



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

**ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ  
ΠΜΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΔΙΚΤΥΩΝ**

**ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**«Μελέτη και χαρακτηρισμός θερμικής άνεσης εσωτερικού χώρου με χρήση  
τεχνικών μηχανικής μάθησης»**

Τζίμας Βασίλειος

Επιβλέπων  
Αδάμ Σταύρος  
Επίκουρος Καθηγητής

Άρτα, Φεβρουάριος, 2022





**«Study and characterization of indoor thermal comfort using machine learning techniques»**



## **Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή**

Άρτα, Ημερομηνία

### **ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ**

1. Επιβλέπων καθηγητής

Αδάμ Σταύρος

Επίκουρος Καθηγητής

2. Μέλος επιτροπής

Δουμένης Γρηγόριος

Επίκουρος Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής

Φουτσιτζή Γεωργία

Καθηγήτρια

© Τζίμας Βασίλειος, 2022.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

### **Δήλωση μη λογοκλοπής**

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν. 2121/1993 περί Πνευματικής Ιδιοκτησίας, ότι η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία είναι εξ ολοκλήρου αποτέλεσμα δικής μου ερευνητικής εργασίας, δεν αποτελεί προϊόν αντιγραφής ούτε προέρχεται από ανάθεση σε τρίτους. Όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν (κάθε είδους, μορφής και προέλευσης) για τη συγγραφή της περιλαμβάνονται στη βιβλιογραφία.

Τζίμας Βασίλειος

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Tzimas', followed by a long horizontal line extending to the right.

Υπογραφή





## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Η παρούσα μελέτη έγινε στα πλαίσια του μεταπτυχιακού προγράμματος «Πληροφορικής και Δικτύων» του τμήματος Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων.

Ολοκληρώνοντας την παρούσα διπλωματική εργασία, αισθάνομαι την ανάγκη να ευχαριστήσω τους ανθρώπους που συνέβαλαν ο καθένας με τον δικό του τρόπο και βοήθησαν στην υλοποίηση της.

Κατ' αρχήν τον κ. Σταύρο Αδάμ, επίκουρο καθηγητή και επιβλέποντα της συγκεκριμένης διπλωματικής μου εργασίας «Μελέτη και χαρακτηρισμός θερμικής άνεσης εσωτερικού χώρου με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης». Πρωτίστως για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπο μου και για την πολύτιμη καθοδήγηση και στήριξη του κατά την μελέτη και πραγματοποίηση της.

Παράλληλα, τον επίκουρο καθηγητή κ. Δουμένη Γρηγόριο και την καθηγήτρια Φουτσιτζή Γεωργία που συμμετέχουν στην επιτροπή αξιολόγησης της συγκεκριμένης διπλωματικής.

Επίσης, νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω το Εργαστήριο Αυτόνομων Υπολογιστικών Συστημάτων του Τμήματος Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων και τον Ιωάννη Μασκλαβάνο για την δυνατότητα που μου έδωσαν να χρησιμοποιήσω το υπολογιστικό περιβάλλον Matlab.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συνεργάτες μου σε όλη την πορεία της σχολής, και μετέπειτα, για όσα μάθαμε μαζί και για τη βοήθεια τους σε κρίσιμες στιγμές. Η συνεργασία και η ομαδικότητα που επιτύχαμε είναι το πιο σημαντικό που έμαθα στη σχολή.

Τέλος, είμαι ευγνώμων στα μέλη της οικογένειας μου για τη στήριξη τους, κατά την διάρκεια των σπουδών μου και την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία έχει ως στόχο την μελέτη και τον χαρακτηρισμό θερμικής άνεσης εσωτερικού χώρου. Μετά από μια συνοπτική περιγραφή της έννοιας της θερμικής άνεσης και της αναφοράς του προβλήματος σε αυτό το αντικείμενο, γίνεται μια ανάλυση όλων των συνιστωσών που επιδρούν στην θερμική άνεση και πως την αντιλαμβάνεται ο άνθρωπος. Στην συνέχεια μελετώνται εργασίες που έχουν πραγματοποιηθεί στο συγκεκριμένο αντικείμενο και σε τι συμπεράσματα καταλήγουν. Τέλος, πραγματοποιούνται κάποιες υλοποιήσεις προκειμένου να προβλεφθεί η θερμική άνεση σε κτίρια.

