



ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ  
ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ  
«Έξυπνη Ψύξη Βασισμένη στο Διαδίκτυο των  
Πραγμάτων (IoT)»

Των φοιτητών  
Τολιόπουλου Δημητρίου  
(Αρ. Μητρώου 518155)  
Δέμκα Ευθυμίου  
(Αρ. Μητρώου 518233)

Επιβλέπουσα  
Παπαδοπούλου Μαρία  
Επίκουρη Καθηγήτρια

Ημερομηνία: 10/09/2024

Τίτλος Δ.Ε.: Έξυπνη Ψύξη Βασισμένη στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT)

Κωδικός Δ.Ε.: 22276

Ονοματεπώνυμο φοιτητών: Τολιόπουλος Δημήτριος, Δέμκας Ευθύμιος

Ονοματεπώνυμο εισηγήτριας: Παπαδοπούλου Μαρία

Ημερομηνία ανάληψης Δ.Ε.: 24/3/2024

Ημερομηνία περάτωσης Δ.Ε.: 10/09/2024

*Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως διπλωματική εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.*

*Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία των φοιτητών Δημήτριου Τολιόπουλου και Ευθυμίου Δέμκα που την εκπόνησαν. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού.*

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητα και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος.

*«Στη δύναμη της επιστήμης που διαμορφώνει το μέλλον»*

## Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με τη μελέτη της κατανάλωσης ισχύος μια ψυκτικής συσκευής. Αφορμή αυτής της έρευνας είναι η υψηλή ενεργειακή κατανάλωση των ψυγείων σε εμπορικά περιβάλλοντα και βιομηχανίες γενικότερα. Εκτός από το υψηλό οικονομικό κόστος, η μη αποδοτική χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας είναι σημαντικός παράγοντας για την επιβάρυνση του περιβάλλοντος. Με σύγχρονο ηλεκτρονικό εξοπλισμό, βασισμένο στο διαδίκτυο των πραγμάτων, όπως το ESP8266, το DHT22, έναν ηλεκτρομηχανικό διακόπτη, το Shelly 1PM και το Raspberry Pi 4, καταφέραμε να δημιουργήσουμε ένα IoT σύστημα το οποίο θα κατάγραφε και θα αποθηκεύει δεδομένα θερμοκρασίας, υγρασίας, ανοίγματος πόρτας και κατανάλωσης ισχύος. Χάρης στην ανοικτού κώδικα πλατφόρμα Home Assistant καταφέραμε να λειτουργήσουμε και να συγχρονίσουμε αυτές τις οντότητες μεταξύ τους και να πάρουμε τα επιθυμητά αποτελέσματα. Με μεθόδους μηχανικής μάθησης όπως το LSTM καταφέραμε να προβλέψουμε δεδομένα ισχύος βάση θερμοκρασίας και υγρασίας. Με τη μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης (Linear Regression) συσχετίσαμε τη διαφορά θερμοκρασίας με τη διάρκεια ανοίγματος της πόρτας του ψυγείου. Τέλος με τη χρήση του μοντέλου διάγνωσης ανωμαλιών (Anomaly Detection & Isolation Forest), εξετάσαμε εάν υπάρχουν έντονες διακυμάνσεις στη διαφορά θερμοκρασίας ή της υγρασίας, όταν δεν γίνεται χρήση της πόρτας.

# « Smart Refrigeration based on IoT Technology »

«Toliopoulos Dimitrios, Demkas Efthymios»

## **Abstract**

In this thesis we study the power consumption of a refrigerator. The high energy consumption of refrigerators in commercial and industrial settings prompted this research. Besides the high economic cost, the inefficient use of electricity is an important factor for environmental pollution. With electronic devices such as ESP8266, DHT22, an electromechanical switch, Shelly 1PM and Raspberry Pi 4 we were able to create an IoT system where it records and stores data of temperature, humidity, door opening and power consumption. Thanks to the open-source Home Assistant platform we were able to operate and synchronize these entities with each other and get the desired results. With machine learning methods, like LSTM, we were able to predict power data based on temperature and humidity. Using the Linear Regression method, we correlated the temperature difference with the duration of the refrigerator door opening. Finally, using the Anomaly Detection & Isolation Forest model, we examine whether there are strong variations in temperature or humidity difference when the door is not in use.

## **Ευχαριστίες**

Θέλουμε να ευχαριστήσουμε από καρδιάς τις οικογένειες μας καθώς και του καθηγητές μας για την βοήθεια που μας πρόσφεραν στα ακαδημαϊκά μας έτη καθώς και το κίνητρο να πάμε ένα βήμα παρακάτω. Ειδική ευχαρίστηση θα θέλαμε να δώσουμε στον Αλέξιο Τσελεπίδη, ο οποίος μας παρείχε το μεγαλύτερο μέρος του εξοπλισμού και στη βοήθεια του στη πορεία της διπλωματικής εργασίας. Ανυπομονούμε να χρησιμοποιήσουμε τις γνώσεις και δεξιότητες που λάβαμε από το ίδρυμα.

# Περιεχόμενα

Περίληψη.....	iv
Abstract .....	v
Ευχαριστίες .....	vi
Περιεχόμενα .....	vii
Κατάλογος Σχημάτων .....	x
Κατάλογος Πινάκων.....	xi
Κατάλογος Εξισώσεων.....	xi
Συνομογραφίες.....	xii
Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή.....	1
1.1 Εισαγωγή.....	1
1.2 Ανάγκες έναρξης της μελέτης .....	1
1.3 Σκοπός.....	1
1.4 Επίτευξη του στόχου .....	1
1.5 Δομή της εργασίας .....	2
Κεφάλαιο 2ο: Ψυγεία .....	3
2.1 Εξέλιξη της Τεχνολογίας στα Ψυγεία .....	4
2.2 Βελτίωση της Απόδοσης και των Επιδράσεων της .....	4
2.3 Επίλογος.....	5
Κεφάλαιο 3ο: IoT .....	7
3.1 Έξυπνα ψυγεία .....	8
3.2 Επίλογος.....	10
Κεφάλαιο 4ο: Εργαλεία συστήματος καταγραφής.....	12
4.1 Επίλογή μικροελεγκτή.....	12
4.2 Αισθητήρας καταγραφής θερμοκρασίας - υγρασίας .....	12
4.3 Ηλεκτρομηχανικός διακόπτης (Reed Switch) .....	13
4.4 Μετρητής κατανάλωσης ισχύος (Shelly Plus 1PM).....	14
4.5 Raspberry Pi 4 .....	16
4.5.1 Τεχνικά Χαρακτηριστικά .....	17
4.5.2 Συνδεσιμότητα.....	17
4.5.3 Αποθηκευτικός Χώρος.....	17
4.5.4 Επεκτασιμότητα και Χρήσεις.....	17
4.5.5 Raspberry Pi ως IoT Server.....	18

4.6	Επίλογος.....	18
Κεφάλαιο 5ο: Home Assistant.....		19
5.1	InfluxDB.....	19
5.2	Google Drive Backup.....	19
5.3	Ασύρματη πρόσβαση μέσω διαδικτύου .....	20
5.3.1	Domain name .....	20
5.3.2	Cloudflare.....	20
5.3.3	Ενσωμάτωση Cloudflare στο Home Assistant .....	20
5.4	ESP Home .....	21
5.5	YAML .....	21
5.6	Επίλογος.....	21
Κεφάλαιο 6ο: Μηχανική μάθηση.....		23
6.1	Αλγόριθμος μηχανικής μάθησης.....	23
6.2	Κατηγορίες μηχανικής μάθησης .....	24
6.2.1	Επιβλεπόμενη μάθηση.....	25
6.2.2	Μη επιβλεπόμενη μάθηση.....	25
6.2.3	Ημιεπιβλεπόμενη μάθηση .....	25
6.3	Πρόβλεψη και ανάλυση.....	25
6.4	Νευρωνικά δίκτυα .....	26
6.4.1	Νευρώνες.....	26
6.4.2	Layers .....	27
6.4.3	Βάρη .....	27
6.4.4	Συναρτήσεις ενεργοποίησης.....	27
6.5	Recurrent Neural Networks.....	28
6.5.1	Long – Short Term Memory.....	29
6.6	Συσχέτιση μεταξύ μεταβλητών .....	30
6.6.1	Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression) .....	31
6.7	Ανίχνευση ανωμαλιών .....	31
6.7.1	Isolation Forest .....	33
6.8	Python.....	33
6.9	Βιβλιοθήκες.....	34
6.10	Google Colab.....	35
6.11	Επίλογος.....	36
Κεφάλαιο 7ο: Εγκατάσταση του συστήματος.....		38
7.1	Προετοιμασία Raspberry Pi 4 .....	38

7.1.1	Διεπαφή Home Assistant.....	42
7.2	Προσθήκη DNS για πρόσβαση στο HA.....	42
7.3	Ενσωμάτωση του ESP8266 στο Home Assistant.....	43
7.3.1	Κώδικας YAML για το ESP8266.....	45
7.4	Προσθήκη της βάσης δεδομένων – InfluxDB.....	46
7.4.1	Λειτουργίες influxDB.....	49
7.5	Σύνδεση των στοιχείων στην πλακέτα του ESP8266.....	50
7.5.1	Κώδικας YAML για DHT22 και Reed Switch.....	53
7.6	Εγκατάσταση και ρύθμιση του Shelly 1PM.....	54
7.7	Επίλογος.....	55
Κεφάλαιο 8ο:	Πρόβλεψη και ανάλυση δεδομένων.....	56
8.1	Προετοιμασία δεδομένων.....	56
8.1.1	Ανάλυση κώδικα.....	56
8.2	Μοντέλο LSTM.....	58
8.2.1	Κώδικας.....	58
8.3	Linear Regression.....	60
8.3.1	Κώδικας.....	60
8.4	Anomaly Detection.....	62
8.4.1	Κώδικας.....	62
8.5	Επίλογος.....	63
Κεφάλαιο 9ο:	Συμπεράσματα μελέτης.....	65
9.1	Αποτελέσματα μοντέλου LSTM.....	65
9.1.1	Χωρίς χρήση reed switch.....	65
9.1.2	Με χρήση reed switch.....	67
9.2	Μελέτη χρήσης και ανοιγμάτων του ψυγείου.....	69
9.2.1	Συσχέτιση διαφοράς θερμοκρασίας – χρόνου ανοίγματος.....	71
9.2.2	Αποτελέσματα ανίχνευσης ανωμαλιών.....	73
9.3	Επίλογος.....	74
Κεφάλαιο 10ο:	Προτάσεις βελτίωσης.....	75
BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....		76

## Κατάλογος Σχημάτων

Εικόνα 1: Γενική λειτουργία ψυγείου [2].....	3
Εικόνα 2: Κατανάλωση παλιού - νέου ψυγείου με inverter[4] .....	5
Εικόνα 3: Διαδίκτυο των πραγμάτων [6] .....	7
Εικόνα 4: Φορτηγό ψυγείο [13] .....	9
Εικόνα 5: Ιατρικό ψυγείο [13].....	10
Εικόνα 6: ESP8266[16].....	12
Εικόνα 7: DHT22[18].....	13
Εικόνα 8: Reed Switch[20] .....	14
Εικόνα 9: Shelly Plus 1PM[21].....	16
Εικόνα 10: Raspberry Pi 4[23] .....	16
Εικόνα 11: Τύποι μηχανικής μάθησης [32].....	24
Εικόνα 12: Neural Network [35].....	26
Εικόνα 13: Δίκτυο RNN[40] .....	29
Εικόνα 14: Κυψέλη LSTM [41] .....	30
Εικόνα 15: Παράδειγμα γραμμικής συσχέτισης [43].....	31
Εικόνα 16: παράδειγμα εντοπισμού ανωμαλιών[44] .....	32
Εικόνα 17: Δέντρο απομόνωσης ανίχνευσης ανωμαλιών [46] .....	33
Εικόνα 18: Διεπαφή Google Colab .....	36
Εικόνα 19: Λήψη Raspberry Pi OS .....	38
Εικόνα 20: Περιβάλλον Raspberry Pi Installer .....	39
Εικόνα 21: Διαδικασία εγκατάστασης HA (1).....	40
Εικόνα 22: Διαδικασία εγκατάστασης HA (2).....	40
Εικόνα 23: Διαδικασία εγκατάστασης HA (3).....	41
Εικόνα 24: Διαδικασία εγκατάστασης HA (4).....	41
Εικόνα 25: Διεπαφή HA.....	42
Εικόνα 26: Επέκταση ESPHome.....	43
Εικόνα 27: Ρύθμιση ESP8266 στο HA (1).....	44
Εικόνα 28: Ρύθμιση ESP8266 στο HA(2).....	44
Εικόνα 29: Επιλογή σειριακής θύρας.....	45
Εικόνα 30: Συμπύεση δεδομένων στο HA .....	47
Εικόνα 31: Εισαγωγή παραμέτρων στο influxDB.....	48
Εικόνα 32: Δημιουργία χρήστη και παραχώρηση δικαιωμάτων εγγραφής – ανάγνωσης.....	49
Εικόνα 33: Fridge Data dashboard.....	50
Εικόνα 34: Προσομοίωση κυκλώματος ESP - DHT22 [15] .....	51
Εικόνα 35: Ο αισθητήρας DHT22 τοποθετημένος στο ψυγείο .....	51
Εικόνα 36: Ο διακόπτης τοποθετημένος στην πόρτα του ψυγείου .....	52
Εικόνα 37: Τελικό κύκλωμα συλλογής δεδομένων.....	52
Εικόνα 38: Σύνδεση Shelly 1PM.....	54
Εικόνα 39: Τοπικές ρυθμίσεις Shelly 1PM .....	55
Εικόνα 40: Δεδομένα χωρίς επεξεργασία.....	58
Εικόνα 41: Δεδομένα μετά την επεξεργασία.....	58
Εικόνα 42: Δημιουργία στηλών dTemp και dHum .....	62
Εικόνα 43: Εμφάνιση ανωμαλιών στο dataframe .....	63
Εικόνα 44: Αποτελέσματα εκπαίδευσης LSTM.....	65

Εικόνα 45: Δοκιμή πρόβλεψης κατανάλωσης με LSTM σε υπάρχοντα δεδομένα .....	66
Εικόνα 46: Πρόβλεψη κατανάλωσης ισχύος 34 ωρών.....	67
Εικόνα 47: Εκπαίδευση μοντέλου LSTM με reed switch .....	68
Εικόνα 48: Πρόβλεψη κατανάλωσης ισχύος με reed switch.....	69
Εικόνα 49: Ανοίγματα πόρτας ανά ώρα της ημέρας .....	70
Εικόνα 50: Ανοίγματα πόρτας ανά ημέρα.....	71
Εικόνα 51: Γραμμική συσχέτιση διαφοράς θερμοκρασίας - χρόνου .....	72
Εικόνα 52: Αποτελέσματα εκπαίδευσης μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης.....	73
Εικόνα 53: Διάγραμμα ανίχνευσης ανωμαλιών .....	73

## Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Σύγκριση χαρακτηριστικών [17] .....	13
--	----

## Κατάλογος Εξισώσεων

Εξίσωση 1: Συνάρτηση άθροισης βαρών .....	26
Εξίσωση 2: Σιγμοειδής συνάρτηση .....	27
Εξίσωση 3: Συνάρτηση εφαπτομένης .....	28
Εξίσωση 4: Συνάρτηση ReLU.....	28
Εξίσωση 5: Συνάρτηση Softmax .....	28
Εξίσωση 6: Γραμμική παλινδρόμηση .....	31

## Συντομογραφίες

Δ.Ε.	Διπλωματική Εργασία
ΔΠΙΑΕ	Διεθνές Πανεπιστήμιο Ελλάδος
Π.Ε.	Πτυχιακή Εργασία
IoT	Internet of Things
LSTM	Long Short Term Memory
CFC	Chloro-Fluoro-Carbons
HFC	Hydrogen Fluorine Chlorine
HFO	Hydrofluoroolefins
PUF	Polyurethane Foam
Wi-Fi	Wireless Fidelity
LoRa	Long Range
RTOS	Real-Time Operating System
IDE	Integrated development environment
AC	Alternating current
DC	direct current
MQTT	Message Queuing Telemetry Transport
LPDDR	Low-Power Double Data Rate
HEVC	High Efficiency Video Coding
USB	Universal Serial Bus
GPIO	General Purpose Input/Output
TCP/IP	Transmission Control Protocol/Internet Protocol
HTTP	Hypertext Transfer Protocol
YAML	Yet Another Markup Language
GUI	Graphical User Interface
PWA	Progressive Web App
UI	User Interface
OS	Operating System
SQL	Structured Query Language
HA	Home Assistant
IP	Internet Protocol

DDoS	Distributed Denial-of-Service
CDN	Content Delivery Network
DNS	Domain Name System
SSL	Secure Sockets Layer
RNN	Recurrent Neural Networks
GRU	Gated Recurrent Units
CPU	Central Processing Unit
GPU	Graphics Processing Unit
TPU	Tensor Processing Unit
SD	Standard Deviation
API	Application Programming Interface
OTA	Over The Air
SSID	Service Set Identifier
CSV	Comma - Separated Value
NaN	Not a Number
MSE	Mean Squared Error



# Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή

## 1.1 Εισαγωγή

Η τεχνολογία του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT) έχει μεταμορφώσει την καθημερινή μας ζωή διευκολύνοντας τη δημιουργία "έξυπνων" συσκευών που μπορούν να επικοινωνούν, να μοιράζονται πληροφορίες και να αυτοματοποιούν διάφορες εργασίες. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας εφαρμογής είναι η έξυπνη ψύξη, η οποία έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει την αποδοτικότητα και τον έλεγχο της ενέργειας τόσο σε οικιακές, όσο και σε εμπορικές εγκαταστάσεις. Η παρούσα εργασία εξετάζει τη χρήση της τεχνολογίας IoT και της μηχανικής μάθησης για την παρακολούθηση και την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας σε μία ψυκτική συσκευή.

## 1.2 Ανάγκες έναρξης της μελέτης

Η ανάπτυξη αυτού του συστήματος παρακολούθησης προήλθε από τον στόχο της βελτίωσης της ενεργειακής απόδοσης και της ελαχιστοποίησης των λειτουργικών δαπανών των οικιακών και βιομηχανικών συσκευών. Τα ψυγεία, τα οποία είναι συσκευές αδιάλειπτης λειτουργίας, ευθύνονται για ένα σημαντικό μέρος της παγκόσμιας κατανάλωσης ενέργειας. Η ανεπαρκής παρακολούθηση της κατανάλωσης και των συνθηκών λειτουργίας μπορεί να οδηγήσει σε ενεργειακή αναποτελεσματικότητα και υψηλότερες δαπάνες. Οι εξελίξεις στην τεχνολογία του Διαδικτύου των Πραγμάτων και η μηχανική μάθηση έχουν καταστήσει εφικτή τη δημιουργία συστημάτων που επιτρέπουν την παρακολούθηση και την ανάλυση σε πραγματικό χρόνο. Ως εκ τούτου, η έναρξη αυτού του έργου βασίστηκε στην ιδέα της αξιοποίησης σύγχρονων εργαλείων και τεχνολογιών για την επίβλεψη της λειτουργίας ενός ψυγείου. Αυτό περιλάμβανε τη συλλογή δεδομένων σχετικά με τη θερμοκρασία, την υγρασία και τη χρήση ενέργειας, καθώς και τη χρήση αυτών των πληροφοριών για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας. Απώτερος στόχος ήταν να εντοπιστούν τομείς για την ενίσχυση της απόδοσης και την επίτευξη εξοικονόμησης ενέργειας

## 1.3 Σκοπός

Η παρούσα εργασία αποσκοπεί στην παρατήρηση και ανάλυση της λειτουργίας ενός ψυγείου με τη χρήση της τεχνολογίας IoT και στην πρόβλεψη της χρήσης ενέργειας μέσω της εφαρμογής της μηχανικής μάθησης. Το σύστημα αυτό επιτρέπει την ασύρματη παρακολούθηση των επιπέδων θερμοκρασίας και υγρασίας στο εσωτερικό ενός ψυγείου. Συλλέγει δεδομένα και τα χρησιμοποιεί για την πρόβλεψη της χρήσης ενέργειας, με στόχο την ενίσχυση της αποδοτικότητας και την εξοικονόμηση ενέργειας.

## 1.4 Επίτευξη του στόχου

Για την επίτευξη του προαναφερθέντος στόχου, θα χρησιμοποιηθεί ένας αισθητήρας DHT22 για τη μέτρηση της θερμοκρασίας και της υγρασίας εντός του ψυγείου. Ο αισθητήρας θα συνδεθεί με έναν μικροελεγκτή ESP8266, ο οποίος θα συλλέγει τα δεδομένα και θα τα μεταδίδει ασύρματα σε ένα Raspberry Pi. Το Raspberry Pi, εξοπλισμένο με την πλατφόρμα Home Assistant, θα λαμβάνει τα δεδομένα και θα προσφέρει μια διεπαφή χρήστη για την παρακολούθηση του συστήματος σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, μια συσκευή Shelly 1PM θα χρησιμοποιηθεί για να μετρήσει τη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας από το ψυγείο και οι πληροφορίες αυτές θα μεταδίδονται επίσης στο Raspberry Pi. Τα δεδομένα θερμοκρασίας, υγρασίας και κατανάλωσης ρεύματος θα χρησιμοποιηθούν για την

εκπαίδευση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας του ψυγείου.

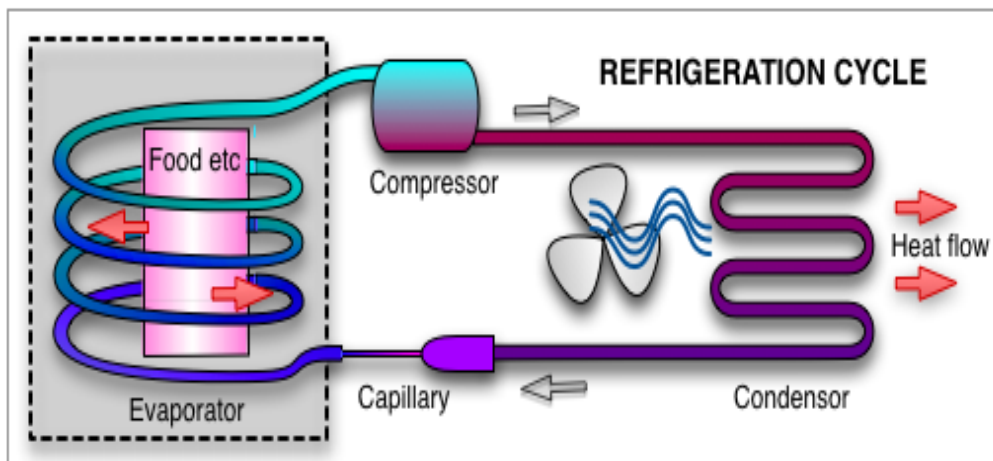
## **1.5 Δομή της εργασίας**

Η παρούσα εργασία είναι δομημένη έτσι ώστε να παρέχει μια επισκόπηση της πορείας εξέλιξης της ερευνητικής προσέγγισης που ακολουθήθηκε. Μετά το εισαγωγικό κεφάλαιο, στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο, περιγράφεται η ιστορία των ψυκτικών συσκευών, καθώς και οι τεχνολογίες που ήταν διαθέσιμες σε κάθε δεκαετία, αλλά και οι μεταξύ τους συγκρίσεις. Έπειτα στο 3<sup>ο</sup> κεφάλαιο, αναλύεται η έννοια του διαδικτύου των πραγμάτων, ο κλάδος της στην έξυπνη ψύξη και το πως μπορεί να μας εξυπηρετήσει. Στο 4<sup>ο</sup> κεφάλαιο γίνεται η παρουσίαση του υλικού που χρησιμοποιήθηκε για τη λήψη των μετρήσεων, προκειμένου να γίνει αυτή η μελέτη εφικτή, και γιατί επιλέχθηκε το κάθε στοιχείο. Το 5<sup>ο</sup> κεφάλαιο αφιερώθηκε εξ' ολοκλήρου στην πλατφόρμα Home Assistant, στην οποία που βασιστήκαμε για την αποθήκευση, λήψη και προεπισκόπηση των δεδομένων μας. Επιπλέον εξηγείται κάθε διεπαφή - εργαλείο που χρησιμοποιήθηκε για την πραγματοποίηση των παραπάνω. Το 6<sup>ο</sup> κεφάλαιο εμβαθύνει στη μηχανική μάθηση και στην εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, ενώ επιπρόσθετα αναλύουμε συγκεκριμένα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν, όπως το LSTM, και γίνεται αναφορά στις βιβλιοθήκες που ήταν απαραίτητες. Στο 7<sup>ο</sup> κεφάλαιο αναλύεται η εγκατάσταση των απαραίτητων λογισμικών και η συνδεσμολογία των στοιχείων, ενώ αντίστοιχα στο 8<sup>ο</sup> κεφάλαιο πραγματοποιείται η ανάλυση του κώδικα της μηχανικής μάθησης για τη πρόβλεψη κατανάλωσης ισχύος και άλλων συσχετίσεων.

## Κεφάλαιο 2ο: Ψυγεία

Το ψυγείο αποτελεί ένα από τα πιο βασικά και αναπόσπαστα στοιχεία της σύγχρονης καθημερινότητας. Είναι μία θερμικά μονωμένη συσκευή που χρησιμοποιεί μια αντλία θερμότητας (μηχανική, ηλεκτρονική ή χημική) για να μεταφέρει θερμότητα από το εσωτερικό του στο εξωτερικό περιβάλλον, ψύχοντας έτσι το εσωτερικό του σε θερμοκρασία χαμηλότερη από τη θερμοκρασία δωματίου. Η ιστορία του ψυγείου ξεκινά τον 18ο αιώνα, αλλά η ευρεία του χρήση ξεκίνησε τον 20ο αιώνα. Σήμερα, το ψυγείο χρησιμοποιείται ευρέως σε οικιακές αλλά και επαγγελματικές εφαρμογές, συνεισφέροντας καθοριστικά στη συντήρηση τροφίμων και άλλων ευπαθών προϊόντων [1].

Τα σύγχρονα ψυγεία χαρακτηρίζονται από μία πληθώρα τεχνικών χαρακτηριστικών που τα καθιστούν αποδοτικά και αξιόπιστα. Ένα από τα κύρια τεχνικά χαρακτηριστικά είναι το σύστημα ψύξης. Τα περισσότερα ψυγεία χρησιμοποιούν ένα σύστημα συμπίεσης ατμών, το οποίο αποτελείται από έναν συμπίεστη, έναν συμπυκνωτή, έναν εξατμιστή και ένα στοιχείο ελέγχου της θερμοκρασίας. Η βασική αρχή λειτουργίας του ψυγείου είναι η αφαίρεση θερμότητας από το εσωτερικό του ψυγείου και η απόρριψη αυτής της θερμότητας στο εξωτερικό περιβάλλον. Ο κύκλος ψύξης ξεκινά με τον συμπίεστη, ο οποίος συμπιέζει το ψυκτικό μέσο σε αέρια μορφή. Το ψυκτικό μέσο μεταφέρεται στο συμπυκνωτή όπου αποβάλλει θερμότητα και υγροποιείται. Στη συνέχεια, το υγρό ψυκτικό μέσο περνά από μια βαλβίδα εκτόνωσης που μειώνει την πίεση του και το μετατρέπει σε κρύο αέριο. Το ψυκτικό αέριο εισέρχεται στον εξατμιστή, όπου απορροφά τη θερμότητα από το εσωτερικό του ψυγείου και εξατμίζεται, βλ. Εικόνα 1. Αυτή η διαδικασία αφαιρεί τη θερμότητα από το περιβάλλον του ψυγείου, με αποτέλεσμα να μειώνεται η θερμοκρασία. Το ψυκτικό μέσο, τώρα σε αέρια μορφή, επιστρέφει στον συμπίεστη και ο κύκλος επαναλαμβάνεται [1].



Εικόνα 1: Γενική λειτουργία ψυγείου [2]

Η ρύθμιση της θερμοκρασίας επιτυγχάνεται μέσω ενός θερμοστάτη, ο οποίος ενεργοποιεί ή απενεργοποιεί τον συμπίεστη, ανάλογα με τις απαιτήσεις ψύξης του ψυγείου. Τα σύγχρονα ψυγεία χρησιμοποιούν αισθητήρες θερμοκρασίας και υγρασίας για τον ακριβή έλεγχο και τη διατήρηση των βέλτιστων επιπέδων θερμοκρασίας και υγρασίας, δημιουργώντας ένα ιδανικό περιβάλλον για τη διατήρηση των προϊόντων.

Τα ψυγεία διαδραματίζουν ζωτικό ρόλο όχι μόνο στη διατήρηση των τροφίμων στο σπίτι, αλλά και σε διάφορους επιστημονικούς και βιομηχανικούς τομείς. Η ικανότητά τους να διατηρούν σταθερές και χαμηλές θερμοκρασίες τα καθιστά απαραίτητα όργανα για τη διαφύλαξη ευαίσθητων υλικών και τη διασφάλιση της ορθότητας κρίσιμων διαδικασιών.

## **2.1 Εξέλιξη της Τεχνολογίας στα Ψυγεία**

Το αρχικό βήμα μετά την υπογραφή του πρωτοκόλλου του Μόντρεαλ το 1987, περιλάμβανε τη σταδιακή μείωση και ύστερα αντικατάσταση των συμβατικών ψυκτικών μέσων, όπως η αμμωνία και οι χλωροφθοράνθρακες (CFC). Τα πιο φιλικά προς το περιβάλλον ρευστά, όπως οι υδροφθοράνθρακες (HFC) και μεταγενέστερα οι υδροφθορολεφίνες (HFO), ήταν αυτά που πήραν τη θέση τους. Αυτά τα ψυκτικά μέσα όχι μόνο μειώνουν την ποσότητα των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα, αλλά και βελτιώνουν την αποτελεσματικότητα της ψύξης. Τα πιο πρόσφατα ψυκτικά μέσα διαθέτουν μειωμένη θερμοκρασία εξάτμισης, με αποτέλεσμα να βελτιώνεται η ικανότητα ψύξης και να μειώνεται η κατανάλωση ενέργειας [3].

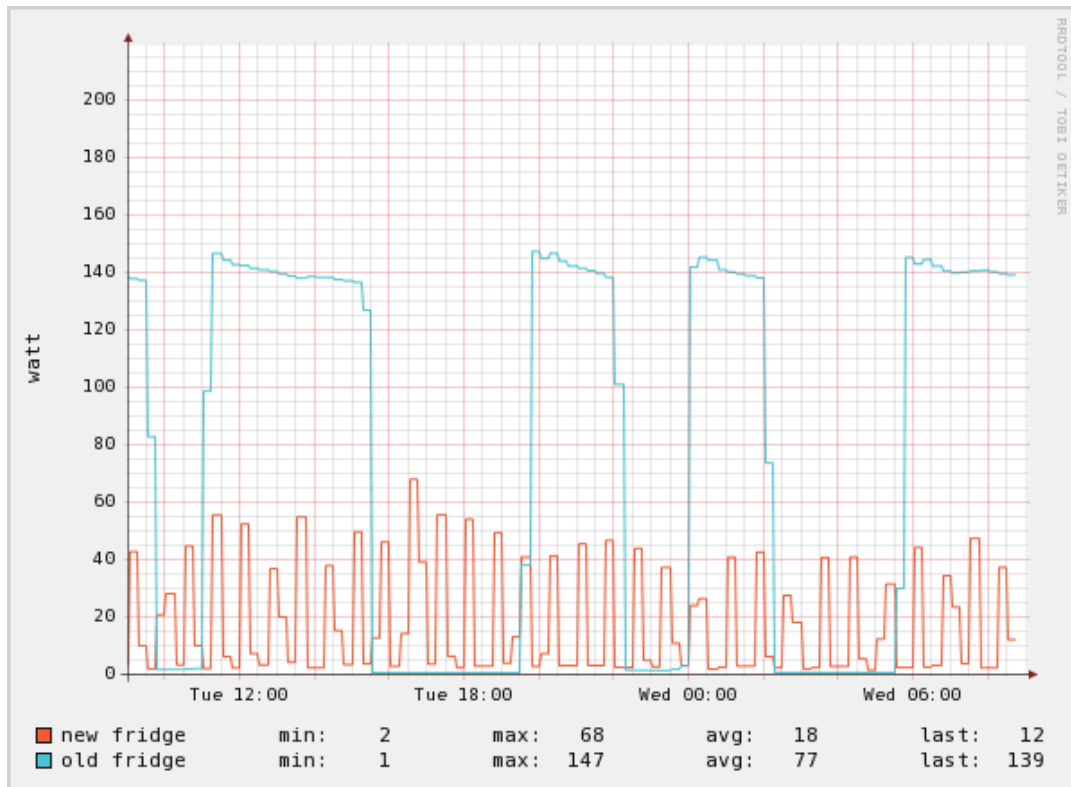
Η χρήση της τεχνολογίας inverter, η οποία εισήχθη τη δεκαετία του 2000, διαμορφώνει την ταχύτητα του συμπιεστή ανάλογα με τις απαιτήσεις ψύξης και έχει οδηγήσει σε σημαντική μείωση της κατανάλωσης ενέργειας. Οι συμβατικοί συμπιεστές λειτουργούν είτε στη μέγιστη ισχύ είτε καθόλου, ενώ οι συμπιεστές inverter έχουν τη δυνατότητα να λειτουργούν σε διαφορετικές ταχύτητες, επιτρέποντάς τους να προσαρμόζουν την ισχύ εξόδου ανάλογα με τις συγκεκριμένες ανάγκες. Αυτό συνεπάγεται ότι το ψυγείο λειτουργεί με μεγαλύτερη αποδοτικότητα βλ. εικόνα 2, ιδίως σε περιόδους μειωμένης ζήτησης καθώς και σε χαμηλότερα επίπεδα θορύβου [3].

Τα ψυγεία έχουν γίνει πιο αποδοτικά χάρη στην εφαρμογή τεχνολογιών μόνωσης, όπως ο πολουρεθανικός αφρός (PUF) τη δεκαετία του 1960 – 1970, ο οποίος και παραμένει από τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα μονωτικά μέχρι και σήμερα. Οι αφοί χαμηλής περιεκτικότητας σε HFC και αφοί HFO ξεκίνησαν να χρησιμοποιούνται από τους κατασκευαστές από το 2000, για τη μείωση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος. Τα υλικά αυτά προσφέρουν ενισχυμένη μόνωση με μειωμένο πάχος, με αποτέλεσμα μειωμένες απώλειες ψύξης και, κατά συνέπεια, χαμηλότερη κατανάλωση ενέργειας [3].

Οι σύγχρονες συσκευές είναι εξοπλισμένες με έξυπνα συστήματα ελέγχου και αυτοματισμού που ενισχύουν την απόδοσή τους. Οι αισθητήρες θερμοκρασίας και υγρασίας βοηθούν στη διατήρηση των διαφόρων ειδών διατροφής εξασφαλίζοντας τις ιδανικές συνθήκες αποθήκευσης, ελαχιστοποιώντας έτσι τα απορρίμματα και αποτρέποντας την αλλοίωση των προϊόντων. Τα συστήματα αυτά έχουν τη δυνατότητα σύνδεσης με το διαδίκτυο, επιτρέποντας την παρακολούθηση και τον έλεγχο της συσκευής μέσω εφαρμογών κινητού τηλεφώνου [3].

## **2.2 Βελτίωση της Απόδοσης και των Επιδράσεων της**

Οι τεχνολογικές εξελίξεις έχουν οδηγήσει σε μείωση της ποσότητας ενέργειας που χρησιμοποιείται και των δαπανών που συνδέονται με τη λειτουργία των ψυγείων. Τα σύγχρονα ψυγεία χρησιμοποιούν από 20% έως και 40% λιγότερη ενέργεια σε σύγκριση με τα μοντέλα που κατασκευάστηκαν σε σύγκριση με παλαιότερα μοντέλα ψυγείων. Αυτό όχι μόνο μειώνει τα έξοδα για τον καταναλωτή, αλλά βοηθά επίσης στη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα, συμβάλλοντας έτσι στον μετριασμό της κλιματικής αλλαγής [4].



