



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Τεχνητή νοημοσύνη για αποδοτική ενέργεια

Διπλωματική Εργασία

Παναγιώτης Μπανάβος

Επιβλέπουσα : Δασκαλοπούλου Ασπασία

Βόλος 2021



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

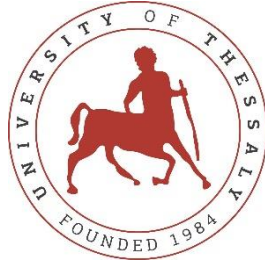
Τεχνητή νοημοσύνη για αποδοτική ενέργεια

Διπλωματική Εργασία

Παναγιώτης Μπανάβος

Επιβλέπουσα : Δασκαλοπούλου Ασπασία

Βόλος 2021



UNIVERSITY OF THESSALY

SCHOOL OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

Artificial intelligence for energy efficiency

Diploma Thesis

Panagiotis Banavos

Supervisor: Daskalopulu Aspassia

Volos 2021

Εγκρίνεται από την Εξεταστική Επιτροπή:

Επιβλέπουσα

Δασκαλοπούλου Ασπασία,

Επίκουρη Καθηγήτρια, Τμήμα Ηλεκτρολόγων
Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο
Θεσσαλίας

Μέλος

Μπαργιώτας Δημήτριος,

Αν. Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων
Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο
Θεσσαλίας

Μέλος

Τσουκαλάς Ελευθέριος,

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων
Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο
Θεσσαλίας

Ημερομηνία Έγκρισης : - -

**ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ ΠΕΡΙ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΗΣ ΔΕΟΝΤΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ
ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ**

«Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ρητά ότι η παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας, αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλει κάθε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή/και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής».

Ο Δηλών

Παναγιώτης Μπανάβος
2/7/21

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στόχος της παρούσας μελέτης είναι ο σχεδιασμός ενός συστήματος όπου με αισθητήρες και μικροελεγκτές θα συλλέγει στοιχεία για ένα χώρο και θα τα στέλνει σε ένα κεντρικό υπολογιστή, όπου στη συνέχεια με βάση τα στοιχεία αυτά θα ελέγχει το χώρο αποδοτικά ώστε να έχουμε πιο αποτελεσματική λειτουργία για το χρήστη και ταυτόχρονα μεγαλύτερη οικονομία. Παράδειγμα μπορεί να αποτελέσει ένα σπίτι με αισθητήρες που μετρούν την θερμοκρασία των χώρων, το φωτισμό, την κίνηση στους χώρους κ.α και ανάλογα θα αποφασίζει μαζί με άλλα στοιχεία π.χ. την ώρα της μέρας κ.α. ποιους διακόπτες θα ανοίγει και πόσο χρόνο. Με αυτό τον τρόπο έχουμε καλύτερη και πιο αποδοτική λειτουργία για το χρήστη και την καθημερινότητα του και ταυτόχρονα καλύτερη ενεργειακή απόδοση γιατί περιπτώσεις όπως «ξέχασα το φως ανοιχτό» , «άφησα το φούρνο ή τον θερμοσίφωνα πιο πολύ ανοιχτό» κ.α. ελαχιστοποιούνται και έτσι έχουμε μείωση της κατανάλωσης με καλύτερα αποτελέσματα.

Για την προσομοίωση των αισθητήρων και των μικροελεγκτών χρησιμοποιείται το Tinkercad, ένας εξομοιωτής που θεωρείται ένας από τους πιο ρεαλιστικούς για τα Arduino και υποστηρίζεται από την Autodesk. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκε το WEKA, ένα λογισμικό για μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων γραμμένο σε Java. Για τις ανάγκες της εργασίας δημιουργήσαμε μια σειρά καταγραφών από το σύστημα και ένα μοντέλο μάθησης νευρωνικών δικτύων όπου επιτυγχάνει το στόχο να δημιουργήσει μια μηχανή που βελτιστοποιεί την χρήση διακοπών με αποτέλεσμα να έχουμε τις επιθυμητές λειτουργίες με την βέλτιστη κατανάλωση. Τέλος, χρησιμοποιήθηκαν 3 νευρωνικά δίκτυα που αφορούν διακόπτες για συσκευές υψηλής χρήσης δηλαδή αυτό της τηλεόρασης, αυτό του θερμοσίφωνα και αυτό του φωτός. Τα νευρωνικά προβλέπουν την κατάλληλη χρήση και έτσι αυτοματοποιούν την λειτουργία των συσκευών επιτυγχάνοντας απόδοση και οικονομία.

ABSTRACT

The aim of this study is to design a system where with sensors and microcontrollers it will collect data for a space and send it to a server, where then based on these data it will control the space efficiently so that we have a more efficient operation for user and at the same time greater economy. An example could be a house with sensors that measure the temperature of the premises, lighting, traffic in the premises, etc. and accordingly will decide together with other elements e.g. at the time of day etc. which switches will open and for how long. In this way we have a better and more efficient operation for the user and his daily life and at the same time better energy efficiency because cases such as "I forgot the light on", "I left the oven or water heater more open" etc. are minimized and so we have a reduction in consumption with better results.

Tinkercad is used to simulate sensors and microcontrollers, an emulator considered one of the most realistic for Arduino and supported by Autodesk. In addition, WEKA, a software for machine learning and data mining written in Java, was used. For the needs of the work we created a series of recordings from the system and a model of neural network learning where it achieves the goal of creating a machine that optimizes the use of switches so that we have the desired functions with optimal consumption. Finally, 3 neural networks were used for switches for high-end devices, namely that of the television, that of the water heater and that of the light. Neurons provide proper use and thus automate the operation of devices achieving efficiency and economy.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	vi
ABSTRACT	vii
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ	viii
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	1
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	3
ΙΟΤ ΚΑΙ ΕΞΥΠΝΟ ΣΠΙΤΙ	3
2.1 Εισαγωγή	3
2.2 Η Έννοια του Ιοt	4
2.3 Η Έννοια του Έξυπνου Σπιτιού	6
2.3.1. Ειδοποίηση	6
2.3.2. Οθόνη.....	6
2.3.3. Έλεγχος.....	7
2.3.4. Νοημοσύνη	7
2.4 Ο Ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης στα ΙοT	8
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	10
ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΚΤΙΡΙΩΝ	10
3.1 Διαχείριση της κατανάλωσης ενέργειας	10
3.1.1. Μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας	10
3.1.2. Ανάλυση της μέτρησης κατανάλωσης ενέργειας	11
3.1.3. Εξοικονόμηση Ενέργειας	13
3.2 Ορισμός Συστήματος Διαχείρισης Ενέργειας Κτηρίου	14
3.3 Αρχιτεκτονική συστήματος διαχείρισης ενέργειας	18
3.3.1. Κλιμακωσιμότητα	24
3.3.2. Επεκτασιμότητα	24
3.3.3. Συνθεσιμότητα.....	25
3.4 Ανάλυση ενεργειακής απόδοσης	25
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	27
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΚΤΗΡΙΟΥ	27
4.1 Μηχανική Μάθηση και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	33
4.2 Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης	34
4.3 Μοντέλα Διαδικασίας και Μείγματος Gauss	35

4.4 Ομαδοποίηση Αλγορίθμων	37
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.....	39
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΤΗΡΙΟΥ ΒΑΣΕΙ	
ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	39
5.1 Πρόβλεψη Ενεργειακού Φορτίου Κτιρίων με Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα.....	39
5.2 Μοντέλα Πρόβλεψης Ηλεκτρικού Φορτίου Βάσει Νευρωνικών Δικτύων	42
5.3 Εφαρμογή Προγνωστικού Ελέγχου σε Εμπορικό Σύστημα Διαχείρισης Ενέργειας Κτιρίων ΜΕ Νευρωνικά Δίκτυα.....	46
5.4. Σύστημα Ασαφούς Ελέγχου για Έξυπνη Διαχείριση Ενέργειας στο Κτίρια Κατοικιών	47
5.5. Μοντέλα Πρόβλεψης Ενέργειας με Νευρωνικά δίκτυα	50
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6.....	54
ΠΡΑΚΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ	54
6.1. Πρόταση Αποδοτικής Ενέργειας	54
6.2. Χρήση εξομοίωσης Αισθητήρων και Μικροελεγκτών	54
6.3. Συλλογή στοιχείων.....	58
6.4. Μοντελοποίηση και σύστημα μάθησης.....	58
6.5. Διαδικασία για την Εξαγωγή του Νευρωνικού Δικτύου	62
6.6. Νευρωνικά μέσο του προγράμματος WEKA	63
6.6. Μεθοδολογία	65
6.7. Αποτελέσματα.....	69
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7.....	75
Συμπεράσματα.....	75
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	76

Λίστα Εικόνων:

<u>Εικόνα 1. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική για τα συστήματα ζήτησης φορτίων.....</u>	<u>21</u>
<u>Εικόνα 2. Τελική κατάσταση της μηχανής των οικιακών συσκευών.....</u>	<u>24</u>
<u>Εικόνα 3. Περιβάλλον οικιακών συσκευών.....</u>	<u>25</u>
<u>Εικόνα 4. Κύκλωμα σε Tinkercad για διαχείριση στα φώτα δωματίου.....</u>	<u>55</u>
<u>Εικόνα 5. Κύκλωμα της εικόνας 4. με ενεργοποίηση λαμπτήρα λόγω κίνησης.....</u>	<u>55</u>
<u>Εικόνα 6. Κύκλωμα της εικόνας 4. το οποίο λόγω φωτεινότητας δεν ενεργοποιεί το λαμπτήρα.....</u>	<u>55</u>
<u>Εικόνα 7. Αρχική του λογισμικού Weka.....</u>	<u>64</u>
<u>Εικόνα 8. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 1/5.....</u>	<u>66</u>
<u>Εικόνα 9. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 2/5.....</u>	<u>66</u>
<u>Εικόνα 10. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 3/5.....</u>	<u>67</u>
<u>Εικόνα 11. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 4/5.....</u>	<u>67</u>
<u>Εικόνα 12. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 5/5.....</u>	<u>68</u>
<u>Εικόνα 13. Νευρωνικό δίκτυο για το φως.....</u>	<u>69</u>
<u>Εικόνα 14. Αποτέλεσμα νευρωνικού δικτύου για το φως.....</u>	<u>70</u>
<u>Εικόνα 15. Αποτέλεσμα νευρωνικού δικτύου για τη τηλεόραση.....</u>	<u>71</u>
<u>Εικόνα 16. Αποτέλεσμα νευρωνικού δικτύου για το θερμοσίφωνα.....</u>	<u>73</u>

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ένας κακός σχεδιασμός για την κατασκευή ενός σπιτιού έχει ως αποτέλεσμα τη σπατάλη μεγάλων ποσοτήτων ενέργειας και νερού. Αυτό αποτελεί μια ιδιαίτερη πρόκληση στις αναδυόμενες αγορές, όπου οι πόροι γίνονται ολοένα και περισσότερο πολύτιμοι και το κόστος για την ενέργεια είναι υψηλό σε σχέση με τα εισοδήματα των νοικοκυριών. Ακόμη και σε σπίτια που έχουν σχεδιαστεί με γνώμονα την αποτελεσματικότητα, η χρήση ενέργειας και νερού μπορεί να αυξηθεί πέρα από τις αρχικές εκτιμήσεις, ανάλογα με τη συμπεριφορά των κατοίκων.

Η αύξηση των λογαριασμών για τη θέρμανση και τον κλιματισμό του σπιτιού, την παροχή ζεστού νερού κλπ. μπορεί να επηρεάσει αρνητικά την ικανότητα ενός ιδιοκτήτη να πληροί τις μηνιαίες υποχρεώσεις του. Ωστόσο, μια πιθανή λύση σε αυτά τα προβλήματα θα μπορούσε να δοθεί από τη χρήση νέων καινοτόμων τεχνολογιών όπως των τεχνολογιών της “Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligent - AI)”, σε συνδυασμό με τις ανθρώπινες συνήθειες και συμπεριφορές. Μέρος αυτής της λύσης υπάρχει ήδη με τη μορφή έξυπνων μετρητών, οι οποίοι μπορούν να προεγκατασταθούν σε κατοικίες για να βοηθήσουν τους καταναλωτές να διαχειριστούν με καλύτερο τρόπο τις καθημερινές τους ανάγκες για ενέργεια. Οι έξυπνοι μετρητές θα μπορούσαν να έχουν το ρόλο ενός βοηθητικού προγράμματος που να παρακολουθεί τις ανθρώπινες συνήθειες ως προς την κατανάλωση ενέργειας και σε συνεργασία με την AI να δημιουργούν μοντέλα λήψης αποφάσεων για τη διαχείριση της ενέργειας του σπιτιού. Ένα πλαίσιο που βασίζεται σε AI θα μπορούσε να συλλέγει δεδομένα από έξυπνους μετρητές με ανώνυμο τρόπο και στη συνέχεια να τα ερμηνεύει και να τα μοιράζει για τη δημιουργία καλύτερων μοντέλων λήψης αποφάσεων από πολλούς ενδιαφερόμενους, από κατοίκους, κατασκευαστές, παρόχους ενέργειας έως και κυβερνητικούς οργανισμούς.

Ενώ η τεχνητή νοημοσύνη έχει καθιερωθεί ως κλάδος εδώ και μισό αιώνα, οι εξελίξεις στην τεχνολογία που έχουν επιταχυνθεί τα τελευταία χρόνια λόγω της εξέλιξης της μηχανικής μάθησης και των βελτιώσεων στην υπολογιστική ισχύ, στην αποθήκευση δεδομένων και στα δίκτυα επικοινωνιών, παρέχουν ακόμα μεγαλύτερες προοπτικές από

τη χρήση τους. Πλέον, η AI, ορίζεται ως η επιστήμη και η μηχανική της κατασκευής ευφυών μηχανών και ιδιαίτερα έξυπνων προγραμμάτων υπολογιστών.

Η AI μπορεί επομένως να χαρακτηριστεί ως μια σειρά συστημάτων, μεθόδων και τεχνολογιών που εμφανίζουν έξυπνη συμπεριφορά από ανάλυση του περιβάλλοντός και την ανάληψη δράσης με κάποιο βαθμό αυτονομίας, για την επίτευξη προκαθορισμένων αποτελεσμάτων. Στόχος της παρούσας μελέτης είναι ο σχεδιασμός ενός συστήματος όπου με αισθητήρες και μικροελεγκτές θα συλλέγει στοιχεία για ένα χώρο και θα τα στέλνει σε ένα κεντρικό υπολογιστή, όπου στη συνέχεια με βάση τα στοιχεία αυτά θα ελέγχει το χώρο αποδοτικά ώστε να έχουμε πιο αποτελεσματική λειτουργία για το χρήστη και ταυτόχρονα μεγαλύτερη οικονομία.

Η παρούσα εργασία δομείται σε επτά κεφάλαια. Το πρώτο κεφάλαιο αποτελεί το κεφάλαιο της εισαγωγής, ενώ στη συνέχεια ακολουθεί το δεύτερο κεφάλαιο στο οποίο αναλύεται η έννοια του Διαδικτύου των Πραγμάτων και του Έξυπνου Σπιτιού. Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύονται τα συστήματα διαχείρισης κτηρίων, ενώ στο τέταρτο κεφάλαιο πραγματοποιείται μια βιβλιογραφική ανασκόπηση συστημάτων μηχανικής μάθησης για τη διαχείριση της ενεργειακής απόδοσης των κτηρίων. Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η βιβλιογραφική ανασκόπηση μελετών για την πρόβλεψη της διαχείρισης ενέργειας κτηρίων, με βάση τα νευρωνικά δίκτυα. Στη συνέχεια, ακολουθεί το έκτο κεφάλαιο που αποτελεί το πρακτικό μέρος της εργασίας στο οποίο παρουσιάζεται η μεθοδολογία και τα αποτελέσματα της έρευνας που σχετίζεται με τον σχεδιασμό ενός συστήματος όπου με αισθητήρες και μικροελεγκτές θα συλλέγει στοιχεία για ένα χώρο και θα τα στέλνει σε ένα κεντρικό υπολογιστή. Τέλος, στο έβδομο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα της εργασίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΙΟΤ ΚΑΙ ΕΞΥΠΝΟ ΣΠΙΤΙ

2.1 Εισαγωγή

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of Things - IoT) αποτελεί μια νέα υποδειγματική μεταστροφή στον χώρο της πληροφορικής. Η φράση «Ίντερνετ των πραγμάτων», η οποία είναι επίσης γνωστή ως IoT, δημιουργήθηκε από τις λέξεις «Διαδίκτυο» και «Πράγματα». Το Διαδίκτυο είναι ένα παγκόσμιο σύστημα διασυνδεδεμένων δικτύων υπολογιστών που χρησιμοποιούν την τυπική Σειρά Πρωτοκόλλων Διαδικτύου (Internet protocol suit-TCP / IP) για την εξυπηρέτηση δισεκατομμυρίων χρηστών παγκοσμίως. Το διαδίκτυο είναι ένα δίκτυο δικτύων που αποτελείται από εκατομμύρια ιδιωτικά, δημόσια, ακαδημαϊκά, επιχειρηματικά και κυβερνητικά δίκτυα, τοπικού έως παγκόσμιου πεδίου, τα οποία συνδέονται με ένα ευρύ φάσμα ηλεκτρονικών, ασύρματων και οπτικών δικτύων τεχνολογίας. Σήμερα, περισσότερες από 100 χώρες συνδέονται με ανταλλαγές δεδομένων, ειδήσεων και απόψεων μέσω του Διαδικτύου. Σύμφωνα με το Internet World Statistics, από τις 31 Δεκεμβρίου 2011 υπήρχαν περίπου 2.267.233.742 χρήστες του Διαδικτύου παγκοσμίως [1]. Αυτό σημαίνει ότι το 32,7% του παγκόσμιου πληθυσμού χρησιμοποιεί το Διαδίκτυο. Το Διαδίκτυο εισήλθε ακόμα και στο διάστημα μέσω του προγράμματος Internet Routing in Space (IRIS) της Cisco [2]. Η αλληλεπίδραση με τα Πράγματα μπορεί να είναι οποιοδήποτε αντικείμενο ή άτομο που μπορεί να διακριθεί από τον πραγματικό κόσμο. Τα καθημερινά αντικείμενα περιλαμβάνουν όχι μόνο ηλεκτρονικές συσκευές που συναντώνται και χρησιμοποιούνται, όπως επίσης και τεχνολογικά προηγμένα προϊόντα, όπως οι συσκευές, αλλά και «πράγματα» που συνήθως δεν θεωρούνται σε καμία περίπτωση ηλεκτρονικά - όπως τα τρόφιμα, τα ρούχα, τα έπιπλα, αλλά και υλικά, ανταλλακτικά και εξοπλισμός, εμπορεύματα και εξειδικευμένα είδη-ορόσημα, μνημεία και έργα τέχνης και όλη η ποικιλία του εμπορίου, του πολιτισμού και της πολυπλοκότητας [3]. Αυτό σημαίνει ότι τα πράγματα μπορούν να είναι τόσο ζωντανά, όπως το άτομο, τα ζώα - αγελάδα, μοσχάρι, σκύλος, περιστέρια, κουνέλι και άλλα-, τα φυτά - φρούτα, λουλούδια, και ούτω καθεξής- και άψυχα πράγματα όπως η καρέκλα, το ψυγείο, ο σωλήνας, η κουρτίνα, τα πιάτα και άλλα, όπως επίσης και οι οικιακές ή η βιομηχανικές συσκευές. Έτσι στην παρούσα φάση, τα πράγματα είναι πραγματικά αντικείμενα σε αυτόν τον φυσικό ή υλικό κόσμο.

2.2 Η Έννοια του IoT

Δεν υπάρχει διαθέσιμος μοναδικός ορισμός για το IoT που να είναι αποδεκτός από την παγκόσμια κοινότητα των χρηστών. Στην πραγματικότητα, υπάρχουν πολλές διαφορετικές ομάδες, συμπεριλαμβανομένων των ακαδημαϊκών, των επιστημόνων, των επαγγελματιών, των νεωτεριστών, των προγραμματιστών και των επιχειρηματιών που έχουν ορίσει τον όρο, αν και η αρχική του χρήση έχει αποδοθεί στον Kevin Ashton, εμπειρογνώμονα στην ψηφιακή καινοτομία. Αυτό που όλοι έχουν όλοι οι ορισμοί είναι η ιδέα ότι η πρώτη έκδοση του Διαδικτύου αφορούσε τα δεδομένα που δημιουργήθηκαν από ανθρώπους, ενώ η επόμενη έκδοση αφορά τα δεδομένα που δημιουργήθηκαν από πράγματα. Ο καλύτερος ορισμός για το IoT είναι [2]:

“Ένα ανοιχτό και ολοκληρωμένο δίκτυο ευφυών αντικειμένων που έχουν την ικανότητα ν’ αυτο-οργανώνονται, να μοιράζονται πληροφορίες, δεδομένα και πόρους, να αντιδρούν και να ενεργούν όταν αντιμετωπίζουν καταστάσεις και αλλαγές στο περιβάλλον.”

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων ωριμάζει και συνεχίζει να είναι η τελευταία, πιο προωθημένη ιδέα στον κόσμο της πληροφορικής. Κατά την τελευταία δεκαετία, ο όρος Διαδίκτυο των Πραγμάτων έχει προσελκύσει την προσοχή, προβάλλοντας το όραμα μιας παγκόσμιας υποδομής δικτυακών φυσικών αντικειμένων, επιτρέποντας ανά πάσα στιγμή, τη σύνδεση οπουδήποτε για οτιδήποτε και όχι μόνο για τον καθένα [3]. Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων μπορεί επίσης να θεωρηθεί ως ένα παγκόσμιο δίκτυο που επιτρέπει την επικοινωνία μεταξύ ανθρώπου-προς-άνθρωπο, από άνθρωπο σε πράγματα και πράγματα-με-πράγματα, κάτι το οποίο πραγματοποιείται στον κόσμο παρέχοντας μοναδική ταυτότητα σε κάθε αντικείμενο [4]. Το IoT περιγράφει έναν κόσμο όπου σχεδόν οτιδήποτε μπορεί να συνδεθεί και να επικοινωνεί με έξυπνο τρόπο που ποτέ άλλοτε δεν είχε πραγματοποιηθεί. Οι περισσότεροι από τους ανθρώπους οραματίζονται το περιεχόμενο της «σύνδεσης» σε όρους ηλεκτρονικών συσκευών όπως διακομιστές, υπολογιστές, tablet, τηλέφωνα και έξυπνα τηλέφωνα. Σε αυτό που ονομάζεται Διαδίκτυο των Πραγμάτων, οι αισθητήρες και οι ενεργοποιητές που είναι ενσωματωμένοι σε φυσικά αντικείμενα - από τους δρόμους έως τους βηματοδότες - συνδέονται μέσω ενσύρματων και ασύρματων δικτύων, συχνά χρησιμοποιώντας το ίδιο πρωτόκολλο Διαδικτύου που πραγματοποιεί σύνδεση με το Διαδίκτυο. Αυτά τα δίκτυα δημιουργούν τεράστιους όγκους δεδομένων που ρέουν σε υπολογιστές για ανάλυση. Όταν τα αντικείμενα μπορούν να

αισθανθούν το περιβάλλον και να επικοινωνήσουν, γίνονται εργαλεία για την κατανόηση της πολυπλοκότητας και την γρήγορη ανταπόκρισή τους. Αυτό που είναι επαναστατικό σε όλα αυτά είναι ότι αυτά τα φυσικά συστήματα πληροφοριών αρχίζουν τώρα να αναπτύσσονται και μερικά από αυτά λειτουργούν ακόμη και σε μεγάλο βαθμό χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση. Το «Ίντερνετ των Πραγμάτων» αναφέρεται στην κωδικοποίηση και τη δικτύωση καθημερινών αντικειμένων και πραγμάτων που τα καθιστούν ξεχωριστά αναγνώσιμα από τον υπολογιστή και ανιχνεύσιμα στο Διαδίκτυο [5,6,7,8,9,10]. Μεγάλο περιεχόμενο στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων έχει δημιουργηθεί μέσω κωδικοποιημένων ετικετών αναγνώρισης μέσω ραδιοσυχνοτήτων και διευθύνσεων Διαδικτυακού Πρωτοκόλλου που συνδέονται σε ένα δίκτυο ηλεκτρονικού κώδικα προϊόντος (Electronic Product Code-EPC) [11].

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων είναι μια τεχνολογική επανάσταση που αντιπροσωπεύει το μέλλον της πληροφορικής και των επικοινωνιών· η ανάπτυξή του εξαρτάται από τη δυναμική τεχνική καινοτομία σε έναν αριθμό σημαντικών τομέων, από τους ασύρματους αισθητήρες, έως τη νανοτεχνολογία [2]. Η πρώτη διαδικτυακή συσκευή Διαδικτύου ήταν μια μηχανή Κόκα Κόλας στο Πανεπιστήμιο Carnegie Mellon στις αρχές της δεκαετίας του 1980. Οι προγραμματιστές που εργάζονταν σε αρκετούς ορόφους πάνω από το μηχάνημα αυτόματης πώλησης δημιούργησαν ένα πρόγραμμα διακομιστή που κατέγραφε πόσος καιρός περνούσε από τότε που μια στήλη αποθήκευσης στο μηχάνημα δεν είχε συμπληρωθεί. Οι προγραμματιστές θα μπορούσαν να συνδεθούν στο μηχάνημα μέσω του Διαδικτύου, να ελέγξουν την κατάσταση του μηχανήματος και να προσδιορίσουν εάν τους περιμένει ή όχι ένα κρύο ποτό ή εάν πρέπει να πάνε στο μηχάνημα. Αν και η εξέλιξη της λέξης «Ίντερνετ των πραγμάτων» ξεκίνησε τη δεκαετία του 1980 με ένα μηχάνημα αυτόματης πώλησης καφέ, ο αρχικός όρος επινοήθηκε από τον Kevin Austin, τον Εκτελεστικό Διευθυντή των Auto-ID Labs στο MIT το 1999. Η ιδέα του IoT έγινε για πρώτη φορά πολύ δημοφιλής μέσω του κέντρου Auto-ID το 2003 και σε σχετικές δημοσιεύσεις αναλυτών της αγοράς. Από την αρχή που ξεκίνησε η εξέλιξη του Διαδικτύου των Πραγμάτων, υπήρχαν πολλά πράγματα ή αντικείμενα συνδεδεμένα στο Διαδίκτυο για τις διάφορες εφαρμογές μέσω διαφορετικών τεχνολογιών, ανάλογα με τον τύπο του αντικειμένου για την ικανότητα άνεσης του ανθρώπου.

2.3 Η Έννοια του Έξυπνου Σπιτιού

Ένα έξυπνο σπίτι, το οποίο αναφέρεται επίσης ως συνδεδεμένο σπίτι ή ηλεκτρονικό σπίτι είναι ένα περιβάλλον διαβίωσης που διαθέτει προηγμένα αυτόματα συστήματα. Ένα έξυπνο σπίτι εμφανίζεται «έξυπνο» επειδή οι καθημερινές του δραστηριότητες παρακολουθούνται από έναν υπολογιστή. Ένα έξυπνο σπίτι αποτελείται από πολλές τεχνολογίες μέσω της οικιακής δικτύωσης για τη βελτίωση της ποιότητας ζωής. Ένα έξυπνο σπίτι είναι ένα μέρος που διαθέτει πολύ προηγμένα αυτόματα συστήματα για τον έλεγχο και την παρακολούθηση του φωτισμού και της θερμοκρασίας, των οικιακών συσκευών, του πολυμεσικού εξοπλισμού και των συστημάτων ασφαλείας και πολλές άλλες λειτουργίες. Το IoT [12] παίζει σημαντικό ρόλο στην οικοδόμηση ενός έξυπνου σπιτιού. Μέσω του IoT, σχεδόν κάθε αντικείμενο της καθημερινής ζωής των ανθρώπων σε ένα σπίτι μπορεί να συνδεθεί στο Διαδίκτυο. Το IoT επιτρέπει την παρακολούθηση και τον έλεγχο όλων αυτών των συνδεδεμένων αντικειμένων, ανεξάρτητα από το χρόνο και την τοποθεσία [13].

Ένα σύστημα έξυπνου σπιτιού αποτελείται από εφαρμογές που έχουν κατασκευαστεί υπό την υποδομή του IoT. Οι εφαρμογές του έξυπνου σπιτιού μπορούν να έχουν τις ακόλουθες κύριες λειτουργίες [14].

2.3.1. Ειδοποίηση

Το σύστημα του έξυπνου σπιτιού μπορεί να αισθανθεί το περιβάλλον του και, κατά συνέπεια, να στέλνει ειδοποιήσεις στον χρήστη σε καταχωρημένες συσκευές ή λογαριασμούς. Η ειδοποίηση αποτελείται από πληροφορίες που σχετίζονται με περιβαλλοντικά δεδομένα. Αυτές οι πληροφορίες μπορεί να περιλαμβάνουν το επίπεδο διαφορετικών αερίων στο περιβάλλον, τη θερμοκρασία, την υγρασία, την ένταση του φωτός και άλλα. Η ειδοποίηση μπορεί να σταλεί μέσω ηλεκτρονικών μηνυμάτων, μέσω γραπτών μηνυμάτων, μέσω tweets ή μέσω άλλων κοινωνικών μέσων.

2.3.2. Οθόνη

Η οθόνη είναι η πιο σημαντική λειτουργία του έξυπνου σπιτιού. Ένα έξυπνο σπίτι είναι ικανό να παρακολουθεί το περιβάλλον του με τη βοήθεια διαφόρων αισθητήρων και μέσω της κάμερας. Η παρακολούθηση είναι μια σημαντική λειτουργία, καθώς παρακολουθεί κάθε δραστηριότητα σε ένα έξυπνο σπίτι που είναι η κύρια ανάγκη βάσει της οποίας

μπορεί να ληφθεί οποιαδήποτε περαιτέρω ενέργεια ή να ληφθεί μία απόφαση. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η παρακολούθηση της θερμοκρασίας δωματίου και η αποστολή ειδοποίησης στον χρήστη για ενεργοποίηση του κλιματιστικού εάν η θερμοκρασία είναι πάνω από το όριο.

2.3.3. Έλεγχος

Η λειτουργία του ελέγχου που έχει ένα έξυπνο σπίτι επιτρέπει στον χρήστη να ελέγχει διαφορετικές δραστηριότητες. Οι δραστηριότητες μπορεί να περιλαμβάνουν την ενεργοποίηση / απενεργοποίηση των φώτων, του κλιματιστικού και των συσκευών, το κλείδωμα και το ξεκλείδωμα των πορτών, το άνοιγμα και το κλείσιμο παραθύρων και πορτών και πολλά άλλα. Ο χρήστης μπορεί να ελέγξει πράγματα από το ίδιο μέρος ή από μία απομακρυσμένη τοποθεσία. Αυτή η λειτουργία επιτρέπει ακόμη στον χρήστη να αυτοματοποιήσει δραστηριότητες, όπως η αυτόματη ενεργοποίηση / απενεργοποίηση του κλιματιστικού όταν η θερμοκρασία δωματίου είναι υψηλή / χαμηλή.

2.3.4. Νοημοσύνη

Η νοημοσύνη ή η νοημοσύνη του σπιτιού (Home Intelligence-HI) είναι η πιο σημαντική λειτουργία του έξυπνου σπιτιού και αναφέρεται στην έξυπνη συμπεριφορά του έξυπνου σπιτιού. Αυτή η λειτουργία σχετίζεται με την αυτόματη λήψη αποφάσεων σχετικά με την πρόκληση διάφορων συμβάντων. Η νοημοσύνη του σπιτιού εξαρτάται από τον μηχανισμό της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence-AI) που είναι ενσωματωμένος στο έξυπνο οικιακό περιβάλλον. Η νοημοσύνη του σπιτιού δεν δίνει μόνο τον εγκέφαλο στο έξυπνο σπίτι, αλλά είναι επίσης πολύ σημαντική για την ασφάλεια ενός σπιτιού [14].

Η νοημοσύνη του σπιτιού δημιουργεί ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον στο έξυπνο σπίτι, στο οποίο ο μηχανισμός της τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να αναγνωρίσει και να αντιδράσει ανάλογα με τις μεταβαλλόμενες συνθήκες και γεγονότα. Κατά τον εντοπισμό μη φυσιολογικών ή μη αναμενόμενων συμβάντων, η νοημοσύνη του σπιτιού μπορεί να ειδοποιήσει τον χρήστη και να παρέχει άμεση αυτόματη απόκριση, αν το επιθυμεί. Ορισμένα σενάρια σχετικά με την απεικόνιση είναι η αυτόματη ετοιμασία του καφέ μόλις φτάσει ο χρήστης· έτσι, στέλνεται ειδοποίηση στον χρήστη κάθε φορά που εντοπίζεται ύποπτη δραστηριότητα στην πόρτα ή στο εσωτερικό του σπιτιού ή παραγγέλνει αυτόματα

πράγματα όποτε υπάρχει έλλειψη στο ψυγείο, όπως επίσης και στέλνει ειδοποίηση στον ηλεκτρολόγο / υδραυλικό όποτε απαιτείται συντήρηση και τα λοιπά.

2.4 Ο Ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης στα IoT

Το IoT είναι μια τεράστια ιδέα που περιλαμβάνει πολλούς αισθητήρες, ενεργοποιητές, αποθήκευση δεδομένων και δυνατότητες επεξεργασίας δεδομένων που συνδέονται μεταξύ τους με το Διαδίκτυο. Έτσι, κάθε συσκευή με δυνατότητα IoT μπορεί να ανιχνεύει το περιβάλλον της, να μεταδίδει, να αποθηκεύει και να επεξεργάζεται τα δεδομένα που συλλέγονται και να ενεργεί ανάλογα. Το τελευταίο βήμα της ανάλογης δράσης εξαρτάται εξ ολοκλήρου από το στάδιο επεξεργασίας. Η πραγματική ευφυΐα μιας υπηρεσίας IoT καθορίζεται από το επίπεδο επεξεργασίας ή δράσης που μπορεί να εκτελέσει. Ένα μη έξυπνο σύστημα IoT έχει περιορισμένη ικανότητα και δεν μπορεί να εξελιχθεί με τα δεδομένα. Ωστόσο, ένα πιο έξυπνο σύστημα IoT έχει τεχνητή νοημοσύνη και μπορεί να εξυπηρετήσει τον πραγματικό στόχο της αυτοματοποίησης και της προσαρμογής.

