυο. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω διαφόρων μηχανισμών, συμπεριλαμβανομένων των οικονομικών κινήτρων, της τιμολόγησης χρόνου χρήσης ή της άμεσης επικοινωνίας μεταξύ των διαχειριστών του δικτύου και Φορέων Συσσωρευτικής Εκπροσώπησης (ΦοΣΕ) που διαχειρίζονται πλήθος ενεργών καταναλωτών. Με τον συντονισμό και τη διαχείριση της απόκρισης στη ζήτηση πολλών συμμετεχόντων, ο διαχειριστής του δικτύου μπορεί να εξισορροπήσει αποτελεσματικά την προσφορά και τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, να διατηρήσει τη σταθερότητα του δικτύου και ενδεχομένως να αποφύγει τις διακοπές ρεύματος ή την ανάγκη για δαπανηρή πρόσθετη παραγωγή ενέργειας σε ώρες αιχμής. Η μετάβαση από τα συμβατικά ΣΗΕ (Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας) στα Ευφυή δίκτυα προϋποθέτει την σταδιακή μετατροπή της ανελαστικής κατανάλωσης σε ευέλικτη και ελεγχόμενη ζήτηση. Ως προς την μακροπρόθεσμη λειτουργία των ΣΗΕ, η σταδιακή διεύρυνση και η καθολική εφαρμογή των μεθόδων απόκρισης ζήτησης αναμένεται να αποτελέσει κρίσιμο παράγοντα προς την ελαχιστοποίηση της ανάγκης για νέες κοστοβόρες συμβατικές μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας και, παράλληλα, να συμβάλει στην αυξημένη διείσδυση των ΑΠΕ.

## 2.2 ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑΣ ΕΥΕΛΙΞΙΑΣ ΟΙΚΙΑΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ

Για την ομαλή λειτουργία της απόκρισης ζήτησης στα πλαίσια ενός δικτύου είναι σημαντικό να εκτιμηθεί η ευελιξία του. Προς αυτό το σκοπό, όπως προκύπτει και από τη βιβλιογραφία, είναι σημαντικός ο ρόλος και η συμμετοχή των οικιακών καταναλωτών/παραγωγών [5]. Μία από τις κύριες κατευθύνσεις της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η αξιολόγηση της δυνατότητας λειτουργίας των ευέλικτων συσκευών σε επιθυμητά χρονικά διαστήματα, οδηγώντας σε μετατόπιση φορτίου η οποία προκύπτει από τα πρότυπα αλληλεπίδρασης/κατανάλωσης φορτίου χρήστη. Στη συνέχεια, περιγράφεται πλήθος μελετών στη βιβλιογραφία για την παροχή μιας εικόνας σχετικά με τις ερευνητικές κατευθύνσεις σε αυτόν τον τομέα.

Σε μία από τις κορυφαίες μελέτες που έγινε, ερευνήθηκε η μετατόπιση ζήτησης φορτίου σε ένα δείγμα 77 κατοικιών στην Ολλανδία που λειτουργούν με χρήση ηλιακής ενέργειας μέσω φωτοβολταϊκών (ΦΒ) πάνελ [6]. Η δυναμική τιμολόγηση χρησιμοποιήθηκε για να ενθαρρυνθεί η συμμόρφωση των χρηστών για αυτοματοποιημένη μετατόπιση φορτίου

μέσα σε ένα παράθυρο 24 ωρών. Η αποδοχή των χρηστών στα αιτήματα για μετατόπιση του φορτίου, όπως αποδείχθηκε, ήταν αρκετά χαμηλή (14%) δεδομένου και του αρκετά διευρυμένου χρονικού παραθύρου (24 ωρών). Παράλληλα, σε μία άλλη έρευνα αξιολογήθηκε η ευελιξία του πλυντηρίου ρούχων και πιάτων, του θερμοσίφωνα και του φορτιστή αυτοκινήτου σε περισσότερα από 180 νοικοκυριά στο Βέλγιο [7]. Προέκυψε αυξημένη συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης (30% - 50%) κυρίως λόγω των αυξημένων κινήτρων που δόθηκαν, που περιλάμβαναν τη δυναμική τιμολόγηση, ενώ παράλληλα παρατηρήθηκε μεγαλύτερη δυνατότητα ευελιξίας στον φορτιστή αυτοκινήτου και το θερμοσίφωνα σε σχέση με τις «υγρές συσκευές». Από τα αποτελέσματα προέκυψε ότι διαφορετικά επίπεδα μεταβολής της ζήτησης θα μπορούσαν να παρατηρηθούν από διαφορετικούς τύπους φορτίου σε διαφορετικές ώρες της ημέρας. Μία άλλη μελέτη αξιολόγησης ευελιξίας του έξυπνου πλυντηρίου ρούχων 188 νοικοκυριών στην Ολλανδία [8] έδειξε ότι κατά την αυτοματοποιημένη λειτουργία συμμετοχής σε γεγονότα απόκρισης ζήτησης επιτεύχθηκε μετατόπιση φορτίου από την ώρα αιχμής κατά 31%.

Εκτός από την εξέταση του ύψους της ευελιξίας συσκευών που μπορεί να καθυστερήσουν τη λειτουργία τους, οι έρευνες [9] και [10] έχουν επίσης επικεντρωθεί στην ποσοτικοποίηση της ευελιξίας των θερμικά ελεγχόμενων φορτίων όπως συστήματα κλιματισμού, ψυγεία και θερμοσίφωνες. Σε αυτές αξιολογείται η ευελιξία του φορτίου λαμβάνοντας υπόψη διαφορετικές θερμοκρασίες περιβάλλοντος, σημεία ρύθμισης και τύπους κτιρίων. Επιπλέον, διερευνάται η χρήση της συνιστώσας της “ελαστικότητας” των οικιακών φορτίων ως εναλλακτική λύση για τη δημιουργία ικανότητας ευελιξίας. Η “ελαστικότητα” περιλαμβάνει τη μείωση της ζήτησης ισχύος (π.χ. μείωση του φορτίου θέρμανσης ενός στεγνωτηρίου) σε βάρος της αύξησης της διάρκειας της εργασίας, με την προϋπόθεση ότι οι έξυπνες συσκευές μπορούν να παρέχουν τεχνικά και λειτουργικά τέτοιου είδους ευελιξία. Αυτές οι ερευνητικές προσπάθειες έχουν χρησιμοποιήσει κυρίως προσομοιώσεις για την αξιολόγηση της δυνατότητας ευελιξίας σε διάφορους τύπους κτιρίων και τοποθεσίες. Ωστόσο, δεν έχουν λάβει ρητά υπόψη την ποικιλομορφία στα πρότυπα κατανάλωσης των χρηστών, η οποία προκύπτει από τις διαφορές στις συνήθειες αλληλεπίδρασης των χρηστών με τις συσκευές τους.

Τα τελευταία χρόνια, προκειμένου να αξιοποιηθούν οι προαναφερθείσες δυνατότητες ευελιξίας φορτίου, έχουν διερευνηθεί οικιακά συστήματα διαχείρισης ενέργειας HEMS (Home Energy Management Systems) [11]. Αυτές οι προσπάθειες επικεντρώθηκαν κυρίως στον βέλτιστο προγραμματισμό φορτίου για έναν μόνο χρήστη και στην υιοθέτηση αποτελεσματικής δυναμικής τιμολόγησης με εφαρμογή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Σε αυτήν την εργασία, εξετάζεται ένα δίκτυο κτιρίων με σκοπό την ποσοτικοποίηση του δυναμικού ευελιξίας φορτίου των χρηστών, ως το πρώτο βήμα στόχευσης και ιεράρχησης των κατοικιών για τεχνικές απόκρισης ζήτησης.

### **2.3 Η ΣΗΜΑΣΙΑ ΤΗΣ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΧΡΗΣΤΩΝ ΣΕ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΑ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ**

Για την ομαλή λειτουργία των μεθόδων απόκρισης ζήτησης απαραίτητη κρίνεται η κατάλληλη επιλογή χρηστών που θα συμμετάσχουν, μεταβάλλοντας τις ενεργειακές τους συνήθειες [12].

Μερικοί από τους λόγους που καταδεικνύουν την πολύτιμη σημασία της επιλογής κατάλληλων χρηστών είναι οι εξής:

- ❖ **Επίπτωση στη μείωση του φορτίου:** Ο στόχος των μεθόδων απόκρισης ζήτησης είναι η μείωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, συνήθως κατά τις περιόδους αιχμής, για την ελάττωση της συμφόρησης του δικτύου διανομής. Επιλέγοντας χρήστες που έχουν τη δυνατότητα να μειώσουν σημαντικά την κατανάλωση ενέργειας ή να τη μεταθέσουν σε ώρες εκτός αιχμής, μπορεί να μεγιστοποιηθεί ο συνολικός αντίκτυπος στη μείωση του φορτίου [12]. Οι χρήστες με υψηλή κατανάλωση ενέργειας ή ευέλικτα προφίλ φορτίου μπορούν να συμβάλουν πιο αποτελεσματικά στην εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης.
- ❖ **Σταθερότητα και αξιοπιστία δικτύου:** Σε περιόδους υψηλής ζήτησης ή έλλειψης προσφοράς, η απόκριση ζήτησης συμβάλλει στη διατήρηση της σταθερότητας του δικτύου. Στοχεύοντας τους κατάλληλους χρήστες που μπορούν να προσαρμόσουν τη χρήση ενέργειας, οι διαχειριστές του δικτύου μπορούν να διαχειριστούν καλύτερα τις διακυμάνσεις στην προσφορά και τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό μειώνει τον κίνδυνο αστάθειας του δικτύου και ενισχύει τη συνολική αξιοπιστία.
- ❖ **Κόστος-αποτελεσματικότητα:** Τα προγράμματα απόκρισης ζήτησης μπορεί να είναι πιο οικονομικά, όταν επιλέγονται οι κατάλληλοι χρήστες, σε σύγκριση με τη χρήση ακριβών μονάδων αιχμής για κάλυψη υψηλού φορτίου (π.χ. Μονάδες Φυσικού Αερίου) [12]. Εστιάζοντας σε χρήστες με σημαντική ευελιξία φορτίου, οι φορείς εκμετάλλευσης του δικτύου μπορούν να επιτύχουν την επιθυμητή μείωση του φορτίου χωρίς να επενδύσουν σε δαπανηρές αναβαθμίσεις υποδομής ή πρόσθετη δυναμικότητα παραγωγής. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε εξοικονόμηση κόστους τόσο για τον φορέα εκμετάλλευσης του δικτύου όσο και για τους συμμετέχοντες χρήστες.
- ❖ **Δέσμευση και συμμετοχή χρηστών:** Η επιλογή των κατάλληλων χρηστών που είναι πρόθυμοι και ικανοί να συμμετάσχουν ενεργά σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης είναι ζωτικής σημασίας για την επιτυχία τους. Οι χρήστες που κατανοούν τα οφέλη και έχουν κίνητρα να συμβάλουν στη σταθερότητα του δικτύου είναι πιο πιθανό να ανταποκριθούν σε σήματα ή κίνητρα απόκρισης ζήτησης. Η ενεργή συμμετοχή τους βελτιώνει την αποτελεσματικότητα και την αξιοπιστία της μεθόδου.
- ❖ **Ενεργειακή απόδοση και βιωσιμότητα:** Η απόκριση ζήτησης ευθυγραμμίζεται με τους στόχους της ενεργειακής απόδοσης και της βιωσιμότητας, βελτιστοποιώντας τα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας. Η επιλογή χρηστών που είναι αφοσιωμένοι στην εξοικονόμηση ενέργειας και με περιβαλλοντική συνείδηση μπορεί να συμβάλει περαιτέρω στη μείωση της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας και των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου [12]. Σημαντικό ρόλο σε αυτό παίζει και η μείωση χρήσης ρυπογόνων μονάδων αιχμής, μέσω της μείωσης αιχμών ζήτησης.

Συνοπτικά, η επιλογή των κατάλληλων χρηστών για προγράμματα απόκρισης ζήτησης διασφαλίζει ότι ο αντίκτυπος μείωσης του φορτίου μεγιστοποιείται, διατηρείται η σταθερότητα του δικτύου, βελτιστοποιείται το κόστος, ενισχύεται η αφοσίωση των χρηστών και επιτυγχάνονται οι στόχοι βιωσιμότητας. Η αποτελεσματική επιλογή χρηστών είναι ζωτικής σημασίας για την επιτυχία και την αποτελεσματικότητα των μεθόδων απόκρισης ζήτησης.

Για την κατάλληλη επιλογή των χρηστών συχνά χρησιμοποιούνται τα ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης τους, που διαμορφώνουν το ενεργειακό τους προφίλ. Η έρευνα για την επιλογή των χρηστών για μεθόδους απόκριση ζήτησης με βάση τα πρότυπα κατανάλωσης οικιακών καταναλωτών έχει παραδοσιακά επικεντρωθεί σε συγκεντρωτικά δεδομένα ισχύος,

τα οποία ενδέχεται να παραβλέπουν πληροφορίες από μεμονωμένα φορτία και να εμποδίζουν τις αυτοματοποιημένες τεχνικές απόκρισης ζήτησης. Η ανάλυση της δυναμικής των μεμονωμένων φορτίων μπορεί να προσφέρει πολύτιμες πληροφορίες για τη συμπεριφορά των χρηστών για πιο αποτελεσματικές λειτουργίες. Ενώ ορισμένες μελέτες, όπως οι [13], [14], έχουν διερευνήσει μεμονωμένες συνεισφορές φορτίου στην απόκριση ζήτησης συχνά απέτυχαν να εξετάσουν τη διακύμανση στις αλληλεπιδράσεις των χρηστών με διαφορετικούς τύπους φορτίου και τον αντίκτυπό τους στην αποτελεσματικότητα της μεθόδου. Οι περισσότερες προσεγγίσεις αντιμετωπίζουν όλους τους χρήστες και τις αλληλεπιδράσεις τους με τις ευέλικτες συσκευές με παρόμοιο τρόπο. Ωστόσο, πρόσφατη έρευνα διερεύνησε τον αντίκτυπο των μεμονωμένων φορτίων βάσει δεδομένων. Για παράδειγμα, μια μελέτη εξέτασε τη συμβολή των κλιματιστικών μονάδων στη μείωση της ζήτησης αιχμής [15], ομαδοποιώντας τα πρότυπα κατανάλωσης σε διαφορετικά νοικοκυριά και εφαρμόζοντας στρατηγικές ελέγχου φορτίου. Μια άλλη μελέτη συνέκρινε τις δυνατότητες ευελιξίας διάφορων συσκευών, αλλά δεν έλαβε υπόψη τις διαφορές μεταξύ των νοικοκυριών. Αυτά τα ευρήματα υπογραμμίζουν την ανάγκη να ληφθούν υπόψη οι μεμονωμένες δυναμικές φορτίου και οι αλληλεπιδράσεις των χρηστών για τη βελτίωση των στρατηγικών απόκρισης ζήτησης και τη μεγιστοποίηση του δυναμικού μείωσης της ζήτησης.

Η υπάρχουσα βιβλιογραφία για τις λειτουργίες απόκρισης ζήτησης έχει επικεντρωθεί λιγότερο στη μελέτη των προτύπων συμπεριφοράς των χρηστών στις αλληλεπιδράσεις τους με μεμονωμένες συσκευές. Οι περισσότερες μελέτες έχουν χρησιμοποιήσει μεθόδους κατηγοριοποίησης που αναλύουν συγκεντρωτικά δεδομένα σε επίπεδο σπιτιού, με λίγες μόνο πρόσφατες μελέτες που διερευνούν την τμηματοποίηση ειδικά για φορτία κλιματισμού [15]. Ως αποτέλεσμα, δεν υπάρχουν πολλές μελέτες που να εξετάζουν τις δυνατότητες ευελιξίας διαφορετικών τύπων συσκευών με βάση τα μοτίβα αλληλεπίδρασης των χρηστών με μεμονωμένα φορτία. Σε αυτή τη διπλωματική προτείνεται η χρήση προτύπων αλληλεπίδρασης ανθρώπου-συσκευής ως πρόσθετου παράγοντα για τον εντοπισμό κατάλληλων χρηστών για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Λαμβάνονται συγκεκριμένα υπόψιν οι δυνατότητες ευελιξίας φορτίου από την προοπτική της δέσμευσης χρηστών με διαφορετικά πρότυπα συμπεριφοράς. Για να επιτευχθεί αυτό, εισάγεται μια πολυδιάστατη μέτρηση για τον χαρακτηρισμό των μοτίβων συμπεριφοράς των χρηστών, με στόχο τη στοχευμένη δέσμευση. Ο στόχος είναι να διερευνηθεί ο αντίκτυπος της αλληλεπίδρασης του χρήστη με κάθε ευέλικτη συσκευή ξεχωριστά, οραματιζόμενος τη χρήση των αναδυόμενων τεχνολογιών διαχείρισης από την πλευρά της ζήτησης (Demand Side Management - DSM) για την έξυπνη λειτουργία μεμονωμένων φορτίων. Τέλος, αξιολογείται επίσης η ικανότητα των τεχνικών απόκρισης ζήτησης να προσελκύουν χρήστες με διαφορετικά μοτίβα αλληλεπίδρασης, λαμβάνοντας υπόψη την πιθανότητα συμμόρφωσης σε αιτήματα συμμετοχής στην απόκριση ζήτησης.



**ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΜΟΣ ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΩΝ ΒΑΣΕΙ ΙΣΤΟΡΙΚΩΝ ΜΟΤΙΒΩΝ****3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Αυτή η διπλωματική εργασία εστιάζει στην αξιοποίηση μοτίβων αλληλεπίδρασης χρήστη-συσκευής για τον προσδιορισμό της συμπεριφοράς των χρηστών. Ο πρωταρχικός στόχος είναι να αναπτυχθεί μια μεθοδολογία που να χαρακτηρίζει αποτελεσματικά τα χαρακτηριστικά συμπεριφοράς των χρηστών μέσω της ανάλυσης των αλληλεπιδράσεων χρήστη-συσκευής. Κατανοώντας τον τρόπο με τον οποίο οι χρήστες αλληλοεπιδρούν με τις συσκευές τους, είναι δυνατόν να αναγνωριστούν τα μοτίβα και να δημιουργηθεί μια πολυδιάστατη μεθοδολογία για την αναγνώριση και αξιολόγηση της συμπεριφοράς των χρηστών ως προς τη δυνατότητα παροχής ευελιξίας. Παράλληλα αξιολογώντας το δυναμικό απόκρισης ζήτησης διαφορετικών ομάδων νοικοκυριών και λαμβάνοντας υπόψη τη συμπεριφορά και τη συμμόρφωση των χρηστών, επιτυγχάνεται να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητα των διαδικασιών μετατόπισης. Σε αυτό το κεφάλαιο διατυπώνεται η μέθοδος που ακολουθείται για τον χαρακτηρισμό των καταναλωτών ως προς την ευελιξία τους. Αναλύονται οι δείκτες που υπολογίζονται για αυτό τον σκοπό και επιπλέον επεξηγείται η επιλογή δεδομένων που έγινε.

**3.2 ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΜΕΘΟΔΟΥ**

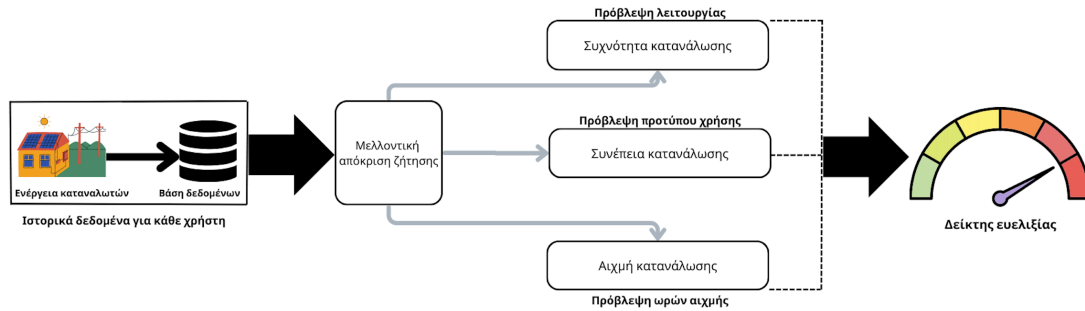
Στη μέθοδο που χρησιμοποιείται σε αυτή την εργασία, υποθέτοντας ότι τα ιστορικά δεδομένα σε επίπεδο συσκευής είναι διαθέσιμα, προτείνεται να αξιοποιηθούν τα δεδομένα κατανάλωσης για να προσδιοριστούν ποσοτικά τα πρότυπα συμπεριφοράς των αλληλεπιδράσεων χρήστη-συσκευής που θα μπορούσαν να ωφελήσουν τον στόχο της μετατόπισης φορτίου σε μια κοινότητα. Μέσω της στατιστικής ανάλυσης των ιστορικών αλληλεπιδράσεων δημιουργείται ένας δείκτης ευελιξίας για κάθε νοικοκυριό για διαφορετικούς τύπους φορτίου ή συσκευές.

Για την υλοποίηση του μοντέλου, λαμβάνοντας υπόψιν  $N$  χρήστες σε μία κοινότητα δημιουργείται μία βαθμολογία  $S_{ij}^n$  όπου το  $i$  συμβολίζει τον χρήστη και το  $j$  τον τύπο της συσκευής. Η βαθμολογία  $S_{ij}^n$  υπολογίζεται από την ημερήσια κατανάλωση διαφορετικών καταναλωτών για διαφορετικές συσκευές. Ο συμβολισμός  $P_{ijk}(t)$  δηλώνει την κατανάλωση ενέργειας του χρήστη  $i$  ( $i \in [1, \dots, N]$ ), της συσκευής  $j$  ( $j \in [1, \dots, J]$ ), της ημέρας  $k$  ( $k \in [1, \dots, K]$ ) και της ώρας  $t$  ( $t \in [1: T]$ , όπου  $1 < t < 24$  οι ώρες της εκάστοτε μέρας). Προκειμένου να χαρακτηριστούν τα μοτίβα αλληλεπίδρασης χρήστη - συσκευής με το δείκτη ευελιξίας  $S_{ij}^n$ , όπως αναφέρθηκε, υπολογίζονται τρεις δείκτες αξιολόγησης. Αυτοί οι δείκτες βασίζονται στη μελέτη [17] και είναι οι εξής:

- ❖ Δείκτης συχνότητας κατανάλωσης
- ❖ Δείκτης συνέπειας κατανάλωσης

❖ Δείκτης περιόδων υψηλής κατανάλωσης

Στο Σχήμα 3.1 φαίνεται το διάγραμμα ροής που περιγράφει σχηματικά τη μεθοδολογία που ακολουθήθηκε σε αυτή τη διπλωματική εργασία.



**Σχήμα 3.1:** Διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας για τη βαθμολόγηση των αλληλεπιδράσεων χρήστη – συσκευής βάσει δεδομένων

Όπως προκύπτει από το Σχήμα 3.1 με βάση τα ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης από το Pecan Street υλοποιείται η μεθοδολογία που ακολουθείται για τη βαθμολόγηση των αλληλεπιδράσεων χρήστη – συσκευής. Αυτή περιλαμβάνει αρχικά την επεξεργασία των δεδομένων και ύστερα τον υπολογισμό των τριών δεικτών που προαναφέρθηκαν ώστε να υπολογιστεί ο δείκτης ευελιξίας. Στη συνέχεια περιγράφονται πιο αναλυτικά αυτοί οι δείκτες καθώς και ο δείκτης ευελιξίας.

### 3.2.1 Δείκτης Συχνότητας Κατανάλωσης

Η συχνότητα λειτουργίας μιας συσκευής παίζει καθοριστικό ρόλο στην κατανόηση της δυνατότητας παροχής ευελιξίας των διαφόρων στοχευμένων τύπων συσκευών και των προτύπων χρήσης τους. Αναγνωρίζοντας το γεγονός ότι ορισμένοι χρήστες ενδέχεται να μην χρησιμοποιούν συγκεκριμένες συσκευές σε τακτική βάση, καθίσταται επιτακτική η ανάγκη να γίνει εμβάθυνση στην κατανόηση της συχνότητας λειτουργίας και των τάσεων των χρηστών προς τη συνεπή χρήση της συσκευής. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί αυτή η σημαντική πτυχή, προτείνεται η ποσοτικοποίηση της συχνότητας λειτουργίας, μέσω του δείκτη  $FS_{ij}^n$ , ο οποίος ορίζεται ως εξής:

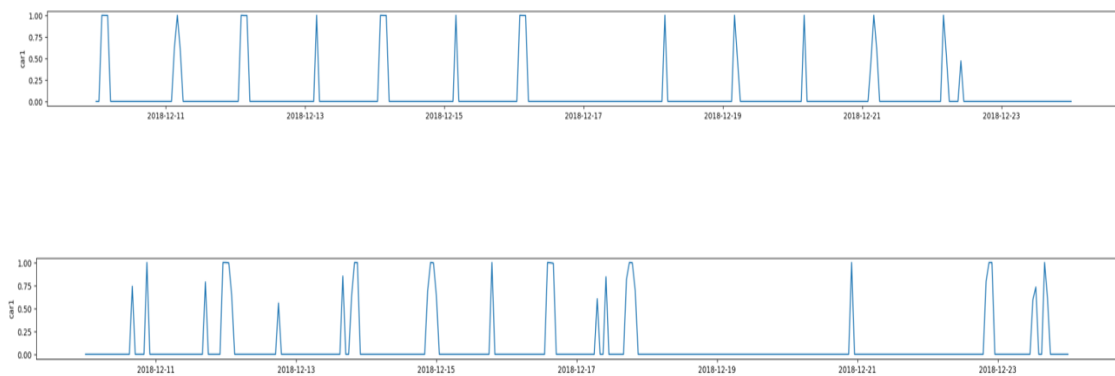
$$FS_{ij}^n = \frac{|\{k \max(P_{ijk}(t)) > \tau_j, k \in (1:K)\}|}{K} \quad (3.1)$$

Όπου ο συμβολισμός  $P_{ijk}(t)$  δηλώνει την κατανάλωση ενέργειας του χρήστη  $i$  της συσκευής  $j$  της ημέρας  $k$  και της ώρας  $t$ , όπου  $1 < t < 24$  οι ώρες της εκάστοτε μέρας. Ως  $\tau_j$  ορίζεται η ελάχιστη τιμή της αθροιστικής ημερήσιας κατανάλωσης ενέργειας (κατώφλι ενέργειας) ώστε η συσκευή να θεωρείται ενεργή την εκάστοτε μέρα. Στον αριθμητή υπάρχει μία ανισότητα, η έκφραση:  $\max(P_{ijk}(t))$ , όπου δηλώνει τη μέγιστη τιμή κατανάλωσης ενέργειας την ημέρα  $k$  της συσκευής  $j$  για τον χρήστη  $i$ . Μέσω της ανισότητας του αριθμητή υπολογίζεται ο αριθμός των ημερών που μία συσκευή είναι ενεργή και διαιρείται με το συνολικό αριθμό ημερών  $K$ . Με αυτόν τον τρόπο προκύπτει για κάθε χρήστη και κάθε συσκευή ο δείκτης  $FS_{ij}^n$  που λαμβάνει τιμές από 0 έως 1 και υποδηλώνει τη συχνότητα χρήσης μιας συσκευής.



### 3.2.2 Δείκτης Συνέπειας Κατανάλωσης

Η συνέπεια της λειτουργίας των συσκευών των χρηστών, δηλαδή ο βαθμός που η χρήση είναι αιτιοκρατική ή στοχαστική, διαδραματίζει έναν εξαιρετικά κομβικό ρόλο όσον αφορά την αποτελεσματική στόχευση και τη δέσμευση των χρηστών σε ένα καλά σχεδιασμένο σύστημα απόκρισης ζήτησης [18]. Είναι ιδιαίτερα σημαντικό να ερευνηθεί ο τρόπος χρήσης των συσκευών από τους καταναλωτές, καθώς είναι πιο αποτελεσματική η συμμετοχή χρηστών με υψηλότερη συνέπεια σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Αυτό εξηγείται από το γεγονός ότι αυτοί οι χρήστες έχουν αυξημένη πιθανότητα να ακολουθήσουν το αναμενόμενο ιστορικό μοτίβο κατανάλωσής τους και κατά τη διάρκεια ενός γεγονότος απόκρισης ζήτησης. Για να γίνει πιο κατανοητή η έννοια της συνέπειας κατανάλωσης, στο Σχήμα 3.2 παρουσιάζονται τα μοτίβα φόρτισης του ηλεκτρικού αυτοκινήτου δύο διαφορετικών χρηστών κατά τη διάρκεια 15 ημερών.