Εικόνα 2: Κατανάλωση παλιού - νέου ψυγείου με inverter[4]

Επιπλέον, η αυξημένη αποτελεσματικότητα των ψυγείων επιτρέπει τη διατήρηση των τροφίμων για μεγάλα χρονικά διαστήματα, μειώνοντας έτσι τη σπατάλη τροφίμων. Η ενισχυμένη μόνωση και οι προηγμένοι αισθητήρες θερμοκρασίας και υγρασίας εγγυώνται βέλτιστες συνθήκες αποθήκευσης των τροφίμων, παρατείνοντας έτσι τη φρεσκάδα τους και διατηρώντας τη θρεπτική τους αξία για μεγάλο χρονικό διάστημα.

Τα προηγμένα υλικά και οι τεχνολογίες έχουν βελτιώσει την αξιοπιστία των ψυγείων, μειώνοντας έτσι την ανάγκη για συντήρηση και παρατείνοντας τη διάρκεια ζωής τους. Τα σύγχρονα ψυγεία κατασκευάζονται με ανθεκτικά υλικά που είναι ανθεκτικά στις φθορές, ενώ χρησιμοποιούν εξελιγμένους συμπιεστές και άλλες τεχνολογίες ψύξης που είναι λιγότερο επιρρεπείς σε δυσλειτουργίες.

Τελικά, η ενσωμάτωση ευφώνων τεχνολογιών διευκόλυνε την απλούστερη διαχείριση και συντήρηση των ψυγείων, επιτρέποντας στους χρήστες να επιβλέπουν την απόδοση και να λαμβάνουν ειδοποιήσεις σχετικά με πιθανά προβλήματα. Οι έξυπνες τεχνολογίες παρέχουν πρόσθετες λειτουργίες, όπως η δυνατότητα αγοράς τροφίμων με βάση την απογραφή του ψυγείου, βελτιώνοντας έτσι την ευκολία και την αποτελεσματικότητα στη διαχείριση των πόρων.

### 2.3 Επίλογος

Η εξέλιξη της τεχνολογίας στα ψυγεία έχει επιφέρει σημαντικές αλλαγές στον τρόπο διατήρησης των τροφίμων και στη βελτίωση της ενεργειακής αποδοτικότητας. Από τα πρώτα βήματα του 18ου αιώνα έως τις σύγχρονες τεχνολογίες inverter και τα φιλικά προς το περιβάλλον ψυκτικά μέσα, τα ψυγεία έχουν εξελιχθεί σε βασικά εργαλεία της καθημερινότητας που προσφέρουν αξιοπιστία και

αποδοτικότητα. Οι τεχνολογικές καινοτομίες έχουν οδηγήσει στη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας και των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα, συμβάλλοντας στη μείωση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος και στη διαφύλαξη των φυσικών πόρων.

Η εφαρμογή προηγμένων συστημάτων μόνωσης, αισθητήρων και αυτοματισμών διασφαλίζει την ιδανική συντήρηση των τροφίμων, μειώνοντας τη σπατάλη και διατηρώντας τη θρεπτική αξία τους για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Οι κατασκευαστές συνεχίζουν να επενδύουν στην έρευνα και την ανάπτυξη νέων τεχνολογιών που θα βελτιώσουν περαιτέρω την απόδοση και την αξιοπιστία των ψυγείων, ενώ οι χρήστες απολαμβάνουν τα πλεονεκτήματα που παρέχουν οι έξυπνες λειτουργίες και οι δυνατότητες απομακρυσμένου ελέγχου.

Συνολικά, τα ψυγεία αποτελούν έναν αναπόσπαστο πυλώνα της σύγχρονης ζωής. Η συνεχής πρόοδος στην τεχνολογία υπόσχεται ακόμη περισσότερες βελτιώσεις στο μέλλον, καθιστώντας τα ψυγεία ακόμη πιο αποδοτικά, φιλικά προς το περιβάλλον και εύχρηστα. Αυτή η αέναη πρόοδος μας υπενθυμίζει τη σημασία της καινοτομίας και της αειφορίας στην εξέλιξη των οικιακών και επαγγελματικών συσκευών, επηρεάζοντας θετικά την καθημερινή μας ζωή και το περιβάλλον.

## Κεφάλαιο 3ο: IoT

Το Διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT) επιτρέπει τη διασύνδεση διαφόρων αντικειμένων, γνωστών και ως έξυπνων αντικειμένων, με το Διαδίκτυο. Αυτά τα αντικείμενα είναι σε θέση να επικοινωνούν μεταξύ τους αυτόνομα, απαιτώντας ελάχιστη ανθρώπινη συμμετοχή. Απώτερος στόχος είναι η δημιουργία μιας βελτιωμένης κοινωνίας για τον άνθρωπο, όπου τα αντικείμενα που τον περιβάλλουν θα έχουν την ικανότητα να κατανοούν τις προτιμήσεις, τις επιθυμίες και τις ανάγκες μας και στη συνέχεια θα ανταποκρίνονται χωρίς την ανάγκη ρητών εντολών[5].



Εικόνα 3: Διαδίκτυο των πραγμάτων [6]

Ο πυρήνας του IoT αποτελείται από συσκευές που περιλαμβάνουν κάθε αντικείμενο ικανό να συνδεθεί στο διαδίκτυο και να συλλέγει ή να μεταδίδει δεδομένα. Οι συσκευές αυτές είναι εφοδιασμένες με αισθητήρες και ενεργοποιητές που τους επιτρέπουν να αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον τους. Ορισμένα παραδείγματα τέτοιων συσκευών είναι τα έξυπνα ψυγεία, οι φορητές ιατρικές συσκευές, οι βιομηχανικοί αισθητήρες και τα συνδεδεμένα οχήματα. Οι αισθητήρες συλλέγουν δεδομένα που αφορούν μεταβλητές όπως η θερμοκρασία, η υγρασία, η φωτεινότητα και η κίνηση, ενώ οι ενεργοποιητές εκτελούν ενέργειες με βάση αυτά τα δεδομένα, όπως η τροποποίηση της θερμοκρασίας ή η ενεργοποίηση συσκευών. Επιπλέον, σε βιομηχανικά περιβάλλοντα, οι αισθητήρες μπορούν να παρακολουθούν τη φθορά του εξοπλισμού και να ειδοποιούν για συντήρηση πριν προκύψει κάποια βλάβη.

Οι συσκευές IoT διασυνδέονται μέσω διαφόρων δικτύων επικοινωνίας, όπως Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee και LoRa. Τα πρωτόκολλα επικοινωνίας εγγυώνται την ασφαλή και αξιόπιστη μετάδοση δεδομένων από τους αισθητήρες στις πλατφόρμες cloud. Το Wi-Fi είναι βέλτιστο για την παροχή συνδεσιμότητας υψηλής ταχύτητας τόσο στο σπίτι όσο και στο γραφείο, ενώ το Bluetooth και το Zigbee είναι πιο κατάλληλα για μικρότερες αποστάσεις και χαμηλότερη χρήση ενέργειας. Το LoRa χρησιμοποιείται σε βιομηχανικές εφαρμογές και έξυπνες πόλεις, όπου η ικανότητα μετάδοσης δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις και η ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας είναι ζωτικής σημασίας. Επιπρόσθετα, η τεχνολογία 5G αναμένεται να ενισχύσει περαιτέρω το IoT, προσφέροντας ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων με πολύ χαμηλή καθυστέρηση και υποστηρίζοντας έναν τεράστιο αριθμό διασυνδεδεμένων συσκευών [7].

Οι πλατφόρμες cloud χρησιμεύουν ως ο κεντρικός κόμβος για την επεξεργασία και την αποθήκευση των δεδομένων που λαμβάνονται από τις συσκευές IoT. Προσφέρουν το απαραίτητο μέσο για τον

χειρισμό σημαντικών δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας την ανάλυση και την εξαγωγή πολύτιμων πληροφοριών. Οι πλατφόρμες cloud παρέχουν εργαλεία για τη διαχείριση των συσκευών IoT, διευκολύνοντας την εξ αποστάσεως παρακολούθηση και τον έλεγχό τους. Η συνεχής παρακολούθηση των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο μπορεί να οδηγήσει σε βελτιώσεις στην απόδοση των συστημάτων και στην έγκαιρη αντιμετώπιση προβλημάτων πριν αυτά εξελιχθούν σε κρίσιμα θέματα [8].

Η ανάλυση των δεδομένων που συλλέγονται από τις συσκευές IoT είναι ζωτικής σημασίας για την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών και την πλήρη αξιοποίηση των δυνατοτήτων του IoT. Οι σύγχρονες τεχνικές ανάλυσης δεδομένων επιτρέπουν τη διαχείριση και επεξεργασία μεγάλων όγκων δεδομένων (big data), διευκολύνοντας την εξαγωγή προγνωστικών αναλύσεων και την αναγνώριση μοτίβων. Με τη χρήση μηχανικής μάθησης, είναι δυνατή η αυτόματη αναγνώριση σύνθετων προτύπων στα δεδομένα και η λήψη αυτόνομων αποφάσεων, βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητα και την ακρίβεια των εφαρμογών IoT. Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη ενσωματώνεται για την ανάπτυξη έξυπνων συστημάτων που έχουν την ικανότητα να προσαρμόζονται δυναμικά και να μαθαίνουν από τα δεδομένα, προσφέροντας εξατομικευμένες λύσεις και βελτιστοποιώντας τη λειτουργία των συσκευών IoT. Αυτές οι δυνατότητες συνδυαστικά προάγουν την καινοτομία και συμβάλλουν στην αποτελεσματική επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων σε διάφορους τομείς εφαρμογής [8].

Η διαλειτουργικότητα αναφέρεται στην ικανότητα διαφορετικών συσκευών και πλατφορμών να συνεργάζονται και να μοιράζονται αποτελεσματικά δεδομένα. Τα ανοικτά πρότυπα και τα πρωτόκολλα επικοινωνίας επιτρέπουν τη διαλειτουργικότητα και την απρόσκοπτη ενσωμάτωση διαφορετικών συσκευών σε ένα ενοποιημένο οικοσύστημα IoT. Αυτό είναι σημαντικό για την ανάπτυξη ολοκληρωμένων λύσεων IoT που μπορούν να ανταποκρίνονται στις ανάγκες των χρηστών. Η διαλειτουργικότητα προάγει επίσης τον ανταγωνισμό και την καινοτομία, καθώς επιτρέπει την εύκολη προσθήκη νέων συσκευών και υπηρεσιών στο υπάρχον σύστημα χωρίς να απαιτούνται σημαντικές αλλαγές στην υποδομή [9].

Οι εφαρμογές του IoT είναι εκτεταμένες και περιλαμβάνουν ένα ευρύ φάσμα τομέων, όπως έξυπνα σπίτια, υγεία, γεωργία, βιομηχανία, έξυπνες πόλεις και μεταφορές. Κάθε εφαρμογή διαθέτει μοναδικές απαιτήσεις και παρουσιάζει ξεχωριστές προκλήσεις. Για παράδειγμα, στο πλαίσιο των έξυπνων σπιτιών, οι συσκευές του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT) έχουν τη δυνατότητα να βελτιώσουν την ενεργειακή απόδοση και την άνεση των κατοίκων. Στο τομέα της υγείας, οι φορητές ιατρικές συσκευές μπορούν να παρακολουθούν ζωτικές λειτουργίες ασθενών και να στέλνουν ειδοποιήσεις σε περίπτωση έκτακτης ανάγκης. Στη γεωργία, οι αισθητήρες μπορούν να παρακολουθούν τις συνθήκες του εδάφους και την υγρασία, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα της άρδευσης και τις αποδόσεις των καλλιεργειών. Παρομοίως, σε βιομηχανικά περιβάλλοντα, οι συσκευές αυτές μπορούν να βελτιώσουν την παραγωγικότητα και να διευκολύνουν τη συντήρηση του εξοπλισμού, ενώ στις έξυπνες πόλεις, το IoT μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της κυκλοφορίας, της διαχείρισης των απορριμμάτων και της δημόσιας ασφάλειας [9].

### **3.1 Έξυπνα ψυγεία**

Το έξυπνο ψυγείο είναι μια ιδιαίτερα συναρπαστική εφαρμογή του IoT. Η τεχνολογία αυτή έχει τη δυνατότητα να αλλάξει σημαντικά τον τρόπο με τον οποίο οι καταναλωτές χειρίζονται τα τρόφιμα και τις καθημερινές τους δραστηριότητες, προσφέροντας μια σειρά από πρακτικά χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα. Η ανάλυση των δεδομένων που συλλέγονται από τα ευφυή ψυγεία επιτρέπει την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων και προσαρμοσμένων συστάσεων για τους χρήστες. Η αξιοποίηση της ανάλυσης δεδομένων μπορεί να βελτιώσει την ενεργειακή διαχείριση του ψυγείου, με αποτέλεσμα τη μείωση της κατανάλωσης και τη μείωση του κόστους. Τα ευφυή ψυγεία μπορούν να βελτιστοποιήσουν τη χρήση ενέργειας λαμβάνοντας υπόψη τα πρότυπα χρήσης και τους εξωτερικούς παράγοντες, με αποτέλεσμα χαμηλότερες ενεργειακές δαπάνες [10].

Η αξιοποίηση του IoT για την υλοποίηση έξυπνων ψυγείων δεν περιορίζεται μόνο σε οικιακές ρυθμίσεις, αλλά περιλαμβάνει επίσης τομείς όπως η βιομηχανία και η υγεία. Τα έξυπνα ψυγεία παρέχουν ξεχωριστά οφέλη και λειτουργίες σε κάθε βιομηχανία, ενισχύοντας την εποπτεία των προϊόντων, την ασφάλεια και τη λειτουργική ικανότητα [9].

Τα έξυπνα ψυγεία είναι απαραίτητα στον βιομηχανικό τομέα για τη διαχείριση της αλυσίδας εφοδιασμού και των προϊόντων που χρειάζονται συγκεκριμένες συνθήκες θερμοκρασίας. Η ιχνηλασιμότητα προϊόντων αναφέρεται στη συστηματική παρακολούθηση και τεκμηρίωση ολόκληρης της διαδρομής ενός προϊόντος, ξεκινώντας από την προέλευσή του στη φάση της παραγωγής και καταλήγοντας στην παράδοσή του στον τελικό καταναλωτή. Η διαδικασία αυτή συνεπάγεται τη συλλογή και ανάλυση δεδομένων σχετικά με τη διακίνηση, την αποθήκευση και την κατάσταση των προϊόντων σε κάθε στάδιο της αλυσίδας εφοδιασμού. Τα έξυπνα ψυγεία έχουν σημαντικό αντίκτυπο στη βελτίωση της ιχνηλασιμότητας, ιδίως για τα ευπαθή προϊόντα, όπως τα τρόφιμα και τα φαρμακευτικά προϊόντα [11]. Η ανάλυση των δεδομένων που συλλέγονται από τα έξυπνα ψυγεία μπορεί να βοηθήσει στη βελτιστοποίηση των διαδικασιών αποθήκευσης και διανομής. Για παράδειγμα, η ανάλυση μπορεί να καθορίσει τα πιο ευνοϊκά επίπεδα αποθεμάτων ή να ανιχνεύσει μοτίβα στη ζήτηση [12].



Εικόνα 4: Φορητό ψυγείο [13]

Τα έξυπνα ψυγεία διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στον κλάδο της υγειονομικής περίθαλψης, καθώς διαχειρίζονται αποτελεσματικά τα φαρμακευτικά προϊόντα και άλλα ευαίσθητα υλικά που απαιτούν ακριβείς συνθήκες αποθήκευσης. Τα έξυπνα ψυγεία χρησιμοποιούνται για τη διατήρηση εμβολίων και φαρμάκων που απαιτούν ακριβή έλεγχο της θερμοκρασίας. Η συνεχής παρακολούθηση από αισθητήρες εγγύαται τη διατήρηση ιδανικών συνθηκών για τα προϊόντα, μέσω της διαδικασίας ρύθμισης της θερμοκρασίας. Έχουν τη δυνατότητα να τεκμηριώνουν και να διατηρούν δεδομένα

θερμοκρασίας, τα οποία είναι απαραίτητα για τη συμμόρφωση με τους κανονισμούς και τα πρωτόκολλα ασφαλείας. Εάν υπάρχει οποιαδήποτε απόκλιση από τις καθορισμένες συνθήκες, έχουν τη δυνατότητα να ενημερώνουν τους υπεύθυνους. Παρέχεται η δυνατότητα απομακρυσμένης διαχείρισης και ελέγχου, γεγονός που απλοποιεί τη διαδικασία παρακολούθησης των αποθεμάτων και τη διασφάλιση της ποιότητας των φαρμάκων και άλλων ευαίσθητων υλικών [13].



Εικόνα 5: Ιατρικό ψυγείο [13]

### 3.2 Επίλογος

Το κεφάλαιο 3 αναφέρεται στην ανάπτυξη του Διαδικτύου των Πραγμάτων που έχει ήδη επιφέρει σημαντικές αλλαγές στην καθημερινή ζωή και σε διάφορους βιομηχανικούς τομείς, καθιστώντας την τεχνολογία αυτή μια από τις πιο καινοτόμες και υποσχόμενες των τελευταίων δεκαετιών. Οι διασυνδεδεμένες συσκευές, εξοπλισμένες με αισθητήρες και ενεργοποιητές, επιτρέπουν τη συλλογή και ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, οδηγώντας σε αυτοματοποιημένες και έξυπνες αποφάσεις που βελτιώνουν την αποδοτικότητα, την ασφάλεια και την ποιότητα ζωής.

Το IoT, μέσω της διαλειτουργικότητας και της χρήσης ανοιχτών προτύπων, προάγει την καινοτομία και επιτρέπει την εύκολη ενσωμάτωση νέων συσκευών και υπηρεσιών σε υπάρχοντα συστήματα. Οι εφαρμογές του είναι εκτεταμένες και ποικίλες, περιλαμβάνοντας έξυπνα σπίτια, υγεία, γεωργία, βιομηχανία, έξυπνες πόλεις και μεταφορές. Κάθε τομέας επωφελείται από τις δυνατότητες του IoT με μοναδικούς τρόπους, προσφέροντας εξατομικευμένες λύσεις και βελτιώσεις.

Ένα παράδειγμα εφαρμογής του IoT που αναλύεται στη παραπάνω ενότητα είναι τα έξυπνα ψυγεία, τα οποία βελτιώνουν την ενεργειακή διαχείριση, την παρακολούθηση της αλυσίδας εφοδιασμού και τη διατήρηση φαρμακευτικών προϊόντων σε ασφαλείς συνθήκες. Η ανάλυση των δεδομένων που

συλλέγονται από αυτές τις συσκευές επιτρέπει την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων και την προσαρμογή στις ανάγκες των χρηστών, ενισχύοντας την αποδοτικότητα και την ασφάλεια.

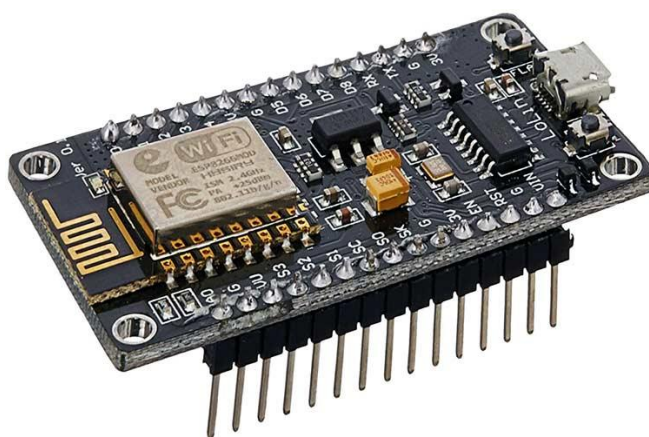
Με την έλευση της τεχνολογίας 5G, οι δυνατότητες του IoT θα ενισχυθούν ακόμη περισσότερο, προσφέροντας ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων με πολύ χαμηλή καθυστέρηση και υποστηρίζοντας έναν τεράστιο αριθμό διασυνδεδεμένων συσκευών. Η συνεχής εξέλιξη των τεχνικών ανάλυσης δεδομένων και της τεχνητής νοημοσύνης θα οδηγήσει σε ακόμη πιο έξυπνες και προσαρμοστικές εφαρμογές, καθιστώντας το IoT αναπόσπαστο κομμάτι του σύγχρονου κόσμου.

## Κεφάλαιο 4ο: Εργαλεία συστήματος καταγραφής

Για την καταγραφή και ανάλυση δεδομένων από ένα ψυγείο, χρησιμοποιήσαμε μια σειρά από εξειδικευμένα εργαλεία και συσκευές που μας επιτρέπουν να δημιουργήσουμε ένα λειτουργικό σύστημα IoT. Αυτά τα εργαλεία περιλαμβάνουν τον μικροελεγκτή ESP8266 για ασύρματη επικοινωνία, τον αισθητήρα θερμοκρασίας και υγρασίας DHT22 για την καταγραφή περιβαλλοντικών συνθηκών, έναν διακόπτη Reed για την ανίχνευση της κατάστασης της πόρτας του ψυγείου, το Shelly 1PM για την παρακολούθηση της κατανάλωσης ενέργειας και ένα Raspberry Pi 4 ως κεντρική μονάδα επεξεργασίας. Η συνδυαστική χρήση αυτών των εργαλείων μας επιτρέπει να συλλέγουμε, να επεξεργαζόμαστε και να αναλύουμε δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, δημιουργώντας, μια ολοκληρωμένη λύση παρακολούθησης και βελτιστοποίησης της λειτουργίας της ψυκτικής συσκευής.

### 4.1 Επιλογή μικροελεγκτή

Ο ESP8266, που αναπτύχθηκε από την Espressif Systems, είναι ένας μικροελεγκτής που χρησιμοποιείται ευρέως σε εφαρμογές Internet of Things λόγω των πολυάριθμων πλεονεκτημάτων του. Αρχικά, η σύνδεση με το Home Assistant είναι αρκετά απλούστερη σε σχέση με ένα Arduino καθώς υπάρχει η ενσωμάτωση του ESPHome, πράγμα που το κάνει μια πιο προσιτή επιλογή. Η συσκευή περιλαμβάνει έναν ισχυρό επεξεργαστή RISC 32-bit Tensilica L106, ενώ είναι συμβατή με Λειτουργικά Συστήματα Πραγματικού Χρόνου (RTOS), ώστε να διασφαλίζεται η αξιόπιστη εκτέλεση των εφαρμογών. Η συσκευή περιλαμβάνει ενσωματωμένη Wi-Fi λειτουργία, επιτρέποντας την εύκολη σύνδεση σε ασύρματα δίκτυα και την άμεση μετάδοση δεδομένων. Το ESP8266 είναι κατάλληλο τόσο για αρχάριους όσο και για προχωρημένους χρήστες, χάρη στην πληθώρα βιβλιοθηκών και τα ποικίλα περιβάλλοντα προγραμματισμού, συμπεριλαμβανομένων των Arduino IDE και MicroPython [14], [15].

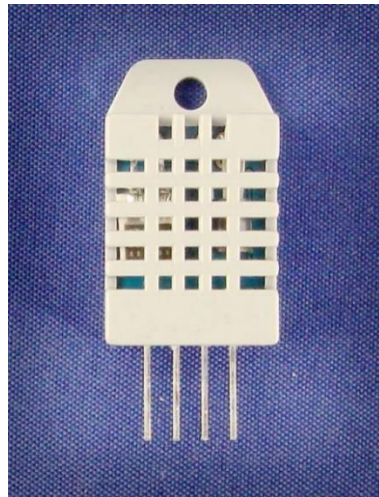


Εικόνα 6: ESP8266[16]

### 4.2 Αισθητήρας καταγραφής θερμοκρασίας - υγρασίας

Ο αισθητήρας DHT22 είναι ένας ψηφιακός αισθητήρας θερμοκρασίας και υγρασίας, γνωστός για την ακρίβεια και την αξιοπιστία του. Μπορεί να μετρήσει θερμοκρασίες από  $-40^{\circ}\text{C}$  έως  $+80^{\circ}\text{C}$  με

ακρίβεια  $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$  και επίπεδα υγρασίας από 0% έως 100% με ακρίβεια  $\pm 2-5\%$ . Επιλέχθηκε αυτός έναντι άλλων διότι είναι εύκολος στη χρήση, καθώς παρέχει τα δεδομένα μέσω ψηφιακής εξόδου, καθιστώντας τον ιδανικό για διάφορες εφαρμογές IoT και έργα που απαιτούν περιβαλλοντική παρακολούθηση. Επιπλέον είναι μικρός σε μέγεθος καθιστώντας τον έτσι πρώτη επιλογή για τη μελέτη μας. Ο πίνακας I παρέχει τη σύγκριση δημοφιλών αισθητήρων θερμοκρασίας [17].



Εικόνα 7: DHT22[18]

Parameter	Temperature Sensor		
	<i>DHT22</i>	<i>DHT11</i>	<i>SHT71</i>
Humidity Range	0 - 100%	20 - 80%	0 - 100%
Temperature Range	$-40^{\circ}\text{C} \sim 80^{\circ}\text{C}$	$0^{\circ}\text{C} \sim 50^{\circ}\text{C}$	$40^{\circ}\text{C} \sim 123^{\circ}\text{C}$
Accuracy	$\pm 0.5^{\circ}\text{C}$	$\pm 2^{\circ}\text{C}$	$\pm 3^{\circ}\text{C}$
Price per unit	USD \$5	USD \$5	USD \$30

Πίνακας 1: Σύγκριση χαρακτηριστικών [17]

### 4.3 Ηλεκτρομηχανικός διακόπτης (Reed Switch)

Χρησιμοποιήσαμε έναν ηλεκτρομηχανικό διακόπτη για να καταγράψουμε τα δεδομένα έναρξης και λήξης του ανοίγματος της πόρτας του ψυγείου. Οι διακόπτες Reed είναι συσκευές που λειτουργούν με τη βοήθεια μαγνητικού πεδίου.

Μια άλλη παραλλαγή του διακόπτη reed χρησιμοποιεί μια εύκαμπτη πλάκα ικανή να μεταβαίνει μεταξύ μιας σταθερής κανονικά ανοικτής επαφής και μιας σταθερής κανονικά κλειστής επαφής. Η κανονικά κλειστή επαφή παραμένει κλειστή λόγω της ελαστικής δύναμης που ασκεί το έλασμα, χωρίς να μαγνητίζεται. Αν και είναι εφικτή η δημιουργία διακοπών reed με πολλαπλούς πόλους, για εφαρμογές πολλαπλών πόλων προτιμάται συνήθως η διαμόρφωση διακοπών reed ενός πόλου. Όταν ένας ηλεκτρομαγνήτης ή ένας μόνιμος μαγνήτης εφαρμόζει μαγνητικό πεδίο, προκαλεί την έλξη των

ελασμάτων του διακόπτη το ένα προς το άλλο. Αυτή η ενέργεια έχει ως αποτέλεσμα να κλείνει το κύκλωμα και να επιτρέπει τη ροή ηλεκτρικού ρεύματος. Με την παύση του μαγνητικού πεδίου, η ελαστική δύναμη που ασκούν τα ελάσματα προκαλεί τον διαχωρισμό τους, με αποτέλεσμα το κύκλωμα να ανοίγει και κατά συνέπεια να διακόπτεται η ροή του ρεύματος.[19]

Προκειμένου να ενισχυθεί η ανθεκτικότητα και η αξιοπιστία των συνδέσεων, εφαρμόζεται μια λεπτή επίστρωση μη μαγνητικής ουσίας στην περιοχή επαφής των διακοπών reed. Η κύρια λειτουργία αυτού του στρώματος είναι να λειτουργεί ως διαχωριστής μαγνητικού πεδίου για τις επαφές που είναι κανονικά ανοικτές. Το πάχος αυτού του στρώματος παίζει καθοριστικό ρόλο στον καθορισμό της ακριβούς στιγμής κατά την οποία ανοίγει η επαφή όταν παύει να ενεργεί το μαγνητικό πεδίο [19].

Οι πλάκες είναι τοποθετημένες κατά τρόπο που να δημιουργείται ένας μικρός χώρος μεταξύ τους όταν ο διακόπτης δεν χρησιμοποιείται. Επιπλέον, περικλείονται σε γυάλινο σωλήνα για να αποτρέπεται η διείσδυση υγρασίας και σκόνης. Οι διακόπτες Reed έχουν συνήθως επαφές που αποτελούνται από υλικά ανθεκτικά στη φθορά και τη διάβρωση, όπως το ρόδιο, το ρουθίνιο, το ιρίδιο ή το βολφράμιο. Επιπλέον, διατίθενται διακόπτες reed με επαφές από υδράργυρο. Αυτοί οι διακόπτες πρέπει να τοποθετούνται προσεκτικά για να αποφευχθεί οποιαδήποτε ακούσια σύνδεση μεταξύ των επαφών [19].



Εικόνα 8: Reed Switch[20]

#### **4.4 Μετρητής κατανάλωσης ισχύος (Shelly Plus 1PM)**

Το Shelly 1PM είναι ένας έξυπνος διακόπτης που επιτρέπει τον απομακρυσμένο έλεγχο και την παρακολούθηση ηλεκτρικών συσκευών μέσω του διαδικτύου. Η συσκευή είναι συμβατή με τάσεις που κυμαίνονται από 110-230V AC, 24-60V DC και 12V DC, επιτρέποντας τη χρήση της σε διάφορες εφαρμογές. Ένα βασικό χαρακτηριστικό της συσκευής είναι η δυνατότητα μέτρησης της

κατανάλωσης ενέργειας σε πραγματικό χρόνο, η οποία επιτρέπει τη δημιουργία λεπτομερών αναφορών και ιστορικών δεδομένων χρήσης. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι πολύτιμο για την αποτελεσματική διαχείριση της ενέργειας και την εξοικονόμηση κόστους [21].

Το Shelly 1PM έχει τη δυνατότητα να χειρίζεται συσκευές με μέγιστο ρεύμα 16A, με αποτέλεσμα να ελέγχει ακόμη και τις πιο ενεργοβόρες ηλεκτρικές συσκευές. Αυτή η συσκευή είναι σε θέση να ενσωματωθεί σε ένα ευρύ φάσμα συστημάτων και πλατφορμών έξυπνου σπιτιού, όπως το GoogleHome, το AmazonAlexa και το HomeAssistant ανοιχτού κώδικα. Έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιείται μέσω του πρωτοκόλλου MQTT, το οποίο ενισχύει τη συμβατότητά της με ένα ευρύτερο φάσμα λύσεων οικιακού αυτοματισμού [21]. Το Home Assistant περιλαμβάνει εγγενή υποστήριξη για συσκευές Shelly μέσω του πρόσθετου "Shelly". Αυτή η ενσωμάτωση επιτρέπει στο Home Assistant να ανιχνεύει και να εγκαθιστά αυτόματα μια σύνδεση με συσκευές Shelly στο ίδιο τοπικό δίκτυο, εξαλείφοντας την ανάγκη για οποιαδήποτε επιπλέον ρύθμιση πρωτοκόλλου [22].

Η συσκευή συνδέεται με το κεντρικό δίκτυο Wi-Fi, επιτρέποντας τον απομακρυσμένο έλεγχο μέσω εφαρμογής smartphone ή άλλων έξυπνων συσκευών. Οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να ενεργοποιούν ή να απενεργοποιούν τις συσκευές εξ αποστάσεως από οποιαδήποτε τοποθεσία. Επιπλέον, μπορούν να δημιουργήσουν αυτοματοποιημένες διαδικασίες που ενεργοποιούνται από συγκεκριμένες συνθήκες, όπως η ώρα της ημέρας ή η κατάσταση λειτουργίας άλλων συσκευών. Το λογισμικό προσφέρει τη δυνατότητα προγραμματισμού λειτουργιών σε συγκεκριμένες ώρες ή σε συγκεκριμένες ημέρες, παρέχοντας πρόσθετη ευκολία και έλεγχο.

Η συσκευή ενσωματώνει πολλαπλούς μηχανισμούς ασφαλείας, συμπεριλαμβανομένων μηχανισμών προστασίας από υπερφόρτωση και υπερθέρμανση, για να εγγυάται την ασφαλή χρήση. Το Shelly 1PM είναι μια ευέλικτη συσκευή που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο και την αυτοματοποίηση των φωτιστικών σωμάτων, τη ρύθμιση των συσκευών θέρμανσης και ψύξης και την παρακολούθηση της χρήσης ενέργειας σε ένα ευρύ φάσμα οικιακών και εμπορικών συσκευών, συμπεριλαμβανομένων των ψυγείων και των πλυντηρίων ρούχων. Η συσκευή Shelly 1PM είναι ένα πολυλειτουργικό εργαλείο που ενισχύει την ενεργειακή απόδοση και τον οικιακό αυτοματισμό.



Εικόνα9: Shelly Plus 1PM[21]

#### 4.5 Raspberry Pi 4

Το Raspberry Pi 4 είναι ένας μικρών διαστάσεων και υψηλής απόδοσης μικροϋπολογιστής που ανήκει στη σειρά Raspberry Pi, η οποία αναπτύχθηκε από το Ίδρυμα Raspberry Pi. Το μοντέλο αυτό, που κυκλοφόρησε το 2019, παρουσίασε σημαντικές βελτιώσεις σε σύγκριση με τους προκατόχους του, καθιστώντας το μια εξαιρετικά προσαρμοσίμη και ισχυρή επιλογή για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών.



Εικόνα 10: Raspberry Pi 4[23]

#### 4.5.1 Τεχνικά Χαρακτηριστικά

Ο επεξεργαστής του RaspberryPi 4 είναι ένας τετραπύρηνος BroadcomBCM2711, με πυρήνες Cortex-A72 που λειτουργούν σε συχνότητα 1,5 GHz. Το προϊόν προσφέρεται σε πολλαπλές εκδόσεις που διαθέτουν μνήμη RAMLPDDR4 με χωρητικότητες 2 GB, 4 GB και 8 GB, δίνοντας στους χρήστες την ευελιξία να επιλέξουν το καταλληλότερο μοντέλο ανάλογα με τις απαιτήσεις τους.[23]

Η GPU που χρησιμοποιείται είναι η VideoCoreVI, η οποία είναι ικανή να υποστηρίζει αναπαραγωγή βίντεο 4K σε δύο οθόνες μέσω των δύο θυρών microHDMI. Αυτό την καθιστά κατάλληλη για εφαρμογές που αφορούν πολυμέσα και ψηφιακή σήμανση. Επιπλέον, παρέχει υποστήριξη για OpenGL ES 3.0 και αποκωδικοποίηση υλικού για ευρέως χρησιμοποιούμενους κωδικοποιητές όπως το H.265 (HEVC).[23]

#### 4.5.2 Συνδεσιμότητα

Το RaspberryPi 4 διαθέτει βελτιωμένη συνδεσιμότητα σε σύγκριση με τους προκατόχους του. Η συσκευή είναι εξοπλισμένη με συνολικά τέσσερις θύρες USB, δύο εκ των οποίων είναι USB 3.0 και δύο USB 2.0. Αυτή η διαμόρφωση επιτρέπει βελτιωμένες ταχύτητες μεταφοράς δεδομένων και αυξημένη συμβατότητα με διάφορες περιφερειακές συσκευές. Επιπλέον, είναι εξοπλισμένη με GigabitEthernet για δικτύωση υψηλής ταχύτητας, μαζί με Wi-Fi 802.11ac και Bluetooth 5.0, επιτρέποντας την ασύρματη συνδεσιμότητα και επικοινωνία με άλλες συσκευές.[23]

#### 4.5.3 Αποθηκευτικός Χώρος

Το RaspberryPi 4 χρησιμοποιεί μια κάρτα microSD ως κύριο μέσο αποθήκευσης τόσο για το λειτουργικό σύστημα όσο και για τα δεδομένα. Επιπλέον, οι θύρες USB διευκολύνουν την προσάρτηση εξωτερικών μονάδων αποθήκευσης, αυξάνοντας έτσι την αποθηκευτική ικανότητα και παρέχοντας πρόσθετο χώρο για δημιουργία αντιγράφων ασφαλείας. [23]

Η χρήση ενός εξωτερικού σκληρού δίσκου μέσω USB σύνδεσης προσφέρει γενικά μεγαλύτερη αξιοπιστία σε σύγκριση με μια κάρτα microSD σε περιπτώσεις όπου υπάρχει συνεχής ανάγκη καταγραφής και ανάγνωσης δεδομένων. Οι εξωτερικοί σκληροί δίσκοι παρουσιάζουν γενικά μεγαλύτερη αξιοπιστία για συνεχείς λειτουργίες εγγραφής και ανάγνωσης σε σύγκριση με τις κάρτες microSD. Αυτό είναι αποτέλεσμα της τεχνολογίας των μονάδων που είναι ειδικά σχεδιασμένα για αδιάλειπτες λειτουργίες ανάγνωσης και εγγραφής. Οι εξωτερικοί σκληροί δίσκοι προσφέρουν γενικά ανώτερες ταχύτητες ανάγνωσης και εγγραφής σε σύγκριση με τις κάρτες microSD, ιδίως στον χειρισμό μεγάλων αρχείων ή την εκτέλεση συνεχών εργασιών.