Η τεχνητή νοημοσύνη και το IoT συναντούν από μόνες τους προκλήσεις· όταν συγχωνεύονται, οι προκλήσεις γίνονται πιο περίπλοκες· μερικές από αυτές τις προκλήσεις είναι:

- **Ασφάλεια:** Δεδομένου ότι η τεχνητή νοημοσύνη και το IoT συλλέγουν σημαντικά και ευαίσθητα δεδομένα από τον χρήστη, πρέπει να διασφαλιστεί ότι τα δεδομένα είναι ασφαλή.
- **Συμβατότητα και πολυπλοκότητα:** Εξαιτίας του ότι πολλές συσκευές είναι συνδεδεμένες στο IoT και έχουν πολλές διαφορετικές τεχνολογίες, αυτό μπορεί να προκαλέσει πολλές δυσκολίες μετά το συνδυασμό αυτών των τεχνικών.
- **Τεχνητή Ανοησία:** Η τεχνητή ανοησία σημαίνει ότι η τεχνική της τεχνητής νοημοσύνης δεν είναι σε θέση να εκτελεί τέλεια βασικά καθήκοντα. Οι αλγόριθμοι των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης πρέπει να αναπτυχθούν καλά και να χρησιμοποιηθούν για την κατανόηση και την ερμηνεία δεδομένων έτσι ώστε να λαμβάνονται πιο ακριβείς και ορθολογικές αποφάσεις.
- **Έλλειψη εμπιστοσύνης:** Όπως είναι γνωστό, το IoT είναι η τελευταία αναδυόμενη τεχνολογία· γι' αυτόν τον λόγο, τόσο οι καταναλωτές όσο και οι επιχειρήσεις ανησυχούν σοβαρά για την ασφάλεια του IoT και έχουν λίγη εμπιστοσύνη για την προστασία των συσκευών και για την ακεραιότητα των δεδομένων που δημιουργούνται.

- Επιθέσεις στον διαδικτυακό αποθηκευτικό χώρο (Cloud): Η ταχεία ανάπτυξη των τεχνολογιών του διαδικτυακού αποθηκευτικού χώρου (Cloud) έχει προσελκύσει ανεπιθύμητη προσοχή από επιβλαβείς ιούς. Το IoT χρειάζεται μεγάλο αριθμό δεδομένων, τα οποία αποθηκεύονται στο cloud· αυτό οδηγεί στην αύξηση του κινδύνου ασφάλειας των δεδομένων.
- Τεχνολογία: Η τεχνολογία αποτελεί τη μεγαλύτερη πρόκληση που περιλαμβάνει τον ανταγωνισμό για όλες τις τεχνολογίες, αντί την αντιμετώπιση πολλών προκλήσεων· η αντιμετώπιση των προκλήσεων και η πρόκληση του ανταγωνισμού σε όλες τις τεχνολογίες δεν είναι εύκολο έργο.

Έτσι, οι ευκαιρίες και οι δυνατότητες τόσο της τεχνητής νοημοσύνης όσο και του Διαδικτύου των Πραγμάτων μπορούν να προωθηθούν όταν συνδυάζονται. Καθώς το IoT δημιουργεί δεδομένα, η νοημοσύνη των μηχανών και η επιστήμη των δεδομένων έχουν τη δυνατότητα να βρουν πληροφορίες τεράστιας αξίας στα δεδομένα. Χωρίς την τεχνητή νοημοσύνη, τα δεδομένα που δημιουργεί το IoT παραμένουν άχρηστα. Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων πρέπει να εξαρτάται από την τεχνητή νοημοσύνη, καθώς είναι αδύνατο για κάθε άνθρωπο να βρει πληροφορίες στα δεδομένα που δημιουργεί το IoT. Επιπλέον, εάν ανιχνευθεί ένα νέο μοτίβο δεδομένων, το μηχάνημα θα είναι αρκετά ικανό να μάθει από μόνο του, κάτι που αποβαίνει αδύνατο για ένα σύστημα IoT που δεν έχει τεχνητή νοημοσύνη [15].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΚΤΙΡΙΩΝ

3.1 Διαχείριση της κατανάλωσης ενέργειας

3.1.1. Μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας

Η μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας πραγματοποιείται για την μετατροπή των δεδομένων σε πολύτιμες οικιακές πληροφορίες ενέργειας που χρησιμοποιούνται για την βοήθεια της εξοικονόμησης. Οι μετρήσεις αφορούν την κατανάλωση ενέργειας που πραγματοποιείται σε οποιοδήποτε χρονικό διάστημα. Το πιο συνηθισμένο χρονικό πλαίσιο είναι ο «μήνας» που λαμβάνονται τα τιμολόγια από παρόχους ηλεκτρικού και φυσικού αερίου κάθε μήνα. Οι ιδιοκτήτες σπιτιού με ενεργειακή επίγνωση συλλέγουν και καταγράφουν αυτές τις μηνιαίες τιμές, προκειμένου να αναλύσουν την ενεργειακή απόδοση των σπιτιών τους [16].

Είναι σημαντικό να παρακολουθούνται συγκεκριμένες τιμές στα τιμολόγια που εκδίδουν οι πάροχοι ηλεκτρικής ενέργειας κάθε μήνα. Υπάρχουν πολλές πληροφορίες σχετικά με ένα τιμολόγιο ηλεκτρικής εταιρείας. Ωστόσο, οι τιμές που είναι πιο σημαντικές είναι οι ημερομηνίες έναρξης και λήξης, καθώς και οι πραγματικές κιλοβατώρες που καταναλώνονται κάθε μήνα. Οι ημερομηνίες υπηρεσίας ή οι «ημερομηνίες χρέωσης» για αυτά τα τιμολόγια σπάνια ξεκινούν ακριβώς την πρώτη ημέρα κάθε μήνα και τελειώνουν ακριβώς την τελευταία ημέρα. Υπάρχουν επίσης παρόμοιες ειδικές τιμές στα τιμολόγια που εκδίδουν οι πάροχοι φυσικού αερίου κάθε μήνα· είναι οι ημερομηνίες έναρξης και λήξης της υπηρεσίας και οι θερμικές μονάδες ή τα κυβικά μέτρα που καταναλώθηκαν κατά τη διάρκεια του εκάστοτε μήνα [16].

Η συλλογή των τιμών μηνιαίας κατανάλωσης για το προπάνιο και το μαζούτ είναι λίγο πιο δύσκολη, τουλάχιστον από ορισμένες οπτικές. Οι πάροχοι προπάνιου και μαζούτ εκδίδουν συνήθως τιμολόγια μετά από κάθε παράδοση. Αυτή μπορεί να είναι μία ή δύο φορές το μήνα ή μία φορά κάθε δύο έως τρεις μήνες. Επομένως, για να ληφθεί μια μηνιαία μέτρηση κατανάλωσης, πρέπει απλώς να λαμβάνονται υπόψη οι μετρητές κάθε μήνα την πρώτη του μήνα για να προσδιοριστεί η ποσότητα της κατανάλωσης. Το καλό είναι ότι

αυτό εξαλείφει την ανάγκη παρακολούθησης των διαφορετικών ημερομηνιών έναρξης και λήξης για κάθε μήνα [16].

Οι βαθμοημέρες μπορούν να συλλεχθούν από τον ιστότοπο <http://degreedays.net>. Αυτός ο ιστότοπος μετρά τις βαθμοημέρες για μετεωρολογικούς σταθμούς σε οποιαδήποτε περιοχή και τους καθιστά διαθέσιμους σε βολικές αναφορές που μπορούν να ληφθούν. Έτσι, μια αρκετά ακριβή μέτρηση του τρόπου με τον οποίο η θερμοκρασία σχετίζεται με τα δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας μπορεί να είναι πάντα διαθέσιμη [16].

Η έκταση των σπιτιών μπορεί να μετρηθεί χρησιμοποιώντας τα στοιχεία πληροφοριών για τον φόρο ιδιοκτησίας ή απλά μετρώντας την επιφάνεια κάθε δωματίου σε τετραγωνικά μέτρα και στη συνέχεια προσθέτοντάς τα όλα μαζί. Πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι η περιοχή εξυπηρέτησης για την ηλεκτρική κατανάλωση δεν πρέπει να περιλαμβάνει περιοχές όπου δεν υπάρχει ηλεκτρική υπηρεσία ή ηλεκτρική θέρμανση και ψύξη. Η ίδια αρχή ισχύει για όλους τους τομείς εξυπηρέτησης για όλες τις πηγές ενέργειας.

Οι μετρημένες τιμές συλλέγονται και καταγράφονται σε ένα υπολογιστικό φύλλο ή κάποια μορφή εγγραφής σε πίνακα. Οι μετρήσεις καταγράφονται για κάθε μήνα. Οι ιδιοκτήτες σπιτιών που έχουν γνώσεις υπολογιστών μπορεί να επιθυμούν να δημιουργήσουν μια βάση δεδομένων για να διατηρήσουν αυτές τις τιμές. Αυτές οι μετρήσεις συνδυάζονται σε τύπους για την ανάλυση της κατανάλωσης ενέργειας με την πάροδο του χρόνου και από τόπο σε τόπο. Έτσι, τα άτομα θα είναι σε θέση να συγκρίνουν την ενεργειακή τους απόδοση από μήνα σε μήνα σχετικά με την τοποθεσία τους και με εκείνες άλλων τοποθεσιών, ακολουθώντας την ίδια μέθοδο μέτρησης και ανάλυσης [16]

3.1.2. Ανάλυση της μέτρησης κατανάλωσης ενέργειας

Ο σκοπός της ανάλυσης των μετρήσεων κατανάλωσης ενέργειας είναι η μετατροπή αυτών των δεδομένων σε ενεργειακές πληροφορίες που μπορούν να βοηθήσουν στη λήψη καλύτερων αποφάσεων σχετικά με τον τρόπο εξοικονόμησης. Εάν μπορεί να προσδιοριστεί πόσο ενεργειακά αποδοτικό είναι το εκάστοτε σπίτι για έναν συγκεκριμένο μήνα και να συγκριθεί με τους προηγούμενους μήνες ή ακόμα και με άλλα σπίτια, τότε τίθεται μια μέθοδος παρακολούθησης των προσπαθειών εξοικονόμησης. Στη συνέχεια, μπορεί να δημιουργηθεί μια βασική τιμή για σύγκριση με την πάροδο του χρόνου. Η ενεργειακή απόδοση μπορεί να συγκριθεί με άλλα σπίτια οπουδήποτε στον κόσμο και να

χρησιμοποιηθούν αυτές οι πληροφορίες για την ανάπτυξη της θέλησης εξοικονόμησης. Για να διαπιστωθεί αυτή η σύγκριση, μπορεί να εκφραστεί η ενεργειακή απόδοση του σπιτιού ως δείκτης οικιακής ενέργειας. Αυτός είναι ο αριθμός που πρέπει συνεχώς να βελτιώνεται, δηλαδή να μειώνεται [16].

Η δημιουργία του δείκτη οικιακής ενέργειας απαιτεί όλες τις μονάδες μέτρησης να ισχύουν για το σπίτι. Οι περισσότεροι άνθρωποι έχουν ηλεκτρικό ρεύμα, οπότε πρέπει να καταγραφούν οι κιλοβατώρες που χρησιμοποιούνται κάθε μήνα. Εάν χρησιμοποιείται φυσικό αέριο για τη θέρμανση ή ζεστό νερό, τότε πρέπει να καταγραφούν οι θερμικές μονάδες που χρησιμοποιούνται κάθε μήνα· επιπλέον, είναι σημαντικό να λαμβάνονται υπόψη οι βαθμομέρες για όλες τις ημέρες του κύκλου χρέωσης για αυτές τις πηγές ενέργειας. Επίσης, είναι σημαντικό να βεβαιωθεί ότι η περιοχή έχει καταγραφεί σε τετραγωνικά πόδια και εξυπηρετείται από κάθε πηγή ενέργειας. Ο δείκτης της οικιακής ενέργειας εκφράζεται ως Βρετανικές θερμικές μονάδες ανά τετραγωνικά πόδια βαθμομερών.

Για τον υπολογισμό του δείκτη ενέργειας για κάθε πηγή ενέργειας πρέπει να μετατραπούν οι τιμές κατανάλωσης ενέργειας σε Βρετανικές θερμικές μονάδες. Αυτός ο υπολογισμός μπορεί εύκολα να πραγματοποιηθεί στον ιστότοπο[1]. Όσον αφορά την μετατροπή ηλεκτρικών μονάδων, η 1 κιλοβατώρα ισούται με 3.412.141 Βρετανικές Θερμικές Μονάδες. Επίσης, για τη μετατροπή μονάδων φυσικού αερίου, 1 θερμική μονάδα ισούται με 100.000 Βρετανικές θερμικές μονάδες. Παρόμοιοι τύποι μετατροπής είναι διαθέσιμοι για το προπάνιο και το μαζούτ. Έτσι, ο δείκτης ενέργειας μπορεί να υπολογιστεί για οποιαδήποτε πηγή ενέργειας χρησιμοποιώντας παρόμοιους τύπους με αυτούς που φαίνονται παρακάτω [16].

$$\text{Δείκτης ηλεκτρικής ενέργειας} = (\text{κιλοβατώρες} \times 3.412.141) / (\text{τετραγωνικά πόδια} \times \text{βαθμομέρες})$$

$$\text{Δείκτης φυσικού αερίου} = (\text{θερμικές μονάδες} \times 100.000 /) (\text{τετραγωνικά πόδια} \times \text{βαθμομέρες})$$

Χρησιμοποιώντας αυτούς τους τύπους, στην πραγματικότητα υπολογίζεται ο αριθμός των Βρετανικών θερμικών μονάδων που καταναλώνονται για κάθε τετραγωνικό πόδι της

¹ <http://www.onlineconversion.com/energy.htm>

περιοχής και κάθε βαθμομέρα για κάθε μήνα για κάθε πηγή ενέργειας. Με αυτόν τον τρόπο, αφαιρούνται ή ομαλοποιούνται οι διακυμάνσεις στο μέγεθος και τη θερμοκρασία του σπιτιού από την ανάλυσή της κατανάλωσης της ενέργειας. Έτσι, μπορεί πια να συγκριθεί η κατανάλωση με την πάροδο του χρόνου, ανεξάρτητα από το ποια αλλαγή θερμοκρασίας συνέβη από μήνα σε μήνα. Επιπλέον, μπορεί να πραγματοποιηθεί σύγκριση ως προς την κατανάλωση ενέργειας από σπίτι σε σπίτι, ανεξάρτητα από τη διαφορά στην περιοχή. Εφόσον μετατρέπονται οι μονάδες ενέργειας σε Βρετανικές θερμικές μονάδες, μπορεί να προστεθεί ο δείκτης ενέργειας της πηγής ενέργειας για ν' αποκομισθεί ένας δείκτης οικιακής ενέργειας για ολόκληρο το σπίτι. Αυτός είναι ο πιο σημαντικός αριθμός, καθώς είναι ο αριθμός που πρέπει να μειώνεται κάθε μήνα. Κάθε μήνα που ο δείκτης οικιακής ενέργειας είναι χαμηλότερος από τον προηγούμενο μήνα, αναπτύσσεται σε μεγαλύτερο βαθμό η εξοικονόμηση της ενέργειας [16].

3.1.3. Εξοικονόμηση Ενέργειας

Οποιοσδήποτε ιδιοκτήτης σπιτιού μπορεί να λάβει μέτρα για να μειώσει τον δείκτη οικιακής ενέργειας, να εξοικονομήσει ενέργεια και να βοηθήσει στην προστασία του περιβάλλοντος. Ο άνθρακας παρέχει το 40% της παγκόσμιας ηλεκτρικής ενέργειας και το 44% του διοξειδίου του άνθρακα που εκπέμπεται από τα ορυκτά καύσιμα προέρχεται από άνθρακα, ο οποίος είναι το φθηνότερο και πιο βρώμικο καύσιμο [17]. Το διοξείδιο του άνθρακα είναι το χημικό υποπροϊόν της οξείδωσης του άνθρακα (καύση). Το κάρβουνο είναι σχεδόν καθαρός άνθρακας. Αφού ληφθεί υπόψη ο τρόπος ανάλυσης της κατανάλωσης ενέργειας, μπορεί να ξεκινήσει η εξοικονόμηση, παρατηρώντας τα αποτελέσματα και νιώθοντας καλά κάθε άτομο για την προσπάθειά του στο να μειώσει αυτές τις επικίνδυνες εκπομπές. Η εκτίμηση της κατανάλωσης ενέργειας καθ' όλη τη διάρκεια του έτους οδηγεί σε στοιχεία για το πού πρέπει να σφραγιστούν, να μονωθούν και ν' αντικατασταθούν αντικείμενα. Ένα καλό μέρος είναι οι σοφίτες, τα υπόγεια ή οι στενοί χώροι. Επιπλέον, μπορούν να πραγματοποιηθούν βελτιώσεις στις αυλές, τα παράθυρα και τις πόρτες. Οποιαδήποτε κίνηση συμβάλλει σε μια μικρή βελτίωση, η οποία με τη σειρά της οδηγεί και στη μείωση του ενεργειακού κόστους. Το ετήσιο κόστος ενέργειας στις Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής για ένα τυπικό σπίτι είναι 2.200 \$. Το ήμισυ από αυτά είναι για τη θέρμανση και την ψύξη [18]. Η στεγανοποίηση διαρροών στο σπίτι

είναι ο καλύτερος τρόπος για την εξοικονόμηση χρημάτων, όσον αφορά τουλάχιστον την θέρμανση και την ψύξη.

Ένα μεγάλο μέρος της απώλειας θέρμανσης και ψύξης στο σπίτι οφείλονται σε διαρροές αέρα. Οι διαρροές συμβαίνουν γύρω από τα παράθυρα, τις πόρτες, τις καλωδιώσεις, τις πλευρές, τις καμινάδες, τα θεμέλια και οποιοδήποτε μέρος που αποτελεί εμπόδιο στον εξωτερικό χώρο. Ένας από τους καλύτερους τρόπους για να βρεθούν οι διαρροές είναι απλά το περπάτημα γύρω από το σπίτι, αναζητώντας ρωγμές στα θεμέλια ή σε κενά γύρω από τα παράθυρα και τις πόρτες. Η σφράγιση αυτών από έξω με στεγανωτικό υλικό θα σταματήσει την είσοδο του «κακού» εξωτερικού αέρα στο σπίτι και θα εμποδίσει τον «καλό» εσωτερικό αέρα να διαφύγει. Στο εσωτερικό, είναι σημαντικό ν' αναζητηθούν φθαρμένες ή απύσες καιρικές συνθήκες απογύμνωσης και κενά γύρω από σωλήνες ή καλώδια που οδηγούν κάτω από την οικία. Οι διαρροές από το εσωτερικό του σπιτιού μπορούν ν' ανιχνευθούν χρησιμοποιώντας έναν ανιχνευτή θερμικής διαρροής. Κατά τις περιόδους του έτους, όταν οι θερμοκρασίες είναι ακραίες, ο ανιχνευτής μπορεί να στραφεί γύρω από τις άκρες των παραθύρων και των θυρών και ν' ανιχνευθούν αλλαγές στις μετρήσεις της θερμοκρασίας. Αυτός είναι επίσης ένας καλός τρόπος για την εύρεση περιοχών του σπιτιού που χρειάζονται περισσότερη μόνωση [16].

3.2 Ορισμός Συστήματος Διαχείρισης Ενέργειας Κτηρίου

Ο Κύκλος Πληροφοριών Οικιακής Ενέργειας είναι μια επαναλαμβανόμενη μέθοδος καταγραφής, μέτρησης και ανάληψης δράσης. Η βάση για αυτόν τον κύκλο είναι η ίδια η ενεργειακή πληροφορία· είναι η «ράβδος μέτρησης» για να ληφθεί υπόψη πόσο καλά πραγματοποιείται η εξοικονόμηση της ενέργειας [16].

Ο Κύκλος Πληροφοριών οικιακής Ενέργειας ξεκινά με την υπηρεσία κοινής ωφέλειας που στέλνει τον λογαριασμό πληρωμής για τις υπηρεσίες. Οι περισσότεροι άνθρωποι καταγράφουν την κατανάλωση ενέργειας χρησιμοποιώντας τα μηνιαία τιμολόγια που λαμβάνονται από τις εταιρείες που πουλάνε τα καύσιμα για την παροχή ενέργειας στα σπίτια. Εάν το τιμολόγιο προέρχεται από ηλεκτρική εταιρεία, τότε θα αναφέρει επίσης τις κιλοβατώρες ηλεκτρικής ενέργειας που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια του μήνα. Εάν το τιμολόγιο προέρχεται από εταιρεία φυσικού αερίου, θα δείξει επίσης τον αριθμό θερμικών μονάδων (ή κάποια άλλη μονάδα μέτρησης) του αερίου που καταναλώθηκε

κατά τη διάρκεια του μήνα. Ένας προμηθευτής προπάνιου ή μαζούτ στέλνει τιμολόγιο με τον αριθμό των γαλονιών προπάνιου που παραδόθηκαν. Η κατανάλωση ενέργειας μπορεί επίσης να καταγραφεί με την παρατήρηση των αλλαγών που παρουσιάζονται στους μετρητές ηλεκτρικού και φυσικού αερίου. Οι μετρητές στις δεξαμενές προπάνιου και μαζούτ λένε πόσο έχει καταναλωθεί. Αυτές είναι οι πληροφορίες είναι σημαντικές για την ανάλυση την κατανάλωσης της ενέργειας [16].

Οι πληροφορίες του λογαριασμού σχετικά με την ποσότητα ενέργειας που καταναλώνεται αναλύεται επειδή αφορά έναν συγκεκριμένο μήνα του έτους και μια συγκεκριμένη τοποθεσία. Οι ποικίλες θερμοκρασίες από μήνα σε μήνα μπορούν να προκαλέσουν μια δραματική διαφορά στην ποσότητα ενέργειας που καταναλώνεται. Επίσης, τα σπίτια καταναλώνουν ενέργεια ανάλογα με το μέγεθός τους. Οι διαχειριστές ενέργειας για μεγάλους οργανισμούς συνήθως «ομαλοποιούν» τις τιμές κατανάλωσης ενέργειας σε σχέση με τη θερμοκρασία και την ποσότητα της περιοχής εξυπηρέτησης που μετράται σε τετραγωνικά πόδια. Με αυτόν τον τρόπο, μπορεί να συγκριθεί το ποσοστό κατανάλωσης από μήνα σε μήνα και από τοποθεσία σε τοποθεσία. Αυτό επιτρέπει τον καθορισμό της βάσης από την οποία υπολογίζεται η βελτίωση, καθώς πραγματοποιούνται αλλαγές σε συγκεκριμένες πηγές κατανάλωσης ενέργειας [16].

Η μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας απευθείας από την πηγή της δίνει τις πληροφορίες που χρειάζονται για ν' αποφασιστεί το πότε και εάν απαιτούνται αλλαγές. Οι ιδιοκτήτες σπιτιών μπορούν να χρησιμοποιούν μικρούς, φθηνούς μετρητές ισχύος για τη μέτρηση της κατανάλωσης της ηλεκτρικής ενέργειας οποιασδήποτε συσκευής που συνδέεται σε πρίζα. Οι συσκευές είναι ασφαλείς για οποιονδήποτε τις χρησιμοποιεί και μετρούν την ηλεκτρική ενέργεια που καταναλώνεται σε κιλοβατώρες. Αυτό καθιστά εύκολη τη σύγκριση των διαφορών στην κατανάλωση του ηλεκτρικού ρεύματος για όλες αυτές τις ηλεκτρικές συσκευές στο σπίτι. Επίσης, διατίθενται συσκευές για τη μέτρηση της διαρροής ζεστού ή κρύου αέρα στο σπίτι γύρω από τα παράθυρα και τις πόρτες. Αυτός είναι ένας εξαιρετικός τρόπος για την εστίαση του πότε πρέπει να ληφθεί δράση και ποιες ενέργειες πρέπει να πραγματοποιηθούν προκειμένου να εξοικονομηθεί η ενέργεια [16].

Η ανάληψη ενεργειών για την εξοικονόμηση ενέργειας έχει υπάρξει ένα δημοφιλές θέμα εδώ και αρκετά χρόνια. Υπάρχουν πολλά διαθέσιμα βιβλία σχετικά με το πώς μπορεί να γίνει ένα σπίτι πιο ενεργειακά αποδοτικό. Υπάρχουν ακόμη και βιβλία για την επιβίωση

«εκτός δικτύου» και τη μη κατανάλωση ενέργειας, τουλάχιστον όχι από εταιρείες ηλεκτρικής ενέργειας. Η μόνωση είναι ένας από τους πιο αποτελεσματικούς τρόπους βελτίωσης της ενεργειακής απόδοσης ενός σπιτιού. Εάν κάποιο σπίτι είναι πιο παλιό, η μόνωση που θα έχει ένα παλιό σπίτι πιθανώς δεν θα είναι τόσο αποτελεσματική όσο η μόνωση που είναι διαθέσιμη στη σημερινή εποχή. Ένας φθηνός τρόπος για το ξεκίνημα της εξοικονόμησης είναι η αντικατάσταση παλαιότερων λαμπτήρων πυρακτώσεως με συμπαγείς λαμπτήρες φθορισμού ή λαμπτήρες διόδου εκπομπής φωτός. Αυτοί οι λαμπτήρες όχι μόνο χρησιμοποιούν λιγότερη ηλεκτρική ενέργεια αλλά διαρκούν πολύ περισσότερο επίσης. Η αλλαγή ενός παλαιότερου ψυγείου με ένα νεότερο, πιο ενεργειακά αποδοτικό μοντέλο πιθανότατα θα φανερώσει μια μετρήσιμη διαφορά στην ποσότητα ενέργειας που καταναλώνει ένα σπίτι [16].

Αφού ληφθούν μέτρα για την εξοικονόμηση, είναι σημαντικό να γίνει επαναφορά και επαναμέτρηση της κατανάλωσης της ενέργειας χρησιμοποιώντας τις αναφερόμενες συσκευές ή άλλες μεθόδους για να επαληθευτεί ότι οι αλλαγές είχαν πράγματι ως αποτέλεσμα προκαλέσει βελτιώσεις. Μικρές αλλαγές που κατανέμονται σε πολλές συσκευές θα προσθέσουν σημαντικές βελτιώσεις. Η επιμέλεια είναι σημαντική δεδομένου ότι ορισμένες βελτιώσεις ισχύουν μόνο σε συγκεκριμένες περιόδους του έτους. Η διαδικασία πρέπει να είναι συνεχής κάθε μήνα κατά τη διάρκεια του έτους [16].

Οι πληροφορίες οικιακής ενέργειας εκφράζονται σε μονάδες μέτρησης. Οι πάροχοι ενέργειας μετρούν την κατανάλωση ηλεκτρικών και ορυκτών καυσίμων όπως το αέριο, το προπάνιο και το μαζούτ σε τυποποιημένες μονάδες, έτσι ώστε να γίνεται κατανοητό τι πληρώνει κάθε άτομο. Οι βαθμομέρες χρησιμοποιούνται για την κατανόηση της επίδρασης των ζεστών ή κρύων εξωτερικών θερμοκρασιών. Το σαλόνι χρησιμοποιείται για να μετρήσει τα τετραγωνικά πόδια για να κατανοηθεί πόσος χώρος θερμαίνεται ή ψύχεται σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία. Οι υπολογισμένες μονάδες μέτρησης εκφράζουν ακόμη περισσότερα για την κατανάλωση της ενέργειας, επιτρέποντας την σύγκριση της ενεργειακής απόδοσης με την πάροδο του χρόνου ή από τη μία τοποθεσία στην άλλη. Η κατανόηση αυτών των μονάδων μέτρησης είναι το κλειδί για τη διατήρηση της ενέργειας στο σπίτι [16].

Η κατανάλωση της ηλεκτρικής ενέργειας είναι ίσως το πιο δύσκολο να κατανοηθεί από όλες τις μονάδες μέτρησης. Οι πάροχοι μετρούν την κατανάλωση της ηλεκτρικής

ενέργειας σε κιλοβατώρες. Ένας λαμπτήρας 100 Watts καταναλώνει 1 κιλοβατώρα ηλεκτρικής ενέργειας σε 10 ώρες [19]. Μια τηλεόραση καταναλώνει περίπου 100 W ηλεκτρικής ενέργειας για μια ώρα ή 0,1 κιλοβατώρες.

Μια Βρετανική θερμική μονάδα μετρά τη θερμότητα. Οι πιο συνηθισμένες μονάδες που χρησιμοποιούνται για τη μέτρηση της κατανάλωσης φυσικού αερίου από εταιρείες κοινής ωφέλειας είναι οι θερμικές (1000 Βρετανικές θερμικές μονάδες). Επίσης, χρησιμοποιούνται και οι δεκαθερμικές μονάδες (Dekatherms, dkt), οι οποίες ισούνται με 1.000.000 Βρετανικές θερμικές μονάδες. Μερικές φορές αναφέρονται και ως MMBTU, που αντιστοιχούν σε χίλιες χιλιάδες Βρετανικές θερμικές μονάδες ή 1.000.000 Βρετανικές θερμικές μονάδες [19]. Οι Βρετανικές θερμικές μονάδες είναι μια κοινή μονάδα μέτρησης. Η κατανάλωση οποιασδήποτε πηγής ενέργειας μπορεί να μετατραπεί σε οποιαδήποτε μονάδα Βρετανικών θερμικών μονάδων.

Οι μετρητές του φυσικού αερίου μετρούν πραγματικά τον όγκο της κατανάλωσης αερίου σε κυβικά πόδια. Ορισμένες εταιρείες κοινής ωφέλειας εκφράζουν αυτήν την κατανάλωση σε 100 κυβικά πόδια (cubic feet-CCF). Τα 100 κυβικά πόδια ισούνται με 1 θερμική μονάδα ή 1.000 Βρετανικές θερμικές μονάδες [19].

Οι πάροχοι τιμολογούν και πωλούν προπάνιο και μαζούτ με το γαλόνι. Αυτά τα καύσιμα είναι λίγο δύσκολο να παρακολουθούνται αποτελεσματικά, καθώς οι πάροχοι συνήθως δεν παραδίδουν ή τιμολογούν σε μηνιαία βάση. Το πρόγραμμα παράδοσης εξαρτάται συνήθως από το πόσο καύσιμο καταναλώνει ο πελάτης, καθώς οι δεξαμενές λυμάτων περιορίζουν την ποσότητα του καυσίμου που μπορεί να διατηρήσει ο πελάτης. Οι διαχειριστές της ενέργειας χρησιμοποιούν συντελεστές μετατροπής για να εκφράσουν τα γαλόνια αυτών των καυσίμων ως προς τον αριθμό των Βρετανικών θερμικών μονάδων που εκπέμπονται όταν καίγονται [19].

Οι βαθμομέρες χρησιμοποιούνται για να συσχετιστεί η εξωτερική θερμοκρασία με την ενέργεια που απαιτείται για τη θέρμανση ή την ψύξη κατοικιών. Προφανώς, όσο πιο κρύο κάνει, τόσο περισσότερη ενέργεια απαιτείται για τη θέρμανση μιας δομής και όσο πιο ζέστη κάνει, τόσο περισσότερη ενέργεια απαιτείται για την ψύξη μιας δομής. Οι βαθμομέρες είναι ένα μέτρο σχετικά με το πόσους βαθμούς και πόσες ημέρες η εξωτερική θερμοκρασία του αέρα ήταν κάτω ή πάνω από μια συγκεκριμένη θερμοκρασία, συνήθως 65°. Εάν η μέση ημερήσια θερμοκρασία είναι χαμηλότερη από τη βασική

θερμοκρασία, τότε οι βαθμοημέρες βαθμού ονομάζονται «βαθμοημέρες θέρμανσης». Εάν η μέση ημερήσια θερμοκρασία είναι πάνω από τη βασική θερμοκρασία από ό, τι οι βαθμοημέρες, ονομάζονται «βαθμοημέρες ψύξης». Η μέση ημερήσια θερμοκρασία είναι ο μέσος όρος των υψηλότερων και χαμηλότερων θερμοκρασιών σε μια περίοδο 24 ωρών [20].

Η έκταση μιας κατοικίας υπολογίζεται σε τετραγωνικά πόδια. Η περιοχή παροχής υπηρεσιών αναφέρεται στον αριθμό των τετραγωνικών ποδιών μιας κατοικίας που εξυπηρετείται από μια συγκεκριμένη πηγή ενέργειας, ηλεκτρικού ρεύματος, φυσικού αερίου και ούτω καθεξής. Ορισμένες περιοχές ενδέχεται να μην θερμαίνονται ή να μην ψύχονται, οπότε δεν πρέπει να χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της περιοχής όπου παρέχονται οι υπηρεσίες. Η περιοχή που παρέχεται η ηλεκτρική ενέργεια ενδέχεται να διαφέρει από την περιοχή που παρέχεται το φυσικό αέριο. Η χρήση της περιοχής στην οποία παρέχεται ενέργεια έγκειται για τον συσχετισμό του μεγέθους της δομής με την ενέργεια που καταναλώνει [16].

Αυτές οι μονάδες μέτρησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν με μερικούς τύπους για να μετατραπούν με ακρίβεια τα λεπτομερή δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας σε πολύτιμες πληροφορίες ενέργειας. Οι ενεργειακές πληροφορίες που προέρχονται από αυτές τις μετρήσεις επιτρέπουν τη λήψη εξειδικευμένων αποφάσεων σχετικά με τις προσπάθειες για την εξοικονόμηση ενέργειας [16].

3.3 Αρχιτεκτονική συστήματος διαχείρισης ενέργειας

Μια βασική ιδέα που σχετίζεται με τα έξυπνα κτήρια είναι η διαχείριση της ζήτησης. Ουσιαστικά, η διαχείριση της ζήτησης «είναι ο σχεδιασμός, η εφαρμογή και η παρακολούθηση αυτών των δραστηριοτήτων πρακτικότητας που έχουν σχεδιαστεί για να επηρεάσουν τη χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας από τους πελάτες με τρόπους που θα προκαλέσουν επιθυμητές αλλαγές στη μορφή της φόρτωσης των υπηρεσιών κοινής ωφέλειας» [21]. Η ιδέα της διαχείρισης της ζήτησης εισήχθη αρχικά στα τέλη της δεκαετίας του 1970 ως απάντηση στην αύξηση του ενεργειακού κόστους και στη λογική της εξοικονόμησης της ενέργειας. Αυτό το πρότυπο είναι ακόμη πιο ευεργετικό για το έξυπνο δίκτυο στο οποίο η αμφίδρομη ροή της ηλεκτρικής ενέργειας και των δεδομένων επιτρέπει την ενεργή συνεργασία των καταναλωτών. Στην πραγματικότητα, με τις

υπάρχουσες υποδομές και τις υπάρχουσες διαθέσιμες τεχνολογίες πληροφοριών και επικοινωνιών, μπορεί κανείς να εφαρμόσει εύκολα μία αυτόνομη διαχείριση της ζήτησης σε έξυπνα κτίρια, το οποίο θα επέτρεπε τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης μέσω του προγραμματισμού της κατανάλωσης, της πρόγνωσης του φορτίου, της αποφυγής αιχμών και ούτω καθεξής από την πλευρά του καταναλωτή. Αυτή είναι πιθανώς μία από τις πιο αποτελεσματικές και οικονομικά αποδοτικές λύσεις που οδηγούν σε πραγματικά έξυπνα δίκτυα.