**Σχήμα 3.2:** Συνέπεια χρήσης ηλεκτρικής φόρτισης για δύο χρήστες κατά τη διάρκεια 15 ημερών

Όπως προκύπτει από το Σχήμα 3.2, ο πρώτος χρήστης φαίνεται να είναι πιο συνεπής επαναλαμβάνοντας το ίδιο μοτίβο για διαφορετικές ημέρες, ενώ ο δεύτερος χρήστης εμφανίζει πιο σποραδική και λιγότερο προβλέψιμη χρήση. Συνεπώς, ο πρώτος χρήστης είναι πιο αποδοτικός για τις μεθόδους απόκρισης ζήτησης.

Για να υπολογιστεί η συνέπεια της κατανάλωσης ακολουθήθηκε παρόμοια μέθοδος με τη μελέτη [16], οπότε υλοποιήθηκε ο δείκτης συνέπειας κατανάλωσης ως  $CS_{ij}^n$  με εύρος τιμών από 0 έως 1. Η εξίσωση (3.2) δείχνει τη μαθηματική έκφραση του δείκτη συνέπειας κατανάλωσης:

$$CS_{ij}^n = 1 - RMS_{ij}^n \quad (3.2)$$

Ο συμβολισμός  $CS_{ij}^n$  δηλώνει τον δείκτη συνέπειας κατανάλωσης του χρήστη  $i$ , της συσκευής  $j$ . Ο συμβολισμός  $RMS_{ij}^n$  δηλώνει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, κανονικοποιημένο για όλους τους χρήστες μέσω της κανονικοποίησης ελάχιστου – μέγιστου. Η μη κανονικοποιημένη μορφή του  $RMS_{ij}$  υπολογίζεται ως εξής:

$$RMS_{ij} = \sum_{k \in K_{op}} \sqrt{\sum_{t=1}^T [P_{ijk}^n(t) - \bar{P}_{ij}^n(t)]^2} \quad (3.3)$$

Όπου το  $K_{op}$  συμβολίζει το σύνολο των ημερών κατά τις οποίες μία συσκευή θεωρείται ότι ήταν σε λειτουργία. Ο συμβολισμός  $\bar{P}_{ij}^n(t)$  δηλώνει τη μέση τιμή της κανονικοποιημένης κατανάλωσης ενέργειας χρήστη για μία συσκευή κατά τη διάρκεια των  $K$  ημερών που ερευνώνται. Η κανονικοποιημένη μορφή της κατανάλωσης ενέργειας χρήστη  $P_{ijk}^n(t)$  υπολογίζεται ως εξής:

$$P_{ijk}^n(t) = \frac{P_{ijk}(t)}{\max(P_{ijk}(t))}, \quad k \in K_{op} \quad (3.4)$$

Το τετραγωνικό σφάλμα ( $RMS_{ij}$ ) που υπολογίζεται στην εξίσωση (3.3) μετρά την απόκλιση της παρατηρούμενης τιμής σε σύγκριση με τον μέσο όρο για όλες τις ημέρες λειτουργίας μιας συσκευής.

### 3.2.3 Δείκτης Περιόδων υψηλής Κατανάλωσης

Πολύ σημαντική κρίνεται η αξιολόγηση της καταλληλότητας ενός χρήστη να συμμετάσχει σε μία εφαρμογή απόκρισης ζήτησης για ένα συγκεκριμένο χρονικό πλαίσιο. Χρησιμοποιώντας ένα προκαθορισμένο χρονικό πλαίσιο διαχείρισης ζήτησης, για παράδειγμα, ένα χρονικό πλαίσιο προγράμματος απόκρισης ζήτησης, θα μπορούσε να χαρακτηριστεί το ιστορικό μοτίβο χρήσης κατά τη διάρκεια του συγκεκριμένου συμβάντος. Αντίστοιχα, οι χρήστες με υψηλότερη κατανάλωση κατά τη διάρκεια του γεγονότος απόκρισης ζήτησης είναι πιο κατάλληλοι για μετατόπιση ή απόρριψη φορτίου. Υποθέτοντας ένα χρονικό πλαίσιο απόκρισης ζήτησης  $[t1: t2]$ , ορίζουμε το  $PS_{ij}$  ως εξής:

$$PS_{ij} = \sum_{k \in K_{op}} \int_{t1}^{t2} P_{ijk}(t) dt \quad (3.5)$$

Το  $PS_{ij}$  υποδεικνύει την κατανάλωση ενέργειας κατά τη διάρκεια της Απόκρισης Ζήτησης στο διάστημα  $[t1: t2]$ . Χρησιμοποιώντας την κανονικοποίηση ελάχιστου – μέγιστου για όλους τους χρήστες, το  $PS_{ij}$ , υπολογίζεται για να λαμβάνει υπόψη τις διακυμάνσεις της κατανάλωσης ισχύος για τον ίδιο τύπο φορτίου.

### 3.2.4 Δείκτης Ευελιξίας

Οι δείκτες που αναφέρθηκαν πιο πάνω είναι οι εξής:

- ❖ Δείκτης Συχνότητας Κατανάλωσης  $FS_{ij}^n$

- ❖ Δείκτης Συνέπειας Κατανάλωσης  $CS_{ij}^n$
- ❖ Δείκτης Περιόδων Υψηλής Κατανάλωσης  $PS_{ij}^n$

Με βάση αυτούς τους δείκτες υπολογίζεται το δείκτης ευελιξίας ως εξής:

$$S_{ij} = FS_{ij}^n * CS_{ij}^n * PS_{ij}^n \quad (3.6)$$

Για καλύτερα αποτελέσματα, εκτελείται κανονικοποίηση ελάχιστου – μεγίστου του  $S_{ij}$  σε ολόκληρη την κοινότητα για να ληφθεί η κανονικοποιημένη δυναμική βαθμολογία  $S_{ij}$  [0, 1]:

$$S_{ij}^n = \frac{S_{ij} - \min(S_{ij})}{\max(S_{ij}) - \min(S_{ij})}, \quad i \in [1, \dots, N] \quad (3.7)$$

Η μέτρηση  $S_{ij}^n$  παίζει καθοριστικό ρόλο στην κατάταξη των χρηστών για διαφορετικούς τύπους φορτίου. Σκοπός της είναι να χρησιμεύσει ως ένας δείκτης “αφοσίωσης” των χρηστών. Με την έννοια αφοσίωση, εννοείται ο βαθμός της χρησιμοποίησης των εκάστοτε συσκευών από τους χρήστες στο χρονικό πλαίσιο που μελετάται. Μέσω της απόδοσης μιας βαθμολογίας σε κάθε χρήστη, χαρακτηρίζεται η καταλληλότητα του να παρέχει ευελιξία στο δίκτυο μέσω της συμμετοχής σε γεγονότα απόκρισης ζήτησης. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι θα πρέπει επίσης να λαμβάνεται υπόψη η συμμόρφωση των χρηστών. Η απλή κατάταξη των χρηστών με βάση τα πρότυπα κατανάλωσής τους ενδέχεται να μην αποτυπώσει την πλήρη εικόνα. Είναι σημαντικό να αξιολογηθεί ο βαθμός στον οποίο οι χρήστες συμμορφώνονται με τις προβλεπόμενες οδηγίες απόκρισης ζήτησης. Εάν τα πρότυπα κατανάλωσής τους βασίζονται κυρίως σε λειτουργικές διαδικασίες, είναι λιγότερο πιθανό για τους χρήστες να τηρήσουν τις προτεινόμενες προσαρμογές. Λαμβάνοντας υπόψη τόσο τη μέτρηση  $S_{ij}^n$  για την ιεράρχηση της αφοσίωσης των χρηστών όσο και την αξιολόγηση της συμμόρφωσης των χρηστών, μπορεί να δημιουργηθεί μια πιο ολοκληρωμένη και ενημερωμένη διαδικασία λήψης αποφάσεων στο πλαίσιο των τεχνικών απόκρισης Ζήτησης. Αυτή η προσέγγιση διασφαλίζει ότι δίνεται προτεραιότητα στους χρήστες με όχι μόνο υψηλό παράγοντα συνάφειας, αλλά και με αποδεδειγμένο ιστορικό συμμόρφωσης και ευελιξίας, μεγιστοποιώντας την αποτελεσματικότητα και την αποδοτικότητα των πρωτοβουλιών απόκρισης ζήτησης σε διαφορετικούς τύπους φορτίου.

### 3.3 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ

Για την επιτυχή υλοποίηση της μελέτης και την εξαγωγή ορθών αποτελεσμάτων κρίνεται σημαντική η επιλογή των δεδομένων εισόδου. Στην παρούσα εργασία επιλέχθηκαν δεδομένα από την βάση του Pecan Street, μια από τις μεγαλύτερες και πιο διαδεδομένες ανοικτές (open source) βάσεις δεδομένων σε προβλήματα οικιακής φόρτισης οχημάτων και διαχείρισης μεμονωμένων οικιακών συσκευών συμπεριλαμβάνοντας συστήματα θέρμανσης, αερισμού, και κλιματισμού.

#### 3.3.1 Συσκευές

Σε αυτήν την ενότητα αναλύονται οι συσκευές που επιλέχθηκαν να συμμετάσχουν στην ανάλυση των καταναλωτικών προφίλ. Στην παρούσα μελέτη ερευνάται η ευελιξία των χρηστών με βάση την κατανάλωση των παρακάτω τεσσάρων «ευέλικτων» συσκευών:

- ❖ **Κλιματιστικό:** Η συμπερίληψη των κλιματιστικών στην μελέτη για αξιολόγηση της ευελιξίας οικιακών καταναλωτών οφείλεται στον σημαντικό αντίκτυπό τους στην κατανάλωση ενέργειας, ιδιαίτερα κατά τις ώρες αιχμής [19]. Τα κλιματιστικά είναι μια από τις πιο ενεργοβόρες συσκευές στα νοικοκυριά και η λειτουργία τους μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές αυξήσεις στη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Ενσωματώνοντας τα κλιματιστικά στα προγράμματα απόκρισης ζήτησης, διερευνώνται στρατηγικές που μπορούν να διαχειριστούν αποτελεσματικά και να περιορίσουν τη χρήση της ενέργειας τους κατά τη διάρκεια κρίσιμων περιόδων. Βελτιστοποιώντας τα μοτίβα χρήσης τους μέσω μετατόπισης φορτίου και προσαρμογών σημείου ρύθμισης θερμοκρασίας επιτυγχάνεται σημαντική μείωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία τελικά βοηθά στη σταθεροποίηση του δικτύου και στη μείωση της ανάγκης για πρόσθετη παραγωγή ενέργειας.
- ❖ **Πλυντήριο ρούχων:** Η επιλογή των πλυντηρίων ρούχων ως μία εκ των συσκευών στη μελέτη αξιολόγησης ευελιξίας πηγάζει από την ευρεία χρήση τους στα νοικοκυριά και τις δυνατότητές τους για ευέλικτο προγραμματισμό. Τα πλυντήρια ρούχων χρησιμοποιούνται συχνά σε ώρες μη αιχμής, επιτρέποντας μεγαλύτερη ευελιξία στη λειτουργία τους. Με την ενσωμάτωσή τους σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης, καθίσταται εφικτή η εξερεύνηση των στρατηγικών μετατόπισης φορτίου που ενθαρρύνουν τους χρήστες να προγραμματίζουν τους κύκλους του πλυντηρίου τους σε περιόδους εκτός αιχμής. Αυτή η προσέγγιση όχι μόνο μειώνει την φόρτιση στο δίκτυο κατά τη διάρκεια της ζήτησης αιχμής, αλλά προσφέρει επίσης ευκολία στους χρήστες αξιοποιώντας τη διαθεσιμότητα μειωμένων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας κατά τις ώρες εκτός αιχμής [19].
- ❖ **Στεγνωτήριο:** Η συμμετοχή των στεγνωτηρίων στη μελέτη αξιολόγησης ευελιξίας οφείλεται στην σημαντική κατανάλωση ενέργειας και τη συμβατότητά τους με τις στρατηγικές μετατόπισης φορτίου. Τα στεγνωτήρια, όπως τα πλυντήρια ρούχων, έχουν ευέλικτα χρονοδιαγράμματα λειτουργίας και μπορούν να προγραμματιστούν να λειτουργούν σε ώρες μη αιχμής χωρίς να διακυβεύεται η άνεση του χρήστη [19]. Επιπλέον, τα στεγνωτήρια έχουν συνήθως μεγαλύτερη διάρκεια κύκλου, παρέχοντας άφθονες ευκαιρίες για ευελιξία φορτίου και επιτρέποντάς την μελέτη στρατηγικών απόκρισης ζήτησης, όπως η απόρριψη φορτίου, κατά τις περιόδους αιχμής ζήτησης [20].
- ❖ **Ηλεκτρικό αυτοκίνητο:** Η συμπερίληψη της φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων στο σενάριο απόκρισης ζήτησης ανταποκρίνεται στην αυξανόμενη υιοθέτηση τους και τον πιθανό αντίκτυπό τους στο ηλεκτρικό δίκτυο [19]. Οι φορτιστές των ηλεκτρικών αυτοκινήτων προσφέρουν μια μοναδική ευκαιρία για παροχή απόκρισης ζήτησης λόγω των δυνατοτήτων αποθήκευσης ενέργειας. Η διαχείριση των προτύπων φόρτισης των ηλεκτρικών οχημάτων επιτρέπει τη μετατόπιση της ζήτησης από τις ώρες αιχμής, μειώνοντας έτσι την πίεση στο δίκτυο. Τέλος, η μελέτη της συμπεριφοράς τους συμβάλλει στην ανάπτυξη αποτελεσματικών στρατηγικών για την ενσωμάτωσή τους στο μελλοντικό οικοσύστημα ευφυών δικτύων.

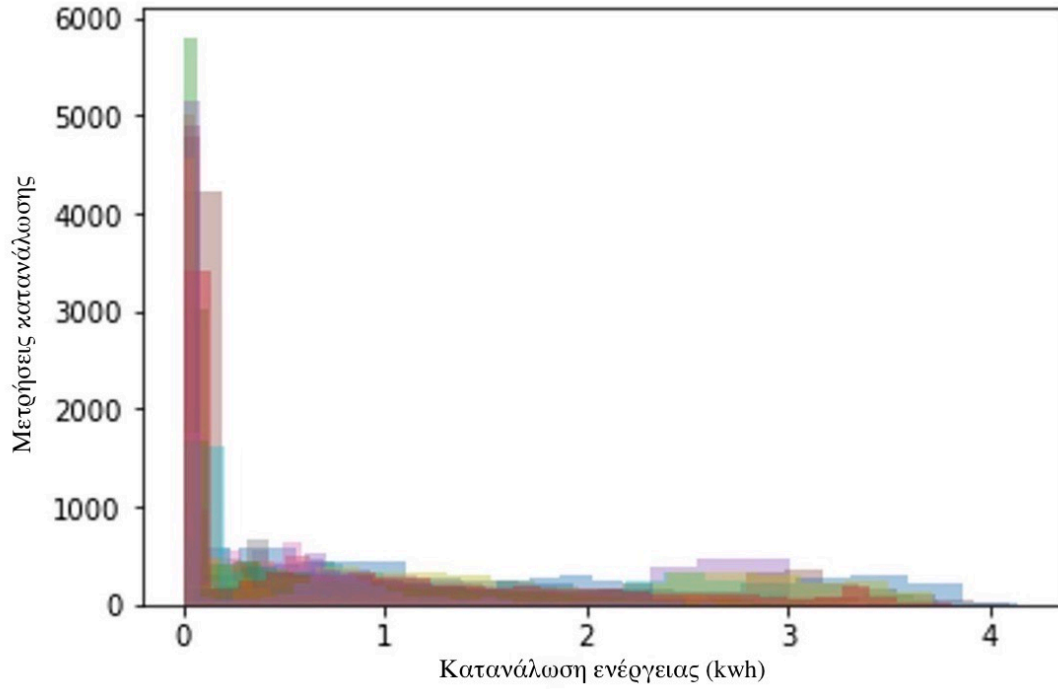
### 3.3.2 Όστιν

Για την υλοποίηση της παρούσας διπλωματικής χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα καταναλώσεων όπως παρέχονται από το Pecan Street. Τα δεδομένα περιλαμβάνουν καταγραφές καταναλώσεων ανά 15 λεπτά για κάθε συσκευή. Το μεγαλύτερο κομμάτι της διπλωματικής βασίζεται στη βάση δεδομένων από 25 νοικοκυριά στον Όστιν του Τέξας. Το Όστιν, γνωστό για τα μοναδικά γεωγραφικά χαρακτηριστικά του, παρουσιάζει ένα ενδιαφέρον πλαίσιο για τη μελέτη της κατανάλωσης ενέργειας. Τοποθετημένο στη Πολιτεία του Τέξας, το Όστιν βιώνει ένα υποτροπικό κλίμα με ζεστά καλοκαίρια και ήπιους χειμώνες. Το άφθονο ηλιακό φως και οι αιολικοί πόροι της περιοχής προσφέρουν δυνατότητες για παραγωγή ανανεώσιμης ενέργειας. Επιπλέον, η δέσμευση του Όστιν στη βιωσιμότητα είναι εμφανής μέσω των φιλόδοξων στόχων του για ουδετερότητα άνθρακα και μετάβαση σε 100% ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Συνολικά, το ενεργειακό τοπίο του Όστιν, που χαρακτηρίζεται από το κλίμα, το δυναμικό ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την προτεραιοποίηση της βιωσιμότητας, διαμορφώνει το προφίλ κατανάλωσης ενέργειας της πόλης [21]. Στον Πίνακα 3.1 παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά της βάσης του Όστιν με τις ενεργές συσκευές ανά χρήστη όπως προκύπτει από την επεξεργασία των δεδομένων που επεξηγείται στην ενότητα 4.2.1. Για κάθε συσκευή στο Πίνακα 3.1 φαίνεται ο αριθμός των χρηστών από το σύνολο των 25 νοικοκυριών που χρησιμοποιεί την εκάστοτε συσκευή.

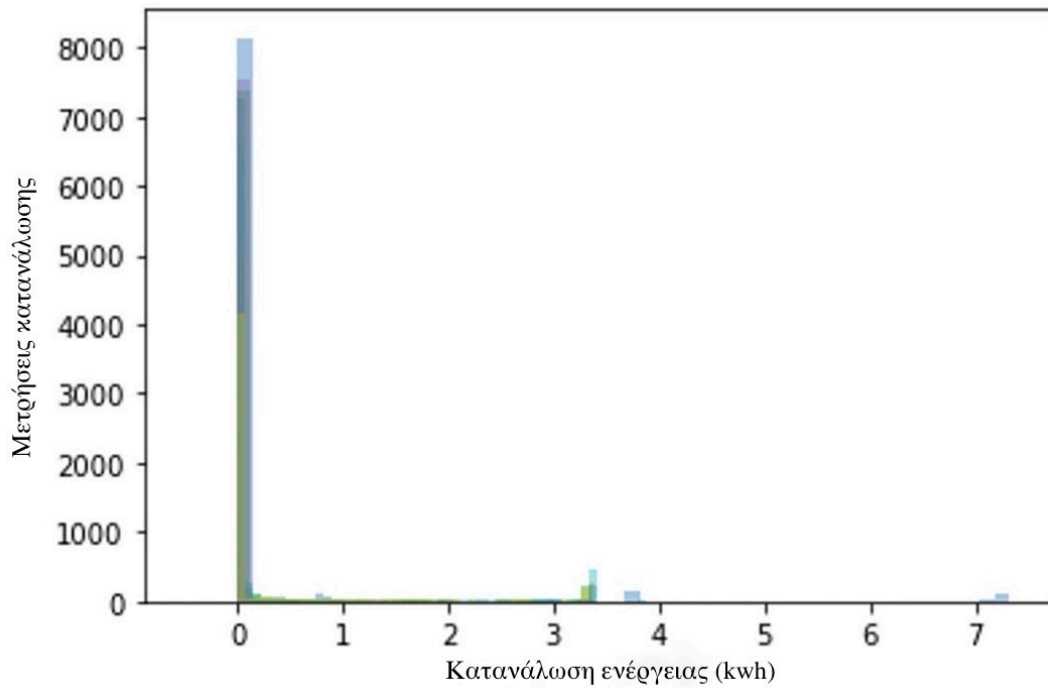
**Πίνακας 3.1:** Χαρακτηριστικά δεδομένων Όστιν

Συσκευές	Χρήστες
Κλιματιστικό	24
Ηλεκτρικό αυτοκίνητο	7
Στεγνωτήριο	18
Πλυντήριο ρούχων	23

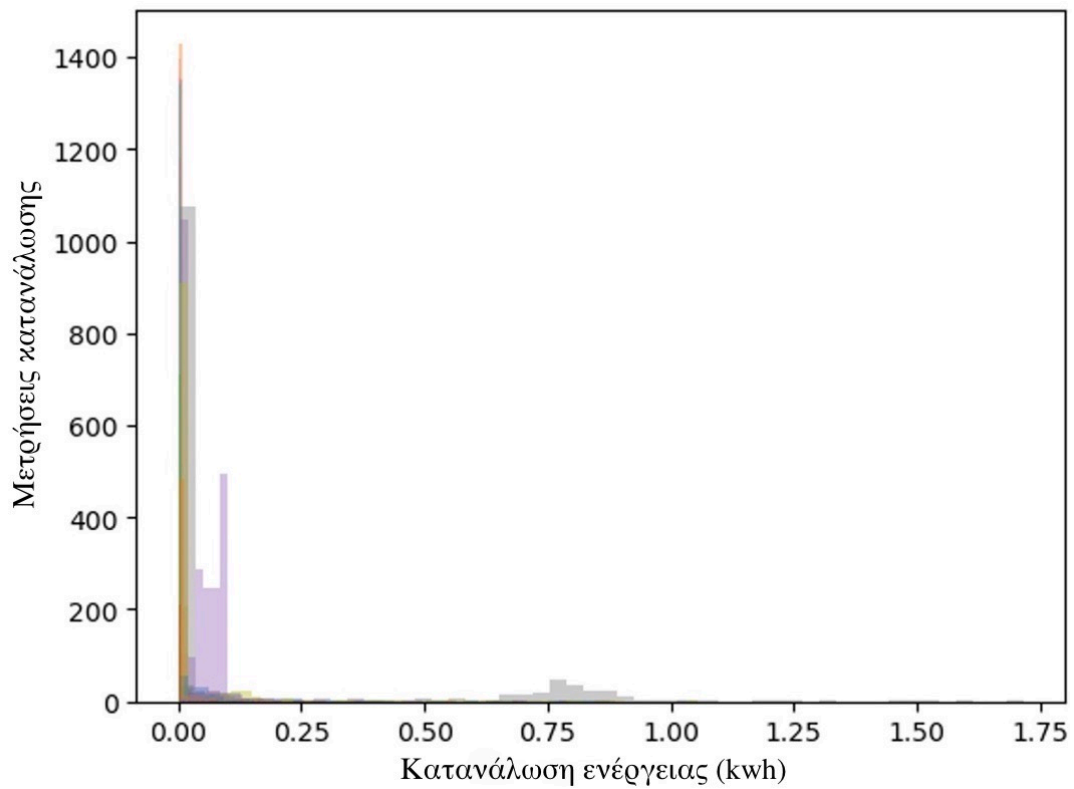
Τα δεδομένα της βάσης για το Όστιν μπορούν να γίνουν καλύτερα αντιληπτά με χρήση των σχημάτων 3.2 έως 3.5. Το κάθε χρώμα συμβολίζει έναν διαφορετικό χρήστη. Ο κατακόρυφος άξονας παρουσιάζει το πλήθος των μετρήσεων κατανάλωσης ενώ ο οριζόντιος παριστάνει την τιμή της κατανάλωσης για την κάθε συσκευή (κάθε γράφημα αντιπροσωπεύει μία συσκευή και όλους τους χρήστες).



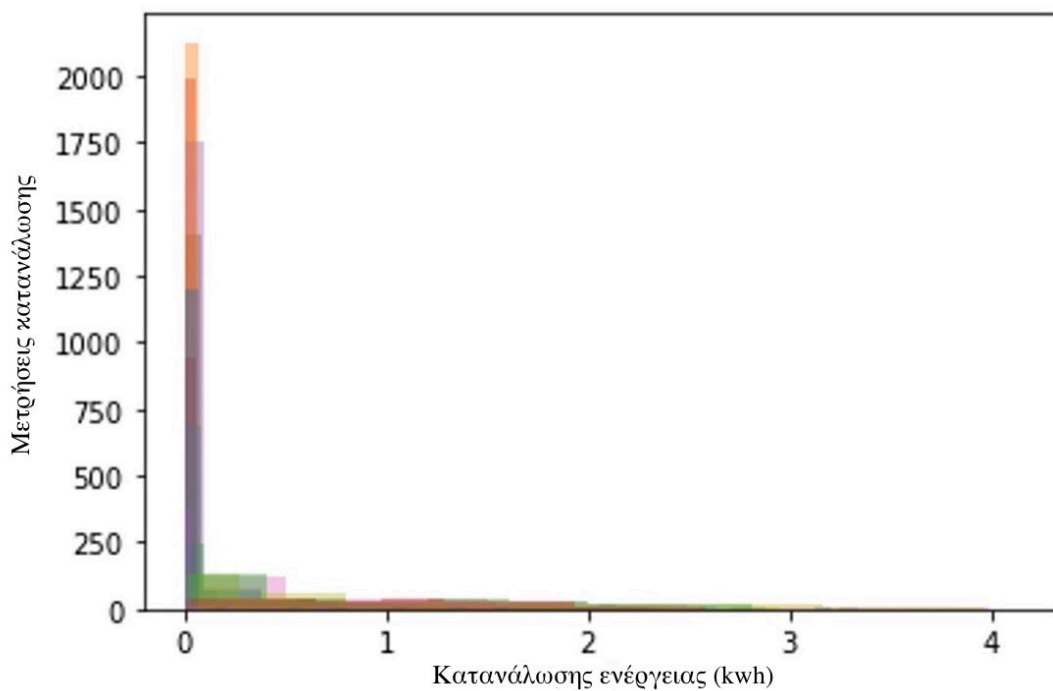
Σχήμα 3.2: Διασπορά του κλιματιστικού στο Όστιν



Σχήμα 3.3: Διασπορά τιμών του ηλεκτρικού αυτοκινήτου στο Όστιν



Σχήμα 3.4: Διασπορά τιμών του πλυντηρίου ρούχων στο Όστιν



Σχήμα 3.5: Διασπορά τιμών του στεγνωτηρίου στο Όστιν

### 3.3.3 Νέα Υόρκη

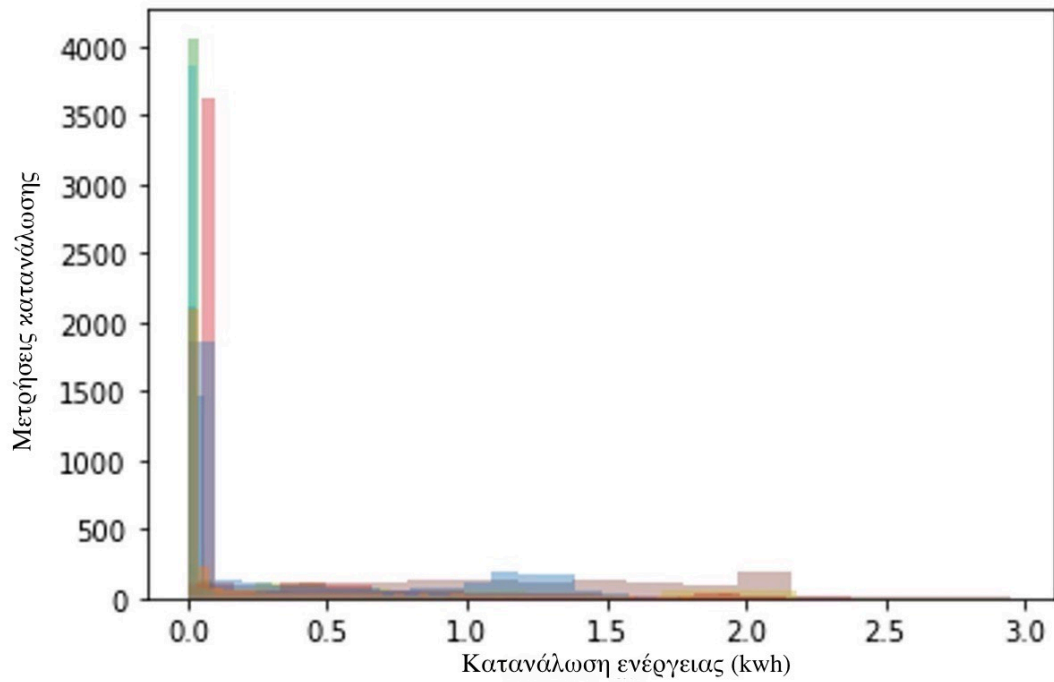
Πέρα από τα δεδομένα για το Όστιν, χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από τη Νέα Υόρκη. Τα δεδομένα πάρθηκαν επίσης από το Pecan Street και περιλαμβάνουν καταγραφές καταναλώσεων ανά 15 λεπτά για κάθε συσκευή από 25 νοικοκυριά στη Νέα Υόρκη. Στη συνέχεια της διπλωματικής παρουσιάζεται σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ των δύο περιοχών. Η κατανάλωση ενέργειας των σπιτιών στη Νέα Υόρκη επηρεάζεται από παράγοντες όπως το μέγεθος του κτιρίου, η μόνωση, η θέρμανση και οι απαιτήσεις ψύξης. Ως ένα πυκνοκατοικημένο αστικό περιβάλλον, η πόλη βιώνει το φαινόμενο της αστικής θερμικής νησίδας, επιδεινώνοντας τις ενεργειακές απαιτήσεις για ψύξη κατά τη διάρκεια των ζεστών καλοκαιριών. Το κλίμα της Νέας Υόρκης, που χαρακτηρίζεται από κρύους χειμώνες και ζεστά καλοκαίρια, απαιτεί κατάλληλη μόνωση, αποτελεσματικά συστήματα θέρμανσης και αποτελεσματική ρύθμιση της θερμοκρασίας. Με τις θερμοκρασίες του χειμώνα να πέφτουν συχνά κάτω από το μηδέν, η χρήση ενέργειας για θέρμανση είναι σημαντική [22]. Στον Πίνακα 3.2 παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά της βάσης των δεδομένων της Νέας Υόρκης με τις ενεργές συσκευές ανά χρήστη όπως προκύπτει από την επεξεργασία των δεδομένων που επεξηγείται στην Ενότητα 4.2.1. Για κάθε συσκευή στο Πίνακα 3.2 φαίνεται ο αριθμός των χρηστών από το σύνολο των 25 νοικοκυριών που χρησιμοποιεί την εκάστοτε συσκευή.