#### 4.5.4 Επεκτασιμότητα και Χρήσεις

Το Raspberry Pi 4 διατηρεί ένα κρίσιμο χαρακτηριστικό, ένα 40 pin GPIO (General Purpose Input/Output), το οποίο επιτρέπει την απρόσκοπτη συνδεσιμότητα με ένα ευρύ φάσμα αισθητήρων, εξωτερικών μονάδων και άλλων συσκευών [23]. Αυτό το καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλο για έργα IoT, αυτοματισμού και ρομποτικής. Το Raspberry Pi 4 μπορεί να λειτουργεί ως πλήρης προσωπικός υπολογιστής, ιδιαίτερα όταν συνδυάζεται με το επίσημο λειτουργικό σύστημα, Raspberry Pi OS (παλαιότερα γνωστό ως Raspbian). Επιπλέον, είναι συμβατό με εναλλακτικά λειτουργικά συστήματα όπως το Ubuntu και διάφορες διανομές Linux, καθώς και με τα Windows 10 IoT Core.

#### 4.5.5 Raspberry Pi ως IoT Server

Στην παρούσα εργασία, το Raspberry Pi 4 είναι εξοπλισμένο με το Home Assistant, ένα κεντρικό σύστημα διαχείρισης για συσκευές Internet of Things. Το Raspberry Pi αποθηκεύει τα δεδομένα που μεταδίδονται από τις συσκευές ESP8266 και Shelly 1PM, οι οποίες παρακολουθούν τη θερμοκρασία, την υγρασία και την κατανάλωση ενέργειας, αντίστοιχα. Το Raspberry Pi χρησιμεύει και ως βάση δεδομένων για την αποθήκευση αυτών των δεδομένων, εξασφαλίζοντας εύκολη πρόσβαση και ανάλυση. Το σύστημα αυτό αποτελεί μια ολοκληρωμένη λύση IoT, στην οποία οι συσκευές διασυνδέονται και ανταλλάσσουν πληροφορίες μεταξύ τους μέσω του διαδικτύου, επιτρέποντας την παρακολούθηση και τον έλεγχο από απόσταση. Επιπλέον, η σύνδεση στο cloud επιτρέπει την αποθήκευση και την ανάλυση των δεδομένων, καθώς και την απομακρυσμένη πρόσβαση και διαχείριση του συστήματος από οποιαδήποτε τοποθεσία, παρέχοντας έτσι αυξημένη ευελιξία και λειτουργικότητα.

#### 4.6 Επίλογος

Στην παρούσα ενότητα αναλύσαμε τη χρήση μιας σειράς εξειδικευμένων εργαλείων και συσκευών για τη δημιουργία ενός λειτουργικού συστήματος IoT, το οποίο επιτρέπει την παρακολούθηση και ανάλυση δεδομένων από μία ψυκτική συσκευή. Εξετάσαμε τη χρήση του μικροελεγκτή ESP8266 για τη λήψη των δεδομένων και την ασύρματη επικοινωνία με τον server, τον αισθητήρα θερμοκρασίας και υγρασίας DHT22 για την καταγραφή περιβαλλοντικών συνθηκών, τον διακόπτη Reed για την ανίχνευση της κατάστασης της πόρτας του ψυγείου, το Shelly 1PM για την παρακολούθηση της κατανάλωσης ενέργειας και το Raspberry Pi 4 ως κεντρική μονάδα επεξεργασίας.

Συγκεκριμένα, αναδείχθηκαν τα πλεονεκτήματα του ESP8266, όπως η ενσωματωμένη λειτουργικότητα Wi-Fi και η συμβατότητά του με πολλαπλά προγραμματιστικά περιβάλλοντα. Επιπλέον, παρουσιάστηκε η ακρίβεια και η αξιοπιστία του αισθητήρα DHT22, καθώς και η εύκολη ενσωμάτωσή του σε συστήματα IoT. Αναλύθηκε η λειτουργία των διακοπών Reed και η χρήση τους για την καταγραφή της κατάστασης της πόρτας του ψυγείου. Παρουσιάστηκε το Shelly 1PM ως ένα ισχυρό εργαλείο για την παρακολούθηση της κατανάλωσης ενέργειας και τη δυνατότητα απομακρυσμένου ελέγχου των συσκευών μέσω του διαδικτύου. Τέλος, αναδείχθηκαν οι δυνατότητες του Raspberry Pi 4 ως κεντρική μονάδα επεξεργασίας και αποθήκευσης δεδομένων, επιτρέποντας τη σύνδεση και ανάλυση δεδομένων από τις συσκευές IoT.

Με τη συνδυαστική χρήση αυτών των εργαλείων, δημιουργήθηκε μια ολοκληρωμένη λύση παρακολούθησης και βελτιστοποίησης της λειτουργίας του ψυγείου, που επιτρέπει την παρακολούθηση των περιβαλλοντικών συνθηκών και της κατανάλωσης ενέργειας σε πραγματικό χρόνο, προσφέροντας πολύτιμα δεδομένα για τη βελτίωση της απόδοσης και της ενεργειακής αποδοτικότητας της συσκευής.

## Κεφάλαιο 5ο: Home Assistant

Το HomeAssistant είναι μια ανοικτού κώδικα πλατφόρμα αυτοματισμού δικτύου . Σκοπός της είναι να ενσωματώνει και να ρυθμίζει απρόσκοπτα ένα ευρύ φάσμα ευφυών συσκευών και υπηρεσιών. Επιτρέπει στους χρήστες να επιβλέπουν και να ελέγχουν όλες τις ευφείς συσκευές τους χρησιμοποιώντας μια ενιαία, κεντρική πλατφόρμα. Πρόκειται για ανοικτού κώδικα λογισμικό, γεγονός που συνεπάγεται ότι ο κώδικας είναι προσβάσιμος στο ευρύ κοινό με σκοπό την εξέταση, την τροποποίηση και τη βελτίωση. Αυτό παρέχει διαφάνεια και επιτρέπει στους χρήστες να ενσωματώνουν και να εξατομικεύουν χαρακτηριστικά με βάση τις απαιτήσεις τους[24].

Το Home Assistant είναι συμβατό με ένα ευρύ φάσμα έξυπνων συσκευών και υπηρεσιών, που περιλαμβάνει φωτιστικά, θερμοστάτες, συστήματα ασφαλείας και προσφορές που βασίζονται στο cloud. Υπάρχουν πολυάριθμες διαθέσιμες ενσωματώσεις που επιτρέπουν τη σύνδεση με δημοφιλείς πλατφόρμες, συμπεριλαμβανομένων των Google Assistant, Amazon Alexa, Philips Hue, Sonos και άλλων. Οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να δημιουργούν κανόνες αυτοματισμού είτε χρησιμοποιώντας μια γλώσσα διαμόρφωσης YAML είτε χρησιμοποιώντας μια γραφική διεπαφή χρήστη (GUI). Η εφαρμογή για κινητά και το οικοσύστημά έχουν σχεδιαστεί ειδικά για να διευκολύνουν την παρακολούθηση και τον έλεγχο συστημάτων αυτοματισμού. Η πλατφόρμα παρέχει μια προοδευτική διαδικτυακή εφαρμογή (PWA) που διαθέτει μια φιλική προς το χρήστη και διαισθητική διεπαφή χρήστη (UI)[24].

Εκτός από την πλατφόρμα Home Assistant Green, το Home Assistant είναι συμβατό με εναλλακτικές πλατφόρμες όπως Raspberry Pi, Dockers ή αποκλειστικούς διακομιστές. Η κύρια γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξή του είναι η Python, και προσφέρει διάφορες επιλογές εγκατάστασης, συμπεριλαμβανομένων των Home Assistant OS, Home Assistant Supervised και Home Assistant Core. Κάθε τρόπος λειτουργίας παρουσιάζει έναν ξεχωριστό βαθμό πολυπλοκότητας και διαχείρισης[25].

### 5.1 InfluxDB

Η InfluxDB είναι μια ισχυρή βάση δεδομένων ανοικτού κώδικα που ειδικεύεται στην αποθήκευση, οργάνωση και ανάλυση δεδομένων που συλλέγονται με την πάροδο του χρόνου, όπως μετρήσεις αισθητήρων, αρχεία καταγραφής συστημάτων και δεδομένα δικτύου. Το λογισμικό περιλαμβάνει ενσωματωμένη λειτουργικότητα για χρονοσφραγίδες, διευκολύνοντας την αποθήκευση και ανάκτηση δεδομένων με βάση τον χρόνο. Έχει σχεδιαστεί για την αποτελεσματική καταγραφή και γρήγορη ανάκτηση σημαντικών ποσοτήτων δεδομένων. Το InfluxDB χρησιμοποιεί την InfluxQL, μια γλώσσα ερωτημάτων που μοιάζει με την SQL, η οποία επιτρέπει περίπλοκα ερωτήματα που περιλαμβάνουν μαθηματικές πράξεις και ομαδοποίηση δεδομένων με βάση χρονικά διαστήματα[26].

Οι χρήστες του Home Assistant μπορούν να χρησιμοποιήσουν το InfluxDB για να καταγράψουν και να αποθηκεύουν ιστορικά δεδομένα από τις συσκευές και τους αισθητήρες τους. Οι ενσωματωμένες δυνατότητες καταγραφής του Home Assistant δεν είναι τόσο αποτελεσματικές στην υποστήριξη της αποθήκευσης μεγάλου όγκου δεδομένων για μακροπρόθεσμη ανάλυση[26].

### 5.2 Google Drive Backup

Το GoogleDrive Backup επιτρέπει την αποθήκευση και την ασφάλεια των δεδομένων και των ρυθμίσεων του HomeAssistant, δημιουργώντας αντίγραφα ασφαλείας στο GoogleDrive. Αυτό το πρόσθετο είναι εξαιρετικά πολύτιμο για τη διασφάλιση της αδιάλειπτης λειτουργίας και της ασφάλειας του συστήματος αυτοματισμού. Τα δεδομένα που περιέχει περιλαμβάνουν κρίσιμες

ρυθμίσεις, διαμορφώσεις και ιστορικές πληροφορίες που είναι απαραίτητες για τη λειτουργία συστημάτων υψηλής διαθεσιμότητας (HA)[27].

Σε περίπτωση που το σύστημα Home Assistant αντιμετωπίσει κάποιο σημαντικό πρόβλημα, όπως δυσλειτουργία υλικού ή καταστροφή δεδομένων, τα αντίγραφα ασφαλείας επιτρέπουν τη γρήγορη και εύκολη αποκατάσταση των δεδομένων και των ρυθμίσεων. Αυτό σημαίνει ότι το σύστημα μπορεί να επανέλθει στην προηγούμενη λειτουργική του κατάσταση χωρίς να υπάρξει σημαντική απώλεια χρόνου ή πολύτιμων δεδομένων[27].

Η αποθήκευση αντιγράφων ασφαλείας στο Google Drive επιτρέπει την καθολική πρόσβαση από οποιαδήποτε συσκευή με σύνδεση στο διαδίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα παραμένουν ασφαλή και μπορούν να ανακτηθούν ακόμη και όταν δεν υπάρχει ο κύριος υπολογιστής του οικιακού βοηθού[27].

### **5.3 Ασύρματη πρόσβαση μέσω διαδικτύου**

#### **5.3.1 Domain name**

Το domain είναι η αναγνωριστική διεύθυνση ενός ιστότοπου στο Διαδίκτυο, η οποία χρησιμοποιείται για να προσπελάσει κάποιος την ιστοσελίδα ή τις υπηρεσίες που παρέχει αυτή η διεύθυνση. Το domain name είναι μια συμβολοσειρά που αντιστοιχεί σε μια διεύθυνση IP, η οποία χρησιμοποιείται για την πρόσβαση σε έναν ιστότοπο. Ένα domain name είναι το κείμενο που πληκτρολογεί ένας χρήστης σε ένα παράθυρο προγράμματος περιήγησης για να φτάσει σε έναν συγκεκριμένο ιστότοπο[28].

#### **5.3.2 Cloudflare**

Η Cloudflare είναι μια εταιρεία που ειδικεύεται στην παροχή υπηρεσιών ασφάλειας δικτύων και διαδικτύου. Αναγνωρίζεται κυρίως για την εξειδίκευσή της στην προστασία των ιστότοπων από επιθέσεις DDoS και την προσφορά υπηρεσιών CDN (Content Delivery Network) που βελτιώνουν την απόδοση των ιστότοπων[29].

Όταν συνδέουμε έναν τομέα με το Cloudflare, το Cloudflare αναλαμβάνει την ευθύνη για τη διαχείριση του DNS (Domain Name System) για τον τομέα μας. Κατά συνέπεια, η Cloudflare είναι υπεύθυνη για τη διαχείριση των διευθύνσεων IP που συνδέονται με τον τομέα μας και όχι ο συμβατικός καταχωρητής τομέων[29].

#### **5.3.3 Ενσωμάτωση Cloudflare στο Home Assistant**

Το Home Assistant, μπορεί να επωφεληθεί σημαντικά από τις υπηρεσίες του Cloudflare με διάφορους τρόπους:

- Το Cloudflare μας επιτρέπει να ρυθμίσουμε το Home Assistant ώστε να είναι προσβάσιμο παγκοσμίως μέσω μιας ασφαλούς τοπικής σύνδεσης με χρήση SSL. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση ενός τομέα που εποπτεύεται από το Cloudflare, εξασφαλίζοντας μια ασφαλή σύνδεση και επιτρέποντας την πρόσβαση στο Home Assistant από απομακρυσμένες τοποθεσίες.
- Επιπλέον, η Cloudflare παρέχει ισχυρά μέτρα ασφαλείας για την προστασία του Home Assistant από πιθανές επιθέσεις στον κυβερνοχώρο, συμπεριλαμβανομένων των επιθέσεων DDoS και άλλων κακόβουλων δραστηριοτήτων που θα μπορούσαν να αποτελέσουν απειλή για το σύστημα μέσω του Διαδικτύου. Αναλαμβάνοντας αυτή την προστασία, εγγυάται τη

συνεχή λειτουργικότητα και προσβασιμότητα των υπηρεσιών του Home Assistant για τους χρήστες.

- Τέλος, η χρήση του Δικτύου Παράδοσης Περιεχομένου της Cloudflare βελτιώνει την απόδοση του Home Assistant παρέχοντας ταχύτερους χρόνους απόκρισης για τους χρήστες που έχουν πρόσβαση στην πλατφόρμα από διάφορες γεωγραφικές τοποθεσίες.

## 5.4 ESP Home

Το ESPHome είναι μια ελεύθερα διαθέσιμη πλατφόρμα που έχει σχεδιαστεί για να διευκολύνει τον προγραμματιζόμενο έλεγχο των μικροελεγκτών ESP8266 και ESP32 μέσω του Home Assistant. Το σύστημα χρησιμοποιεί αρχεία ρυθμίσεων διαμορφωμένα σε YAML, παρέχοντας μια απλή μέθοδο για την ανάπτυξη εξατομικευμένων συσκευών IoT χωρίς να απαιτείται εκτεταμένη εμπειρία στον προγραμματισμό. Οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να καθορίζουν διαφορετικές λειτουργίες και αισθητήρες για τις συσκευές τους, όπως θερμοκρασία, υγρασία, φως και άλλα. Στη συνέχεια, μπορούν εύκολα και αξιόπιστα να ελέγχουν και να παρακολουθούν αυτές τις συσκευές χρησιμοποιώντας το Home Assistant. Το ESPHome επιτρέπει την αυτόματη ενημέρωση των συσκευών εντός του οικοσυστήματος Home Assistant, διευκολύνοντας την ολοκληρωμένη διαχείριση μέσω του IoT [30].

## 5.5 YAML

Η YAML, επίσης γνωστή ως Yet Another Markup Language, είναι μια γλώσσα σειριοποίησης δεδομένων που έχει δημιουργηθεί ειδικά για να είναι φιλική προς τον χρήστη. Χρησιμοποιείται εκτενώς για τη μορφοποίηση αρχείων, την αποθήκευση δεδομένων και τη διευκόλυνση της ανταλλαγής δεδομένων μεταξύ προγραμμάτων. Η YAML διαθέτει αξιοσημείωτα χαρακτηριστικά, όπως μια απλή και ξεκάθαρη σύνταξη, η οποία καθορίζεται από κενά και όχι από αγκύλες ή παρενθέσεις. Επιπλέον, προσφέρει τη δυνατότητα χειρισμού περίπλοκων δομών δεδομένων, όπως πίνακες και λεξικά. Η σύνταξη της YAML δομείται γύρω από ζεύγη κλειδιών-τιμών, όπου τα στοιχεία λίστας αναπαρίστανται με το σύμβολο - και τα σχόλια υποδεικνύονται με το σύμβολο #. Ο πρωταρχικός σκοπός της YAML στο Home Assistant είναι να επιτρέπει στους χρήστες να καθορίζουν και να εξατομικεύουν ένα ευρύ φάσμα ρυθμίσεων και αυτοματοποιημένων διαδικασιών του συστήματος [31].

## 5.6 Επίλογος

Η ενότητα αυτή αναφέρθηκε εκτενώς στις δυνατότητες και τις λειτουργίες του Home Assistant, μιας πλατφόρμας αυτοματισμού ανοικτού κώδικα που επιτρέπει τη διαχείριση και τον έλεγχο μιας ποικιλίας έξυπνων συσκευών και υπηρεσιών. Το Home Assistant διευκολύνει την ενοποίηση και την εξατομίκευση των συστημάτων αυτοματισμού μέσω της χρήσης απλών αιτημάτων HTTP και της διαμόρφωσης σε YAML, παρέχοντας στους χρήστες τη δυνατότητα να δημιουργούν κανόνες αυτοματισμού με εύρηστα εργαλεία.

Συζητήθηκε επίσης η χρήση της InfluxDB για την αποθήκευση ιστορικών δεδομένων, η οποία προσφέρει προηγμένες δυνατότητες καταγραφής και ανάκτησης χρονικών δεδομένων, απαραίτητες για μακροπρόθεσμη ανάλυση. Το πρόσθετο GoogleDriveBackup επισημάνθηκε ως ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση της αδιάλειπτης λειτουργίας του συστήματος, παρέχοντας ασφαλή αντίγραφα ασφαλείας των δεδομένων και των ρυθμίσεων.

Τέλος, αναλύθηκε ο ρόλος της Cloudflare στην ενίσχυση της ασφάλειας και της απόδοσης του Home Assistant, προσφέροντας υπηρεσίες DNS, προστασία από επιθέσεις DDoS και βελτίωση της απόδοσης μέσω του CDN. Το ESPHome παρουσιάστηκε ως εργαλείο που επιτρέπει την εύκολη και αξιόπιστη

διαχείριση μικροελεγκτών ESP8266 και ESP32, επιτρέποντας τη δημιουργία εξατομικευμένων συσκευών IoT.

Με την εκτενή του ευελιξία, την ενσωμάτωση πολλαπλών πλατφορμών και υπηρεσιών, και τις ισχυρές δυνατότητες ασφάλειας και καταγραφής δεδομένων, το Home Assistant αποτελεί μια ολοκληρωμένη λύση για τη διαχείριση και τον έλεγχο ευφυών οικιακών συστημάτων, προσφέροντας στους χρήστες μια κεντρική πλατφόρμα για την επίβλεψη και τον έλεγχο όλων των ευφυών συσκευών τους.

## Κεφάλαιο 6ο: Μηχανική μάθηση

Η μηχανική μάθηση είναι μια τεχνολογία που επιδιώκει τη δημιουργία αλγορίθμων υπολογιστών που μπορούν να μιμηθούν την ανθρώπινη νοημοσύνη. Έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορους τομείς, όπως η ρομποτική, η ψυχαγωγία, η οικολογία, η βιολογία και η ιατρική. Αυτό επιτυγχάνεται με την ενσωμάτωση αρχών από διάφορους κλάδους, όπως η νευροεπιστήμη, η θεωρία πιθανοτήτων, η στατιστική, η επιστήμη των υπολογιστών, η θεωρία πληροφοριών, η ψυχολογία, η θεωρία ελέγχου και η φιλοσοφία. Ο στόχος της είναι να προσδώσει στους υπολογιστές ιδιότητες που μοιάζουν με τις ανθρώπινες, δίνοντάς τους τη δυνατότητα να αποκτούν γνώσεις από το περιβάλλον τους και τις προηγούμενες συναντήσεις τους, ανεξάρτητα από το αν λαμβάνουν οδηγίες από έναν ανθρώπινο εκπαιδευτή. Η μηχανική μάθηση γνωρίζει σημαντική αύξηση στην ανάπτυξη και την εφαρμογή της τα τελευταία χρόνια. Η εκθετική αύξηση και η προσβασιμότητα των «Big Data» είναι κατά κύριο λόγο υπεύθυνη για το φαινόμενο αυτό, με τις τεχνικές μηχανικής μάθησης να διαδραματίζουν εξέχοντα ρόλο στη διευκόλυνση της κατανόησης αυτών των δεδομένων σε διάφορους τομείς. Η πολυπλοκότητα αυτών των διαδικασιών μπορεί να ποικίλλει και να περιλαμβάνει πολλαπλά στάδια προηγμένων αλληλεπιδράσεων ανθρώπου-μηχανής και λήψης αποφάσεων. Αυτό φυσικά απαιτεί τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για τη βελτιστοποίηση και την αυτοματοποίηση αυτών των διαδικασιών [32].

### 6.1 Αλγόριθμος μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση βασίζεται σε διαφορετικούς αλγορίθμους για την επίλυση προβλημάτων. Στην ανάλυση δεδομένων δεν υπάρχει ένας μοναδικός τύπος αλγορίθμου που να ταιριάζει στην επίλυση όλων των προβλημάτων. Το είδος του αλγορίθμου που χρησιμοποιείται εξαρτάται από το είδος του προβλήματος που πρόκειται να λυθεί, τον αριθμό των μεταβλητών, το είδος του μοντέλου που θα ταίριαζε καλύτερα και ούτω καθεξής [33]. Στους αλγορίθμους, υφίστανται αυτόματες τροποποιήσεις ή προσαρμογές της δομής τους μέσω της επανάληψης (δηλαδή της εμπειρίας) προκειμένου να βελτιώσουν την ικανότητά τους να επιτελούν το επιθυμητό έργο. Η διαδικασία προσαρμογής αναφέρεται ως εκπαίδευση, κατά την οποία εισάγονται δεδομένα μαζί με τα επιθυμητά αποτελέσματα. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος βελτιστοποιεί τη διαμόρφωσή του, ώστε όχι μόνο να παράγει το επιθυμητό αποτέλεσμα όταν του δίνονται οι εισοδοί εκπαίδευσης, αλλά και να γενικεύει και να παράγει το επιθυμητό αποτέλεσμα από νέα, άγνωστα δεδομένα. Αυτή η φάση εκπαίδευσης είναι το θεμελιώδες συστατικό της διαδικασίας μηχανικής μάθησης, όπου το σύστημα αποκτά γνώση και βελτιώνει την απόδοσή του. Η εκπαίδευση μπορεί να εκτείνεται πέραν μιας αρχικής περιόδου προσαρμογής και δεν περιορίζεται σε ένα πεπερασμένο διάστημα. Παρόμοια με τους ανθρώπους, ένας ικανός αλγόριθμος έχει την ικανότητα να συμμετέχει σε «δια βίου» μάθηση αναλύοντας νέα δεδομένα και αποκτώντας γνώση από τα λάθη του [32].

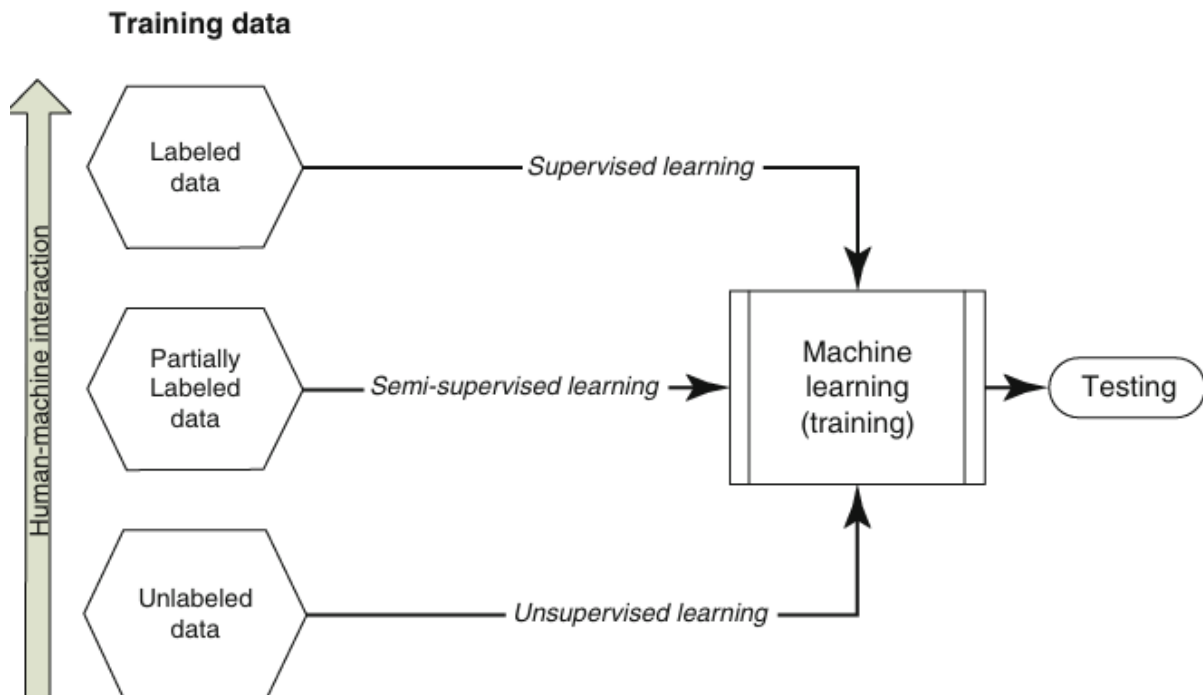
Οι υπολογιστικοί αλγόριθμοι διαθέτουν πολυάριθμες μεθόδους για να προσαρμόζονται και να τροποποιούνται ανάλογα με την εκπαίδευση που λαμβάνουν. Τα δεδομένα εισόδου μπορούν να επιλεγούν και να τους αποδοθούν βάρη ώστε να αποδώσουν τα πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος μπορεί να διαθέτει ρυθμιζόμενες αριθμητικές παραμέτρους που μπορεί να μεταβάλλονται [32].

Το σύστημα μπορεί να διαθέτει ένα δίκτυο πιθανών υπολογιστικών οδών που οργανώνει προκειμένου να επιτύχει βέλτιστα αποτελέσματα. Έχει τη δυνατότητα να αναλύει τα δεδομένα εισόδου και να εξαγάγει κατανομές πιθανοτήτων, οι οποίες στη συνέχεια αξιοποιούνται για την πραγματοποίηση προβλέψεων σχετικά με τα μελλοντικά αποτελέσματα [32].

## 6.2 Κατηγορίες μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση μπορεί να οριστεί με βάση τη μορφή της επισήμανσης των δεδομένων σε επιβλεπόμενη, μη επιβλεπόμενη και ημιεπιβλεπόμενη, όπως φαίνεται στην εικόνα 12. Η μάθηση με επίβλεψη χρησιμοποιείται για την προσέγγιση μιας μη αναγνωρισμένης απεικόνισης μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου χρησιμοποιώντας γνωστά δεδομένα εισόδου [32].

Η έξοδος αποτελείται από επισημασμένα δείγματα, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εργασίες όπως η ταξινόμηση και η παλινδρόμηση.



Εικόνα 11: Τύποι μηχανικής μάθησης [32]

Η μάθηση χωρίς επίβλεψη περιλαμβάνει την παροχή μόνο δειγμάτων εισόδου στο σύστημα μάθησης, όπως η ομαδοποίηση και η εκτίμηση συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας. Η μάθηση με ημιεπίβλεψη είναι μια υβριδική προσέγγιση που συνδυάζει τόσο την επιβλεπόμενη όσο και τη μη επιβλεπόμενη μάθηση. Σε αυτήν τη μέθοδο, μόνο ένα τμήμα των δεδομένων επισημαίνεται και το επισημασμένο τμήμα χρησιμοποιείται για να γίνουν προβλέψεις ή συμπεράσματα σχετικά με το μη επισημασμένο τμήμα. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται συνήθως σε συστήματα ανάκτησης κειμένου και εικόνας[32].

Εννοιολογικά, η μηχανική μάθηση μπορεί να ταξινομηθεί σε δύο κατηγορίες: τη μεταγωγική μάθηση και την επαγωγική μάθηση. Η μεταγωγική μάθηση συνεπάγεται τη διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων.

Η διαδικασία περιλαμβάνει τη μεταφορά της γνώσης που αποκτήθηκε από συγκεκριμένες περιπτώσεις εκπαίδευσης σε συγκεκριμένες περιπτώσεις δοκιμής, είτε με τη χρήση διακριτών ετικετών, όπως στην ομαδοποίηση, είτε με τη χρήση συνεχών ετικετών, όπως στην πολλαπλή μάθηση. Αντίθετα, η

επαγωγική μάθηση επιδιώκει την πρόβλεψη αποτελεσμάτων με βάση εισόδους που το μοντέλο δεν έχει συναντήσει προηγουμένως.[32]

### **6.2.1 Επιβλεπόμενη μάθηση**

Η επιβλεπόμενη μάθηση αποτελεί μια από τις κύριες κατηγορίες της μηχανικής μάθησης, όπου ο στόχος είναι η εκμάθηση μιας συνάρτησης που αντιστοιχεί δεδομένα εισόδου σε δεδομένα εξόδου. Σε αυτή την προσέγγιση, το σύστημα εκπαιδεύεται με τη χρήση ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, το οποίο περιλαμβάνει δεδομένα με προκαθορισμένες απαντήσεις, δηλαδή εισόδους με τις αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους. Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης αξιοποιούν αυτή την γνώση για να "μάθουν" το μοτίβο που συνδέει τις εισόδους με τις εξόδους, ώστε να μπορούν να προβλέπουν ή να ταξινομούν νέες, άγνωστες εισόδους [33].

### **6.2.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση**

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση διαφέρει από την επιβλεπόμενη μάθηση, καθώς δεν υπάρχουν σωστές απαντήσεις ή προκαθορισμένα δεδομένα που να καθοδηγούν τη διαδικασία εκπαίδευσης. Οι αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης μάθησης λειτουργούν αυτόνομα, αναζητώντας και αποκαλύπτοντας μοτίβα μέσα στα δεδομένα. Μαθαίνουν διάφορα χαρακτηριστικά από τα δεδομένα χωρίς να χρειάζονται ετικέτες ή προκαθορισμένες απαντήσεις. Όταν εισάγονται νέα δεδομένα, οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν τα ήδη υπάρχον χαρακτηριστικά για να αναγνωρίσουν την κατηγορία των νέων δεδομένων [33].

### **6.2.3 Ημιεπιβλεπόμενη μάθηση**

Η μάθηση με ημιεπιβλεψη είναι μια ξεχωριστή μορφή μηχανικής μάθησης που περιλαμβάνει την επισήμανση ορισμένων δεδομένων ενώ τα υπόλοιπα παραμένουν χωρίς επισήμανση. Σε αυτή την περίπτωση, το επισημασμένο τμήμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να διευκολύνει την απόκτηση γνώσης στο μη επισημασμένο τμήμα. Αυτός ο τύπος κατάστασης είναι εφαρμόσιμος στις περισσότερες φυσικές διαδικασίες και μοιάζει πολύ με τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι αποκτούν τις δεξιότητές τους.[32]

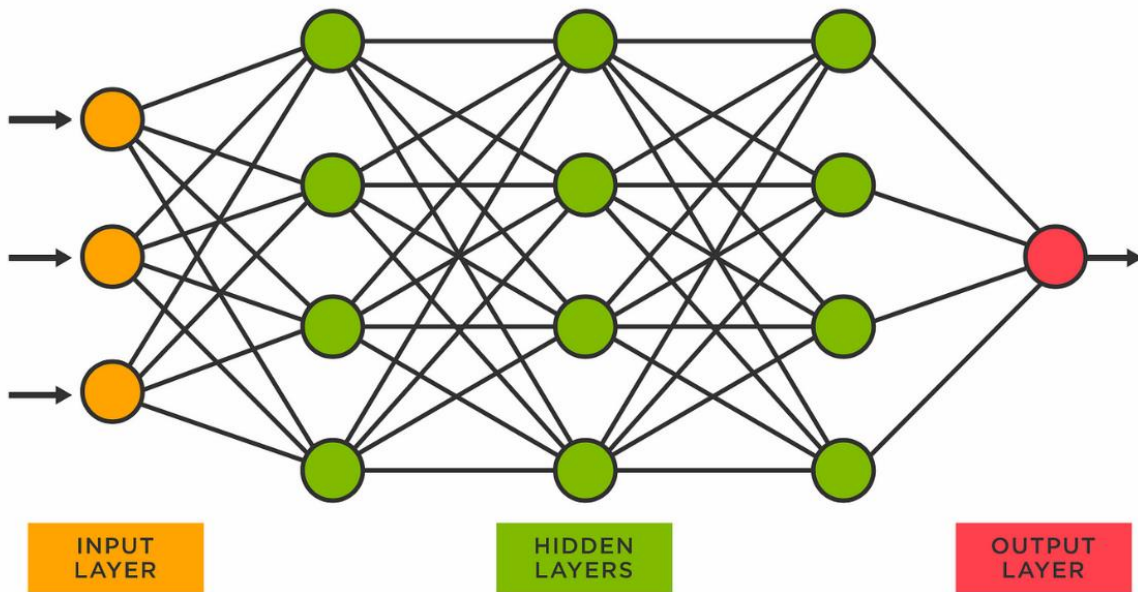
## **6.3 Πρόβλεψη και ανάλυση**

Η πρόβλεψη και ανάλυση δεδομένων είναι ένας από τους πιο σημαντικούς τομείς εφαρμογής της μηχανικής μάθησης. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται σε αυτόν τον τομέα επιτρέπουν την εξαγωγή πληροφοριών από μεγάλα σύνολα δεδομένων και τη χρήση αυτών των πληροφοριών για να κάνουν προβλέψεις και να λάβουν στρατηγικές αποφάσεις.

Η διαδικασία ξεκινά με τη συλλογή δεδομένων από διάφορες πηγές. Αυτά τα δεδομένα μπορεί να προέρχονται από αισθητήρες, ιστορικές καταγραφές, δεδομένα χρηστών, οικονομικές αναφορές κ.λπ. Η ποιότητα και η ποσότητα των δεδομένων είναι κρίσιμες για την επιτυχία των προβλέψεων. Τα δεδομένα που συλλέγονται συχνά απαιτούν καθαρισμό και προετοιμασία πριν χρησιμοποιηθούν για εκπαίδευση μοντέλων. Αυτή η διαδικασία περιλαμβάνει την αντιμετώπιση ελλιπών ή λανθασμένων δεδομένων, την κανονικοποίηση των τιμών και τη μετατροπή των δεδομένων σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση. Η επιλογή των σωστών χαρακτηριστικών από τα δεδομένα είναι κρίσιμη για τη δημιουργία ενός αποδοτικού μοντέλου. Τα χαρακτηριστικά είναι οι μεμονωμένες μετρήσεις ή οι παράγοντες που χρησιμοποιούνται για να προβλεφθούν οι επιθυμητές εκβάσεις.