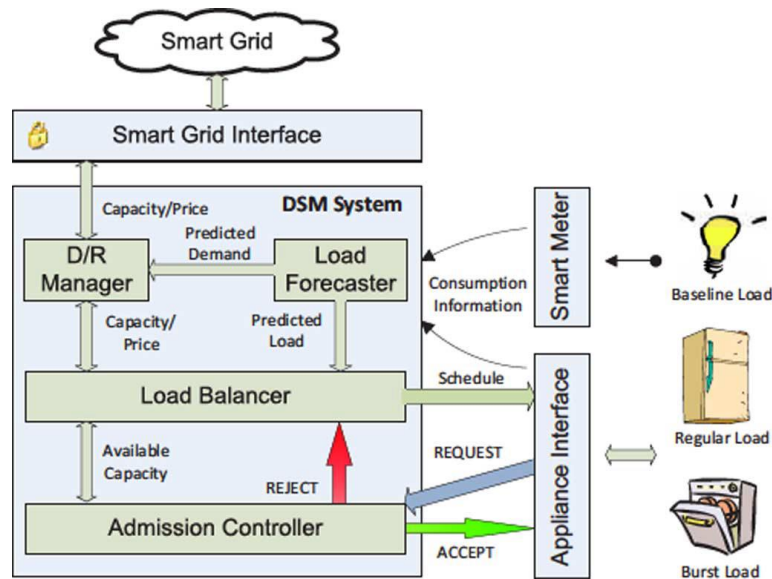
Η απευθείας σύνδεση όλων των συσκευών στο δίκτυο είναι ουτοπική. Μια εναλλακτική λύση για την αποφυγή μιας τέτοιας κατάστασης είναι η χρήση του αποκεντρωμένου ελέγχου που λειτουργεί από την πλευρά των καταναλωτών. Με βάση αυτήν την προσέγγιση, ο έλεγχος του φορτίου χειρίζεται τοπικά από τον καταναλωτή, ενώ το βοηθητικό πρόγραμμα έχει την ευκαιρία να επηρεάσει την απόφαση του καταναλωτή σχετικά με την κατανάλωση ενέργειας, αλλάζοντας την τιμή ενέργειας σε πραγματικό χρόνο σύμφωνα με την αγορά ενέργειας, το φορτίο δικτύου και άλλους οικονομικούς και τεχνικούς παράγοντες. Με την κατάλληλη αρχιτεκτονική, η λειτουργία που σχετίζεται με τον έλεγχο φορτίου της συσκευής είναι διαφανής και ως εκ τούτου, απαιτείται περιορισμένη ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ προμηθευτών και πελατών [21].

Στη βιβλιογραφία έχουν αντιμετωπιστεί διάφορες καταστάσεις που σχετίζονται με τη διαχείριση της ζήτησης. Αναλυτικά και εννοιολογικά μοντέλα κατανάλωσης ισχύος στο σπίτι ή το κτίριο έχουν προταθεί σε πολλές έρευνες [22, 23, 24], μαζί με μια στατιστική προσέγγιση για τον έλεγχο των οικιακών συσκευών που παρέχεται σε μία έρευνα [25]. Πολλά υποσχόμενες ιδέες για τη μοντελοποίηση και τη βελτιστοποίηση της απόκρισης της ζήτησης έχουν προταθεί σε αρκετές έρευνες [22, 26, 27], όπου έννοιες που λαμβάνονται υπο τον έλεγχο της συμφόρησης του δικτύου επικοινωνίας προσαρμόζονται στην ενεργειακή δυναμική τιμολόγηση, η οποία χρησιμοποιείται ως μέσο για τη διαχείριση της κατανάλωσης ενέργειας σε ένα σπίτι. Όσον αφορά ζητήματα τιμολόγησης, αρκετές έρευνες έχουν ασχοληθεί και με το συγκεκριμένο θέμα [28, 29, 30, 31].

Χρησιμοποιώντας ένα παράδειγμα έρευνας που πραγματοποιήθηκε το 2012, η οποία εστίασε στην ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής για τη διαχείριση της ζήτησης σε κτίρια, αυτή η έρευνα έχει ως κίνητρο το γεγονός ότι ένα τέτοιο σύστημα παρουσιάζει μια φύση πολλαπλής κλίμακας και μία ετερογενή δυναμική. Πιο συγκεκριμένα, ο έλεγχος των

οικιακών συσκευών πρέπει να πραγματοποιείται σε πραγματικό χρόνο. Η λειτουργία σε αυτό το επίπεδο είναι ουσιαστικά περιοδική σε χρονική κλίμακα λίγων λεπτών ή μικρότερη, ενώ ο χειρισμός προσφορών τιμών και ο προγραμματισμός της λειτουργίας εκτελούνται σε πολύ πιο αργή χρονική κλίμακα, συνήθως ανά ώρες, και μπορεί να προκληθούν από συμβάντα, όπως οι αλλαγές τιμών, η μεταφορά της ενέργειας, οι διακυμάνσεις του περιβάλλοντος, η άφιξη νέων αιτημάτων και ούτω καθεξής και η διευκόλυνση της συντήρησης και της αναβάθμισης. Επομένως, είναι υποχρεωτικό να δημιουργούνται συστήματα διαχείρισης της ζήτησης σε μία κατάλληλη αρχιτεκτονική, η οποία θα περιλαμβάνει τη λειτουργικότητα του συστήματος, θα επιβεβαιώσει τη διαλειτουργικότητα μεταξύ ποικίλων στοιχείων, θα επιτρέψει την ενσωμάτωση διαφορετικών ενεργειακών πηγών και θα διευκολύνει τη συντήρηση και την αναβάθμιση. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική για το σύστημα διαχείρισης φορτίων σε έξυπνα κτίρια υιοθετεί μια πολυεπίπεδη δομή. Αυτό το σύστημα περιέχει επίσης επαρκείς διεπαφές επικοινωνίας για το χειρισμό της ανταλλαγής πληροφοριών με τις οικιακές συσκευές και το δίκτυο. Η έμφαση της προαναφερθείσας έρευνας δίνεται στον έλεγχο λειτουργίας των οικιακών συσκευών και στη βέλτιστη διαχείριση της κατανάλωσης της ενέργειας [21].

Η εικόνα [1] δείχνει την προτεινόμενη αρχιτεκτονική του συστήματος, καθώς και την κύρια ροή επανάλιψης μεταξύ διαφορετικών επιπέδων. Αυτό το σύστημα αποτελείται από: τον «ελεγκτή εισαγωγής» (Admission Controller-AC), τον «ισορροπιστή του φορτίου» (Load Balancer-LB) και ένα τρίτο επίπεδο που αποτελείται από τον «διαχειριστή της ανταποκρινόμενης ζήτησης» (Demand Response Manager-DRM) και τον «προβλεπτικό παράγοντα του φορτίου» (Load Forecaster-LF) [21]. Ο ελεγκτής εισαγωγής είναι το κάτω στρώμα που αλληλεπιδρά με φυσικούς εξοπλισμούς για τον έλεγχο του φορτίου σε πραγματικό χρόνο. Στο ανώτερο επίπεδο, ο διαχειριστής της ανταποκρινόμενης ζήτησης είναι το σημείο εισόδου του συστήματος της διαχείρισης της ζήτησης και λειτουργεί ως σύνδεσης στο δίκτυο. Διάφορες στρατηγικές τιμολόγησης, όπως η τιμολόγηση κρίσιμης υπερφόρτωσης (critical-peak pricing-CPP), ο χρόνος χρήσης (time-of-use/TOU) και η τιμολόγηση σε πραγματικό χρόνο (real-time pricing/RTP), μπορούν να αντιμετωπιστούν από αυτό το τμήμα.



Εικόνα 1. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική για τα συστήματα διαχείρισης ζήτησης φορτίων [21]

Ο προβλεπτικός παράγοντας του φορτίου παρέχει στη διαχείριση της ζήτησης και τον ισορροπιστή του φορτίου πληροφορίες που υποστηρίζουν την εκμετάλλευση των οφελών από την τιμολόγηση ενέργειας και την αποδοτικότητα της κατανάλωσης της ενέργειας. Το μεσαίο στρώμα, ο ισορροπιστής του φορτίου, συντονίζει τη διαχείριση της ανταποκρινόμενης ζήτησης και τον έλεγχο της εισαγωγής, χρησιμοποιώντας βελτιστοποίηση που διασπείρει το φορτίο για να ελαχιστοποιήσει το λειτουργικό κόστος, τηρώντας ταυτόχρονα τους περιορισμούς χωρητικότητας που ορίζονται από τη διαχείριση της ζήτησης και τους λειτουργικούς περιορισμούς που καθορίζονται για κάθε οικιακή συσκευή. Ο ισορροπιστής φορτίου παρέχει επίσης στη διαχείριση της ζήτησης πληροφορίες όπως η χρήση της χωρητικότητας και ο ρυθμός απόρριψης, που είναι μεταξύ των βασικών παραμέτρων απόδοσης που απαιτούνται για την αποτελεσματική διαχείριση της ανταποκρινόμενης ζήτησης [21].

Για την αποτελεσματική διαχείριση φορτίου, απαιτούνται οι κατάλληλες ταξινομήσεις των τρόπων κατανάλωσης ενέργειας. Ακολουθώντας τις ιδέες που παρουσιάζονται στη σχετική βιβλιογραφία [32, 33, 34], παρακάτω ακολουθεί μία διάκριση των ενεργειακών φορτίων σε τρεις κατηγορίες με βάση τα εγγενή χαρακτηριστικά των οικιακών συσκευών:

- Το βασικό φορτίο είναι η κατανάλωση ισχύος των οικιακών συσκευών που πρέπει να εξυπηρετούνται αμέσως ανά πάσα στιγμή ή για τη συντήρηση ορισμένων συσκευών σε κατάσταση αναμονής. Αυτοί οι τύποι συσκευών περιλαμβάνουν τον φωτισμό, την ηλεκτρική κουζίνα, τους υπολογιστές και τις συσκευές δικτύου. Το βασικό φορτίο πρέπει να λαμβάνεται υπόψη κατά τον υπολογισμό της διαθέσιμης χωρητικότητας για τον έλεγχο της εισδοχής και της εξισορρόπησης του φορτίου. Αν και το βασικό φορτίο δεν διαχειρίζεται το σύστημα κατά το χρόνο εκτέλεσης, οι σχετικές συσκευές μπορούν να παρέχουν την κατανάλωση ισχύος και την κατάσταση της λειτουργίας τους στο σύστημα διαχείρισης μέσω συσκευών, όπως οι έξυπνοι μετρητές.
- Το «φορτίο ριπής» σχετίζεται με συσκευές που έχουν σταθερή διάρκεια και απαιτείται να ξεκινήσουν και να τελειώσουν σε συγκεκριμένες στιγμές. Παραδείγματα αυτών των συσκευών περιλαμβάνουν το στεγνωτήριο ρούχων, το πλυντήριο πιάτων και το πλυντήριο ρούχων. Πράγματι, η συσσώρευση φορτίου ριπής συμβάλλει στην αύξηση του φορτίου αιχμής. Επομένως, η προσεκτική διαχείριση του φορτίου ριπής αποτελεί ένα κρίσιμο ζήτημα που έχει σημαντικό αντίκτυπο στην αποδοτικότητα της κατανάλωσης ενέργειας και στο κόστος ενέργειας από την πλευρά της ζήτησης.
- Το κανονικό φορτίο είναι η κατανάλωση ενέργειας που απαιτείται από συσκευές που βρίσκονται πάντα σε κατάσταση λειτουργίας για μεγάλο χρονικό διάστημα, όπως ο κλιματισμός ή τα καλοριφέρ, το ψυγείο, ο θερμοσίφωνας και ούτω καθεξής. Ωστόσο, οι σχετικές συσκευές μπορούν να διακόπτονται κατά διαστήματα και ως εκ τούτου, η λειτουργία τους είναι διαχειρίσιμη μέσω του ελέγχου εισδοχής. Με τέτοια χαρακτηριστικά, τα κανονικά φορτία αποτελούν μια συγκεκριμένη περίπτωση φορτίων ριπής.

Γενικά, οι έξυπνες συσκευές είναι σε θέση να διασφαλίζουν την επικοινωνία δεδομένων και τον έλεγχο του φυσικού επιπέδου. Για την ενοποίηση του σχεδιασμού και της εφαρμογής του συστήματος, οι συσκευές θα επικοινωνούν με το σύστημα διαχείρισης μέσω μιας διεπαφής. Παρ'όλα αυτά, κάθε συσκευή μπορεί να λειτουργεί σε «χειροκίνητη λειτουργία» υπό την οποία η λειτουργία δεν ελέγχεται από το σύστημα διαχείρισης. Επομένως, η διεπαφή της συσκευής θα πρέπει επίσης να έχει τη δυνατότητα να χειρίζεται χειροκίνητες εισόδους και να παρέχει στους χρήστες λειτουργικές καταστάσεις της συσκευής. Υποτίθεται ότι η επικοινωνία εντός του συστήματος είναι αρκετά αξιόπιστη σε σχέση με το επίπεδο της κρίσιμης σημασίας των υπηρεσιών και έχει αμελητέες καθυστερήσεις σε σύγκριση με τη δυναμική της συσκευής. Το δίκτυο επικοινωνίας μπορεί

να υλοποιηθεί με διάφορες ενσύρματες και ασύρματες τεχνολογίες ή κύματα φορέα σε γραμμές ηλεκτρικής ενέργειας [35, 36]. Με παρόμοιο τρόπο, η επικοινωνία μεταξύ του δικτύου και του συστήματος διαχείρισης της ζήτησης πρέπει επίσης να πραγματοποιηθεί μέσω της κατάλληλης διεπαφής.

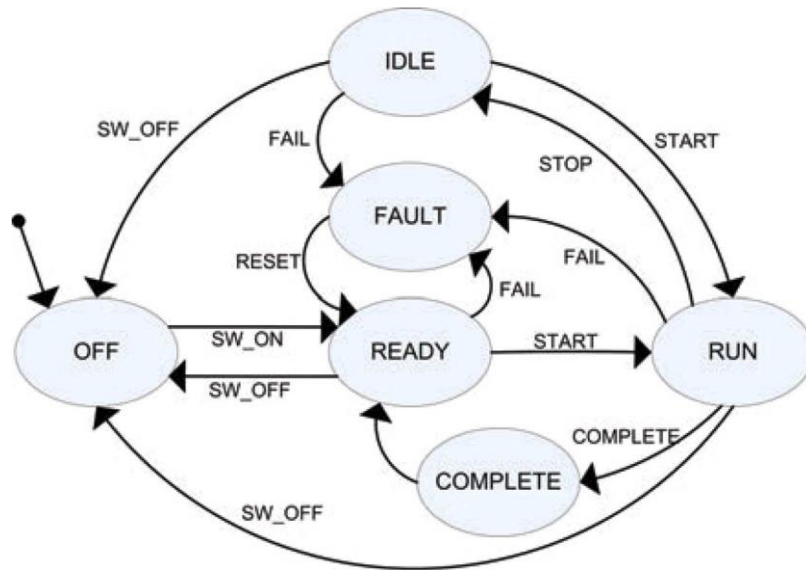
Ο έλεγχος της εισαγωγής διαχειρίζεται την πρόσβαση στην τροφοδοσία και ελέγχει τη λειτουργία των συσκευών. Όλα τα αιτήματα θα σταλούν στον ελεγκτή της εισαγωγής που θα αποφασίσει αν θ' αποδεχτεί ή θ' απορρίψει ένα αίτημα με βάση τους αλγόριθμους ελέγχου προτεραιότητας και εισαγωγής, σεβόμενος παράλληλα τον περιορισμό της χωρητικότητας σε κάθε επίκληση. Για κάθε αποδεκτό αίτημα, η αντίστοιχη συσκευή ξεκινά από τον ελεγκτή της εισαγωγής [21].

Τα απορριφθέντα αιτήματα που δεν μπορούν να αντιμετωπιστούν από τον ελεγκτή εισαγωγής αποστέλλονται στον ισορροπιστή του φορτίου, ο οποίος θα προσπαθήσει να μεταδώσει το φορτίο σε μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα. Ο ισορροπιστής του φορτίου θα παράγει ένα βέλτιστο πρόγραμμα με βάση το όριο χωρητικότητας, το ενεργειακό κόστος και τον αριθμό των χρονικών πλαισίων. Μόλις προγραμματιστούν τα αιτήματα, ο ισορροπιστής επικοινωνεί με τις συσκευές κατά την ακριβή στιγμή έναρξης. Ο εκ νέου υπολογισμός του προγράμματος ενεργοποιείται από συγκεκριμένα γεγονότα όπως νέα αιτήματα, αλλαγή ορίου χωρητικότητας και διακυμάνσεις τιμών ενέργειας [21].

Το όριο χωρητικότητας και το κόστος ενέργειας παρέχονται από το βοηθητικό πρόγραμμα στη διαχείριση της ζήτησης, με τρόπο που η λειτουργία και ο έλεγχος των οικιακών συσκευών να αποκρύπτονται εντελώς από άλλα στοιχεία του δικτύου και οι καταναλωτές να έχουν πλήρη ελευθερία ως προς το να διαχειρίζονται και να βελτιστοποιούν την κατανάλωση της ενέργειας, όπως στην εικόνα [2]. Η διαχείριση της ζήτησης θα χειριστεί ζητήματα ποιότητας της υπηρεσίας που σχετίζονται, παραδείγματος χάριν, με το ποσοστό απόρριψης αιτημάτων. Στην πραγματικότητα, η ποιότητα της υπηρεσίας, η τιμή ενέργειας και τα όρια χωρητικότητας αποτελούν παραμέτρους που πρέπει να εξετάσει η διαχείριση της ζήτησης κατά την προσφορά τιμών [21].

Ο προβλεπτικός παράγοντας του φορτίου είναι μια βοηθητική μονάδα στο ανώτερο στρώμα που παρέχει στη διαχείριση της ζήτησης και στον ισορροπιστή του φορτίου πληροφορίες για την περαιτέρω βελτίωση του οφέλους της τιμολόγησης ενέργειας και της αποδοτικότητας της κατανάλωσης ενέργειας. Για παράδειγμα, μπορεί να προωθηθεί η

λειτουργία των οικιακών συσκευών, προκειμένου ν' αποφευχθούν οι μέγιστες περίοδοι φόρτωσης ή να καλυφθούν οι πηγές κατανάλωσης στο δίκτυο [21].



Εικόνα 2. Τελική κατάσταση της μηχανής των οικιακών συσκευών [21]

Εκτός από τα γνωστά πλεονεκτήματα της πολυεπίπεδης αρχιτεκτονικής, όπως η ευκολία ενσωμάτωσης, η υψηλή διαλειτουργικότητα και η σπονδυλωτή μορφή, το προτεινόμενο πλαίσιο διαθέτει τις ακόλουθες σημαντικές ιδιότητες [21]:

3.3.1. Κλιμακωσιμότητα

Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου συστήματος μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε μια μεγάλη ποικιλία καταναλωτών, που κυμαίνονται από σπίτια έως κτίρια, εργοστάσια, εμπορικά κέντρα, πανεπιστημιούπολεις, στρατιωτικές βάσεις, ακόμη και μικροδίκτυα. Η πολυπλοκότητα των εξαρτημάτων μπορεί να είναι πολύ διαφορετική, ενώ η δομή του συστήματος παραμένει η ίδια.

3.3.2. Επεκτασιμότητα

Αυτή η δομή δεν είναι μόνο κατάλληλη για τη συμβατική διαχείριση φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά επιτρέπει επίσης την ενσωμάτωση ανανεώσιμων πόρων και το χειρισμό αποθήκευσης και ανταλλαγής ενέργειας. Υπάρχει η πιθανότητα να συμπεριληφθούν διαφορετικοί στόχοι και περιορισμοί στο μοντέλο βελτιστοποίησης και προγραμματισμού [37].

3.3.3. Συνθεσιμότητα

Ο μηχανισμός διαχείρισης της ανταποκρινόμενης ζήτησης και των κανόνων τιμολόγησης μπορεί να εφαρμοστεί από τους πωλητές κοινής ωφέλειας ή ενέργειας για μεμονωμένους καταναλωτές ή για ομάδα χρηστών. Το σύστημα μπορεί να οργανωθεί με ιεραρχικό τρόπο, έτσι ώστε η προσφορά τιμών να μπορεί να πραγματοποιηθεί σε διαφορετικά επίπεδα, [3]. Με αυτόν τον τρόπο, διαφορετικές στρατηγικές τιμολόγησης μπορούν να ενσωματωθούν και να συνυπάρχουν στο ίδιο σύστημα.



Εικόνα 3. Περιβάλλον οικιακών συσκευών [37]

3.4 Ανάλυση ενεργειακής απόδοσης

Η διαφορά μεταξύ της δεκαετίας του 1970 και του σήμερα έγκειται στη διαφορά μεταξύ της εξοικονόμησης ενέργειας και της αποδοτικότητας. Η αποδοτικότητα εκμεταλλεύεται τη σύγχρονη τεχνολογία για να κάνει το ίδιο πράγμα καλύτερα. Ένας αποτελεσματικός συμπαγής λαμπτήρας φθορισμού μπορεί να μειώσει τη χρήση ισχύος κατά τα δύο τρίτα και να προσφέρει καλύτερη απόδοση σε σχέση με έναν παλιό λαμπτήρα πυρακτώσεως. Η εξοικονόμηση απλώς απενεργοποιεί το φως. Τα μέτρα αποτελεσματικότητας επιτρέπουν την πραγματοποίηση περισσότερων πραγμάτων με λιγότερο κόπο, οπότε τα θετικά είναι περισσότερα από άποψη κόστους, εξοικονόμησης και άνεσης [38].

Ακριβώς όπως η επιστήμη συνεχίζει να αποδεικνύει τα οφέλη για την καλή υγεία που προκύπτει από τη σωστή διατροφή, οι νέες ισχύς παρακινούν ως προς την εξοικονόμηση ενέργειας: μείωση και απρόβλεπτη παροχή ορυκτών καυσίμων, επιθυμία για ασφάλεια, πιέσεις στις προσωπικές και εθνικές οικονομίες και πιέσεις για κοινωνικά και φυσικά περιβάλλοντα. Η ενεργειακή απόδοση είναι το πρώτο βήμα προς μια βιώσιμη παροχή ενέργειας και χαμηλότερα επίπεδα ρύπανσης. Η μειωμένη κατανάλωση πόρων σ' ένα σπίτι προσφέρει μεγαλύτερη ανεξαρτησία, ευελιξία και ασφάλεια μαζί με χαμηλότερους

λογαριασμούς ενέργειας και μετατρέπει ένα σπίτι σε πιο άνετο μέρος διαμονής. Μπορεί να μην πρόκειται για μια εύκολη μετάβαση και διαδικασία, θα αξίζει τις προσπάθειες των ανθρώπων, οι οποίοι θα αισθανθούν καλύτερα όταν συνειδητοποιήσουν καλύτερα τα οφέλη της ενεργειακής απόδοσης. Η τοποθεσία, οι παροχές, η τιμή, τα σχολεία και, ενδεχομένως, τα κόστη χρησιμότητας γενικά κατατάσσονται στην κορυφή της λίστας των υποψήφιων αγοραστών [38].

Τα προβλήματα που σχετίζονται με την ενέργεια συχνά καλύπτονται ως θέματα άνεσης. Σε ένα σπίτι, κάποιος μπορεί να αισθανθεί κρύο, ξηρότητα ή και ν' αρρωστήσει. Η ποιότητα του αέρα ενός εσωτερικού χώρου προκαλεί ανησυχία, καθώς τα σπίτια χτίζονται πιο στενά με καλύτερες πρακτικές κατασκευής που έχουν σχεδιαστεί για να είναι πιο ενεργειακά αποδοτικές. Οι περισσότεροι τους ανθρώπους ξοδεύουν έως και 90% του χρόνου τους σε εσωτερικούς χώρους, αλλά γνωρίζουν περισσότερες πληροφορίες για την ατμοσφαιρική ρύπανση από ό, τι για την κακή ποιότητα του εσωτερικού αέρα [38].

Σύμφωνα με ερευνητές, η ενεργειακή απόδοση είναι μια επένδυση και όχι ένα ξεβόλεμα [38]. Το φθηνότερο κιλοβάτ είναι αυτό που δεν χρειάζεται να αγοραστεί - μια ιδέα που ονομάζεται negawatts. Μελέτες δείχνουν ότι το κόστος της αγοράς της αποδοτικότητας αποτελεί περίπου το μισό του κόστους της αγοράς ενέργειας [38]. Η αγορά ενός προϊόντος που χρησιμοποιεί λιγότερη ενέργεια από ένα άλλο παρόμοιο προϊόν έχει σημαντικές, μακροπρόθεσμες επιπτώσεις στην κατανάλωση και το κόστος της ενέργειας. Η τιμή που πληρώνει ένα άτομο για την αγορά ενός ψυγείου, μιας λάμπας ή ενός φούρνου αποτελεί ένα μικρό ποσοστό της τιμής που θα πληρώσει για να το λειτουργεί καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής του. Πολλοί από τους ανθρώπους καταφεύγουν στις τράπεζες ή στο χρηματιστήριο για συνταξιοδοτικά ταμεία, αλλά οι βελτιώσεις της αποδοτικότητας προσφέρουν αποδοτικές, αφορολόγητες αποδόσεις που είναι μεγαλύτερες από πολλές άλλες παραδοσιακές επενδύσεις. Έτσι, είναι σημαντικό να συγκεντρωθούν αυτές οι αποδόσεις, επανεπενδύοντας την εξοικονόμηση κόστους ενέργειας, κάτι το οποίο θα οδηγήσει να ξεκινήσει να δημιουργείται ο λογαριασμός της εξοικονόμησης ενέργειας. Καθώς αυξάνονται οι τιμές της ενέργειας, αυξάνονται και οι εξοικονομήσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΚΤΗΡΙΟΥ

Ο συνεχώς αυξανόμενος πληθυσμός και οι προοδευτικές δημοτικές επιχειρηματικές απαιτήσεις για την κατασκευή νέων κτιρίων είναι γνωστοί ως η κύρια αιτία των αερίων του θερμοκηπίου. Ως εκ τούτου, η βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης του κτιριακού τομέα έχει καταστεί ουσιώδης στόχος για τη μείωση της ποσότητας εκπομπών αερίου καθώς και της κατανάλωσης ορυκτών καυσίμων. Μια πιο αποτελεσματική προσέγγιση για τη μείωση των εκπομπών CO₂ και της κατανάλωσης ενέργειας σε σχέση με τα νέα κτίρια είναι να ληφθεί υπόψη η ενεργειακή απόδοση σε πολύ πρώιμο στάδιο σχεδιασμού. Από την άλλη πλευρά, η αποτελεσματική διαχείριση ενέργειας και οι έξυπνες ανακαινίσεις μπορούν να βελτιώσουν την ενεργειακή απόδοση του υπάρχοντος αποθέματος. Όλες αυτές οι λύσεις συνεπάγονται ακριβή ενεργειακή πρόβλεψη για βέλτιστη λήψη αποφάσεων. Τα τελευταία χρόνια, έχουν προταθεί τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (AI) γενικά και τεχνικές μηχανικής μάθησης (ML) για πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας και των επιδόσεων. Μια ουσιαστική ανασκόπηση των τεσσάρων κύριων προσεγγίσεων ML, συμπεριλαμβανομένων τεχνητών νευρικών δικτύων, μηχανής φορέα υποστήριξης, παλινδρόμησης με βάση Gaussian και ομαδοποίησης, οι οποίες έχουν συνήθως εφαρμοστεί στην πρόβλεψη και τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης του κτιρίου.

Η προσπάθεια μείωσης της ποσότητας αερίων του θερμοκηπίου χρειάζεται σημαντική αλλαγή στην ανθρώπινη συμπεριφορά στην κατανάλωση ενέργειας, στην κατασκευή πιο φιλικών προς το περιβάλλον προϊόντων και στον εντοπισμό και τον μετριασμό των αιτιών αυτών των ανεπιθύμητων αερίων [39]. Επομένως, η ενίσχυση των τεχνικών για την κατασκευή πιο ενεργειακά αποδοτικών κτιρίων και η βελτίωση της ενεργειακής χρήσης των σημερινών κτιρίων φαίνεται να αποτελούν σημαντικές κινήσεις στη μείωση της απειλής της υπερθέρμανσης του πλανήτη.

Το πρώτο βήμα για τη βελτίωση της κατανάλωσης ενέργειας κτιρίου είναι να υπολογιστεί αυτό το ποσό χρησιμοποιώντας μια μέθοδο αξιολόγησης ενέργειας κτιρίου που είναι ένα ενημερωτικό εργαλείο που παρέχει ένα συγκριτικό δείκτη ενεργειακής απόδοσης στους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων. Γενικά, η κατανάλωση ενέργειας του κτιρίου κατά τη

διάρκεια μιας καθορισμένης περιόδου που ομαλοποιείται κατά την επιφάνεια του δαπέδου χρησιμοποιείται για την έκφραση της απόδοσης (kWh/m²/περίοδος) που είναι γνωστή ως Δείκτης Ενεργειακής Απόδοσης (EPI) ή Ένταση Χρήσης Ενέργειας (EUI) [40, 41].

Η αξιολόγηση της οικοδομικής ενέργειας χωρίζεται σε τέσσερις κύριες κατηγορίες: υπολογισμός μηχανικής, συγκριτική αξιολόγηση βασισμένη σε μοντέλα προσομοίωσης και στατιστικά μοντέλα και μηχανική μάθηση (ML). Οι τεχνικές μεθοδολογίες χρησιμοποιούν φυσικούς νόμους για την παραγωγή/κατανάλωση ενέργειας κτηρίου ή υποσυστήματος αυτού. Οι πιο ακριβείς μέθοδοι εφαρμόζουν πολύπλοκα μαθηματικά ή κτιριακή δυναμική για την παραγωγή ακριβούς χρήσης ενέργειας για όλα τα δομικά στοιχεία, λαμβάνοντας υπόψη τις εσωτερικές και εξωτερικές λεπτομέρειες ως εισόδους (π.χ. πληροφορίες για το κλίμα, δομή κατασκευής, σύστημα HVAC). Η προσομοίωση οικοδόμησης ενεργειακής απόδοσης περιλαμβάνει μοντέλα λογισμικού και υπολογιστών για προσομοίωση απόδοσης με προκαθορισμένη κατάσταση. Γενικά, η προσομοίωση υπολογιστών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ποικίλες εφαρμογές όπως φωτισμός και σχεδιασμός συστήματος HVAC. Η ύπαρξη ενεργειακών δεδομένων κτιρίου επέτρεψε τη χρήση μεθόδων από πάνω προς τα κάτω για την αξιολόγηση της ενεργειακής απόδοσης. Οι στατιστικές μέθοδοι δημιουργούν ιστορικά δεδομένα κτιρίων και συχνά εφαρμόζουν παλινδρόμηση για να μοντελοποιήσουν την ενεργειακή κτιριακή κατανάλωση/απόδοση. Αυτά τα μοντέλα καλούνται επίσης υποκατάστατα βάσει δεδομένων, αφού εκμεταλλεύονται τα υπάρχοντα δεδομένα αντί να βασίζονται σε πολύπλοκες λεπτομέρειες του συστήματος. Το ML ως υποσύνολο τεχνητής αδιαλλαξίας παρέχει τη δυνατότητα εκμάθησης από δεδομένα χρησιμοποιώντας αλγόριθμους υπολογιστών. Η έννοια της ML σχετίζεται στενά με την υπολογιστική στατιστική. Ως εκ τούτου, αυτή η μέθοδος μπορεί επίσης να θεωρηθεί ως υποκατηγορία της στατιστικής μοντελοποίησης..

Προκειμένου να διευκολυνθεί η λήψη αποφάσεων στην επιλογή κατάλληλων λύσεων όπου υπάρχουν περισσότεροι από ένας στόχοι, υπήρξαν ορισμένες μεθοδολογίες που μπορούν να ταξινομηθούν στις κατηγορίες προσεγγίσεων εκ των προτέρων και πολλαπλών στόχων βελτιστοποίησης (MOO) [42]. Οι περισσότερες από τις αναπτυγμένες μεθόδους είναι βελτιστοποιήσεις βάσει προσομοίωσης στις οποίες οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης εφαρμόζονται χρησιμοποιώντας μια γλώσσα προγραμματισμού και οι σχετικοί με την ενέργεια στόχοι (κατανάλωση ενέργειας ή εκπομπή αερίου) υπολογίζονται

από εργαλεία προσομοίωσης απόδοσης κτιρίου (Building Performance Simulation-BPS) όπως το Energy Plus [45], TRNSYS (University of Wisconsin- Madison 2015), ESP-r (The Energy Systems Research Unit (ESRU) 2011) κ.λπ. Αυτή η προσέγγιση περιορίζει την πολυπλοκότητα υπολογισμού του αλγορίθμου στον χρόνο υπολογισμού της BPS, στην ουσία όταν καθορίζεται ένας μεγάλος αριθμός λύσεων, η διεργασία μπορεί να γίνει εξαιρετικά δαπανηρή. Αυτή τη φορά τα γενικά έξοδα είναι ο κύριος λόγος για τον οποίο οι περισσότερες σχετικές μελέτες έχουν διερευνήσει μόνο απλά μοντέλα ή μετασκευάζουν μόνο ένα ή δύο μέρη των μελετημένων φακέλων. Για τον ίδιο λόγο, οι περισσότερες μελέτες στοχεύουν σε κτίρια κατοικιών και υπάρχουν λίγες μόνο αναφορές για τη βελτιστοποίηση των μετασκευών εμπορικών ακινήτων.

Όταν εκτελείται στα πρώτα στάδια σχεδιασμού, η ενίσχυση της ενεργειακής απόδοσης του νέου αποθέματος είναι πιο ευέλικτη από τη βελτίωση των υπαρχόντων κτιρίων, καθώς οι δομικοί περιορισμοί είναι πολύ λιγότεροι στα νέα κτίρια. Ωστόσο, απαιτείται ένα τεράστιο ποσό προσομοίωσης, εάν χρησιμοποιηθεί ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης. Μια πρακτική λύση για την αντιμετώπιση του σχεδιασμού και των ζητημάτων BEER είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου που βασίζεται σε δεδομένα (υποκατάστατα) χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα. Σε αυτήν τη μέθοδο, τα δεδομένα κτιρίων με συγκατάθεση (δομικά χαρακτηριστικά και δεδομένα κλίματος) χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη ενεργειακών παραμέτρων νέων δειγμάτων εφαρμόζοντας μια μαθησιακή διαδικασία.

Η εφαρμογή μοντέλων βάσει δεδομένων δεν περιορίζεται μόνο στη σχεδίαση BEER και ZEB, είναι χρήσιμα εργαλεία για τη βελτιστοποίηση του Συστήματος Διαχείρισης Ενέργειας (Energy Management System-EMS) και των συστημάτων θέρμανσης, αερισμού και κλιματισμού (Heating, Ventilating, and Air Conditioning-HVAC) και ακόμη και μια καλύτερη εναλλακτική λύση για το παραδοσιακό κτίριο ενεργειακά συστήματα συγκριτικής αξιολόγησης και αξιολόγησης [46].

Τα EMS μαζί με τα συστήματα πληροφοριών έχουν χρησιμοποιηθεί για τη συλλογή ενεργειακών δεδομένων και τον έλεγχο της κατανάλωσης, τα οποία είναι θεμελιώδεις πράξεις για την επίτευξη της μείωσης των ενεργειακών αποβλήτων και επίσης την αύξηση της ευαισθητοποίησης σχετικά με την αποτελεσματικότητα. Ως εκ τούτου, δημιουργείται ένας μεγάλος όγκος δεδομένων που σχετίζονται με αισθητήρες και πληροφορίες για τον καιρό και υπάρχει ζήτηση για αναλυτικά εργαλεία που επιτρέπουν την εκτίμηση της

ενεργειακής απόδοσης και τη μελλοντική πρόβλεψη κατανάλωσης. Αυτό επιτρέπει τον έξυπνο έλεγχο της ενέργειας [47], την ανίχνευση σφαλμάτων [48, 49], πιθανές επιλογές ενεργειακής απόδοσης και υπολογισμό της επιτευχθείσας εξοικονόμησης ενέργειας. Απαιτείται το κατάλληλο στατιστικό μοντέλο για να μαθαίνει από τη ροή δεδομένων και να διατηρεί την ακρίβειά του συνεχώς [50].