**Πίνακας 3.2:** Χαρακτηριστικά δεδομένων Νέας Υόρκης

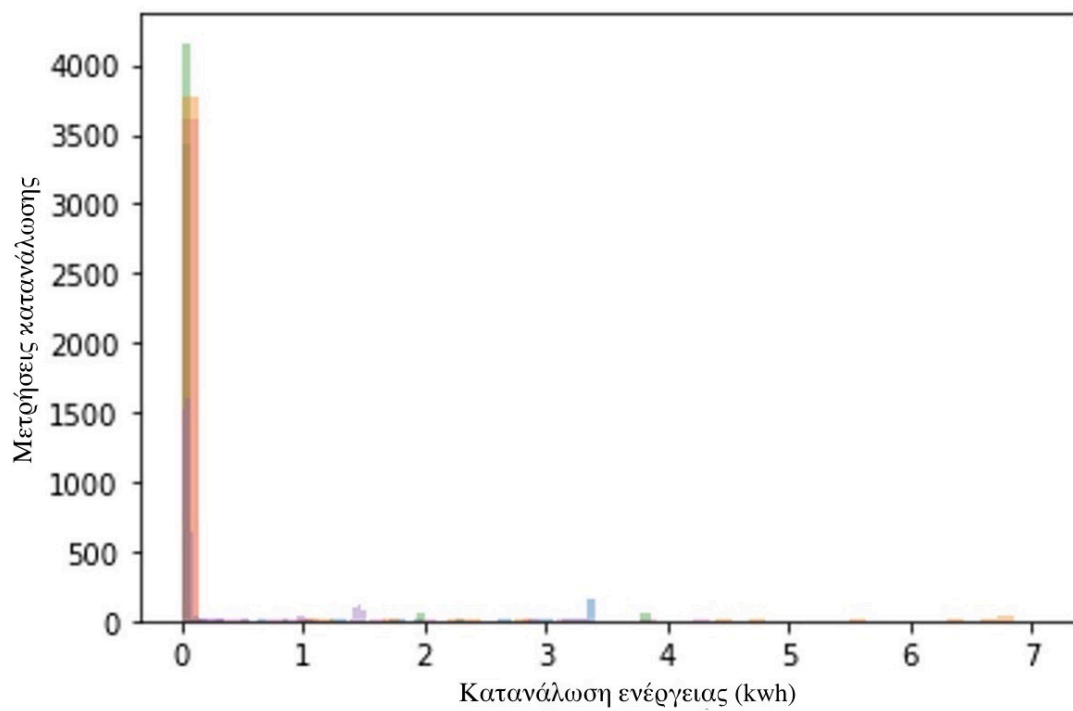
Συσκευές	Χρήστες
Κλιματιστικό	11
Ηλεκτρικό αυτοκίνητο	5
Στεγνωτήριο	17
Πλυντήριο ρούχων	15

Τα δεδομένα της βάσης για της Νέας Υόρκης μπορούν να γίνουν καλύτερα αντιληπτά με χρήση των Σχημάτων 3.6 έως 3.9. Το κάθε χρώμα συμβολίζει έναν διαφορετικό χρήστη. Ο κατακόρυφος άξονας παρουσιάζει το πλήθος των μετρήσεων κατανάλωσης ενώ ο οριζόντιος παριστάνει την τιμή της κατανάλωσης για την κάθε συσκευή (κάθε γράφημα αντιπροσωπεύει μία συσκευή και όλους τους χρήστες).

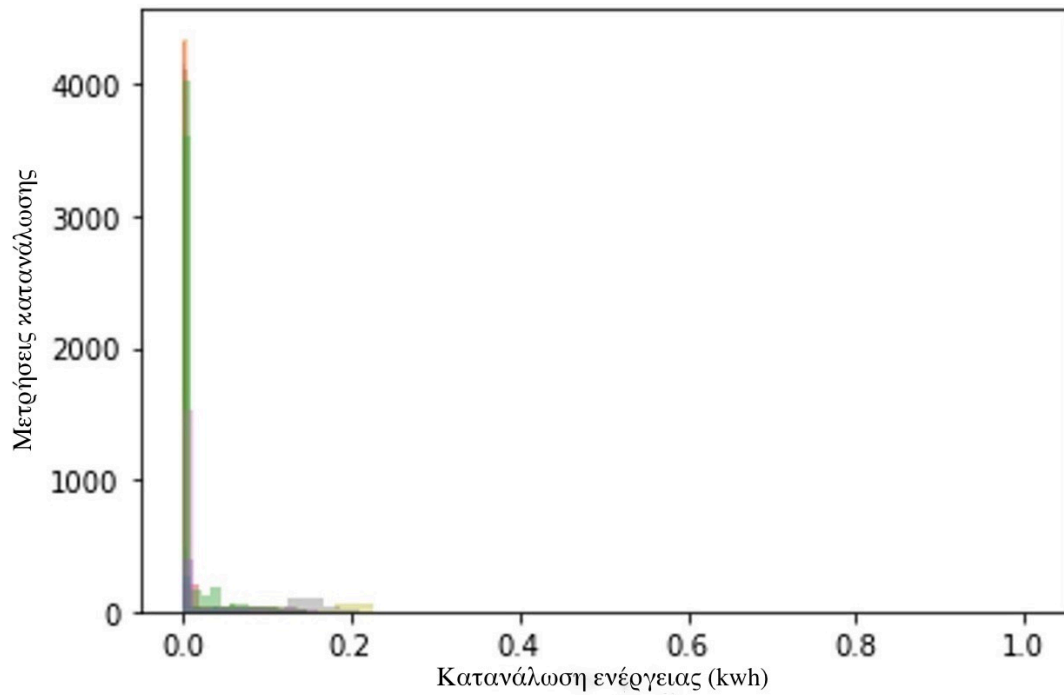




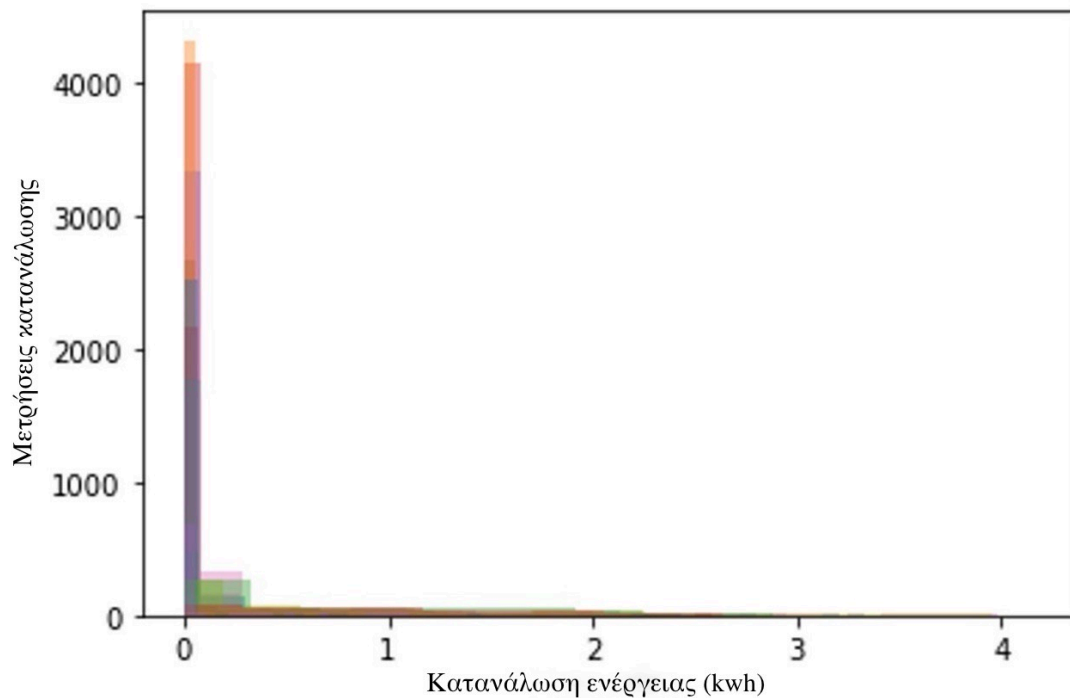
Σχήμα 3.6: Διασπορά τιμών του κλιματιστικού στη Νέα Υόρκη



Σχήμα 3.7: Διασπορά τιμών του ηλεκτρικού αυτοκινήτου στη Νέα Υόρκη



Σχήμα 3.8: Διασπορά τιμών του πλυντηρίου ρούχων στη Νέα Υόρκη



Σχήμα 3.9: Διασπορά τιμών του στεγνωτηρίου στη Νέα Υόρκη

## ΜΟΝΤΕΛΟ

### 4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται το μοντέλο και το λογισμικό που χρησιμοποιείται για την υλοποίηση την ανάλυσης των δεδομένων που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 3 καθώς και για τις εφαρμογές απόκρισης ζήτησης που θα διερευνηθούν στο Κεφάλαιο 5. Περιγράφεται ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση των δεικτών που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της ευελιξίας των χρηστών, ενώ παράλληλα επεξηγούνται οι περιορισμοί της παρούσας έρευνας. Τέλος, αναλύεται ο τρόπος εφαρμογής των σεναρίων απόκρισης ζήτησης μέσω της μετατόπισης φορτίου από τους χρήστες κατά τη διάρκεια των ωρών αιχμής. Η έρευνα διακρίνεται σε δύο περιπτώσεις: μία με τη συμπερίληψη του βαθμού συμμόρφωσης χρήστη και μία ανεξάρτητα από αυτήν.

Ο αλγόριθμος που παρουσιάζεται για τον υπολογισμό του μοντέλου αξιολόγησης ευελιξίας των χρηστών για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης υλοποιείται με τη γλώσσα προγραμματισμού Python και τη χρήση της βιβλιοθήκης pandas. Η Python δημιουργήθηκε από τον Guido van Rossum στα τέλη του 20ου αιώνα και είναι μια διερμηνευόμενη (interpreted), γενικού σκοπού (general-purpose) και δυναμική γλώσσα προγραμματισμού [23]. Η εκτέλεση του προγράμματος έγινε σε H/Y με τα ακόλουθα τεχνικά χαρακτηριστικά:

- ❖ Επεξεργαστή Intel® Core™ I5-5287U CPU @ 2.90GHz
- ❖ Μνήμη RAM 8.00 GB
- ❖ Λειτουργικό σύστημα MacOS Monterey 12.6.2

### 4.2 ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ

Το αλγοριθμικό μοντέλο υπολογισμού του συστήματος αξιολόγησης δημιουργείται αφενός για τον χαρακτηρισμό των χρηστών ως προς την ικανότητά τους να συμμετάσχουν σε εφαρμογές απόκρισης ζήτησης και αφετέρου για την ανάλυση των δεδομένων και την παρουσίαση των αποτελεσμάτων. Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζεται αναλυτικά ο κώδικας που δημιουργήθηκε. Αρχικά, αναλύεται η αναδιαμόρφωση των αρχικών δεδομένων για τους μετέπειτα υπολογισμούς και στην συνέχεια παρουσιάζεται ο κώδικας για τον υπολογισμό των δεικτών που θα χαρακτηρίσουν τους χρήστες ως προς την ευελιξία τους.

#### 4.2.1 Αναδιαμόρφωση δεδομένων

Όπως αναφέρθηκε και στο Κεφάλαιο 3, το κύριο κομμάτι της διπλωματικής εργασίας βασίζεται στη βάση δεδομένων από το Pecan Street, στην οποία περιλαμβάνονται μετρήσεις κατανάλωσης ανά 15 λεπτά για 25 κατοικίες από το Όστιν. Τα αρχικά δεδομένα από τη βάση

περιλαμβάνουν 870.962 σειρές δεδομένων. Σε κάθε σειρά αναφέρονται οι μετρήσεις για όλες τις συσκευές, οπότε αρχικά χρειάζεται να διαχωριστούν τα δεδομένα κρατώντας μόνο αυτά για τις 4 «ευέλικτες» συσκευές (κλιματιστικό, ηλεκτρικό αυτοκίνητο, στεγνωτήριο, πλυντήριο ρούχων) στις οποίες βασίζεται η εφαρμογή προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης της παρούσας μελέτης. Στο Σχήμα 4.1 φαίνεται ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για τον διαχωρισμό των δεδομένων, ενώ στον Πίνακα 4.1 παρουσιάζεται η μορφή τους.

\*Επιλογή «ευέλικτων» συσκευών προς διερεύνηση για κάθε χρήστη \*

```
group_cols = ['air1', 'car1', 'clotheswasher1', 'drye1']
```

```
ac_tlc_cols = ['air1', 'air2']
valid_cols = group_cols + ['dataid', 'local_15min']
```

```
df = df[valid_cols]
```

```
display(df)
```

**Σχήμα 4.1:** Κώδικας για επιλογή ευέλικτων συσκευών

**Πίνακας 4.1:** Γενική μορφή δεδομένων

	air1	car1	clotheswasher1	drye1	dataid	local_15min	city	state
<b>0</b>	0.000	0.001	0.000	0.000	661	2018-11-21 15:15:00	Austin	Texas
<b>1</b>	0.000	0.001	0.000	0.000	661	2018-11-21 15:30:00	Austin	Texas
<b>2</b>	0.000	0.001	0.000	0.000	661	2018-11-21 15:45:00	Austin	Texas
...	...	...	...	...	...	...	...	...
<b>870960</b>	0.041	0.000	0.070	0.001	9278	2018-12-30 23:30:00	Austin	Texas
<b>870961</b>	0.041	0.000	0.081	0.001	9278	2018-12-30 23:45:00	Austin	Texas

Για τη συνέχεια της μελέτης είναι αναγκαία η ομαδοποίηση των δεδομένων ανά ώρα. Χρησιμοποιείται η μέθοδος `groupby` και ομαδοποιούνται ως προς την μέση τιμή αυτής της στήλης. Παράγεται δηλαδή ένα νέο dataframe όπου σε κάθε γραμμή υπάρχει η μέση τιμή κατανάλωσης ενέργειας για εκείνη την ώρα ανά ημέρα. Υπάρχει δηλαδή μία τιμή πλέον ανά ώρα ανά ημέρα. Στο Σχήμα 4.2 φαίνεται ο κώδικας για την ομαδοποίηση των δεδομένων ανά ώρα, ενώ στον Πίνακα 4.2 φαίνονται τα δεδομένα που παράγονται.

```

: temp_df = df.rename(columns = {'local_15min': 'Date'})
df_group_by_hour = temp_df.groupby([temp_df['dataid'], pd.Grouper(key='Date', axis=0, freq='H')])[group_cols].mean()
df_group_by_hour.reset_index(inplace=True)
display(df_group_by_hour)

```

**Σχήμα 4.2:** Κώδικας για ομαδοποίηση δεδομένων ανά ώρα

**Πίνακας 4.2:** Δεδομένα ομαδοποιημένα ανά ώρα

	dataid	Date	air1	car1	clotheswasher1	drye1
0	661	2018-01-01 00:00:00	0.00000	0.00000	-0.00025	0.00000
1	661	2018-01-01 01:00:00	0.00000	0.00025	0.00000	0.00100
2	661	2018-01-01 02:00:00	0.00000	0.00175	-0.00075	0.00000
...	...	...	...	...	...	...
217738	9922	2018-12-30 21:00:00	0.00450	0.00000	0.78800	0.00200
217739	9922	2018-12-30 22:00:00	0.00250	0.00000	0.28450	0.00075
217740	9922	2018-12-30 23:00:00	0.00225	0.00000	0.12300	0.00050

Πολύ σημαντικό για την μετέπειτα μελέτη είναι να εντοπίσουμε την ελάχιστη τιμή (threshold) για την οποία κάθε συσκευή θεωρείται ενεργή. Για τον υπολογισμό των τιμών threshold χωρίζονται τα δεδομένα σε τμήματα με κάθε τμήμα να είναι οι καταναλώσεις ανά χρήστη. Στην συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος, η διασπορά (Mean, STD) καθώς και ένα ποσοστό (Quantile) για το σύνολο των καταναλώσεων στις ευέλικτες συσκευές, για κάθε τμήμα ξεχωριστά. Στην συνέχεια υπολογίζεται το άθροισμα Mean + STD στην μεταβλητή val (val = mean + std), καθώς επίσης και το ποσοστό quantile ( quantile = Quantile(quantile\_low)). Τέλος, η τελική τιμή threshold για κάθε χρήστη και ευέλικτη συσκευή ξεχωριστά υπολογίζεται ως το μέγιστο των τιμών val και του του ποσοστού quantile. Στο Σχήμα 4.3 φαίνεται ο κώδικας για τον υπολογισμό των threshold.

```

# Επιλεγμένο Dataframe για τους υπολογισμούς που ακολουθούν
selected_df_group = df_group_by_hour.fillna(0)

# Λίστα με τους μοναδικούς χρήστες
users = selected_df_group.dataid.unique()

# Λίστα με τις διακριτές συσκευές
appliances = group_cols

empty_schema = ({}
for appliance in appliances:
    empty_schema[appliance] = []

dataid_schema = ({}
dataid_schema["dataid"] = []
for appliance in appliances:
    dataid_schema[appliance] = []

dataid_ac_tlc_schema = ({}
dataid_ac_tlc_schema["dataid"] = []
for appliance in ac_tlc_cols:
    dataid_ac_tlc_schema[appliance] = []

dataid_date_schema = ({}
dataid_date_schema["dataid"] = []
dataid_date_schema["Date"] = []
for appliance in appliances:
    dataid_date_schema[appliance] = []

#Βοηθητική μεταβλητή που χρησιμοποιείται για να υπολογιστούν οι ελάχιστες τιμές κατανάλωσης
quantile_low = 0.92

thresholds = pd.DataFrame(dataid_schema)

# Παρακάτω υπολογίζονται οι τιμές του Threshold με την χρήση του STD (Standard deviation) και του Mean (Μέσου Όρου)
# σε συνδυασμό με το Quantile.
# Υπολογίζονται δύο διαφορετικές τιμές Threshold και κρατάμε την μέγιστη. Με τον τρόπο αυτό παρατηρούνται καλύτερα αποτελέσματα
for user_i in users:
    current = {}
    current['dataid'] = user_i

    for appliance in appliances:

        # Η τιμή της διασποράς STD (Standard deviation) για κάθε ενέλεκτη συσκευή για κάθε χρήστη
        std = selected_df_group.loc[selected_df_group['dataid'] == user_i][appliance].std()

        # Ο μέσος όρος (Mean) για κάθε ενέλεκτη συσκευή για κάθε χρήστη
        mean = selected_df_group.loc[selected_df_group['dataid'] == user_i][appliance].mean()

        # Η τιμή Quantile με τιμή (quantile_low) για κάθε ενέλεκτη συσκευή για κάθε χρήστη
        quantile_val = selected_df_group.loc[selected_df_group['dataid'] == user_i][appliance].quantile(quantile_low)
        val = std + mean

        # Ορίζεται ως Threshold για κάθε ενέλεκτη συσκευή για κάθε χρήστη την μέγιστη τιμή των (MEAN + STD), (Quantile)
        current[appliance] = max ( quantile_val, val )

    thresholds = pd.concat([thresholds, pd.DataFrame.from_records([current]), ignore_index=True)

for appliance in appliances:
    # Σε αυτό το σημείο αφού έχουν υπολογιστεί οι τιμές του Threshold αντικαθίστανται οι αρνητικές τιμές των καταναλώσεων με την τιμή 0
    selected_df_group[appliance] = selected_df_group[appliance].mask(selected_df_group[appliance].lt(0), 0)

# Λίστα με διακριτές ημέρες
dates = selected_df_group["Date"].dt.normalize().unique()

# Λίστα με διακριτές ώρες
hours = selected_df_group["Date"].unique()

# η μεταβλητή K που περιγράφει το σύνολο των ημερών
K = len(dates)

# το σύνολο των ημερών που μία συσκευή είναι ενεργή
k_op_day = pd.DataFrame(dataid_date_schema)

# το σύνολο των ωρών ανα ημερών που μία συσκευή είναι ενεργή
k_op_hour = pd.DataFrame(dataid_date_schema)

# Συνάρτηση για την Ένωση του K-Op
def K_OP(user_i):

    op_days = pd.DataFrame(dataid_date_schema)
    op_hours = pd.DataFrame(dataid_date_schema)

    current = {}
    for appliance in appliances:
        current[appliance] = 0

# το σύνολο των ωρών ανα ημερών που μία συσκευή είναι ενεργή αναλυτικότερα, δηλαδή ο έλεγχος γίνεται ανα ώρα
k_op_hour_detailed = pd.DataFrame(dataid_date_schema)

def K_OP_D(user_i):

    op_hours_detailed = pd.DataFrame(dataid_date_schema)

    temp_df = selected_df_group.loc [ selected_df_group['dataid'] == user_i ]
    temp_df_res = selected_df_group.loc [( selected_df_group['dataid'] == user_i )].copy()

    for item in appliances:
        temp_df_res[item] = temp_df_res[item].apply(lambda x: 1 if x >
            thresholds.loc[thresholds['dataid'] == user_i][item].item() else 0)

    op_hours_detailed = pd.concat([op_hours_detailed, temp_df_res], ignore_index=True)

    return op_hours_detailed

with tqdm(total=len(users)) as pbar:
    for user in users:
        temp_k_op_hour_detailed = K_OP_D(user)
        k_op_hour_detailed = pd.concat([k_op_hour_detailed, temp_k_op_hour_detailed], ignore_index=True)
        pbar.update(1)

```

```

for date in dates:

    temp_df = selected_df_group.loc [(selected_df_group['Date'].dt.normalize() == date) &
                                   ( selected_df_group['dataid'] == user_i )]
    temp_df_res = selected_df_group.loc [(selected_df_group['Date'].dt.normalize() == date) &
                                       ( selected_df_group['dataid'] == user_i )].copy()

    current['Date'] = date
    current['dataid'] = user_i

    for item in appliances:
        current[item] = 1 if temp_df[item].max() > thresholds.loc[thresholds['dataid'] == user_i][item].item() else 0
        temp_df_res[item] = current[item]

    op_days = pd.concat([op_days, pd.DataFrame.from_records([current])], ignore_index=True)
    op_hours = pd.concat([op_hours, temp_df_res], ignore_index=True)

    return op_days, op_hours

with tqdm(total=len(users)) as pbar:
    for user in users:
        temp_k_op_day, temp_k_op_hour = K_OP(user)
        k_op_day = pd.concat([k_op_day, temp_k_op_day], ignore_index=True)
        k_op_hour = pd.concat([k_op_hour, temp_k_op_hour], ignore_index=True)
        pbar.update(1)

pd.set_option('display.max_rows', None)
display (thresholds)

```

Σχήμα 4.3: Κώδικας υπολογισμού threshold

Οι βοηθητικές μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής:

- ❖ **k\_op\_day** : Το σύνολο των ημερών που μία συσκευή είναι ενεργή.
- ❖ **k\_op\_hour** : Το σύνολο των ωρών ανά ημέρα που μία συσκευή είναι ενεργή, υπολογίζεται σύμφωνα με την μέγιστη κατανάλωση ανά ημέρα.
- ❖ **dates**: Λίστα με τις διακριτές ημέρες της βάσης δεδομένων.
- ❖ **hours**: Λίστα με τις διακριτές ώρες της βάσης δεδομένων.

Στο πίνακα 4.3 περιλαμβάνονται όλες οι τιμές threshold για κάθε συσκευή για κάθε χρήστη:

Πίνακας 4.3: Τιμές threshold για κάθε συσκευή ανά χρήστη

	dataid	air1	car1	clotheswasher1	drye1
0	661.0	1.82252	0.887807	0.046659	0.302009
1	1642.0	1.46800	1.427550	0.036314	0.000000
2	2335.0	2.14280	0.002047	0.022378	0.424318
3	2361.0	2.48055	0.000000	0.000042	0.350332
4	2818.0	2.68065	0.000000	0.030063	0.000000
5	3039.0	3.08532	0.000000	0.026331	0.001500

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>6</b>	3456.0	1.23034	0.000000	0.018771	0.233851
<b>7</b>	3538.0	0.98407	0.000000	0.011068	0.000000
<b>8</b>	4031.0	0.00000	0.000000	0.035013	0.389364
<b>9</b>	4373.0	2.40459	2.577520	0.019542	0.429573
<b>10</b>	4767.0	3.13270	1.450946	0.000000	0.187202
<b>11</b>	5746.0	1.52385	0.000000	0.012982	0.000000
<b>12</b>	6139.0	1.53689	0.831352	0.029479	0.458477
<b>13</b>	7536.0	1.88850	0.000000	0.000106	0.219531
<b>14</b>	7719.0	2.15345	0.246571	0.064114	0.000000
<b>15</b>	7800.0	1.62965	0.000000	0.018786	0.000000
<b>16</b>	7901.0	1.54958	0.000000	0.016111	0.451388
<b>17</b>	7951.0	0.89071	0.000000	0.661570	0.329358
<b>18</b>	8156.0	2.99708	0.952800	0.098228	0.390678
<b>19</b>	8386.0	0.72482	0.000000	0.022027	0.000000
<b>20</b>	8565.0	1.93621	0.000000	0.019353	0.518236
<b>21</b>	9019.0	1.04586	0.000000	6.237153	0.305061
<b>22</b>	9160.0	1.71717	0.000000	0.017266	0.000000
<b>23</b>	9278.0	2.65571	0.000062	0.050773	0.418655
<b>24</b>	9922.0	1.10550	0.000000	0.103647	0.377337



## 4.2.2 Δείκτης συχνότητας κατανάλωσης

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζεται ο κώδικας που αναπτύχθηκε για τον υπολογισμό του δείκτη συχνότητας κατανάλωσης. Η αναλυτική επεξήγηση καθώς και η μαθηματική μορφή του συγκεκριμένου δείκτη περιγράφεται στην Ενότητα 3.2.1 της παρούσας διπλωματικής. Ο κώδικας για τον υπολογισμό του φαίνεται στο Σχήμα 4.4.

```
# αρχικοποίηση του dataframe για την συχνότητα των συσκευών / χρηστών
fs = pd.DataFrame(dataid_schema)

# Συνάρτηση για την Ένωση του Frequency Of Operation Fij
def FS(user_i):

    # αρχικοποίηση του dataframe για την συχνότητα των ελέκτων συσκευών των χρηστών ανα ημέρα
    local_frequencies = pd.DataFrame(empty_schema)

    current = {}
    for appliance in appliances:
        current[appliance] = 0

    for date in dates:

        temp_df = selected_df_group.loc [(selected_df_group['Date'].dt.normalize() == date) & ( selected_df_group['data

        for item in appliances:
            current[item] = 1 if temp_df[item].max() > thresholds.loc[thresholds['dataid'] == user_i][item].item() else
            local_frequencies = pd.concat([local_frequencies, pd.DataFrame.from_records([current]), ignore_index=True)

    frequency_result = {}
    frequency_result["dataid"] = user_i
    for appliance in appliances:
        frequency_result[appliance] = local_frequencies[appliance].sum() / K

    return frequency_result

with tqdm(total=len(users)) as pbar:
    for user in users:
        fs = pd.concat([fs, pd.DataFrame.from_records([FS(user)])], ignore_index=True)
        pbar.update(1)

pd.set_option('display.max_rows', None)
display (fs)
```

Σχήμα 4.4: Κώδικας υπολογισμού δείκτη συχνότητας κατανάλωσης

Ο Πίνακας 4.4 περιλαμβάνει τις τιμές του δείκτη συχνότητας κατανάλωσης για κάθε χρήστη και κάθε συσκευή.