## 6.4 Νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μαθηματικά μοντέλα που εμπνέονται από τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία και την ανάλυση δεδομένων. Αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο στον τομέα της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης, καθώς μπορούν να μάθουν και να αναγνωρίσουν πολύπλοκα πρότυπα σε δεδομένα, χωρίς να απαιτείται προγραμματισμός για την εξαγωγή συγκεκριμένων κανόνων.[34]



Εικόνα 12: Neural Network [35]

### 6.4.1 Νευρώνες

Οι τεχνητοί νευρώνες, μονάδες επεξεργασίας ή κόμβοι, είναι τα βασικά δομικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων. Εμπνέονται από τους βιολογικούς νευρώνες του ανθρώπινου εγκεφάλου και λειτουργούν ως υπολογιστικές μονάδες που επεξεργάζονται και μεταφέρουν πληροφορίες. Οι τεχνητοί νευρώνες λαμβάνουν εισόδους από άλλους νευρώνες ή από το εξωτερικό περιβάλλον. Κάθε είσοδος συνοδεύεται από ένα βάρος (weight) που αντιπροσωπεύει τη σημασία ή τη δύναμη της συγκεκριμένης εισόδου. Η συνολική είσοδος ενός νευρώνα υπολογίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του, δηλαδή:

$$z = \sum_i w_i \cdot x_i + b$$

Εξίσωση 1: Συνάρτηση άθροισης βαρών

Όπου  $x_i$  είναι οι εισόδους,  $w_i$  είναι τα βάρη και  $b$  είναι η προκατάληψη (bias), που βοηθά στην προσαρμογή της εξόδου ανεξάρτητα από τις εισόδους.[36]

## 6.4.2 Layers

Τα στρώματα (layers) είναι βασικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων και αποτελούν τη δομή μέσω της οποίας οι πληροφορίες περνούν και μετασχηματίζονται σε ένα νευρωνικό δίκτυο. Κάθε στρώμα αποτελείται από έναν ή περισσότερους νευρώνες, και τα στρώματα διασυνδέονται μέσω των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων.

Το στρώμα εισόδου είναι το πρώτο στρώμα του δικτύου και λαμβάνει τα δεδομένα εισόδου. Κάθε νευρώνας σε αυτό το στρώμα αντιπροσωπεύει μια διάσταση των δεδομένων εισόδου. Τα κρυφά στρώματα βρίσκονται μεταξύ του στρώματος εισόδου και του στρώματος εξόδου. Αυτά τα στρώματα είναι υπεύθυνα για την εκμάθηση και την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα. Μπορεί να υπάρχουν πολλά κρυφά στρώματα σε ένα νευρωνικό δίκτυο. Το στρώμα εξόδου είναι το τελευταίο στρώμα του δικτύου και παράγει τις τελικές προβλέψεις ή ταξινομήσεις. Ο αριθμός των νευρώνων σε αυτό το στρώμα εξαρτάται από το πρόβλημα που προσπαθεί να λύσει το δίκτυο.[34]

## 6.4.3 Βάρη

Τα βάρη (weights) είναι κρίσιμα στοιχεία των νευρωνικών δικτύων και αποτελούν τις παραμέτρους που καθορίζουν την έξοδο κάθε νευρώνα. Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου ουσιαστικά είναι η διαδικασία προσαρμογής αυτών των βαρών, ώστε το δίκτυο να μπορεί να μαθαίνει και να αναγνωρίζει πρότυπα στα δεδομένα.

Τα βάρη καθορίζουν τη σημασία και τη δύναμη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων. Καθορίζουν πόσο επηρεάζει η έξοδος ενός νευρώνα την είσοδο του επόμενου νευρώνα. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, τα βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε το νευρωνικό δίκτυο να παράγει τις σωστές εξόδους για τις δεδομένες εισόδους. Αυτή η διαδικασία προσαρμογής επιτρέπει στο δίκτυο να μάθει από τα δεδομένα.[34]

## 6.4.4 Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης (activation function) είναι κεντρικής σημασίας για τη λειτουργία και την απόδοση των νευρωνικών δικτύων. Αυτές οι συναρτήσεις εισάγουν μη-γραμμικότητα στο σύστημα, επιτρέποντας στα νευρωνικά δίκτυα να μάθουν και να αναπαραστήσουν πολύπλοκες σχέσεις στα δεδομένα. Χωρίς αυτές, τα νευρωνικά δίκτυα θα ήταν απλά γραμμικοί ταξινομητές, περιορίζοντας σοβαρά τις δυνατότητές τους. Η έξοδος ενός νευρώνα είναι το αποτέλεσμα της συνάρτησης ενεργοποίησης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως είσοδος σε άλλους νευρώνες στο επόμενο στρώμα του δικτύου ή να είναι η τελική απόκριση του δικτύου.

Οι πιο κοινές συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται στη μηχανική μάθηση για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων είναι:

- Σιγμοειδής (Sigmoid):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Εξίσωση 2: Σιγμοειδής συνάρτηση

Παράγει εξόδους στο διάστημα (0, 1) και είναι συχνά χρησιμοποιούμενη σε δίκτυα που χρειάζονται πιθανότητες ως εξόδους.[37]

- Υπερβολική εφαπτομένη (Tanh):

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Εξίσωση 3: Συνάρτηση εφαπτομένης

Παράγει εξόδους στο διάστημα (-1, 1) και συνήθως χρησιμοποιείται σε κρυφά επίπεδα νευρωνικών δικτύων. [38]

- Rectified Linear Unit (ReLU):

$$f(x) = \max(0, x)$$

Εξίσωση 4: Συνάρτηση ReLU

Παράγει εξόδους στο διάστημα  $[0, \infty)$ . Είναι πολύ δημοφιλής λόγω της απλότητας και της αποτελεσματικότητάς της στην αντιμετώπιση του προβλήματος της εξαφάνισης των κλίσεων (gradients).[37]

- Softmax:

$$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}$$

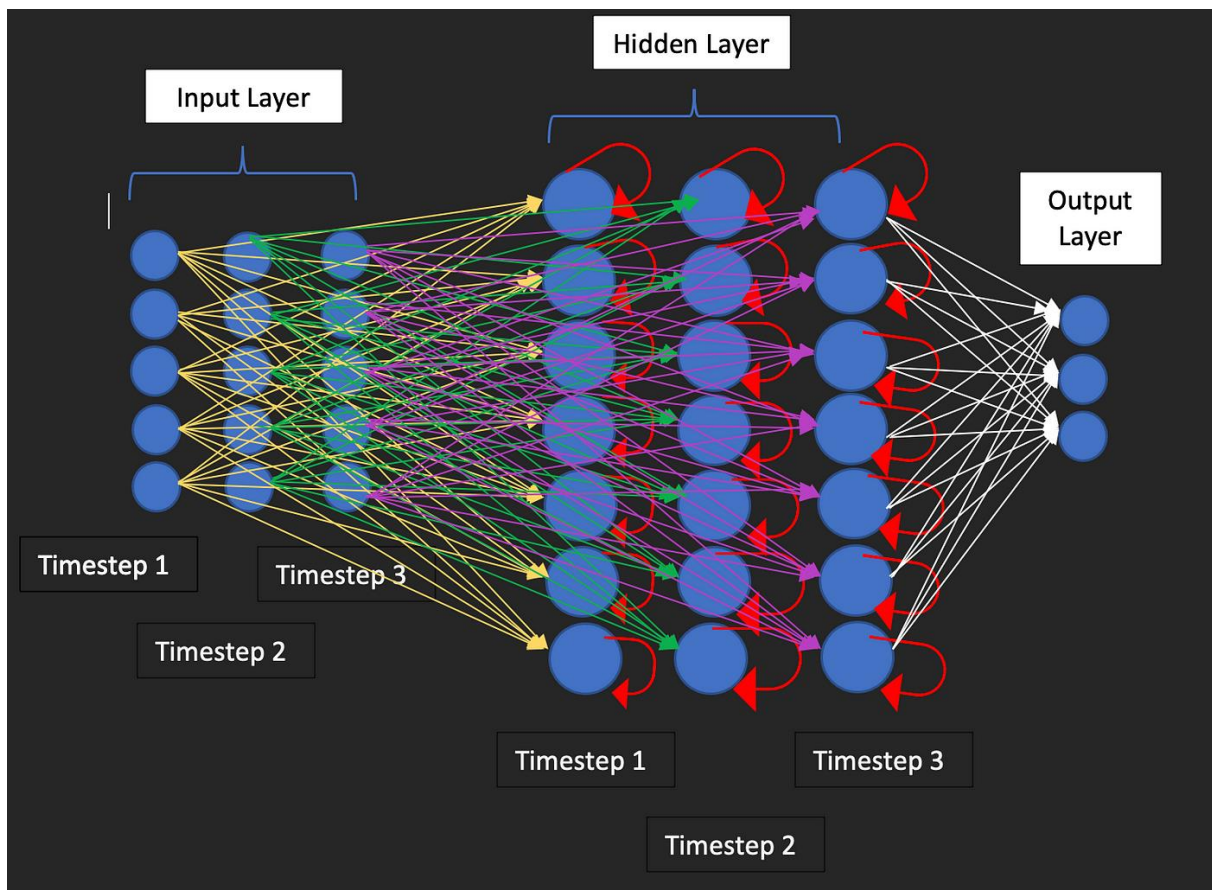
Εξίσωση 5: Συνάρτηση Softmax

Χρησιμοποιείται στο τελευταίο επίπεδο των ταξινομητικών νευρωνικών δικτύων, παράγοντας κατανομές πιθανότητας ως εξόδους για διαφορετικές κλάσεις[37]. Η επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης ενεργοποίησης εξαρτάται από τον τύπο του προβλήματος που επιλύεται και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που χρησιμοποιούνται.

## 6.5 Recurrent Neural Networks

Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN) είναι συνήθως η βέλτιστη επιλογή για τη μελέτη χρονοσειρών, η οποία αποτελεί το κύριο αντικείμενο της παρούσας διατριβής. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα RNN υπερέχουν στην επεξεργασία διαδοχικών δεδομένων και στη διατήρηση πληροφοριών από προηγούμενα χρονικά σημεία. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα συγκεκριμένο είδος νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιεί συνδέσεις που επιστρέφουν σε επανάληψη, επιτρέποντας στο δίκτυο να ενσωματώνει την προηγούμενη έξοδο ως είσοδο για την επόμενη επανάληψη. Αυτή η διαδικασία δημιουργεί μια εγγενή κατάσταση ή μια γνωστική αποθήκη που διατηρεί δεδομένα από προηγούμενα στάδια. Παρ' όλα αυτά, τα παραδοσιακά RNN έχουν ορισμένους περιορισμούς, όπως το ζήτημα των εξαφανιζόμενων και εκρηκτικών κλίσεων. Ως αποτέλεσμα,

προτιμώνται συχνά πιο προηγμένες εκδόσεις των RNNs, όπως η μακρά βραχυπρόθεσμη μνήμη (LSTM) και οι Gated Recurrent Units (GRUs). Τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα και οι παραλλαγές τους είναι ικανά να επεξεργάζονται ακολουθίες δεδομένων διαφορετικού μήκους, ένα χαρακτηριστικό που συναντάται συχνά σε εφαρμογές χρονοσειρών. Ως εκ τούτου, με τη χρήση αυτής της συγκεκριμένης μορφής νευρωνικών δικτύων, καθίσταται εφικτή η πρόβλεψη επερχόμενων τιμών μιας χρονοσειράς, η εξαγωγή τάσεων και προτύπων από δεδομένα χρονοσειρών και η ανίχνευση γεγονότων ή ανωμαλιών. [39]



Εικόνα 13: Δίκτυο RNN[40]

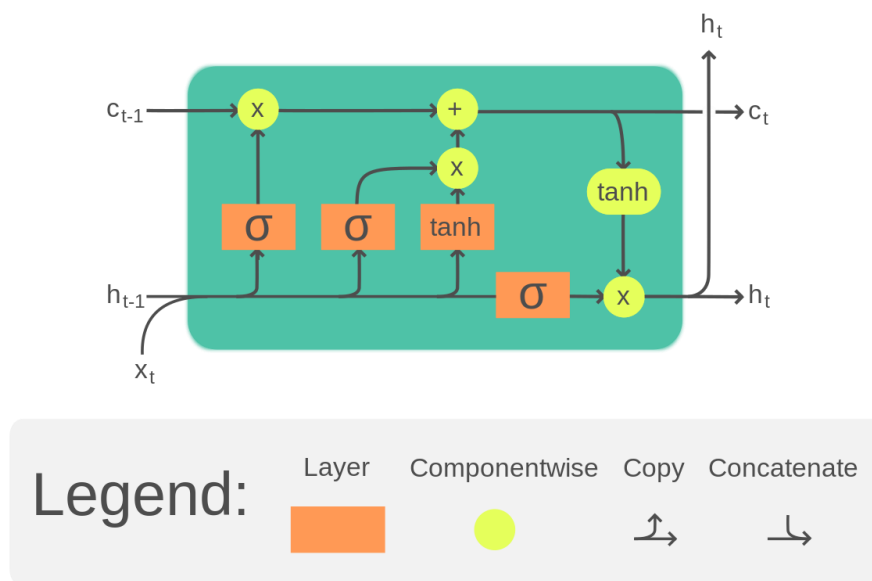
Παρόλα αυτά τα RNN συχνά αντιμετωπίζουν προβλήματα όπου υπάρχει εξαφάνιση ή έκρηξη των βαθμίδων, όπου οι βαθμίδες γίνονται υπερβολικά μικρές ή μεγάλες κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, καθιστώντας δύσκολη την εκμάθηση μακροχρόνιων εξαρτήσεων. Γι' αυτόν το λόγο, τα RNNs έχουν περιορισμένη ικανότητα να "θυμούνται" πληροφορίες από πολύ μακρινά βήματα. [39]

### 6.5.1 Long – Short Term Memory

Το Long Short-Term Memory (LSTM) δίκτυο σχεδιάστηκε για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα των εξαφανιζόμενων βαθμίδων (vanishing gradients), ένα από τα κυριότερα προβλήματα που προκύπτουν στα παραδοσιακά αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα. Το πρόβλημα αυτό εμφανίζεται όταν οι βαθμίδες, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την επικαιροποίηση των παραμέτρων κατά την εκπαίδευση, γίνονται εξαιρετικά μικρές, με αποτέλεσμα η διαδικασία εκπαίδευσης να καθίσταται αναποτελεσματική.

Ο σχεδιασμός των LSTM βασίστηκε στην εισαγωγή μη γραμμικών ελέγχων, εξαρτώμενων από τα δεδομένα, μέσα στο RNN κύτταρο. Αυτοί οι έλεγχοι, γνωστοί ως πύλες, επιτρέπουν τη δυναμική ρύθμιση της ροής πληροφορίας μέσα στο δίκτυο. Ειδικότερα, οι πύλες εισόδου, εξόδου και λήθης επιτρέπουν στο LSTM να διαχειρίζεται αποτελεσματικά την αποθήκευση και ανάκληση πληροφοριών, διασφαλίζοντας ότι το σήμα κατάστασης του κυττάρου διατηρείται με τέτοιο τρόπο ώστε να αποφεύγεται η εξαφάνιση ή η έκρηξη των βαθμίδων.

Αντίθετα από τα παραδοσιακά RNNs, στα οποία το παρατηρήσιμο σήμα εξόδου είναι άμεσα συνδεδεμένο με το σήμα κατάστασης, τα LSTM διαχωρίζουν αυτές τις δύο ποσότητες. Αυτός ο διαχωρισμός μειώνει τον κίνδυνο η βαθμίδα της αντικειμενικής συνάρτησης να εξαφανιστεί ή να γίνει υπερβολικά μεγάλη, καθιστώντας έτσι την εκπαίδευση πιο σταθερή και αξιόπιστη. Το αποτέλεσμα είναι ότι τα LSTM δίκτυα μπορούν να μάθουν και να αποθηκεύσουν μακροχρόνιες εξαρτήσεις σε ακολουθιακά δεδομένα. Λόγω αυτών των χαρακτηριστικών, τα LSTM έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά αποτελεσματικά σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση φωνής, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η πρόβλεψη χρονοσειρών, όπου οι εξαρτήσεις μεταξύ δεδομένων εκτείνονται σε μεγάλα χρονικά διαστήματα. Επιπλέον, η ευελιξία και η ικανότητά τους να διαχειρίζονται μακροχρόνιες εξαρτήσεις τα καθιστούν προτιμητέα επιλογή σε πολλούς τομείς της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης.[39]



Εικόνα 14: Κυψέλη LSTM [41]

## 6.6 Συσχέτιση μεταξύ μεταβλητών

Η συσχέτιση μεταξύ μεταβλητών αποτελεί θεμελιώδη έννοια στην στατιστική ανάλυση και τη μελέτη δεδομένων. Αναφέρεται στη στατιστική σχέση που υπάρχει μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών, δηλαδή στον βαθμό και την κατεύθυνση με την οποία μεταβάλλεται η μία μεταβλητή σε σχέση με την άλλη. Μια ισχυρή συσχέτιση μπορεί να υποδεικνύει έναν σημαντικό δεσμό μεταξύ των μεταβλητών, ωστόσο, δεν συνεπάγεται απαραίτητα και αιτιώδη σχέση. Η συσχέτιση εκτιμάται συνήθως μέσω του συντελεστή συσχέτισης Pearson για κανονικά κατανοημένες μεταβλητές, ο οποίος παίρνει τιμές από -1 έως 1. Τιμή κοντά στο 1 υποδηλώνει ισχυρή θετική συσχέτιση, τιμή κοντά στο -1 υποδηλώνει

ισχυρή αρνητική συσχέτιση, ενώ τιμή κοντά στο 0 υποδηλώνει απουσία γραμμικής σχέσης. Επιπλέον, η ανάλυση συσχέτισης μπορεί να περιλαμβάνει τη χρήση άλλων συντελεστών, όπως ο συντελεστής Spearman, ο οποίος είναι καταλληλότερος για μη γραμμικές ή μη κανονικά κατανομημένες μεταβλητές. Σημαντικό είναι να τονιστεί ότι η συσχέτιση δεν σημαίνει αιτιότητα (correlation does not imply causation). Ακόμα και αν υπάρχει ισχυρή συσχέτιση μεταξύ δύο μεταβλητών, αυτό δεν σημαίνει απαραίτητα ότι η μία προκαλεί την άλλη. Μπορεί να υπάρχουν άλλες, μη παρατηρούμενες μεταβλητές που επηρεάζουν και τις δύο ή η σχέση τους να οφείλεται σε σύμπτωση.[42]

### 6.6.1 Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression)

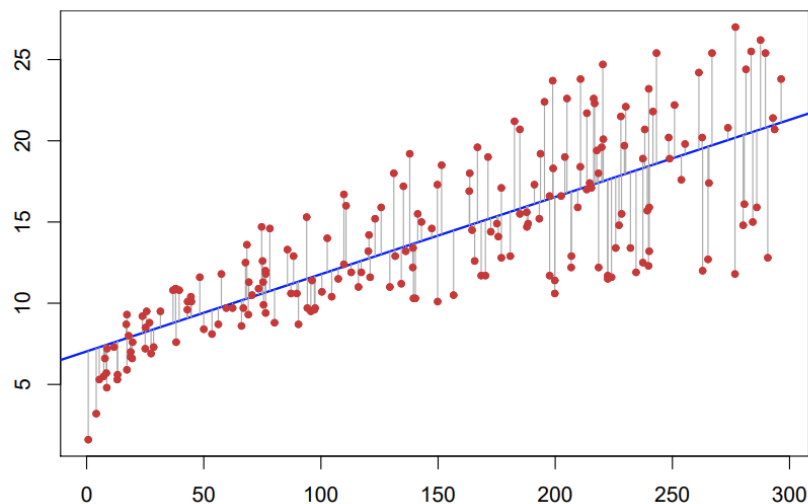
Η γραμμική παλινδρόμηση είναι μια μέθοδος στατιστικής ανάλυσης που χρησιμοποιείται για την κατανόηση της σχέσης μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής και μίας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Στη βασική της μορφή, η γραμμική παλινδρόμηση προσπαθεί να περιγράψει αυτήν τη σχέση μέσω μιας γραμμικής εξίσωσης της μορφής:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

Εξίσωση 6: Γραμμική παλινδρόμηση

Όπου  $y$  είναι η εξαρτημένη μεταβλητή,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές,  $\beta_0$  είναι η σταθερά,  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  είναι οι συντελεστές παλινδρόμησης και  $\varepsilon$  είναι το σφάλμα.

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την πρόβλεψη των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής με βάση τις τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών. Παρέχει επίσης στατιστικά στοιχεία όπως ο συντελεστής  $R^2$ , ο οποίος δείχνει πόσο καλά το μοντέλο εξηγεί τη μεταβλητότητα των δεδομένων. Η υψηλή τιμή του  $R^2$  υποδηλώνει καλή προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα.[43]



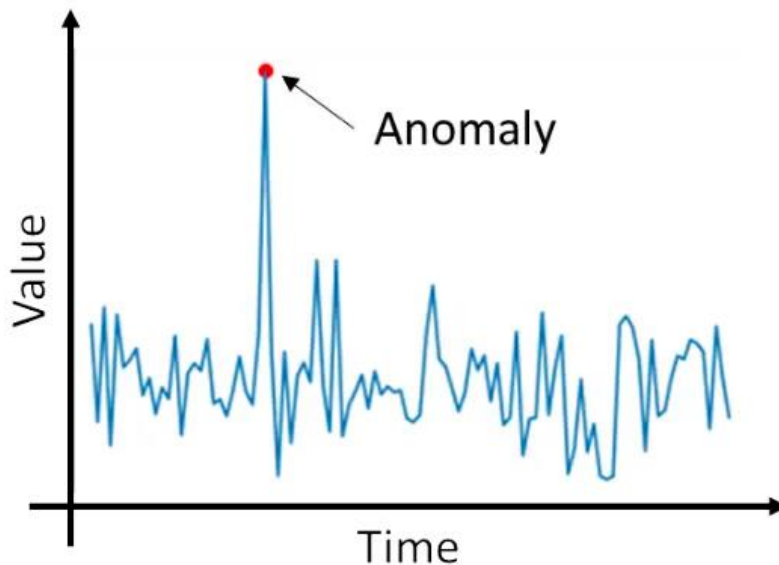
Εικόνα 15: Παράδειγμα γραμμικής συσχέτισης [43]

### 6.7 Ανίχνευση ανωμαλιών

Η ανίχνευση ανωμαλιών (anomaly detection) στη μηχανική μάθηση αναφέρεται στην αναγνώριση δεδομένων που αποκλίνουν από το κανονικό πρότυπο ή συμπεριφορά ενός δεδομένου συνόλου δεδομένων. Αυτά τα δεδομένα μπορούν να υποδηλώνουν σημαντικά γεγονότα, όπως σφάλματα, απάτες, βλάβες συστημάτων ή άλλες ενδιαφέρουσες αποκλίσεις.[44]

Υπάρχουν τρεις βασικές κατηγορίες μεθόδων ανίχνευσης ανωμαλιών. Αυτές είναι:

- **Μέθοδοι βασισμένες στη στατιστική**, όπου χρησιμοποιούν στατιστικά μοντέλα για τον εντοπισμό ανωμαλιών, όπως η κατανομή Gauss και η κατανομή Poisson. Οι ανωμαλίες εντοπίζονται ως σημεία που αποκλίνουν σημαντικά από τη θεωρητική κατανομή.[44]
- **Μέθοδοι βασισμένες στην εγγύτητα**, οι οποίες εντοπίζουν ανωμαλίες συγκρίνοντας την εγγύτητα των σημείων δεδομένων με τους γείτονές τους. Σημεία ανωμαλίας θεωρούνται εκείνα που βρίσκονται μακριά από τους περισσότερους γείτονές τους.[44]
- **Τέλος είναι οι μέθοδοι που βασίζονται στη μηχανική μάθηση**. Μπορούν να είναι εποπτευόμενες, μη εποπτευόμενες και ημι-εποπτευόμενες. Οι εποπτευόμενες απαιτούν ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με επισημασμένα παραδείγματα κανονικών και ανώμαλων σημείων. Οι μη εποπτευόμενες μέθοδοι, δεν απαιτούν επισημασμένα δεδομένα και αναζητούν ανωμαλίες βασισμένες σε αποκλίσεις από τη δομή των δεδομένων. Οι ημι-εποπτευόμενες χρησιμοποιούν μεγάλα σύνολα κανονικών δεδομένων και μικρά σύνολα ανώμαλων δεδομένων για εκπαίδευση.[44]



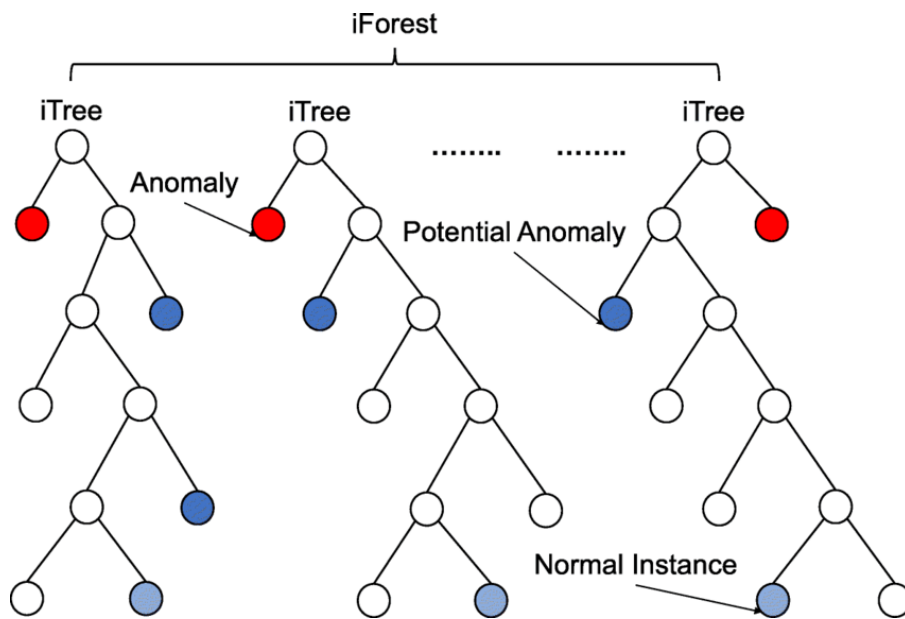
Εικόνα 16: παράδειγμα εντοπισμού ανωμαλιών[44]

Η παρακολούθηση των ανωμαλιών στη θερμοκρασία μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό προβλημάτων, όπως ανεπαρκή ψύξη ή δυσλειτουργία του συστήματος ψύξης. Αν υπάρχει συχνή εμφάνιση ανωμαλιών χωρίς να ανοίγει η πόρτα, αυτό μπορεί να υποδηλώνει προβλήματα με την απόδοση του ψυγείου ή άλλους εξωτερικούς παράγοντες. Με την καταγραφή και ανάλυση των ανωμαλιών, μπορεί να δημιουργηθεί ένα σύστημα προγνωστικής συντήρησης, το οποίο θα ειδοποιεί αν το ψυγείο χρειάζεται συντήρηση πριν από την εμφάνιση σοβαρών προβλημάτων. Η ανάλυση της θερμοκρασίας σε συνδυασμό με τα ανοίγματα της πόρτας μπορεί να βοηθήσει στην αξιολόγηση της απόδοσης του ψυγείου. Εάν παρατηρούνται συνεχείς αποκλίσεις από την επιθυμητή θερμοκρασία, αυτό μπορεί να υποδηλώνει αναποτελεσματικότητα. Οι ανωμαλίες που δεν σχετίζονται με τα ανοίγματα της πόρτας μπορεί να οφείλονται σε περιβαλλοντικούς παράγοντες που επηρεάζουν το ψυγείο, όπως προβλήματα με τον εξαερισμό ή υψηλή εξωτερική θερμοκρασία. Ένα σύστημα που παρακολουθεί τη θερμοκρασία και τα ανοίγματα της πόρτας σε πραγματικό χρόνο και ειδοποιεί τους υπεύθυνους όταν εντοπίζεται ανωμαλία μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμο.[44]

### 6.7.1 Isolation Forest

Το Isolation Forest είναι μια τεχνική για την ανίχνευση ανωμαλιών που βασίζεται σε μη-εποπτευόμενη μάθηση (unsupervised learning). Ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων που βασίζονται στη δημιουργία δέντρων και την έννοια της απομόνωσης των δεδομένων. Το Isolation Forest λειτουργεί δημιουργώντας τυχαία δέντρα αποφάσεων (decision trees) και διασπά τα δεδομένα μέσω επαναλαμβανόμενης τυχαίας δειγματοληψίας των χαρακτηριστικών και των τιμών. Η βασική ιδέα είναι ότι οι ανωμαλίες είναι παρατηρήσεις που μπορούν να απομονωθούν πολύ πιο γρήγορα από ό,τι τα κανονικά δεδομένα.[45]

Το μοντέλο δημιουργεί πολλά isolation trees επιλέγοντας τυχαία ένα χαρακτηριστικό και τυχαία μια τιμή διαίρεσης για κάθε κόμβο του δέντρου. Τα ανώμαλα δεδομένα τείνουν να βρίσκονται πιο κοντά στην αρχή της δομής του δέντρου, δηλαδή απαιτούν λιγότερες διασπάσεις για να απομονωθούν, σε σύγκριση με τα κανονικά δεδομένα. Η ανωμαλία κάθε παρατήρησης υπολογίζεται με βάση το μέσο βάθος των φύλλων στα οποία βρίσκεται η παρατήρηση σε όλα τα δέντρα. Οι παρατηρήσεις με μικρό μέσο βάθος θεωρούνται ανώμαλες.[45]



Εικόνα 17: Δέντρο απομόνωσης ανίχνευσης ανωμαλιών [46]

### 6.8 Python

Η Python είναι μια από τις πιο δημοφιλείς γλώσσες προγραμματισμού, η οποία χρησιμοποιείται σε διάφορους τομείς της τεχνολογίας και της επιστήμης. Αρχικά δημιουργήθηκε από τον Guido van Rossum, με την πρώτη της έκδοση να κυκλοφορεί το 1991, και από τότε έχει εξελιχθεί σημαντικά, αποκτώντας μια μεγάλη και ενεργή κοινότητα χρηστών και προγραμματιστών. Η Python είναι γνωστή για την απλότητα και την ευκολία χρήσης της, και ο σχεδιασμός της για την βελτίωση της αναγνωσιμότητας του κώδικα και στην ελαχιστοποίηση της πολυπλοκότητας. Αυτή η γλώσσα προγραμματισμού υποστηρίζει πολλαπλά προγραμματιστικά παραδείγματα, όπως αντικειμενοστραφή, διαδικαστικό και λειτουργικό προγραμματισμό. Επιπλέον, η Python διαθέτει μια πλούσια συλλογή

βιβλιοθηκών και πλαισίων εργασίας (frameworks), τα οποία διευκολύνουν την ανάπτυξη κώδικα. Η διαλειτουργικότητα της Python της επιτρέπει να είναι μια από τις πιο ευέλικτες και προσαρμόσιμες γλώσσες προγραμματισμού, καθιστώντας την ιδανική για την ανάπτυξη εφαρμογών σε πολλαπλά περιβάλλοντα και την ενσωμάτωση με άλλες τεχνολογίες. Θεωρείται ως μία από τις πιο δημοφιλείς γλώσσες προγραμματισμού και έχει αποκτήσει ευρεία χρήση στην κοινότητα της μηχανικής μάθησης [47].

## **6.9 Βιβλιοθήκες**

### **Pandas**

Η Pandas είναι μια βιβλιοθήκη που χρησιμοποιείται για την ανάλυση και την επεξεργασία δεδομένων στην Python. Προσφέρει δομές δεδομένων υψηλής απόδοσης, όπως το DataFrame, το οποίο επιτρέπει την εύκολη διαχείριση και ανάλυση μεγάλων συνόλων δεδομένων. Η Pandas παρέχει εργαλεία για την ανάγνωση και εγγραφή δεδομένων από διάφορες πηγές, όπως CSV, Excel και SQL, καθώς και λειτουργίες για τον καθαρισμό, τη φιλτράρισμα, τη συγκέντρωση και την μετασχηματισμό δεδομένων [48].

### **NumPy**

Η NumPy είναι βιβλιοθήκη απαραίτητη για την επιστημονική πληροφορική στην Python και την αριθμητική επεξεργασία δεδομένων. Παρέχει υποστήριξη για μεγάλους, πολυδιάστατους πίνακες και μήτρες, μαζί με μια μεγάλη συλλογή από μαθηματικές συναρτήσεις για την εκτέλεση πράξεων σε αυτούς τους πίνακες. Αποτελεί βάση για πολλές άλλες βιβλιοθήκες επιστημονικού προγραμματισμού στην Python, όπως η Pandas, η Scikit-learn, και η TensorFlow [49].

### **Matplotlib**

Με την Matplotlib παρέχεται ένα ευρύ φάσμα εργαλείων για τη δημιουργία διαγραμμάτων, γραφημάτων και άλλων μορφών οπτικοποίησης. Με τη Matplotlib, οι χρήστες μπορούν να δημιουργήσουν στατιστικά γραφήματα, γεωμετρικά σχήματα, εικόνες και πολλά άλλα. Η Matplotlib είναι ιδανική για την παρουσίαση δεδομένων και την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων μέσω γραφικών παραστάσεων [50].

### **Scikit-learn**

Η Scikit-learn είναι μια βιβλιοθήκη για τη μηχανική μάθηση στην Python. Παρέχει μία συλλογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για παλινδρόμηση, ταξινόμηση, clustering και άλλα. Η βιβλιοθήκη περιλαμβάνει επίσης εργαλεία για προεπεξεργασία δεδομένων, επιλογή μοντέλων και αξιολόγηση αποτελεσμάτων. Η Scikit-learn είναι γνωστή για την ευκολία χρήσης και την αποτελεσματικότητά της, καθιστώντας την ιδανική για ερευνητές και επαγγελματίες που επιθυμούν να εφαρμόσουν αλγορίθμους μηχανικής μάθησης [51].