Ομοίως, η ακριβής εκτίμηση του φορτίου θέρμανσης και ψύξης είναι το θεμέλιο του επιτυχούς σχεδιασμού του συστήματος HVAC που οδηγεί σε μειωμένο λειτουργικό κόστος (εξοικονομώντας ένα ποσό κατανάλωσης ενέργειας από τους τελικούς χρήστες). Εκτός αυτού, σε κλιματιζόμενα κτίρια που χρησιμοποιούν αποθήκευση θερμικής ενέργειας, αυτό το είδος πρόβλεψης είναι ζωτικής σημασίας για τη βελτιστοποίηση του συστήματος. Στην έρευνα [51] ανέφερατε, ότι ο υπολογισμός των φορτίων, ειδικά σε μη οικιακά κτίρια, είναι δαπανηρός και χρονοβόρος για συμβουλευτικές εταιρείες. Ως εκ τούτου, απαιτείται μια εναλλακτική λύση για την αποτελεσματική λειτουργία των συστημάτων HVAC, τα οποία μπορούν επίσης να διευκολύνουν τις άνετες συνθήκες θερμοκρασίας και υγρασίας [52]. Επιπλέον, η εκ των προτέρων πρόβλεψη φορτίων ηλεκτρικής ενέργειας επιτρέπει τον προσδιορισμό των περιόδων υπερβολικής χρήσης, τη μειωμένη ζήτηση αιχμής και ένα φορτίο του HVAC ηλεκτρικού συστήματος.

Η βραχυπρόθεσμη εκτίμηση ενέργειας μεμονωμένων περιπτώσεων λαμβάνει υπόψη μόνο τις κλιματικές πληροφορίες (θερμοκρασία, υγρασία της ηλιακής ακτινοβολίας), ωστόσο, η ακριβής πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας και της αποδοτικότητας του κτηρίου γίνεται μια πρόκληση όταν ποικίλλουν χαρακτηριστικά όπως δομικά χαρακτηριστικά (π.χ. μόνωση, τζάμια, παράθυρο αναλογία και προσανατολισμός τοίχου), πληρότητα, συσκευές, ποικιλία φορτίων, ώρες λειτουργίας κ.λπ. [53, 54].

Προκειμένου να τονιστεί η σημασία της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων και να αυξηθεί η ευαισθητοποίηση και τα κίνητρα του κοινού, σε ορισμένες χώρες, τα κτίρια χαρακτηρίζονται από ενεργειακές ετικέτες ή βαθμολογίες. Στην πλειονότητα των συστημάτων συγκριτικής αξιολόγησης, το BPS είναι το κρίσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων και στη συνέχεια συγκρίνεται με ένα κτίριο αναφοράς. Ως εκ τούτου, ένα παρόμοιο ζήτημα όπως αναφέρθηκε προηγουμένως ισχύει και σε αυτήν την περίπτωση. Επιπλέον, απαιτείται ειδικός μηχανικός και κτιριακό συγκρότημα κτιρίων για να παράγει αξιόπιστα αποτελέσματα. Τα μοντέλα μάθησης

φαίνεται να έχουν μια πολλά υποσχόμενη εφαρμογή στη συγκριτική αξιολόγηση, καθώς έχουν τη δυνατότητα να εξαγάγουν τα υποκείμενα πρότυπα σε διάφορα χαρακτηριστικά των συνόλων δεδομένων κτιρίων, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για έξυπνη ταξινόμηση κτιρίων και προσδιορισμό ρεαλιστικού σημείου αναφοράς για διαφορετικές κατηγορίες. Επιπλέον, μπορούν να μάθουν από προηγούμενα δείγματα να εκτιμήσουν την βαθμολογία ή την ετικέτα μελλοντικών περιπτώσεων.

Η ταξινόμηση μπορεί ακόμη και να αποτελέσει τη βάση για την αξιολόγηση μιας ειδικής επίδρασης χαρακτηριστικών στα ενεργειακά φορτία, ομαδοποιώντας πρώτα δείγματα με βάση μη σχετιζόμενες (με το επιδιωκόμενο χαρακτηριστικό) μεταβλητές. Αυτή η μέθοδος είναι πολύ ωφέλιμη όταν η ανάλυση του αντίκτυπου μιας παραμέτρου όπως η συμπεριφορά πληρότητας γίνεται περίπλοκη χρησιμοποιώντας παραδοσιακά μαθηματικά ή προσομοίωση μοντελοποίησης [55].

Οι προτεινόμενες μεθοδολογίες χρησιμοποιούν στατιστικές τεχνικές για την πρόβλεψη και την αξιολόγηση της ενεργειακής απόδοσης με βάση τα δεδομένα που συλλέγονται από κτίρια/περιβάλλοντα και περιλαμβάνουν ένα είδος παλινδρόμησης για τη μοντελοποίηση των ενεργειακών χαρακτηριστικών. Η απλή και πολυπαραγοντική παλινδρόμηση (MLR) είναι μεταξύ ευρέως χρησιμοποιούμενων μοντέλων που συσχετίζουν την κατανάλωση ενέργειας με μία ή περισσότερες μεταβλητές [56]. Η μέθοδος παλινδρόμησης σημείων αλλαγής διαμορφώνεται επίσης με βάση τη μη γραμμική επίδραση παραμέτρων που εφαρμόζονται κυρίως όταν τα κτίρια δείχνουν ισχυρή συσχέτιση μεταξύ του χρόνου λειτουργίας και των φορτίων [57]. Η ανάλυση των δεδομένων και η στοχαστική ανάλυση των συνόρων [58] συγκαταλέγονται μεταξύ του μαθηματικού μοντέλου που εφαρμόζεται σε αυτόν τον τομέα.

Με σημαντική αύξηση του αριθμού έγκυρων και εφικτών συνόλων δεδομένων κτιρίων, υπάρχει εξαιρετικό ενδιαφέρον για τη χρήση μεθόδων Τεχνητής Ευφυούς (Artificial Intelligent -AI) ειδικά ML στον κατασκευαστικό τομέα. Επιπλέον, αναφέρεται ότι για τη διεξαγωγή επιτυχημένων έργων είναι απαραίτητο να μελετηθούν και να υιοθετηθούν νέες τεχνολογίες στο αρχείο [59]. Οι πιο εφαρμοσμένες τεχνικές ML σε αυτόν τον τομέα είναι το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (Artificial Neural Network-ANN), η Μηχανή Διανυσματικής υποστήριξης (Support Vector Machine-SVM), η παλινδρόμηση κατανομής Gauss και η ομαδοποίηση.

Το ML χρησιμοποιείται γενικά για να περιγράψει έναν αλγόριθμο υπολογιστή που μαθαίνει από τα υπάρχοντα δεδομένα. Αυτοί οι αλγόριθμοι συνήθως χρησιμοποιούν σημαντικό αριθμό δεδομένων και σχετικά μικρό αριθμό χαρακτηριστικών εισαγωγής για τη μαθησιακή διαδικασία. Τα τελευταία χρόνια, έχουν προταθεί πολλές τεχνικές ML στον τομέα των κτιρίων για την εκτίμηση των φορτίων θέρμανσης και ψύξης, της κατανάλωσης ενέργειας και της απόδοσης για διάφορες περιστάσεις.

Τα μοντέλα ML λειτουργούν ως μαύρο κουτί και δεν χρειάζονται πληροφορίες σχετικά με τα κτιριακά συστήματα. Ανακαλύπτουν τη σχέση μεταξύ διαφόρων δυνατοτήτων εισόδου και στόχων εξόδου (π.χ. ενεργειακή απόδοση) χρησιμοποιώντας δεδομένα. Όταν τα μοντέλα ML εκπαιδεύονται με αρκετή ποσότητα δεδομένων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη στόχων για αόρατα δείγματα, αν και δεν έχει καθοριστεί η σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών και των στόχων. Αυτή η διαδικασία είναι επίσης γνωστή ως εποπτευόμενη μάθηση στον τομέα ML. Σε αυτήν την περίπτωση, η στοχευμένη ενεργειακή παράμετρος υπολογίζεται χρησιμοποιώντας προσομοίωση (σε γενική μέθοδο μηχανικής) ή μετριέται και χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου.

Η δεύτερη μέθοδος ML, γνωστή ως μη επιτηρούμενη μάθηση, έχει λάβει ιδιαίτερη σημασία στην οικοδόμηση της ενεργειακής ανάλυσης. Η μη εποπτευόμενη μάθηση, γνωστή και ως μη εποπτευόμενη ταξινόμηση, εφαρμόζεται κυρίως σε μη επισημασμένα δεδομένα ώστε αυτά να ομαδοποιηθούν με βάση το κρυφό μοτίβο και τις ομοιότητες στις οποίες βασίζονται οι λειτουργίες. Αυτή η μέθοδος είναι πολύ ωφέλιμη για την εφαρμογή της συγκριτικής αξιολόγησης της ενέργειας, όπου ο προσδιορισμός των βασικών κτιρίων είναι ζωτικής σημασίας για τον υπολογισμό της ενεργειακής απόδοσης παρόμοιων περιπτώσεων. Ως εκ τούτου, οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης παρέχουν πιο ακριβή εργαλεία για την ομαδοποίηση διαφόρων κτιρίων σε σύγκριση με την παραδοσιακή μέθοδο όπου βασίζονται κυρίως στον τύπο χρήσης κτιρίων. Πρέπει να σημειωθεί ότι χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ομαδοποίησης για τη δημιουργία ομάδων δεν είναι δυνατόν να εκτιμηθούν συστάδες για νέα κτίρια. Επομένως, για τον προσδιορισμό του κτιρίου αναφοράς για άλλες περιπτώσεις, πρέπει να εφαρμοστεί μια επιπλέον εποπτευόμενη τεχνική ML. Σε αυτήν την προσέγγιση, όλα τα κτίρια που χρησιμοποιούνται για την ομαδοποίηση

χρησιμοποιούνται ως δείγματα εκπαίδευσης για ταξινόμηση όπου οι παραγόμενες ετικέτες από την ομαδοποίηση θεωρούνται ως μαθησιακοί στόχοι.

Υπολογίζονται διάφορες μετρήσεις βάσει πραγματικών και προβλεπόμενων αποτελεσμάτων, προκειμένου να αξιολογηθεί η απόδοση ή η ακρίβεια των μοντέλων που βασίζονται σε δεδομένα. Αυτά περιλαμβάνουν τον συντελεστή διακύμανσης (Coefficient of Variance-CV), το σφάλμα μέσης προκατάληψης (Mean Bias Error-MBE), το μέσο τετράγωνο σφάλμα (Mean Squared Error-MSE), το σφάλμα μέσου τετραγώνου ρίζας (Root Mean Squared Error-RMSE), το σφάλμα μέσου τετραγωνικού ποσοστού (MSPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα ποσοστού (Mean Absolute Percentage Error-MAPE) και το Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error-MAE). Το CV είναι η παραλλαγή του συνολικού σφάλματος πρόβλεψης σχετικά με τις πραγματικές μέσες τιμές. Το MBE χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό του ποσού υπέρ/υπο-εκτίμησης των προβλέψεων. Το MSE και το MSPE είναι ένας καλός επαγωγέας της ποιότητας εκτίμησης. Το MAE καθορίζει τη μέση τιμή των σφαλμάτων σε ένα σύνολο προβλέψεων και το MAPE είναι το ποσοστό σφάλματος ανά πρόβλεψη. Το RMSE έχει την ίδια μονάδα πραγματικών μετρήσεων.

Τρεις κύριες τεχνικές που έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στον τομέα των κτιρίων για εποπτευόμενη μάθηση είναι τα μοντέλα παλινδρόμησης διανομής ANN, SVM και Gauss. Οι μέθοδοι K-means και οι ιεραρχικές ομαδοποιήσεις έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί για σκοπούς μάθησης χωρίς επίβλεψη.

4.1 Μηχανική Μάθηση και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την οικοδόμηση ενεργειακής εκτίμησης και είναι γνωστά ως οι βασικές τεχνικές ML σε αυτόν τον τομέα. Έχουν χρησιμοποιήσει επιτυχώς για μοντελοποίηση μη γραμμικών προβλημάτων και σύνθετων συστημάτων. Εφαρμόζοντας διαφορετικές τεχνικές, τα ANN έχουν την ικανότητα να είναι ανεπηρέαστα στο σφάλμα και τον θόρυβο, ενώ μαθαίνουν βασικά μοτίβα δομικών συστημάτων

Η κύρια ιδέα του ANN προέρχεται από το νευροβιολογικό πεδίο. Έχουν προταθεί διάφορα είδη ANN για διαφορετικές εφαρμογές, όπως το Feed Forward Network (FFN), το Radial Basis Function Network (RBFN) και τα επαναλαμβανόμενα δίκτυα (RNN). Κάθε ANN αποτελείται από πολλαπλά στρώματα (τουλάχιστον δύο στρώματα) νευρώνων και

λειτουργίες ενεργοποίησης που σχηματίζουν τις συνδέσεις μεταξύ νευρώνων. Οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις είναι οι γραμμικές και οι σιγμοειδείς συναρτήσεις σκληρού ορίου [60].

Στο FFN που ήταν το πρώτο μοντέλο NN και επίσης το πιο απλό, δεν υπάρχουν κύκλοι νευρώνων από είσοδο σε έξοδο και τα κομμάτια των πληροφοριών μετακινούνται προς μία κατεύθυνση στο δίκτυο.

4.2 Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης

Οι “Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVMs)” είναι εξαιρετικά ισχυρά μοντέλα για την επίλυση μη γραμμικών προβλημάτων και χρησιμοποιούνται στην έρευνα και τη βιομηχανία για σκοπούς παλινδρόμησης και ταξινόμησης. Καθώς οι SVM μπορούν να εκπαιδευτούν με λίγους αριθμούς δειγμάτων δεδομένων, θα μπορούσαν να είναι σωστές λύσεις για τη μοντελοποίηση περιπτώσεων μελέτης χωρίς καταγεγραμμένα ιστορικά δεδομένα. Επιπλέον, οι SVM βασίζονται στην αρχή της Ελαχιστοποίησης δομικών κινδύνων (Structural Risk Minimization-SRM) που επιδιώκει να ελαχιστοποιήσει το ανώτερο όριο του σφάλματος γενίκευσης που αποτελείται από το άθροισμα του λάθους εκπαίδευσης και ένα επίπεδο εμπιστοσύνης. Τα SVM με λειτουργία πυρήνα ενεργούν ως ANN δύο επιπέδων, αλλά ο αριθμός των υπερ-παραμέτρων είναι μικρότερος από αυτό. Ένα άλλο πλεονέκτημα του SVM σε σχέση με άλλα μοντέλα ML είναι η μοναδικότητα και η καθολική βελτιστοποίηση της δημιουργούμενης λύσης, καθώς δεν απαιτεί μη γραμμική βελτιστοποίηση με τον κίνδυνο απορρόφησης σε ένα τοπικό ελάχιστο όριο. Ένα κύριο μειονέκτημα του SVM είναι ο χρόνος υπολογισμού, ο οποίος έχει τη σειρά σχεδόν ίση με τον κύβο των προβληματικών δειγμάτων.

Στον τομέα των κτιρίων, το SVM έχει χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των φορτίων ψύξης και κατεύθυνσης [61, 62], κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας [63, 64], κατανάλωση ενέργειας [65, 66, 67] και ταξινόμηση της ενεργειακής χρήσης κτιρίων [66].

Στην εργασία [67] τους προέβλεψαν την κατανάλωση ενέργειας του κτιρίου γραφείων χρησιμοποιώντας παράλληλη εφαρμογή του SVM. Στόχος τους ήταν η βελτιστοποίηση των κτιριακών χαρακτηριστικών δόμησης ενός υποθετικού μοντέλου. Χρησιμοποίησαν το λογισμικό Energy Plus για τον υπολογισμό των ενεργειακών απαιτήσεων. Τα

αποτελέσματα έδειξαν μια μικρή βελτίωση όσον αφορά την ακρίβεια. Αργότερα το 2012, οι συγγραφείς εφάρμοσαν μεθόδους καθοδήγησης με κλίση και μεθόδους συντελεστών συσχέτισης για να μειώσουν τον αριθμό των χαρακτηριστικών για RBF και πολυωνυμικά μοντέλα SVM [57].

Οι [68] χρησιμοποίησαν δεδομένα βασισμένα σε αισθητήρες οικιακού κτηρίου πολλαπλών οικογενειών που βρίσκονταν στη Νέα Υόρκη για την ανάπτυξη ενός μοντέλου SVM. Στόχος ήταν η διερεύνηση της επίδρασης ενός διαφορετικού χρονικού διαστήματος και κτιρίων χώρων συλλογής δεδομένων στην πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας. Οι συγγραφείς επεσήμαναν ότι η βέλτιστη αποδοτικότητα του παραγόμενου μοντέλου επιτυγχάνεται όταν χρησιμοποιούνται ωριαία διαστήματα που συλλέγονται σε επίπεδο δαπέδου. Στην εργασία τους οι [69] παρουσίασαν μια σύγκριση των SVM, LS-SVM και ANN στην πρόβλεψη ωριαίας κατανάλωσης ενέργειας μικρών κτιρίων κατοικιών και βρίσκουν το ANN ως το λιγότερο ακριβές μοντέλο.

4.3 Μοντέλα Διαδικασίας και Μείγματος Gauss

Από τις αρχές του 2000, η παλινδρόμηση της διαδικασίας Gaussian (GP) έχει χρησιμοποιηθεί από ερευνητές σε διαφορετικές εφαρμογές [70, 71, 72]. Στο κτιριακό ενεργειακό πεδίο, το GP χρησιμοποιήθηκε πρόσφατα λόγω της δυνατότητάς του να προσδιορίσει την αβεβαιότητα των προβλέψεων. Στην μοντελοποίηση ενέργειας κτιρίου, συνήθως υπάρχουν αβεβαιότητες στην ενότητα των κατάλληλων τιμών για ορισμένα χαρακτηριστικά (π.χ. μόνωση φακέλου). Ως εκ τούτου, η αξιολόγηση της αβεβαιότητας των εισροών για τα προβλεπόμενα αποτελέσματα έχει κάνει το GP ως εναλλακτική προσέγγιση στο μοντέλο της κτιριακής ενέργειας παρά στα συμβατικά και άλλα μοντέλα παλινδρόμησης ML. Το κύριο μειονέκτημα της μοντελοποίησης GP είναι το ακριβό υπολογιστικό κόστος, ειδικά με την αύξηση των εκπαιδευτικών δειγμάτων. Αυτό το υψηλό κόστος οφείλεται στο γεγονός ότι ο GP κατασκευάζει ένα μοντέλο καθορίζοντας τη δομή ενός πίνακα συνδιακύμανσης που αποτελείται από μεταβλητή εισόδου $N \times N$ όπου η αντιστροφή του πίνακα που απαιτείται στις προβλέψεις έχει μια πολυπλοκότητα του $O(N^3)$. Οι [73, 74] εφάρμοσαν το μοντέλο GP για τον υπολογισμό της εξοικονόμησης ενέργειας κτιρίου μετά τον εξοπλισμό, προβλέποντας τη συνολική κατανάλωση ενέργειας. Το μοντέλο χρησιμοποίησε εξωτερική θερμοκρασία, σχετική υγρασία και καταμέτρηση

πληρότητας ως μεταβλητή εισόδου και θεώρησε ότι τα σφάλματα μέτρησης εξόδου προσέγγιζαν τα επίπεδα αβεβαιότητας. Αργότερα το 2013, οι [75] χρησιμοποίησαν την παλινδρόμηση GP για την πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης ψύξης και θέρμανσης ενός κτιρίου γραφείων στη φάση μετά τον εξοπλισμό. Φάνηκε τελικώς ότι η ακρίβεια του μοντέλου GP εξαρτάται πολύ από το εύρος δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμών.

Προτάθηκε ένα μακροπρόθεσμο μοντέλο πρόβλεψης GP για συνολική κατανάλωση ενέργειας ενός κτιρίου πανεπιστημιούπολης χρησιμοποιώντας έξυπνες μετρήσεις μετρητών και δεδομένα καιρού. Επιπλέον πρότειναν ένα μοντέλο βασισμένο σε GP για την υπηρεσία απόκρισης της ζήτησης προβλέποντας την κατανάλωση ενέργειας. Οι [76] στην εργασία τους συνέκριναν την ακρίβεια του GP και της γραμμικής παλινδρόμησης στην εξομοίωση μιας προσομοίωσης απόδοσης κτιρίου και απέδειξαν ότι η ακρίβεια του GP είναι τέσσερις φορές καλύτερη από τη δοκιμή γραμμικής παλινδρόμησης σε προσομοιωμένες μελέτες περιπτώσεων EnergyPlus που βρίσκονται στις ΗΠΑ.

Ο Burkhart και οι συνεργάτες του το 2014 ενσωμάτωσαν το GP με έναν αλγόριθμο μεγιστοποίησης προσδοκίας Monte Carlo για να εκπαιδεύσει το μοντέλο υπό αβεβαιότητα δεδομένων. Ο στόχος ήταν να βελτιστοποιηθεί η απόδοση του συστήματος κτιρίων γραφείων HVAC, προβλέποντας την καθημερινή ζήτηση ενέργειας. Η σχετική υγρασία και η θερμοκρασία περιβάλλοντος θεωρούνται ως συγκεκριμένες μεταβλητές εισόδου και καθημερινή πληρότητα με δύο διαφορετικά σενάρια (μέτρια και έντονα) ως αβέβαια δεδομένα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα μοντέλα μπορούν να εκπαιδευτούν ακόμη και με περιορισμένα δεδομένα ή αραιές μετρήσεις που χρησιμοποιήθηκαν κατά προσέγγιση και εύρος δεδομένων αντί για δεδομένα αισθητήρα.

Οι [77] ανέπτυξαν μία μέθοδο για βαθμονόμηση και ανάλυση αβεβαιότητας του μοντέλου προσομοίωσης ενέργειας κτιρίου. Χρησιμοποίησαν λεπτομερή προσομοίωση, GP με πυρήνα RFB και MLR για την πρόβλεψη μηνιαίας χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας και αερίου συστημάτων θέρμανσης και ψύξης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το GP δεν παρέχει μόνο ένα εργαλείο βελτιστοποίησης και ανάλυσης αβεβαιότητας των μοντέλων κτιριακής ενέργειας, αλλά επίσης δείχνει μεγαλύτερη ακρίβεια σε σύγκριση με ένα μοντέλο παλινδρόμησης.

Οι [78] χρησιμοποίησαν την GMM για να προβλέπει την ημερήσια / ωριαία κατανάλωση ενέργειας των εμπορικών κτιρίων (ένα μοντέλο αναφοράς DOE για supermarket και ένα

κτίριο καταστημάτων λιανικής) Αυτό το παραμερισμένο μοντέλο επιτρέπει την τοπική προσαρμογή ποσοτικού προσδιορισμού αβεβαιότητας για την κατασκευή δεδομένων.

Οι (Zhang et al., 2015) στην εργασία τους συνέκριναν μοντέλα σημείων αλλαγής, μοντέλα GP, GMM και FF-ANN για πρόβλεψη της χρήσης ενέργειας ζεστού νερού συστήματος HVAC ενός κτιρίου γραφείων, λαμβάνοντας υπόψη τα δεδομένα καιρού (θερμοκρασία ξηρού λαμπτήρα περιβάλλοντος) ως μεταβλητή εισόδου. Το ANN που χρησιμοποιήθηκε σε αυτήν την εργασία έχει ενεργοποιήσει ένα κρυφό στρώμα χρησιμοποιώντας τη λειτουργία εφαπτομενικής σιγμοειδούς μεταφοράς. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η καλύτερη απόδοση επετεύχθη χρησιμοποιώντας GMM και η χειρότερη από την ANN. Οι συγγραφείς κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι καθώς το ANN δεν τροφοδοτείται από επαρκή δεδομένα, δεν είναι κατάλληλο μοντέλο για τη περίπτωση. Αν και η ακρίβεια του GMM και του GP είναι ελαφρώς καλύτερη από την παλινδρόμηση του σημείου αλλαγής, η τελευταία συνιστάται λόγω της απλότητας της προσέγγισης. Πρέπει να σημειωθεί ότι οι μέθοδοι Gauss είναι η καλύτερη επιλογή για την ανάλυση της αβεβαιότητας και τη σύλληψη περίπλοκης κτιριακής συμπεριφοράς.

4.4 Ομαδοποίηση Αλγορίθμων

Η ομαδοποίηση είναι μια από τις γνωστές τεχνικές ML που προσδιορίζει τις έμμεσες σχέσεις, μοτίβα και διανομές σε σύνολα δεδομένων. Η ομαδοποίηση είναι μια μη εποπτευόμενη μέθοδος μάθησης που μπορεί να περιγράψει την κρυφή δομή σε μια συλλογή δεδομένων χωρίς ετικέτα. Στην κτιριακή ενέργεια, η πρωταρχική εφαρμογή αυτής της τεχνικής είναι η ταξινόμηση των κτιρίων με χρήση διαφόρων χαρακτηριστικών αντί για χρήση μόνο τύπου ή τοπολογία είναι πολύ επωφελής για την συγκριτική αξιολόγηση της ενεργειακής οικοδόμησης. Η ομαδοποίηση για μια τέτοια εφαρμογή συνεπάγεται τέσσερα βήματα: (α) συλλογές δεδομένων, (β) αναγνώριση χαρακτηριστικών και επιλογή, (γ) προσαρμογή του κατάλληλου αλγορίθμου συμπλέγματος και (δ) συγκριτική αξιολόγηση κάθε κτιρίου εντός διαβαθμισμένων ομάδων. Ο πιο κοινός αλγόριθμος συμπλέγματος είναι το k-means που αναζητά επαναληπτικά ένα τοπικό μέγιστο. Ο αλγόριθμος ξεκινά με μια τυχαία επιλογή k centroids (κέντρο συμπλέγματος) και κάθε δεδομένο αντιστοιχίζεται στο πλησιέστερο κεντρικό σημείο. Στη συνέχεια, όλα τα κεντροειδή υπολογίζονται εκ νέου χρησιμοποιώντας τον μέσο όρο όλων των σημείων

δεδομένων σε μια ομάδα. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται έως ότου ικανοποιεί ένα κριτήριο διακοπής (π.χ. επιτυγχάνεται ελάχιστη συγκέντρωση αποστάσεων).

Στοχεύοντας 320 σχολεία στην Ελλάδα, οι [79] πρότειναν μια μέθοδο ενεργειακής ταξινόμησης κτιρίων χρησιμοποιώντας ασαφή ομαδοποίηση [80]. Σκοπός ήταν η συλλογή της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας (θέρμανση και ηλεκτρική ενέργεια) για τρία χρόνια μαζί με πληροφορίες σχετικά με τις ώρες λειτουργίας, τον αριθμό των μαθητών, τα χαρακτηριστικά της δομής κ.λπ. Εφαρμόζοντας έναν αλγόριθμο ομαδοποίησης, καθορίζονται πέντε κατηγορίες ενεργειακής αξιολόγησης κτιρίων. Η ταξινόμηση βάσει ομαδοποίησης συγκρίνεται στη συνέχεια με παρόμοια διαδικασία αξιολόγησης συχνότητας που δείχνει ότι η ομαδοποίηση προσφέρει πιο ισχυρές κατηγορίες, επιλύοντας το πρόβλημα της χαμηλής και μη ισορροπημένης ή πολύ μεγάλης κατηγορίας σύνταξης. Οι συγγραφείς εφάρμοσαν αποτελέσματα σε δέκα περιπτώσεις μελέτης για τη διερεύνηση της πιθανής εξοικονόμησης ενέργειας. Οι [79] χρησιμοποίησαν 1100 σχολικά δείγματα για την ανάπτυξη ενός πλαισίου για την αξιολόγηση της κατανάλωσης ενέργειας θέρμανσης, με στόχο την αξιολόγηση της πιθανής εξοικονόμησης ενέργειας. Χρησιμοποιήθηκε μια k-mean συστάδα που ενσωματώνει αλγόριθμο PCA για να σχηματίσει πέντε κατηγορίες βαθμολογίας και να προσδιορίσει την αντιπροσωπευτική δημιουργία κάθε συμπλέγματος. Οι [81] πρότειναν έναν ενεργειακό έλεγχο βάσει συστάδων, λαμβάνοντας υπόψη την ψύξη και θέρμανση φορτίων ξενοδοχείων στην Ελλάδα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΤΗΡΙΟΥ ΒΑΣΕΙ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

5.1 Πρόβλεψη Ενεργειακού Φορτίου Κτιρίων με Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα

Στην εργασία τους οι [82] διερεύνησαν δύο αρχιτεκτονικές που βασίζονται σε LSTM: 1) τυπική LSTM και 2) αρχιτεκτονική Sequence to Sequence (S2S) που βασίζεται σε LSTM. Και οι δύο μέθοδοι εφαρμόστηκαν σε ένα σύνολο δεδομένων αναφοράς δεδομένων κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας από έναν οικιακό καταναλωτή. Και οι δύο αρχιτεκτονικές εκπαιδεύτηκαν και δοκιμάστηκαν σε σύνολα δεδομένων ανάλυσης χρονικού βήματος μιας ώρας και ενός λεπτού. Τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι το τυπικό LSTM απέτυχε σε δεδομένα ανάλυσης/λεπτό ενώ είχε καλή απόδοση σε δεδομένα ανάλυσης/ώρα. Ενώ αντίθετα η αρχιτεκτονική S2S είχε καλή απόδοση και στα δύο σύνολα δεδομένων. Περαιτέρω, αποδείχθηκε ότι οι παρουσιαζόμενες μέθοδοι παρήγαγαν συγκρίσιμα αποτελέσματα με τις άλλες μεθόδους βαθιάς μάθησης για την ενεργειακή πρόβλεψη στη βιβλιογραφία.

Επιπλέον, η πρόβλεψη ζήτησης ή φορτίου είναι ζωτικής σημασίας για τον μετριασμό των αβεβαιοτήτων του μέλλοντος [83]. Η μεμονωμένη πρόβλεψη ζήτησης σε επίπεδο κτιρίου είναι ζωτικής σημασίας καθώς και η πρόβλεψη συνολικών φορτίων. Όσον αφορά την απόκριση της ζήτησης, η πρόβλεψη σε επίπεδο κτιρίων συμβάλλει στην τοπική απόκριση της ζήτησης, καθώς τα έξυπνα δίκτυα ενσωματώνουν την κατανεμημένη παραγωγή ενέργειας [83]. Η έλευση των έξυπνων μετρητών κατέστησε εφικτή την απόκτηση δεδομένων ενεργειακής κατανάλωσης σε επίπεδο κτιρίου και μεμονωμένου τόπου. Έτσι, τα μοντέλα βάσει δεδομένων και στατιστικών προβλέψεων καθίστανται αξιόπιστα [84].

Η συνολική πρόβλεψη και η πρόβλεψη φόρτου σε επίπεδο κτιρίου μπορούν να διακριθούν σε τρεις διαφορετικές κατηγορίες: 1) Βραχυπρόθεσμα 2) Μεσοπρόθεσμα και 3) Μακροπρόθεσμα [83]. Έχει προσδιοριστεί ότι η πρόβλεψη φορτίου είναι εν γένει ένα δύσκολο πρόβλημα και ότι, η μεμονωμένη πρόβλεψη φόρτωσης σε επίπεδο κτιρίου είναι ακόμη πιο δύσκολη από την πρόβλεψη του συνολικού φορτίου [83, 84]. Στη βιβλιογραφία, δύο είναι οι βασικές μέθοδοι που υπάρχουν για την εκτέλεση πρόβλεψης ενεργειακού φορτίου: 1) μοντέλα βασισμένα σε αρχές φυσικής και 2) μοντέλα στατιστικής και μηχανικής μάθησης. Το επίκεντρο της εργασίας των [82] ανήκει στη δεύτερη κατηγορία, αυτή των

στατιστικών προβλέψεων φορτίου Στην εργασία τους οι [84], χρησιμοποίησαν σύνολα τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Network-ANN) για να εκτελέσουν την πρόβλεψη φορτίου σε επίπεδο κτιρίου. Τα ANN διερευνήθηκαν λεπτομερώς για τους σκοπούς και των τριών κατηγοριών πρόβλεψης φορτίου [85, 86]. Στην εργασία τους οι [87], χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο παλινδρόμησης μηχανών φορέα υποστήριξης σε συνδυασμό με την εμπειρική αποσύνθεση για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Οι [88] απέδειξαν ότι η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας προβλέπεται χρησιμοποιώντας μεθοδολογίες εκμάθησης πολλαπλών εργασιών βάσει πυρήνα. Οι [84] μοντελοποίησαν μεμονωμένα ηλεκτρικά φορτία νοικοκυριού χρησιμοποιώντας σποραδική κωδικοποίηση για την εκτέλεση μεσοπρόθεσμων προβλέψεων φορτίου. Έρευνες διαφορετικών τεχνικών που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη φορτίου, αναφέρονται στις εργασίες των [89; 90]. Παρά την εκτενή έρευνα η πρόβλεψη φορτίου σε επίπεδο περιοχής συνεχίζει να παραμένει ένα δύσκολο πρόβλημα.

Στην εργασία τους οι [82] διερεύνησαν μια μεθοδολογία βασισμένη στη βαθιά μάθηση για την εκτέλεση μεμονωμένων προβλέψεων φορτίου σε επίπεδο κτιρίου. Η βαθιά μάθηση επιτρέπει σε μοντέλα που αποτελούνται από πολλαπλά επίπεδα να μαθαίνουν αναπαραστάσεις σε δεδομένα. Η χρήση πολλαπλών επιπέδων επιτρέπει τη διαδικασία εκμάθησης να εκφέρεται με πολλαπλά επίπεδα αφαίρεσης. Η περιεκτική επισκόπηση και η ανασκόπηση των μεθοδολογιών βαθιάς μάθησης παρουσιάστηκαν στην εργασία των [91]. Σε προηγούμενες εργασίες για την πρόβλεψη φορτίου χρησιμοποιώντας βαθιά μάθηση, οι [83], εξερεύνησαν τις “Υπό Όρους Περιορισμού Μηχανές Boltzmann (Conditional Restricted Boltzmann Machines-CRBM)” [92] και τις “Μηχανές Boltzmann με Συντελεστή Υπό Όρους Περιορισμού (Factored Conditional Restricted Boltzmann Machines-FCRBM)” [92] για πρόβλεψη φορτίου σε επίπεδο κτιρίου. Οι συγγραφείς συνέκριναν τις δύο μεθόδους με διάφορες παραδοσιακές μεθόδους, όπως Μηχανές Φορέα Υποστήριξης και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος FCRBM ξεπερνά τις άλλες δοκιμασμένες μεθοδολογίες.