Πίνακας 4.4: Τιμές δείκτη συχνότητας κατανάλωσης

	dataid	air1	car1	clotheswasher1	drye1
0	661.0	0.337912	0.645604	0.304945	0.280220
1	1642.0	0.390110	0.689560	0.486264	0.464286
2	2335.0	0.469780	0.000000	0.337912	0.340659
3	2361.0	0.362637	0.000000	0.010989	0.354396
4	2818.0	0.304945	0.000000	0.692308	0.000000
5	3039.0	0.351648	0.000000	0.453297	0.340659

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>6</b>	3456.0	0.296703	0.000000	0.302198	0.326923
<b>7</b>	3538.0	0.321429	0.000000	0.354396	0.000000
<b>8</b>	4031.0	0.000000	0.000000	0.442308	0.464286
<b>9</b>	4373.0	0.337912	0.706044	0.343407	0.384615
<b>10</b>	4767.0	0.280220	0.381868	0.000000	0.244505
<b>11</b>	5746.0	0.310440	0.000000	0.093407	0.000000
<b>12</b>	6139.0	0.368132	0.590659	0.571429	0.557692
<b>13</b>	7536.0	0.359890	0.000000	0.379121	0.181319
<b>14</b>	7719.0	0.354396	0.046703	0.376374	0.000000
<b>15</b>	7800.0	0.420330	0.000000	0.645604	0.000000
<b>16</b>	7901.0	0.329670	0.000000	0.535714	0.535714
<b>17</b>	7951.0	0.370879	0.000000	0.263736	0.258242
<b>18</b>	8156.0	0.321429	0.829670	0.414835	0.390110
<b>19</b>	8386.0	0.318681	0.000000	0.442308	0.000000
<b>20</b>	8565.0	0.359890	0.000000	0.532967	0.521978
<b>21</b>	9019.0	0.343407	0.000000	0.002747	0.351648
<b>22</b>	9160.0	0.346154	0.000000	0.263736	0.000000
<b>23</b>	9278.0	0.354396	0.002747	0.505495	0.546703
<b>24</b>	9922.0	0.497253	0.000000	0.381868	0.376374

### 4.2.3 Δείκτης συνέπειας κατανάλωσης

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζεται ο κώδικας που αναπτύχθηκε για τον υπολογισμό του δείκτη συνέπειας κατανάλωσης. Η αναλυτική επεξήγηση καθώς και η μαθηματική μορφή του συγκεκριμένου δείκτη περιγράφεται στην Ενότητα 3.2.2 της παρούσας διπλωματικής. Για τον υπολογισμό του δείκτη συνέπειας κατανάλωσης, αρχικά χρειάζεται να βρεθεί το  $P_{ijk}^n(t)$  όπως ορίζεται στην εξίσωση (3.4). Ο κώδικας για τον υπολογισμό του φαίνεται στο Σχήμα 4.5.

```
# αγκιλοποίηση του dataframe
profiles = pd.DataFrame(dataid_schema)

def P(user_i):

    local_profiles = pd.DataFrame(dataid_date_schema)

    for date in dates:

        temp_df_res = selected_df_group.loc[(selected_df_group['Date'].dt.normalize() == date) &
                                             |(selected_df_group['dataid'] == user_i)].copy()

        for item in appliances:

            def p_calc(x, col_max):
                if x == 0:
                    return 0
                else:
                    return x/col_max

            temp_df_res[item] = temp_df_res[item].apply(lambda x: p_calc(x, temp_df_res[item].max()))

        local_profiles = pd.concat([local_profiles, temp_df_res], ignore_index=True)

    return local_profiles

with tqdm(total=len(users)) as pbar:
    for user in users:
        profiles = pd.concat([profiles, P(user)], ignore_index=True)
        pbar.update(1)

# γίνεται αντικατάσταση των μηδενικών τιμών του πίνακα με NAN, ώστε να μην υπολογιστούν στον μέσο όρο.
# Αυτό γίνεται διότι είναι αναγκαία μόνο η τιμή κατανάλωσης στις μέρες λειτουργίας (K-OP) για τον μέσο όρο.
profiles_kop = profiles_fixed.replace(0, np.nan)

# Ομαδοποίηση των δεδομένων ανα ώρα και εύρεση μέσων όρων
profiles_mean = profiles_kop.groupby([pd.to_datetime(profiles_kop['Date']).dt.hour])[group_cols].mean()
profiles_mean.reset_index(inplace=True)
```

Σχήμα 4.5: Κώδικας υπολογισμού  $P_{ijk}^n(t)$

Στη συνέχεια υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα κανονικοποιημένο για όλους τους χρήστες ( $RMS_{ij}^n$ ) όπως ορίζεται στην εξίσωση (3.3). Ο κώδικας για τον υπολογισμό του φαίνεται στο Σχήμα 4.6.

```

rms = pd.DataFrame(dataaid_schema)

def RMS(user_i):
    local_rms = pd.DataFrame.from_records([dataaid_schema])
    cur_rms = pd.DataFrame()
    local_sub = pd.DataFrame()

    for date in dates:
        temp_df_res = selected_df_group.loc[(pd.to_datetime(selected_df_group['Date']).dt.normalize() == date) &
                                             (selected_df_group['dataaid'] == user_i)].copy()
        temp_df_res.reset_index(drop=True, inplace=True)

        temp_k_op = k_op_day.loc[(pd.to_datetime(k_op_day['Date']).dt.normalize() == date) &
                                  (k_op_day['dataaid'] == user_i)].copy()
        temp_k_op.reset_index(drop=True, inplace=True)

        for item in appliances:
            local_sub[item] = temp_df_res[item] - profiles_mean[item]
            local_sub[item] = np.power((local_sub[item]),2)
            local_rms[item] = local_sub[item].sum()
            local_rms[item] = np.sqrt((local_rms[item]))
            # Πολλαπλασιάζουμε με το K-OP για να εξαλείψουμε τιμές στις μέρες που οι συσκευές
            # δεν έχουν την ελάχιστη κατανάλωση λειτουργίας.
            local_rms[item] = local_rms[item] * temp_k_op[item]

        if (cur_rms.size == 0):
            cur_rms = local_rms.copy()
        else:
            for item in appliances:
                cur_rms[item] = local_rms[item] + cur_rms[item]

    cur_rms['dataaid'] = user_i
    return cur_rms

with tqdm(total=len(users)) as pbar:
    for user in users:
        rms = pd.concat([rms, RMS(user)], ignore_index=True)
        pbar.update(1)

```

```

normalized_rms = (rms[appliances] - rms[appliances].min()) / (rms[appliances].max() - rms[appliances].min())
normalized_rms['dataaid'] = rms['dataaid']

```

Σχήμα 4.6: Κώδικας υπολογισμού  $RMS_{ij}^n$

Τέλος για να υπολογιστεί ο δείκτης συνέπειας κατανάλωσης χρησιμοποιείται η εξίσωση (3.2). Ο κώδικας για τον υπολογισμό του φαίνεται στο Σχήμα 4.7.

```

normalized_cs = pd.DataFrame(dataaid_schema)
normalized_cs[appliances] = 1 - normalized_rms[appliances]
normalized_cs['dataaid'] = normalized_rms['dataaid']

```

```
display (normalized_cs)
```

Σχήμα 4.7: Κώδικας υπολογισμού δείκτη συνέπειας κατανάλωσης

Οι τιμές του δείκτη συνέπειας κατανάλωσης που λαμβάνονται για κάθε χρήστη και κάθε συσκευή φαίνεται στο Πίνακα 4.5.

Πίνακας 4.5: Τιμές δείκτη συνέπειας κατανάλωσης

	dataaid	air1	car1	clotheswasher1	drye1
0	661.0	0.522461	0.194159	0.564932	0.507144
1	1642.0	0.506278	0.132657	0.299991	0.177377
2	2335.0	0.110623	1.000000	0.511067	0.326710
3	2361.0	0.233397	1.000000	0.983951	0.347805
4	2818.0	0.248698	1.000000	0.000000	1.000000

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>5</b>	3039.0	0.000000	1.000000	0.345487	0.396853
<b>6</b>	3456.0	0.726554	1.000000	0.563111	0.419598
<b>7</b>	3538.0	0.755131	1.000000	0.485323	1.000000
<b>8</b>	4031.0	1.000000	1.000000	0.361050	0.161547
<b>9</b>	4373.0	0.360733	0.000000	0.504179	0.275126
<b>10</b>	4767.0	0.171030	0.190912	1.000000	0.580023
<b>11</b>	5746.0	0.591145	1.000000	0.865158	1.000000
<b>12</b>	6139.0	0.459229	0.261684	0.177495	0.000000
<b>13</b>	7536.0	0.442857	1.000000	0.446223	0.670134
<b>14</b>	7719.0	0.368707	0.935855	0.462095	1.000000
<b>15</b>	7800.0	0.438311	1.000000	0.063689	1.000000
<b>16</b>	7901.0	0.588281	1.000000	0.226036	0.020767
<b>17</b>	7951.0	0.612973	1.000000	0.676104	0.540720
<b>18</b>	8156.0	0.110787	0.027606	0.418862	0.285731
<b>19</b>	8386.0	0.695076	1.000000	0.361089	1.000000
<b>20</b>	8565.0	0.471928	1.000000	0.227033	0.024901
<b>21</b>	9019.0	0.677359	1.000000	0.556209	0.405469
<b>22</b>	9160.0	0.509511	1.000000	0.618815	1.000000
<b>23</b>	9278.0	0.173103	0.997089	0.273257	0.059067

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>24</b>	9922.0	0.430701	1.000000	0.495568	0.281858

#### 4.2.4 Δείκτης περιόδων υψηλής κατανάλωσης

Ο τελευταίος δείκτης για τον υπολογισμό του δείκτη ευελιξίας είναι ο δείκτης περιόδων υψηλής κατανάλωσης. Η αναλυτική περιγραφή και ανάλυση του συγκεκριμένου δείκτη διατυπώνεται στην Ενότητα 3.2.3. Ο υπολογισμός του δείκτη βασίζεται στην εξίσωση (3.5) και ο κώδικας υλοποίησής του φαίνεται στο Σχήμα 4.7.

```
ps = profiles_fixed.groupby([profiles_fixed['dataid'],
                             pd.to_datetime(profiles_fixed['Date']).dt.hour])[appliances].sum()
ps.reset_index(inplace=True)

normalized_ps = (ps - ps.min()) / (ps.max() - ps.min())
normalized_ps['dataid'] = ps['dataid']
normalized_ps['Date'] = ps['Date']

def calculate_peak_time_operation (t1, t2):
    temp_df = ps.loc[(ps['Date'] >= t1) & (ps['Date'] <= t2)].copy()
    temp_df = temp_df.groupby(['dataid'])[group_cols].mean()
    temp_df.reset_index(inplace=True)

    normalized_temp_df = (temp_df - temp_df.min()) / (temp_df.max() - temp_df.min())
    normalized_temp_df['dataid'] = temp_df['dataid']

    return temp_df, normalized_temp_df

temp_ps, norm_temp_ps = calculate_peak_time_operation(17,19)

display (temp_ps)
display (norm_temp_ps)
```

**Σχήμα 4.7:** Κώδικας υπολογισμού δείκτη περιόδων υψηλής κατανάλωσης

Οι τιμές του δείκτη περιόδων υψηλής κατανάλωσης που λαμβάνονται για κάθε χρήστη και κάθε συσκευή φαίνεται στον Πίνακα 4.6.

**Πίνακας 4.6:** Τιμές δείκτη περιόδων υψηλής κατανάλωσης

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>0</b>	661.0	0.798646	0.111959	0.837797	0.600384
<b>1</b>	1642.0	0.512144	0.417625	0.472336	1.000000
<b>2</b>	2335.0	0.965851	0.000000	0.353271	0.239178
<b>3</b>	2361.0	0.718928	0.000000	0.005993	0.312837
<b>4</b>	2818.0	0.916216	0.000000	0.300592	0.000000

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>5</b>	3039.0	0.826646	0.000000	0.643121	0.815740
<b>6</b>	3456.0	0.816660	0.000000	0.042054	0.173080
<b>7</b>	3538.0	0.696261	0.000000	0.531427	0.000000
<b>8</b>	4031.0	0.000000	0.000000	0.827885	0.635043
<b>9</b>	4373.0	0.905405	1.000000	0.283568	0.637332
<b>10</b>	4767.0	0.756802	0.378388	0.000000	0.342967
<b>11</b>	5746.0	0.692478	0.000000	0.145605	0.000000
<b>12</b>	6139.0	0.543534	0.080109	0.972127	0.839618
<b>13</b>	7536.0	0.502400	0.000000	0.143842	0.005143
<b>14</b>	7719.0	0.833309	0.015392	0.355210	0.000000
<b>15</b>	7800.0	0.852881	0.000000	1.000000	0.000000
<b>16</b>	7901.0	0.822558	0.000000	0.781666	0.740706
<b>17</b>	7951.0	0.697711	0.000000	0.332550	0.663817
<b>18</b>	8156.0	0.690939	0.548934	0.425187	0.240241
<b>19</b>	8386.0	0.743216	0.000000	0.403283	0.000000
<b>20</b>	8565.0	1.000000	0.000000	0.739116	0.630586
<b>21</b>	9019.0	0.502577	0.000000	0.011987	0.389261
<b>22</b>	9160.0	0.793596	0.000000	0.270406	0.000000
<b>23</b>	9278.0	0.586662	0.005471	0.542374	0.525161

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>24</b>	9922.0	0.556613	0.000000	0.427917	0.396869

#### 4.2.5 Δείκτης Ευελιξίας

Με την ολοκλήρωση του υπολογισμού των τριών δεικτών που προαναφέρθηκαν είναι εφικτός ο καθορισμός του δείκτη ευελιξίας για κάθε χρήστη και κάθε συσκευή. Η αναλυτική επεξήγηση καθώς και η μαθηματική μορφή του δείκτη ευελιξίας περιγράφεται στην Ενότητα 3.2.4 της παρούσας διπλωματικής. Ο κώδικας για τον υπολογισμό του φαίνεται στο Σχήμα 4.8:

```
# επιλέγονται οι χρονικές τιμές t1, t2
_t1 = 17
_t2 = 19

temp_ps, norm_temp_ps = calculate_peak_time_operation(_t1, _t2)

s = fs
s[appliances] = fs[appliances] * normalized_cs[appliances] * norm_temp_ps[appliances]

normalized_s = (s - s.min()) / (s.max() - s.min())
normalized_s['dataid'] = s['dataid']
```

**Σχήμα 4.8:** Κώδικας υπολογισμού δείκτη ευελιξίας

Παρακάτω φαίνεται ο Πίνακας 4.7 με τις τιμές του δείκτη ευελιξίας για κάθε συσκευή για κάθε χρήστη.

**Πίνακας 4.7:** Τιμές του δείκτη ευελιξίας

	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>0</b>	661.0	0.800904	0.367360	1.000000	0.773673
<b>1</b>	1642.0	0.574563	1.000000	0.477392	0.746762
<b>2</b>	2335.0	0.285115	0.000000	0.422702	0.241381
<b>3</b>	2361.0	0.345639	0.000000	0.000449	0.349656
<b>4</b>	2818.0	0.394694	0.000000	0.000000	0.000000
<b>5</b>	3039.0	0.000000	0.000000	0.697831	1.000000
<b>6</b>	3456.0	1.000000	0.000000	0.049584	0.215291
<b>7</b>	3538.0	0.959948	0.000000	0.633295	0.000000



	<b>dataid</b>	<b>air1</b>	<b>car1</b>	<b>clotheswasher1</b>	<b>drye1</b>
<b>8</b>	4031.0	0.000000	0.000000	0.916021	0.431903
<b>9</b>	4373.0	0.626904	0.000000	0.340169	0.611537
<b>10</b>	4767.0	0.206025	0.722094	0.000000	0.441047
<b>11</b>	5746.0	0.721848	0.000000	0.081525	0.000000
<b>12</b>	6139.0	0.521950	0.324121	0.683149	0.000000
<b>13</b>	7536.0	0.454834	0.000000	0.168601	0.005667
<b>14</b>	7719.0	0.618507	0.017610	0.428034	0.000000
<b>15</b>	7800.0	0.892545	0.000000	0.284890	0.000000
<b>16</b>	7901.0	0.906150	0.000000	0.655806	0.074722
<b>17</b>	7951.0	0.900986	0.000000	0.410851	0.840516
<b>18</b>	8156.0	0.139760	0.329105	0.511883	0.242823
<b>19</b>	8386.0	0.935131	0.000000	0.446265	0.000000
<b>20</b>	8565.0	0.964750	0.000000	0.619649	0.074320
<b>21</b>	9019.0	0.664047	0.000000	0.000127	0.503275
<b>22</b>	9160.0	0.795044	0.000000	0.305767	0.000000
<b>23</b>	9278.0	0.204433	0.000392	0.519075	0.153775
<b>24</b>	9922.0	0.677135	0.000000	0.561074	0.381764

### 4.3 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ

Υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί που σχετίζονται με την παρούσα διπλωματική εργασία, οι οποίοι συνοψίζονται παρακάτω:

- ❖ Η καθημερινή ρουτίνα και ο τρόπος ζωής των καταναλωτών επηρεάζεται από την ημέρα της εβδομάδας (εργάσιμες ημέρες ή σαββατοκύριακα). Κατά συνέπεια, τα στυλ κατανάλωσης μπορούν να παρουσιάζονται διαφορετικά τα Σαββατοκύριακα σε σύγκριση με τις καθημερινές. Για τον υπολογισμό του συστήματος αξιολόγησης δεν έχει γίνει διάκριση μεταξύ τέτοιων διαφορών.
- ❖ Για την υλοποίηση ορισμένων σεναρίων απόκρισης ζήτησης έχει ληφθεί υπόψιν η συμμόρφωση των χρηστών χρησιμοποιώντας προηγούμενες εμπειρικές μελέτες. Ωστόσο, ο μέσος παράγοντας συμμόρφωσης για κάθε τύπο φορτίου μπορεί να μην είναι η καλύτερη αντιπροσώπευση της κοινότητας για τη συμμόρφωση με τα αιτήματα Απόκρισης Ζήτησης. Για παράδειγμα, είναι πιθανό οι χρήστες με συχνό και σταθερό μοτίβο χρήσης να είναι λιγότερο πρόθυμοι να μετατοπίσουν τα φορτία τους.
- ❖ Χρησιμοποιήθηκε το ίδιο χρονικό πλαίσιο για όλα τα νοικοκυριά σε σχέση με τις ίδιες ημέρες αναφοράς για την αξιολόγηση. Στο παρών δείγμα υπήρξαν περιπτώσεις με ελλείποντα δεδομένα (π.χ. ώρες απώλειας δεδομένων για μια ημέρα), συνεπώς οι αστοχίες μέτρησης θα μπορούσαν να εμποδίσουν τη διαδικασία αξιολόγησης για έναν συγκεκριμένο χρήστη.
- ❖ Οι βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν περιλαμβάνουν καταναλώσεις από 25 κατοικίες στο Όστιν και τη Νέα Υόρκη. Ο αριθμός αυτός είναι ικανοποιητικός ώστε να εξαχθούν ορισμένα συμπεράσματα, ωστόσο η επέκταση της έρευνας με περισσότερα δεδομένα θα μπορούσε να βελτιστοποιήσει τα αποτελέσματά της.
- ❖ Σε συγκεκριμένες περιπτώσεις, όπως η παρουσία απαρχαιωμένων συσκευών, μπορεί να προκληθεί μεγαλύτερη κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, μια τέτοια λειτουργικότητα δεν συνεπάγεται απαραίτητα καταλληλότερη δέσμευση των χρηστών σε τεχνικές απόκρισης ζήτησης. Ορισμένες μελέτες όπως η [24], εξέτασε τον εντοπισμό πιθανών νοικοκυριών με παρωχημένες ή αναποτελεσματικές συσκευές μέσω των ιστορικών δεδομένων, ενώ η [25] εξέτασε τον εντοπισμό των χαλασμένων συσκευών μέσω των σημάτων φορτίου τους. Στη παρούσα μελέτη δεν έχει γίνει διερεύνηση για τις αναποτελεσματικές συσκευές.

### 4.4 ΜΕΤΑΤΟΠΙΣΗ ΦΟΡΤΙΟΥ

Η διαδικασία της μετατόπισης φορτίου είναι η συνήθης τακτική που ακολουθείται σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει την μεταφορά ορισμένων ενεργοβόρων διαδικασιών από τη πλευρά του καταναλωτή και την προσαρμογή τους σε χρόνο μικρότερης ζήτησης ενέργειας. Στη παρούσα διπλωματική εξετάζονται σενάρια απόκρισης ζήτησης με μετατόπιση φορτίου από τις ώρες αιχμής που χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες, οι οποίες είναι οι εξής:

- ❖ Μετατόπιση φορτίου με πλήρη συμμόρφωση χρήστη.
- ❖ Μετατόπιση φορτίου με μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη.

Οι δύο βασικές κατηγορίες επεξηγούνται στις Ενότητες 4.4.1 και 4.4.2

#### 4.4.1 Πλήρης συμμόρφωση χρήστη

Το πρώτο σενάριο μετατόπισης φορτίου που μελετάται στην παρούσα διπλωματική είναι αυτό της πλήρους συμμόρφωσης χρήστη. Σε αυτό το σενάριο, για να αξιολογηθεί η δυναμική μετατόπιση φορτίου, επιτρέπεται η μετατόπιση όλων των φορτίων των ευέλικτων συσκευών που συμμετέχουν στην έρευνα εάν ο χρόνος κατανάλωσής τους συμπίπτει με το χρονικό πλαίσιο αιχμής. Με άλλα λόγια, θεωρήθηκε ότι οι χρήστες συμμορφώνονται πάντα στα αιτήματα μετατόπισης φορτίου που λαμβάνουν στο πλαίσιο ενός προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Επομένως, τα αποτελέσματα αντιπροσωπεύουν το ανώτερο όριο της δυνατότητας μείωσης της ενέργειας. Με δεδομένο ότι η μετατόπιση του φορτίου στο αμέσως επόμενο χρονικό πλαίσιο μετά το πέρας του γεγονότος απόκρισης ζήτησης είναι σύνηθες φαινόμενο, όπως προκύπτει από τη βιβλιογραφία [26], θεωρήθηκε ότι υπάρχει ελάχιστη αναβολή φορτίου. Μελετάται δηλαδή η αναβολή λειτουργίας των φορτίων σε χρονικό πλαίσιο αμέσως μετά τη λήξη της απόκρισης ζήτησης.

#### 4.4.2 Μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη

Το δεύτερο σενάριο μετατόπισης φορτίου που μελετάται στη παρούσα διπλωματική είναι αυτό της μεταβλητής συμμόρφωσης χρήστη. Η συμμόρφωση χρήστη υποδεικνύει το κατά πόσο ένας καταναλωτής αποδέχεται ένα αίτημα για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης και μεταβάλει την κατανάλωσή του χωρίς να διακυβεύεται η άνεσή του. Στη βιβλιογραφία, υπάρχουν μερικές πειραματικές μελέτες σχετικά με την αξιολόγηση της απόκρισης των χρηστών για αναβολή κατανάλωσης φορτίου. Στις προσομοιώσεις της παρούσας έρευνας, έχουν υιοθετηθεί τα αποτελέσματα μιας μεγάλης μελέτης σε μια κοινότητα κατοικιών που παρακολουθείται για 3 χρόνια [27]. Ο παράγοντας συμμόρφωσης που προκύπτει από αυτή τη μελέτη αντικατοπτρίζει τον μέσο όρο αποδοχής σε σήματα απόκρισης για κάθε φορτίο, συνεπώς η αξιολόγηση για τον βαθμό συμμόρφωσης βασίζεται μόνο από το είδος της συσκευής. Ως εκ τούτου, στα σενάρια με μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη συνυπολογίζεται και ο βαθμός αποδοχής των χρηστών να συμμετέχουν στην μετατόπιση φορτίου και δεν θεωρείται ότι οι χρήστες απαντούν πάντα θετικά στα αιτήματα για συμμετοχή σε γεγονότα Απόκριση Ζήτησης. Για κάθε συσκευή υπάρχει ένας συντελεστής με κλίμακα από 0 έως 1 που αντικατοπτρίζει τον βαθμό συμμόρφωσης και πάρθηκε από τη έρευνα [27]. Ο Πίνακας 4.8 δείχνει αναλυτικά τον συντελεστή συμμόρφωσης για κάθε συσκευή.

**Πίνακας 4.8:** Συντελεστής συμμόρφωσης

Συσκευή	Συντελεστής συμμόρφωσης
Ηλεκτρικό αυτοκίνητο	0,60
Στεγνωτήριο	0,31
Πλυντήριο ρούχων	0,29
κλιματιστικό	0,50



## **ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ**

### **5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Στη παρούσα διπλωματική εργασία προτάθηκε ένα σύστημα αξιολόγησης της ευελιξίας των οικιακών φορτίων για συμμετοχή σε προγράμματα απόκριση ζήτησης βάσει ενεργειακών προτύπων κατανάλωσης. Το σύστημα αυτό παρουσιάστηκε αναλυτικά στα Κεφάλαια 3 και 4. Σε αυτό το κεφάλαιο υλοποιούνται πρακτικές εφαρμογές απόκρισης ζήτησης που στηρίζουν την επιλογή των χρηστών τους στο μοντέλο που αναπτύχθηκε. Αρχικά, πραγματοποιείται ανάλυση των δεδομένων μελέτης ενώ στη συνέχεια εκτελούνται σενάρια απόκρισης ζήτησης τόσο με πλήρη συμμόρφωση των χρηστών όσο και με μεταβλητή. Στη συνέχεια ερευνάται η συνολική δυνατότητα μείωσης της ζήτησης ενέργειας από την ώρα αιχμής, σε ένα διάστημα 5 ημερών, μέσα από ποικίλα σενάρια απόκρισης ζήτησης. Ακολούθως, διερευνώνται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από διαφορετικές περιοχές ενώ παράλληλα συγκρίνονται τα αποτελέσματα για διαφορετικές εποχές. Τέλος, εξετάζονται τα ευρήματα από προσομοιωμένα σενάρια υλοποίησης προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης, σε διαφορετικά χρονικά παράθυρα.

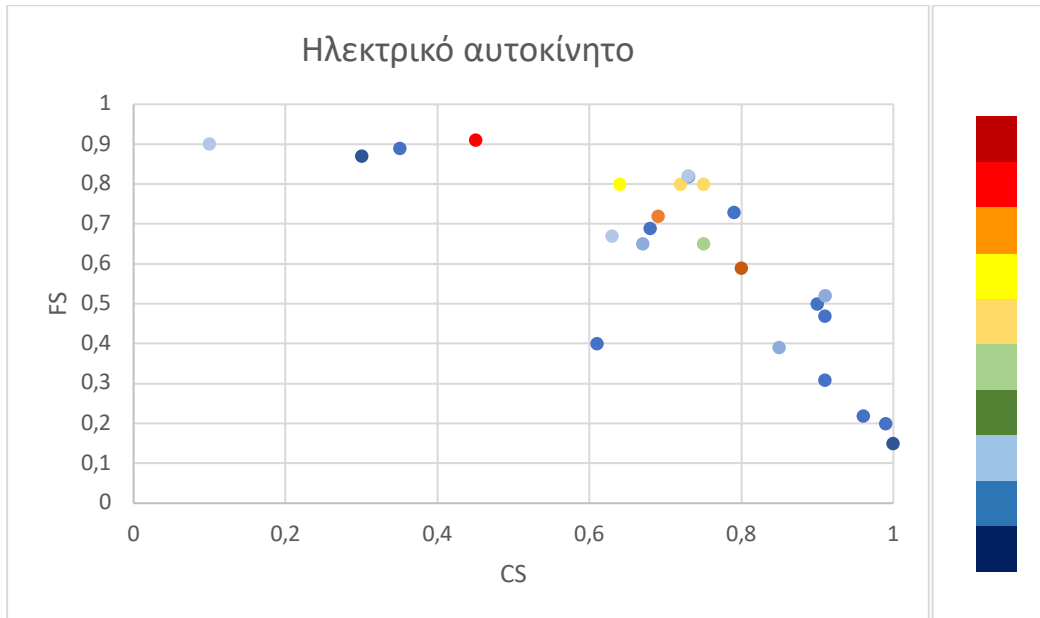
### **5.2 ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Πριν την υλοποίηση των εφαρμογών απόκρισης ζήτησης είναι απαραίτητο να γίνει ανάλυση των δεδομένων, βάσει του συστήματος αξιολόγησης που αναπτύχθηκε. Σε αυτή την ενότητα αξιολογείται η αποτελεσματικότητα του δείκτη ευελιξίας για την κατάλληλη επιλογή χρηστών για συμμετοχή σε τεχνικές απόκρισης ζήτησης. Παράλληλα πραγματοποιείται ανάλυση ευαισθησίας των δεικτών ευελιξίας για το σύνολο της κοινότητας του Όστιν.