## Datetime

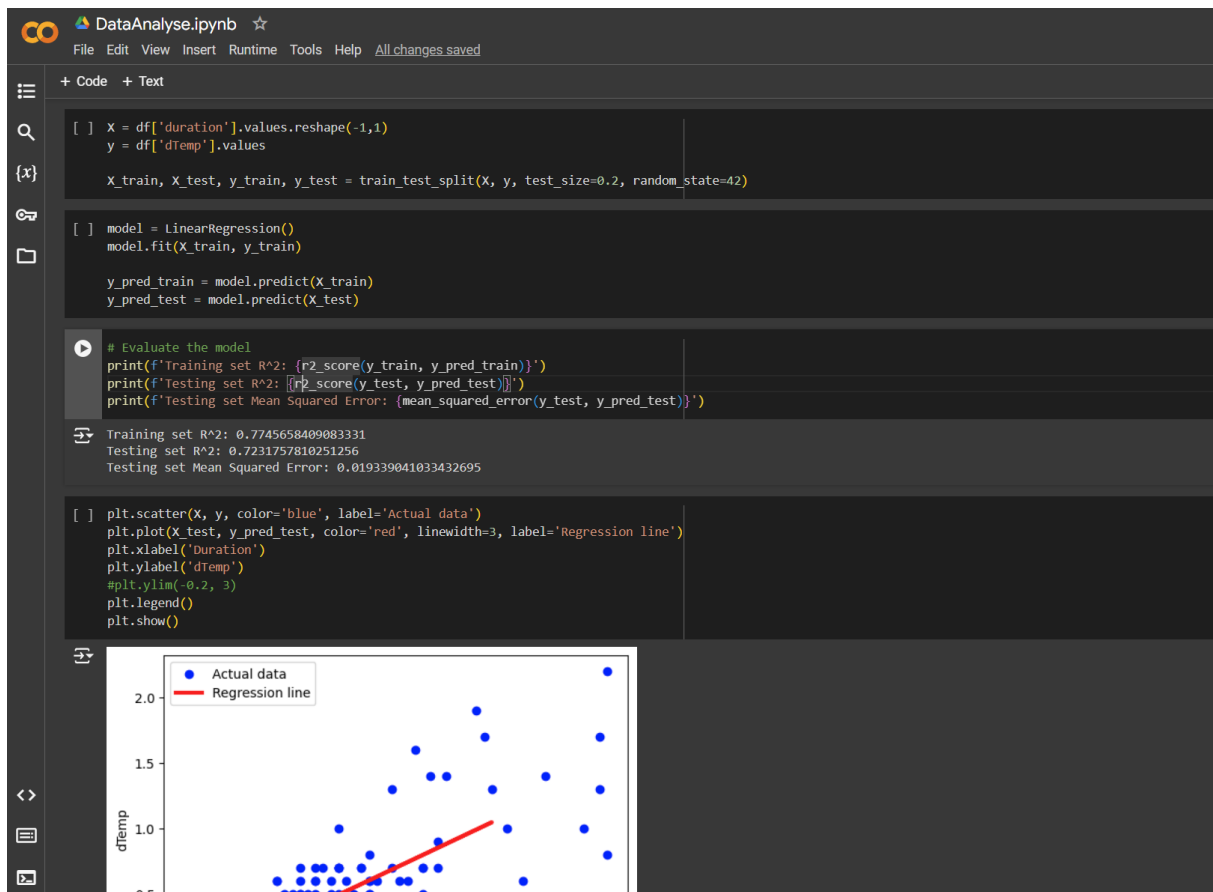
Η βιβλιοθήκη datetime της Python παρέχει κλάσεις για την εργασία με ημερομηνίες και ώρες. Με τη datetime, οι προγραμματιστές μπορούν να δημιουργούν, να χειρίζονται και να μορφοποιούν ημερομηνίες και ώρες, να εκτελούν πράξεις μεταξύ ημερομηνιών, και να υπολογίζουν διαφορές χρόνου. Είναι απαραίτητη για εφαρμογές που απαιτούν την παρακολούθηση χρόνου, την προγραμματισμένη εκτέλεση ενεργειών, ή την καταγραφή συμβάντων [52].

## Keras

Η Keras, μια βιβλιοθήκη υψηλού επιπέδου, επιτρέπει την εύκολη ανάπτυξη και την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων σε κώδικα Python. Είναι σχεδιασμένη για να είναι εύχρηστη και να επιτρέπει την ταχεία ανάπτυξη πρωτοτύπων. Η Keras υποστηρίζει τόσο τις πλήρεις όσο και τις συνελκτικές (convolutional) μορφές νευρωνικών δικτύων, καθώς και αναδρομικά (recurrent) νευρωνικά δίκτυα και συνδυασμούς αυτών. Μπορεί να τρέξει πάνω σε διάφορες πλατφόρμες backend, όπως TensorFlow και Theano, επιτρέποντας την εκτέλεση σε CPU και GPU [54].

### 6.10 Google Colab

Το Google Colab είναι μια δωρεάν διαδικτυακή πλατφόρμα που επιτρέπει στους χρήστες να γράφουν και να εκτελούν κώδικα Python απευθείας στο πρόγραμμα περιήγησης. Παρέχει αξιοσημείωτα οφέλη για την επιστημονική έρευνα και την πρόοδο των εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης. Ένα από τα κύρια οφέλη από τη χρήση αυτής της υπηρεσίας είναι η δυνατότητα ελεύθερης χρήσης υπολογιστικών πόρων, όπως GPU και TPU, οι οποίοι ενισχύουν σημαντικά την ταχύτητα επεξεργασίας δεδομένων και εκπαίδευσης μοντέλων. Ο κώδικας εγγράφεται και εκτελείται σε διακριτές μονάδες, οι οποίες αναφέρονται ως κελιά ή μπλοκ. Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να εκτελεί κάθε κελί ξεχωριστά, επιτρέποντας τη σταδιακή ανάπτυξη και τον ακριβή έλεγχο του κώδικα. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ιδιαίτερα επωφελές για την αντιμετώπιση προβλημάτων, καθώς επιτρέπει στους χρήστες να παρατηρούν άμεσα τα αποτελέσματα της εκτέλεσης ενός κελιού. Επιπλέον, μέσω του Google Colab υπάρχει η δυνατότητα εύκολης συνεργασίας μεταξύ των χρηστών, επιτρέποντας την κοινή χρήση σημειωματάρων και την ταυτόχρονη επεξεργασία. Η ενσωμάτωση του Google Drive απλοποιεί τη διαδικασία αποθήκευσης και ανάκτησης αρχείων, ενώ η δυνατότητα εγκατάστασης βιβλιοθηκών Python ενισχύει άμεσα την ευελιξία της πλατφόρμας και την ικανότητά της να ανταποκρίνεται στις ανάγκες των χρηστών.



Εικόνα 18: Διεπαφή Google Colab

## 6.11 Επίλογος

Στην παρούσα ενότητα, εξετάσαμε τη μηχανική μάθηση ως τεχνολογία που στοχεύει στη δημιουργία αλγορίθμων που μιμούνται την ανθρώπινη νοημοσύνη, συνδυάζοντας αρχές από επιστημονικούς κλάδους όπως η νευροεπιστήμη, η στατιστική και η θεωρία πιθανοτήτων. Αναλύσαμε την εκτεταμένη εφαρμογή της μηχανικής μάθησης σε τομείς όπως η ρομποτική, η ψυχαγωγία, η οικολογία, η βιολογία και η ιατρική, όπου προσφέρει καινοτόμες λύσεις σε πολύπλοκα προβλήματα.

Επιπλέον, συζητήσαμε πώς οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω της εμπειρίας και της επανάληψης, με τη διαδικασία εκπαίδευσης να περιλαμβάνει την ανάλυση δειγμάτων δεδομένων και τη βελτιστοποίηση των διαμορφώσεών τους για την πρόβλεψη αποτελεσμάτων από νέα δεδομένα. Είδαμε τις μεθόδους μηχανικής μάθησης, επιβλεπόμενη, μη επιβλεπόμενη και ημι-επιβλεπόμενη μάθηση, καθώς και τη μεταγωγική και την επαγωγική μάθηση, επισημαίνοντας τη σημασία τους στην πρόβλεψη και εξαγωγή συμπερασμάτων από δεδομένα.

Επιπρόσθετα, αναφέραμε τη διαδικασία προετοιμασίας των δεδομένων, την επιλογή των σωστών χαρακτηριστικών και τη χρήση νευρωνικών δικτύων, τα οποία προσομοιώνουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τονίσαμε τη σημασία των βαρών και των συναρτήσεων ενεργοποίησης στην εκπαίδευση και την απόδοση των μοντέλων, επιτρέποντας την ανάλυση και την πρόβλεψη πολύπλοκων δεδομένων.

Παρουσιάσαμε τη σημασία των Επαναλαμβανόμενων Νευρωνικών Δικτύων στη μελέτη χρονοσειρών, αναλύοντας την ικανότητά τους να επεξεργάζονται διαδοχικά δεδομένα και να διατηρούν πληροφορίες από προηγούμενα χρονικά σημεία. Επισημάναμε τα βασικά πλεονεκτήματα των RNN, όπως η επεξεργασία ακολουθιών δεδομένων διαφορετικού μήκους, ενώ συζητήσαμε τους περιορισμούς τους, κυρίως το φαινόμενο της εξαφάνισης και έκρηξης των βαθμίδων. Για την αντιμετώπιση αυτών των περιορισμών, εξετάσαμε τις προχωρημένες εκδόσεις των RNN, όπως τα δίκτυα LSTM και GRU, τα οποία χρησιμοποιούν μηχανισμούς πυλών και μονάδες μνήμης για να διατηρούν και να διαχειρίζονται πληροφορίες για μεγάλα χρονικά διαστήματα.

Παράλληλα, αναλύσαμε τις μεθόδους ανίχνευσης ανωμαλιών στη μηχανική μάθηση, εστιάζοντας στις στατιστικές μεθόδους, τις μεθόδους εγγύτητας και τις μεθόδους μηχανικής μάθησης, τόσο εποπτευόμενες όσο και μη εποπτευόμενες. Ειδική αναφορά έγινε στο Isolation Forest, μια αποτελεσματική τεχνική ανίχνευσης ανωμαλιών.

Τέλος, αναφερθήκαμε στις δυνατότητες της γλώσσας προγραμματισμού Python και των βασικών βιβλιοθηκών της, όπως Pandas, NumPy, Matplotlib, Scikit-learn, Datetime και Keras, που παρέχουν τα απαραίτητα εργαλεία για την ανάλυση και επεξεργασία δεδομένων, την κατασκευή και εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης και τη δημιουργία οπτικών διαγραμμάτων. Επιπλέον, επισημάναμε τα πλεονεκτήματα της χρήσης της πλατφόρμας Google Colab για τη διευκόλυνση της έρευνας και της συνεργασίας.

## Κεφάλαιο 7ο: Εγκατάσταση του συστήματος

### 7.1 Προετοιμασία Raspberry Pi 4

Για την εγκατάσταση του λειτουργικού συστήματος του Raspberry pi, θα ανατρέξουμε στη σελίδα <https://www.raspberrypi.com/software/>. Ύστερα θα κατεβάσουμε το Raspberry Pi OS στον υπολογιστή μας, συγκεκριμένα για εμάς στο περιβάλλον των Windows.

### Install Raspberry Pi OS using Raspberry Pi Imager


Raspberry Pi Imager is the quick and easy way to install Raspberry Pi OS and other operating systems to a microSD card, ready to use with your Raspberry Pi.

Download and install Raspberry Pi Imager to a computer with an SD card reader. Put the SD card you'll use with your Raspberry Pi into the reader and run Raspberry Pi Imager.

[Download for Windows](#)

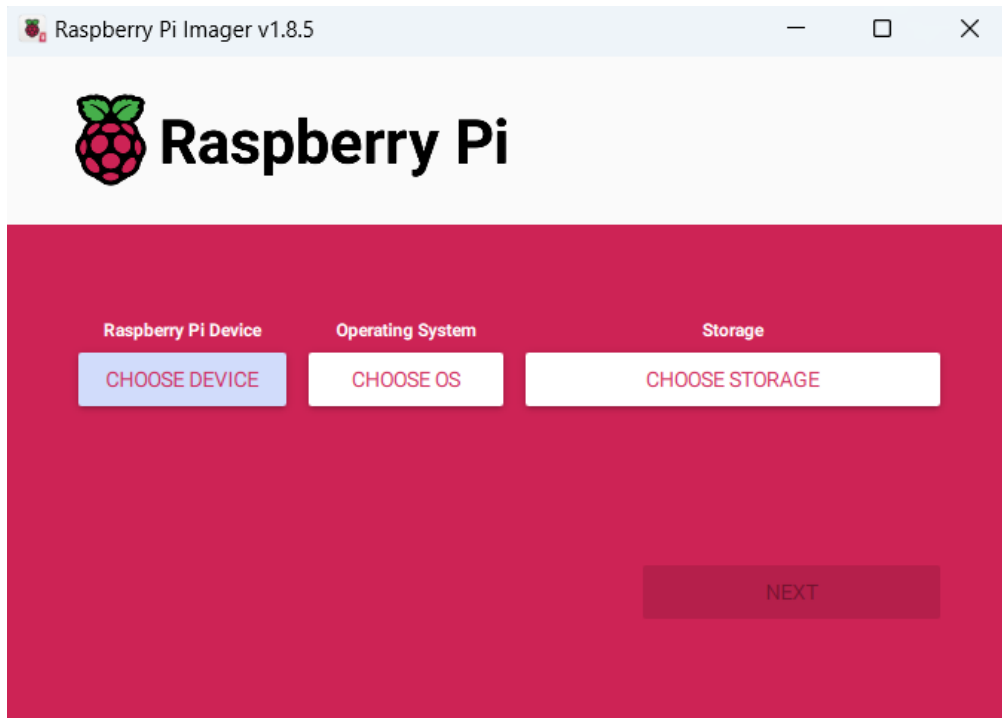
[Download for macOS](#)

[Download for Ubuntu for x86](#)



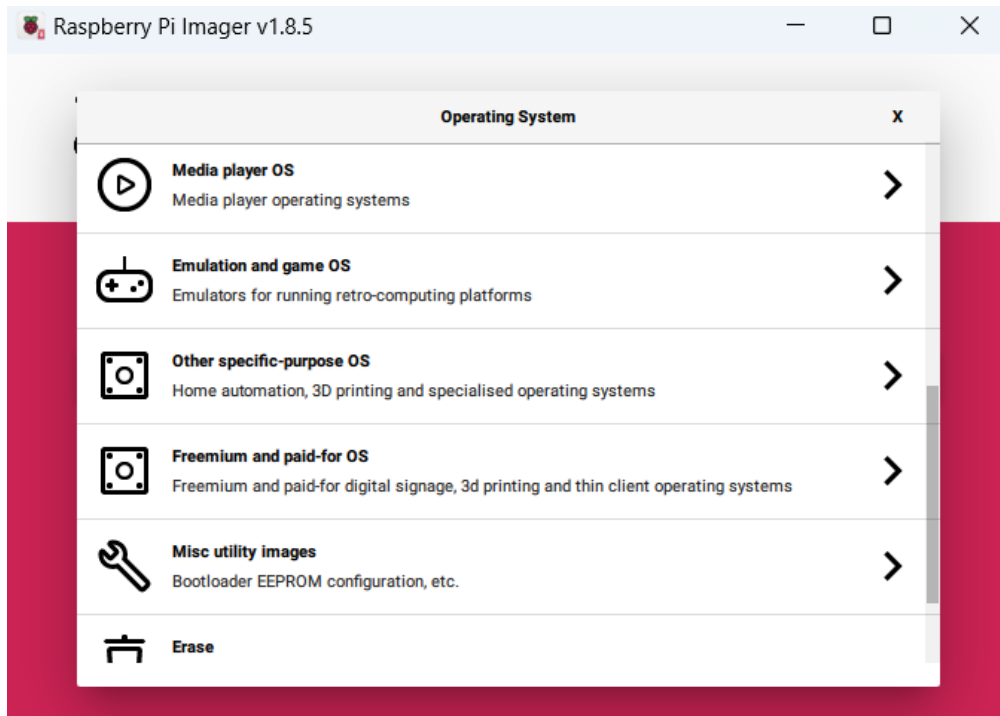
Εικόνα 19: Λήψη Raspberry Pi OS

Αφού κάνουμε λήψη του αρχείου εγκατάστασης και το τρέξουμε, θα επιλέξουμε την συσκευή μας, το λειτουργικό καθώς και το αποθηκευτικό μέσο όπου θα γίνει η εγκατάσταση.

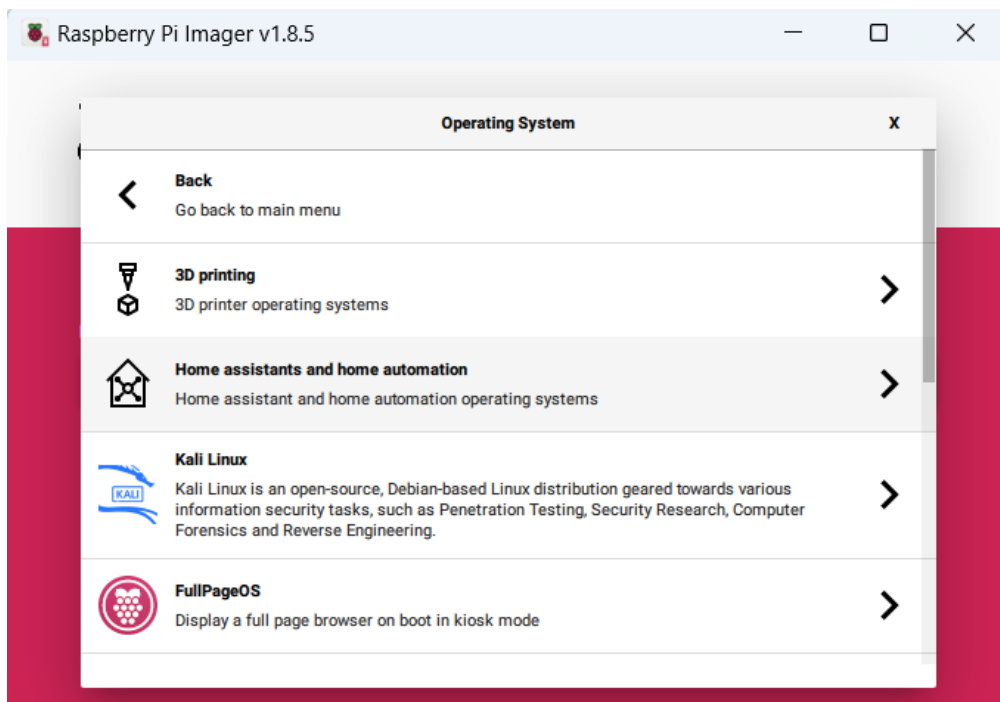


Εικόνα 20: Περιβάλλον Raspberry Pi Installer

Η δική μας συσκευή είναι το Raspberry Pi 4, οπότε και αυτό θα επιλέξουμε από το “CHOOSE DEVICE”. Στο Operating system, θα επιλέξουμε το “other specific - purpose OS” και έπειτα “Home assistants and home automation”.

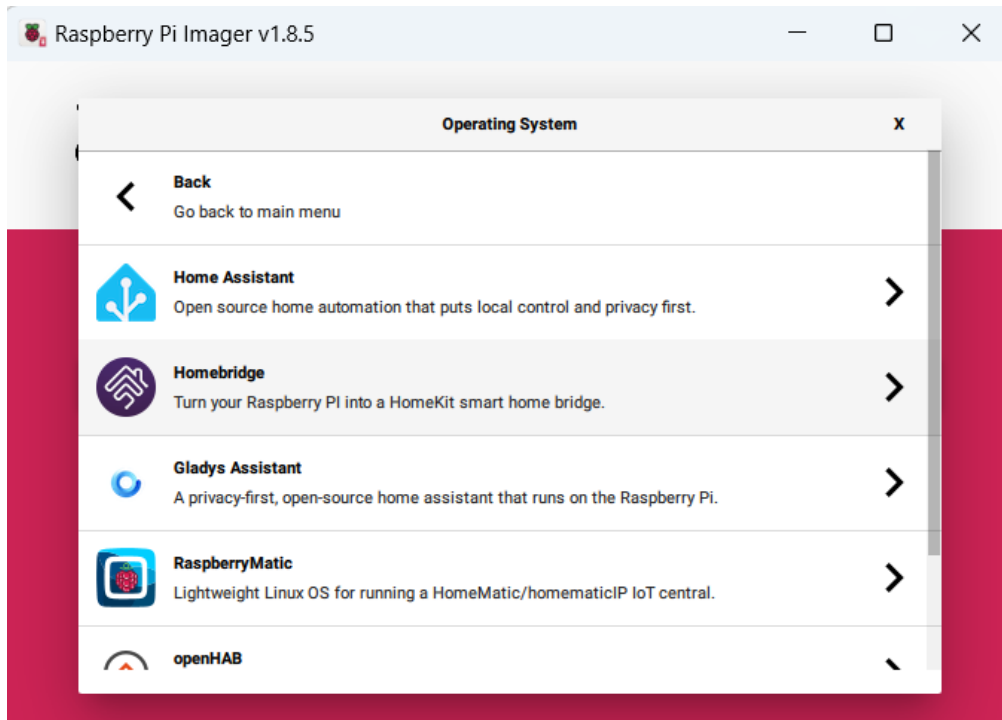


Εικόνα 21: Διαδικασία εγκατάστασης HA (1)



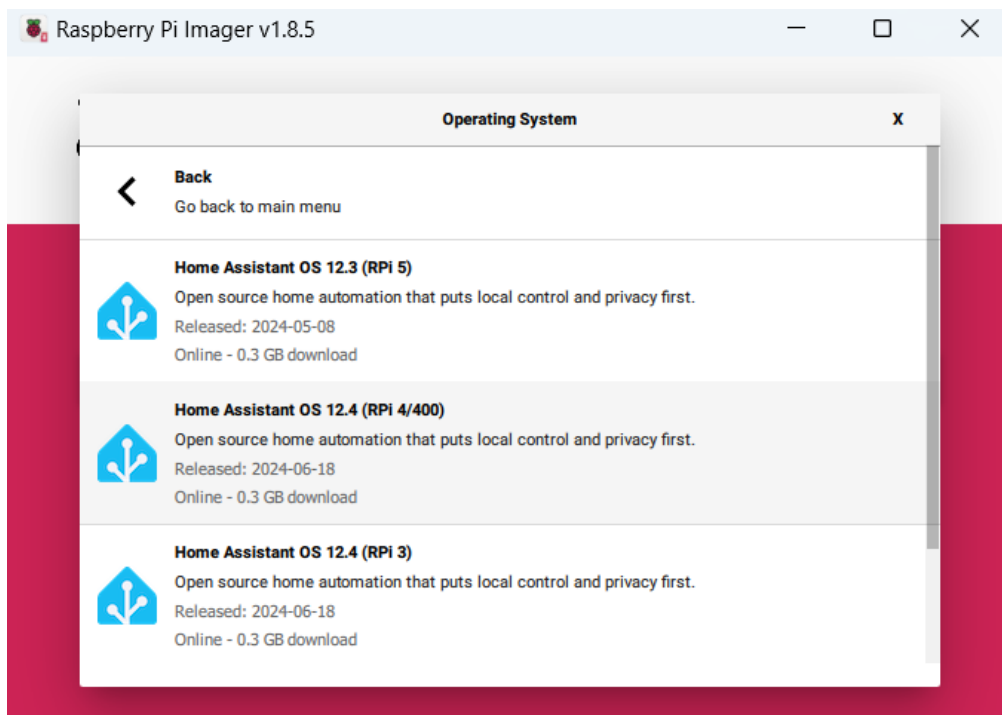
Εικόνα 22: Διαδικασία εγκατάστασης HA (2)

Επιλέγουμε το Home Assistant και συνεχίζουμε με τα βήματα της εγκατάστασης.



Εικόνα 23: Διαδικασία εγκατάστασης HA (3)

Επιλέγουμε το “Home Assistant OS 12.4 (RPi 4/400)” εφόσον έχουμε το Raspberry Pi 4. Μετά από αυτή τη διαδικασία θα επιστρέψουμε στο αρχικό περιβάλλον του Raspberry Pi Imager.

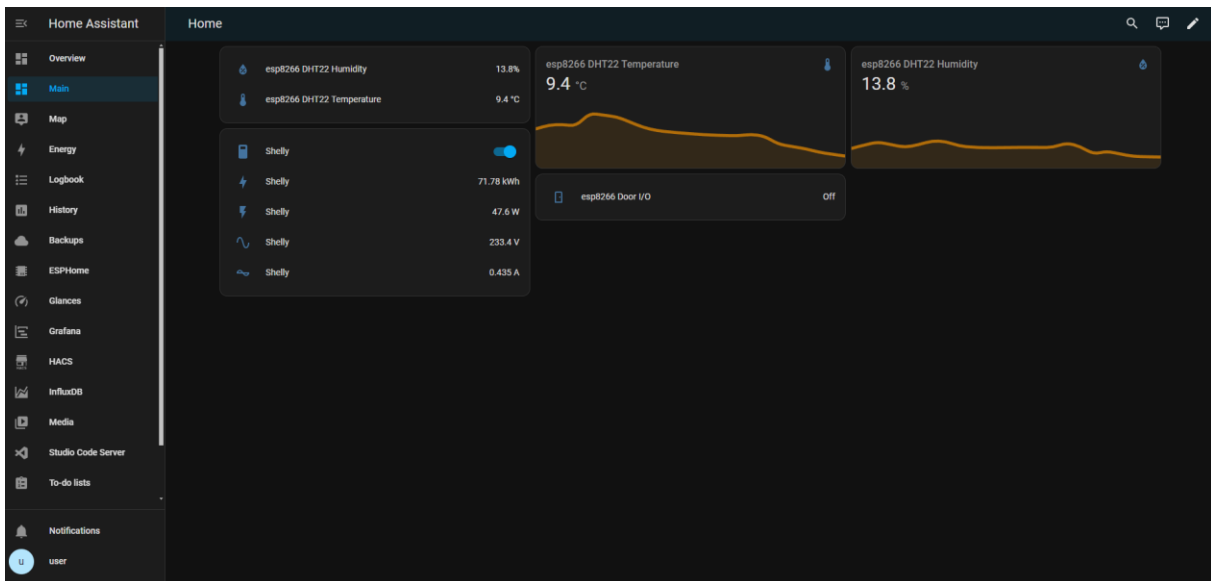


Εικόνα 24: Διαδικασία εγκατάστασης HA (4)

Τέλος, πριν ξεκινήσει η λήψη του Home Assistant στο Raspberry Pi, θα επιλέξουμε το αποθηκευτικό μέσο. Εμείς επιλέξαμε έναν εξωτερικό σκληρό δίσκο με USB έναντι της κάρτας SD λόγω των συνεχόμενων εγγραφών και αναγνώσεων των δεδομένων από το ψυγείο.

### 7.1.1 Διεπαφή Home Assistant

Μετά την εγκατάσταση του Home Assistant στο Raspberry Pi, μπορούμε από τον browser του υπολογιστή μας που βρίσκεται στο ίδιο δίκτυο με αυτό να πλοηγηθούμε στη διεύθυνση: <http://homeassistant.local:8123/>. Ύστερα από τη δημιουργία λογαριασμού, μπορούμε να συνδεθούμε και να δούμε τη διεπαφή χρήστη του HA.



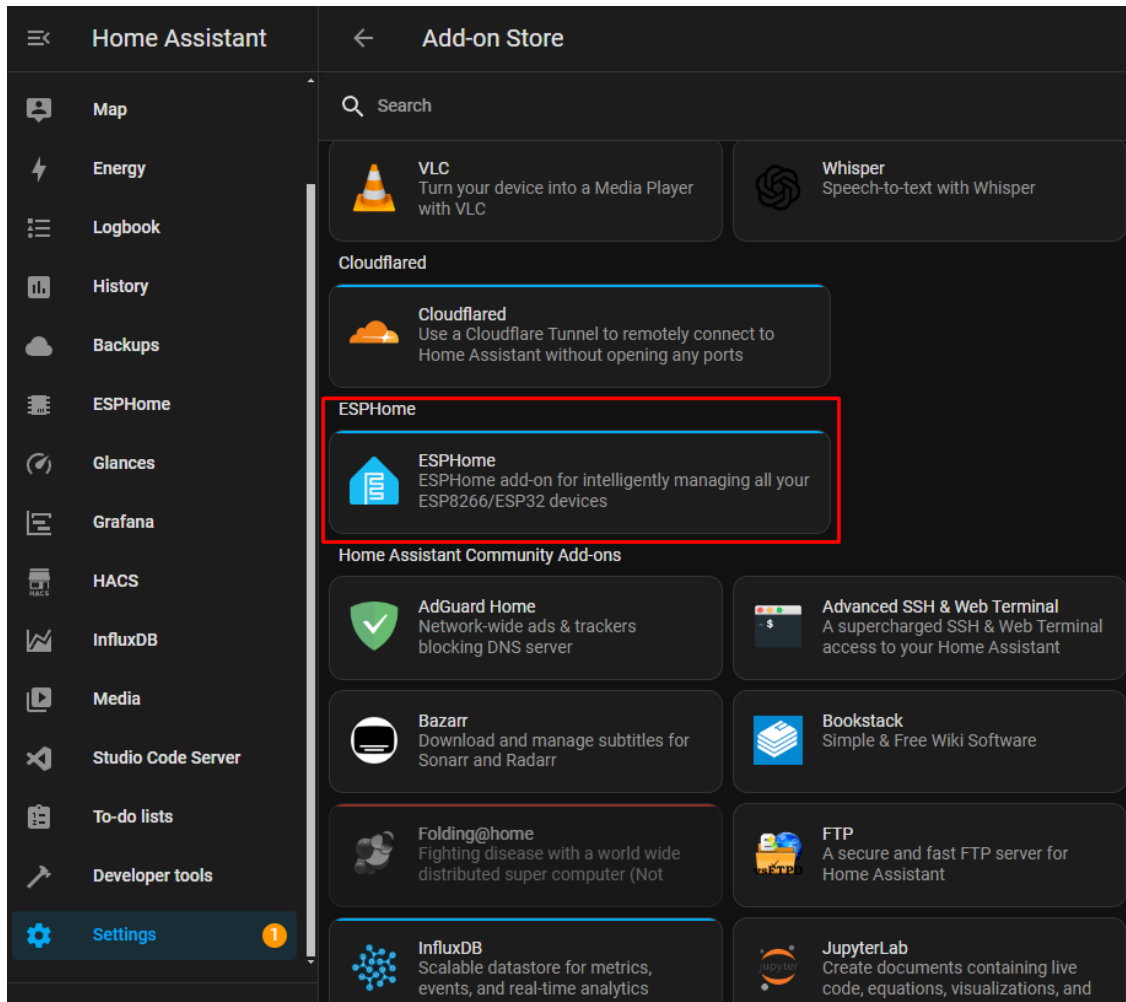
Εικόνα 25: Διεπαφή HA

## 7.2 Προσθήκη DNS για πρόσβαση στο HA

Για να μπορέσουμε να έχουμε πρόσβαση στο Home Assistant και εκτός του τοπικού δικτύου, αγοράσαμε έναν Domain Name Server. Αυτό μας επιτρέπει ανά πάσα ώρα και στιγμή να συνδεθούμε απομακρυσμένα στη πλατφόρμα και να παρακολουθήσουμε τη λειτουργία του ψυγείου. Για να ρυθμίσουμε την πρόσβαση στο Home Assistant μέσω Cloudflare δημιουργούμε έναν λογαριασμό στο Cloudflare και προσθέτουμε το domain μας. Στη συνέχεια, αλλάζουμε τους nameservers του domain στους nameservers του Cloudflare μέσω του καταχωρητή του domain. Αφού ολοκληρωθεί αυτή η διαδικασία, μεταβαίνουμε στο Cloudflare Dashboard και δημιουργούμε ένα νέο API Token με δικαιώματα για τη διαχείριση DNS και Cloudflare Tunnel. Το API Token αυτό θα το χρησιμοποιήσουμε στις ρυθμίσεις του add-on στο Home Assistant. Χρησιμοποιώντας το επίσημο add-on, ακολουθούμε τα εξής βήματα: Πρώτα, πηγαίνουμε στο Supervisor του Home Assistant, βρίσκουμε και εγκαθιστούμε το Cloudflare add-on. Στη συνέχεια, ρυθμίζουμε το add-on εισάγοντας το API token που έχουμε δημιουργήσει στο Cloudflare. Έπειτα, δημιουργούμε ένα νέο Tunnel που θα συνδέει το domain μας με το HA. Τέλος, αλλάζουμε τους nameservers του domain στους nameservers του Cloudflare μέσω του καταχωρητή του domain.

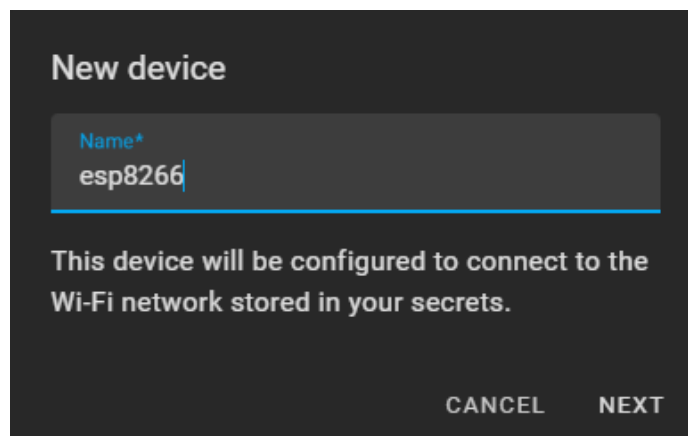
### 7.3 Ενσωμάτωση του ESP8266 στο Home Assistant

Η σύνδεση του ESP8266 στο Home Assistant ήταν μια απλή διαδικασία. Από τις ρυθμίσεις του Home Assistant επιλέξαμε το “Add-ons” και μετά το “ADD-ON STORE”. Επιλέξαμε το “ESPHome” και προσθέσαμε την επέκταση.

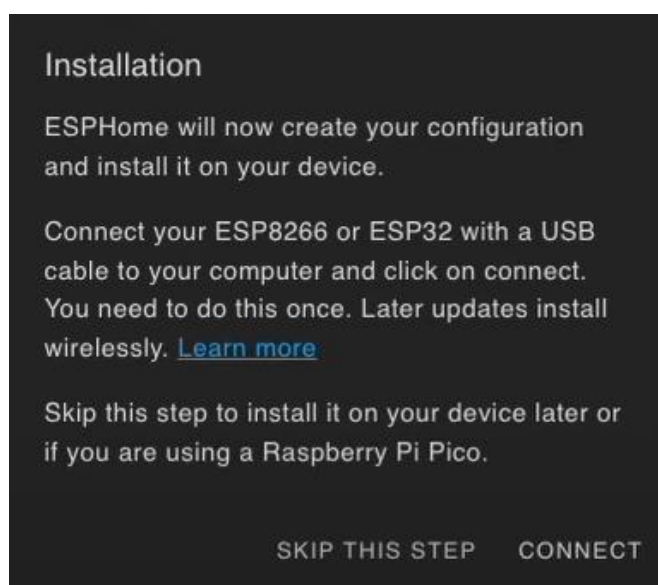


Εικόνα 26: Επέκταση ESPHome

Στο ESPHome dashboard επιλέγουμε τη προσθήκη νέας συσκευής, δίνουμε το όνομά της και πατάμε “next”.

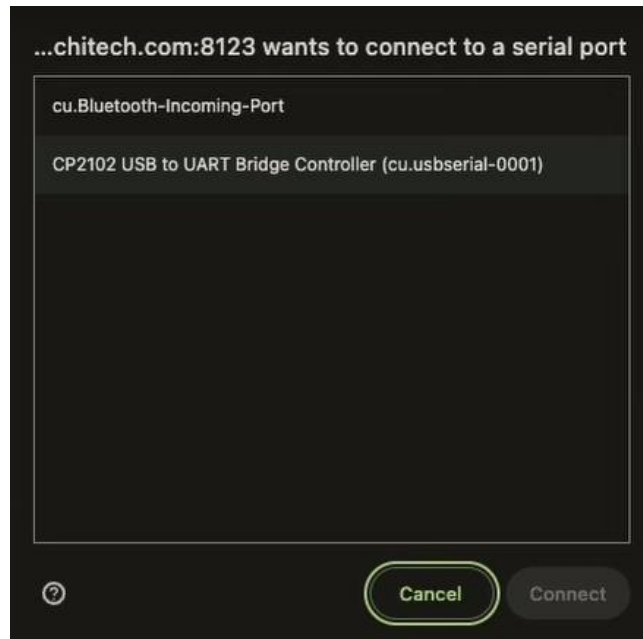


Εικόνα 27: Ρύθμιση ESP8266 στο HA (1)



Εικόνα 28: Ρύθμιση ESP8266 στο HA(2)

Σε αυτό το βήμα συνδέσαμε με καλώδιο USB το ESP8266 στον υπολογιστή, πατήσαμε “connect” και επιλέξαμε τη σειριακή θύρα που εμφάνισε το επόμενο παράθυρο.



Εικόνα 29: Επιλογή σειριακής θύρας

Προκειμένου να ολοκληρωθεί η διαδικασία χρειάστηκε να πατήσουμε παρατεταμένα το “boot” button στο ESP8266 μέχρι να εμφανιστεί στην οθόνη του υπολογιστή μας το “preparing installation”. Με αυτόν τον τρόπο καταφέραμε να ενσωματώσουμε το microcontroller στο HA.