Στην εργασία των [82], διερευνήθηκε η αποτελεσματικότητα μιας διαφορετικής τεχνικής βαθιάς μάθησης για την εκτέλεση προβλέψεων σε επίπεδο κτιρίου. Η μεθοδολογία που παρουσιάστηκε χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο Long Short Term Memory (LSTM). Η εργασία των [82] διερεύνησε δύο παραλλαγές του LSTM: 1) την πρόβλεψη φορτίου χρησιμοποιώντας το πρότυπο LSTM και 2) την πρόβλεψη φορτίου χρησιμοποιώντας την αρχιτεκτονική Sequence to Sequence (S2S) με βάση το LSTM. Και οι δύο μεθοδολογίες

δοκιμάστηκαν σε ένα σύνολο δεδομένων αναφοράς το οποίο περιείχε δεδομένα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας για έναν και μόνο οικιακό πελάτη με αναλύσεις χρόνου ανά λεπτό και ανά ώρα. Για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκε το ίδιο σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία των [83]. Τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι η αρχιτεκτονική S2S που βασίζεται στο LSTM αποδίδει καλά και στους δύο τύπους συνόλων δεδομένων, ενώ το LSTM αποτυγχάνει να αποδώσει καλά τα δεδομένα ανάλυσης/λεπτό. Επιπλέον, φάνηκε ότι οι αλγόριθμοι που βασίζονται στο LSTM καταφέρνουν να παράγουν αποτελέσματα συγκρίσιμα με τα FCRBM και το CRBM [83].

Ο στόχος της ακόλουθης μεθοδολογίας είναι η όσο το δυνατόν πιο ακριβής εκτίμηση του ηλεκτρικού φορτίου (ενεργή ισχύς) για ένα χρονικό βήμα ή πολλαπλά χρονικά βήματα στο μέλλον, με βάση τα ιστορικά δεδομένα του ηλεκτρικού φορτίου. Δηλαδή έχοντας διαθέσιμες μετρήσεις φορτίου M , οι οποίες μπορούν να εκφραστούν ως:

$$y = \{y_{[0]}, y_{[1]}, \dots, y_{[M-1]}\}$$

όπου $y_{(t)}$ είναι η πραγματική μέτρηση φορτίου για το χρονικό βήμα t και πρέπει να προβλεφθεί το φορτίο για τα ακόλουθα - βήματα χρόνου $T-M$. Οι προβλεπόμενες τιμές φορτίου μπορούν να εκφραστούν ως:

$$\hat{y} = \{\widehat{y}_{[M]}, \widehat{y}_{[M+1]}, \dots, \widehat{y}_{[T]}\}$$

Όπου where $\widehat{y}_{[t]}$ είναι το προβλεπόμενο φορτίο για το χρονικό βήμα t .

Ως πρώτη τεχνική, διερευνήθηκε ο τυπικός αλγόριθμος LSTM. Η ενεργή ισχύς του προηγούμενου χρονικού βήματος και η ημερομηνία και ώρα της επιθυμητής πρόβλεψης χρησιμοποιούνται ως είσοδοι για το μοντέλο. Το διάνυσμα εισόδου μπορεί να εκφραστεί ως:

$$i_{[t]} = [y_{[t]} \text{day}_{[t]} \text{day_week}_{[t]} \text{hour}_{[t]}]$$

$$f_{[t]} = [\text{day}_{[t]} \text{day_week}_{[t]} \text{hour}_{[t]}]$$

Η έξοδος του δικτύου, $\widehat{y}_{[t]} \in \mathbb{R}$ είναι μια εκτίμηση της ενεργού ισχύος για το επόμενο χρονικό βήμα. Με αυτό το μοντέλο, το ηλεκτρικό φορτίο για το επόμενο χρονικό βήμα θα προβλεφθεί δεδομένου ενός συνόλου μετρήσεων φορτίου του παρελθόντος. Για περαιτέρω πρόβλεψη στο μέλλον, οι προβλέψεις που γίνονται από το μοντέλο μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως πρόσθετες είσοδοι για το επόμενο χρονικό βήμα. Στη συνέχεια, το διάνυσμα εισόδου του επόμενου βήματος μπορεί να εκφραστεί ως:

$$i_{[t+1]} = [\widehat{y}_{[t]} day_{[t+1]} day_week_{[t+1]} hour_{[t+1]}]$$

Για την εκπαίδευση του μοντέλου, χρησιμοποιείται οπίσθια διάδοση μέσω του χρόνου (BPTT). Το δίκτυο ξετυλίγεται με σταθερό αριθμό χρονικών βημάτων. Το προκύπτον δίκτυο θεωρείται ως ένα πολύ βαθύ πρότυπο τροφοδοσίας προς τα εμπρός δίκτυο με κοινές παραμέτρους. Επομένως, μπορεί να εφαρμοστεί η τυπική οπίσθια διάδοση για εκπαίδευση του δικτύου, χρησιμοποιώντας μια μέθοδο βασισμένη σε διαβάθμιση όπως το Stochastic Gradient Descent (SGD).

Η αντικειμενική συνάρτηση που ελαχιστοποιείται εκφράζεται ως:

$$L = \sum_{t=1}^M (y_{[t]} - \widehat{y}_{[t]})^2$$

Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ελαχιστοποίησης, χρησιμοποιείται μια μέθοδος που ονομάζεται Norm clipping [93] για την ανακούφιση του προβλήματος της βαθμιαίας έκρηξης.

Για την εκπαίδευση, ο αλγόριθμος ADAM [94] χρησιμοποιήθηκε ως βαθμιαίος βελτιστοποιητής, αντί του SGD. Το ADAM ξεπέρασε το SGD από την άποψη της ταχύτερης σύγκλισης και των χαμηλότερων λόγων σφάλματος. Η εκτέλεση πραγματοποιήθηκε με 50 βήματα ($M = 50$).

5.2 Μοντέλα Πρόβλεψης Ηλεκτρικού Φορτίου Βάσει Νευρωνικών Δικτύων

Οι [95] συνέκριναν τρία μοντέλα πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου που βασίζονται σε νευρωνικό δίκτυο (neural network-NN): νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας προς τα εμπρός (feedforward neural network-FFNN), επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (recurrent neural network-RNN) και νευρωνικά δίκτυα μη γραμμικά εξωγενή αυτό-παλινδρομούντα (nonlinear autoregressive exogenous-NARX). Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης έδειξαν ότι το μοντέλο NARX που βασίζεται σε NN υπερτερεί των υπολοίπων, επειδή μπορεί να επαναχρησιμοποιήσει τα προβλεπόμενα δεδομένα φορτίου για να αντικατοπτρίζει την τάση πρόβλεψης. Οι [96] πρότειναν ένα δυναμικό μοντέλο πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου με βάση τα NN και το συνέκριναν με τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης Holt – Winters (exponential smoothing-ES) και εποχιακού ενσωματωμένου κινητού μέσου όρου αυτό-παλινδρόμησης (SARIMA). Ανέφεραν ότι το μοντέλο τους θα μπορούσε να επιτύχει καλύτερο μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (MAPE). Οι [97] πρότειναν ένα μοντέλο STLFL βασισμένο σε εμπειρική αποσύνθεση (empirical mode decomposition-EMD) και σε

δίκτυο συνδέσμου τυχαίων διανυσματικών συναρτήσεων (random vector function link-RVFL). Χρησιμοποίησαν το EMD για να αποσυνθέσουν τα δεδομένα ηλεκτρικού φορτίου σε μια σειρά από λειτουργίες εσωτερικών συναρτήσεων και ένα υπόλοιπο. Στη συνέχεια, το δίκτυο RVFL εκπαιδεύτηκε για κάθε λειτουργία εσωτερικής συνάρτησης, συμπεριλαμβανομένου του υπολοίπου. Ανέφεραν ότι το μοντέλο τους είχε την καλύτερη απόδοση από έξι μοντέλα συγκριτικής αξιολόγησης (π.χ. Ανθεκτικότητα, παλινδρόμηση φορέα υποστήριξης (support vector regression-SVR), single-HL τροφοδότηση προς τα εμπρός NN, RVFL, EMD και EMD με βάση το SVR). Η [98] πρότεινε μια προσέγγιση οπίσθιας διάδοσης που βασίζεται σε αλγόριθμο Bat για πρόβλεψη βραχυπρόθεσμων ηλεκτρικών φορτίων λαμβάνοντας υπόψη τους καιρικούς παράγοντες (δηλαδή τη θερμοκρασία και την υγρασία). Η προσέγγισή τους μείωσε σημαντικά την προσπάθεια δοκιμής και σφάλματος στη φάση της εκπαίδευσης και παρήγαγε επίσης μια τεχνική STLF που ήταν πιο αποτελεσματική, προσαρμοστική και βελτιστοποιημένη από τις προσεγγίσεις που βασίζονται στο ANN. Οι [99], στην εργασία τους, πρότειναν ένα μοντέλο STLF βασισμένο σε ένα γενικευμένο νευρωνικό δίκτυο παλινδρόμησης (generalized regression neural network-GRNN) και ανέφεραν ότι η ακρίβεια της πρόβλεψης του μοντέλου ήταν υψηλότερη από εκείνη του νευρωνικού δικτύου οπίσθιας διάδοσης (BPNN). Ο [100] ανέφερε ένα μοντέλο πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου διαστήματος 15 λεπτών που βασίζεται σε επαναλαμβανόμενη μηχανή ακραίας εκμάθησης (recurrent extreme learning machine-RELM). Στο RELM, η μηχανή ακραίας εκμάθησης (ELM) προσαρμόστηκε για να εκπαιδεύσει ένα ενιαίο κρυφό στρώμα Jordan RNN. Το RELM παρουσίασε καλύτερη απόδοση από άλλες μεθόδους μηχανικής εκμάθησης, όπως το παραδοσιακό ELM, τη γραμμική παλινδρόμηση και το GRNN, όσον αφορά την τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Οι [101] πρότειναν ένα υβριδικό μοντέλο πρόβλεψης ηλεκτρικού ωριαίου φορτίου βασισμένο σε ELM και εναλλαγή μεθόδων βελτιστοποίησης συσσωρευμένων στροφών σωματιδίων (SDPSO). Στο μοντέλο, τα βάρη εισόδου και οι προκαταλήψεις ELM βελτιστοποιήθηκαν με τη μέθοδο SDPSO. Το μοντέλο βελτίωσε σημαντικά την ακρίβεια της πρόβλεψης σε σύγκριση με τη λειτουργία ακτινικής βάσης των NN. Οι [102] πρότειναν ένα σύνολο ωριαίου μοντέλου STLF βασισμένο σε μετασχηματισμό κύματος, ELM και μερική παλινδρόμηση ελαχίστων τετραγώνων (partial least squares regression-PLSR). Η προσέγγιση του συνόλου με βάση τα κύματα χρησιμοποίησε διαφορετικές προδιαγραφές κύματος για να δημιουργήσει ένα σύνολο μεμονωμένων προγνωστικών παραγόντων. Για κάθε υπο-συστατικό που λαμβάνεται από την αποσύνθεση των κυμάτων, δημιουργήθηκε ένα παράλληλο μοντέλο πρόβλεψης 24 ELM. Για να

βελτιωθεί η ακρίβεια του μοντέλου, μεμονωμένες έξοδοι συνδυάστηκαν χρησιμοποιώντας τη μέθοδο PLSR. Ανέφεραν ότι το μοντέλο τους θα μπορούσε να παρέχει ανώτερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σύγκριση με άλλα μοντέλα. Στην εργασία τους, οι [83] πρότειναν δύο μοντέλα STLF που βασίζονται στην υποθετική περιορισμένη υπό όρους μηχανή Boltzmann (conditional restricted Boltzmann machine-CRBM) και την υπό περιορισμό υπό όρους μηχανή Boltzmann (factored conditional restricted Boltzmann machine FCRBM). Όσον αφορά την ακρίβεια των προβλέψεων, το FCRBM ξεπέρασε τα ANN, SVR, RNN και CRBM. Οι [103] συνέκριναν την εκπαιδευτική ικανότητα της οπίσθιας διάδοσης και του Levenberg – Marquardt (LM) του ANN για STLF. Θεωρούσαν το ιστορικό ηλεκτρικό φορτίο, τους παράγοντες χρόνου και τις καιρικές πληροφορίες ως μεταβλητή εισόδου του μοντέλου STLF που βασίζεται σε ANN. Χρησιμοποίησαν τα μοντέλα πρόβλεψης για να προβλέψουν το ωριαίο ηλεκτρικό φορτίο του δικτύου ISO New England. Τα πειραματικά τους αποτελέσματα έδειξαν ότι η LM επέδειξε καλύτερα αποτελέσματα από την οπίσθια διάδοση σε σχέση με το MAPE. Οι [104] πρότειναν ένα ωριαίο μοντέλο πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου βασισμένο σε LM που βασίζεται σε ANN. Το συγκεκριμένο μοντέλο εφαρμόστηκε σε πολλά σύνολα δεδομένων και τα αποτελέσματα που ελήφθησαν συγκρίθηκαν με τα δημοσιευμένα αποτελέσματα. Οι [105] παρουσίασαν το ωριαίο μοντέλο πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου του New England Power Pool (NEPOOL) στο ISO New England χρησιμοποιώντας το LN που βασίζεται σε ANN. Χρησιμοποίησαν ιστορικό ηλεκτρικό φορτίο, παράγοντες χρόνου και πληροφορίες καιρού ως μεταβλητές εισόδου και ωριαίο ηλεκτρικό φορτίο ως μεταβλητή εξόδου για να εκπαιδεύσουν το ANN. Ξεχωριστή εκπαίδευση και πρόβλεψη πραγματοποιήθηκαν για εργάσιμες ημέρες, μόνο σαββατοκύριακα και σαββατοκύριακα συμπεριλαμβανομένων των αργιών. Δεδομένου ότι το σύνολο δεδομένων ISO New England που χρησιμοποιήθηκε σε προηγούμενες μελέτες [105, 104] παρουσίαζε εκτεταμένη γεωγραφική κάλυψη του συλλεγόμενου ηλεκτρικού φορτίου, έδειξε μοτίβα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας χωρίς επιπλοκές. Ως εκ τούτου, το ANN με ένα HL παρουσίασε ικανοποιητική απόδοση πρόβλεψης με την κατάλληλη εκπαίδευση απλών προτύπων. Ωστόσο, στόχος αποτελεί η πρόβλεψη της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας κτιρίων ή συστάδων κτιρίων που εμφανίζουν πολύπλοκα πρότυπα ενεργειακής κατανάλωσης. Ως εκ τούτου, θεωρείται τόσο το ANN με ένα HL, όσο και ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο (DNN) με δύο ή περισσότερα HL ότι αντικατοπτρίζουν αποτελεσματικά τα περίπλοκα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας. Ένα DNN χρησιμοποιήθηκε πρόσφατα στην πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου [106, 107]. Για παράδειγμα, οι [108] στην εργασία τους, πρότειναν ένα μοντέλο STLF χρησιμοποιώντας

δίκτυα βαθιάς πεποίθησης (DBN), το οποίο περιελάμβανε πολλαπλά στρώματα περιορισμένης μηχανής Boltzmann (RBM). Τα αποτελέσματα πρόβλεψης του DBN συγκρίθηκαν με αυτά του FFNN καθώς και με τα δεδομένα φόρτωσης πρόβλεψης που παρείχε ο διαχειριστής συστήματος της πΓΔΜ. Το MAPE του προτεινόμενου μοντέλου ήταν το υψηλότερο από τα υπόλοιπα μοντέλα πρόβλεψης. Οι [109] ανέφεραν μια μέθοδο βαθιάς μάθησης που βασίζεται σε EMD και DBN για STLF. Συνέκριναν εννέα μεθόδους αναφοράς (π.χ. Ανθεκτικότητα, SVR, ANN, DBN, τυχαίο δάσος, σύνολο DBN, SVR με βάση EMD, μεμονωμένο HL εμπρόσθια τροφοδότηση με βάση EMD και τυχαίο δάσος με βάση EMD) για να επαληθεύσουν την αποτελεσματικότητα της μεθόδου τους. Αξιολόγησαν την απόδοση πρόβλεψης των μοντέλων χρησιμοποιώντας RMSE και MAPE. Η προσέγγιση βαθιάς μάθησης με βάση το EMD παρουσίασε ανώτερη απόδοση στις στατιστικές δοκιμές. Οι [110] πρότειναν δύο μοντέλα πρόβλεψης φορτίου με βάση το DNN χρησιμοποιώντας RBM προ-εκπαίδευσης και διορθωμένες γραμμικές μονάδες (ReLU) χωρίς προ-εκπαίδευση. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης έδειξαν ότι τα μοντέλα τους ήταν πιο ακριβή και ανθεκτικά σε σύγκριση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης, όπως π.χ. τα ρηγά NN, τα διπλά εποχιακά Holt-Winters και το SARIMA. Οι [111] ανέπτυξαν μεθόδους βαθιάς μάθησης για την επίτευξη ακριβούς και αξιόπιστης πρόβλεψης φορτίου ψύξης κτιρίων. Οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης (DNN; εποπτευόμενη μάθηση, βαθιά αυτόματη κωδικοποίηση (DAE) · μη εποπτευόμενη μάθηση) συγκρίθηκαν με επτά μεθόδους αναφοράς (εποπτευόμενη μάθηση) και υπάρχουσες μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών (μη εποπτευόμενη μάθηση), που χρησιμοποιήθηκαν στον οικοδομικό τομέα, με όρους ακρίβειας και αποδοτικότητας υπολογισμού. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης θα μπορούσαν να βελτιώσουν την απόδοση πρόβλεψης, ιδιαίτερα όταν το DAE χρησιμοποιήθηκε για την κατασκευή χαρακτηριστικών υψηλού επιπέδου ως πρόβλεψη εισόδων μοντέλου. Οι [112] δημιούργησαν δύο μοντέλα STLF βασισμένα σε βαθιά NN εμπρόσθια τροφοδότηση και επαναλαμβανόμενα DNN και ανέφεραν ότι επέτρεψαν την εξαγωγή ενός χαρακτηριστικού από τις αρχικές «ακατέργαστες» μετρήσεις ισχύος εκμεταλλευόμενοι την κοινή παράσταση χρόνου-συχνότητας των σημάτων φορτίου. Η μέθοδος τους θα μπορούσε να διαμορφώσει τους κυρίαρχους παράγοντες που επηρέασαν τα πρότυπα ηλεκτρικού φορτίου. Οι [113] πρότειναν ένα μοντέλο STLF βασισμένο σε βαθύ συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (convolutional neural network-CNN), στο οποίο το επίπεδο εισόδου υποδηλώνει πληροφορίες προηγούμενων ηλεκτρικών φορτίων και οι τιμές εξόδου αντιπροσωπεύουν το προβλεπόμενο ηλεκτρικό φορτίο. Ανέφεραν ότι το πιο κρίσιμο χαρακτηριστικό θα μπορούσε να εξαχθεί με τα σχεδιασμένα μονοδιάστατα (1D) στρώματα

συνέλιξης και συγκέντρωσης και ότι το συγκεκριμένο μοντέλο ήταν πιο ακριβές από πέντε μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης, όπως SVR, τυχαίο δάσος, δέντρο αποφάσεων, πολυεπίπεδη perceptron (multilayer perceptron-MLP) και δίκτυο βραχυπρόθεσμης μνήμης (long short-term memory-LSTM).

Επιπλέον, το RNN που βασίζεται στο LSTM παρουσίασε ευνοϊκή απόδοση σε πραγματικό χρόνο STLTF [82,114]. Ωστόσο, τα δίκτυα LSTM θα μπορούσαν να αντικατοπτρίζουν το προηγούμενο σημείο για την πρόβλεψη του επόμενου σημείου [115]. Η πρόβλεψη ενός έξυπνου πλέγματος πρέπει να προγραμματιστεί έως και μετά από 1 ημέρα, τα δίκτυα LSTM δεν είναι κατάλληλα για πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου διαστήματος 30 λεπτών, επειδή υπάρχει κενό 47 σημείων. Επομένως, επίκεντρο αποτελεί το μοντέλο πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου που βασίζεται στην ANN για αποτελεσματικό προγραμματισμό ημέρας σε έξυπνα δίκτυα.

5.3 Εφαρμογή Προγνωστικού Ελέγχου σε Εμπορικό Σύστημα Διαχείρισης Ενέργειας Κτιρίων ME Νευρωνικά Δίκτυα

Τα περισσότερα υπάρχοντα εμπορικά συστήματα διαχείρισης ενέργειας κτιρίων (building energy management system-BEMS) βασίζονται σε κανόνες αντίδρασης. Αυτό σημαίνει ότι μια ενέργεια αποτελεί το αποτέλεσμα ενός συμβάντος. Κατά συνέπεια, τέτοια συστήματα δεν μπορούν να προβλέψουν μελλοντικά σενάρια και συνεπώς συμβάντα για τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας κτιρίων. Στην εργασία [116] παρουσίασαν τη διαδικασία εφαρμογής μιας στρατηγικής πρόβλεψης ελέγχου σε ένα εμπορικό BEMS για λέβητες σε κτίρια και περιέγραψαν τα αποτελέσματα που επιτεύχθηκαν. Ο προτεινόμενος έλεγχος βασίζεται σε ένα νευρωνικό δίκτυο που ενεργοποιεί τον λέβητα κάθε μέρα στον βέλτιστο χρόνο, σύμφωνα με το περιβάλλον, για να επιτύχει επίπεδα θερμικής άνεσης στην αρχή της εργάσιμης ημέρας. Η στρατηγική ελέγχου που παρουσιάζεται στην εργασία [116] συγκρίθηκε με την τρέχουσα στρατηγική ελέγχου που εφαρμόστηκε στο BEMS και βασίστηκε στον προγραμματισμένο έλεγχο on/off. Η στρατηγική ελέγχου δοκιμάστηκε κατά τη διάρκεια μιας περιόδου θέρμανσης και χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο βασικών δεικτών απόδοσης για την αξιολόγηση των πλεονεκτημάτων της προτεινόμενης στρατηγικής ελέγχου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η εφαρμογή προγνωστικού ελέγχου σε BEMS για λέβητες κτιρίων μπορεί να μειώσει την ενέργεια που απαιτείται για τη θέρμανση του κτηρίου κατά περίπου 20% χωρίς να διακυβεύεται η άνεση του χρήστη.

Η επιλογή των δεδομένων εισαγωγής και ο αριθμός των νευρώνων που χρησιμοποιούνται στο κρυφό στρώμα είναι κρίσιμες πτυχές. Πρόκειται για ένα θέμα το οποίο προκύπτει μόνο με δοκιμή και σφάλμα [117].

Στη βιβλιογραφία χρησιμοποιούνται δύο εμπειρικοί τύποι για τον προσδιορισμό του βέλτιστου αριθμού των κρυμμένων/μυστικών νευρώνων (πρόκειται για τις εξισώσεις που ακολουθούν) [118, 119].

$$N_h = 2xN_i + 1$$

$$N_h = \frac{1}{2}x(N_i + N_o) + \sqrt{NTP}$$

Όπου N_h είναι ο αριθμός των κρυφών νευρώνων, N_i είναι ο αριθμός των εισόδων, N_o είναι ο αριθμός των εξόδων και NTP αυτός είναι ο αριθμός των προτύπων εκπαίδευσης.

Δοκιμάστηκαν διάφορες δομές νευρικού δικτύου με διαφορετικούς αριθμούς νευρώνων στο κρυφό στρώμα. Οι παραπάνω εξισώσεις χρησιμοποιήθηκαν για τον προσδιορισμό του ελάχιστου και μέγιστου αριθμού νευρώνων στο κρυφό στρώμα, ανάλογα με τον αριθμό των εισόδων και τον αριθμό των προτύπων εκπαίδευσης. Η χρήση της πρώτης από τις δύο εξισώσεις έδειξε ότι ο ελάχιστος αριθμός νευρώνων στο κρυφό στρώμα ήταν 7 ενώ η δεύτερη έδειξε ότι ο μέγιστος αριθμός νευρώνων στο κρυφό στρώμα ήταν 14.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται γενικά στη βιβλιογραφία για νευρώνες στο κρυφό στρώμα είναι σιγμοειδής ή υπερβολική εφαπτομένη [120]. Για τους νευρώνες του στρώματος εξόδου, η καλύτερη λύση είναι η χρήση μιας γραμμικής συνάρτησης [121] ενώ στην εργασία [116], η υπερβολική εφαπτομένη χρησιμοποιήθηκε στο κρυφό στρώμα και η γραμμική συνάρτηση χρησιμοποιήθηκε για το επίπεδο εξόδου.

5.4. Σύστημα Ασαφούς Ελέγχου για Έξυπνη Διαχείριση Ενέργειας στο Κτίρια Κατοικιών

Οι σύγχρονες λύσεις αυτοματισμού ενέργειας και οι εφαρμογές απόκρισης ζήτησης βασίζονται σε προφίλ φορτίου για την αποτελεσματική παρακολούθηση και διαχείριση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας. Η εισαγωγή έξυπνων συστημάτων ελέγχου, τα οποία είναι ικανά να χειριστούν επιπλέον ασαφείς παραμέτρους, όπως δεδομένα καιρού, μέσω μεθόδων μηχανικής μάθησης, προσφέρει πολύτιμες πληροφορίες σε μια προσπάθεια βελτιστοποίησης της συμπεριφοράς των καταναλωτών. Μετά από πρόσφατες εξελίξεις στον τομέα του ασαφούς ελέγχου, μία μελέτη [122] παρουσίασε τον σχεδιασμό και την εφαρμογή ενός συστήματος ασαφούς ελέγχου που επεξεργάζεται

περιβαλλοντικά δεδομένα προκειμένου να προτείνει ελάχιστες τιμές κατανάλωσης ενέργειας για ένα συγκρότημα κατοικιών. Το συγκεκριμένο σύστημα ακολούθησε την αλυσιδωτή προσέγγιση «Mamdani» και χρησιμοποιεί την ευθυγράμμιση των αποφάσεων για τη δημιουργία κανόνων. Επιπλέον, ένας υβριδικός επιλογέας δυνατοτήτων υλοποιείται με βάση τις μετρήσεις XGBoost και αποφάσεων για τη σημασία της δυνατότητας. Η προτεινόμενη δομή ανακαλύπτει και δημιουργεί ένα μικρό σύνολο ασαφών κανόνων που επισημαίνουν τη συμπεριφορά κατανάλωσης ενέργειας του κτιρίου με βάση δεδομένα χρονοσειρών της προηγούμενης λειτουργίας. Στη συγκεκριμένα έρευνα, παρουσιάζεται η απόκριση του ασαφούς συστήματος που βασίζεται σε δείγματα δεδομένων εισόδου και η αξιολόγηση της απόδοσής του δείχνει ότι η δημιουργία βασικών κανόνων προέρχεται με βελτιωμένη ακρίβεια. Επιπλέον, δημιουργείται ένα συνολικά μικρότερο σύνολο κανόνων και ο υπολογισμός είναι ταχύτερος σε σύγκριση με τη διαμόρφωση της απόφασης.

Η συγκεκριμένη έρευνα [122] διερεύνησε μια ασαφή προσέγγιση σχεδιασμού συστήματος για ένα κτίριο κατοικιών με βάση τις καιρικές παραμέτρους, προκειμένου να αντλήσει συστάσεις για τις ελάχιστες τιμές κατανάλωσης ενέργειας βάσει περιβαλλοντικών δεδομένων. Δεδομένου ότι οι κανόνες του συστήματος είναι άγνωστοι και η μη γραμμικότητα των καταγεγραμμένων δεδομένων χρονοσειρών αυξάνει τη συνολική πολυπλοκότητα του περιβάλλοντος, κατασκευάστηκε ένα μοντέλο μηχανικής εκμάθησης και η μονάδα λήψης αποφάσεων του ασαφούς συστήματος τροποποιήθηκε σε μια προσπάθεια δημιουργίας ακριβών κανόνων με βάση την προηγούμενη λειτουργία του κτιρίου. Σε σύγκριση με το πιο παραδοσιακό μοντέλο δημιουργίας κανόνων αποφάσεων, η δομή κατάφερε να συρρικνώσει το σύνολο κανόνων κατά 65%, επιτυγχάνοντας ελαφρώς καλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης. Η διαστατικότητα αποδείχθηκε μια άλλη πρόκληση για αυτό το σύστημα, δεδομένου ότι συνολικά 85 χαρακτηριστικά θα οδηγούσαν σε μία μεγάλη ποικιλία αποφάσεων που θα ήταν δύσκολο να ερμηνευτεί και το δημιουργημένο σύνολο κανόνων θα επιβράδυνε τον χρόνο υπολογισμού. Επομένως, η απόφαση για την εφαρμογή ενός υβριδικού επιλογέα χαρακτηριστικών σε μια προσπάθεια εύρεσης των πιο σημαντικών γλωσσικών όρων οδήγησε σε μια σημαντική δομική βελτιστοποίηση, καθώς το υπόλοιπο σύνολο χαρακτηριστικών ήταν 84% μικρότερο από το αρχικό, και οι ευκρινείς τιμές εισόδου είχαν ουσιαστικά φιλτραριστεί έναντι της βάσης κανόνων για την εξάλειψη

περιπτώσεων χαρακτηριστικών — δηλαδή λειτουργιών που δεν συμβάλλουν στις συνθήκες οποιουδήποτε κανόνα. Κατά συνέπεια, η υπολογιστική απόδοση είναι αποδεκτή, καθώς η απόκριση του συστήματος είναι εντός του χρονικού διαστήματος καταγραφής της μέτρησης κατανάλωσης της ενέργειας μέσω έξυπνων μετρητών. Η βασική γραμμική της δομής των αποφάσεων που περιλαμβάνει όλες τις διαθέσιμες μεταβλητές είχε ως αποτέλεσμα ένα μεγαλύτερο και λιγότερο ακριβές σύνολο κανόνων. Επομένως, δεν υπήρχε έξοδος για το βασικό σύστημα εντός των διαστημάτων των 10 λεπτών. Για τους σκοπούς της συγκεκριμένης έρευνας, οι ερευνητές της [122] χρησιμοποίησαν έναν αποδεκτό χρόνο υπολογισμού εντός του διαστήματος μέτρησης, επειδή η ασαφής λογική δεν ήταν συνεχώς ακριβής και η έξοδος των ασαφών συστημάτων ενδέχεται να μην αναγνωρίζεται γενικά [123]. Η μετατόπιση της εστίασης σε γρηγορότερους χρόνους υπολογισμού θα μπορούσε να είναι επιζήμια για τη σταθερότητα του συστήματος λόγω βελτιώσεων που θα μπορούσαν να έχουν μεγαλύτερη επίδραση από τη σημασία των χαρακτηριστικών, με αποτέλεσμα έναν ανεπαρκή αριθμό ελέγχων κανόνων. Έτσι, η έρευνα εστίασε στη δομή και την ποιότητα των χαρακτηριστικών προκειμένου να διασφαλιστεί η σωστή αναπαράσταση της γνώσης.

Επιπλέον, η λήψη αποφάσεων θα μπορούσε εύκολα να επαναπροσδιοριστεί, ώστε να αντιμετωπίσει μελλοντικές αλλαγές στην πληρότητα και τη λειτουργία της συσκευής. Οι προκύπτουσες τιμές κατανάλωσης ενέργειας αντιπροσωπεύουν τη βέλτιστη κατανάλωση υπό τις καθορισμένες καιρικές συνθήκες και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν από εφαρμογές προκειμένου να ενημερώσουν τους καταναλωτές, ενθαρρύνοντάς τους να διατηρήσουν ή να αλλάξουν τις καταναλωτικές τους συνήθειες, εισάγοντας έτσι λιγότερα ακανόνιστα μοτίβα στα προφίλ φορτίου τους. Εναλλακτικά, η απόκριση αυτού του ασαφούς συστήματος θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές απόκρισης ζήτησης από την πλευρά του παρόχου, προκειμένου να οδηγήσει σε έμμεσες προσαρμογές στη συμπεριφορά των καταναλωτών μέσω διαφορετικών συστημάτων τιμολόγησης. Δεδομένου ότι μια άμεση προσαρμογή που στοχεύει την καμπύλη προφίλ του φορτίου θα μπορούσε να οδηγήσει σε δυσαρέσκεια των καταναλωτών, μια έμμεση προσαρμογή που βασίζεται στη συνιστώμενη κατανάλωση θα μπορούσε να δώσει κίνητρο στους καταναλωτές να διαχειριστούν και να σχεδιάσουν τις δραστηριότητές τους εθελοντικά. Η ενσωμάτωση της προτεινόμενης δομής σε εφαρμογές καταναλωτών ή παρόχων θα

μπορούσε να είναι γενικά φιλική προς τον χρήστη, καθώς οι περιβαλλοντικές μετρήσεις και οι έξυπνες πληροφορίες μέτρησης θα μπορούσαν να παρέχονται αυτόματα, χωρίς τη συμβολή ενός ειδικού για την εξαγωγή γνώσεων σε ένα συγκεκριμένο συγκρότημα κατοικιών. Επιπλέον, ανάλογα με την παραμετροποίηση που χρησιμοποιείται στη διαμόρφωση των λειτουργιών συμμετοχής για κάθε περίπτωση χρήσης, αυτό το σύστημα θα μπορούσε να είναι κατάλληλο για οποιοδήποτε συγκρότημα κατοικιών. Δεδομένου ότι οι ερευνητές της έρευνας [122] χρησιμοποίησαν ασαφή λογική για να χαρτογραφήσουν την είσοδο και την έξοδο σε γλωσσικούς όρους μέσω μιας διεπαφής προγραμματισμού εφαρμογών, θα μπορούσε να είναι βολικό για τους προγραμματιστές να χρησιμοποιούν αυτούς τους γλωσσικούς όρους όταν αναφέρονται στην απόκριση εξόδου, χαρακτηρίζοντας έτσι την ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας σε έναν πιο ερμηνεύσιμο τρόπο.