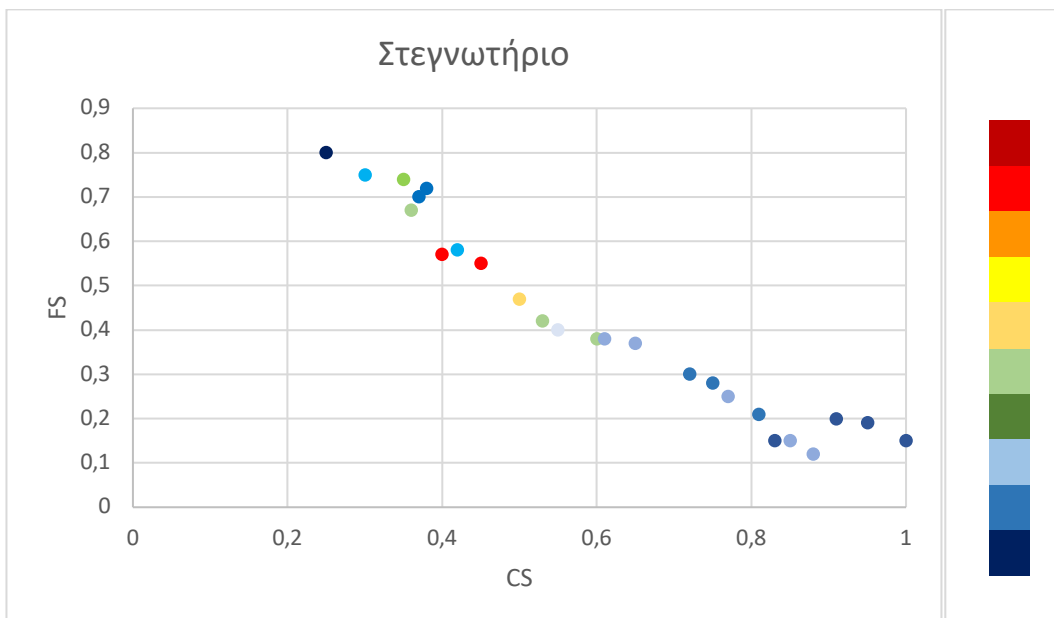
#### **5.2.1 Αποτελεσματικότητα του δείκτη ευελιξίας**

Στη παρούσα έρευνα το χρονικό παράθυρο που χρησιμοποιείται για τη μελέτη εφαρμογών απόκρισης ζήτησης είναι το διάστημα μεταξύ 17:00 – 19:00. Το διάστημα αυτό όπως προκύπτει και από τη βιβλιογραφία [28], [29], [30] είναι παράθυρο υψηλής ζήτησης ενέργειας ενώ παράλληλα η διάρκεια των 2 ωρών επιλέγεται συχνά σε αντίστοιχες μελέτες. Συνεπώς, αυτό το διάστημα χρησιμοποιήθηκε για τους υπολογισμούς των τριών δεικτών που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 3 καθώς και του δείκτη ευελιξίας για το σύνολο της κοινότητας του Όστιν. Στα Σχήματα 5.1 έως 5.4 απεικονίζεται η κατανομή του δείκτη ευελιξίας για τις 4 συσκευές που μελετώνται (πλυντήριο ρούχων, στεγνωτήριο, κλιματιστικό, φορτιστής αυτοκινήτου). Σε κάθε ένα από τα παρακάτω σχήματα, ο οριζόντιος άξονας αναπαριστά τον

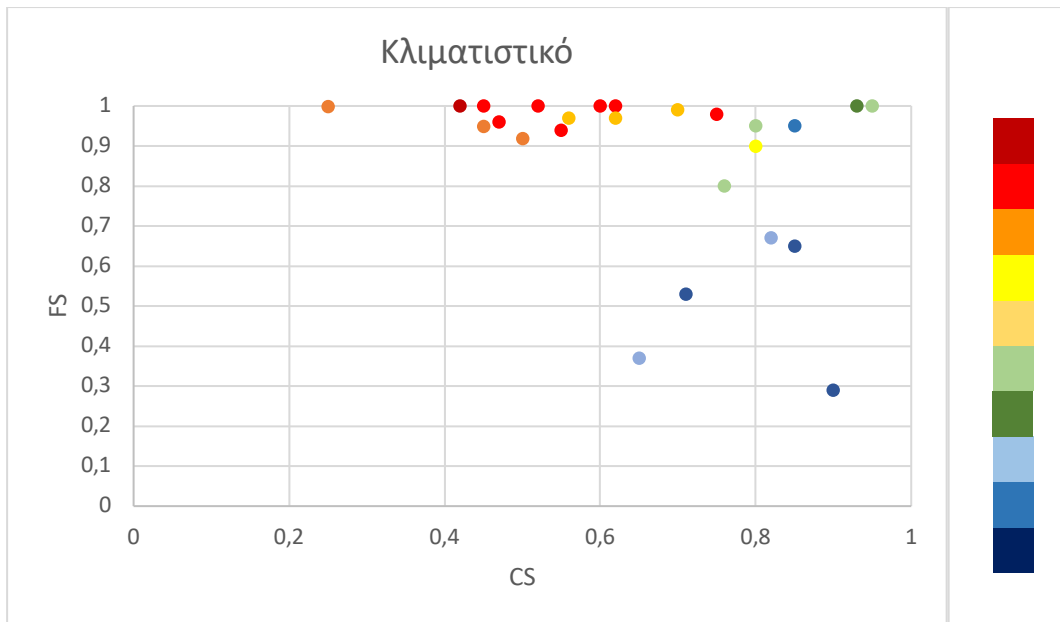
δείκτη συνέπειας κατανάλωσης  $CS_{ij}^n$  ενώ ο κατακόρυφος άξονας τον δείκτη συχνότητας κατανάλωσης  $FS_{ij}^n$ . Κάθε γράφημα αντιπροσωπεύει ένα διαφορετικό τύπο συσκευής και κάθε σημείο δεδομένων αναπαριστά κάθε ένα από τα νοικοκυριά της κοινότητας του Οστιν, συνεπώς υπάρχουν 25 σημεία δεδομένων όσα και τα νοικοκυριά. Το χρώμα του σημείου δεδομένων εξαρτάται από την τιμή του δείκτη ευελιξίας, με τα θερμότερα χρώματα να αναπαριστούν χρήστες με μεγαλύτερο δείκτη ευελιξίας.



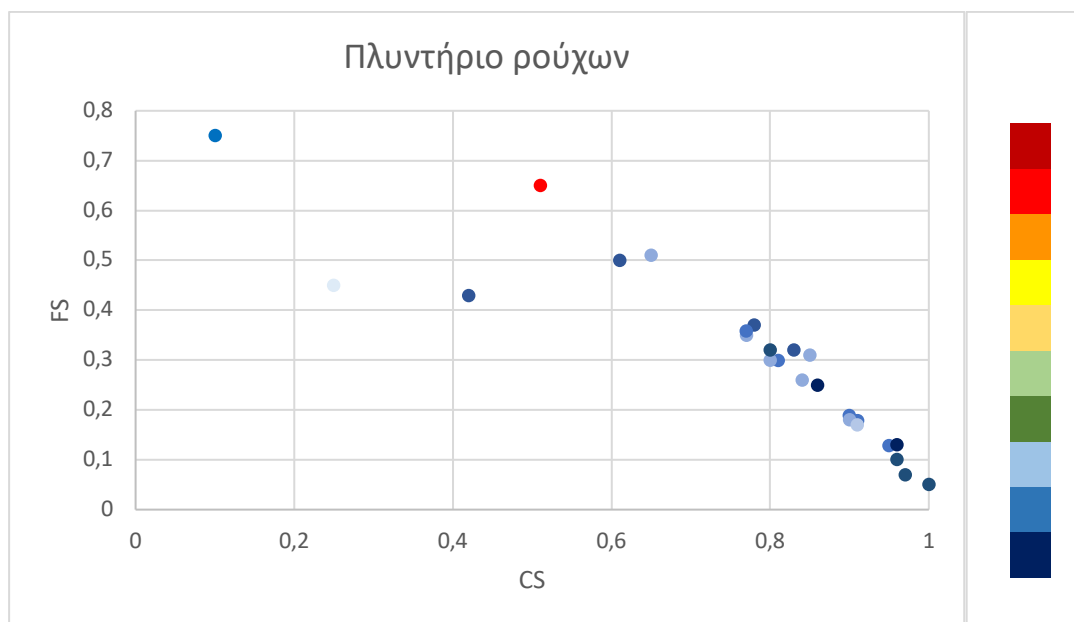
Σχήμα 5.1: Κατανομή δείκτη ευελιξίας για τον φορτιστή αυτοκινήτου



Σχήμα 5.2: Κατανομή δείκτη ευελιξίας για το στεγνωτήριο



Σχήμα 5.3: Κατανομή δείκτη ευελιξίας για το κλιματιστικό

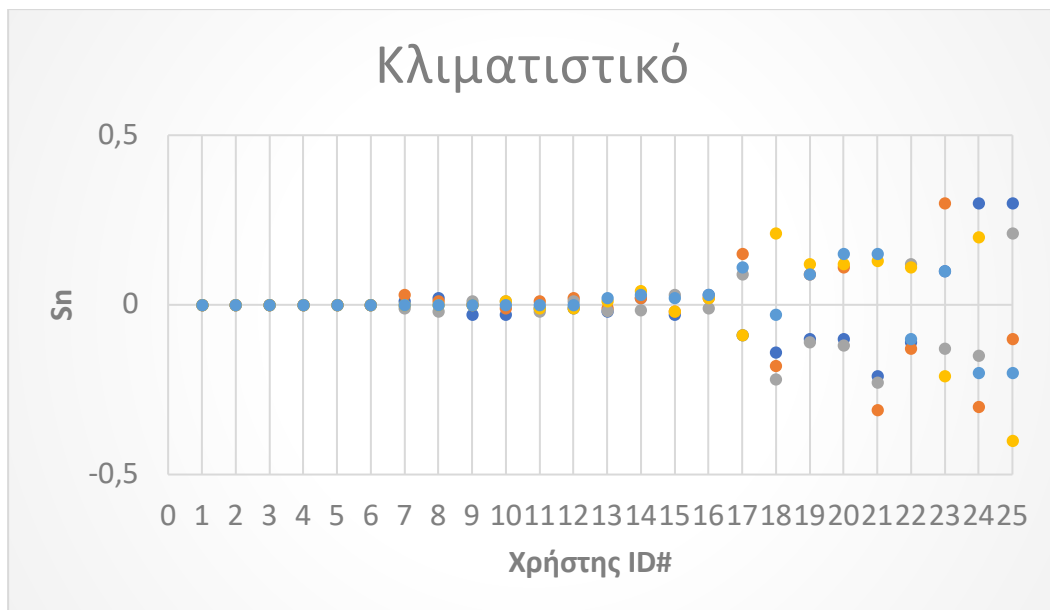


Σχήμα 5.4: Κατανομή δείκτη ευελιξίας για το πλυντήριο ρούχων

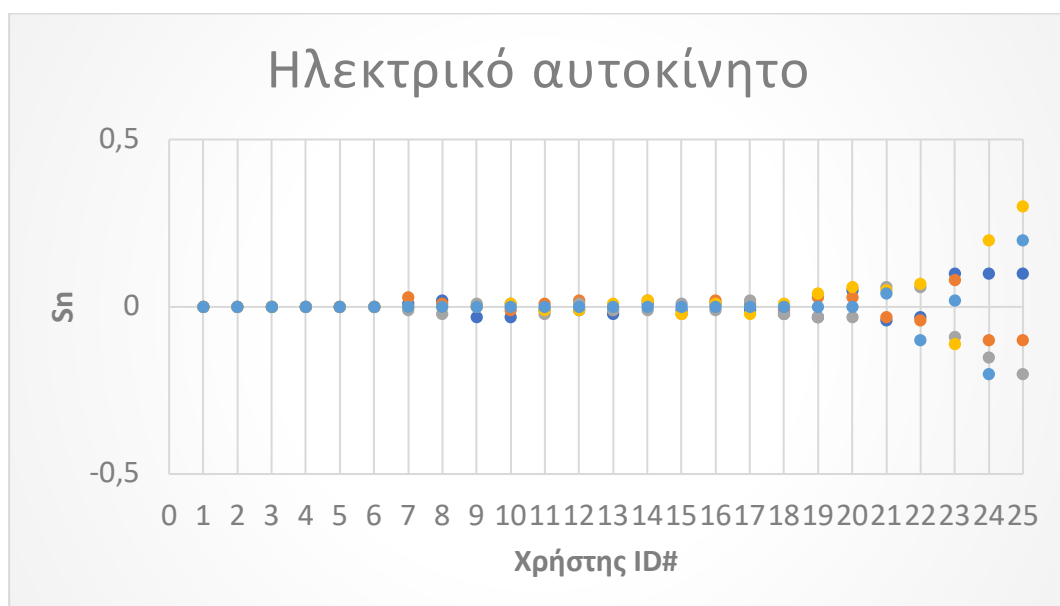
Για τις τιμές του φορτιστή αυτοκινήτου παρατηρείται μεγάλη διασπορά συνδυασμών συχνότητας και συνέπειας κατανάλωσης, που υποδεικνύει διαφορετικά στυλ χρήσης. Στα διαγράμματα του στεγνωτηρίου και του πλυντηρίου σημειώνεται μεγαλύτερη συγκέντρωση τιμών γύρω από χαμηλές τιμές του δείκτη συχνότητας κατανάλωσης, υποδεικνύοντας ότι αυτές οι συσκευές κυρίως δεν λειτουργούν σε τακτική βάση, πράγμα αναμενόμενο με βάση τις τυπικές καθημερινές ρουτίνες των χρηστών. Ωστόσο, μπορούν να παρατηρηθούν υψηλότερες τιμές δείκτη συνέπειας κατανάλωσης. Στην περίπτωση του κλιματιστικού η πλειονότητα των δεδομένων εμφανίζει υψηλότερες τιμές δείκτη συχνότητας κατανάλωσης, αντανακλώντας την τακτική χρήση του κλιματιστικού σε καθημερινή βάση.

### 5.2.2 Ανάλυση ευαισθησίας

Για να φανεί η αποτελεσματικότητα του δείκτη ευελιξίας, έγινε ανάλυση ευαισθησίας του  $S_n$ . Πραγματοποιήθηκε ανάλυση για αριθμό ημερών από τα ιστορικά δεδομένα, κυμαινόμενος από 20 έως 60, με αυξανόμενο βήμα 10 ημερών. Τα Σχήματα 5.5 έως 5.8 απεικονίζουν τα αποτελέσματα για διαφορετικούς τύπους φορτίων. Για κάθε έναν από τους 25 χρήστες που τοποθετούνται στον οριζόντιο άξονα, υπάρχουν 5 διαφορετικά σημεία δεδομένων που αντιστοιχούν σε διαφορετικό αριθμό ημερών (20, 30, 40, 50, 60) και αναπαρίστανται σε κατακόρυφη γραμμή στα προαναφερθέντα σχήματα. Οι χρήστες ταξινομήθηκαν σύμφωνα με τη χαμηλότερη απόκλιση από τις μέσες τιμές του  $S_n$  για όλες τις ημέρες.

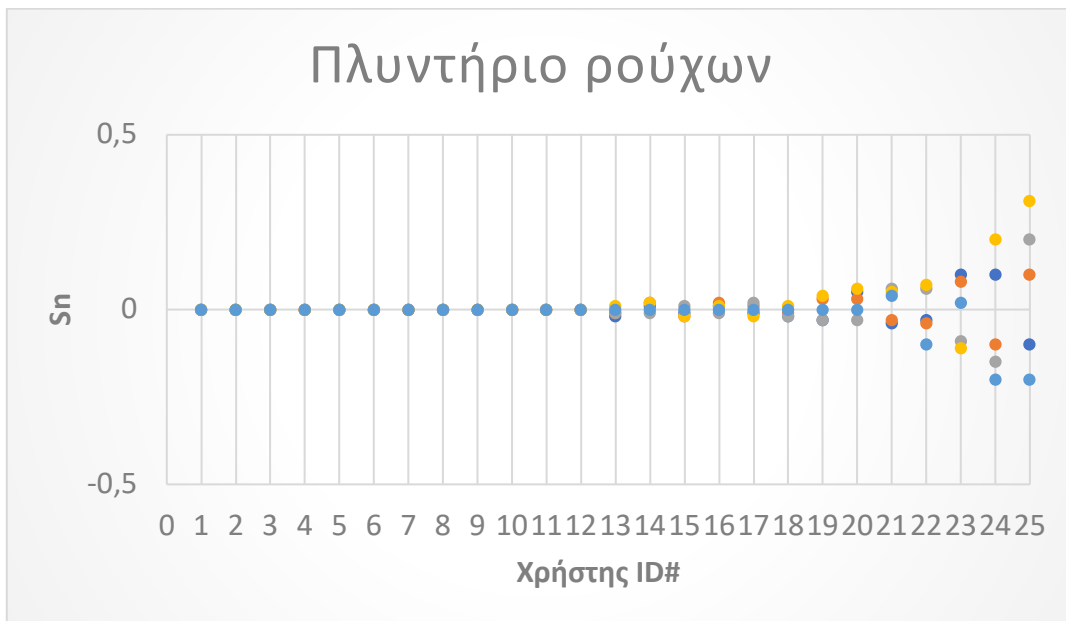


Σχήμα 5.5: Ανάλυση ευαισθησίας για το κλιματιστικό.

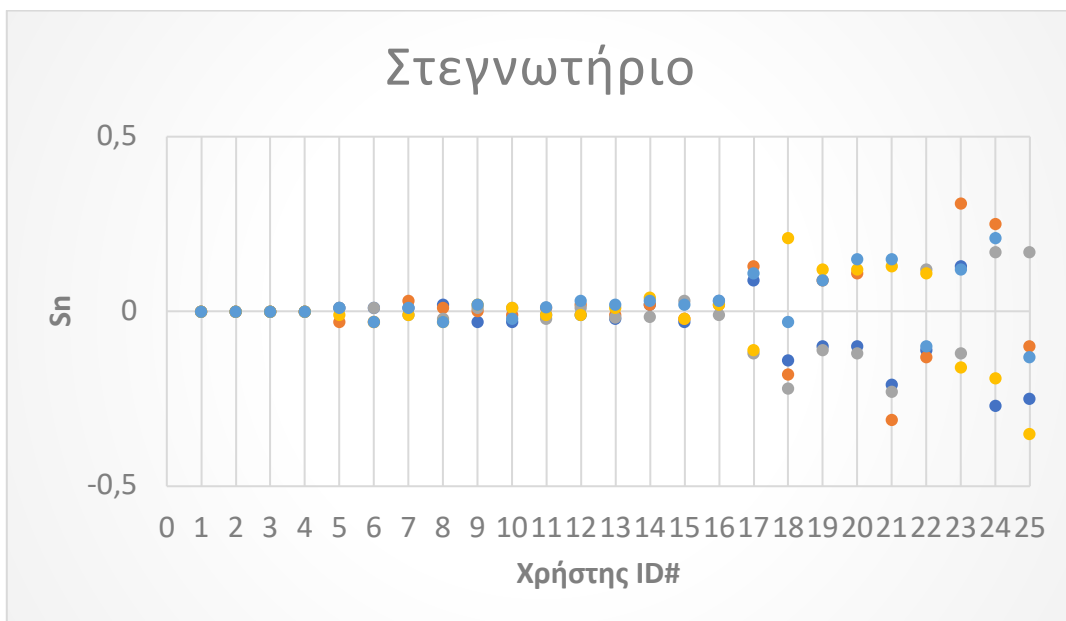


Σχήμα 5.6: Ανάλυση ευαισθησίας για τον φορτιστή αυτοκινήτου.





Σχήμα 5.7: Ανάλυση ευαισθησίας για το πλυντήριο ρούχων.



Σχήμα 5.8: Ανάλυση ευαισθησίας για το στεγνωτήριο.

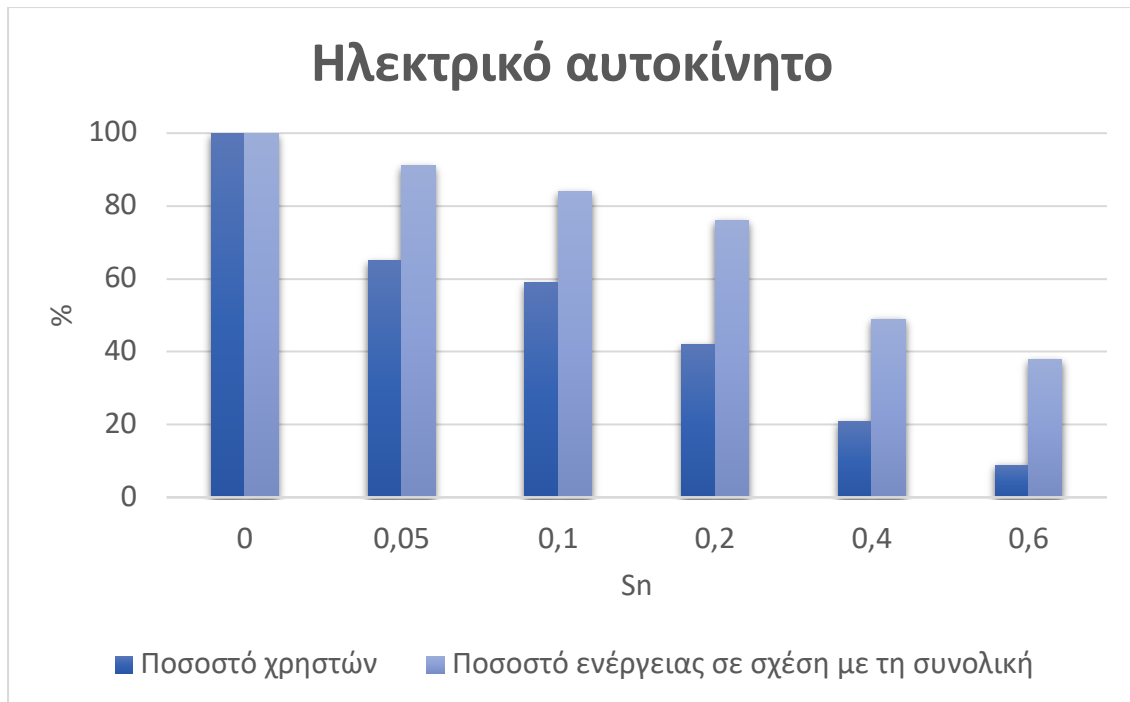
Τα αποτελέσματα στα Σχήματα 5.5 έως 5.8 φανερώνουν μικρό βαθμό ευαισθησίας όσον αφορά τη μεταβολή του δείκτη ευελιξίας  $S_n$  συνολικά. Συγκεκριμένα, το μέσο ύψος τυπικής απόκλισης για το  $S_n$  σε όλα τα νοικοκυριά κυμαινόταν μεταξύ 2% και 7% για διαφορετικούς τύπους φορτίου. Με βάση τα παραπάνω σχήματα, μπορεί να θεωρηθεί ότι για διαφορετικό αριθμό ημερών, το  $S_n$  δεν εμφανίζει σημαντικές αλλαγές για κάθε χρήση.

### 5.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ

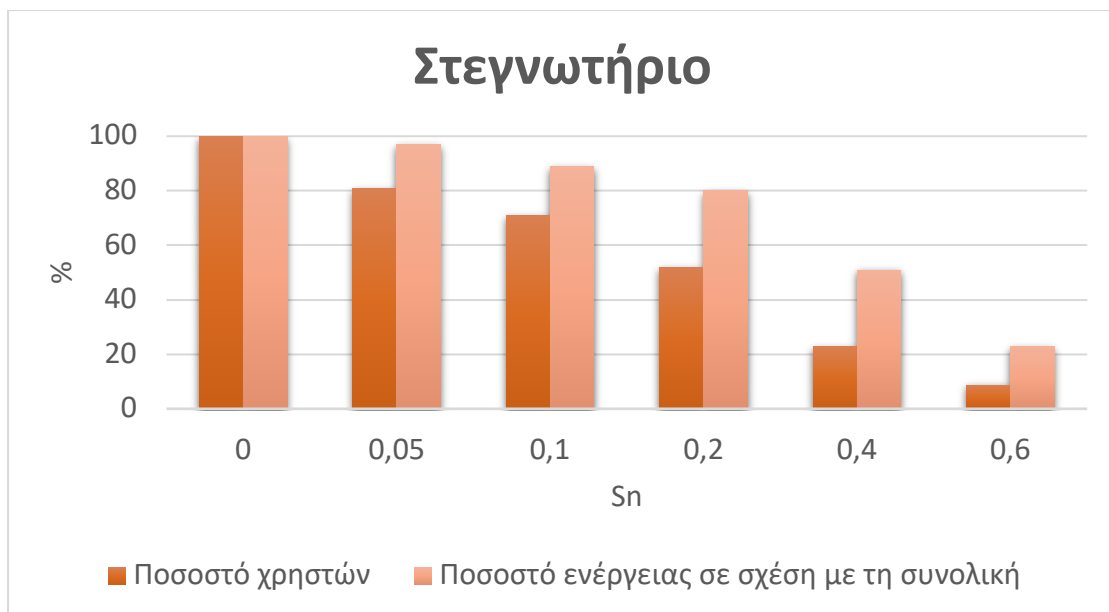
Σε αυτήν την ενότητα υλοποιούνται εφαρμογές απόκρισης ζήτησης βασιζόμενες στα δεδομένα από το Pecan Street. Για την επιλογή των χρηστών που συμμετέχουν στα σενάρια που δοκιμάζονται χρησιμοποιήθηκε το σύστημα αξιολόγησης που αναπτύχθηκε και αναλύεται στο κεφάλαιο 3. Αρχικά, πραγματοποιούνται σενάρια με τη συμπερίληψη του βαθμού συμμόρφωσης των χρηστών όσο και χωρίς. Στη συνέχεια ερευνάται η συνολική δυνατότητα μείωσης της ζήτησης ενέργειας από την ώρα αιχμής σε ένα διάστημα 5 ημερών μέσα από ποικίλα σενάρια απόκρισης ζήτησης.