### 7.3.1 Κώδικας YAML για το ESP8266

esphome:

```
name: esp8266
friendly_name: esp8266
```

- Ορίζουμε το όνομα της συσκευής (esp8266) και ένα όνομα που μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην εφαρμογή του ESP.

esp8266:

```
board: esp01_1m
```

- Καθορισμός του τύπου της πλακέτας ESP8266 που χρησιμοποιείται. Στην προκειμένη περίπτωση, είναι μια πλακέτα τύπου esp01\_1m.

logger:

```
baud_rate: 0
```

- Ενεργοποίηση της δυνατότητας καταγραφής (logging). Η παράμετρος `baud_rate: 0` σημαίνει ότι η καταγραφή μέσω σειριακής θύρας είναι απενεργοποιημένη, εφόσον τα δεδομένα στέλνονται ασύρματα στο Raspberry Pi.

api:

encryption:

key: "1NL22m/ruUMWQGXsPZl10gGPvG8FBDXPbUuGRfq6xC0="

- Με αυτό επιτρέπουμε τη συσκευή να επικοινωνεί με το Home Assistant χρησιμοποιώντας ένα κρυπτογραφημένο κλειδί.

ota:

password: "a780117de4d25a66309646429d72ee48"

- Έτσι μπορούν να πραγματοποιηθούν ενημερώσεις του firmware μέσω OTA.

wifi:

ssid: !secret wifi\_ssid

password: !secret wifi\_password

- Συνδέουμε τη συσκευή στο WiFi δίκτυο χρησιμοποιώντας το SSID και τον κωδικό πρόσβασης που έχουν οριστεί ως μυστικά (secrets) σε άλλο αρχείο YAML.

ap:

ssid: "Esp8266 Fallback Hotspot"

password: "8PycQEyh1Tux"

- Δημιουργούμε ένα εφεδρικό Hotspot με SSID "Esp8266 Fallback Hotspot" και κωδικό "8PycQEyh1Tux" σε περίπτωση που η συσκευή δεν μπορεί να συνδεθεί στο κύριο WiFi δίκτυο.

captive\_portal:

- Ενεργοποιούμε το Captive Portal, μια σελίδα υποδοχής για τη σύνδεση στο WiFi δίκτυο σε περίπτωση προβλημάτων.

web\_server:

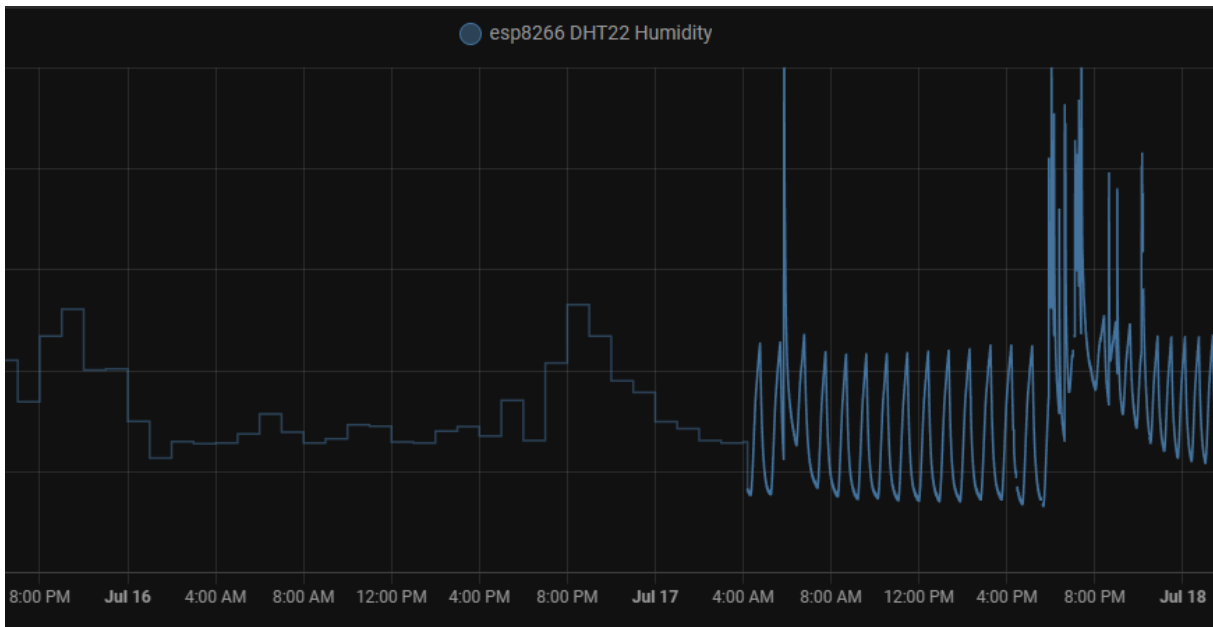
port: 80

- Δημιουργούμε έναν απλό web server που τρέχει στην πόρτα 80, επιτρέποντας την πρόσβαση στη συσκευή μέσω ενός web browser.

## 7.4 Προσθήκη της βάσης δεδομένων – InfluxDB

Τα δεδομένα που λαμβάνουμε από τη συσκευή μπορούσαν να διατηρηθούν στο Home Assistant ασυμπίεστα για δεκαπέντε ημέρες, όπως φαίνεται και στη παρακάτω εικόνα. Αυτό δεν μας ήταν

αρκετό καθώς χρειαζόμασταν τη μέγιστη δυνατή ακρίβεια από τα δεδομένα για διάρκεια μερικών μηνών τουλάχιστον.



Εικόνα 30: Συμπύεση δεδομένων στο HA

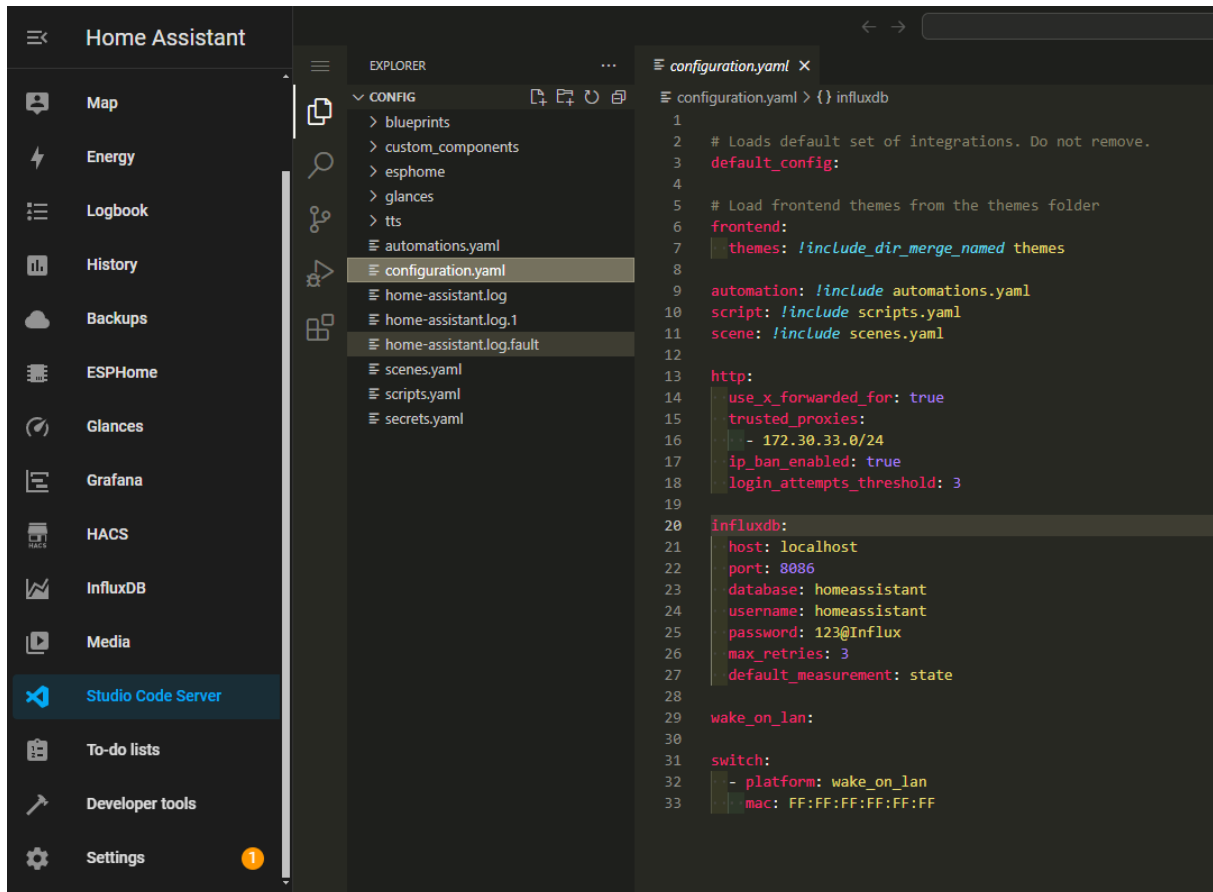
Έτσι κάναμε χρήση μιας ανοιχτού κώδικα βάσης δεδομένων την InfluxDB, η οποία ενσωματώνεται (ή εμπεριέχεται ή κάτι τέτοιο φαντάζομαι) στο HA διευκολύνοντας τη διαδικασία προσθήκης της.

Από το 'Add – ons' αναζητήσαμε την επέκταση και την προσθέσαμε στο σύστημά μας. Αμέσως μετά, από την καρτέλα "Documentation" αντιγράψαμε το παρακάτω snippet:

influxdb:

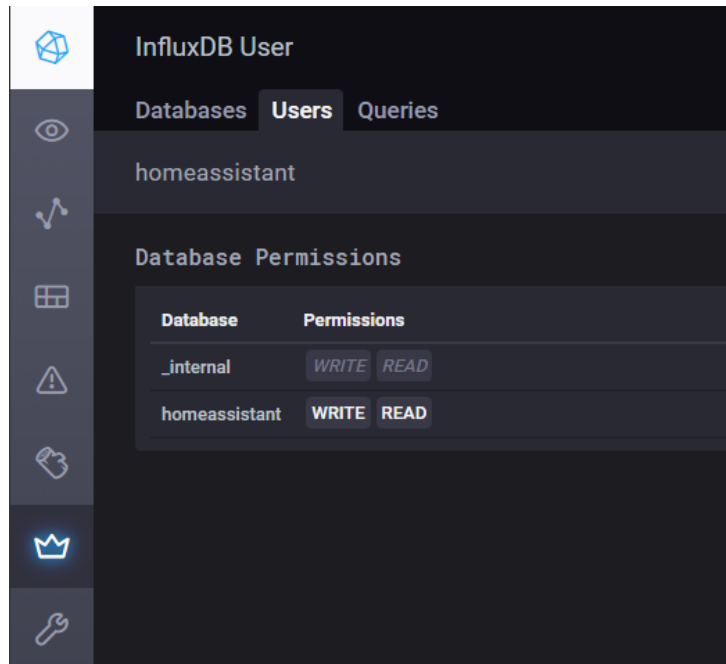
```
host: a0d7b954-influxdb
port: 8086
database: homeassistant
username: homeassistant
password: <yourpassword>
max_retries: 3
default_measurement: state
```

Κάνουμε επικόλληση στο αρχείο configuration.yaml που βρίσκεται στο "File editor". Εμείς χρησιμοποιούμε το Studio Code Server αντί αυτού.



Εικόνα 31: Εισαγωγή παραμέτρων στο influxDB

Σε αυτό το σημείο βάλαμε τα στοιχεία που θέλαμε στα πεδία “host”, “database”, “username” και “password”. Μετά την αποθήκευση του αρχείου ήταν απαραίτητη η επανεκκίνηση του συστήματος. Στο influxDB, δημιουργούμε τη βάση δεδομένων με όνομα “homeassistant” από την καρτέλα “influxDB Admin” και “Databases”. Επιπλέον, δημιουργήσαμε έναν χρήστη ίδιας ονομασίας για λόγους απλότητας παραχωρώντας δικαιώματα εγγραφής και ανάγνωσης στη βάση δεδομένων.

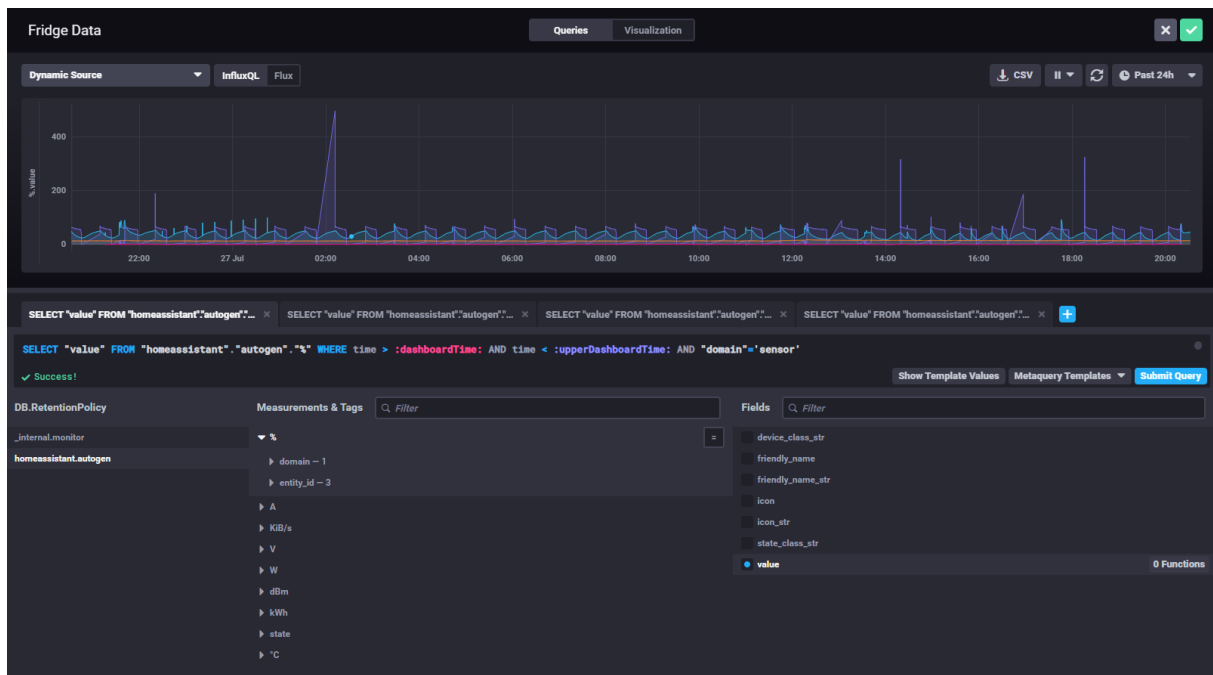


Εικόνα 32: Δημιουργία χρήστη και παραχώρηση δικαιωμάτων εγγραφής – ανάγνωσης

Τέλος από τη καρτέλα “Dashboards” δημιουργούμε ένα νέο dashboard με όνομα “Fridge Data”. Η δημιουργία αυτού είναι αναγκαία ώστε να έχουμε απεικόνιση των δεδομένων σε γράφημα όπως έχουμε και στο Home Assistant.

#### 7.4.1 Λειτουργίες influxDB

Εφόσον ολοκληρώθηκε η διαδικασία ενσωμάτωσης του influxDB στο Home Assistant, μπορούμε πλέον να παρακολουθήσουμε και να κάνουμε απευθείας λήψη τα δεδομένα σε ένα αρχείο CSV. Αυτός ο τύπος αρχείου μας είναι ιδιαίτερα χρήσιμος μετέπειτα για την ανάλυση των δεδομένων αυτών και την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης.



Εικόνα 33: Fridge Data dashboard

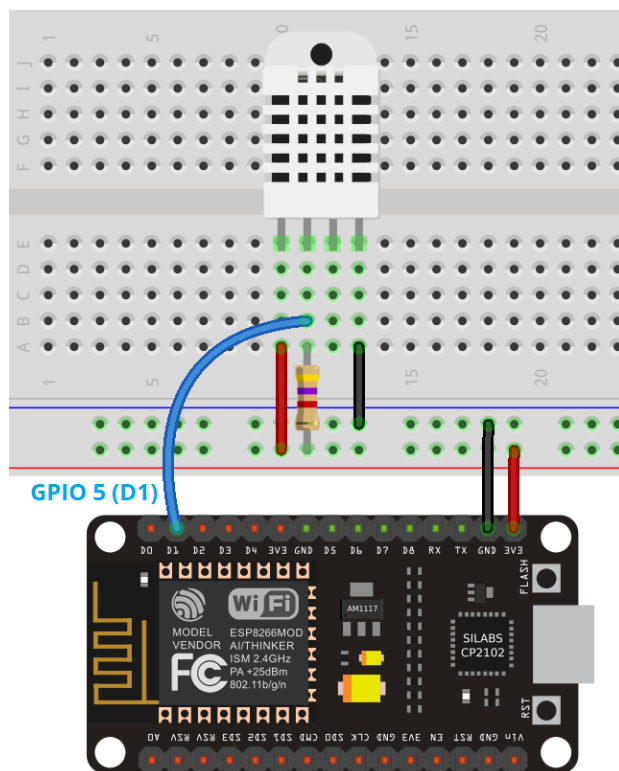
Στην παραπάνω εικόνα υπάρχει το dashboard που δημιουργήσαμε για τα δεδομένα του ψυγείου. Το influxDB μας δίνει τη δυνατότητα να επιλέξουμε από το “Measurements & Tags” τις συσκευές που θέλουμε να εμφανίσουμε στο γράφημα. Για να εμφανίσουμε την τιμή της κάθε οντότητας επιλέγουμε το “value” στην κατηγορία “Fields”. Δίνεται η δυνατότητα χρήσης συναρτήσεων όπως “mean”, “median”, “min”, “max” κλπ. Εφόσον εμείς δεν θέλουμε καμία παρεμβολή των δεδομένων και βεβαιώνοντας την αυθεντικότητά τους δεν χρησιμοποιήσαμε κανενός είδους συνάρτηση. Έτσι για κάθε μέτρηση που θέλουμε να εμφανίσουμε στο γράφημα δημιουργούμε μια νέα καρτέλα και επιλέγουμε τη μέτρηση που θέλουμε να εμφανίσουμε. Κατά τις επιλογές μας δημιουργείται ένα query αυτόματα από το influxDB, οπότε κατά την ολοκλήρωση των επιλογών κάνουμε Submit Query. Παρατηρούμε ότι όλες οι μετρήσεις μας έχουν συσχετιστεί μεταξύ τους χρονικά.

Γενικότερα, σε πιο απαιτητικές εφαρμογές ο χρήστης μπορεί να εκτελέσει τα δικά του queries γνωρίζοντας τις απαραίτητες εντολές σε InfluxQL ή Flux.

## 7.5 Σύνδεση των στοιχείων στην πλακέτα του ESP8266

Για τη σύνδεση των στοιχείων στον ESP8266 χρησιμοποιήθηκε ένα breadboard. Αυτό μας επέτρεψε την εύκολη τοποθέτηση, αλλά και μετέπειτα προσαρμογή, των εξαρτημάτων κατά τη διάρκεια κατασκευής του κυκλώματος καταγραφής.

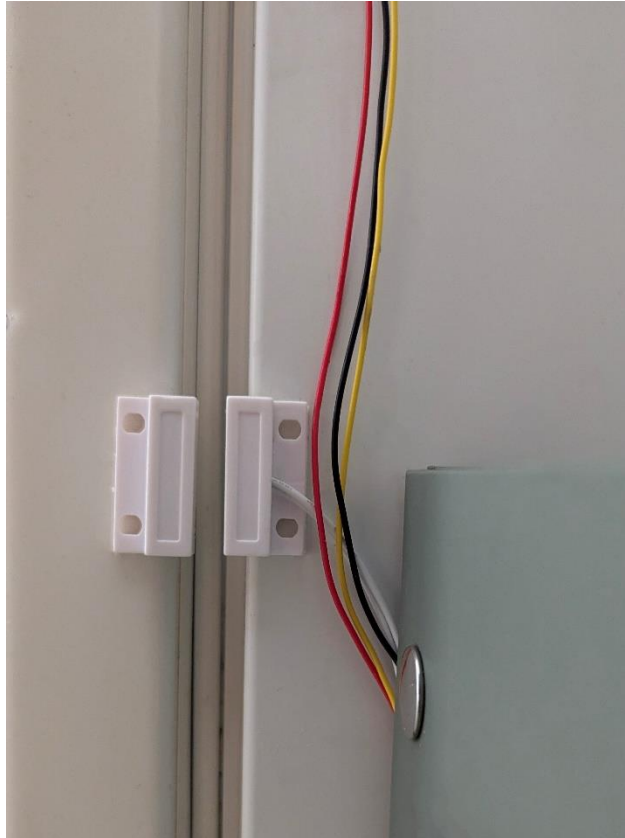
Η σύνδεση του αισθητήρα DHT22 έγινε στο GPIO3 για τα δεδομένα και τροφοδοτήθηκε με 3.3V. Επιπλέον τοποθετήθηκε μια αντίσταση 4.7KΩ μεταξύ τροφοδοσίας και δεδομένων [15]. Ο διακόπτης ελέγχου της πόρτας (reed switch) συνδέθηκε στο GPIO5.



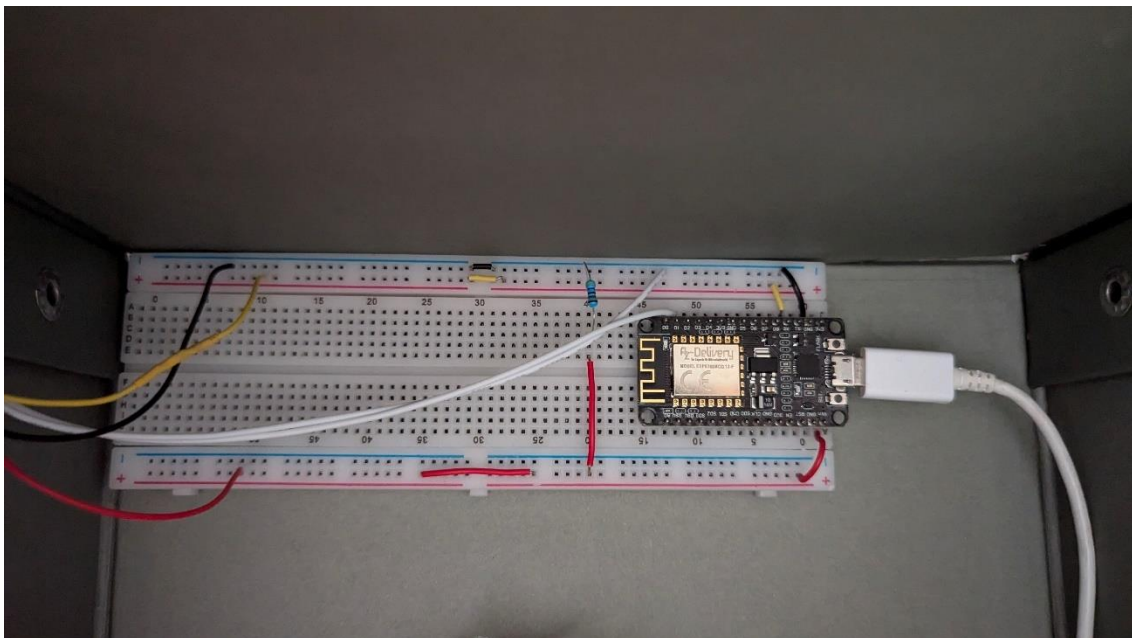
Εικόνα 34: Προσομοίωση κυκλώματος ESP - DHT22 [15]



Εικόνα 35: Ο αισθητήρας DHT22 τοποθετημένος στο ψυγείο



Εικόνα 36: Ο διακόπτης τοποθετημένος στην πόρτα του ψυγείου



Εικόνα 37: Τελικό κύκλωμα συλλογής δεδομένων

## 7.5.1 Κώδικας YAML για DHT22 και Reed Switch

sensor:

```
- platform: dht  
  pin: 3
```

- Ορίζουμε πλατφόρμα το DHT και το pin που θα συνδεθεί ο αισθητήρας ως το GPIO 3.

temperature:

```
name: "DHT22 Temperature"  
accuracy_decimals: 2
```

- Δίνουμε το όνομα που θα εμφανίζεται στο Home Assistant για τη θερμοκρασία και την ακρίβεια των δεκαδικών ψηφίων.

humidity:

```
name: "DHT22 Humidity"  
accuracy_decimals: 2  
update_interval: 2s  
model: DHT22
```

- Αντίστοιχα για την υγρασία, για να ξεχωρίσει στο HA ως οντότητα ονομάστηκε “DHT22 Humidity” με ακρίβεια δύο δεκαδικών ψηφίων, ενημερώνοντας τα δεδομένα κάθε 2 δευτερόλεπτα.

binary\_sensor:

```
- platform: gpio  
  pin:  
    number: 5
```

- Ορίζουμε ότι πρόκειται για έναν binary sensor που χρησιμοποιεί ένα GPIO pin, συγκεκριμένα το pin 5.

mode:

```
input: true  
pullup: true
```

- Θέτουμε το pin ως είσοδο και ενεργοποιούμε την εσωτερική pull – up αντίσταση του ESP, η οποία εξασφαλίζει ότι το pin είναι high (λογικό ένα) όταν ο διακόπτης είναι ανοιχτός.

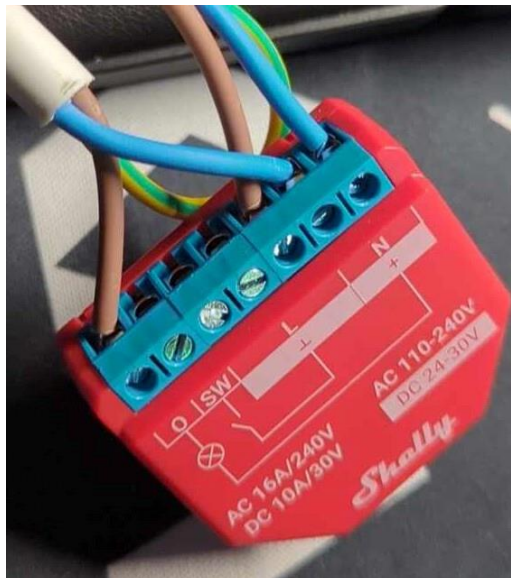
```
name: "Door I/O"
```

Χρησιμοποιήσαμε την εσωτερική αντίσταση του ESP8266 προκειμένου να αποφύγουμε ορισμένα προβλήματα. Κάποια από αυτά τα προβλήματα που θα επηρέαζαν πιθανόν τις μετρήσεις μας κατά τη διάρκεια της μελέτης είναι:

1. Τα Floating Inputs. Σε περίπτωση που δεν ήταν ενεργοποιημένη η pull – up αντίσταση, το GPIO pin μπορεί να βρισκόταν σε απροσδιόριστη κατάσταση όταν ο διακόπτης θα ήταν ανοιχτός.
2. Ασταθής συμπεριφορά. Η απουσία της αντίστασης pull-up μπορεί να οδηγήσει σε ασταθή ή τυχαία ενεργοποίηση/απενεργοποίηση του διακόπτη, καθώς το pin θα είναι ευαίσθητο σε ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές ή θόρυβο από το περιβάλλον

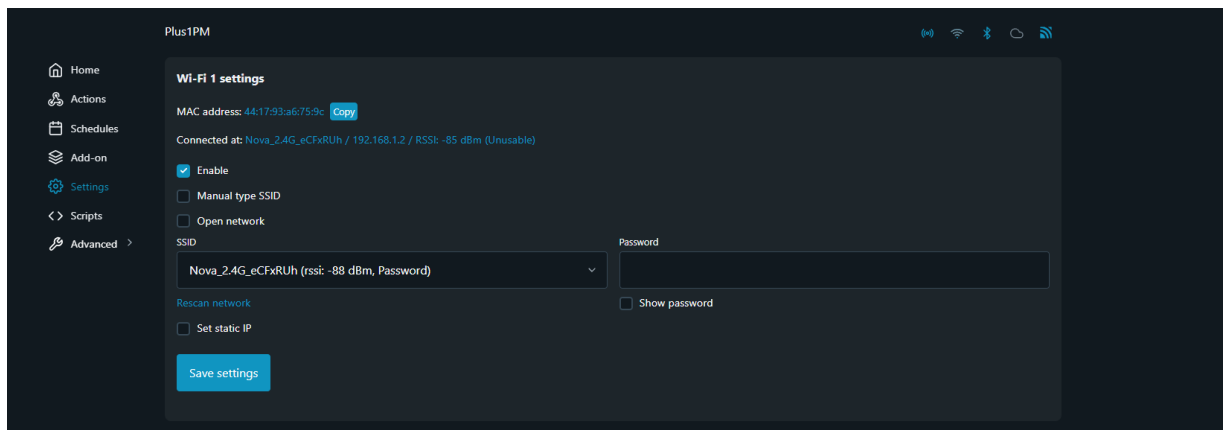
## 7.6 Εγκατάσταση και ρύθμιση του Shelly 1PM

Προκειμένου να αποφευχθεί ζημιά στα καλώδια και να ελαχιστοποιηθεί ο κίνδυνος, η σύνδεση του Shelly 1PM έγινε εξωτερικά της πρίζας συνδέοντας το σε σειρά με ένα καλώδιο παροχής ρεύματος. Έτσι γίνεται πιο άνετη η πρόσβαση και η συντήρηση της συσκευής, εξαλείφοντας την ανάγκη ανοίγματος της πρίζας για τακτική επιθεώρηση ή αντικατάσταση. Επιπλέον, προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία σε σχέση με την εγκατάσταση πίσω από την πρίζα, καθώς διευκολύνει την καλύτερη λειτουργία και λήψη του σήματος Wi-Fi.



Εικόνα 38: Σύνδεση Shelly 1PM

Για τη σύνδεση του Shelly στο Home Assistant θα χρειαστεί να έχει πρόσβαση στο ίδιο δίκτυο με το Raspberry Pi που τρέχει το HA. Αυτό μπορεί να γίνει με την πρόσβαση στο access point του Shelly, από μια ασύρματη συσκευή. Έτσι θα μπορέσουμε να έχουμε πλήρη έλεγχο καθώς και να το συνδέσουμε στο δικό μας τοπικό δίκτυο. Στη καρτέλα “Settings” και “Wi-Fi” θα πληκτρολογήσουμε το όνομα του δικτύου μας (SSID) και τον κωδικό πρόσβασης.



Εικόνα 39: Τοπικές ρυθμίσεις Shelly 1PM

Για τη σύνδεση στο Home Assistant, αρκεί να βάλουμε τη προσθήκη του Shelly από το “Add-ons” και να ακολουθήσουμε τα βήματα που μας προτείνει το HA.

## 7.7 Επίλογος

Σε αυτήν την ενότητα, αναλύσαμε την εγκατάσταση και ρύθμιση του Home Assistant στο Raspberry Pi, εστιάζοντας στη διαδικασία λήψης και εγκατάστασης του λειτουργικού συστήματος μέσω της πλατφόρμας του Raspberry Pi, δεδομένου της σπουδαιότητας να συνδεθεί το σύστημα στο διαδίκτυο και να αποτελέσει μια IoT συσκευή [55]. Επιλέξαμε το κατάλληλο λειτουργικό σύστημα, το "Home Assistant OS", και το αποθηκεύσαμε σε εξωτερικό σκληρό δίσκο λόγω των συνεχόμενων εγγραφών και αναγνώσεων δεδομένων από τη συσκευή.

Ακολουθώντας, περιγράψαμε τη διαδικασία σύνδεσης του Raspberry Pi στο δίκτυο και τη ρύθμιση του Home Assistant μέσω του browser. Αναφερθήκαμε επίσης στη δημιουργία λογαριασμού και τη χρήση Domain Name Server για απομακρυσμένη πρόσβαση.

Προχωρήσαμε στη σύνδεση και διαμόρφωση του ESP8266 με το Home Assistant, χρησιμοποιώντας το ESPHome add-on. Δώσαμε λεπτομέρειες για την ενσωμάτωση του αισθητήρα DHT22 και του διακόπτη πόρτας, εξηγώντας τον τρόπο σύνδεσής τους στο ESP8266 και τις ρυθμίσεις του YAML αρχείου για τη διαχείριση των δεδομένων τους.

Επιπλέον, αναφερθήκαμε στην αποθήκευση και ανάλυση των δεδομένων από το ψυγείο μέσω του InfluxDB, ενσωματώνοντάς το στο Home Assistant και δημιουργώντας dashboards για την απεικόνιση των δεδομένων.

Τέλος, αναλύσαμε τη σύνδεση και διαμόρφωση του Shelly 1PM για την παρακολούθηση της κατανάλωσης ενέργειας, εξηγώντας τα βήματα για τη σύνδεσή του στο δίκτυο και τη ρύθμισή του στο Home Assistant.

## Κεφάλαιο 8ο: Πρόβλεψη και ανάλυση δεδομένων

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστεί η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των δεδομένων θερμοκρασίας, υγρασίας, κατανάλωσης ενέργειας και κατάστασης της πόρτας. Στόχος της μελέτης ήταν η πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας και ο εντοπισμός τυχόν παρατυπιών. Για την επίτευξη αυτού του στόχου, χρησιμοποιήσαμε τις προαναφερθέντες μεθοδολογίες μηχανικής μάθησης, όπως LSTM, γραμμική παλινδρόμηση και ανίχνευση ανωμαλιών.

### 8.1 Προετοιμασία δεδομένων

Για την εξασφάλιση αξιόπιστων αποτελεσμάτων, σημαντικό ρόλο αποτελεί η προ-επεξεργασία των δεδομένων. Στην αρχή, η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει τον καθαρισμό των δεδομένων, όπου εξαλείφονται τα λάθη και αντιμετωπίζονται οι ελλειπείς εγγραφές. Αυτό εγγυάται την ακρίβεια των δεδομένων, αποτρέποντας τη συμπερίληψη λανθασμένων πληροφοριών που θα μπορούσαν να έχουν επίσημο αντίκτυπο στην ανάλυση. Επιπλέον, η κανονικοποίηση των δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση της ομοιομορφίας, καθώς τα δεδομένα που διαφέρουν σε κλίμακα μπορεί να επηρεάσουν αρνητικά την αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων. Η κανονικοποίηση ή τυποποίηση ενισχύει την αποτελεσματικότητα και την ακρίβεια των μοντέλων. Επίσης, οι μετατροπές και οι μετασχηματισμοί των δεδομένων, όπως η δημιουργία νέων χαρακτηριστικών και η μείωση των διαστάσεων, μπορούν να ελαττώσουν την πολυπλοκότητα, διευκολύνοντας την ανάλυση. Η κατάτμηση των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης είναι ζωτικής σημασίας για την αποφυγή overfitting και την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του μοντέλου. Αυτός ο διαχωρισμός επιτρέπει την αξιολόγηση της ικανότητας του μοντέλου να εφαρμόζεται σε διαφορετικά σενάρια και να κάνει ακριβείς προβλέψεις για δεδομένα που δεν έχουν παρατηρηθεί προηγουμένως. Επιπλέον, η διαδικασία εντοπισμού και εξάλειψης των ανωμαλιών εγγυάται την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων με την εξάλειψη εξωτερικών τιμών που ενδέχεται να στρεβλώσουν την ανάλυση. Η προετοιμασία δεδομένων είναι απαραίτητη για τη διασφάλιση της αξιοπιστίας και της ακρίβειας της ανάλυσης, καθώς και για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης.

#### 8.1.1 Ανάλυση κώδικα

```
column_names_df=["Time", "Humidity", "Watt", "Door", "Temp"]
df=pd.read_csv("/content/drive/MyDrive/Datasets/fridge_data.csv",
names=column_names_df)

def convert_time(time_str):
    datetime_obj = datetime.fromisoformat(time_str)
    return datetime_obj.strftime("%Y-%m-%d %H:%M:%S")

df['Time'] = df['Time'].apply(convert_time)
df['Time'] = pd.to_datetime(df['Time'])

df = df.resample('1S').asfreq()
df = df.fillna(method='ffill')
```

```

df = df.reset_index()
df = df[0::5]
df.index = pd.to_datetime(df['Time'])
df = df.drop(columns=['Time'])

sc = StandardScaler()
sc = sc.fit(df)
df = sc.transform(df)

```

Δημιουργούμε μια λίστα που περιέχει τα ονόματα των στηλών για το DataFrame. Η μέθοδος `pd.read_csv` διαβάζει το αρχείο και το αποθηκεύει σε ένα DataFrame με το όνομα `df` και χρησιμοποιεί για τα χαρακτηριστικά τα ονόματα στηλών που ορίστηκαν προηγουμένως.