5.5. Μοντέλα Πρόβλεψης Ενέργειας με Νευρωνικά δίκτυα

Η εξέλιξη του έξυπνου δικτύου και της τεχνολογίας έξυπνης μέτρησης επέτρεψε στους παρόχους ηλεκτρικής ενέργειας να αναπτύξουν πιο εξελιγμένα προγράμματα ανταπόκρισης στις απαιτήσεις, προκειμένου να επηρεάσουν τα πρότυπα κατανάλωσης των πελατών τους προσαρμόζοντας τα μηνύματα κατά την τιμολόγηση. Στο σύγχρονο δίκτυο, τα προγράμματα ανταπόκρισης στις απαιτήσεις εκμεταλλεύονται τις εξαρτήσεις των ροών πληροφοριών που ρέουν μεταξύ πελατών και προμηθευτών. Οι πελάτες επιτρέπουν τη δημιουργία και τον έλεγχο των προφίλ φορτίου τους, παρέχοντας έξυπνα δεδομένα μετρητών που αντικατοπτρίζουν τα πρότυπα κατανάλωσής τους· τα δεδομένα προέρχονται απλά από την καθημερινή λειτουργία των συσκευών τους. Οι προμηθευτές μπορούν στη συνέχεια να ερμηνεύσουν αυτά τα δεδομένα και αφού προσδιορίσουν τις τάσεις της ζήτησης, μπορούν να τις αντανακλούν στις προσδοκίες προσφοράς μέσω της αλλαγής των μηνυμάτων κατά την τιμολόγηση, τα οποία, με τη σειρά τους, μπορούν να αλλάξουν ή να μετατοπίσουν τα πρότυπα κατανάλωσης. Με αυτόν τον τρόπο, η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να αντιμετωπιστεί σε ένα δυναμικό περιβάλλον. Αναζητώντας μεγαλύτερη ευελιξία και βελτιστοποίηση απόκρισης στην ζήτηση, καθώς και καλύτερη υποστήριξη τρίτων παραγόντων μέσω αυτοματισμού, υπάρχει συνεχιζόμενη έρευνα στον τομέα που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ακριβέστερων τεχνικών πρόβλεψης φορτίου, προκειμένου να επιτευχθεί ακόμη πιο δυναμικές ρυθμίσεις μηνυμάτων κατά την

τιμολόγηση. Ως εκ τούτου, υπάρχει σημαντική συμβολή από τους τομείς της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης στον ενεργειακό τομέα μέσω διαφόρων μοντέλων και τεχνικών που στοχεύουν στη διαχείριση και την πρόβλεψη των διακυμάνσεων των τιμών και των φορτίων σε πραγματικό χρόνο.

Δεδομένου ότι τα δεδομένα που εξάγονται από έξυπνους μετρητές έχουν τη μορφή χρονοσειρών, πολλές στατιστικές μέθοδοι και μοντέλα κλασικής μηχανικής μάθησης έχουν σχετικά δύσκολες εφαρμογές λόγω της χρονικής διαφοράς και του περιορισμού των σημείων των δεδομένων σχετικά με τις ελλείπουσες τιμές, τις εξαρτήσεις δεδομένων και τη διάσταση. Το πρόβλημα των τιμών που λείπουν αναφέρονται στην πλήρη απουσία ορισμένων δειγμάτων ή στην ύπαρξη μη ερμηνεύσιμων καταχωρίσεων δεδομένων σε ένα σύνολο δεδομένων. Οι τιμές που λείπουν εισάγουν ένα επίπεδο αβεβαιότητας και προκατάληψης που υποβαθμίζει την απόδοση των κλασικών μοντέλων. Επομένως, πρέπει να προσδιοριστούν οι λόγοι πίσω από την ύπαρξη ελλειπόντων δεδομένων και πρέπει να εξεταστούν τεχνικές καταλογισμού στην προεπεξεργασία των δεδομένων προκειμένου να δημιουργηθούν πιο ισχυρά κλασικά μοντέλα. Στην άλλη πλευρά του φάσματος, τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων συχνά παραλείπουν τιμές που λείπουν χωρίς σημαντική απώλεια ποιότητας στα αποτελέσματα. Επιπλέον, οι εξαρτήσεις δεδομένων αναφέρονται στις κρυφές σχέσεις και μοτίβα, όπως τάσεις, που θα μπορούσαν να παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες σχετικά με τις χρονοσειρές. Τα παραδοσιακά μοντέλα «Autoregressive Integrated Moving Average» (ARIMA) βασίζονται σε γραμμικές σχέσεις και όχι στην από κοινού κατανομή τυχαίων μεταβλητών. Ως εκ τούτου, οι μη γραμμικές τάσεις δεν διερευνώνται πλήρως. Επιπλέον, ο περιορισμός της διαστατικότητας αναφέρεται στην ικανότητα του μοντέλου να επεξεργάζεται έναν μεγάλο αριθμό μεταβλητών εισόδου που προέρχονται από διαφορετικές χρονοσειρές αποτελεσματικά, αποδίδοντας ουσιαστικά αποτελέσματα. Τα παραδοσιακά μοντέλα εστιάζουν κυρίως σε μονομεταβλητά δεδομένα εισόδου, περιορίζοντας σημαντικά τις πιθανές πληροφορίες που προέρχονται από πλουσιότερα σύνολα δεδομένων χρονοσειρών. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι πιο κατάλληλα για τον χειρισμό σύνθετων σχέσεων εντός των δεδομένων και για την ανάπτυξη ισχυρών μοντέλων πρόβλεψης που είναι ανεκτικά στον θόρυβο: τα δίκτυα μακροπρόθεσμης μνήμης (long short-term memory/LSTM) [124] είναι ικανά να εντοπίζουν τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις μεταξύ σημείων δεδομένων και τα συστροφικά νευρωνικά δίκτυα (convolutional neural networks-CNN) [125] μπορούν να εξαγάγουν χαρακτηριστικά από την ακολουθία πρωτογενούς εισόδου και να τα κωδικοποιήσουν σε χώρο χαμηλών διαστάσεων.

Το 2015, ερευνητές παρουσίασαν μια μέθοδο βάσει δεδομένων για την πρόβλεψη ενεργού ισχύος με βάση τις διαδικασίες «Gauss» [126]. Το συγκεκριμένο ερευνητικό έργο υπογράμμισε τη σημασία των ελάχιστων προβλέψεων στο οικιακό περιβάλλον λόγω της ασταθούς φύσης της κατανάλωσης νοικοκυριών και εξέτασε μοντέλα μηχανικής μάθησης που ξεπέρασαν την πιο παραδοσιακή προσέγγιση της αυτοπαλινδρομικής κίνησης. Το 2017, ερευνητές [127] ανέπτυξαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που αποτελούνταν από 20 νευρώνες προκειμένου να πραγματοποιήσει βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου της περιοχής «NEPOOL» του «ISO New England» και απέδωσε μια αξιοπρεπή απόδοση μέσου απόλυτου ποσοστού σφάλματος (Mean Absolute Percentage Error-M.A.P.E) κατά την ανάπτυξη σε σημεία δεδομένων της εβδομάδας. Το 2018, οι Kuo και Huang (2018) πρότειναν τη δομή ενός νευρωνικού δικτύου βαθιάς ενέργειας, η οποία συνίστατο σε ένα επίπεδο εισόδου, μια μονάδα εξαγωγής χαρακτηριστικών και μια ενότητα πρόβλεψης. Ο συντονισμός των παραμέτρων στα στρώματα συσσώρευσης της μονάδας εξαγωγής χαρακτηριστικών και το επίπεδο ισοπέδωσης δεδομένων στη μονάδα πρόβλεψης οδήγησαν σε σχετικά υψηλής ακρίβειας βραχυπρόθεσμες προβλέψεις φορτίου. Ερευνητές [128]

εξέτασαν αρχιτεκτονικές βαθιών νευρωνικών δικτύων προκειμένου να προβλεφθεί με ακρίβεια η κατανάλωση του οικιακού φορτίου για έναν μόνο χρήστη με ανάλυση ενός λεπτού βάσει ενός έτους ιστορικών συνόλων δεδομένων. Η [129] αναθεώρησε της μεθόδου μηχανικής εκμάθησης σε έξυπνα πλέγματα και περιέγραψε τις υπερσύγχρονες προσεγγίσεις στον τομέα της πρόβλεψης φορτίου. Η [130] χρησιμοποίησε τους γενετικούς αλγόριθμους και τα νευρωνικά δίκτυα για να αξιολογήσει τις τεχνικές μετατόπισης φορτίων κατά τη διάρκεια της ημέρας. Άλλοι ερευνητές [131] παρουσίασαν μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα για την απόκριση στη ζήτηση. Η δουλειά τους παρουσίασε μια πολύ χρήσιμη σύγκριση μιας μηχανής υποστηρικτικού φορέα για την πρόβλεψη ισχύος. Σε μια πιο πρόσφατη εργασία [132], προτάθηκε ένα αρθρωτό μοντέλο νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη φορτίου, το οποίο συνίστατο από μια μονάδα προεπεξεργασίας για την εισαγωγή της χρονοσειράς, μια μονάδα πρόβλεψης όπου αναπτύχθηκαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και μια μονάδα βελτιστοποίησης που βοήθησε στην ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης. Ερευνητές [133] χρησιμοποίησαν τεχνικές επεξεργασίας μηχανικής εκμάθησης, όπως η μηχανική χαρακτηριστικών και ο συντονισμός υπερπαραμέτρων, προκειμένου να βελτιστοποιηθεί ο αλγόριθμος «Gradient Boosting Regression Trees» (GBRT), ο οποίος εκτελεί βραχυπρόθεσμες προβλέψεις φορτίου με ορίζοντα 15 λεπτών βασισμένο σε λεπτά δείγματα δεδομένων. Η [134] παρουσίασε μια συγκριτική μελέτη τεχνικών βαθιάς μάθησης χρησιμοποιώντας δεδομένα πραγματικού κόσμου. Τα αποτελέσματα αυτής της μελέτης είναι πολύτιμα για τους ερευνητές της μηχανικής μάθησης στον ενεργειακό τομέα λόγω της εξέτασης πολλών διαφορετικών διαμορφώσεων στο χώρο της βαθιάς μάθησης. Ερευνητές [135] αξιολόγησαν την απόδοση των βαθιών επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων σε σύνολα δεδομένων μελετημένης δειγματοληψίας μεμονωμένης οικιακής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας για την εξέλιξη της τυποποιημένης αξιολόγησης των βέλτιστων λύσεων πρόβλεψης στον συγκεκριμένο τομέα. Στη [136], ένα άρθρο σχετικά με την πρόβλεψη χρονολογικών σειρών χρησιμοποιώντας το LSTM, επισήμανε τα δείγματα δεδομένων ενός οικιακού συνόλου δεδομένων που παρέχεται από το Πανεπιστήμιο της Καλιφόρνια του Irvine (UCI). Η [137] παρουσίασε τα κύρια πλεονεκτήματα των τεχνικών των νευρωνικών δικτύων έναντι της κλασικής μηχανικής μάθησης σε προβλέψεις χρονολογικών σειρών και, τέλος, [138] δημιούργησε ένα μοντέλο LSTM προκειμένου να προβλέψει δεδομένα συναλλαγών.

Μία έρευνα [134] παρουσίασε τη βασική σύγκριση της απόδοσης μοντέλων νευρωνικών δικτύων για εξαιρετικά ενεργές προβλέψεις ισχύος που προέρχονται από οικιακά δεδομένα. Στην εποπτευόμενη μαθησιακή διαμόρφωση αυτού του προβλήματος πρόβλεψης υψηλής συχνότητας παρατηρήθηκε ότι ο πολυεπίπεδος αναγνωριστής είχε την καλύτερη απόδοση από την άποψη της απώλειας και του μέσου χρόνου ανάπτυξης. Εφόσον το MLP ακολουθεί μια απλούστερη δομή και αναγνωρίζει μια δισδιάστατη μορφή δεδομένων, μπορεί να διαπιστωθεί ότι, λόγω της επιλογής ενός μικρού και σχετικού συνόλου σημείων δεδομένων εισόδου, το δίκτυο μπορεί να συγκλίνει γρήγορα, παράγοντας αρκετά ακριβείς προβλέψεις στην έξοδο. Το μακροπρόθεσμο βραχυπρόθεσμο δίκτυο μνήμης και οι παραλλαγές του παρατηρήθηκαν στην έρευνα [134] πως λειτουργούσαν πιο αργά, πιθανώς λόγω της υπολογιστικής πολυπλοκότητάς τους, καθώς οι σχέσεις δεδομένων που έπρεπε να προσδιοριστούν δεν αναφέρθηκαν σε σημεία δεδομένων στο παρελθόν.

Η μελέτη [134] θα μπορούσε να συμβάλλει στην προσέγγιση υψηλών λεπτομερειών με μεθόδους μηχανικής μάθησης. Μελλοντικές εργασίες θα μπορούσαν να εφαρμόσουν τεχνικές αναζήτησης δικτύου [139] για βελτιστοποίηση υπερπαραμέτρων προκειμένου να βελτιώσουν τα βασικά μοντέλα μας. Θα ήταν επίσης χρήσιμο να διερευνηθεί το δυναμικό των αρθρωτών λύσεων που συνδυάζουν τα νευρωνικά δίκτυα που μελετήθηκαν στην έρευνα του Kontogiannis σε μια δομή τύπου αγωγού, προκειμένου να διερευνηθεί εάν προκύπτουν και άλλες σημαντικές πτυχές των πολύ λεπτομερών προγνώσεων χρονοσειρών στον

ενεργειακό τομέα. Για παράδειγμα, πιο περίπλοκες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων θα μπορούσαν να χρησιμοποιήσουν αυτά τα μοντέλα για να εμπλουτίσουν ένα σύνολο δεδομένων στη μονάδα εισόδου ή για να αντλήσουν μερικές προβλέψεις βάσει διαφορετικών κριτηρίων σε παράλληλα λειτουργικές ενότητες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΠΡΑΚΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

6.1. Πρόταση Αποδοτικής Ενέργειας

Στόχος μας είναι ο σχεδιασμός ενός συστήματος όπου με αισθητήρες και μικροελεγκτές θα συλλέγει στοιχεία για ένα χώρο π.χ. ένα σπίτι θα τα στέλνει σε ένα κεντρικό υπολογιστή και στην συνέχεια με βάση τα στοιχεία αυτά θα ελέγχει το χώρο αποδοτικά ώστε να έχουμε πιο αποτελεσματική λειτουργία για το χρήστη και ταυτόχρονα μεγαλύτερη οικονομία.

Παράδειγμα μπορεί να αποτελέσει ένα σπίτι με αισθητήρες που μετρούν την θερμοκρασία των χώρων, τον φωτισμό, την κίνηση στους χώρους κ.α και ανάλογα θα αποφασίζει μαζί με άλλα στοιχεία π.χ. την ώρα της μέρας κ.α. ποιους διακόπτες θα ανοίγει και πόσο χρόνο.

Έτσι αν υποθέσουμε ότι έχουμε ένα εργαζόμενο που κατοικεί σε ένα χώρο με τρία δωμάτια θα μπορούσε το σύστημα να καταλαβαίνει με αισθητήρες κίνησης σε ποιο δωμάτιο βρίσκεται και ανάλογα με το φυσικό φωτισμό να ανοίγει το φως. Επίσης ακολουθώντας το ωράριο του εργαζομένου αλλά και τις μέρες που δεν είναι στο σπίτι να ανοίγει μέχρι μια θερμοκρασία που επιλέγει ο χρήστης . Επίσης αν ο χρήστης κάνει σειρά ενεργειών π.χ. ανοίγει το ψυγείο και βάλει πάρει π.χ. κρέας τότε να αρχίσει την προθέρμαση του φούρνου.

Με αυτό τον τρόπο έχουμε καλύτερη και πιο αποδοτική λειτουργία για το χρήστη και την καθημερινότητα του και ταυτόχρονα καλύτερη ενεργειακή απόδοση γιατί περιπτώσεις όπως «ξέχασα το φως ανοιχτό» , «άφησα το φούρνο ή τον θερμοσίφωνα πιο πολύ ανοιχτό» κ.α. ελαχιστοποιούνται και έτσι έχουμε μείωση της κατανάλωσης με καλύτερα αποτελέσματα.

6.2. Χρήση εξομοίωσης Αισθητήρων και Μικροελεγκτών

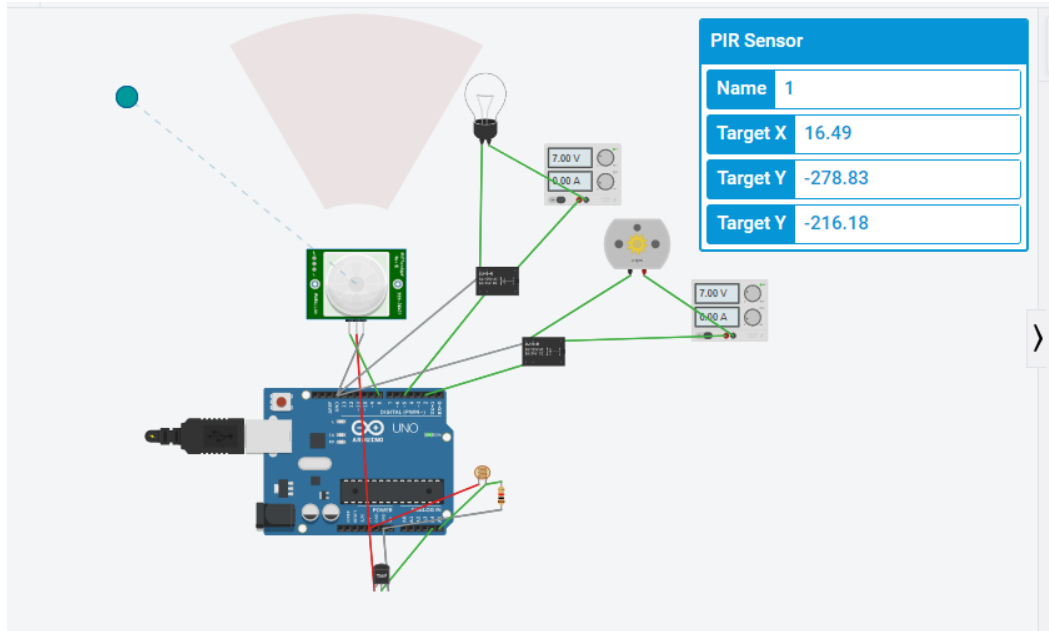
Για να προσομοιώσουμε τους αισθητήρες και τους μικροελεγκτές θα χρησιμοποιήσουμε το Tinkercad. Το παρακάτω παράδειγμα αποτελεί ένα πρότυπο χρήσης. Επιλέχθηκε ο εξομοιωτής tinkercad που θεωρείται ένας από τους πιο ρεαλιστικούς για τα Arduino και υποστηρίζεται από την Autodesk .

Έτσι σαν πρότυπο δημιουργήσαμε το παρακάτω κύκλωμα κατάλληλο για τα Smart Home που κάνει αυτοματισμό στη διαχείριση στα φώτα ενός δωματίου.

Φυσικά η λογική αυτή που θα αναπτύξουμε μπορεί να λειτουργήσει για οποιαδήποτε συσκευή π.χ. για τηλεόραση, πλυντήρια κ.α. όπου με την χρήση αισθητήρων αλλά και

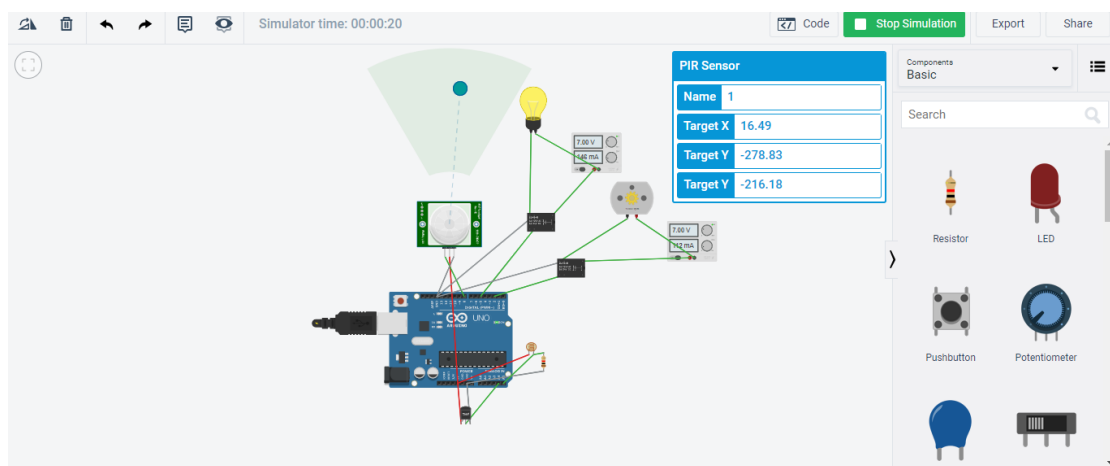
λογική ελέγχου που θα καθορίζεται από κώδικα σε C ή python που δίνει δυνατότητα ο ελεγκτής Arduino μπορούμε να δώσουμε λογική στο τρόπο λειτουργίας των συσκευών.

Το κύκλωμα είναι το παρακάτω [4] (σε λειτουργία)



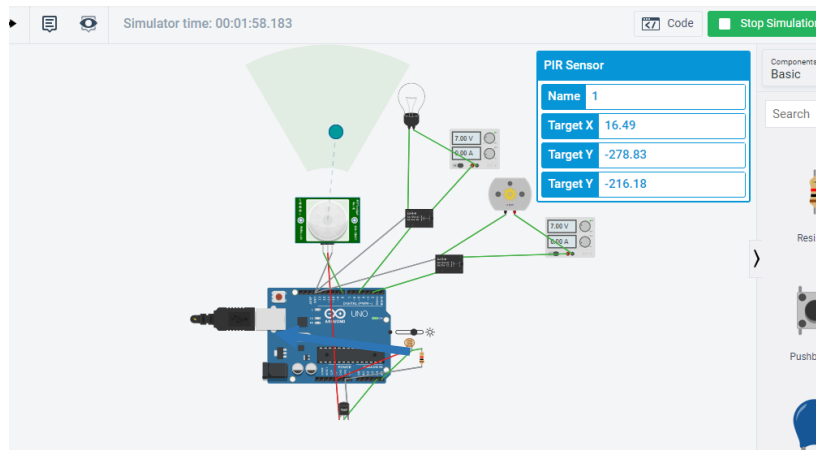
Εικόνα 4. Κύκλωμα σε Tinkercad για διαχείριση στα φώτα δωματίου

Περιλαμβάνει ένα αισθητήρα κίνησης όπου όταν ένα άτομο βρεθεί στην εμβέλεια του (π.χ. εντός δωματίου) τότε ανοίγει το φως [5].



Εικόνα 5. Κύκλωμα της εικόνας 4. με ενεργοποίηση λαμπτήρα λόγω κίνησης

Αυτό όμως δεν γίνεται αυθαίρετα αλλά ελέγχεται και η φωτεινότητα δηλαδή υπάρχει αισθητήρας για το επίπεδο του φωτός (πχ αν είναι μέρα ή όχι) [6].



Εικόνα 6. Κύκλωμα της εικόνας 4. το οποίο λόγω φωτεινότητας δεν ενεργοποιεί το λαμπτήρα

Επίσης έχουμε συνδέσει και μια συσκευή κινητήρα (π.χ. ένα ανεμιστήρα) ώστε να εξομοιώσουμε ότι με την ίδια λειτουργία θα λειτουργεί και μια άλλη συσκευή. Για κάθε συσκευή επίσης έχουμε κατάλληλα όργανα μέτρησης για να μπορούμε να ελέγχουμε κατά την μελέτη μας τι συμβαίνει.

Ο κώδικας για την λειτουργία που περιγράψαμε είναι ο παρακάτω:

```
int x,y,t ;
void setup ()
{
  pinMode( 8, INPUT);
  pinMode( 2, OUTPUT);
  pinMode( 5, OUTPUT);
  pinMode( A5, INPUT);
  pinMode( A4, INPUT);
  Serial.begin(9600);
}
void loop ()
{
  x= digitalRead(8);
  y= analogRead(A5);
  t= analogRead(A4);
  t= (t*5)/1.024;
  t= t/10;
  Serial.print("Temperature: ");
  Serial.println(t);
  Serial.print("Human detected (1:yes, 0:no): ");
  Serial.println(x);
  Serial.print("milivolt through LDR: ");
  Serial.println(y);
  if (x<1)
  {
    digitalWrite(5,0);
```

```
digitalWrite(2,0);

}
else
{
  if ((y<550) && (t>32))
  {
    {digitalWrite(5,1);
    digitalWrite(2,1);}
    delay(4000);

  }

  else
  {
    if ((y>550) && (t>32))
    {
      {digitalWrite(5,0);
      digitalWrite(2,1);}
      delay(4000);

    }

    else
    {
      if ((y<550) && (t<32))
      {
        {digitalWrite(5,1);
        digitalWrite(2,0);}
        delay(4000);

      }

      else
      {
        {digitalWrite(5,0);
        digitalWrite(2,0);}
        delay(1000);
      }
    }
  }
}
}
```

Η παραπάνω λειτουργία αποτελεί την βάση για την δημιουργία κι άλλων τέτοιων λειτουργιών σε ένα έξυπνο σπίτι που με αισθητήρες σε κάθε δωμάτιο θα λειτουργούν διάφορες συσκευές που θα έχουμε επιλέξει.

6.3. Συλλογή στοιχείων

Με βάση τα παραπάνω οι αισθητήρες θα στέλνουν σε κεντρικό υπολογιστή τις τιμές τους και κινήσεις του χρήστη. Έτσι π.χ. θα καταγράφουμε το άνοιγμα κλείσιμο σειρά από διακόπτες καθώς και δύο αισθητήρες που είναι της θερμοκρασίας και της φυσικής φωτεινότητας με στόχο τον έλεγχο ενός χώρου.

Έτσι έχουμε τον αισθητήρα κίνησης στο χώρο που ελέγχουμε, τον αισθητήρα φυσικού φωτισμού που είναι σε εξωτερικό χώρο, τον αισθητήρα θερμοκρασίας, τον διακόπτη που αφορά την ψυγείο, η ώρα καταγραφής, την ώρα . Στόχοι μας είναι να ελέγχουμε δύο διακόπτες που είναι το φως καθώς και το θερμοσίφωνα, την τηλεόραση .

Οι διακόπτες δίνουν ένα νούμερο 1,0 (on off), οι αισθητήρες δίνουν συγκεκριμένες τιμές θερμοκρασίας και φωτισμού π.χ. η θερμοκρασία είναι σε βαθμούς κελσίου ενώ ο φωτισμός σε 0 έως 1 με 1 μεγάλη φωτεινότητα (ηλιοφάνεια) και 0 σκοτάδι (βράδυ). Ο αισθητήρας κίνησης δίνει κι αυτός 1 ή 0 που σημαίνει κίνηση ή όχι στον χώρο. Επίσης έχουμε και οι ώρα αφορά μόνο το χρόνο σε δεκαδική μορφή .. π.χ 1:15 είναι 1.25 δεκαδικά.

Έτσι έχουμε την παρακάτω μορφή σε αρχείο CSV:

Time	Movement	Temp	brightness	Refrigerator	Light	TV	Heater
8,083581499	1	13,68048	0,8	0	0	0	0
9,000654954	0	13,31594	0,8	1	0	0	0
10,00090949	0	11,23471	0,8	0	0	0	0
11,00737422	0	17,46423	0,9	0	0	0	0
12,00226243	0	16,78073	1	1	0	0	0
13,00306566	1	19,0622	1	0	0	0	0
14,00417875	1	17,63038	1	1	0	0	0

6.4. Μοντελοποίηση και σύστημα μάθησης

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης λειτουργούν με την λογική «Μαθαίνω από τα δεδομένα». Έτσι στη περίπτωση μας έχουμε μια σειρά καταγραφών από το σύστημα μας. Κάθε μοντέλο μάθησης στόχο έχει να δημιουργήσει μια μηχανή που θα έχει το βέλτιστο αποτέλεσμα μεταξύ των τιμών που προβλέπει με αυτές που έχουν εκτιμηθεί από τους ειδικούς.

Έτσι σε κάθε μοντέλο υπάρχει ένα σύνολο μάθησης και ένα ή περισσότερα σύνολα τεστ με τα οποία ελέγχουμε πόσο το σύστημα μας έχει «μάθει σωστά». Τα μοντέλα αυτά παράγονται έχοντας σαν είσοδο τους παράγοντες μαζί με τις εκτιμήσεις.

Στην συνέχεια κάθε μοντέλο ακολουθεί μια μεθοδολογία με στόχο να καταλήξει στο σημείο τερματισμού, που για κάθε μοντέλο είναι το μεγαλύτερο δυνατό για αυτό ποσοστό πρόβλεψης.

Η μηχανική μάθηση δεν απαιτεί προηγούμενες παραδοχές σχετικά με τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Στα μοντέλα της μηχανικής μάθησης πρέπει απλά να δώσουμε όλα τα δεδομένα που έχουμε συλλέξει, και ο αλγόριθμος επεξεργάζεται τα δεδομένα και ανακαλύπτει τα πρότυπα, με τα οποία μπορούμε να κάνουμε προβλέψεις για το νέο σύνολο δεδομένων (τεστ σετ). Η μηχανική μάθηση αντιμετωπίζει έναν αλγόριθμο σαν ένα μαύρο κουτί (black box), για όσο διάστημα αυτό λειτουργεί. Γενικά εφαρμόζεται σε σύνολα με πολλές διαστάσεις (δηλαδή πολλές μεταβλητές) ή σε σύνολα με πολλές καταγραφές (παρατηρήσεις), όσο περισσότερα είναι τα δεδομένα, τόσο πιο ακριβή θα είναι η πρόβλεψη του μοντέλου.

Μοντέλα που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε είναι τα δέντρα αποφάσεως, τα νευρωνικά δίκτυα, δίκτυα Bayes κ.α.

Στην περίπτωση μας θα χρησιμοποιήσουμε τα νευρωνικά δίκτυα. Τα Νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα μαθαίνουν μέσα από σειρά δεδομένων. Αποτελούν πλέον μια πολύ σημαντική λογική στις επιστήμες του Machine Learning, τεχνικής νοημοσύνης καθώς, Data Mining κλπ.

Τα Νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ώστε να παράγονται μοντέλα ομαδοποίησης (classification) που με βάσει σειρά από στοιχεία αποφασίζουν.

Με βάση τα αποτελέσματα από το νευρωνικό δίκτυο ένας κεντρικός υπολογιστής θα ελέγχει σειρά από διακόπτες (π.χ. φωτισμός σε ένα δωμάτιο, κουζίνα, θερμοσίφωνα, χρήση μπιστολιού κλπ). Το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί το βασικό σύστημα μέσω του οποίου ανοίξει ένας άλλος διακόπτης.

Η εφαρμογή των Νευρωνικών Δικτύων στην τεχνολογία των Smart homes, smart cars, και γενικά έξυπνων συστημάτων είναι αρκετά συχνή και ιδιαίτερα αποτελεσματική.

Για την ανάλυση μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την Python, το WEKA κ.α.

Το WEKA είναι ένα λογισμικό για μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων γραμμένο σε Java. Αναπτύχθηκε στο πανεπιστήμιο του Waikato της Ν. Ζηλανδίας και διατίθεται ως ελεύθερο λογισμικό. Πήρε το όνομα του από το Weka, ένα μικρό και υπό εξαφάνιση πουλί της Ν. Ζηλανδίας. Η μεγάλη ποικιλία μεθόδων εξόρυξης δεδομένων που περιλαμβάνει, η συνεχής υποστήριξη και εξέλιξη του από μια διεθνή ομάδα προγραμματιστών, η ελεύθερη διανομή του πηγαίου κώδικα και η δυνατότητα εγκατάστασης του σε διαφορετικές πλατφόρμες υλικού και λογισμικού είναι ορισμένοι από τους παράγοντες που συμβάλλουν στην ευρύτερη αποδοχή και στη μεγάλη διάδοση του. Επίσης, η γραφική διεπαφή που διαθέτει επιτρέπει τη χρήση του από χρήστες, οι οποίοι δεν έχουν ικανότητες προγραμματισμού.

Οι αλγόριθμοι και τα εργαλεία κατηγοριοποίησης που διαθέτει το WEKA είναι αξιοσημείωτα. Παρέχονται υλοποιήσεις όλων των κύριων μεθόδων κατηγοριοποίησης, όπως Δένδρα Αποφάσεων, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, Μπαΰεσιανοί κατηγοριοποιητές, Λογιστική Παλινδρόμηση, k-Πλησιέστεροι Γείτονες κλπ. Για κάθε μέθοδο υπάρχουν πολλές δυνατότητες παραμετροποίησης. Επίσης, διατίθενται πολλές παραλλαγές των βασικών μεθόδων, αλλά και εργαλεία για τη δημιουργία σύνθετων κατηγοριοποιητών bagging και boosting, κατηγοριοποιητών ευαίσθητων στο κόστος, κατηγοριοποιητών που χρησιμοποιούν ανάλυση συστάδων κλπ. Ο χρήστης μπορεί να επικυρώσει τα μοντέλα του εφαρμόζοντας τη μέθοδο cross validation, τη μέθοδο holdout ή χρησιμοποιώντας ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων. Για κάθε μοντέλο παρουσιάζονται αναλυτικά στοιχεία για τις επιδόσεις και τη δομή του (πχ τα βάρη των συνδέσεων ενός δικτύου Multilayer Perceptron). Το WEKA περιλαμβάνει αρκετούς αλγόριθμους Ανάλυσης Συστάδων, όπως τον k-Means, τη Συσσωρευτική Ιεραρχική ΑΣ και το DBSCAN. Κάθε αλγόριθμος μπορεί να παραμετροποιηθεί.

Επίσης, υπάρχει δυνατότητα οπτικής αναπαράστασης της κατανομής των παρατηρήσεων στις συστάδες. Το tab "Associate" περιλαμβάνει αλγόριθμους για ανάλυση Κανόνων Συσχέτισης, μεταξύ των οποίων και τον βασικό αλγόριθμο Apriori. Υπάρχει η δυνατότητα εξόρυξης κανόνων συσχέτισης σε δεδομένα με πεδίο κλάσης. Οι κανόνες αυτοί θα έχουν στο δεξιό τμήμα τους μια τιμή κλάσης. Στο tab "Select attributes" ο χρήστης μπορεί να πειραματιστεί με διάφορες μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών και να συνδυάσει μεθόδους αναζήτησης με μεθόδους αξιολόγησης χαρακτηριστικών. Τέλος, στο tab "Visualize" υπάρχει ένας πίνακας διαγραμμάτων διασποράς. Ο χρήστης, κάνοντας κλικ σε ένα διάγραμμα, μπορεί να το προβάλει σε ξεχωριστό παράθυρο.

Αρχικά καταγράφουμε το άνοιγμα και κλείσιμο σειρά από διακόπτες καθώς και δύο αισθητήρες που είναι της θερμοκρασίας και της φυσικής φωτεινότητας με στόχο τον έλεγχο ενός χώρου.

Έτσι έχουμε τον αισθητήρα κίνησης στο χώρο που ελέγχουμε, τον αισθητήρα φυσικού φωτισμού που είναι σε εξωτερικό χώρο, τον αισθητήρα θερμοκρασίας, τον διακόπτη που αφορά την ψυγείο, η ώρα καταγραφής), την ώρα . Στόχοι μας είναι να ελέγχουμε δύο διακόπτες που είναι το φως καθώς και το θερμοσίφωνα, την τηλεόραση .

Οι διακόπτες δίνουν ένα νούμερο 1,0 (on off), οι αισθητήρες δίνουν συγκεκριμένες τιμές θερμοκρασίας και φωτισμού π.χ. η θερμοκρασία είναι σε βαθμούς κελσίου ενώ ο φωτισμός σε 0 έως 1 με 1 μεγάλη φωτεινότητα (ηλιοφάνεια) και 0 σκοτάδι (βράδυ). Ο αισθητήρας κίνησης δίνει κι αυτός 1 ή 0 που σημαίνει κίνηση ή όχι στον χώρο. Επίσης έχουμε και οι ώρα αφορά μόνο το χρόνο σε δεκαδική μορφή .. π.χ 1:15 είναι 1.25 δεκαδικά.