#### 5.3.1 Σενάριο 1 - Πλήρης συμμόρφωσης χρήστη, Όστιν

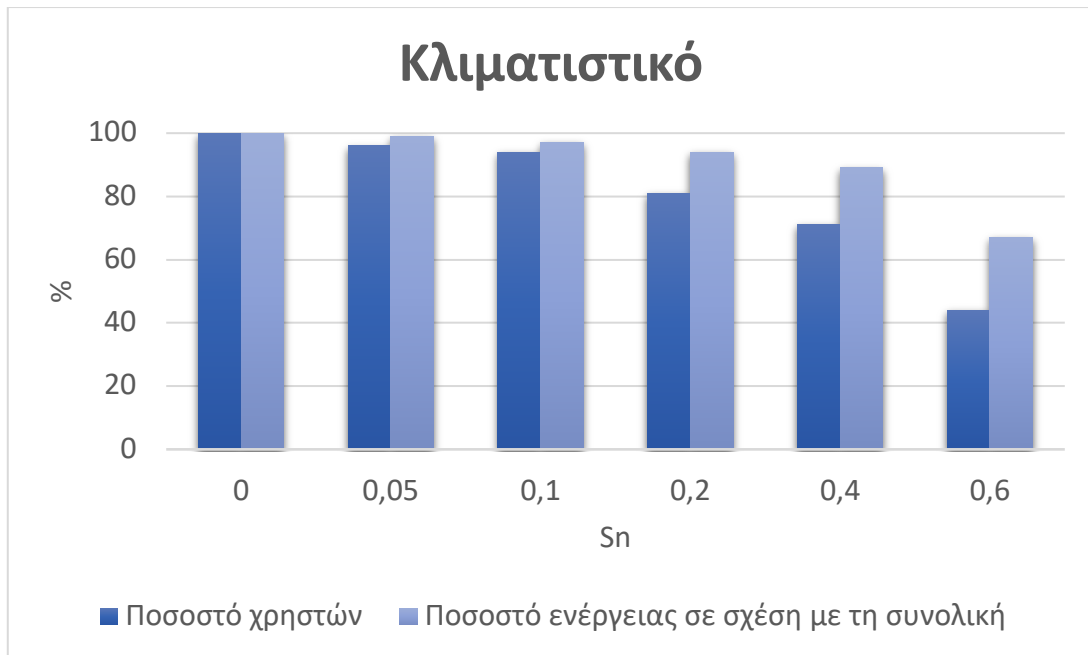
Το πρώτο σενάριο απόκρισης ζήτησης που ερευνάται είναι αυτό της πλήρους συμμόρφωσης χρήστη. Επιλέχθηκαν 5 μέρες και υλοποιήθηκε πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης για το διάστημα 17:00 – 19:00. Αυτό το χρονικό πλαίσιο ταυτίζεται και με τις ώρες αιχμής της κοινότητας. Για τη συμμετοχή στο σενάριο ορίστηκε ένας ελάχιστος δείκτης ευελιξίας  $S_n$ , ως κριτήριο ένταξης και πρόσκλησης των καταναλωτών σε σενάρια απόκρισης ζήτησης, και έγινε δοκιμή για 6 διαφορετικές τιμές του δείκτη ευελιξίας (0, 0.05, 0.1, 0.2, 0.4, 0.6). Συνεπώς, για να συμμετάσχει κάθε νοικοκυριό στα προσομοιωμένα προγράμματα απόκρισης ζήτησης θα έπρεπε η συσκευή του να έχει δείκτη ευελιξίας μεγαλύτερο από αυτό που ορίζεται ως ελάχιστο σε κάθε δοκιμή. Έχει ποσοτικοποιηθεί τόσο η μείωση της ζήτησης ενέργειας την ώρα αιχμής, όσο και το ποσοστό νοικοκυριών που συμμετέχουν σε κάθε περίπτωση. Στα Σχήματα 5.9 έως 5.12 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα όπου φανερώνεται η ενέργεια που μετατοπίστηκε κατά τη διάρκεια των προγραμμάτων Απόκρισης Ζήτησης. Στον οριζόντιο άξονα φαίνεται ο ελάχιστος δείκτης ευελιξίας για την συμμετοχή καταναλωτών, ενώ ο δεξιός και ο αριστερός κάθετος άξονας για κάθε τιμή του  $S_n$  δείχνουν την επιτεύξιμη μείωση ενέργειας κατά τη διάρκεια της αιχμής (από ολόκληρη την κοινότητα) και το ποσοστό των χρηστών που επιλέγονται σύμφωνα με τις τιμές  $S_n$ , αντίστοιχα. Σε αυτά τα γραφήματα, το  $S_n = 0$  υποδεικνύει τη συμμετοχή ολόκληρης της κοινότητας και το μέγιστο δυναμικό μετατόπισης φορτίου για τα ενεργοποιημένα ευέλικτα φορτία, ανεξάρτητα από τον δείκτη ευελιξίας.



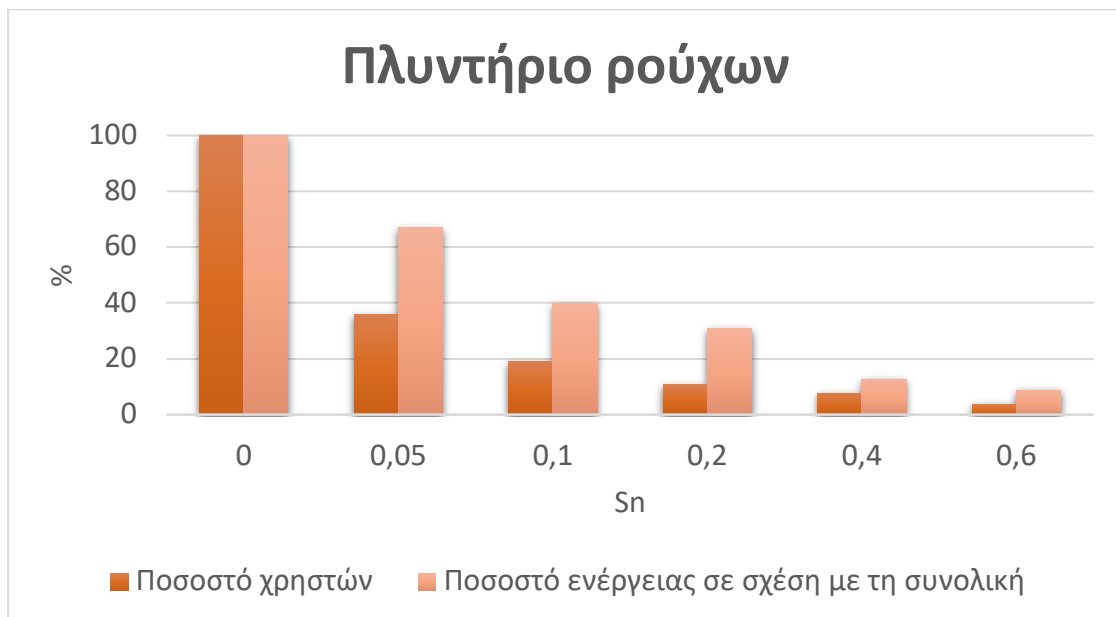
Σχήμα 5.9: Σενάριο 1 για το φορτιστή αυτοκινήτου.



Σχήμα 5.10: Σενάριο 1 για το στεγνωτήριο.



Σχήμα 5.11: Σενάριο 1 για το κλιματιστικό.



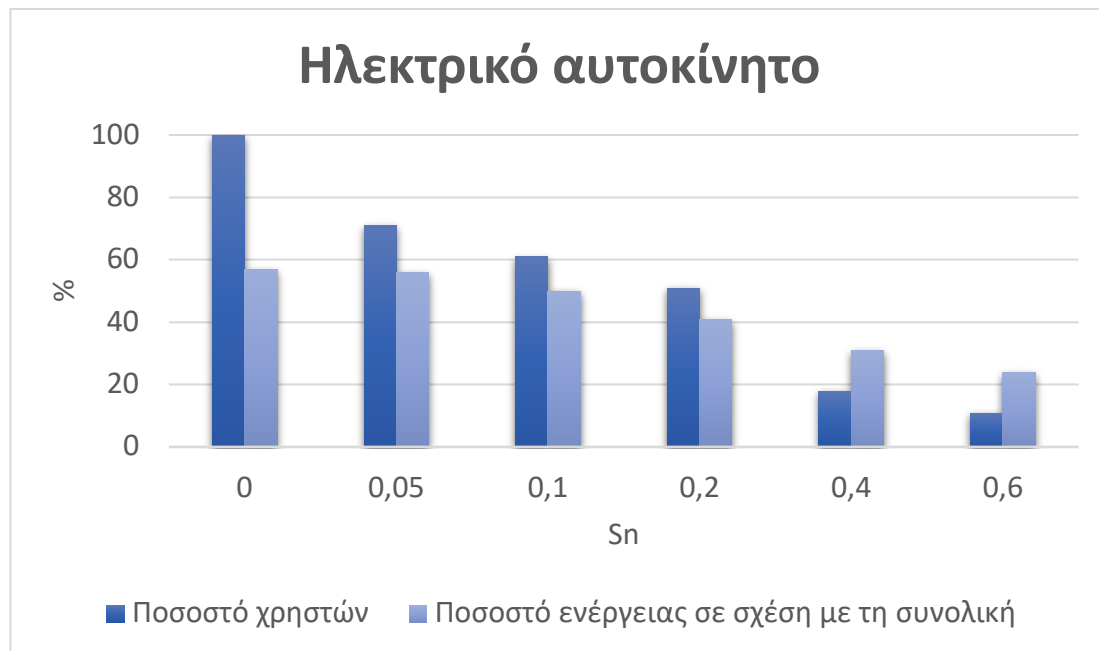
Σχήμα 5.12: Σενάριο 1 για το πλυντήριο ρούχων.

Όπως φαίνεται στα Σχήματα 5.9 έως 5.12, για όλους τους τύπους φορτίου, καθώς αυξάνεται ο ελάχιστος δείκτης ευελιξίας παρατηρείται ότι η μείωση της ζήτησης πέφτει με χαμηλότερο ρυθμό σε σύγκριση με την αναλογία των απασχολούμενων νοικοκυριών. Ως εκ τούτου, αποδεικνύεται ότι είναι εφικτό να εντοπιστεί και να επιλεγεί μια μικρή μερίδα χρηστών για την επίτευξη των στόχων μείωσης της ζήτησης. Για παράδειγμα, για τον φορτιστή αυτοκινήτων (Σχήμα 5.9) επιλέγοντας χρήστες με  $S_n$  υψηλότερο από 0,4 και 0,6, θα μπορούσε

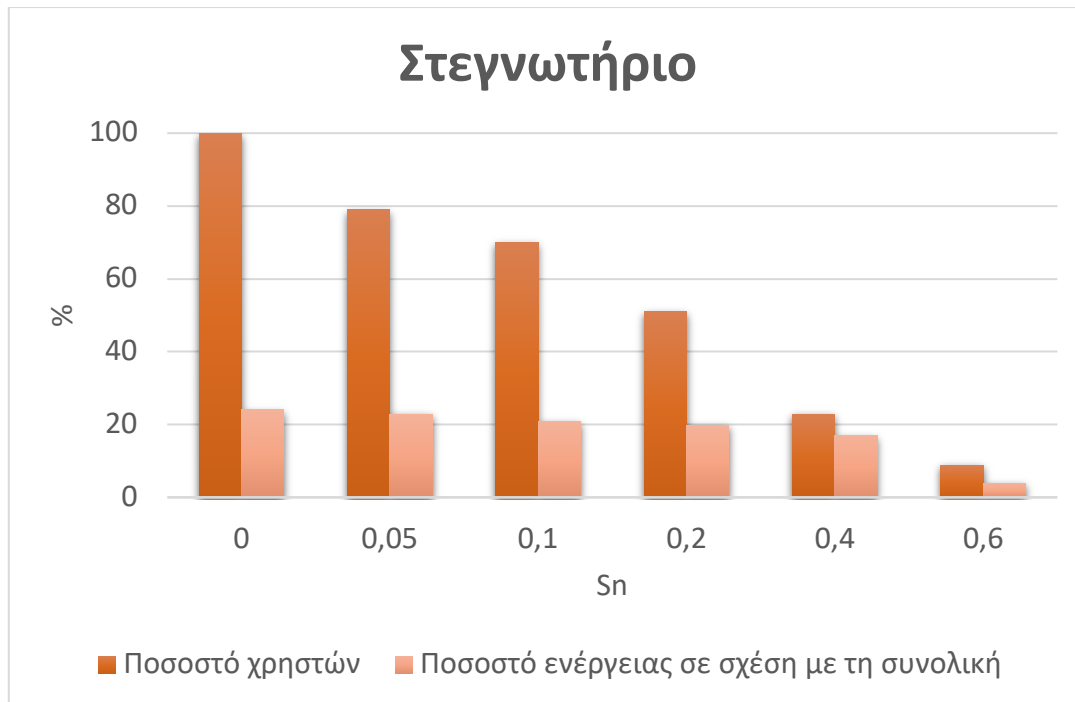
να επιτευχθεί μείωση ενέργειας κατά 48% και 37% αντίστοιχα. Αυτές οι τιμές αντιστοιχούν μόνο στο 21% και 9% όλων των νοικοκυριών της κοινότητας, αντίστοιχα.

### 5.3.2 Σενάριο 2 – Συμμετοχή συμμόρφωσης χρήστη, Όστιν

Στο πρώτο σενάριο που παρουσιάστηκε, πραγματοποιήθηκε απόκριση ζήτησης χωρίς την επιρροή της συμμόρφωσης των χρηστών. Το σενάριο 2 υλοποιείται με τον ίδιο τρόπο όπως και το σενάριο 1, ωστόσο συμπεριλαμβάνεται και ο βαθμός συμμόρφωσης των χρηστών στα αιτήματα για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Το σενάριο αυτό αποτελεί μία πιο ρεαλιστική προσέγγιση αφού συχνά οι χρήστες απαντούν αρνητικά στα αιτήματα για συμμετοχή σε πρόγραμμα απόκριση ζήτησης. Για την αξιολόγηση της συμμόρφωσης των χρηστών χρησιμοποιήθηκαν στοιχεία από την έρευνα [27] και παρουσιάζονται στο Πίνακα 4.8. Παρήχθησαν διαγράμματα αντίστοιχα του σεναρίου 1 και τα αποτελέσματα φαίνονται στα Σχήματα 5.13 έως 5.16.



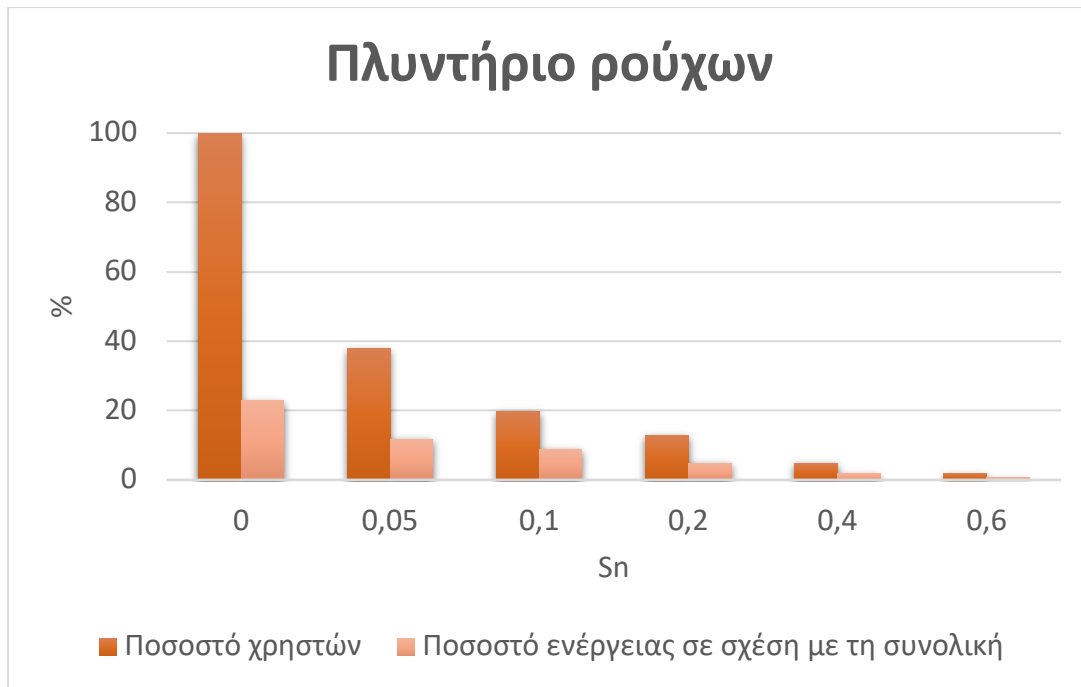
Σχήμα 5.13: Σενάριο 2 για το φορτιστή αυτοκινήτου.



Σχήμα 5.14: Σενάριο 2 για το στεγνωτήριο.



Σχήμα 5.15: Σενάριο 2 για το κλιματιστικό.



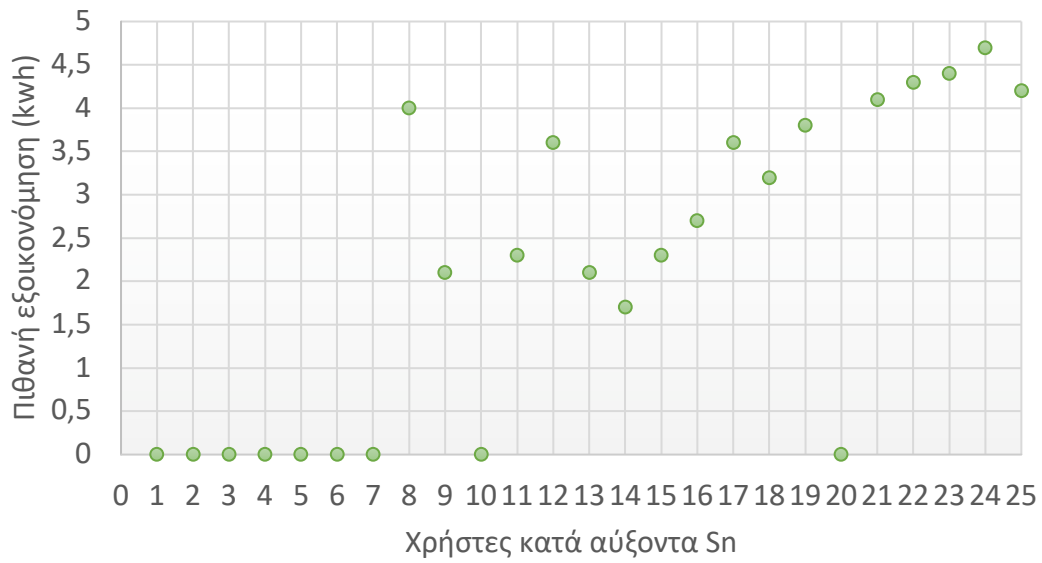
**Σχήμα 5.16:** Σενάριο 2 για το πλυντήριο ρούχων.

Όπως φαίνεται στα Σχήματα 5.13 έως 5.16 έγινε δοκιμή για 6 διαφορετικές τιμές του  $S_n$  όπως και στο σενάριο 1. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι η μέγιστη δυνατή μείωση ενέργειας κατά τη διάρκεια της ώρας αιχμής αποτελεί υποσύνολο του σεναρίου 1. Για ελάχιστο δείκτη ευελιξίας μηδέν, παρατηρείται ότι για τον φορτιστή αυτοκινήτων το ποσοστό χρηστών που συμμετέχει είναι μεγαλύτερο από το αντίστοιχο του στεγνωτηρίου, αυτό οφείλεται στο μεγαλύτερο βαθμό συμμόρφωσης που εμφανίζουν οι χρήστες στον φορτιστή αυτοκινήτου όπως προκύπτει από τη βιβλιογραφία [27]. Ωστόσο, η ίδια τάση ότι ένα υψηλό ποσοστό επιτεύξιμων μειώσεων ενέργειας μπορεί να πραγματοποιηθεί με χαμηλότερο ποσοστό συμμετοχής των χρηστών παρατηρήθηκε επίσης στις περισσότερες περιπτώσεις και για αυτό το σενάριο.

### 5.3.3 Δυνατότητα μείωσης της ζήτησης την ώρα αιχμής κατά μέσο όρο σε 5 ημέρες

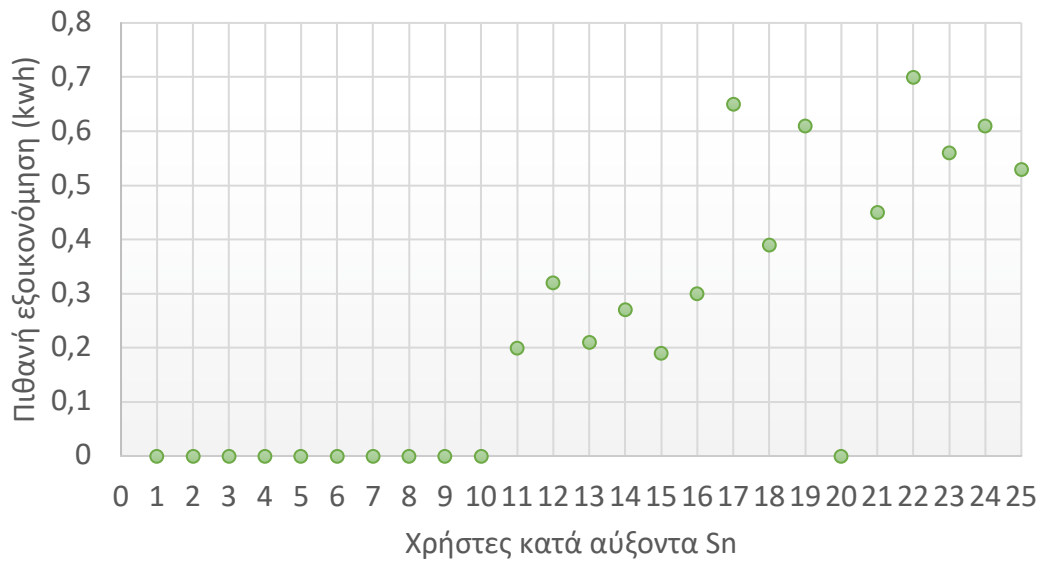
Για να γίνει πιο κατανοητή η μείωση της ζήτησης ενέργειας την ώρα αιχμής σε σχέση και με τον δείκτη ευελιξίας, έγινε ποσοτικοποίηση της μέσης μείωσης για το σενάριο 1 σε βάθος 5 ημερών για κάθε συσκευή και κάθε νοικοκυριό. Στα Σχήματα 5.17 έως 5.20 αποτυπώνεται αναλυτικά αυτή η μείωση, στον οριζόντιο άξονα παριστάνονται οι χρήστες κατά αύξοντα δείκτη ευελιξίας ενώ στον κατακόρυφο άξονα φαίνεται η μέση δυνατότητα μείωσης ενέργειας για 5 μέρες.

## Ηλεκτρικό αυτοκίνητο



**Σχήμα 5.17:** Μείωση ζήτησης σε βάθος 5 ημερών για το ηλεκτρικό αυτοκίνητο

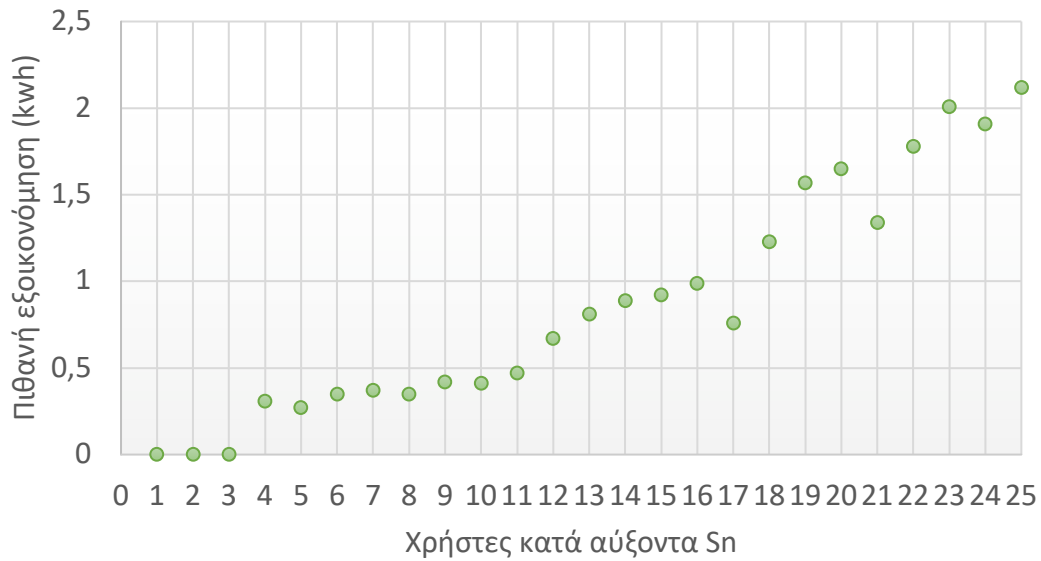
## Στεγνωτήριο



**Σχήμα 5.18:** Μείωση ζήτησης σε βάθος 5 ημερών για το στεγνωτήριο

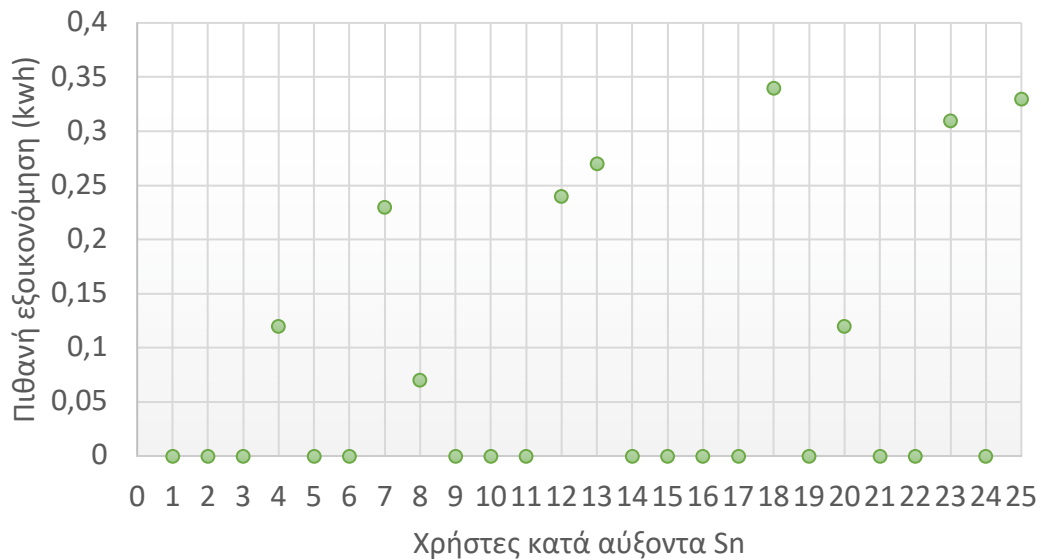


## Κλιματιστικό



Σχήμα 5.19: Μείωση ζήτησης σε βάθος 5 ημερών για το κλιματιστικό

## Πλυντήριο ρούχων



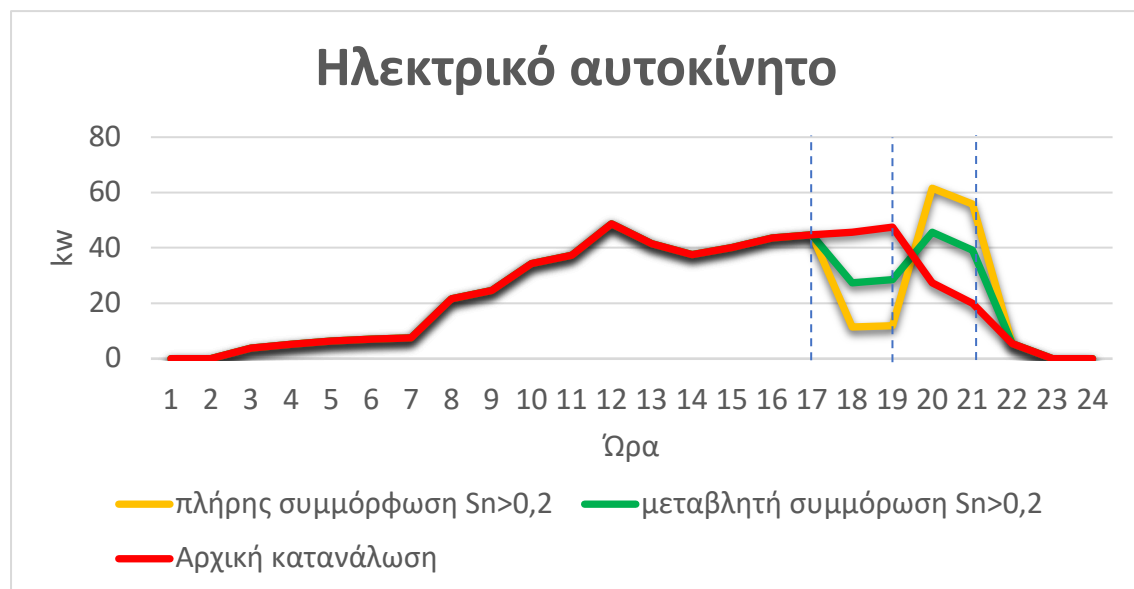
Σχήμα 5.20: Μείωση ζήτησης σε βάθος 5 ημερών για το πλυντήριο ρούχων

Όπως φαίνεται από τα Σχήματα 5.17 έως 5.20, όσο αυξάνεται ο δείκτης ευελιξίας οι χρήστες εξοικονομούν περισσότερο. Η αύξηση της εξοικονόμησης εμφανίζει χαρακτηριστική ομοιομορφία με την αύξηση του δείκτη ευελιξίας στον φορτιστή αυτοκινήτου, το στεγνωτήριο και το κλιματιστικό, ενώ εμφανίζει σχετική ανομοιομορφία στο πλυντήριο ρούχων. Όπως προκύπτει, πολλοί χρήστες δεν έχουν λειτουργήσει τα φορτία τους τις ημέρες και ώρες διεξαγωγής των προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης. Από την άλλη πλευρά, δεδομένης της τακτικής χρήσης, το κλιματιστικό παρέχει το υψηλότερο δυναμικό μείωσης ενέργειας μετά το φορτιστή αυτοκινήτου. Μεταξύ των αναβαλλόμενων φορτίων, το ηλεκτρικό αυτοκίνητο παρέχει το υψηλότερο δυναμικό για μείωση ενέργειας ακολουθούμενο από το στεγνωτήριο.