Τροποποιούμε τη μορφή της ημερομηνίας και ώρας στην στήλη `'Time'`. Χρησιμοποιούμε τη μέθοδο `fromisoformat` της κλάσης `datetime` για τη δημιουργία ενός αντικειμένου `datetime` από τη συμβολοσειρά. Έπειτα, χρησιμοποιούμε τη μέθοδο `strftime` για τη μετατροπή σε μια συμβολοσειρά με τη μορφή `"YYYY-MM-DD HH:MM"`. Στη συνέχεια, εφαρμόζουμε τη συνάρτηση `convert_time` σε κάθε στοιχείο της στήλης `'Time'`. Μετατρέπουμε τη στήλη `'Time'` του DataFrame σε αντικείμενα `datetime` χρησιμοποιώντας τη μέθοδο `pd.to_datetime`. Αυτό είναι απαραίτητο για να μπορούν να εκτελούνται λειτουργίες χρονοσειρών σε αυτήν τη στήλη.

Η μέθοδος `resample('1S')` δημιουργεί ένα νέο DataFrame με χρονολογικές εγγραφές ανά δευτερόλεπτο, και η `asfreq()` κρατά τα δεδομένα με την αρχική συχνότητα, χωρίς να εκτελεί επιπλέον υπολογισμούς (π.χ., άθροισμα ή μέσο όρο). Χρησιμοποιούμε τη μέθοδο `fillna(method='ffill')` για να γεμίσουμε τις κενές τιμές (NaN) στο DataFrame με την τιμή της προηγούμενης έγκυρης καταγραφής (forward fill). Με τη μέθοδο `reset_index()` επαναφέρουμε το `index` του DataFrame. Μειώνουμε τον αριθμό των γραμμών στο DataFrame και παραμένουν μόνο αυτές που βρίσκονται σε απόσταση 5 γραμμών η μία από την άλλη. Η στήλη `'Time'` γίνεται το νέο `index` του DataFrame. Αφαιρούμε τη στήλη `'Time'` από το DataFrame, δεδομένου ότι η πληροφορία αυτή έχει ήδη μεταφερθεί στον `index` του DataFrame και δεν χρειάζεται να βρίσκεται και ως στήλη.

Η μέθοδος `fit` προσαρμόζει τον κανονικοποιητή στα δεδομένα του DataFrame. Αυτό σημαίνει ότι ο κανονικοποιητής υπολογίζει τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση για κάθε χαρακτηριστικό (στήλη) στο DataFrame. Έστερα εφαρμόζουμε την κανονικοποίηση στα δεδομένα του DataFrame, χρησιμοποιώντας τις τιμές που υπολογίστηκαν στην προηγούμενη γραμμή.

```

                Time Humidity Watt Door Temp
1      2024-05-19T00:00:01.976+03:00      NaN NaN NaN 11
2      2024-05-19T00:00:01.982+03:00    44.3 NaN NaN NaN
3      2024-05-19T00:00:03.975+03:00      NaN NaN NaN 10.9
4      2024-05-19T00:00:03.979+03:00    44.2 NaN NaN NaN
5      2024-05-19T00:00:05.982+03:00    44.1 NaN NaN NaN
...
1189996 2024-06-17T17:09:56.282+03:00    31.4 NaN NaN NaN
1189997 2024-06-17T17:09:58.272+03:00      NaN NaN NaN 10.6
1189998 2024-06-17T17:10:00.272+03:00      NaN NaN NaN 10.7
1189999 2024-06-17T17:10:00.283+03:00    31.2 NaN NaN NaN
1190000 2024-06-17T17:10:02.284+03:00    31.1 NaN NaN NaN

[1190000 rows x 5 columns]

```

Εικόνα 40: Δεδομένα χωρίς επεξεργασία

```

                Humidity Watt Door Temp
Time
2024-05-19 00:00:01    44.3  55.0  0.0  11
2024-05-19 00:00:06    44.1  55.0  0.0  10.9
2024-05-19 00:00:11     44   55.0  0.0  10.9
2024-05-19 00:00:16    43.7  55.0  0.0  10.9
2024-05-19 00:00:21     44   55.0  0.0  11
...
2024-06-17 17:09:41    31.8  50.7  0.0  10.7
2024-06-17 17:09:46    31.6  50.7  0.0  10.7
2024-06-17 17:09:51    31.5  50.7  0.0  10.6
2024-06-17 17:09:56    31.4  50.7  0.0  10.7
2024-06-17 17:10:01    31.2  50.7  0.0  10.7

[513481 rows x 4 columns]

```

Εικόνα 41: Δεδομένα μετά την επεξεργασία

## 8.2 Μοντέλο LSTM

### 8.2.1 Κώδικας

```

test_df = df[:15000]
df = df[15000:]

testX = []
testY = []
n_future = 1

```

```

n_past = 40
for i in range(n_past, len(test_df) - n_future + 1):
    testX.append(test_df[i - n_past:i, [0, 2, 3]])
    testY.append(test_df[i + n_future - 1:i + n_future, 1])
testX, testY = np.array(testX), np.array(testY)
trainX = []
trainY = []
for i in range(n_past, len(df) - n_future + 1):
    trainX.append(df[i - n_past:i, [0, 2, 3]])
    trainY.append(df[i + n_future - 1:i + n_future, 1])
trainX, trainY = np.array(trainX), np.array(trainY)

model = Sequential()
model.add(LSTM(64, activation='tanh', input_shape=(trainX.shape[1],
trainX.shape[2]), return_sequences=True))
model.add(LSTM(64, activation='tanh', return_sequences=True))
model.add(LSTM(32, activation='tanh', return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(trainY.shape[1]))
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001), loss='mse')

```

Σε αυτό το σημείο κάνουμε διαχωρισμό του συνόλου των δεδομένων σε δύο μέρη. Ένα για την εκπαίδευση του μοντέλου και ένα για τη δοκιμή του.

Θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε δεδομένα από τις προηγούμενες **n\_past** ημέρες για να προβλέψουμε την τιμή μίας μελλοντικής ημέρας **n\_future** ημέρες μπροστά. Ο κώδικας προετοιμάζει τα δεδομένα εισόδου (X) και τα δεδομένα εξόδου (Y) για εκπαίδευση και δοκιμή του μοντέλου πρόβλεψης χρονοσειράς. Ορίζονται δύο κενές λίστες, **testX** και **testY**, για την αποθήκευση των δεδομένων εισόδου και εξόδου των δοκιμαστικών δεδομένων αντίστοιχα, καθώς και των παραμέτρων **n\_past** και **n\_future**. Στη συνέχεια, δημιουργείται ένας βρόχος που διατρέχει τις γραμμές του DataFrame **test\_df**, ξεκινώντας από το **n\_past** και φτάνοντας μέχρι το τέλος του **test\_df - n\_future**. Για κάθε επανάληψη, επιλέγονται οι τελευταίες **n\_past** ημέρες για τις στήλες 0, 2 και 3 από το **test\_df** και προστίθενται στη λίστα **testX**, ενώ προστίθεται η τιμή της στήλης 1 από την ημέρα που θέλουμε να προβλέψουμε στη λίστα **testY**. Τέλος, οι λίστες **testX** και **testY** μετατρέπονται σε numpy arrays. Ο ίδιος κώδικας επαναλαμβάνεται για τα δεδομένα εκπαίδευσης [56].

Χρησιμοποιούμε το μοντέλο **Sequential** από το **Keras**, το οποίο επιτρέπει την πρόσθεση διαδοχικών επιπέδων. Το πρώτο LSTM επίπεδο έχει 64 μονάδες και χρησιμοποιεί το **activation function 'tanh'**. Ορίζουμε το **input\_shape** στις διαστάσεις των δεδομένων εισόδου, που περιλαμβάνει τον αριθμό των

χρονικών βημάτων (`n_past`) και τον αριθμό των χαρακτηριστικών (στήλες). Η παράμετρος `return_sequences=True` επιτρέπει σε αυτό το επίπεδο να επιστρέφει την πλήρη ακολουθία εξόδων για κάθε δείγμα εισόδου, διευκολύνοντας την στοίχιση πολλαπλών LSTM επιπέδων. Το δεύτερο LSTM επίπεδο είναι παρόμοιο με το πρώτο. Το τρίτο LSTM επίπεδο έχει 32 μονάδες, **activation function 'tanh'**, αλλά επιστρέφει μόνο την τελευταία έξοδο της ακολουθίας (`return_sequences=False`). Αυτό το επίπεδο αποσυμπιέζει την ακολουθία σε μια μοναδική έξοδο που θα χρησιμοποιηθεί για την τελική πρόβλεψη. Μετά τα LSTM επίπεδα, προστίθεται ένα επίπεδο **Dropout** με ποσοστό 0.1. Το **Dropout** βοηθά στην αποφυγή *overfitting* απενεργοποιώντας τυχαία το 10% των νευρώνων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Έπειτα, προστίθεται ένα πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο με αριθμό μονάδων ίσο με το σχήμα της εξόδου `trainY`. Αυτό το επίπεδο μετατρέπει την έξοδο από το LSTM σε μια τελική πρόβλεψη. Το μοντέλο διαμορφώνεται με τον βελτιστοποιητή **Adam**, ο οποίος είναι ένας από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους βελτιστοποίησης λόγω της αποδοτικότητάς του. Ο ρυθμός μάθησης ορίζεται σε 0.001. Η συνάρτηση απώλειας που χρησιμοποιείται είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (mean squared error - mse), το οποίο υπολογίζει τη μέση τιμή των τετραγώνων της διαφοράς των πραγματικών από τις προβλεπόμενες τιμές.

### 8.3 Linear Regression

Στόχος σε αυτό το σημείο της εργασίας είναι η ανακάλυψη συσχετίσεων μεταξύ μεταβλητών, κάτι που μπορεί να βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση της συμπεριφοράς και των αλληλεπιδράσεων μέσα στο ψυγείο. Η γραμμική παλινδρόμηση (linear regression) μπορεί να συμβάλει στην κατανόηση των συσχετίσεων. Μέσω της παλινδρόμησης, μπορούμε να μοντελοποιήσουμε και να ποσοτικοποιήσουμε τη σχέση μεταξύ των μεταβλητών (π.χ. άνοιγμα της πόρτας και θερμοκρασίας).

#### 8.3.1 Κώδικας

Θα πρέπει να εντοπίσουμε και ύστερα να υπολογίσουμε τη διάρκεια των ανοιγμάτων της πόρτας, καθώς και τις αλλαγές στη θερμοκρασία και την υγρασία που προκαλούνται από τα ανοίγματα.

```
df['hour'] = df['timestamp'].dt.hour
df['weekday'] = df['timestamp'].dt.weekday
numberToDays = {0:"Monday", 1:"Tuesday", 2:"Wednesday",
3:"Thursday", 4:"Friday", 5:"Saturday", 6:"Sunday"}
df['weekday'] = df['weekday'].apply(lambda x: numberToDays[x])

df['change'] = df['door_state'].ne(df['door_state'].shift())
df_filtered = df[df['change']]
df = df_filtered.drop(columns=['change'])

df = df.drop(index = 0).reset_index(drop = True)
df['duration'] = pd.NaT
/df['dTemp'] = pd.NaT
df['dHum'] = pd.NaT
```

```

openings = df.iloc[:,2].copy()
closings = df.iloc[1:,2].copy()

durations = (closings['timestamp'].reset_index(drop=True) -
openings['timestamp'].reset_index(drop=True)).dt.total_seconds()

temperatures = (closings['Temperature'].reset_index(drop=True) -
openings['Temperature'].reset_index(drop=True))

humidities = (closings['Humidity'].reset_index(drop=True) -
openings['Humidity'].reset_index(drop=True))

df.loc[:,2, 'duration'] = durations.values
df.loc[:,2, 'dTemp'] = temperatures.values
df.loc[:,2, 'dHum'] = humidities.values
df = df[df['door_state'] != 0]

```

Δημιουργούμε τη στήλη `hour`, η οποία περιέχει την ώρα της ημέρας (0-23) και τη στήλη `weekday`, η οποία περιέχει τον αριθμό της ημέρας της εβδομάδας (0-6). Χρησιμοποιείται η μέθοδος `apply` για να αντικαταστήσει τις αριθμητικές τιμές της στήλης `weekday` με τα αντίστοιχα ονόματα ημερών βάσει του λεξικού `numberToDays`.

Η εντολή `df['door_state'].ne(df['door_state'].shift())` συγκρίνει κάθε τιμή της στήλης `door_state` με την προηγούμενη τιμή της. Η μέθοδος `shift()` μετατοπίζει τις τιμές μιας στήλης προς τα κάτω κατά μία θέση. Η μέθοδος `ne()` επιστρέφει `True` όταν υπάρχει μεταβολή στην κατάσταση της πόρτας (π.χ., από 0 σε 1 ή από 1 σε 0). Η στήλη `change` περιέχει `True` όπου υπάρχει αλλαγή στην κατάσταση της πόρτας και `False` όπου δεν υπάρχει. Φιλτράρουμε τις γραμμές του `DataFrame` για να κρατήσουμε μόνο εκείνες όπου η κατάσταση της πόρτας αλλάζει.

Επιλέγουμε τις γραμμές με ζυγούς δείκτες, που αντιστοιχούν στις στιγμές που η πόρτα ανοίγει και αντίστοιχα τις γραμμές με μονό αριθμό δεικτών, στις στιγμές που η πόρτα κλείνει. Υπολογίζουμε τη διάρκεια κάθε ανοίγματος πόρτας σε δευτερόλεπτα, αφαιρώντας τις χρονικές σφραγίδες των ανοιγμάτων από τις χρονικές σφραγίδες των κλεισιμάτων. Παρόμοια και για τον υπολογισμό της αλλαγής της υγρασίας και θερμοκρασίας. Τέλος φιλτράρουμε και διατηρούμε μόνο τις καταγραφές που αφορούν το άνοιγμα της πόρτας.

	hour	weekday	duration	dTemp	dHum
0	18	Sunday	4.0	0.0	-0.3
1	18	Sunday	6.0	0.0	1.1
2	18	Sunday	2.0	0.0	-0.1
3	18	Sunday	8.0	0.1	5.4
4	18	Sunday	28.0	0.6	57.9
...	...	...	...	...	...
1257	18	Wednesday	10.0	0.3	7.6
1258	18	Wednesday	12.0	0.2	27.8
1259	18	Wednesday	5.0	0.1	9.1
1260	18	Wednesday	12.0	0.4	46.2
1261	18	Wednesday	9.0	0.2	16.2

Εικόνα 42: Δημιουργία στηλών dTemp και dHum

```
x = df['duration'].values.reshape(-1,1)
y = df['dTemp'].values
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.2, random_state=42)
model = LinearRegression()
model.fit(X_train, y_train)
```

```
y_pred_train = model.predict(X_train)
y_pred_test = model.predict(X_test)
```

Ορίζονται οι μεταβλητές X και y. Τα δεδομένα της θερμοκρασίας και διάρκειας ανοιγμάτων, διαχωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής με τη συνάρτηση **train\_test\_split**. Το 80% των δεδομένων χρησιμοποιείται για εκπαίδευση και το 20% για δοκιμή, με το **random\_state=42** να εξασφαλίζει αναπαραγωγιμότητα του διαχωρισμού. Έπειτα, δημιουργείται ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης με την **LinearRegression()** και εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκπαίδευσης X\_train και y\_train. Αφού εκπαιδευτεί το μοντέλο, γίνονται προβλέψεις τόσο για τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και για τα δεδομένα δοκιμής, αποθηκεύοντας τα αποτελέσματα στις μεταβλητές y\_pred\_train και y\_pred\_test, αντίστοιχα.

## 8.4 Anomaly Detection

### 8.4.1 Κώδικας

```
features = ['Temperature', 'Humidity', 'door_state', 'Watt']
X = df[features]
```

```

model = IsolationForest(contamination=0.01, random_state=42)
model.fit(X)

```

```

df['anomaly'] = model.predict(X)
anomalies = df[df['anomaly'] == -1]

```

Επιλέγουμε τα χαρακτηριστικά που θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε για την ανίχνευση ανωμαλιών. Στην περίπτωση αυτή είναι τα 'Temperature', 'Humidity', 'door\_state', και 'Watt'. Δημιουργούμε το μοντέλο του Isolation Forest, και με τις παραμέτρους 'contamination' και 'random\_state', καθορίζουμε το ποσοστό των δεδομένων που αναμένεται να είναι ανωμαλίες και ορίζουμε την τυχαία αρχικοποίηση του αλγορίθμου αντίστοιχα. Αφού εκπαιδευτεί το μοντέλο, το χρησιμοποιούμε για να προβλέψουμε αν ένα δείγμα δεδομένων είναι ανωμαλία ή όχι. Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης αποθηκεύεται σε μια νέα στήλη του DataFrame, με το όνομα anomaly. Φιλτράρουμε το DataFrame για να εξαγάγουμε μόνο τα δείγματα που το μοντέλο αναγνώρισε ως ανωμαλίες (όπου δηλαδή η τιμή στη στήλη anomaly είναι -1).

timestamp	Humidity	Watt	door_state	Temperature	anomaly
2024-05-19 08:28:59	93.0	66.5	0.0	10.0	-1
2024-05-19 10:31:03	94.0	0.0	1.0	9.5	-1
2024-05-19 10:31:04	94.0	0.0	1.0	9.5	-1
2024-05-19 10:50:02	91.0	0.0	1.0	9.9	-1
2024-05-19 12:27:41	86.0	0.0	1.0	8.7	-1
...	...	...	...	...	...
2024-06-25 19:48:26	63.8	63.9	1.0	13.0	-1
2024-06-25 19:48:27	63.8	63.9	1.0	13.0	-1
2024-06-25 19:48:28	63.4	63.9	1.0	13.1	-1
2024-06-25 19:48:29	63.4	63.9	1.0	13.1	-1
2024-06-25 20:33:58	89.7	0.0	0.0	12.9	-1

Εικόνα 43: Εμφάνιση ανωμαλιών στο dataframe

## 8.5 Επίλογος

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των δεδομένων και την υλοποίηση των μοντέλων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας και τον εντοπισμό ανωμαλιών. Η ανάλυση των δεδομένων ξεκίνησε με τη διαδικασία της προ-επεξεργασίας, όπου έγινε καθαρισμός και κανονικοποίηση των δεδομένων. Η διαδικασία αυτή είναι κρίσιμη για την ακρίβεια και αξιοπιστία των αποτελεσμάτων, καθώς διασφαλίζει την ομοιομορφία και μειώνει την πολυπλοκότητα των δεδομένων.

Η υλοποίηση του μοντέλου LSTM αποσκοπούσε στην πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας. Η διαδικασία περιλάμβανε την προετοιμασία των δεδομένων εισόδου και εξόδου, την κατασκευή του νευρωνικού δικτύου και την εκπαίδευσή του. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο ήταν σε θέση να κάνει ακριβείς προβλέψεις για την κατανάλωση ενέργειας βάσει των δεδομένων θερμοκρασίας,

υγρασίας και κατάστασης της πόρτας. Η γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιήθηκε για την ανακάλυψη συσχετίσεων μεταξύ των μεταβλητών, όπως η κατάσταση της πόρτας και οι μεταβολές στη θερμοκρασία. Η ανίχνευση ανωμαλιών με τη χρήση του αλγορίθμου Isolation Forest στόχευε στον εντοπισμό ασυνήθιστων συμβάντων που ενδέχεται να επηρεάζουν την απόδοση του ψυγείου.

## Κεφάλαιο 9ο: Συμπεράσματα μελέτης

### 9.1 Αποτελέσματα μοντέλου LSTM

#### 9.1.1 Χωρίς χρήση reed switch

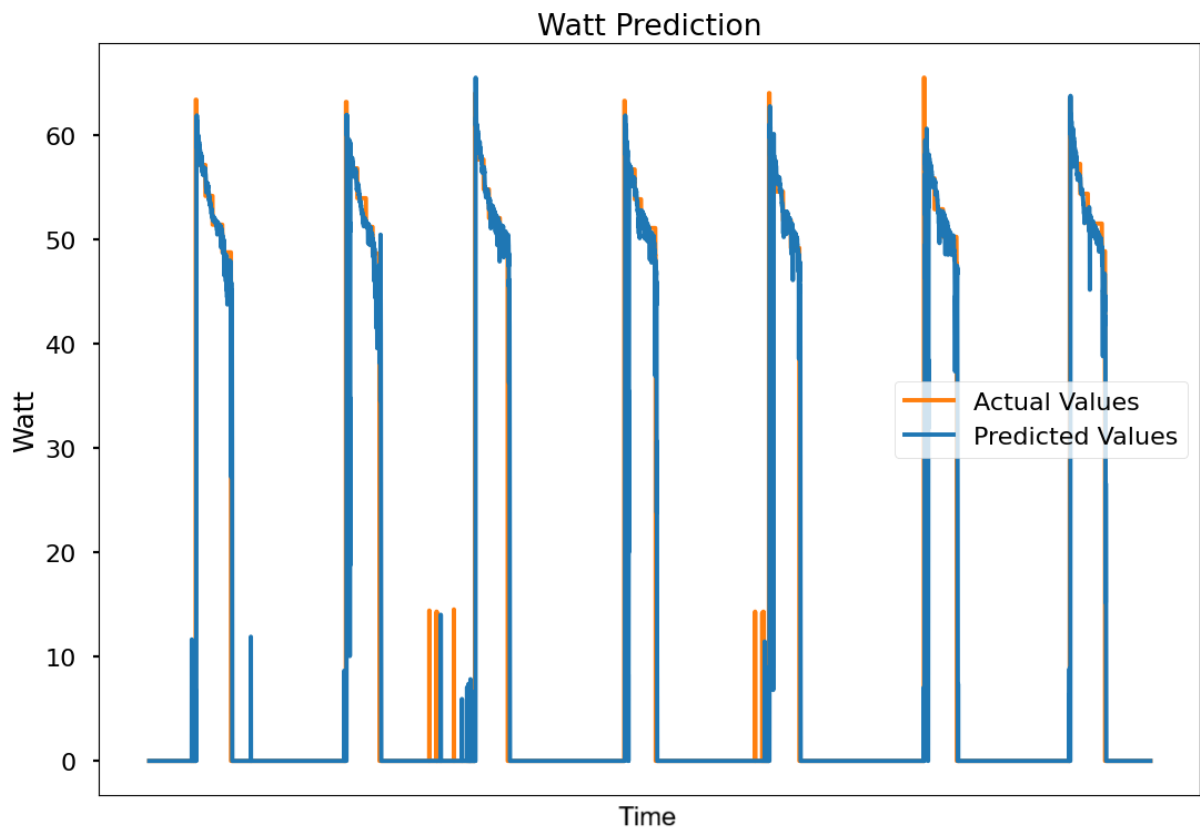
Από τα αποτελέσματα εκμάθησης του LSTM μοντέλου μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η τιμή του loss, που αντιπροσωπεύει την απώλεια κατά την εκπαίδευση, μειώνεται συνεχώς από 0.1874 στην πρώτη εποχή σε 0.0802 στην τελευταία. Αντίστοιχα, η τιμή του val\_loss, που αντιπροσωπεύει την απώλεια κατά την επικύρωση, μειώνεται από 0.2665 στην πρώτη εποχή σε 0.2013 στην τελευταία, αν και παρουσιάζει κάποιες διακυμάνσεις. Η συνεχής μείωση και των δύο τιμών υποδεικνύει ότι το μοντέλο μαθαίνει και βελτιώνεται, ωστόσο οι διακυμάνσεις στην απώλεια επικύρωσης μπορεί να υποδεικνύουν τάσεις υπερ-εκπαίδευσης (overfitting). Η διαφορά μεταξύ της απώλειας εκπαίδευσης και επικύρωσης δεν είναι μεγάλη, κάτι που υποδηλώνει ότι το μοντέλο γενικεύει καλά. Συνολικά, η εκπαιδευτική διαδικασία δείχνει θετικά αποτελέσματα, με το μοντέλο να βελτιώνεται συνεχώς χωρίς να παρουσιάζει σημαντικά σημάδια υπερ-εκπαίδευσης μέχρι την 15η εποχή.

```
Epoch 1/15
10641/10641 [=====] - 122s 11ms/step - loss: 0.1874 - val_loss: 0.2665
Epoch 2/15
10641/10641 [=====] - 111s 10ms/step - loss: 0.1258 - val_loss: 0.2173
Epoch 3/15
10641/10641 [=====] - 111s 10ms/step - loss: 0.1098 - val_loss: 0.1922
Epoch 4/15
10641/10641 [=====] - 111s 10ms/step - loss: 0.1018 - val_loss: 0.2039
Epoch 5/15
10641/10641 [=====] - 111s 10ms/step - loss: 0.0973 - val_loss: 0.1770
Epoch 6/15
10641/10641 [=====] - 108s 10ms/step - loss: 0.0942 - val_loss: 0.2276
Epoch 7/15
10641/10641 [=====] - 109s 10ms/step - loss: 0.0915 - val_loss: 0.1869
Epoch 8/15
10641/10641 [=====] - 107s 10ms/step - loss: 0.0890 - val_loss: 0.2089
Epoch 9/15
10641/10641 [=====] - 108s 10ms/step - loss: 0.0871 - val_loss: 0.1994
Epoch 10/15
10641/10641 [=====] - 109s 10ms/step - loss: 0.0855 - val_loss: 0.2091
Epoch 11/15
10641/10641 [=====] - 109s 10ms/step - loss: 0.0849 - val_loss: 0.2299
Epoch 12/15
10641/10641 [=====] - 107s 10ms/step - loss: 0.0836 - val_loss: 0.2059
Epoch 13/15
10641/10641 [=====] - 106s 10ms/step - loss: 0.0824 - val_loss: 0.2149
Epoch 14/15
10641/10641 [=====] - 107s 10ms/step - loss: 0.0807 - val_loss: 0.2013
Epoch 15/15
10641/10641 [=====] - 106s 10ms/step - loss: 0.0802 - val_loss: 0.2213
```

Εικόνα 44: Αποτελέσματα εκπαίδευσης LSTM

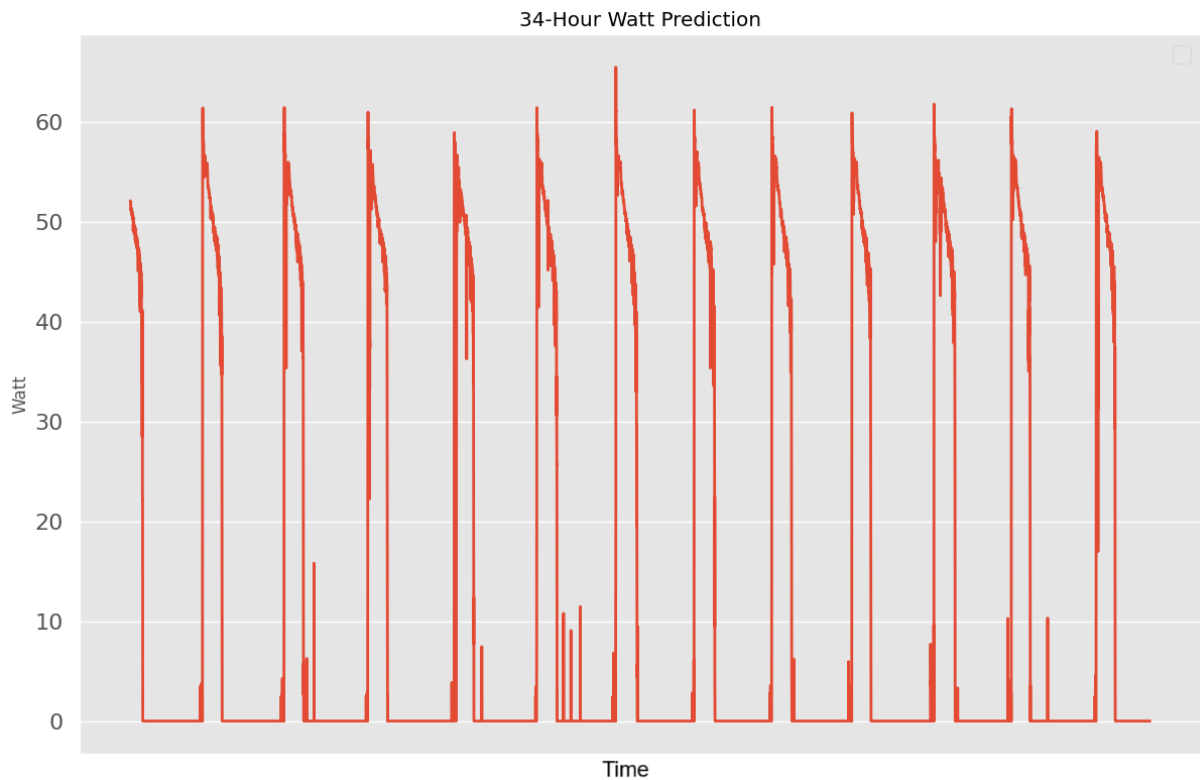
Με το μοντέλο αυτό καταφέραμε σε αρκετά σημαντικό ποσοστό να προβλέψουμε την κατανάλωση ενέργειας του ψυγείου βάση της θερμοκρασίας και της υγρασίας. Ωστόσο, το μοντέλο δεν κατάφερε

να αποτυπώσει με τη μέγιστη ακρίβεια τα ανοίγματα της πόρτας όπως φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα όμως το τελικό αποτέλεσμα θεωρείται ικανοποιητικό.



Εικόνα 45: Δοκιμή πρόβλεψης κατανάλωσης με LSTM σε υπάρχοντα δεδομένα

Στην παρακάτω εικόνα προβλέψαμε τη κατανάλωση ενέργειας διαστήματος τριαντατεσσάρων ωρών στο οποίο υπήρχε απώλεια δεδομένων, μέσω του παραπάνω μοντέλου που εκπαιδεύσαμε.



Εικόνα 46: Πρόβλεψη κατανάλωσης ισχύος 34 ωρών

### 9.1.2 Με χρήση reed switch

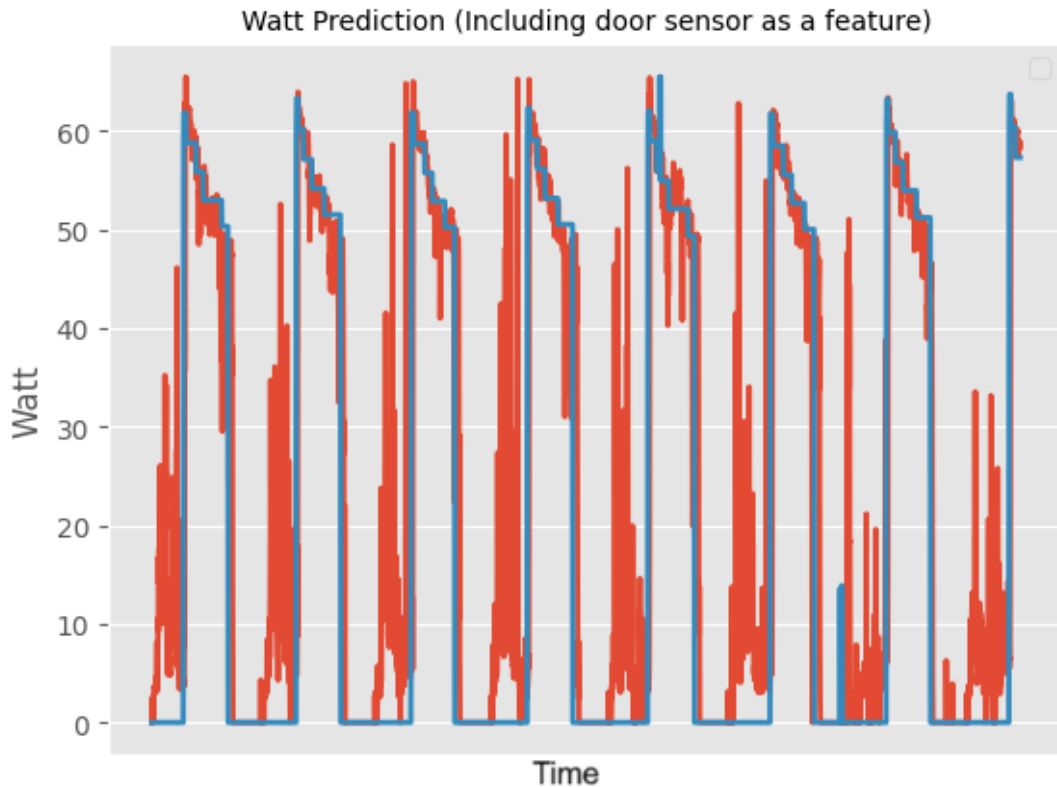
Η προσθήκη του reed switch έγινε σε μεταγενέστερο χρόνο σε σχέση με την εγκατάσταση του ESP8266 και του Home Assistant. Επιπλέον την περίοδο που έγινε η προσθήκη του, λόγω αλλαγής της θερμοκρασίας και υγρασίας του περιβάλλοντος, επηρεάστηκε η λειτουργία του ψυγείου και εξαιτίας της παλαιότητας του. Αυτό είχε σαν αποτέλεσμα τη λήψη μη ικανοποιητικών και αναξιόπιστων δεδομένων, είχαν σαν αποτέλεσμα την κακή απόδοση κατά την εκπαίδευση του μοντέλου LSTM.

Από το πρώτο διάγραμμα προκύπτει ότι το training loss μειώνεται σταδιακά με την αύξηση των εποχών, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο μαθαίνει τα μοτίβα του εκπαιδευτικού συνόλου δεδομένων. Ωστόσο, το validation loss, εμφανίζει μικρότερη μείωση και παρουσιάζει αυξομειώσεις. Ειδικά από την 6η έως την 15η εποχή, παρατηρείται σχετική σταθερότητα με μικρές διακυμάνσεις στο validation loss, γεγονός που προδίδει τη δυσκολία του μοντέλου να βελτιώσει περαιτέρω την απόδοσή του σε μη ορατά δεδομένα.