Έτσι έχουμε την παρακάτω μορφή σε αρχείο CSV:

Time	Movement	Temp	brightness	Refrigerator	Light	TV	Heater
8,083581499	1	13,68048	0,8	0	0	0	0
9,000654954	0	13,31594	0,8	1	0	0	0
10,00090949	0	11,23471	0,8	0	0	0	0
11,00737422	0	17,46423	0,9	0	0	0	0
12,00226243	0	16,78073	1	1	0	0	0
13,00306566	1	19,0622	1	0	0	0	0
14,00417875	1	17,63038	1	1	0	0	0
15,00683491	1	15,30759	1	1	0	1	0
16,00105714	1	19,85282	0,9	0	0	1	0
17,00017134	0	13,74276	0,8	1	0	0	0
18,00464128	0	12,82111	0,6	1	0	1	0
19,00136896	1	10,09186	0,3	0	1	1	1
20,00545084	0	10,99898	0	1	1	1	0
21,00167251	1	12,18637	0	0	1	1	0
22,00096301	1	13,3872	0	0	1	1	0
23,03659085	0	10,55821	0	0	1	1	0
24,00766934	1	11,32828	0	1	1	1	0

Τα δεδομένα βρέθηκαν από την διεύθυνση για data διαθέσιμα για ανάλυση

<https://data.world/>

6.5. Διαδικασία για την Εξαγωγή του Νευρωνικού Δικτύου

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης λειτουργούν με την λογική «Μαθαίνω από τα δεδομένα». Έτσι στη περίπτωση μας έχουμε μια σειρά καταγραφών από το σύστημα μας. Κάθε μοντέλο μάθησης στόχο έχει να δημιουργήσει μια μηχανή που θα έχει το βέλτιστο αποτέλεσμα μεταξύ των τιμών που προβλέπει με αυτές που έχουν εκτιμηθεί από τους ειδικούς.

Έτσι σε κάθε μοντέλο υπάρχει ένα σύνολο μάθησης και ένα ή περισσότερα σύνολα τεστ με τα οποία ελέγχουμε πόσο το σύστημα μας έχει «μάθει σωστά». Τα μοντέλα αυτά παράγονται έχοντας σαν είσοδο τους παράγοντες μαζί με τις εκτιμήσεις.

Στην συνέχεια κάθε μοντέλο ακολουθεί μια μεθοδολογία με στόχο να καταλήξει στο σημείο τερματισμού, που για κάθε μοντέλο είναι το μεγαλύτερο δυνατό για αυτό ποσοστό πρόβλεψης.

Η μηχανική μάθηση δεν απαιτεί προηγούμενες παραδοχές σχετικά με τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Στα μοντέλα της μηχανικής μάθησης πρέπει απλά να δώσουμε όλα τα δεδομένα που έχουμε συλλέξει, και ο αλγόριθμος επεξεργάζεται τα δεδομένα και ανακαλύπτει τα πρότυπα, με τα οποία μπορούμε να κάνουμε προβλέψεις για το νέο σύνολο δεδομένων (τεστ σετ). Η μηχανική μάθηση αντιμετωπίζει έναν αλγόριθμο σαν ένα μαύρο κουτί (black box), για όσο διάστημα αυτό λειτουργεί. Γενικά εφαρμόζεται σε σύνολα με πολλές διαστάσεις (δηλαδή πολλές μεταβλητές) ή σε σύνολα με πολλές καταγραφές (παρατηρήσεις), όσο περισσότερα είναι τα δεδομένα, τόσο πιο ακριβή θα είναι η πρόβλεψη του μοντέλου.

Δηλαδή η μηχανική μάθηση λειτουργεί με τρόπο διαφορετικό με την στατιστική. Στη στατιστική τα μοντέλα που αναζητούνται απαιτούν να ξέρει κάποιος πώς συλλέχθηκαν τα δεδομένα, τις στατιστικές ιδιότητες των εκτιμητών (p-value, αμερόληπτες εκτιμήτριες κ.α.), την υποκείμενη κατανομή του πληθυσμού που μελετούμε π.χ. στην περίπτωση μας τις καταγραφές κατολισθήσεων, και τα είδη των ιδιοτήτων για κάθε μεταβλητή. Θα πρέπει να ξέρει ακριβώς τι κάνει για να καταλήξει σε παραμέτρους που θα παρέχουν την ικανότητα

πρόβλεψης. Οι τεχνικές στατιστικής μοντελοποίησης εφαρμόζονται συνήθως σε σύνολα χαμηλών διαστάσεων των δεδομένων, δηλαδή λιγότερες μεταβλητές και παρατηρήσεις.

Φυσικά και τα μοντέλα μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούν στατιστική μέχρι να καταλήξουν στα αποτελέσματά τους, παρόλα αυτά το τελικό μοντέλο είναι κάτι αυτόνομο και πολλές φορές η φυσική σημασία δεν έχει ακριβώς τόση έννοια αφού ουσιαστικά προσπαθούν να αποδώσουν την σύνθεση των παραγόντων μεταξύ τους με τέτοιο τρόπο που απλά να ικανοποιεί τα δεδομένα και τα αποτελέσματά τους. Ειδικά σε πολυπαραγοντικά συστήματα τα μοντέλα αυτά δίνουν πολλαπλές σχέσεις μεταξύ των παραγόντων με τέτοιο τρόπο που είναι σχεδόν αδύνατον να καταλάβει κανείς το γιατί. Λειτουργούν δηλαδή σαν ένα απλό φυσικό σύστημα που μαθαίνει, όπως ένα παιδί που μεγαλώνει μαθαίνει να κάνει πράξεις. Ο τρόπος που οι νευρώνες λειτουργούν μεταξύ τους ώστε να δοθεί το αποτέλεσμα είναι πρακτικά ακατανόητος. (Shai Shalev-Shwartz and Shai Ben-David, Understanding Machine Learning: From

6.6. Νευρωνικά μέσο του προγράμματος WEKA

Το WEKA είναι ένα λογισμικό για μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων γραμμένο σε Java [7]. Αναπτύχθηκε στο πανεπιστήμιο του Waikato της Ν. Ζηλανδίας και διατίθεται ως ελεύθερο λογισμικό. Πήρε το όνομα του από το Weka, ένα μικρό και υπό εξαφάνιση πουλί της Ν. Ζηλανδίας. Η μεγάλη ποικιλία μεθόδων εξόρυξης δεδομένων που περιλαμβάνει, η συνεχής υποστήριξη και εξέλιξη του από μια διεθνή ομάδα προγραμματιστών, η ελεύθερη διανομή του πηγαίου κώδικα και η δυνατότητα εγκατάστασης του σε διαφορετικές πλατφόρμες υλικού και λογισμικού είναι ορισμένοι από τους παράγοντες που συμβάλλουν στην ευρύτερη αποδοχή και στη μεγάλη διάδοση του. Επίσης, η γραφική διεπαφή που διαθέτει επιτρέπει τη χρήση του από χρήστες, οι οποίοι δεν έχουν ικανότητες προγραμματισμού.

Οι αλγόριθμοι και τα εργαλεία κατηγοριοποίησης που διαθέτει το WEKA είναι αξιοσημείωτα. Παρέχονται υλοποιήσεις όλων των κύριων μεθόδων κατηγοριοποίησης, όπως Δένδρα Αποφάσεων, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, Μπαΐεσιανοί κατηγοριοποιητές, Λογιστική Παλινδρόμηση, k-Πλησιέστεροι Γείτονες κλπ. Για κάθε μέθοδο υπάρχουν πολλές δυνατότητες παραμετροποίησης. Επίσης, διατίθενται πολλές παραλλαγές των βασικών μεθόδων, αλλά και εργαλεία για τη δημιουργία σύνθετων κατηγοριοποιητών bagging και boosting, κατηγοριοποιητών ευαίσθητων στο κόστος, κατηγοριοποιητών που χρησιμοποιούν ανάλυση συστάδων κλπ. Ο χρήστης μπορεί να

επικυρώσει τα μοντέλα του εφαρμόζοντας τη μέθοδο cross validation, τη μέθοδο holdout ή χρησιμοποιώντας ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων. Για κάθε μοντέλο παρουσιάζονται αναλυτικά στοιχεία για τις επιδόσεις και τη δομή του (πχ τα βάρη των συνδέσεων ενός δικτύου Multilayer Perceptron). Το WEKA περιλαμβάνει αρκετούς αλγόριθμους Ανάλυσης Συστάδων, όπως τον k-Means, τη Συσσωρευτική Ιεραρχική ΑΣ και το DBSCAN. Κάθε αλγόριθμος μπορεί να παραμετροποιηθεί.

Επίσης, υπάρχει δυνατότητα οπτικής αναπαράστασης της κατανομής των παρατηρήσεων στις συστάδες. Το tab "Associate" περιλαμβάνει αλγόριθμους για ανάλυση Κανόνων Συσχέτισης, μεταξύ των οποίων και τον βασικό αλγόριθμο Apriori. Υπάρχει η δυνατότητα εξόρυξης κανόνων συσχέτισης σε δεδομένα με πεδίο κλάσης. Οι κανόνες αυτοί θα έχουν στο δεξιό τμήμα τους μια τιμή κλάσης. Στο tab "Select attributes" ο χρήστης μπορεί να πειραματιστεί με διάφορες μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών και να συνδυάσει μεθόδους αναζήτησης με μεθόδους αξιολόγησης χαρακτηριστικών. Τέλος, στο tab "Visualize" υπάρχει ένας πίνακας διαγραμμάτων διασποράς. Ο χρήστης, κάνοντας κλικ σε ένα διάγραμμα, μπορεί να το προβάλει σε ξεχωριστό παράθυρο.



Εικόνα 7. Αρχική του λογισμικού Weka

Το νευρωνικό δίκτυο που προτείνει το WEKA είναι ένας ταξινομητής που χρησιμοποιεί πολλαπλά επίπεδα με το λεγόμενο νευρώνα perceptron με backpropagation (κανόνας ελαχιστοποίησης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για όλα τα πρότυπα) και την σιγμοειδή συνάρτηση με στόχο την ταξινόμηση των εγγραφών μας.

Στην περίπτωση των νευρωνικών σημαντικοί παράμετροι είναι :

- Hidden Layers: Κρυφά επίπεδα νευρώνων που χρησιμοποιούμε

- Number of Nodes: Αριθμός νευρώνων ανά επίπεδο
- Learning Rate: Ρυθμός μάθησης (ρυθμός με τον οποίο το σύστημα μαθαίνει)
- Momentum: Ορμή όπου δείχνει το τι θα παράγουμε
- Στην περίπτωση μας αναζητούμε ένα ταξινομητή που θα έχει αποτέλεσμα

6.6. Μεθοδολογία

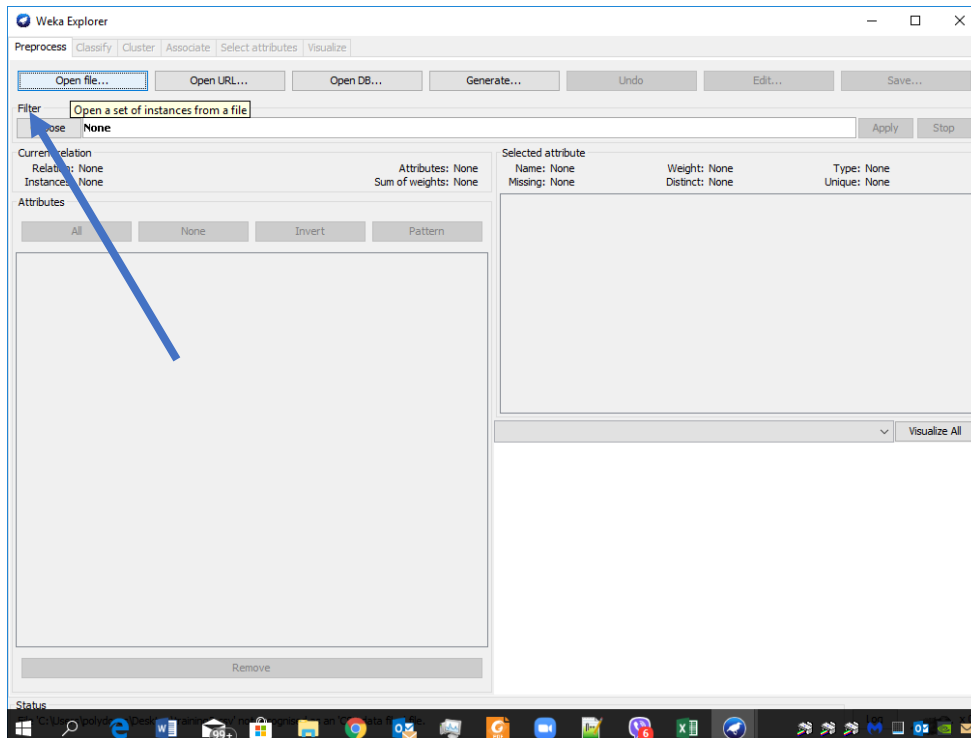
Αρχικά έχουμε ένα CSV αρχείο που προκύπτει από το σύστημα μας το οποίο μπορούμε να το επεξεργαστούμε με το EXCEL και να κρατήσουμε τις στήλες που θέλουμε.

Το αρχείο αυτό μπορεί να περιλαμβάνει όλες τις εγγραφές με τις οποίες θα κάνουμε την επεξεργασία δηλαδή και τις εγγραφές του συνόλου Training και τις εγγραφές του συνόλου Testing.

Σημασία έχει το σύνολο Training να έχει όσο το δυνατόν περισσότερες εγγραφές. Τα σύνολα test παίζουν ρόλο για να επιβεβαιώσουμε το ποσοστό επιτυχίας του συστήματος μας. Πιο συγκεκριμένα το σύστημα μας θα μας δώσει ποσοστά επιτυχίας από το Training δηλαδή το κάθε μοντέλο θα εντοπίσει την μέγιστη απόδοση που μπορεί να έχει στο σύνολο Training και στην συνέχεια επιβεβαιώνει με ένα ή περισσότερα σύνολα testing ότι η απόδοση του δεν ήταν τυχαία αλλά δίνει σχετικά ίδιες αποδόσεις και στο testing.

Το ποσοστό που συνήθως χρησιμοποιείται όταν έχουμε ένα σύνολο δεδομένων από 100 έως 500 εγγραφές είναι το 30% των εγγραφών αυτού να χρησιμοποιείται για Training . Σε μεγαλύτερα σύνολα δηλαδή αν έχουμε >1000 εγγραφές τότε το ποσοστό εγγραφών για το Testing μπορεί να είναι και το 10% των εγγραφών ή και μικρότερο.

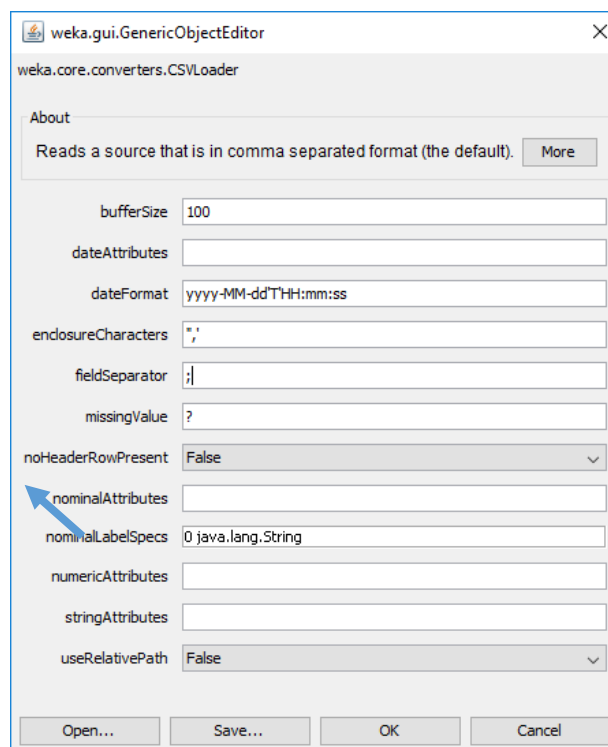
Το αρχείο αυτό το εισάγουμε στο Weka με τον παρακάτω τρόπο [8,9,10,11,12,13]:



Εικόνα 8. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 1/5

Πατάμε Open Files και επιλέγουμε το αρχείο CSV που έχουμε

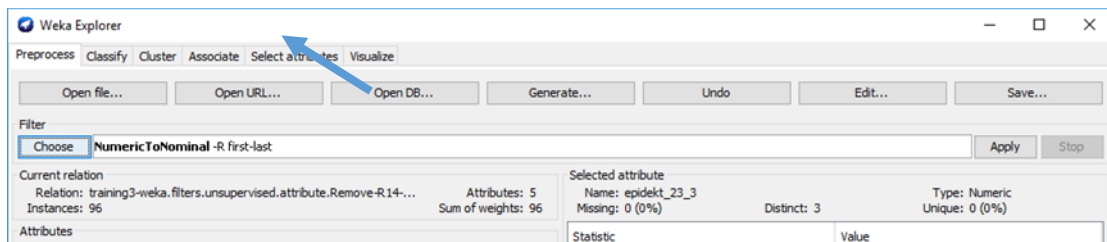
Προσέχουμε να έχουμε επιλέξει και το Invoke options dialog ώστε να μπορούμε να ορίσουμε ποιος θα είναι ο διαχωριστικός χαρακτήρας του CSV. Τις περισσότερες φορές είναι ο χαρακτήρας «κόμμα ','» αλλά και κάποιες ο χαρακτήρας «ερωτηματικό ';'».



Εικόνα 9. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 2/5

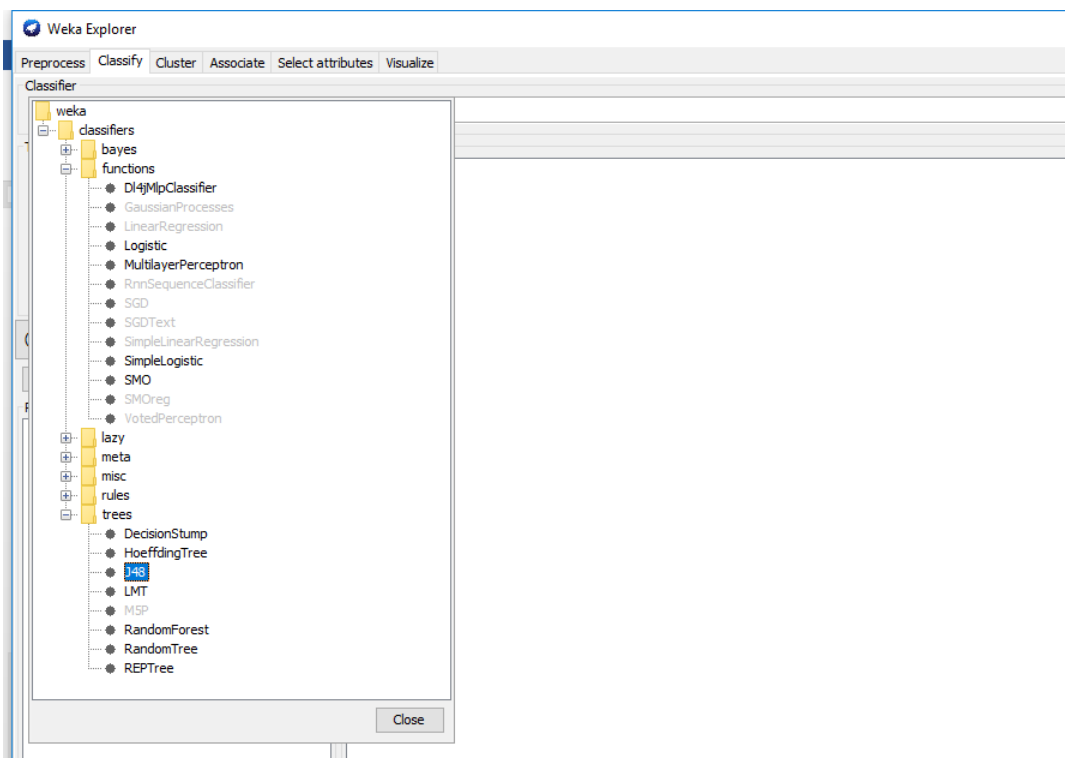
Το Weka εισάγει το αρχείο μας.

Στην συνέχεια επιλέγουμε το φίλτρο Numeric to Nominal με στόχο να μετατρέψει σε κατηγορίες όλα τα αριθμητικά δεδομένα των διακοπών.



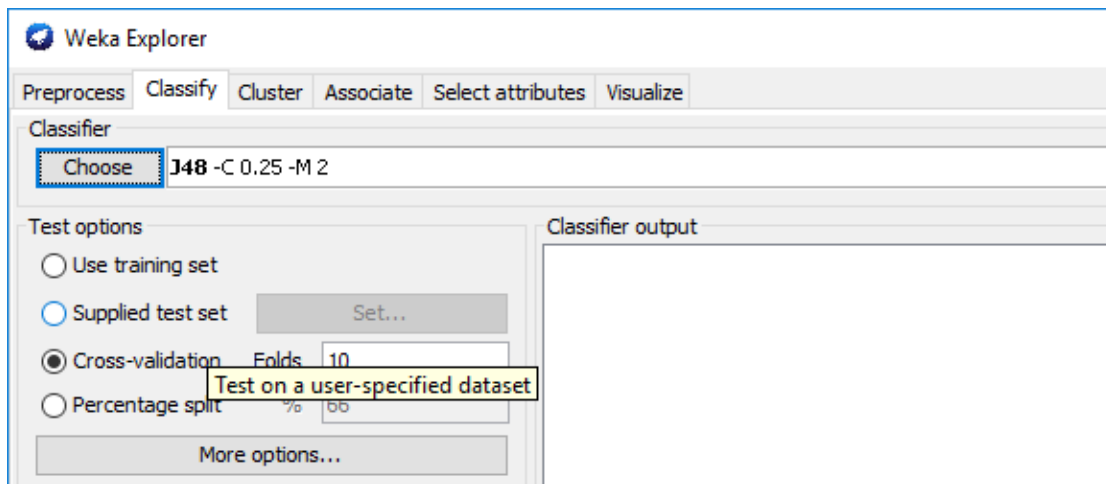
Εικόνα 10. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 3/5

Στην συνέχεια επιλέγουμε στο tab classify και επιλέγουμε το αλγόριθμο που θέλουμε μέσα από τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης που υπάρχουν.



Εικόνα 11. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 4/5

Η επιλογή MultilayerPerceptron αφορά τα νευρωνικά δίκτυα Επίσης σημαντική είναι και η επιλογή Test Options όπου επιλέγουμε πως θα προκύψει το test σύνολο



Εικόνα 12. Εισαγωγή αρχείου στο Weka 5/5

Όπως βλέπουμε έχουμε τις επιλογές:

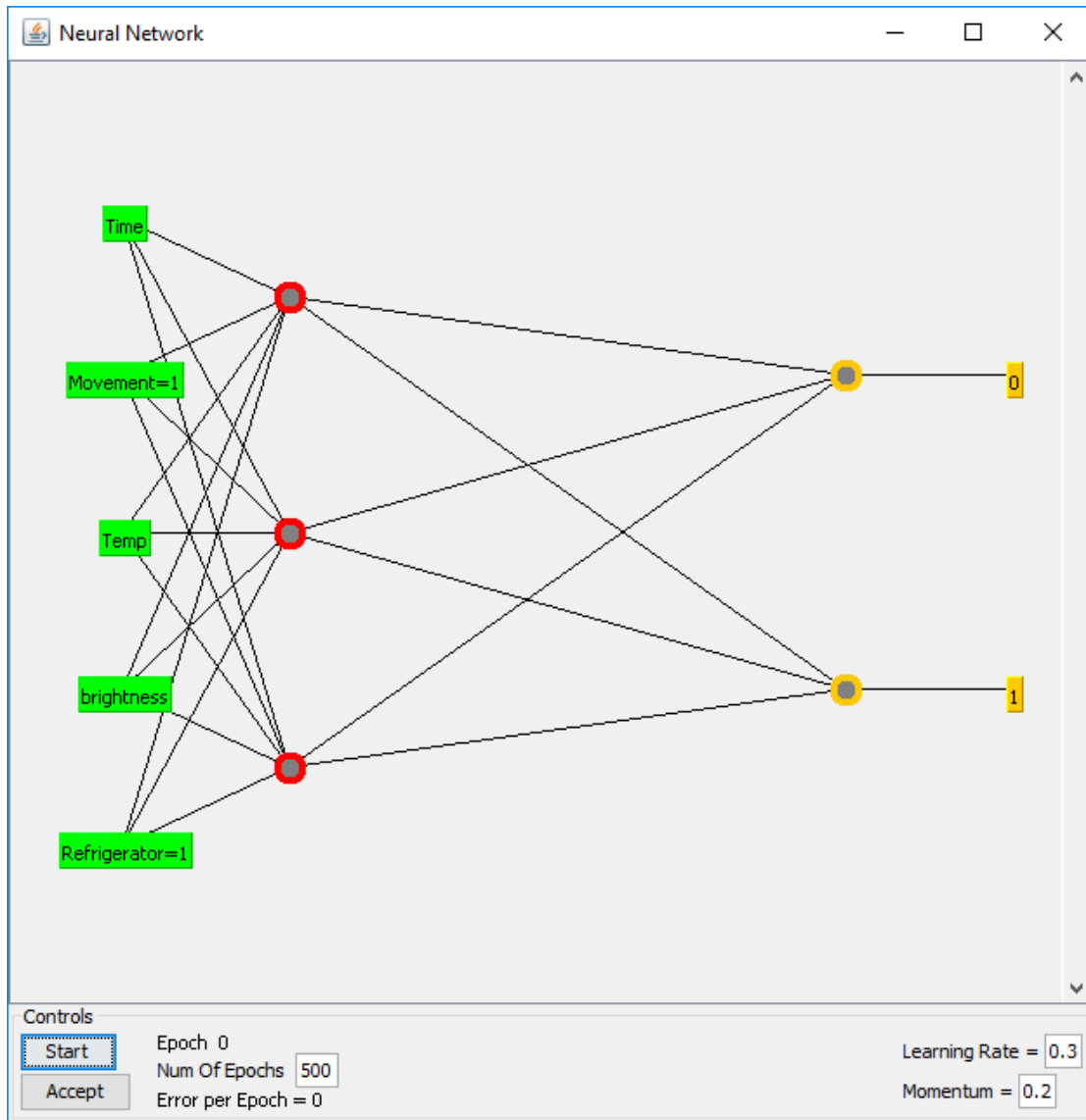
- **Use training set** που σημαίνει θα εξετάσουμε μόνο την απόδοση με βάση το Training set δηλαδή την μέγιστη δυνατή απόδοση του συστήματος.
- **Supplied test set** που θα ορίσουμε ένα δικό μας σύνολο test που θα εφαρμοστεί μετά την εκτέλεση του αλγόριθμου με το training set, δηλαδή αφού έχουμε μια πρώτη εκτέλεση με το training set.
- **Cross-validation** που αποτελεί την λεγόμενη διασταυρούμενη επικύρωση, μια τυποποιημένη τεχνική αξιολόγησης, που είναι ένας συστηματικός τρόπος εκτέλεσης επαναλαμβανόμενων ποσοστών διαχωρισμού. Δηλαδή ακολουθεί αν έχουμε πχ.. ένα cross-validation 10 την διαδικασία διαχωρίστε ένα σύνολο δεδομένων σε 10 κομμάτια ("Folds"), στη συνέχεια κρατήστε το κάθε κομμάτι με τη σειρά του και να δοκιμάσετε να εκπαιδεύσετε με τα υπόλοιπα 9 μαζί και κάντε χρήση το πρώτο κομμάτι σαν τεστ. Στην συνέχεια κάνει το ίδιο για ένα διαφορετικό κομμάτι από τα 10 και εκπαίδευση με τα άλλα 9 κ.ο.κ. Στο τέλος παίρνει σαν αποτέλεσμα την μέση απόδοση.
- **Percentage split** που δίνουμε εμείς ποιο θα είναι το ποσοστό του training και test συνόλου κάνοντας το σύστημα μια τυχαία επιλογή εγγράφων.

Στην συνέχεια εκτελούμε τον αλγόριθμο αλλάζοντας παραμέτρους του. Οι παράμετροι σε κάθε αλγόριθμο εμφανίζονται πατώντας πάνω στο όνομα του.

6.7. Αποτελέσματα

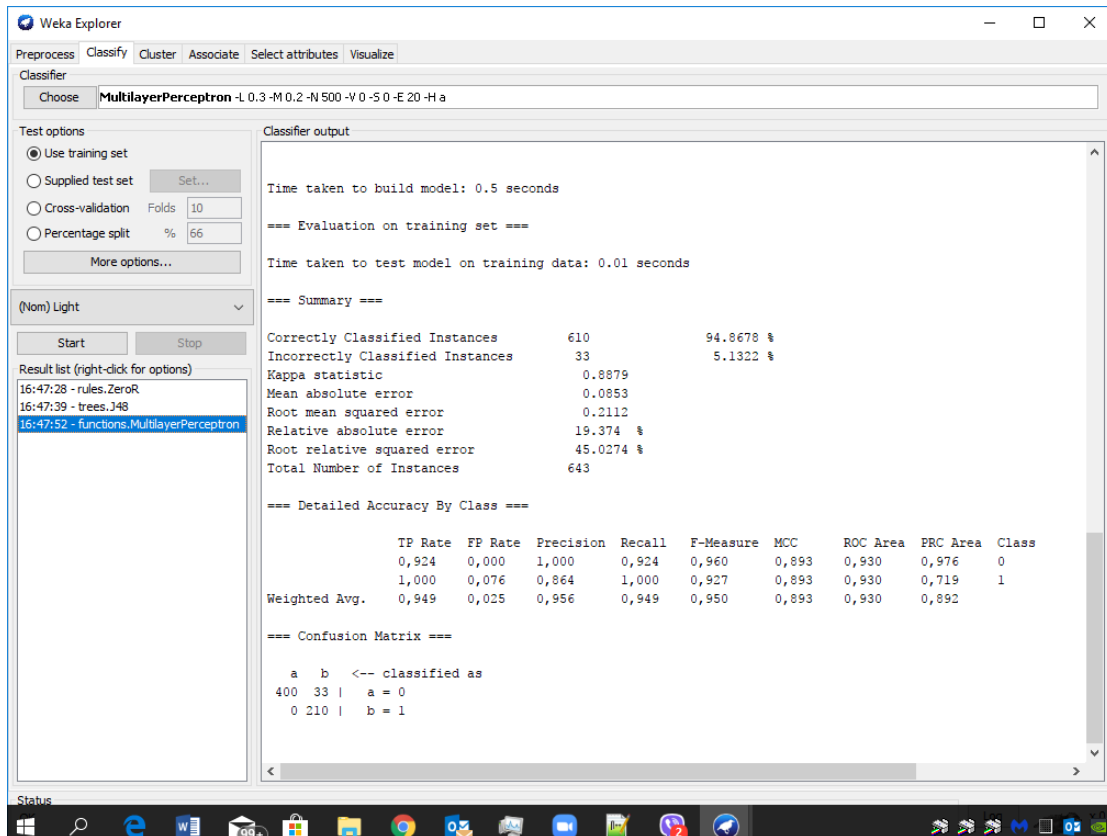
Στην περίπτωση μας έχουμε 3 νευρωνικά δίκτυα που αφορούν κάθε διακόπτη δηλαδή αυτό της τηλεόρασης, αυτό του θερμοσίφωνα και αυτό του φωτός

Έτσι έχουμε πάρει ένα Νευρωνικό για το φως της παρακάτω μορφής [13]:



Εικόνα 13. Νευρωνικό δίκτυο για το φως

Το αποτέλεσμα του Νευρωνικού είναι [14]:



Εικόνα 14. Αποτέλεσμα νευρωνικού δικτύου για το φως

Οι συντελεστές του νευρωνικού είναι:

=== Classifier model (full training set) ===

Sigmoid Node 0

Inputs Weights
 Threshold -2.0066490492104685
 Node 2 3.006062757461911
 Node 3 4.2402328052001375
 Node 4 5.6167366256439015

Sigmoid Node 1

Inputs Weights
 Threshold 2.006653397581374
 Node 2 -2.9846809237898015
 Node 3 -4.2688771622970805
 Node 4 -5.603627381665341

Sigmoid Node 2

Inputs Weights
 Threshold -1.0393654006255888
 Attrib Time -2.0456880481441186
 Attrib Movement=1 -0.20798723551890386
 Attrib Temp 0.4509098683295266
 Attrib brightness 8.970500482149188
 Attrib Refrigerator=1 -0.05337736780228678

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold 0.08551309479693393

Attrib Time -2.28153266441175

Attrib Movement=1 -0.140008034677664

Attrib Temp 0.025700575914374357

Attrib brightness 11.188690361943149

Attrib Refrigerator=1 -0.13701306763814688

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold 0.8203791807402567

Attrib Time -2.5172926000585125

Attrib Movement=1 -0.1280026236079387

Attrib Temp -0.11212737381900503

Attrib brightness 13.011877179866604

Attrib Refrigerator=1 -0.12928435871444433

Class 0

Input

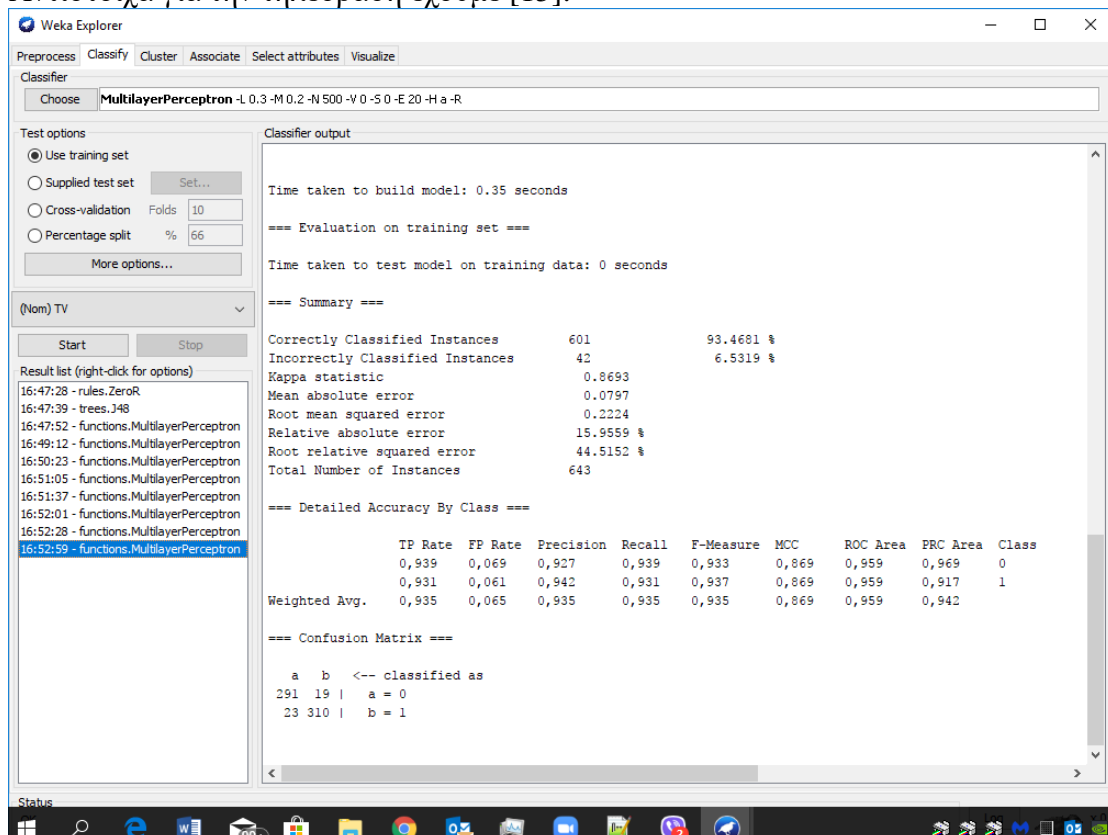
Node 0

Class 1

Input

Node 1

Αντίστοιχα για την τηλεόραση έχουμε [15]:



Εικόνα 15. Αποτέλεσμα νευρωνικού δικτύου για τη τηλεόραση

Οι συντελεστές του Νευρωνικού είναι:

Sigmoid Node 0

Inputs Weights
Threshold 1.043197830565829
Node 2 -5.222006526749453
Node 3 -4.840425985457626
Node 4 8.01887656294201

Sigmoid Node 1

Inputs Weights
Threshold -1.0431978290876078
Node 2 5.222006495812862
Node 3 4.840425979390269
Node 4 -8.018876505018673

Sigmoid Node 2

Inputs Weights
Threshold 1.204729339766953
Attrib Time 17.213500116022477
Attrib Movement=1 0.19177398152106312
Attrib Temp 12.4654987781551
Attrib brightness -4.976419871438086
Attrib Refrigerator=1 0.21151356369437785

Sigmoid Node 3

Inputs Weights
Threshold -0.1189548939808462
Attrib Time 1.6516966554923198
Attrib Movement=1 0.6446321735481935
Attrib Temp -4.7829981526044
Attrib brightness -12.153149953236602
Attrib Refrigerator=1 0.13403374414348762

Sigmoid Node 4

Inputs Weights
Threshold -7.7509719603787115
Attrib Time -22.368945869172848
Attrib Movement=1 -0.12675062796469622
Attrib Temp 6.336599956732553
Attrib brightness -0.6995677109735561
Attrib Refrigerator=1 0.49108611048302886

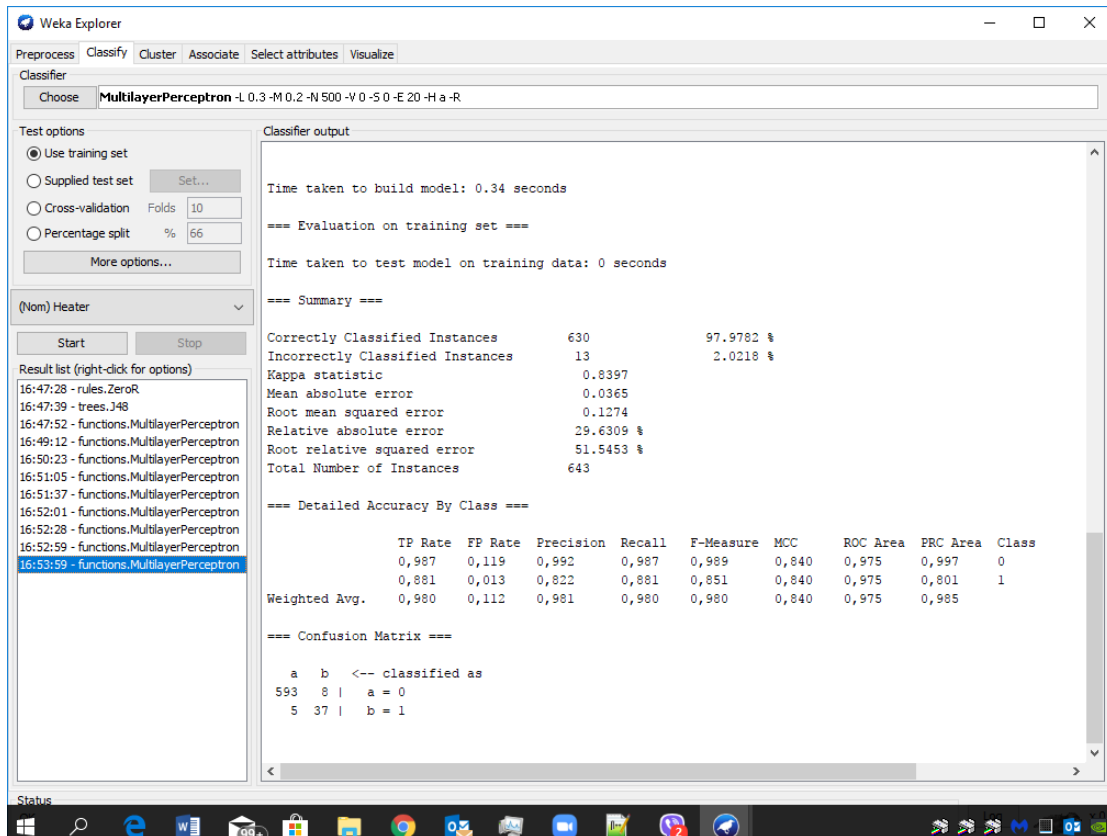
Class 0

Input
Node 0

Class 1

Input
Node 1

Αντίστοιχα για το Θερμοσίφωνα έχουμε [16]:



Εικόνα 16. Αποτέλεσμα νευρωνικού δικτύου για το θερμοσίφωνα

Sigmoid Node 0

Inputs Weights
 Threshold -2.2651576163935583
 Node 2 8.685629903650767
 Node 3 3.353000549042919
 Node 4 3.800313002615879

Sigmoid Node 1

Inputs Weights
 Threshold 2.2651554529552747
 Node 2 -8.68561312386247
 Node 3 -3.3530021280610964
 Node 4 -3.80030447938286

Sigmoid Node 2

Inputs Weights
 Threshold -13.763039820470771
 Attrib Time 5.575067920321341
 Attrib Movement=1 -1.078046998270691
 Attrib Temp -3.9980762007960284
 Attrib brightness -12.884484109789721
 Attrib Refrigerator=1 -0.39701453689535665

Sigmoid Node 3

Inputs Weights
 Threshold 0.4411604388332498
 Attrib Time -4.112412203226537

Attrib Movement=1 -0.07622682337950906
Attrib Temp 0.6243282068950987
Attrib brightness 8.482109150806489
Attrib Refrigerator=1 -1.4630767810116128

Sigmoid Node 4

Inputs Weights
Threshold -1.1667355522543597
Attrib Time -5.089650387986196
Attrib Movement=1 -1.5038460939140592
Attrib Temp -2.9378331043635075
Attrib brightness 9.794637362435576
Attrib Refrigerator=1 -0.2240207451008703

Class 0

Input
Node 0

Class 1

Input
Node 1

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Συμπεράσματα

Με βάση την παραπάνω ανάλυση ο σχεδιασμός ενός συστήματος με αισθητήρες και μικροελεγκτές που συλλέγει στοιχεία για ένα χώρο μπορεί να προσφέρει με την χρήση νευρωνικών δικτύων ή άλλων μοντέλων ανάλυσης καλύτερη λειτουργία στο χώρο, προσαρμοσμένη στις ανάγκες των ατόμων που ζουν σε αυτό και ταυτόχρονα να χαρίζει μεγαλύτερη οικονομία.

Σε ένα σπίτι π.χ. με αισθητήρες που μετρούν την θερμοκρασία των χώρων, τον φωτισμό, την κίνηση στους χώρους κ.α το σύστημα ανάλογα θα αποφασίζει μαζί με άλλα στοιχεία π.χ. την ώρα της μέρας, την φωτεινότητα στο χώρο, τον θόρυβο που υπάρχει κ.α. ποιους διακόπτες θα ανοίγει και πόσο χρόνο.

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν την δυνατότητα να λειτουργούν με την λογική «Μαθαίνω από τα δεδομένα». Με βάση και την μελέτη μας έχουμε σειρά καταγραφών από το σύστημα και ένα μοντέλο μάθησης νευρωνικών δικτύων όπου επιτυγχάνει το στόχο να δημιουργήσει μια μηχανή που βελτιστοποιεί την χρήση διακοπών με αποτέλεσμα να έχουμε τις επιθυμητές λειτουργίες με την βέλτιστη κατανάλωση.

Έτσι σε κάθε μοντέλο υπάρχει ένα σύνολο μάθησης και ένα ή περισσότερα σύνολα τεστ με τα οποία ελέγχουμε πόσο το σύστημα μας έχει «μάθει σωστά». Τα μοντέλα αυτά παράγονται έχοντας σαν είσοδο τους παράγοντες μαζί με τις εκτιμήσεις.

Στην περίπτωση μας χρησιμοποιήθηκαν 3 νευρωνικά δίκτυα που αφορούν διακόπτες για συσκευές υψηλής χρήσης δηλαδή αυτό της τηλεόρασης, αυτό του θερμοσίφωνα και αυτό του φωτός. Τα νευρωνικά προβλέπουν την κατάλληλη χρήση και έτσι αυτοματοποιούν την λειτουργία των συσκευών επιτυγχάνοντας απόδοση και οικονομία.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Beal, V. (2010). Internet. Ανάκτηση από <https://www.webopedia.com/definitions/internet/>
- [2] Madakam, S., Ramaswamy, R., & Tripathi, S. (2015). Internet of Things (IoT): A Literature Review. *Journal of Computer and Communications*, 3, σσ. 164-173
- [3] Kosmatos, E. A., Tselikas, N. D., & Boucouvalas, A. C. (2011). Integrating RFIDs and Smart Objects into a Unified Internet of Things Architecture. *Advances in Internet of Things: Scientific Research*, 1, σσ. 5-12.
- [4] Aggarwal, R., & Lal Das, M. (2012). RFID Security in the Context of “Internet of Things”. *First International Conference on Security of Internet of Things*, (σσ. 51-56). Kerala.
- [5] Biddlecombe, E. (2005). UN predicts 'internet of things'. Ανάκτηση από <http://news.bbc.co.uk/2/hi/technology/4440334.stm>
- [6] Butler, D. (2006). Computing: Everything, Everywhere. *Nature*, 440, σσ. 402-405.
- [7] Dodson, S. (2008). The Net Shapes up to Get Physical. Ανάκτηση από <https://www.theguardian.com/technology/2008/oct/16/internet-of-things-ipv6>
- [8] Gershenfeld, N., Krikorian, R., & Cohen, D. (2004). The Internet of Things. *Scientific American*, 291, σσ. 76-81.
- [9] Lombreglia, R. (2010). *The Internet of Things*. Boston Globe.
- [10] Reinhardt, A. (2004). *A Machine-to-Machine Internet of Things*.
- [11] Graham, M., & Haarstad, H. (2011). Transparency and Development: Ethical Consumption through Web 2.0 and the Internet of Things. *Transparency and Development*, 7(1).
- [12] Gubbi, J., & Buyya, R. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), σσ. 1645-1660.
- [13] Davidovic, B., & Labus, A. (2016). A smart home system based on sensor technology. *Electronics and Energetics*, 29(3), σσ. 451-460.

- [14] Bregman, D. (2010). Smart Home Intelligence - The eHome that Learns. *International Journal of Smart Home*, 4(4), σσ. 35-46.
- [14] Bangali, J., & Shaligram, A. (2013). Energy efficient Smart home based on Wireless Sensor Network using LabVIEW. *IJER*, 2(12), σσ. 409-413.
- [15] Ghosh, A., Chakraborty, D., & Law, A. (2018). Artificial intelligence in Internet of things. *CAAI Trans. Intell. Technol.*, 3(4), σσ. 208-218.
- [16] Green, D. C. (2014). *Home Energy Information*. Springer.
- [17] Nijhuis, M. (2014). Can coal ever be clean? *Natl Geograph*, 225(4), σσ. 29-40
- [18] Cheslik, D. (2012). *How to lower home energy bills: from A to Z*. Charleston: CreateSpace Publishing.
- [19] Krigger, J., & Dorsi, C. (2008). *The homeowner's handbook to energy efficiency*. USA: Saturn Resource Management, Inc.
- [20] NWS Internet Services Team. (2009). Glossary—NOAA's National Weather Service. Ανάκτηση από <https://w1.weather.gov/glossary/index.php?word=mean+daily+temperature>
- [21] Constanzo, G. T., Zhu, G., Anjos, M. F., & Savard, G. (2012). A System Architecture for Autonomous Demand Side Load Management in Smart Buildings. *IEEE TRANSACTIONS ON SMART GRID*, 3(4), σσ. 2157-2165.
- [22] Chan, L., Li, N., Low, S. H., & Doyle, J. (2010). Two market models for demand response in power networks. *Proc. IEEE SmartGridComm*, (σσ. 4569-4574).
- [23] Stokes, M., Rylatt, M., & Lomas, K. (2004). A simple model for domestic lightning demand. *Energy Buildings*, 36(2), σσ. 103-116.
- [24] Yua, Z., Haghghata, F., Fungb, B. C., & Yoshinoc, H. (2010). A decision tree method for building energy demand modeling. *Energy Buildings*, 42(10), σσ. 1637-1646
- [25] Richardson, I., Thomson, M., Infield, D., & Clifford, C. (2010). Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model. *Energy Buildings*, 42(10), σσ. 1878-1886.
- [26] Caron, S., & Kesidis, G. (2009). Incentive-based energy consumption scheduling algorithms for the smart grid. Dept. Comput. Sci. Eng., Penn State, Tech. Rep. CSE-10-003.

- [27] Zhong, F. (2010). Distributed demand-response and user adaptation in smart grids. Toshiba Res. Europe Lab. Tech. Rep.
- [28] Ipakchi, A., & Albuyeh, F. (2009). Grid of the future. *IEEE Power Energy Mag.*, 8(4), σσ. 52-62.
- [29] Fahrioglu, M., & Alvarado, F. L. (2000). Designing incentive compatible contracts for effective demand managements. *IEEE Trans. Power Syst.*, 15(4), σσ. 1255-1260.
- [30] Ramanathan, B., & Vittal, V. (2008). A framework for evaluation of advanced direct load control with minimum disruption. *IEEE Trans. Power Syst.*, 23(4), σσ. 1681-1688.
- [31] Kelly, F., Maulloo, A., & Tan, D. (1998). Rate control for communication networks: Shadow prices, proportional fairness and stability. *J. Oper. Res. Soc.*, 49(3), σσ. 237-252.
- [32] Chen, L., Li, N., Jiang, L., & Low, S. H. (2011). Optimal demand response: Problem formulation and deterministic case. *Στο Control and Optimization Theory for Electric Smart Grids*. New York: Springer-Verlag
- [33] Gatsis, N., & Giannakis, G. (2011). Cooperative multi-residence demand response scheduling. 45th Annu. Conf. Inf. Sci. Syst. (CISS), (σσ. 1-6).
- [34] Kleissl, J., & Agarwal, Y. (2010). Cyber-physical energy systems: Focus on smart buildings. *Proc. 47th Design Autom. Conf.*, (σσ. 749-754).
- [35] LDrake, J., Najewicz, D., & Watts, W. (2010). Energy efficiency comparisons of wireless communication technology options for smart grid enabled devices. General Electric Company, GE Appliances&Lighting, Tech. Rep.
- [36] Li, J., & Sun, R. (2010). Information appliance controller was developed based on power line carrier communication. *Proc. 2010 Int. Conf. Netw. Digit. Soc.*, (σσ. 571-574).
- [37] Guan, X., Xu, Z., & Jia, Q.-S. (2010). Energy-efficient buildings facilitated by microgrid. *IEEE Trans. Smart Grid*, 1(3), σσ. 234-252
- [38] Scheckel, P. (2005). *The Home Energy Diet*. New Society Publishers.
- [39] Abrahamse, W., Steg, L., Vlek, C., & Rothengatter, T. (2007). The effect of tailored information, goal setting, and tailored feedback on household energy use, energy-related behaviors, and behavioral antecedents. *Journal of environmental psychology*, 27(4), 265-276.

- [40] Hong, T., Koo, C., Kim, J., Lee, M., & Jeong, K. (2015). A review on sustainable construction management strategies for monitoring, diagnosing, and retrofitting the building's dynamic energy performance: Focused on the operation and maintenance phase. *Applied Energy*, 155, 671-707.
- [41] Nikolaou, T., Kolokotsa, D., Stavrakakis, G., Apostolou, A., & Munteanu, C. (2015). Review and state of the art on methodologies of buildings' energy-efficiency classification. In *Managing indoor environments and energy in buildings with integrated intelligent systems* (pp. 13-31). Springer, Cham.
- [42] Wang, B., Xia, X., & Zhang, J. (2014). A multi-objective optimization model for the life-cycle cost analysis and retrofitting planning of buildings. *Energy and Buildings*, 77, 227-235.
- [43] Crawley, D. B., Lawrie, L. K., Winkelmann, F. C., Buhl, W. F., Huang, Y. J., Pedersen, C. O., ... & Glazer, J. (2001). EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program. *Energy and buildings*, 33(4), 319-331.
- [46] Dounis, A. I., & Caraiscos, C. (2009). Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(6-7), 1246-1261.
- [47] Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I., & Ibrahim, T. (2014). A review on optimized control systems for building energy and comfort management of smart sustainable buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 34, 409-429.
- [48] He, H., Menicucci, D., Caudell, T., & Mammoli, A. (2011, January). Real-time fault detection for solar hot water systems using adaptive resonance theory neural networks. In *Energy Sustainability* (Vol. 54686, pp. 1059-1065).
- [49] Liang, J., & Du, R. (2007). Model-based fault detection and diagnosis of HVAC systems using support vector machine method. *International Journal of refrigeration*, 30(6), 1104-1114.
- [50] Yang, J., Rivard, H., & Zmeureanu, R. (2005). On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks. *Energy and buildings*, 37(12), 1250-1259.
- [51] Kalogirou, S. A., Florides, G. A., Neocleous, C., & Schizas, C. N. (2001). Estimation of the daily heating and cooling loads using artificial neural networks.

- [52] Kumar, R., Aggarwal, R. K., & Sharma, J. D. (2013). Energy analysis of a building using artificial neural network: A review. *Energy and Buildings*, 65, 352-358.
- [53] Zhao, H. X., & Magoulès, F. (2012). A review on the prediction of building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(6), 3586-3592.
- [54] Ahmad, A. S., Hassan, M. Y., Abdullah, M. P., Rahman, H. A., Hussin, F., Abdullah, H., & Saidur, R. (2014). A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 102-109.
- [55] Yu, Z., Fung, B. C., Haghghat, F., Yoshino, H., & Morofsky, E. (2011). A systematic procedure to study the influence of occupant behavior on building energy consumption. *Energy and buildings*, 43(6), 1409-1417.
- [56] Hygh, J. S., DeCarolis, J. F., Hill, D. B., & Ranjithan, S. R. (2012). Multivariate regression as an energy assessment tool in early building design. *Building and environment*, 57, 165-175.
- [57] Ruch, D., Chen, L., Haberl, J. S., & Claridge, D. E. (1993). A change-point principal component analysis (CP/PCA) method for predicting energy usage in commercial buildings: the PCA model.
- [58] Kavousian, A., & Rajagopal, R. (2014). Data-driven benchmarking of building energy efficiency utilizing statistical frontier models. *Journal of computing in civil engineering*, 28(1), 79-88.
- [59] Rahimian, F. P., Arciszewski, T., & Goulding, J. S. (2014). Successful education for AEC professionals: case study of applying immersive game-like virtual reality interfaces. *Visualization in Engineering*, 2(1), 1-12.
- [60] Park, Y. S., & Lek, S. (2016). Artificial neural networks: multilayer perceptron for ecological modeling. In *Developments in environmental modelling* (Vol. 28, pp. 123-140). Elsevier.
- [61] Li, Q., Meng, Q., Cai, J., Yoshino, H., & Mochida, A. (2009). Applying support vector machine to predict hourly cooling load in the building. *Applied Energy*, 86(10), 2249-2256.

- [62] Hou, Z., & Lian, Z. (2009, May). An application of support vector machines in cooling load prediction. In 2009 International Workshop on Intelligent Systems and Applications (pp. 1-4). IEEE.
- [64] Xing-Ping, Z., & Rui, G. U. (2007). Electrical energy consumption forecasting based on cointegration and a support vector machine in China. *Wseas transactions on mathematics*, 6, 878-883.
- [65] Lai, F., Magoules, F., & Lherminier, F. (2008). Vapnik's learning theory applied to energy consumption forecasts in residential buildings. *International Journal of Computer Mathematics*, 85(10), 1563-1588.
- [66] Li, Q., Ren, P., & Meng, Q. (2010, June). Prediction model of annual energy consumption of residential buildings. In 2010 international conference on advances in energy engineering (pp. 223-226). IEEE.
- [67] Zhao, H. X., & Magoulès, F. (2010). Parallel support vector machines applied to the prediction of multiple buildings energy consumption. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 4(2), 231-249
- [68] Jain, R. K., Smith, K. M., Culligan, P. J., & Taylor, J. E. (2014). Forecasting energy consumption of multi-family residential buildings using support vector regression: Investigating the impact of temporal and spatial monitoring granularity on performance accuracy. *Applied Energy*, 123, 168-178.
- [69] Edwards, R. E., New, J., & Parker, L. E. (2012). Predicting future hourly residential electrical consumption: A machine learning case study. *Energy and Buildings*, 49, 591-603.
- [70] Jiang, X., Dong, B., Xie, L., & Sweeney, L. (2010, August). Adaptive Gaussian Process for Short-Term Wind Speed Forecasting. In *ECAI* (pp. 661-666).
- [71] Grosicki, E., Abed-Meraim, K., & Hua, Y. (2005). A weighted linear prediction method for near-field source localization. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(10), 3651-3660.
- [72] Bukkapatnam, S. T., & Cheng, C. (2010). Forecasting the evolution of nonlinear and nonstationary systems using recurrence-based local Gaussian process models. *Physical Review E*, 82(5), 056206.

- [73] Heo, Y., & Zavala, V. M. (2012). Gaussian process modeling for measurement and verification of building energy savings. *Energy and Buildings*, 53, 7-18.
- [74] Heo, Y., Choudhary, R., & Augenbroe, G. A. (2012). Calibration of building energy models for retrofit analysis under uncertainty. *Energy and Buildings*, 47, 550-560.
- [75] Zhang, Y., O'Neill, Z., Wagner, T., & Augenbroe, G. (2013, August). An inverse model with uncertainty quantification to estimate the energy performance of an office building. In *Proceedings of 13th international building performance simulation association conference* (pp. 25-28).
- [76] Rastogi, P., Khan, M. E., & Andersen, M. (2017). Gaussian-Process-Based Emulators for Building Performance Simulation (No. CONF). International Building Performance Simulation Association.
- [77] Manfren, M., Aste, N., & Moshksar, R. (2013). Calibration and uncertainty analysis for computer models—a meta-model based approach for integrated building energy simulation. *Applied energy*, 103, 627-641.
- [78] Srivastav, A., Tewari, A., & Dong, B. (2013). Baseline building energy modeling and localized uncertainty quantification using Gaussian mixture models. *Energy and Buildings*, 65, 438-447.
- [79] Santamouris, M., Mihalakakou, G., Patargias, P., Gaitani, N., Sfakianaki, K., Papaglastra, M. & Zerefos, S. (2007). Using intelligent clustering techniques to classify the energy performance of school buildings. *Energy and buildings*, 39(1), 45-51.
- [80] Gath, I., & Geva, A. B. (1989). Unsupervised optimal fuzzy clustering. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11(7), 773-780.
- [81] Pieri, S. P., & Santamouris, M. (2015). Identifying energy consumption patterns in the Attica hotel sector using cluster analysis techniques with the aim of reducing hotels' CO2 footprint. *Energy and Buildings*, 94, 252-262.
- [82] Marino, D. L., Amarasinghe, K., & Manic, M. (2016, October). Building energy load forecasting using deep neural networks. In *IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society* (pp. 7046-7051). IEEE.
- [83] Mocanu, E., Nguyen, P. H., Gibescu, M., & Kling, W. L. (2016). Deep learning for estimating building energy consumption. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 6, 91-99.

- [84] Yu, C. N., Mirowski, P., & Ho, T. K. (2016). A sparse coding approach to household electricity demand forecasting in smart grids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(2), 738-748.
- [85] Roldán-Blay, C., Escrivá-Escrivá, G., Álvarez-Bel, C., Roldán-Porta, C., & Rodríguez-García, J. (2013). Upgrade of an artificial neural network prediction method for electrical consumption forecasting using an hourly temperature curve model. *Energy and Buildings*, 60, 38-46
- [86] Kumar, R., Aggarwal, R. K., & Sharma, J. D. (2013). Energy analysis of a building using artificial neural network: A review. *Energy and Buildings*, 65, 352-358.
- [87] Ghelardoni, L., Ghio, A., & Anguita, D. (2013). Energy load forecasting using empirical mode decomposition and support vector regression. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(1), 549-556.
- [88] Fiot, J. B., & Dinuzzo, F. (2016). Electricity demand forecasting by multi-task learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(2), 544-551.
- [89] Singh, A. K., Khatoon, S., Muazzam, M., & Chaturvedi, D. K. (2012, December). Load forecasting techniques and methodologies: A review. In *2012 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems* (pp. 1-10). IEEE.
- [90] Hernandez, L., Baladron, C., Aguiar, J. M., Carro, B., Sanchez-Esguevillas, A. J., Lloret, J., & Massana, J. (2014). A survey on electric power demand forecasting: future trends in smart grids, microgrids and smart buildings. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 16(3), 1460-1495.
- [91] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature* 521 (7553), 436-444. Google Scholar Google Scholar Cross Ref Cross Ref.
- [92] Mnih, V., Larochelle, H., & Hinton, G. E. (2012). Conditional restricted boltzmann machines for structured output prediction. *arXiv preprint arXiv:1202.3748*.
- [93] Pascanu, R., Mikolov, T., & Bengio, Y. (2013, May). On the difficulty of training recurrent neural networks. In *International conference on machine learning* (pp. 1310-1318). PMLR.
- [94] Kingman, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A Method for Stochastic Optimization. Conference paper. In *3rd International Conference for Learning Representations*.

- [95] Park, H. Y., Lee, B. H., Son, J. H., & Ahn, H. S. (2017, March). A comparison of neural network-based methods for load forecasting with selected input candidates. In 2017 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT) (pp. 1100-1105). IEEE.
- [96] Mordjaoui, M., Haddad, S., Medoued, A., & Laouafi, A. (2017). Electric load forecasting by using dynamic neural network. *International journal of hydrogen energy*, 42(28), 17655-17663.
- [97] Qiu, X., Suganthan, P. N., & Amaratunga, G. A. (2016, October). Electricity load demand time series forecasting with empirical mode decomposition based random vector functional link network. In 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (pp. 001394-001399). IEEE.
- [98] Reddy, S. S. (2018). Bat algorithm-based back propagation approach for short-term load forecasting considering weather factors. *Electrical Engineering*, 100(3), 1297-1303.
- [99] Hu, R., Wen, S., Zeng, Z., & Huang, T. (2017). A short-term power load forecasting model based on the generalized regression neural network with decreasing step fruit fly optimization algorithm. *Neurocomputing*, 221, 24-31.
- [100] Ertugrul, Ö. F. (2016). Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 78, 429-435.
- [101] Zeng, N., Zhang, H., Liu, W., Liang, J., & Alsaadi, F. E. (2017). A switching delayed PSO optimized extreme learning machine for short-term load forecasting. *Neurocomputing*, 240, 175-182.
- [102] Li, S., Goel, L., & Wang, P. (2016). An ensemble approach for short-term load forecasting by extreme learning machine. *Applied Energy*, 170, 22-29.
- [103] Raza, M. Q., Baharudin, Z., & Nallagownden, P. (2014). A comparative analysis of neural network based short term load forecast models for anomalous days load prediction.
- [104] Elgarhy, S. M., Othman, M. M., Taha, A., & Hasanien, H. M. (2017, December). Short term load forecasting using ANN technique. In 2017 Nineteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON) (pp. 1385-1394). IEEE

- [105] Singh, S., Hussain, S., & Bazaz, M. A. (2017, December). Short term load forecasting using artificial neural network. In 2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP) (pp. 1-5). IEEE.
- [106] Kong, W., Dong, Z. Y., Jia, Y., Hill, D. J., Xu, Y., & Zhang, Y. (2017). Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(1), 841-851.
- [107] Shi, H., Xu, M., & Li, R. (2017). Deep learning for household load forecasting—A novel pooling deep RNN. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(5), 5271-5280.
- [108] Dedinec, A., Filiposka, S., Dedinec, A., & Kocarev, L. (2016). Deep belief network based electricity load forecasting: An analysis of Macedonian case. *Energy*, 115, 1688-1700.
- [109] Qiu, X., Ren, Y., Suganthan, P. N., & Amaratunga, G. A. (2017). Empirical mode decomposition based ensemble deep learning for load demand time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 54, 246-255.
- [110] Ryu, S., Noh, J., & Kim, H. (2017). Deep neural network based demand side short term load forecasting. *Energies*, 10(1), 3.
- [111] Fan, C., Xiao, F., & Zhao, Y. (2017). A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms. *Applied energy*, 195, 222-233.
- [112] Din, G. M. U., & Marnierides, A. K. (2017, January). Short term power load forecasting using deep neural networks. In 2017 International conference on computing, networking and communications (ICNC) (pp. 594-598). IEEE.
- [113] Kuo, P. H., & Huang, C. J. (2018). A high precision artificial neural networks model for short-term energy load forecasting. *Energies*, 11(1), 213.
- [114] Zhang, B., Wu, J. L., & Chang, P. C. (2018). A multiple time series-based recurrent neural network for short-term load forecasting. *Soft Computing*, 22(12), 4099-4112.
- [115] Moon, J., Kim, Y., Son, M., & Hwang, E. (2018). Hybrid short-term load forecasting scheme using random forest and multilayer perceptron. *Energies*, 11(12), 3283.
- [116] Mocanu, E., Nguyen, P. H., Gibescu, M., & Kling, W. L. (2016). Deep learning for estimating building energy consumption. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 6, 91-99

- [117] Kalogirou, S. A., & Bojic, M. (2000). Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building. *Energy*, 25(5), 479-491.
- [118] Moon, J. W., & Jung, S. K. (2016). Algorithm for optimal application of the setback moment in the heating season using an artificial neural network model. *Energy and Buildings*, 127, 859-869.
- [119] Moon, J. W., Lee, J. H., Yoon, Y., & Kim, S. (2014). Determining optimum control of double skin envelope for indoor thermal environment based on artificial neural network. *Energy and Buildings*, 69, 175-183.
- [120] Renno, C., Petito, F., & Gatto, A. (2015). Artificial neural network models for predicting the solar radiation as input of a concentrating photovoltaic system. *Energy Conversion and Management*, 106, 999-1012.
- [121] Zervas, P. L., Sarimveis, H., Palyvos, J. A., & Markatos, N. C. G. (2008). Prediction of daily global solar irradiance on horizontal surfaces based on neural-network techniques. *Renewable Energy*, 33(8), 1796-1803.
- [122] Kontogiannis, D., Bargiotas, D., & Daskalopulu, A. (2021). Fuzzy Control System for Smart Energy Management in Residential Buildings Based on Environmental Data. *Energies*, 14.
- [123] Arora, S. K. (2020). *What Is Fuzzy Logic? Advantage and Disadvantage*. Ανάκτηση από <https://hackr.io/blog/what-is-fuzzy-logic>
- [124] Hua, Y., Zhao, Z., Li, R., Chen, X., Liu, Z., & Zhang, H. (2019). Deep Learning with Long Short-Term Memory for Time Series Prediction. *IEEE Commun. Mag.*, 57, σσ. 114-119.
- [125] Koprinska, I., Wu, D., & Wang, Z. (2018). Convolutional Neural Networks for Energy Time Series Forecasting. *Proceedings of the 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, (σσ. 1-8). Rio de Janeiro, Brazil.
- [126] Alamaniotis, M., & Tsoukalas, L. H. (2015). Anticipation of minutes-ahead household active power consumption using Gaussian processes. *2015 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA)*, (σσ. 1-6). Corfu, Greece.

- [127] Singh, S., Hussain, S., & Bazaz, M. A. (2017). Short term load forecasting using artificial neural network. *2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, (σσ. 1-5). Wagnaghat, India.
- [128] Hossen, T., Nair, A. S., & Chinnathambi, R. A. (2018). Residential Load Forecasting Using Deep Neural Networks (DNN). *2018 North American Power Symposium (NAPS)*, (σσ. 1-5). ND, USA.
- [129] Zhang, D., Han, X., & Deng, C. (2018). Taiyuan University of Technology; China Electric Power Research Institute. Review on the research and practice of deep learning and reinforcement learning in smart grids. *CSEE J. Power Energy Syst.*, 4, σσ. 362-370.
- [130] Kampelis, N., Tsekeri, E., Kolokotsa, D., Kalaitzakis, K., Isidori, D., & Cristalli, C. (2018). Development of Demand Response Energy Management Optimization at Building and District Levels Using Genetic Algorithm and Artificial Neural Network Modelling Power Predictions. *Energies*, 11, σ. 3012.
- [131] Koponen, P., Hänninen, S., Mutanen, A., Koskela, J., Rautiainen, A., Järventausta, P., Koivisto, H. (2018). Improved modelling of electric loads for enabling demand response by applying physical and data-driven models: Project Response. *2018 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, (σσ. 1-6). Limassol, Cyprus.
- [132] Ahmad, A., Javaid, N., Mateen, A., Awais, M., & Khan, Z. A. (2019). Short-Term Load Forecasting in Smart Grids: An Intelligent Modular Approach. *Energies*, 12, σ. 164.
- [133] Walther, J., Spanier, D., Panten, N., & Abele, E. (2019). Very short-term load forecasting on factory level—A machine learning approach. *Procedia CIRP*, 80, σσ. 705-710.
- [134] Zhu, J., Yang, Z., Mourshed, M., Li, K., Zhou, Y., Chang, Y., . . . Feng, S. (2019). Electric Vehicle Charging Load Forecasting: A Comparative Study of Deep Learning Approaches. *Energies*, 12.
- [135] Kontogiannis, D., Bargiotas, D., & Daskalopulu, A. (2020). Minutely Active Power Forecasting Models Using Neural Networks. *Sustainability*, 12.
- [136] Li, S. (2019). *Time Series Analysis, Visualization & Forecasting with LSTM*. Ανάκτηση από <https://towardsdatascience.com/time-series-analysis-visualization-forecasting-with-lstm-77a905180eba>
- [137] Cheekoty, S. (2019). *Neural networks over classical models in Time Series*. Ανάκτηση από <https://towardsdatascience.com/neural-networks-over-classical-models-in-time-series-5110a714e535>

- [138] Orac, R. (2019). *LSTM for time series prediction*. Ανάκτηση από <https://towardsdatascience.com/lstm-for-time-series-prediction-de8aeb26f2ca>
- [139] Lee, E. (2019). *An Intro to Hyper-parameter Optimization using Grid Search and Random Search*. Ανάκτηση από <https://medium.com/@cjl2fv/an-intro-to-hyper-parameter-optimization-using-grid-search-and-random-search-d73b9834ca0a>