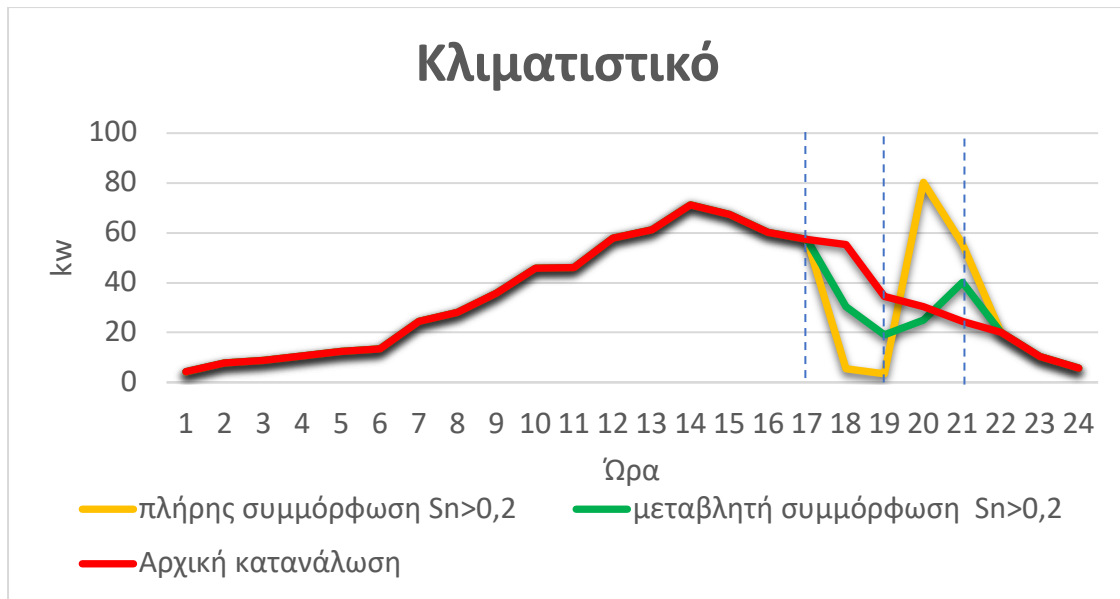
Το πλυντήριο ρούχων αποδείχτηκε ότι παρέχει τις λιγότερες δυνατότητες για εξοικονόμηση τις επιλεγμένες ημέρες δοκιμής.

### 5.3.4 Μελέτη διαφορετικών σεναρίων

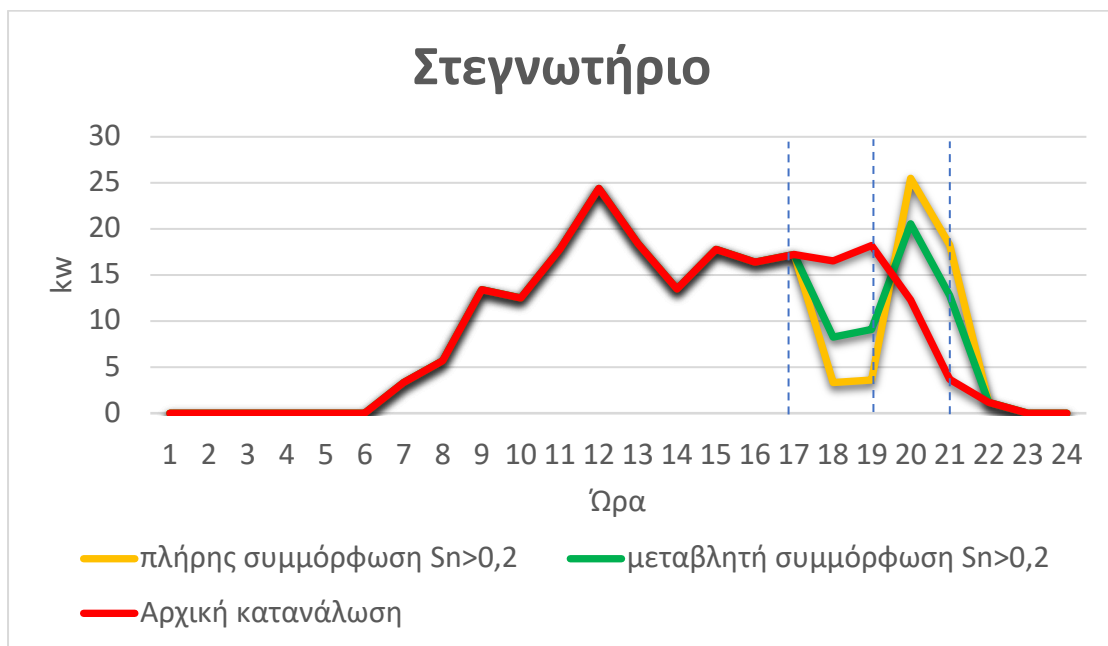
Για να γίνει πιο κατανοητή η μετατόπιση της ενέργειας από τους χρήστες κατά τη διάρκεια της ημέρας, μελετήθηκε ανά ώρα η εφαρμογή διαφορετικών σεναρίων. Τα δύο σενάρια που μελετήθηκαν είναι το σενάριο 1 με κατώφλι  $S_n > 0,2$  και το σενάριο 2 με κατώφλι  $S_n > 0,2$ . Επιλέχθηκε μία μέρα και ερευνήθηκε για όλη την κοινότητα η μετατόπιση της ενέργειας ανά ώρα για τρεις συσκευές (ηλεκτρικό αυτοκίνητο, κλιματιστικό, στεγνωτήριο). Στα Σχήματα 5.21 έως 5.23 στον οριζόντιο άξονα συμβολίζεται η ώρα της μέρας ενώ στον κατακόρυφο η κατανάλωση ισχύος της κοινότητας, η γραμμή με το κόκκινο χρώμα αποτελεί την αρχική κατανάλωση της κοινότητας, ενώ αυτές με το κίτρινο και πράσινο χρώμα την κατανάλωση με την εφαρμογή του σεναρίου 1 με  $S_n > 0,2$  και του σεναρίου 2 με  $S_n > 0,2$ , αντίστοιχα.



**Σχήμα 5.21:** Μελέτη διαφορετικών σεναρίων για το ηλεκτρικό αυτοκίνητο.



**Σχήμα 5.22:** Μελέτη διαφορετικών σεναρίων για το κλιματιστικό.



**Σχήμα 5.23:** Μελέτη διαφορετικών σεναρίων για το στεγνωτήριο.

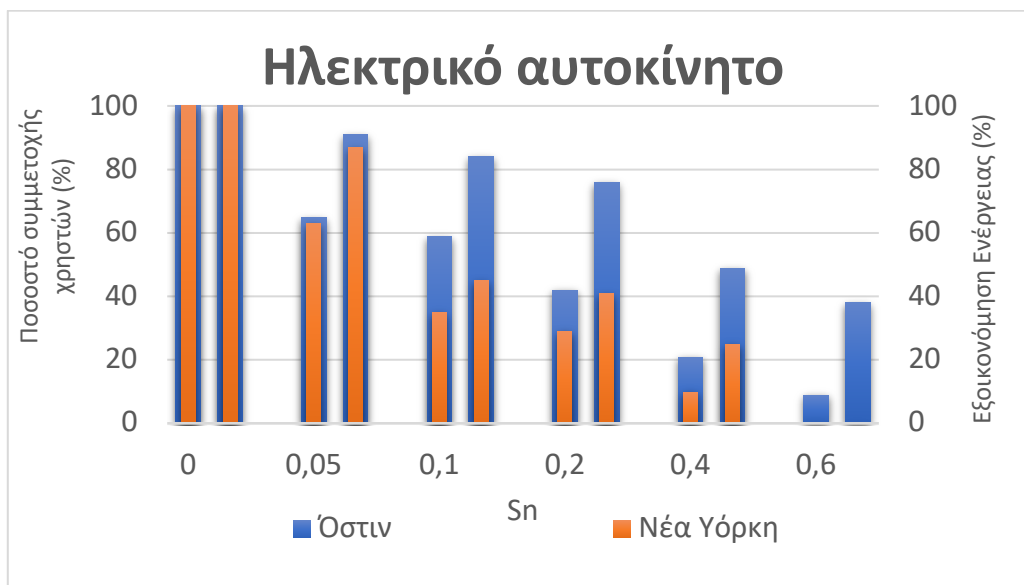
Όπως προκύπτει από τα Σχήματα 5.21 έως 5.23, στο πρώτο σενάριο υπάρχει μεγαλύτερη συμμετοχή χρηστών οπότε και μετατοπίζεται μεγαλύτερη ενέργεια από την ώρα αιχμής στο διάστημα μετά τη λήξη του. Αυτό είναι θετικό για τη μείωση ζήτησης από την ώρα αιχμής, ωστόσο υπάρχει σε ορισμένες περιπτώσεις ο κίνδυνος να δημιουργηθεί νέα αιχμή αμέσως μετά τη λήξη του γεγονότος Απόκρισης Ζήτησης. Σε αυτό το σενάριο χρησιμοποιείται για το σενάριο 1 κατώφλι  $S_n > 0,2$  και αποφεύγεται αυτό το ενδεχόμενο. Στο δεύτερο σενάριο όπου υπάρχει και η συμμετοχή της συμμόρφωσης των χρηστών μετατοπίζεται μικρότερη ενέργεια συνεπώς δημιουργείται μικρότερη αιχμή στη ζήτηση ενέργειας μετά τη λήξη του

προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Όπως δείχνουν τα αποτελέσματα, η προσέλκυση χρηστών σύμφωνα με τα προηγούμενα μοτίβα αλληλεπίδρασής τους θα μπορούσε να συμβάλει στη στοχευμένη μείωση της ενέργειας χωρίς να δημιουργείται ανάκαμψη σε σύγκριση με την συμμετοχή όλων των χρηστών.

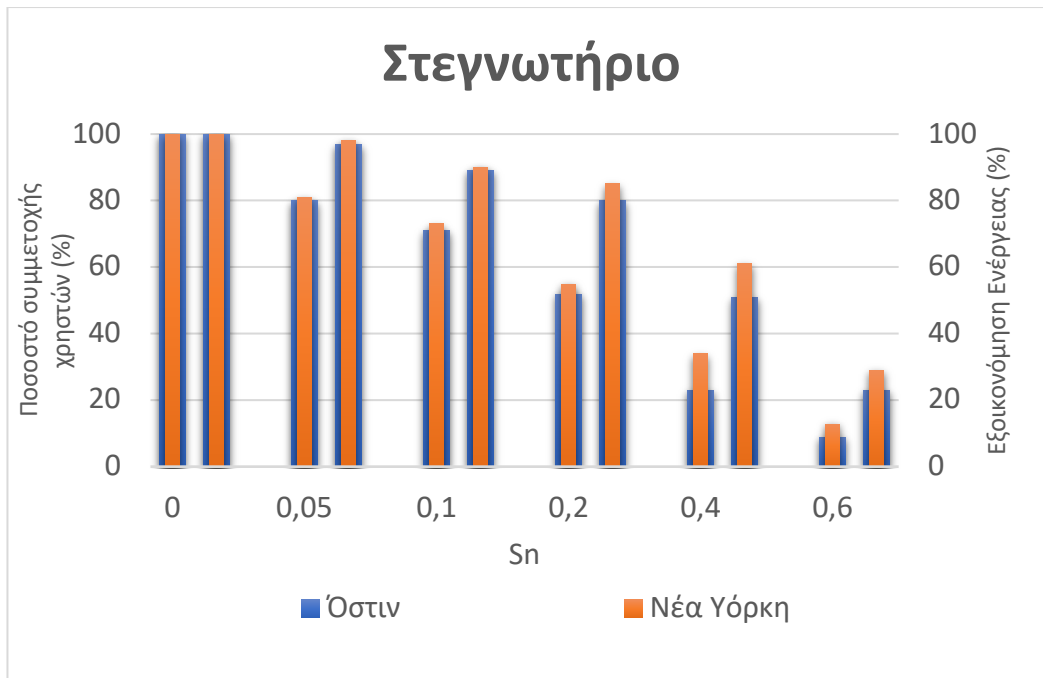
#### 5.4 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΟΣΤΙΝ – ΝΕΑΣ ΥΟΡΚΗΣ

Η οικιακή κατανάλωση ενέργειας και κατά επέκταση τα προγράμματα απόκρισης ζήτησης σχετίζονται αναμφίβολα με την περιοχή, καθώς υιοθετούνται άλλες συνήθειες από τους καταναλωτές σχετικά με το κλίμα της περιοχής, τον χρόνο παραμονής εντός της οικίας, τον κλιματισμό και την φόρτιση των οχημάτων τους. Συνεπώς, έχει μεγάλη αξία για την παρούσα έρευνα η σύγκριση των αποτελεσμάτων που ελήφθησαν έως τώρα από το Όστιν με αυτά της Νέας Υόρκης. Σε αυτήν την ενότητα μελετώνται οι διαφορές που προκύπτουν από τις τεχνικές απόκρισης ζήτησης για αυτές τις δύο περιοχές.

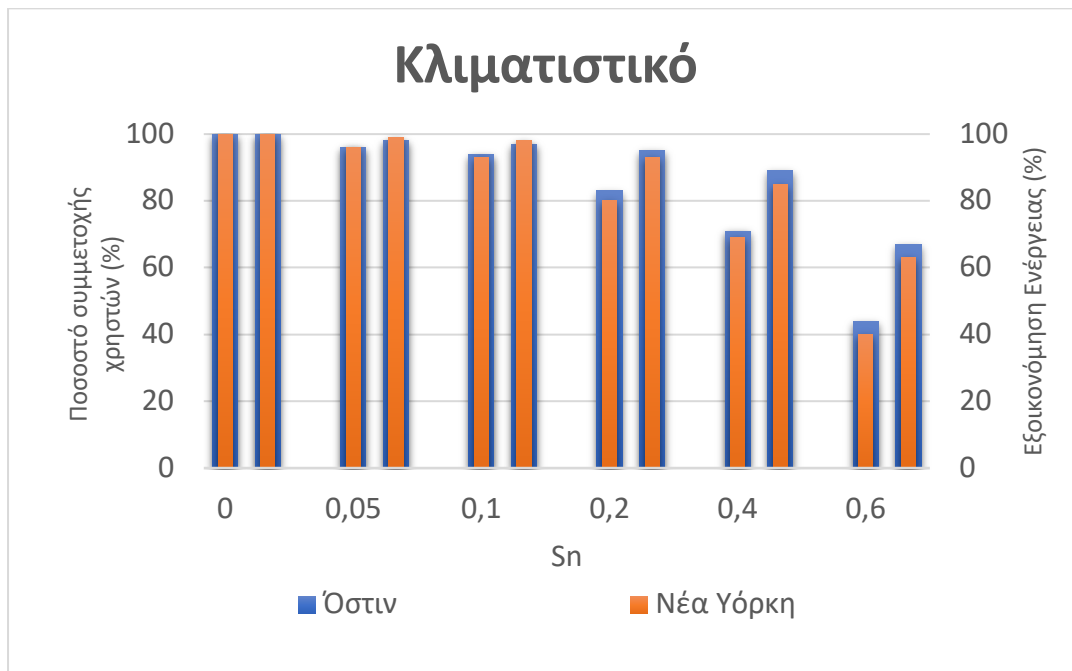
Για να ερευνηθούν τα διαφορετικά αποτελέσματα που προκύπτουν από αυτές τις δύο περιοχές χρησιμοποιήθηκε η βάση δεδομένων του Pecan Street για τη Νέα Υόρκη που παρουσιάζεται στην Ενότητα 3.3.3. Σε αυτή τη βάση υπάρχουν οι καταναλώσεις 25 κατοικιών στη Νέα Υόρκη. Με σκοπό να φανούν οι τυχόν διαφορές έγινε ανάλυση των δεδομένων αντίστοιχη με του Όστιν και αξιολογήθηκε η ευελιξία των συσκευών (κλιματιστικό, φορτιστής αυτοκινήτου, στεγνωτήριο, πλυντήριο ρούχων) για κάθε καταναλωτή με βάση το μοντέλο που αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 3. Στη συνέχεια εφαρμόστηκε σενάριο απόκρισης ζήτησης αντίστοιχο του σεναρίου 1 στην Ενότητα 5.3.1 με πλήρη συμμόρφωση. Στα Σχήματα 5.24 έως 5.27 φαίνονται τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας, όπου στην οριζόντια στήλη φαίνεται το κατώφλι του δείκτη ευελιξίας, στον αριστερό κατακόρυφο άξονα φαίνεται το ποσοστό των χρηστών που συμμετέχει στην απόκριση ζήτησης, ενώ στον δεξιό κατακόρυφο άξονα φαίνεται το ποσοστό ενέργειας σε σχέση με τη συνολική, που μετατοπίζεται από την ώρα αιχμής. Οι στήλες με το πορτοκαλί χρώμα αντιπροσωπεύουν τα αποτελέσματα για την Νέα Υόρκη ενώ αυτές με το μπλέ τα αποτελέσματα από το Όστιν.



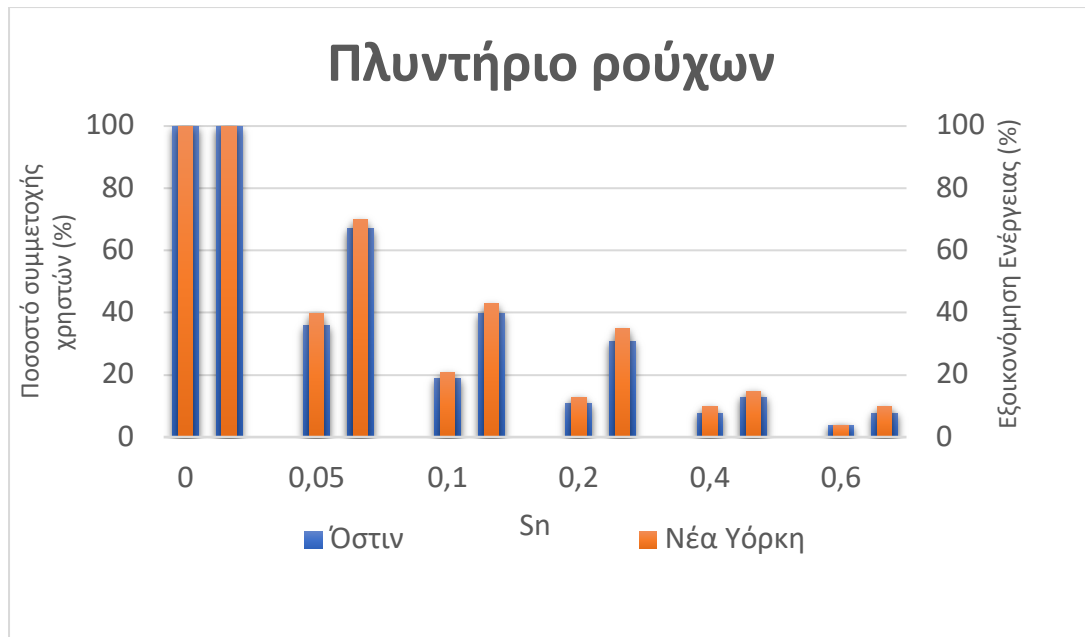
Σχήμα 5.24: Σύγκριση Όστιν και Νέας Υόρκης για το φορτιστή αυτοκινήτου.



Σχήμα 5.25: Σύγκριση Όστιν και Νέας Υόρκης για το στεγνωτήριο.



Σχήμα 5.26: Σύγκριση Όστιν και Νέας Υόρκης για το κλιματιστικό.



**Σχήμα 5.27:** Σύγκριση Όστιν και Νέας Υόρκης για το πλυντήριο ρούχων.

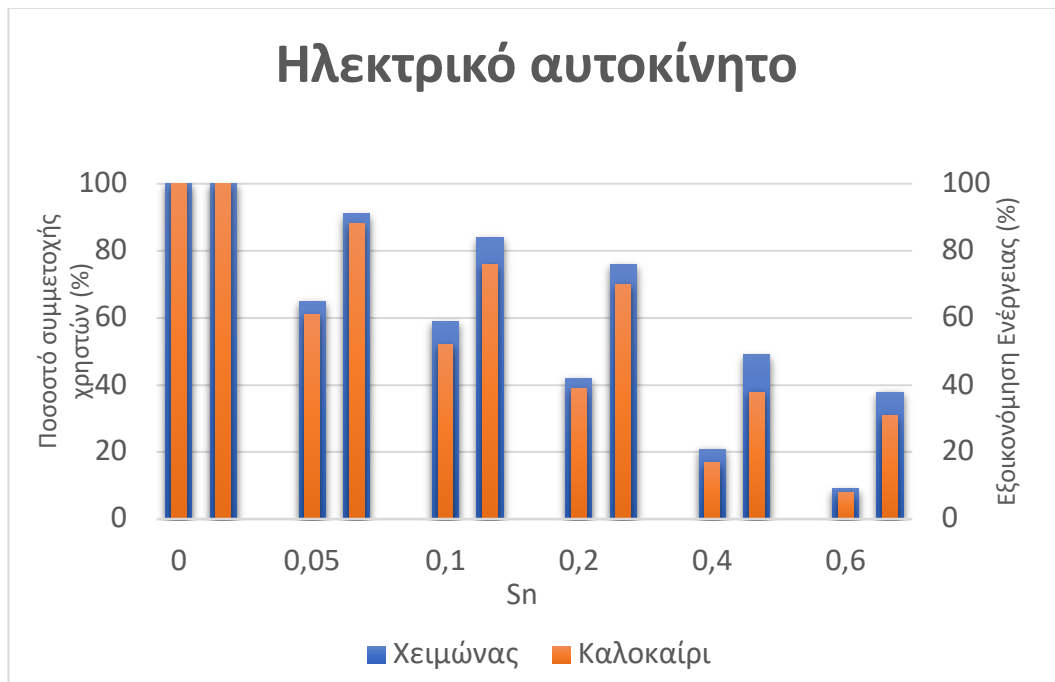
Όπως προκύπτει Σχήματα 5.24 έως 5.27, με εξαίρεση τον φορτιστή αυτοκινήτου που γενικώς εμφανίζει μικρή συχνότητα κατανάλωσης στα δεδομένα της Νέας Υόρκης, τα αποτελέσματα που παράχθηκαν είναι παρόμοια με αυτά του Τέξας, συνεπώς και εδώ προκύπτει ότι τα μοτίβα αλληλεπίδρασης που χρησιμοποιήθηκαν και στο Όστιν παράγουν παρόμοια αποτελέσματα και για τα δεδομένα της Νέας Υόρκης, ώστε να επιτυγχάνεται πολύ υψηλή μείωση ενέργειας κάνοντας στοχευμένη επιλογή χρηστών. Οι καταναλωτές της Νέας Υόρκης εμφανίζουν μικρότερη συχνότητα κατανάλωσης ενέργειας σε φόρτιση αυτοκινήτου, οπότε και με υψηλό ελάχιστο δείκτη ευελιξίας δεν υπάρχει συμμετοχή στην απόκριση ζήτησης.

## 5.5 ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΕΠΟΧΙΚΟΤΗΤΑΣ

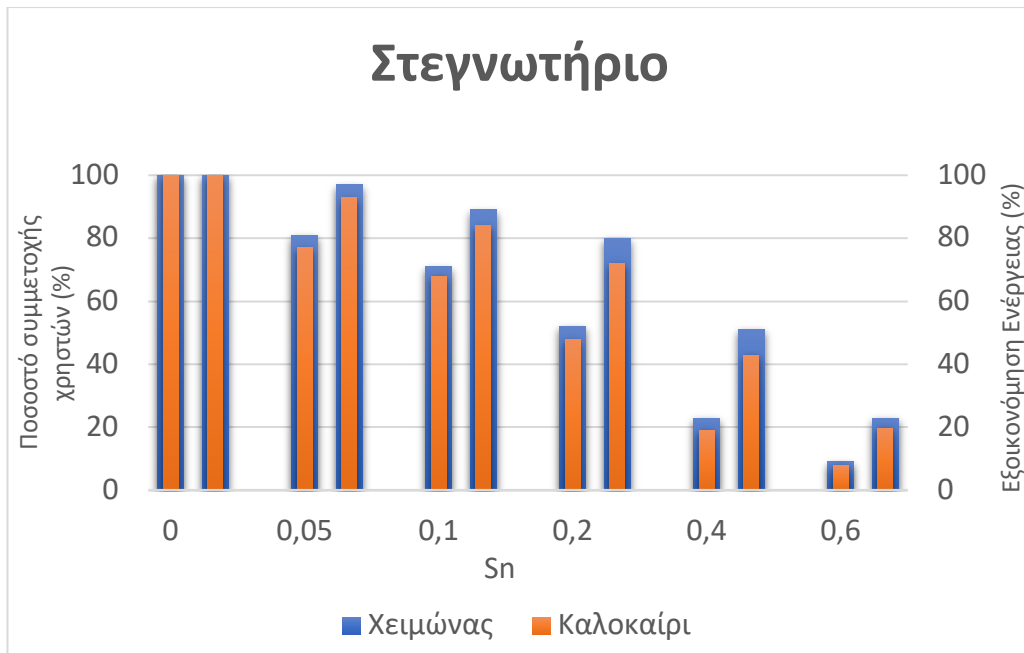
Η οικιακή κατανάλωση ενέργειας και κατά επέκταση η συμμετοχικότητα των καταναλωτών σε προγράμματα απόκριση ζήτησης σχετίζονται αναμφίβολα με την εποχικότητα, καθώς υιοθετούνται άλλες συνήθειες από τους καταναλωτές σχετικά με τον χρόνο παραμονής εντός της οικίας, τον κλιματισμό και την φόρτιση των οχημάτων τους. Απόρροια αυτού είναι η αύξηση της κατανάλωσης ηλεκτρισμού τους καλοκαιρινούς μήνες [31]. Συνεπώς έχει μεγάλη αξία για την παρούσα διπλωματική να ερευνηθεί το κατά πόσο επηρεάζονται τα αποτελέσματα της απόκρισης ζήτησης για διαφορετικές εποχές, καθώς και ο βαθμός που το μοντέλο αξιολόγησης της ευελιξίας των συσκευών επιτυγχάνει τον εντοπισμό μιας μικρής μερίδας χρηστών για την επίτευξη του στόχου της ενεργειακής εξοικονόμησης σε διαφορετικές χρονικές περιόδους. Σε αυτήν την ενότητα μελετώνται οι διαφορές που προκύπτουν από την ανάλυση σεναρίων απόκρισης ζήτησης για διαφορετικές περιόδους, οι περίοδοι που μελετώνται είναι το καλοκαίρι και ο χειμώνας.

Για να ερευνηθούν τα διαφορετικά αποτελέσματα που προκύπτουν για τις διαφορετικές εποχές χρησιμοποιήθηκε η βάση δεδομένων του Pecan Street για το Όστιν που παρουσιάζεται στην Ενότητα 3.3.2. Με σκοπό να φανούν οι διαφορές που εμφανίζονται μεταξύ

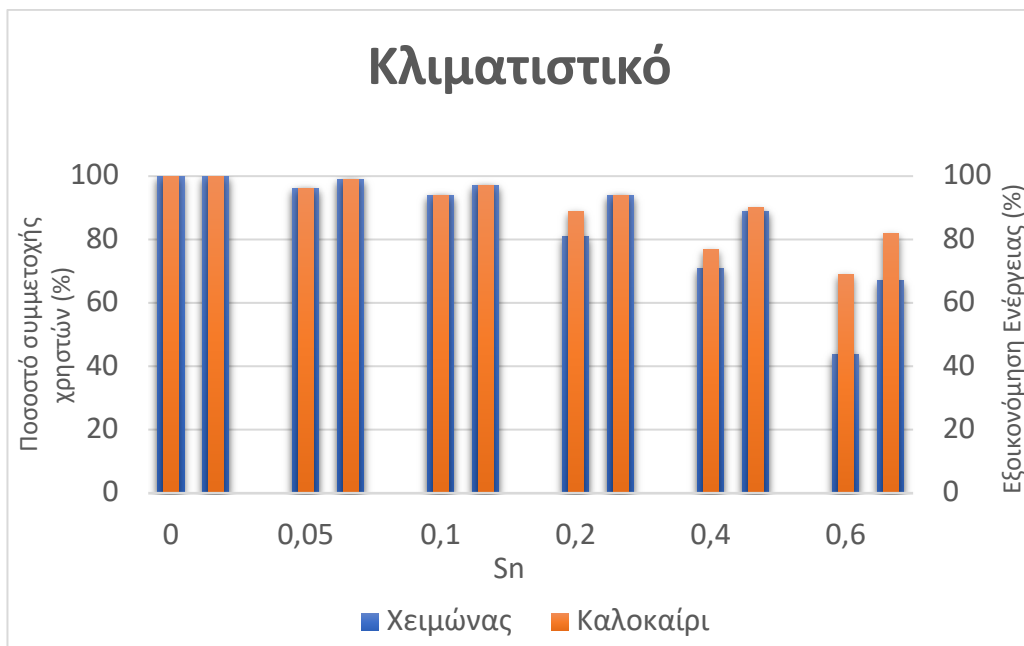
καλοκαιριού και χειμώνα επιλέχθηκαν 5 ημέρες από κάθε περίοδο και στη συνέχεια εφαρμόστηκε σενάριο απόκρισης ζήτησης αντίστοιχο του σεναρίου 1 στην Ενότητα 5.3.1, με πλήρη συμμόρφωση για κάθε μία περίοδο. Στα σχήματα 5.29 έως 5.31 φαίνονται τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας, στην οριζόντια στήλη φαίνεται το κατώφλι του δείκτη ευελιξίας, στον αριστερό κατακόρυφο άξονα φαίνεται το ποσοστό των χρηστών που συμμετέχει στα προγράμματα απόκρισης ζήτησης ενώ στον δεξιό κατακόρυφο άξονα φαίνεται το ποσοστό ενέργειας σε σχέση με τη συνολική που μετατοπίζεται από την ώρα αιχμής. Οι στήλες με το πορτοκαλί χρώμα αντιπροσωπεύουν τα αποτελέσματα για την περίοδο του καλοκαιριού ενώ αυτές με το μπλε τα αποτελέσματα για το χειμώνα.