Epoch 1/15	<b>18702/18702</b>	<b>174s</b>	9ms/step	-	loss: 0.3116	-	val_loss: 0.3523
Epoch 2/15	<b>18702/18702</b>	<b>201s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1768	-	val_loss: 0.3050
Epoch 3/15	<b>18702/18702</b>	<b>202s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1609	-	val_loss: 0.3359
Epoch 4/15	<b>18702/18702</b>	<b>199s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1531	-	val_loss: 0.3238
Epoch 5/15	<b>18702/18702</b>	<b>175s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1472	-	val_loss: 0.3370
Epoch 6/15	<b>18702/18702</b>	<b>172s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1437	-	val_loss: 0.3393
Epoch 7/15	<b>18702/18702</b>	<b>202s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1393	-	val_loss: 0.3323
Epoch 8/15	<b>18702/18702</b>	<b>198s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1359	-	val_loss: 0.3210
Epoch 9/15	<b>18702/18702</b>	<b>201s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1328	-	val_loss: 0.3223
Epoch 10/15	<b>18702/18702</b>	<b>203s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1312	-	val_loss: 0.3438
Epoch 11/15	<b>18702/18702</b>	<b>200s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1291	-	val_loss: 0.3417
Epoch 12/15	<b>18702/18702</b>	<b>168s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1259	-	val_loss: 0.3362
Epoch 13/15	<b>18702/18702</b>	<b>201s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1236	-	val_loss: 0.3379
Epoch 14/15	<b>18702/18702</b>	<b>207s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1218	-	val_loss: 0.3338
Epoch 15/15	<b>18702/18702</b>	<b>168s</b>	9ms/step	-	loss: 0.1210	-	val_loss: 0.3576

Εικόνα 47: Εκπαίδευση μοντέλου LSTM με reed switch

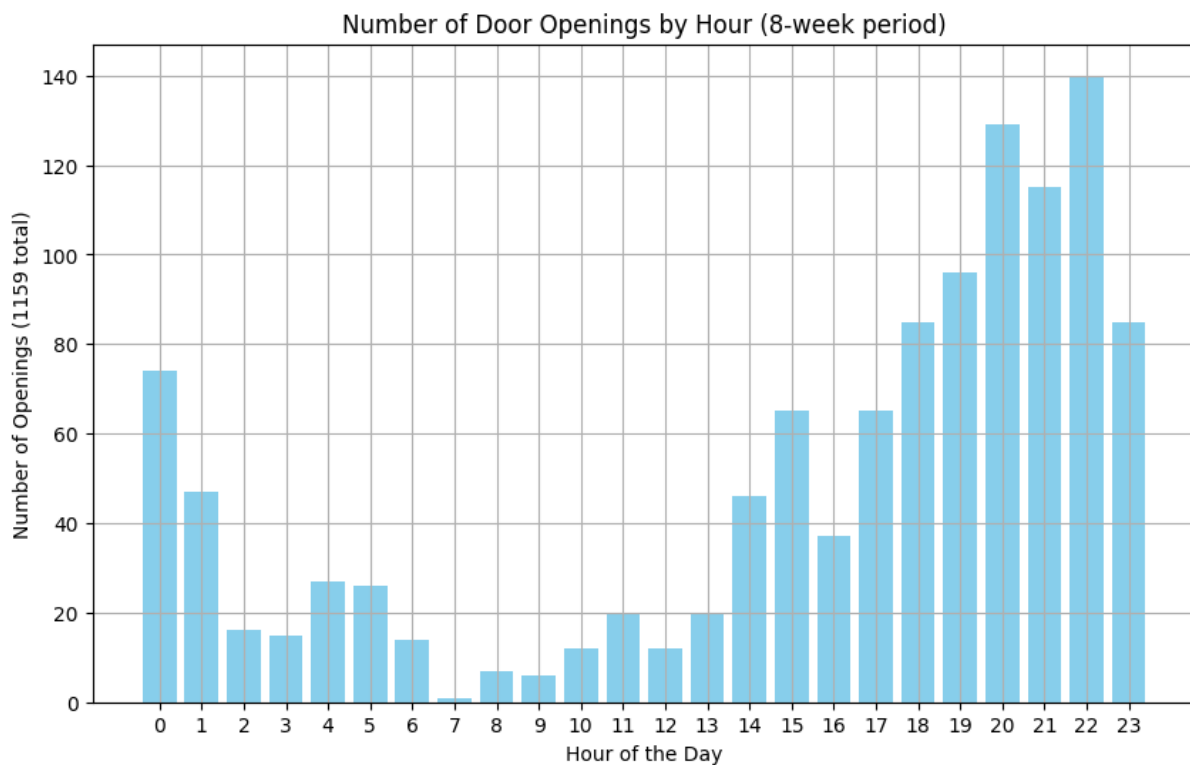
Από το διάγραμμα παρατηρείται ότι οι προβλέψεις τείνουν να ακολουθούν τη γενική τάση των πραγματικών τιμών. Παρ' όλ' αυτά, η απόδοση του μοντέλου στο διάγραμμα πρόβλεψης των watt υποδεικνύει ένα σημαντικό ζήτημα σχετικά με την ικανότητά του να εντοπίζει με ακρίβεια την έναρξη λειτουργίας της συσκευής. Συγκεκριμένα, παρατηρείται ότι το μοντέλο αδυνατεί να προβλέψει σωστά τα χρονικά σημεία όπου ξεκινάει να λειτουργεί η συσκευή, γεγονός που αποτυπώνεται από τις καθυστερημένες αντιδράσεις ή τις λανθασμένες εκτιμήσεις στην αύξηση της κατανάλωσης ισχύος. Αυτό υποδηλώνει ότι το μοντέλο δυσκολεύεται να συλλάβει τα χαρακτηριστικά ή τα μοτίβα που σχετίζονται με την ενεργοποίηση της συσκευής.



Εικόνα 48: Πρόβλεψη κατανάλωσης ισχύος με reed switch

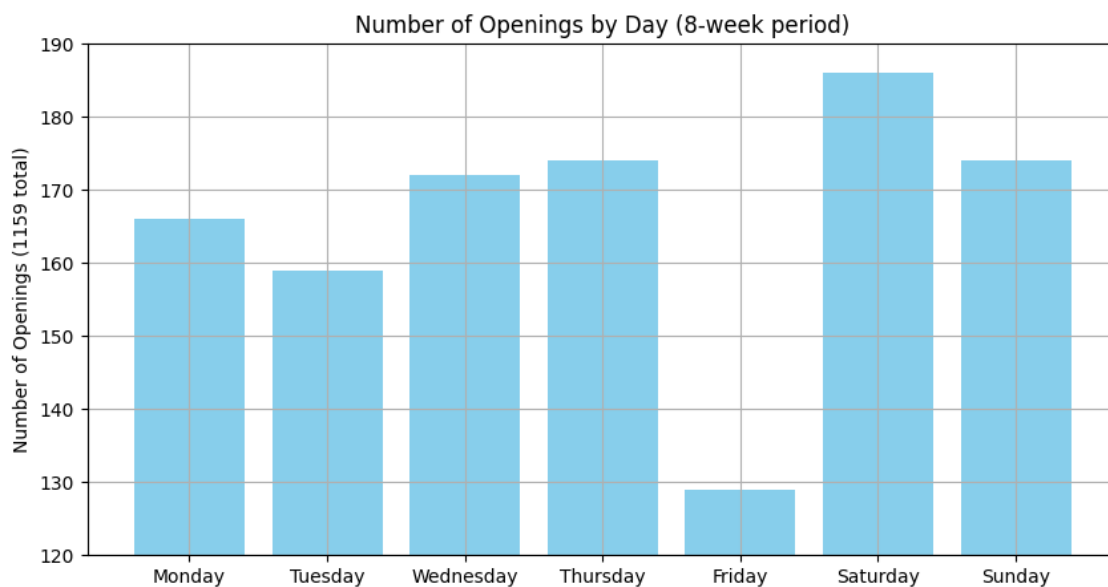
## 9.2 Μελέτη χρήσης και ανοιγμάτων του ψυγείου

Παρατηρώντας το παρακάτω γράφημα των ανοιγμάτων πόρτας ανά ώρα της ημέρας, ο κομπρέσορας θα μπορούσε να λειτουργεί πιο συχνά κατά τις ώρες αιχμής (π.χ., 18:00-00:00), καθώς αυτές οι ώρες παρουσιάζουν υψηλή δραστηριότητα ανοίγματος της πόρτας. Αυτό μπορεί να διασφαλίσει ότι η θερμοκρασία του ψυγείου παραμένει σταθερή, παρά την εισροή θερμού αέρα. Αυξάνοντας την ισχύ ψύξης κατά τις ώρες αιχμής, μπορεί να μειωθεί ο χρόνος που χρειάζεται ο κομπρέσορας για να επαναφέρει τη θερμοκρασία στο επιθυμητό επίπεδο μετά από ένα άνοιγμα της πόρτας. Κατά τις ώρες μη αιχμής, όταν η μεταβολή στην κατάσταση της πόρτας πραγματοποιείται με μικρότερη συχνότητα (π.χ., 00:00-06:00), η λειτουργία του κομπρέσορα μπορεί να περιοριστεί, μειώνοντας έτσι την κατανάλωση ενέργειας.



Εικόνα 49: Ανοίγματα πόρτας ανά ώρα της ημέρας

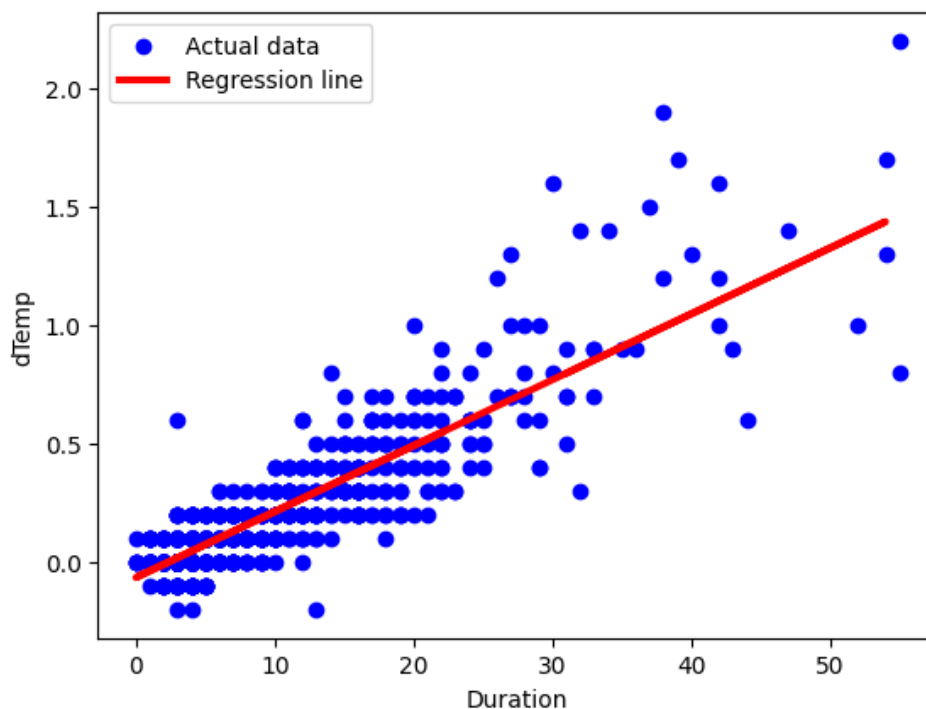
Στο γράφημα ανοιγμάτων πόρτας ανά ημέρα παρατηρείται ότι την Παρασκευή το ψυγείο έχει τη χαμηλότερη χρήση με το μικρότερο αριθμό ανοιγμάτων. Εάν ένα αντίστοιχο βιομηχανικό ψυγείο αφορούσε μία εταιρεία και εκείνη την ημέρα είχε το ελάχιστο πλήθος ανοιγμάτων της πόρτας, θα μπορεί να γίνει ανάλογη προσαρμογή της μέσης θερμοκρασίας λειτουργίας και ως αποτέλεσμα και του κομπρέσορα, εφόσον αυτό επιτρέπεται από τα προϊόντα που αποθηκεύονται.



Εικόνα 50: Ανοίγματα πόρτας ανά ημέρα

### 9.2.1 Συσχέτιση διαφοράς θερμοκρασίας – χρόνου ανοίγματος

Υπάρχει μια σαφής θετική συσχέτιση μεταξύ της διάρκειας που μένει ανοιχτή η πόρτα του ψυγείου και της αύξησης της θερμοκρασίας ( $dTemp$ ). Όσο μεγαλύτερη είναι η διάρκεια ανοίγματος, τόσο μεγαλύτερη είναι η διαφορά θερμοκρασίας. Παρόλο που υπάρχει θετική συσχέτιση, τα δεδομένα είναι σχετικά διάσπαρτα, δείχνοντας ότι υπάρχουν και άλλοι παράγοντες που μπορεί να επηρεάζουν τη διαφορά θερμοκρασίας, εκτός από τη διάρκεια του ανοίγματος. Παραδείγματος χάριν, η εξωτερική θερμοκρασία παίζει τον σημαντικότερο ρόλο ύστερα από τον χρόνο που θα παραμείνει ανοιχτή η πόρτα για την αύξηση της θερμοκρασίας. Η κόκκινη γραμμή αντιπροσωπεύει τη γραμμική παλινδρόμηση, η οποία δείχνει την καλύτερη εκτίμηση της σχέσης μεταξύ των δύο μεταβλητών. Η γραμμή αυτή έχει θετική κλίση, ενισχύοντας την παρατήρηση ότι η διάρκεια του ανοίγματος επηρεάζει θετικά την αύξηση της θερμοκρασίας. Μετά το πέρας των τριάντα δευτερολέπτων, το πλήθος των δεδομένων αραιώνει διότι το ψυγείο δεν χρησιμοποιήθηκε τόσες φορές για τόσο μεγάλα χρονικά διαστήματα. Επειδή τα δεδομένα αυτά είναι πιο σπάνια, μπορεί να μην είναι τόσο αντιπροσωπευτικά όσο τα δεδομένα για μικρότερες διάρκειες. Μπορεί να περιέχουν εξαιρέσεις ή ειδικές περιπτώσεις που δεν αντικατοπτρίζουν τη συνήθη χρήση του ψυγείου. Η παρουσία διάσπαρτων και αραιών δεδομένων μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια της εκτίμησης της γραμμικής σχέσης. Μπορεί να προκαλέσουν αύξηση της διακύμανσης γύρω από τη γραμμή παλινδρόμησης, καθιστώντας τη γραμμή λιγότερο ακριβή.



Εικόνα 51: Γραμμική συσχέτιση διαφοράς θερμοκρασίας - χρόνου

Τα αποτελέσματα που παρατίθενται δείχνουν τις επιδόσεις του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο δοκιμών.

Η τιμή του συνόλου εκπαίδευσης  $R^2$  δείχνει πόσο καλά το μοντέλο παλινδρόμησης προσαρμόζεται στα δεδομένα εκπαίδευσης. Ένα  $R^2$  ίσο με 0.7655 σημαίνει ότι περίπου το 76.55% της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής (dTemp) μπορεί να εξηγηθεί από την ανεξάρτητη μεταβλητή (Duration) στο σύνολο εκπαίδευσης. Αυτό είναι μια σχετικά καλή προσαρμογή, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο συλλαμβάνει την πλειονότητα της διακύμανσης στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Η τιμή του συνόλου δοκιμών  $R^2$  δείχνει πόσο καλά το μοντέλο παλινδρόμησης γενικεύεται σε νέα, άρατα δεδομένα. Ένα  $R^2$  ίσο με 0.8102 σημαίνει ότι περίπου το 81.02% της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής (dTemp) μπορεί να εξηγηθεί από την ανεξάρτητη μεταβλητή (Duration) στο σύνολο δοκιμών. Αυτό είναι ελαφρώς καλύτερο από το  $R^2$  του συνόλου εκπαίδευσης, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο γενικεύεται καλά και αποδίδει ακόμη καλύτερα σε άρατα δεδομένα.

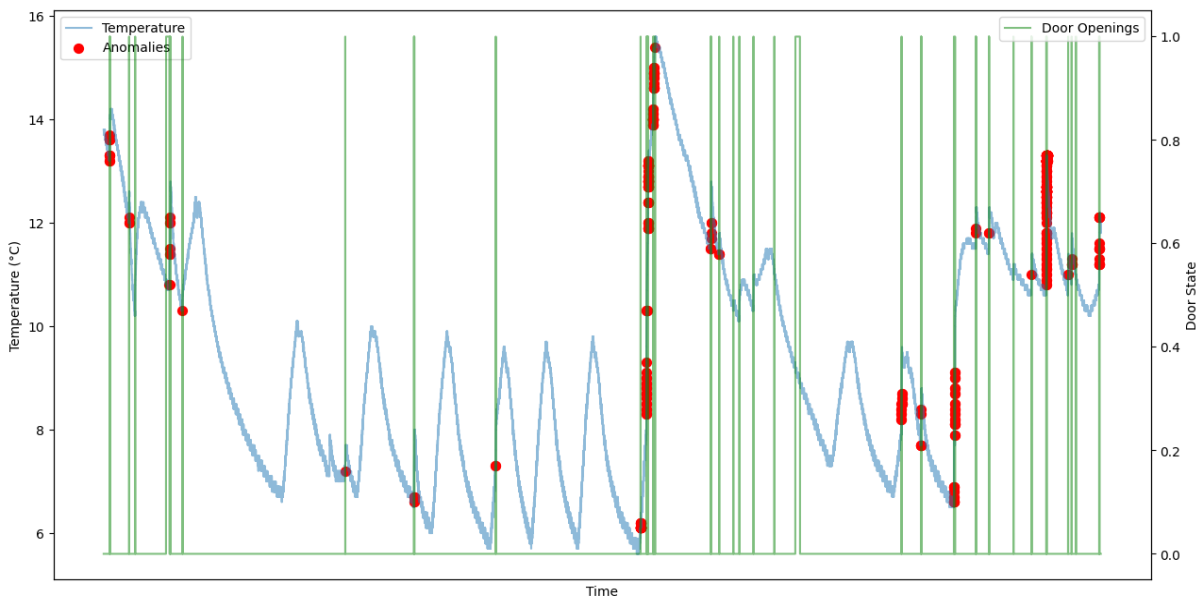
Η Μέση Τετραγωνική Απόκλιση (Mean Squared Error-MSE) είναι ένα μέτρο της μέσης τετραγωνικής διαφοράς μεταξύ των παρατηρούμενων πραγματικών αποτελεσμάτων και των αποτελεσμάτων που προβλέπει το μοντέλο. Μια χαμηλότερη τιμή MSE υποδεικνύει καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης. Ένα MSE ίσο με 0.0143 είναι σχετικά χαμηλό, υποδεικνύοντας ότι οι προβλέψεις του μοντέλου είναι κοντά στις πραγματικές τιμές στο σύνολο δοκιμών.

```
Training set R^2: 0.7655285613880517
Testing set R^2: 0.8102241109686954
Testing set Mean Squared Error: 0.014311181565659931
```

Εικόνα 52: Αποτελέσματα εκπαίδευσης μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης

## 9.2.2 Αποτελέσματα ανίχνευσης ανωμαλιών

Από το διάγραμμα μπορούμε να παρατηρήσουμε τα εξής: Οι πράσινες γραμμές αντιπροσωπεύουν τα ανοίγματα της πόρτας του ψυγείου, και είναι εμφανές ότι όταν η πόρτα ανοίγει, συνήθως υπάρχει μια άνοδος στη θερμοκρασία, καθώς εισέρχεται ζεστός αέρας στο ψυγείο. Τα κόκκινα σημεία δείχνουν τις ανωμαλίες που αναγνωρίστηκαν από το μοντέλο, και παρατηρούμε ότι πολλές από αυτές τις ανωμαλίες εμφανίζονται κοντά στα ανοίγματα της πόρτας, υποδηλώνοντας ότι οι αλλαγές στη θερμοκρασία οφείλονται στο άνοιγμα της πόρτας. Ωστόσο, θα μπορούσαν να υπάρχουν και ανωμαλίες που δεν συνδέονται άμεσα με τα ανοίγματα της πόρτας, γεγονός που θα υποδείκνυε ότι μπορεί να υπάρχουν άλλοι παράγοντες που επηρεάζουν τη θερμοκρασία του ψυγείου. Ανωμαλίες που δεν θα συνδέονται με τα ανοίγματα της πόρτας μπορεί να χρειάζονται περαιτέρω διερεύνηση για να εντοπιστούν άλλοι παράγοντες που επηρεάζουν τη θερμοκρασία του ψυγείου. Υπάρχουν διαστήματα όπου η θερμοκρασία παραμένει σχετικά σταθερή χωρίς ανωμαλίες ή ανοίγματα της πόρτας, κάτι που δείχνει κανονική λειτουργία του ψυγείου χωρίς εξωτερικές παρεμβολές. Συνοψίζοντας, το διάγραμμα παρέχει χρήσιμες πληροφορίες για τη σύνδεση των ανωμαλιών στη θερμοκρασία με τα ανοίγματα της πόρτας, επιτρέποντας την αναγνώριση τόσο των φυσιολογικών όσο και των μη φυσιολογικών αποκλίσεων στη θερμοκρασία του ψυγείου, ενώ παράλληλα υποδεικνύει περιοχές όπου απαιτείται περαιτέρω ανάλυση για την κατανόηση των απομονωμένων ανωμαλιών.



Εικόνα 53: Διάγραμμα ανίχνευσης ανωμαλιών

### 9.3 Επίλογος

Συνοψίζοντας, η παρούσα μελέτη ανέδειξε την αποτελεσματικότητα της εφαρμογής ενός LSTM μοντέλου για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας του ψυγείου, λαμβάνοντας υπόψη παραμέτρους όπως η θερμοκρασία και η υγρασία. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τη βελτιωμένη απόδοση του μοντέλου, με σταδιακή μείωση της απώλειας τόσο κατά την εκπαίδευση όσο και κατά την επικύρωση, γεγονός που καταδεικνύει την ικανότητα του μοντέλου να μαθαίνει και να γενικεύει αποτελεσματικά. Ενώ οι περιβαλλοντικές μεταβολές ανέδειξαν προκλήσεις στις μετρήσεις, που επηρέασαν την ακρίβεια του μοντέλου. Παράλληλα, οι αναλύσεις των δεδομένων των ανοιγμάτων της πόρτας προσφέρουν κρίσιμες πληροφορίες για τη λειτουργία του κομπρέσορα και τη θερμοκρασία του ψυγείου, υποδεικνύοντας περιθώρια βελτιστοποίησης της ενεργειακής απόδοσης. Η συσχέτιση μεταξύ της διάρκειας των ανοιγμάτων και της αύξησης της θερμοκρασίας επιβεβαιώνει τον σημαντικό ρόλο που διαδραματίζει η αλλαγή στην κατάσταση της πόρτας στην αποδοτική λειτουργία του ψυγείου. Τέλος, τα αποτελέσματα από τη γραμμική παλινδρόμηση δείχνουν μια καλή προσαρμογή στα δεδομένα, με το μοντέλο να παρέχει αξιόπιστες προβλέψεις, αν και η παρουσία διάσπαρτων δεδομένων υποδηλώνει την ανάγκη για περαιτέρω έρευνα. Συνολικά, η μελέτη αυτή συνεισφέρει σημαντικά στην κατανόηση της σχέσης μεταξύ λειτουργίας ψυγείου και κατανάλωσης ενέργειας, ανοίγοντας τον δρόμο για περαιτέρω βελτιώσεις στην αποδοτική διαχείριση των ψυκτικών συστημάτων.

## Κεφάλαιο 10ο: Προτάσεις βελτίωσης

Για την περαιτέρω βελτίωση του συστήματος, προτείνεται η προσθήκη ενός ακόμη αισθητήρα DHT22 εκτός του ψυγείου, με σκοπό τη μέτρηση της θερμοκρασίας και της υγρασίας του περιβάλλοντος. Αυτή η προσθήκη θα επιτρέψει τη μελέτη της συσχέτισης μεταξύ των συνθηκών του περιβάλλοντος και αυτών μέσα στο ψυγείο. Η σύγκριση αυτών των δύο παραμέτρων μπορεί να αποκαλύψει σημαντικές πληροφορίες για την απόδοση και την αποδοτικότητα του ψυγείου, καθώς και για τις πιθανές επιδράσεις των εξωτερικών περιβαλλοντικών συνθηκών στη λειτουργία του.

Ένα άλλο σημαντικό βήμα για τη βελτιστοποίηση του συστήματος είναι η δοκιμή διαφορετικών τοποθετήσεων του αισθητήρα DHT22 εντός του ψυγείου. Μέσω αυτών των δοκιμών, μπορούμε να εντοπίσουμε το σημείο που προσφέρει τις πιο ακριβείς μετρήσεις θερμοκρασίας και υγρασίας, εξασφαλίζοντας έτσι καλύτερη αξιοπιστία στα δεδομένα που συλλέγονται. Η βέλτιστη τοποθέτηση του αισθητήρα είναι κρίσιμη για την εξαγωγή ακριβών συμπερασμάτων σχετικά με τις συνθήκες εντός του ψυγείου.

Επιπλέον, λόγω της μεγάλης απόστασης μεταξύ του router και του ψυγείου, το σήμα Wi-Fi στο ESP8266 και στο Shelly 1PM ήταν αρκετά ασθενές, γεγονός που ενδέχεται να οδήγησε σε περιπτώσεις απώλειας δεδομένων και αποσύνδεσης των συσκευών. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος, συνιστάται η βελτίωση της κάλυψης του δικτύου μέσω της χρήσης συσκευών όπως Wi-Fi repeaters ή power line adapters. Με την ενίσχυση του σήματος, θα διασφαλίσουμε σταθερή σύνδεση και συνεχή ροή δεδομένων, βελτιώνοντας έτσι τη συνολική απόδοση του συστήματος.

Τέλος, είναι απαραίτητη η συλλογή μεγαλύτερου όγκου δεδομένων, δεδομένου ότι η λήψη τους διακόπηκε στα μέσα του καλοκαιριού. Με ένα μεγαλύτερο όγκο δεδομένων και σε συνδυασμό με τον αισθητήρα θερμοκρασίας-υγρασίας του περιβάλλοντος, θα μπορούσαμε να αναλύσουμε τις μεταβολές των παραμέτρων αυτών καθ' όλη τη διάρκεια του έτους. Η ύπαρξη ενός μεγαλύτερου συνόλου δεδομένων θα συμβάλει στη δημιουργία ενός πιο αξιόπιστου και ακριβούς μοντέλου πρόβλεψης, το οποίο θα μπορεί να προβλέπει τις συνθήκες στο ψυγείο με μεγαλύτερη ακρίβεια και να υποστηρίζει την αποτελεσματικότερη διαχείριση των συνθηκών συντήρησης.

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] C. Gantz, *Refrigeration: A History*. McFarland, 2015.
- [2] “How Your Fridge And Freezer Work,” Green Living Ideas. Accessed: Jul. 02, 2024. [Online]. Available: <https://greenlivingideas.com/2014/09/12/how-your-fridge-and-freezer-work/>
- [3] “Refrigerator,” *Wikipedia*. Jul. 03, 2024. Accessed: Jul. 04, 2024. [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Refrigerator&oldid=1232352949>
- [4] “Old vs new fridge | Flukso.” Accessed: Jul. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.flukso.net/content/old-vs-new-fridge>
- [5] S. Naveen, *Study of IoT: Understanding IoT Architecture, Applications, Issues and Challenges*. 2016.
- [6] “What is IoT | TEKTELIC Glossary,” TEKTELIC. Accessed: Jul. 02, 2024. [Online]. Available: <https://tektelic.com/what-it-is/iot/>
- [7] J. Su, J. Yao, R. Xie, and K. Wu, “DeepSpectrum: A Deep-Learning-based Spectrum Identification for Wireless Signals,” in *2023 19th International Conference on Mobility, Sensing and Networking (MSN)*, Nanjing, China: IEEE, Dec. 2023, pp. 636–643. doi: 10.1109/MSN60784.2023.00094.
- [8] A. S. Abdul-Qawy, “The Internet of Things (IoT): An Overview,” vol. 5, no. 12, 2015.
- [9] J. L. Torralbo-Munoz, S. Sendra, L. Parra, and J. Lloret, “SmartFridge: The Intelligent System that Controls your Fridge,” in *2018 Fifth International Conference on Internet of Things: Systems, Management and Security*, Valencia: IEEE, Oct. 2018, pp. 200–207. doi: 10.1109/IoTSMS.2018.8554615.
- [10] K. Koritsoglou, M. S. Papadopoulou, A. D. Boursianis, P. Sarigiannidis, S. Nikolaidis and S. K. Goudos, “Smart Refrigeration Equipment based on IoT Technology for Reducing Power Consumption,” 2022 11th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST), Bremen, Germany, 2022, pp. 1-4, doi: 10.1109/MOCASST54814.2022.9837760.
- [11] K. Koritsoglou, M. Papadopoulou, A. Boursianis, A. Griva, S. Nikolaidis, S. Goudos, “Reducing Power Consumption in Refrigeration Equipment using IoT Technology: The SmartFridge Project,” 7th South-East Europe Design Automation, Computer Engineering, Computer Networks and Social Media Conference (SEEDA-CECNSM 2022), Ioannina, Greece, 2022.
- [12] A. I. Griva *et al.*, “Energy Consumption Assessment in Refrigeration Equipment: The SmartFridge Project,” in *2023 12th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST)*, Jun. 2023, pp. 1–4. doi: 10.1109/MOCASST57943.2023.10176514.
- [13] “Airtrack: freezer trucks protection.” Accessed: Jul. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.airtecnicos.com/news/airtrack-new-airtecnicos-air-curtain-for-refrigerated-vehicles>
- [14] MedicalSearch.com.au, “The Importance of a Medical Fridge for Safe and Effective Storage of Medical Products,” MedicalSearch. Accessed: Jul. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.medicalsearch.com.au/the-importance-of-a-medical-fridge-for-safe-and-effective-storage-of-medical-products/f/24352>
- [15] “ESP8266,” *Wikipedia*. May 09, 2024. Accessed: Aug. 11, 2024. [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=ESP8266&oldid=1223061695>
- [16] “ESP8266 DHT11/DHT22 Web Server Arduino IDE | Random Nerd Tutorials.” Accessed: Jul. 11, 2024. [Online]. Available: <https://randomnerdtutorials.com/esp8266-dht11dht22-temperature-and-humidity-web-server-with-arduino-ide/>
- [17] “NodeMCU ESP8266,” Components101. Accessed: Jun. 29, 2024. [Online]. Available: <https://components101.com/development-boards/nodemcu-esp8266-pinout-features-and-datasheet>
- [18] Y. A. Ahmad, T. Surya Gunawan, H. Mansor, B. A. Hamida, A. Fikri Hishamudin, and F. Arifin, “On the Evaluation of DHT22 Temperature Sensor for IoT Application,” in *2021 8th International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE)*, Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, Jun. 2021, pp. 131–134. doi: 10.1109/ICCCCE50029.2021.9467147.
- [19] T. Liu, “Capacitive-type humidity and temperature module/sensor”.

- [20]“Reed switch,” *Wikipedia*. Mar. 03, 2024. Accessed: Jun. 29, 2024. [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Reed\\_switch&oldid=1211602674](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Reed_switch&oldid=1211602674)
- [21]“Magnetic Reed Switch,” *indiamart.com*. Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.indiamart.com/proddetail/magnetic-reed-switch-15353980348.html>
- [22]“Shelly Plus 1PM,” *Easy Smart Home Automation*. Accessed: Jun. 29, 2024. [Online]. Available: <https://www.shelly.com/en/products/shop/shelly-plus-1-pm>
- [23]“Native API Component,” *ESPHome*. Accessed: Jun. 29, 2024. [Online]. Available: <https://esphome.io/components/api.html>
- [24]“Raspberry Pi 4 Model B/4GB,” *PiShop.ca*. Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.pishop.ca/product/raspberry-pi-4-model-b-4gb/>
- [25]B. K. Akhmetzhanov, O. A. Gazizuly, Z. Nurlan, and N. Zhakiyev, “Integration of a Video Surveillance System Into a Smart Home Using the Home Assistant Platform,” in *2022 International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST)*, Nur-Sultan, Kazakhstan: IEEE, Apr. 2022, pp. 1–5. doi: 10.1109/SIST54437.2022.9945718.
- [26]H. Assistant, “Home Assistant,” *Home Assistant*. Accessed: Aug. 11, 2024. [Online]. Available: <https://www.home-assistant.io/>
- [27]H. Assistant, “InfluxDB,” *Home Assistant*. Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.home-assistant.io/integrations/influxdb/>
- [28]S. Beechen, *sabeechen/hassio-google-drive-backup*. (Jun. 30, 2024). Python. Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/sabeechen/hassio-google-drive-backup>
- [29]“What is a domain name? | Domain name vs. URL.” Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.cloudflare.com/learning/dns/glossary/what-is-a-domain-name/>
- [30]J. Dickey, *Instant CloudFlare Starter*. Packt Publishing Ltd, 2013.
- [31]E. for Beginners, “Getting Started with ESPHome (2024).” Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.espforbeginners.com/guides/esphome-getting-started/>
- [32]V. Sinha, F. Doucet, C. Siska, R. Gupta, S. Liao, and A. Ghosh, “YAML: a tool for hardware design visualization and capture,” in *Proceedings 13th International Symposium on System Synthesis*, Sep. 2000, pp. 9–14. doi: 10.1109/ISSS.2000.874023.
- [33]I. El Naqa, R. Li, and M. J. Murphy, Eds., *Machine Learning in Radiation Oncology: Theory and Applications*. Cham: Springer International Publishing, 2015. doi: 10.1007/978-3-319-18305-3.
- [34]B. Mahesh, *Machine Learning Algorithms -A Review*, vol. 9. 2019. doi: 10.21275/ART20203995.
- [35]O. I. Abiodun, A. Jantan, A. E. Omolara, K. V. Dada, N. A. Mohamed, and H. Arshad, “State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey,” *Heliyon*, vol. 4, no. 11, p. e00938, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938.
- [36]Amzhao, “Quantum Neural Networks,” MIT 6.s089—Intro to Quantum Computing. Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://medium.com/mit-6-s089-intro-to-quantum-computing/quantum-neural-networks-7b5bc469d984>
- [37]Z. Zhang, *Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research*. Cham: Springer International Publishing, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-67340-0.
- [38]S. Sharma, S. Sharma, and A. Athaiya, “ACTIVATION FUNCTIONS IN NEURAL NETWORKS,” *Int. J. Eng. Appl. Sci. Technol.*, vol. 04, no. 12, pp. 310–316, May 2020, doi: 10.33564/IJEAST.2020.v04i12.054.
- [39]B. Ding, H. Qian, and J. Zhou, “Activation functions and their characteristics in deep neural networks,” in *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, Jun. 2018, pp. 1836–1841. doi: 10.1109/CCDC.2018.8407425.
- [40]“Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network,” *Phys. Nonlinear Phenom.*, vol. 404, p. 132306, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.physd.2019.132306.
- [41]S. S. A. PhD, “Introduction to Recurrent Neural Networks,” *Medium*. Accessed: Jul. 03, 2024. [Online]. Available: <https://levelup.gitconnected.com/introduction-to-recurrent-neural-networks-dc068ca7b0b0>
- [42][Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Long\\_short-term\\_memory&oldid=1227851390](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Long_short-term_memory&oldid=1227851390)
- [43]X. Su, X. Yan, and C.-L. Tsai, “Linear regression,” *WIREs Comput. Stat.*, vol. 4, no. 3, pp. 275–294, 2012, doi: 10.1002/wics.1198.

- [44] G. James, D. Witten, T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Taylor, "Linear Regression," in *An Introduction to Statistical Learning*, in Springer Texts in Statistics. , Cham: Springer International Publishing, 2023, pp. 69–134. doi: 10.1007/978-3-031-38747-0\_3.
- [45] S. R, "Univariate Time Series Anomaly Detection Using ARIMA Model," Analytics Vidhya. Accessed: Jul. 14, 2024. [Online]. Available: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/08/univariate-time-series-anomaly-detection-using-arma-model/>
- [46] D. Xu, Y. Wang, Y. Meng, and Z. Zhang, "An Improved Data Anomaly Detection Method Based on Isolation Forest," in *2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, Dec. 2017, pp. 287–291. doi: 10.1109/ISCID.2017.202.
- [47] "Isolation Forest: learned iForest construction for toy dataset," ResearchGate. Accessed: Jul. 14, 2024. [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/figure/Isolation-Forest-learned-iForest-construction-for-toy-dataset\\_fig1\\_352017898](https://www.researchgate.net/figure/Isolation-Forest-learned-iForest-construction-for-toy-dataset_fig1_352017898)
- [49] "Python (programming language)," *Wikipedia*. Jul. 30, 2024. Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Python\\_\(programming\\_language\)&oldid=1237627709](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Python_(programming_language)&oldid=1237627709)
- [49] "pandas (software)," *Wikipedia*. Jul. 15, 2024. Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Pandas\\_\(software\)&oldid=1234683004](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Pandas_(software)&oldid=1234683004)
- [50] "NumPy -." Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: <https://numpy.org/>
- [51] "Matplotlib — Visualization with Python." Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: <https://matplotlib.org/>
- [52] "scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 1.5.1 documentation." Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/#>
- [53] "Python datetime module," GeeksforGeeks. Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/python-datetime-module/>
- [54] "Keras: Deep Learning for humans." Accessed: Aug. 01, 2024. [Online]. Available: [https://keras.io/keras\\_3/](https://keras.io/keras_3/)
- [55] N. Chatzilabrou et al., "Web-Based Monitoring of Refrigerator Units Using Microcontroller," 2024 13th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST), Sofia, Bulgaria, 2024, pp. 1-4, doi: 10.1109/MOCASST61810.2024.10615643.
- [56] "multivariate-lstm/LSTM\_model\_stocks.ipynb at master · vb100/multivariate-lstm," GitHub. Accessed: Aug. 11, 2024. [Online]. Available: [https://github.com/vb100/multivariate-lstm/blob/master/LSTM\\_model\\_stocks.ipynb](https://github.com/vb100/multivariate-lstm/blob/master/LSTM_model_stocks.ipynb)