**Σχήμα 5.28:** Διερεύνηση εποχικότητας για το ηλεκτρικό αυτοκίνητο.

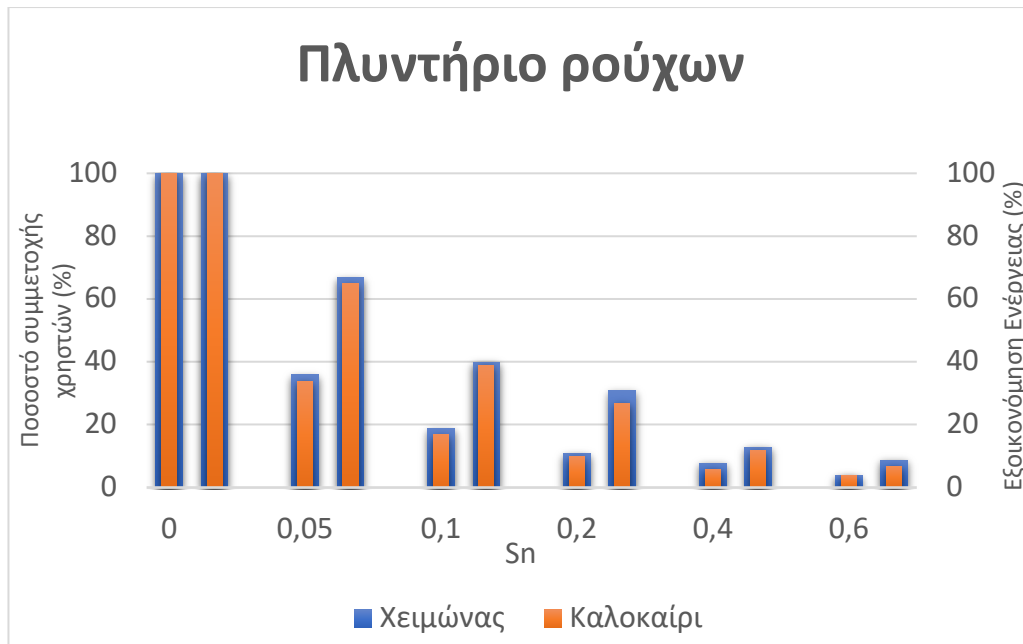


**Σχήμα 5.29:** Διερεύνηση εποχικότητας για το στεγνωτήριο.



**Σχήμα 5.30:** Διερεύνηση εποχικότητας για το κλιματιστικό.

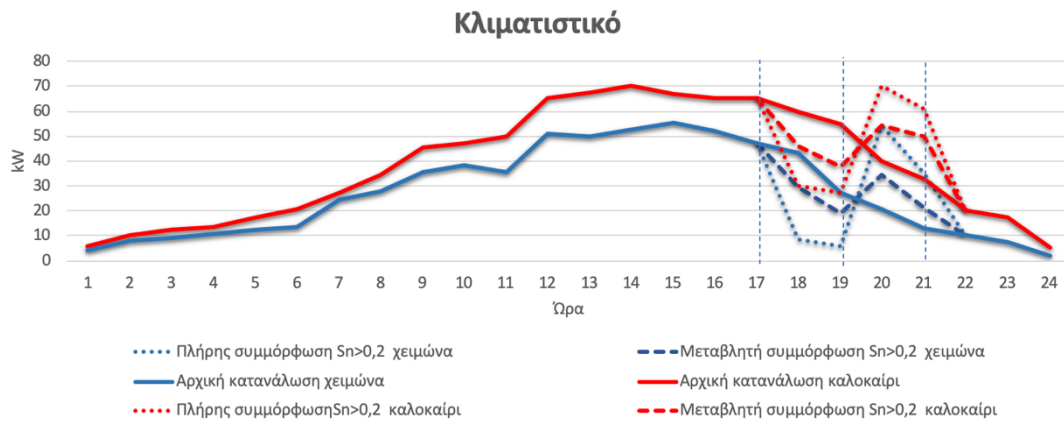




**Σχήμα 5.31:** Διερεύνηση εποχικότητας για το πλυντήριο ρούχων.

Από τα Σχήματα 5.28 έως 5.31 προκύπτει ότι για τις διαφορετικές περιόδους τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι πανομοιότυπα και εξίσου αποδοτικά μεταξύ τους. Παράλληλα, διαπιστώνεται ότι και για τις δύο εποχές το ποσοστό επιτεύξιμων μειώσεων ενέργειας μπορεί να πραγματοποιηθεί με χαμηλότερο ποσοστό στοχευμένης συμμετοχής. Τέλος, είναι φανερό από το Σχήμα 5.29 ότι παρατηρείται αυξημένη χρήση και συμμετοχή των καταναλωτών σε γεγονότα απόκρισης ζήτησης μέσω ευέλικτης χρήσης του κλιματιστικού τη περίοδο του καλοκαιριού, γεγονός που είναι αναμενόμενο λόγω της αυξημένης θερμοκρασίας.

Είναι κρίσιμο επιπλέον να ερευνηθεί κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού η λειτουργία του κλιματιστικού αλλά και γενικώς οι περιπτώσεις όπου συσκευές εμφανίζουν αυξημένη χρήση. Για τον σκοπό αυτό μελετώνται πιο αναλυτικά τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την επιλογή χρηστών για διαφορετικά σενάρια. Για να γίνει αυτό μελετήθηκε η κατανάλωση ενέργειας ανά ώρα για μία μέρα κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού και του χειμώνα. Εξετάζονται δύο σενάρια για κάθε περίπτωση, ένα με πλήρη συμμόρφωση των χρηστών με κατώφλι  $S_n > 0,2$  και ένα με μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη με κατώφλι  $S_n > 0,2$ . Στο Σχήμα 5.32 φαίνεται η κατανάλωση του κλιματιστικού κατά τη διάρκεια της ημέρας. Η γραμμή με σκούρο κόκκινο αντιπροσωπεύει την κατανάλωση κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού ενώ η γραμμή με σκούρο μπλέ κατά τη διάρκεια του χειμώνα. Τα δύο σενάρια που ερευνήθηκαν φαίνονται επίσης, το σενάριο με πλήρη συμμόρφωση χρήστη και κατώφλι  $S_n > 0,2$  φαίνεται σε κάθε περίπτωση με τελείες ενώ αυτό με τη μεταβλητή συμμόρφωση χρήστη και κατώφλι  $S_n > 0,2$  με διακεκομμένες γραμμές.



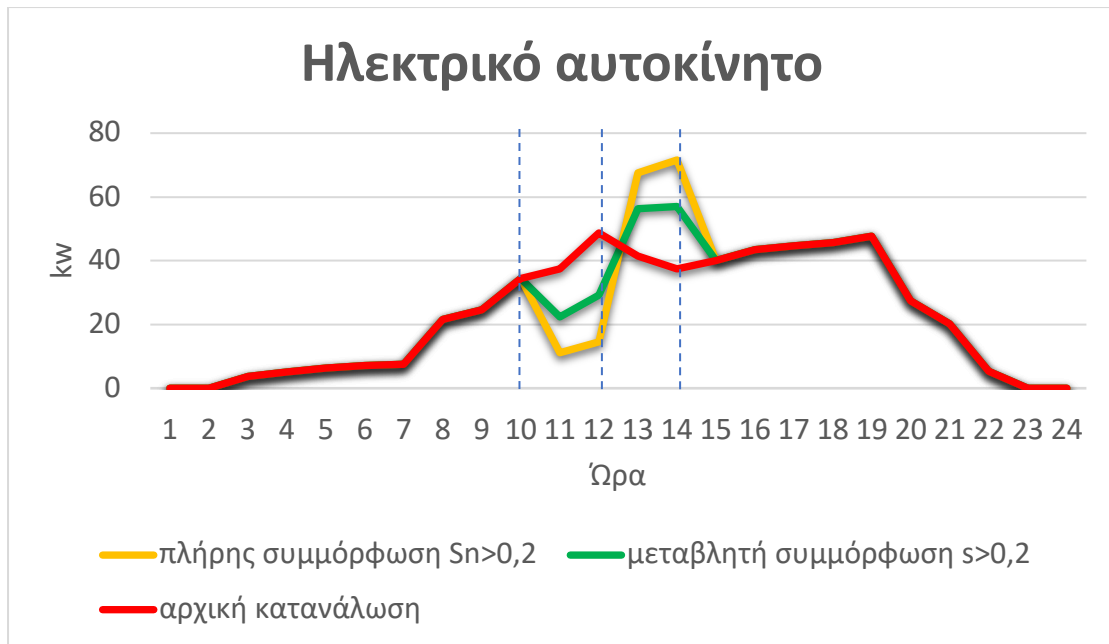
**Σχήμα 5.32:** Σενάρια για το κλιματιστικό σε διαφορετικές περιόδους

Από το Σχήμα 5.32 προκύπτει ότι αποδίδουν καλύτερα σενάρια με υψηλότερο κατώφλι  $S_n$  αλλά και σενάρια που συμπεριλαμβάνεται η συμμόρφωση χρήστη, αφού σε αυτά δημιουργούνται μικρότερες κορυφές στη ζήτηση ενέργειας μετά τη λήξη του διαστήματος. Αυτό γίνεται φανερό και από το Σχήμα 5.32 όπου για την περίοδο του καλοκαιριού στο διάστημα 19:00 – 21:00 δημιουργείται μικρότερη αιχμή στο σενάριο που συμπεριλαμβάνεται η συμμόρφωση των χρηστών.

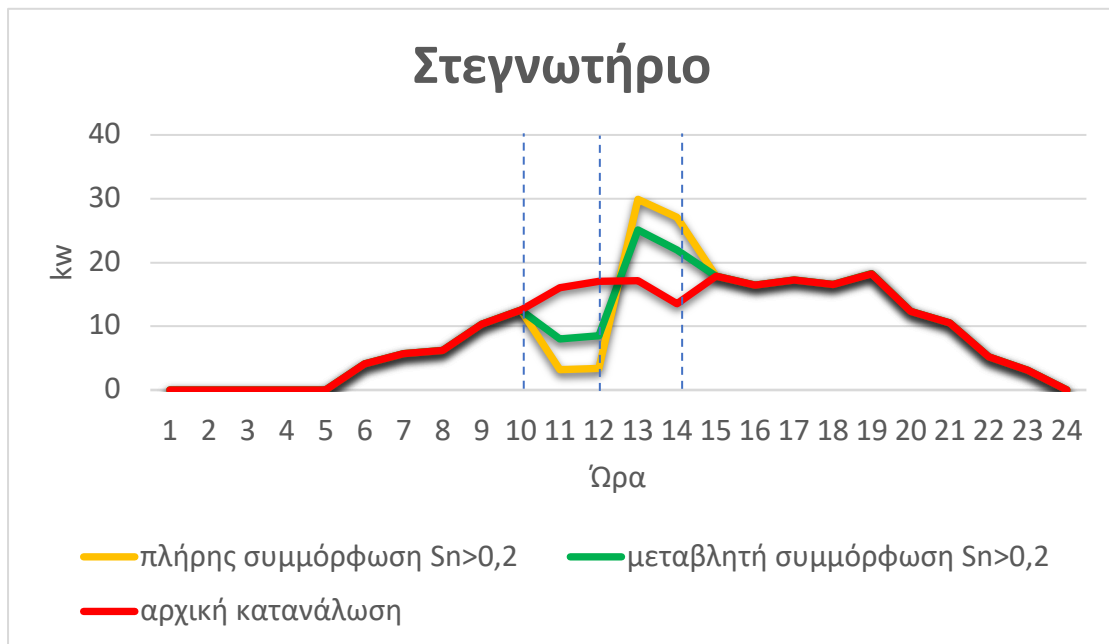
## 5.6 ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΧΡΟΝΙΚΑ ΠΑΡΑΘΥΡΑ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ

Έως τώρα υπολογίστηκαν σενάρια απόκριση ζήτησης στο διάστημα 17:00 – 19:00 το απόγευμα. Σε αυτό το διάστημα παρατηρείται η υψηλότερη ζήτηση ενέργειας κατά τη διάρκεια της μέρας στο δείγμα που μελετάται. Σημαντική ζήτηση ωστόσο παρατηρείται και στο διάστημα 10:00 έως 12:00 το πρωί οπότε κρίνεται αναγκαίο να ερευνηθεί η απόκριση ζήτησης καθώς και η αποτελεσματικότητα του μοντέλου αξιολόγησης της ευελιξίας και για αυτό το διάστημα.

Επιλέχθηκε μία μέρα που παρατηρείται σημαντική κατανάλωση και ερευνήθηκε ανά ώρα η ημερήσια χρήση του στεγνωτηρίου και του ηλεκτρικού αυτοκινήτου. Για το διάστημα 0:00 έως 12:00 μελετήθηκαν δύο σενάρια απόκρισης ζήτησης, ένα με πλήρη συμμόρφωση των χρηστών με κατώφλι  $S_n > 0,2$  και ένα με μεταβλητή συμμόρφωση και κατώφλι  $S_n > 0,2$ . Τα αποτελέσματα φαίνονται στα Σχήματα 5.33 και 5.34.



**Σχήμα 5.33:** Απόκριση ζήτησης στο διάστημα 10:00 – 12:00 για το ηλεκτρικό αυτοκίνητο



**Σχήμα 5.34:** Απόκριση ζήτησης στο διάστημα 10:00 – 12:00 για το στεγνωτήριο

Από τη δοκιμή των διαφορετικών σεναρίων που παρουσιάζονται στα Σχήματα 5.33 και 5.34 για το διάστημα 10:00 – 12:00 προκύπτει ότι και σε αυτή την περίπτωση μειώνεται σημαντικά η ζήτηση ενέργειας και δημιουργούνται μικρότερες κορυφές στο διάστημα μετά τη λήξη της απόκρισης ζήτησης. Τα σενάρια που περιλαμβάνουν τη συμμόρφωση χρήστη δημιουργούν μικρότερες αιχμές στην ζήτηση ενέργειας, ενώ παράλληλα είναι και πιο ρεαλιστικά.



## **ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ**

### **6.1 ΣΥΝΟΨΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

Στην παρούσα διπλωματική εργασία μελετήθηκε συστηματικά η δυνατότητα ευελιξίας οικιακών φορτίων για εφαρμογές απόκρισης ζήτησης, με χρήση δεικτών αξιολόγησης των ενεργειακών προτύπων κατανάλωσής τους. Έγινε η υπόθεση ότι τα ιστορικά μοτίβα κατανάλωσης μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στον χαρακτηρισμό μίας συσκευής ενός χρήστη ως προς την ευελιξία της για συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Για τον σκοπό αυτό προτάθηκε να αξιοποιηθούν τα δεδομένα κατανάλωσης για να προσδιοριστούν ποσοτικά τα πρότυπα συμπεριφοράς των αλληλεπιδράσεων χρήστη - συσκευής που θα μπορούσαν να ωφελήσουν τον στόχο της μετατόπισης φορτίου σε μια κοινότητα. Μέσω της ανάλυσης των ιστορικών αλληλεπιδράσεων δημιουργείται ένας δείκτης ευελιξίας για κάθε νοικοκυριό και διαφορετικούς τύπους φορτίου/συσκευών που αποτελεί δείκτη αξιολόγησης της εκάστοτε συσκευής ως προς την δυνατότητα παροχής ευελιξίας. Το μοντέλο το οποίο ακολουθείται για την αξιολόγηση των αλληλεπιδράσεων χρήστη – συσκευής βασίζεται στα δεδομένα κατανάλωσης από το Pecan Street.

Στη συνέχεια περιεγράφηκε ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση των δεικτών που εφαρμόζονται για την αξιολόγηση της ευελιξίας των χρηστών, ενώ παράλληλα επεξηγήθηκαν οι περιορισμοί της παρούσας έρευνας. Ακολούθως υλοποιήθηκαν πρακτικές εφαρμογές απόκρισης ζήτησης που στηρίζουν την επιλογή των χρηστών τους στο μοντέλο που αναπτύχθηκε. Πραγματοποιήθηκε ανάλυση των δεδομένων μελέτης ενώ στη συνέχεια εκτελέστηκαν σενάρια απόκρισης ζήτησης τόσο με πλήρη συμμόρφωση των χρηστών όσο και με μεταβλητή. Στη συνέχεια ερευνήθηκε η συνολική δυνατότητα μείωσης της ζήτησης ενέργειας από την ώρα αιχμής σε ένα διάστημα 5 ημερών μέσα από ποικίλα σενάρια απόκρισης ζήτησης. Έπειτα διερευνήθηκαν τα αποτελέσματα που προκύπτουν από διαφορετικές περιοχές ενώ παράλληλα συγκρίθηκαν τα αποτελέσματα για διαφορετικές εποχές.

Τα ευρήματα αποδεικνύουν ότι η προσέγγιση αξιολόγησης της ευελιξίας καθίσταται αποτελεσματική στη στοχευμένη δέσμευση των χρηστών για αποτελεσματική μείωση της ζήτησης χωρίς να εμφανίζεται νέα αιχμή αμέσως μετά το παράθυρο απόκρισης ζήτησης. Η έλλειψη αιχμής οφείλεται στην παρατήρηση ότι ένα υψηλό ποσοστό επιτεύξιμων μειώσεων ενέργειας μπορεί να πραγματοποιηθεί με χαμηλότερο ποσοστό στοχευμένης συμμετοχής, τόσο για τα σενάρια με συμμόρφωση χρήστη όσο και χωρίς. Το κλιματιστικό και το ηλεκτρικό αυτοκίνητο αποδείχθηκε ότι παρέχουν υψηλότερο επίπεδο ευελιξίας σε σύγκριση με το πλυντήριο ρούχων και το στεγνωτήριο. Σύμφωνα με το γραφείο Απογραφής των ΗΠΑ, ο αριθμός των νοικοκυριών στο Όστιν ήταν περίπου 360.000 το 2017 [32]. Θεωρώντας ότι η αναλογία συσκευών ανά σπίτι είναι συναφής με του δείγματος, κατά αναλογία σε ένα σενάριο απόκρισης ζήτησης 2 ωρών εκτιμάται ότι η συμμετοχή μόνο του 20% των χρηστών, θα μπορούσε να οδηγήσει σε έως 140 MWh συνολικής μείωσης.

## 6.2 ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία μπορεί μελλοντικά να επεκταθεί ως ακολούθως:

- ❖ Διερεύνηση αποτελεσμάτων και διαφορών της απόκρισης ζήτησης και του μοντέλου αξιολόγησης ευελιξίας μεταξύ σαββατοκύριακου και καθημερινών.
- ❖ Μελέτη αποτελεσμάτων και αξιολόγηση ευελιξίας για περισσότερες συσκευές.
- ❖ Υπολογίστηκε η συμμόρφωση των χρηστών χρησιμοποιώντας προηγούμενες εμπειρικές μελέτες σε επίπεδο κοινότητας. Ωστόσο, ο μέσος παράγοντας συμμόρφωσης για κάθε τύπο φορτίου μπορεί να μην είναι η καλύτερη αντιπροσώπευση της κοινότητας και των διαφορετικών επιπέδων προθυμίας για τη συμμόρφωση με τα αιτήματα απόκρισης ζήτησης. Η διερεύνηση της συσχέτισης μεταξύ της συμμόρφωσης των χρηστών και της ιστορικά παρατηρούμενης συμπεριφοράς κατανάλωσης είναι μεταξύ των μελλοντικών ερευνητικών κατευθύνσεων.
- ❖ Μελέτη σε μεγαλύτερο δείγμα δεδομένων.
- ❖ Η χρήση πραγματικών δεδομένων από γεγονότα απόκρισης ζήτησης όπου φαίνεται η συμμετοχικότητα και η απόδοση των χρηστών ως προς την δυνατότητα παροχής ευελιξίας θα ήταν σημαντική για την καλύτερη αξιολόγηση της μεθόδου κατηγοριοποίησης και επιλογής χρηστών, που προτείνεται στην παρούσα εργασία.

**ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

- [1] Β. Κ. Παπαδιάς, Ανάλυση Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας, τόμος Ι, Μόνιμη Κατάσταση Λειτουργίας. Αθήνα: Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1985.
- [2] Menos-Aikateriniadis, C.; Lamprinos, I.; Georgilakis, P.S. Particle Swarm Optimization in Residential Demand-Side Management: A Review on Scheduling and Control Algorithms for Demand Response Provision. *Energies* 2022, 15, 2211
- [3] Ihsan Ullah, Nadeem Javaid, Zahoor A. Khan, Umar Qasim, Zafar A. Khan, Sahibzada A. Mehmood, An Incentive-based Optimal Energy Consumption Scheduling Algorithm for Residential Users, *Procedia Computer Science*, Volume 52, 2015, Pages 851-857, ISSN 1877-0509.
- [4] Albadi, M.H., El-Saadany, E.F., 2008. A summary of demand response in electricity markets. *Electr. Power Syst. Res.* 78 (11), 1989–1996.
- [5] Elghitani F, Zhuang W. Aggregating a large number of residential appliances for demand response applications. *IEEE Trans Smart Grid* 2018;9(5):5092–5100.
- [6] Kobus CB, Klaassen EA, Mugge R, Schoormans JP. A real-life assessment on the effect of smart appliances for shifting households' electricity demand. *Appl Energy* 2015;147:335–343.
- [7] D'hulst R, Labeeuw W, Beusen B, Claessens S, Deconinck G, Vanthournout K. Demand response flexibility and flexibility potential of residential smart appliances: experiences from large pilot test in Belgium. *Appl Energy* 2015;155:79–90.
- [8] Klaassen E, Kobus C, Frunt J, Slootweg J. Responsiveness of residential electricity demand to dynamic tariffs: experiences from a large field test in the Netherlands. *Appl Energy* 2016;183:1065–1074.
- [9] Yin R, et al. Quantifying flexibility of commercial and residential loads for demand response using setpoint changes. *Appl Energy* 2016;177:149–164.
- [10] Β. Κ. Παπαδιάς, Ανάλυση Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας, τόμος Ι, Μόνιμη Κατάσταση Λειτουργίας. Αθήνα: Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1985.
- [11] Hammerstrom DJ, et al. Pacific Northwest GridWise™ Testbed demonstration projects; Part I. Olympic Peninsula Project. Richland (WA, United States): Pacific Northwest National Lab.(PNNL); 2008.
- [12] Behrens, D., Schoormann, T., Bräuer, S. et al. Empowering the selection of demand response methods in smart homes: development of a decision support framework. *Energy Inform* 1, 53 (2018).
- [13] Kwac J, Flora J, Rajagopal R. Household energy consumption segmentation using hourly data. *IEEE Trans Smart Grid* 2014;5(1):420–430.
- [14] Mammen PM, Kumar H, Ramamritham K, Rashid H. Want to Reduce Energy

- Consumption, Whom should we call? Proceedings of the ninth international conference on future energy systems. ACM; 2018. p. 12–20.
- [15] Malik A, Haghdam N, MacGill I, Ravishankar J. Appliance level data analysis of summer demand reduction potential from residential air conditioner control. *Appl Energy* 2019;235:776–785.
- [16] Ji Y, Rajagopal R. Demand and flexibility of residential appliances: an empirical analysis. In: 2017 IEEE global conference on signal and information processing (GlobalSIP); 2017. IEEE. p. 1020–1024.
- [17] M. Afzalan, F. Jazizadeh, Residential loads flexibility potential for demand response using energy consumption patterns and user segments, *Appl. Energy* 254 (Nov. 2019), 113693
- [18] Rashid H, Singh P, Ramamritham K. Revisiting selection of residential consumers for demand response programs. Proceedings of the 4th ACM international conference on systems for energy-efficient built environments. ACM; 2017. p. 30.
- [19] GUERARD, Guillaume; PICHON, Bastien; NEHAÏ, Zeinab. Demand-Response : let the devices take our decisions. SMARTGREENS 2017. Porto: Portugal 6th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems. 2017 April 22-24.
- [20] Amit Shewale, Anil Mokhade, Nitesh Funde, Neeraj Dhanraj Bokde. An Overview of Demand Response in Smart Grid and Optimization Techniques for Efficient Residential Appliance Scheduling Problem. *Energies* 2020, 13(16), 4266
- [21] Austin, Texas Wikipedia.  
Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: [https://en.wikipedia.org/wiki/Austin,\\_Texas#Climate](https://en.wikipedia.org/wiki/Austin,_Texas#Climate)
- [22] New York City Wikipedia.  
Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: [https://en.wikipedia.org/wiki/New\\_York\\_City](https://en.wikipedia.org/wiki/New_York_City)
- [23] General Python FAQ, October 1, 2022  
Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://docs.python.org/3/faq/general.html#what-is-python>
- [24] Iyengar S, Lee S, Irwin D, Shenoy P. Analyzing energy usage on a city-scale using utility smart meters. Proceedings of the 3rd ACM international conference on systems for energy-efficient built environments. ACM; 2016. p. 51–60.
- [25] Rashid H, Singh P, Stankovic V, Stankovic L. Can non-intrusive load monitoring be used for identifying an appliance’s anomalous behaviour? *Appl Energy* 2019;238:796–805.
- [26] Ramchurn SD, Vytelingum P, Rogers A, Jennings N. Agent-based control for decentralised demand side management in the smart grid. In: The 10th international conference on autonomous agents and multiagent systems vol. 1; 2011. p. 5–12: International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
- [27] D’hulst R, Labeeuw W, Beusen B, Claessens S, Deconinck G, Vanthournout K. Demand response flexibility and flexibility potential of residential smart appliances: experiences from large pilot test in Belgium. *Appl Energy* 2015;155:79–90.
- [28] Kwac J, Kim JI, Rajagopal R. Efficient customer selection process for various DR objectives. *IEEE Trans Smart Grid* 2017.
- [29] Holyhead JC, Ramchurn SD, Rogers A. Consumer targeting in residential demand response programmes. Proceedings of the 2015 ACM sixth international conference on future energy systems. ACM; 2015. p. 7–16.
- [30] Truong NC, McInerney J, Tran-Thanh L, Costanza E, Ramchurn SD. Forecasting multi-appliance usage for smart home energy management; 2013.
- [31] Dominguez-Jimenez, J.A., Campillo, J.E., Montoya, O.D., Delahoz, E. and Hernández, J.C., 2020. Seasonality effect analysis and recognition of charging behaviors of electric vehicles: a data science approach. *Sustainability*, 12(18), p.7769.
- [32] Bureau USC. QuickFacts, Austin city, Texas.



- Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:  
<https://www.census.gov/quickfacts/fact/table/austincitytexas/LND110210>
- [33] Π. Σ. Γεωργιλάκης, Σύγχρονα Συστήματα Μεταφοράς και Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας. Ηλεκτρονικό Βιβλίο, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών (ΣΕΑΒ), Αθήνα, 2015.  
Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα : <http://repository.kallipos.gr/handle/11419/2013>  
Προσπελάστηκε στις 30 Ιουνίου 2023.
- [34] Π. Σ. Γεωργιλάκης, Οικονομική και Αξιόπιστη Λειτουργία Σύγχρονων Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας. Ηλεκτρονικό Βιβλίο, Κάλλιπος, Ανοικτές Ακαδημαϊκές Εκδόσεις, Αθήνα, 2023.  
Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα :  
<https://repository.kallipos.gr/handle/11419/9369>  
Προσπελάστηκε στις 30 Ιουνίου 2023.