Στο **πρώτο κεφάλαιο** γίνεται μια συνοπτική παρουσίαση της θερμικής άνεσης και τις προσπάθειες του ανθρώπου να βελτιώσει τις συνθήκες διαμονής του σε έναν εσωτερικό χώρο. Επιπλέον αναφέρεται το πρόβλημα της κατανάλωσης ενέργειας που δημιουργείται από τις κινήσεις του και πόσο σημαντικό είναι να μελετηθεί εκτενώς το ζήτημα της θερμικής άνεσης.

Στο **δεύτερο κεφάλαιο** πραγματοποιείται εκτενής ανάλυση της έννοιας της θερμικής άνεσης και ποιες είναι οι κύριες κατηγορίες παραμέτρων που την επηρεάζουν. Επίσης, γίνεται μια παρουσίαση των βασικών παραμέτρων από κάθε κατηγορία και τον τρόπο που επιδρούν στο πρόβλημα.

Στο **τρίτο κεφάλαιο** αναλύεται το πρόβλημα της θερμικής άνεσης ποια βήματα βοηθούν στην αντιμετώπιση της. Ενώ, αναφέρονται και οι πιο γνωστές τεχνικές που έχουν αναπτυχθεί για την μέτρηση των παραμέτρων που αναφέρονται στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Το **τέταρτο κεφάλαιο** αναφέρεται στις τεχνικές μηχανικής μάθησης που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά καιρούς στην προσπάθεια μοντελοποίησης και πρόβλεψης θερμικής άνεσης και γίνεται μια αναφορά στα πλεονεκτήματα και στα μειονεκτήματά τους.

Στο **πέμπτο κεφάλαιο** παρουσιάζονται σχετικές εργασίες που έχουν πραγματοποιηθεί σε συνδυασμό με τα άτομα που ασχολήθηκαν σε κάθε μια. Αναφέρονται τα εργαλεία που χρησιμοποιήσαν και τα τελικά συμπεράσματα κάθε εργασίας.

Στο **έκτο κεφάλαιο** περιγράφεται η υλοποίηση που πραγματοποιήθηκε στην συγκεκριμένη εργασία. Αναφέρεται η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, η προ επεξεργασία που έγινε στα δεδομένα, οι αλγόριθμοι που εκτελέστηκαν και τα αποτελέσματα που εξήχθησαν από αυτό.

**Λέξεις-κλειδιά:** Θερμική Άνεση, Τεχνικές Μηχανικής Άνεσης, Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης.

## **ABSTRACT**

The scope of this project is to study and characterize thermal comfort in indoor spaces. Initially, we present the terminology around thermal comfort and describe the problem space, followed by the analysis of all the factors that contribute to thermal comfort as observed by humans. Afterwards, we research related work on the subject and conclusions drawn. Finally, we worked on several implementations to achieve prediction of thermal comfort in buildings.

In the first chapter, we present the concept of thermal comfort and the historical humans' attempts to improve their living conditions in indoor spaces. We touch on the problem of energy consumption, and the impact of thermal comfort on it.

In the second chapter, we conduct an in-depth analysis of the main factors that contribute to thermal comfort. We also present the main factors from each category and the way they interact with the problem.

In the third chapter, we dig further into the problem of thermal comfort and which steps help achieve it, while also mentioning the most known techniques developed to measure the aforementioned parameters.

In the fourth chapter, we expand on the machine learning techniques that have been used historically to predict thermal comfort, their advantages and disadvantages.

In the fifth chapter, we present related work and the tools used, as well as the final conclusions of each study.

In the sixth chapter, we describe the implementation completed as part of this project, including the database used, the data pre-processing, the algorithms used and the conclusions drawn.

**ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ**

<b>ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ</b> .....	x
<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	xi
<b>ABSTRACT</b> .....	xiii
<b>Εισαγωγή</b> .....	1
<b>1. Θερμική Άνεση</b> .....	3
1.1. Τι είναι Θερμική Άνεση.....	3
1.2. Πως μετράται η Θερμική Άνεση .....	4
1.2.1. Φυσικές Παράμετροι.....	4
1.2.2. Βιολογικές Παράμετροι .....	9
1.2.3. Εξωτερικές Παράμετροι.....	11
1.3. Το πρόβλημα της Θερμικής Άνεσης .....	12
1.4. Ενέργειες που Βοηθούν στην Επίτευξη Θερμικής Άνεσης .....	14
1.4.1. Προσανατολισμός – Χωροθέτηση Κτιρίου.....	15
1.4.2. Λειτουργική Οργάνωση Εσωτερικού του Κτιρίου. ....	16
1.4.3. Θερμομόνωση.....	17
1.5. Τεχνικές Μέτρησης των Παραμέτρων. ....	18
1.5.1. Το Μοντέλο Fanger Comfort .....	20
1.5.2. Το Μοντέλο των Δύο Κόμβων.....	22
<b>2. Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης</b> .....	27
2.1. Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) .....	27
2.2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN – Artificial Neural Networks).....	29
2.3. Λογιστική παλινδρόμηση.....	30
2.4. Ανάλυση Γραμμικής Διάκρισης (Linear Discriminant Analysis - LDA).....	31
2.5. k- Πλησιέστεροι γείτονες (k-NN) .....	32
2.6. Αλγόριθμος Παλινδρόμησης Τυχαίων Δασών (Random Forest Regression) .....	33
2.7. Naive Bayes .....	34
2.8. Adaptive Boosting (AdaBoost) .....	35
2.8.1. Adaptive Boosting M2.....	35
2.9. Gradient Boosting .....	36
<b>3. Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας και Σχετικές Έρευνες</b> .....	37
3.1. Predicting Individual Thermal Comfort using Machine Learning Algorithms .....	37
3.2. Machine Learning to improve indoor climate and building energy performance.....	39

3.3.	Integrated Method for Personal Thermal Comfort Assessment and Optimization through Users' Feedback, IoT and Machine Learning: A Case Study.....	41
3.4.	Heat Flux Sensing for Machine-Learning-Based Personal Thermal Comfort Modeling .....	43
3.5.	Dimension analysis of subjective thermal comfort metrics based on ASHRAE .....	44
3.6.	A Transfer Active Learning Framework to Predict Thermal Comfort .....	46
3.7.	Energy-Efficient Thermal Comfort Control in Smart Buildings via Deep Reinforcement Learning 48	
3.8.	An IoT Framework for Modeling and Controlling Thermal Comfort in Buildings .....	50
3.9.	Artificial Neural Network Models Using Thermal Sensations and Occupants' Behavior for Predicting Thermal Comfort .....	51
3.10.	Machine learning Based Prediction of Thermal Comfort in Building of Equatorial Singapore 53	
<b>4.</b>	<b>Υλοποίηση.....</b>	<b>57</b>
4.1.	Σύνολο Δεδομένων .....	58
4.2.	Κατηγοριοποίηση Κλάσεων .....	66
4.3.	Σημαντικά Χαρακτηριστικά.....	67
4.4.	Προ επεξεργασία δεδομένων .....	68
4.5.	Εκπαίδευση Αλγορίθμων.....	71
4.5.1.	K-Nearest Neighbors K-NN.....	71
4.5.2.	Decision Trees.....	72
4.5.3.	Artificial Neural Networks.....	73
4.5.4.	Αξιολόγηση Αλγορίθμων.....	75
	<b>Συμπεράσματα.....</b>	<b>77</b>
	<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>	<b>79</b>

**ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ**

<b>Πίνακας 1</b> Κωδικός Κτιρίου .....	58
<b>Πίνακας 2</b> Κλίμακα Θερμικής Άνεσης ASHRAE .....	60
<b>Πίνακας 3</b> Ποσοστό Επιτυχίας Ten Fold Validation K-NN .....	72
<b>Πίνακας 4</b> Confusion Matrix K-NN.....	72
<b>Πίνακας 5</b> Ποσοστό Επιτυχίας Ten Fold Validation Δέντρα Αποφάσεων .....	73
<b>Πίνακας 6</b> Confusion Matrix Δέντρων Αποφάσεων .....	73
<b>Πίνακας 7</b> Ποσοστό Επιτυχίας Ten Fold Validation Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων .....	74
<b>Πίνακας 8</b> Confusion Matrix Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	74
<b>Πίνακας 9</b> Αξιολόγηση Αλγορίθμων .....	75



**ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ**

<b>Εικόνα 1</b> Θερμική Άνεση.....	3
<b>Εικόνα 2</b> Θερμοκρασία .....	4
<b>Εικόνα 3</b> Άνεμος .....	6
<b>Εικόνα 4</b> Ηλιακή Ακτινοβολία.....	8
<b>Εικόνα 5</b> Φύλο.....	9
<b>Εικόνα 6</b> Ηλικία .....	11
<b>Εικόνα 7</b> Η ανάλυση της ένδυσης.....	12
<b>Εικόνα 8</b> Κατανάλωση Ελληνικού Νοικοκυριού.....	13
<b>Εικόνα 9</b> Θερμική Άνεση.....	15
<b>Εικόνα 10</b> Θερμομόνωση.....	17
<b>Εικόνα 11</b> Fanger Comfort Model .....	20
<b>Εικόνα 12</b> Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.....	27
<b>Εικόνα 13</b> Νευρωνικά Δίκτυα .....	29
<b>Εικόνα 14</b> Μέση Τετραγωνική Ρίζα του Σφάλματος ανά Ποσοστό Δεδομένων για Εκπαίδευση .....	40
<b>Εικόνα 15</b> Διαγραφή κενών δεδομένων .....	68
<b>Εικόνα 16</b> Ταξινόμηση δεδομένων σε τρία επίπεδα .....	69
<b>Εικόνα 17</b> Κανονικοποίηση δεδομένων .....	69
<b>Εικόνα 18</b> Ανακάτεμα δεδομένων.....	69
<b>Εικόνα 19</b> Διαχωρισμός δεδομένων για Εκπαίδευση και Δοκιμές .....	70





## Εισαγωγή

Στην συγκεκριμένη εργασία παρουσιάζεται το πρόβλημα της θερμικής άνεσης και οι τρόποι που επιδρά στην καθημερινότητα μας. Με τον όρο θερμική άνεση περιγράφεται η αντίληψη της αίσθησης σύμφωνα με την οποία το άτομο χωρίς αλλαγές στους θερμικούς συντελεστές (π.χ. θερμοκρασία, υγρασία) αισθάνεται ικανοποίηση ή δυσαρέσκεια σχετικά με το περιβάλλον στο οποίο βρίσκεται. Η θερμική άνεση σε μεγάλο βαθμό επηρεάζεται σημαντικά από την πνευματική κατάσταση, με αποτέλεσμα να θεωρείται περισσότερο ως ψυχολογικό φαινόμενο, παρά ως μια φυσική οργανική συνθήκη. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η διάθεση του ατόμου, οι συνήθειες του κ.λπ. να επηρεάζουν τη θερμική άνεση του. Παρόλα αυτά οι διάφορες μελέτες περιγράφουν διάφορους περιβαλλοντικούς και άλλους παράγοντες που επηρεάζουν την θερμική άνεση τους οποίους θα περιγράψουμε στην συνέχεια.

Επομένως, είναι σημαντικό να κατανοηθούν οι παράμετροι που επηρεάζουν και δημιουργούν συνθήκες περιβάλλοντος στο οποίο μειώνεται η επιθυμία των ενοίκων του χώρου για αλλαγή των συνθηκών. Επίσης θα αναφερθούμε σε τρόπους που βοηθούν στη δημιουργία επιθυμητών συνθηκών. Τέλος, θα ασχοληθούμε με τις τεχνικές που έχουν επινοηθεί για αυτόν τον σκοπό και τα χαρακτηριστικά τους.

Η προσπάθεια του ανθρώπου να δημιουργήσει ένα περιβάλλον στο οποίο θα αισθάνεται άνετα είναι διαρκής και στην προσπάθεια του αυτή, επιχειρεί να μεταβάλει τη θερμοκρασία αλλά η συγκεκριμένη παράμετρος αν και είναι σημαντική δεν είναι ικανή από μόνη της να δημιουργήσει το επιθυμητό περιβάλλον. Επιπλέον, στην απόπειρά του πολλές φορές καταλήγει να χρειάζεται υψηλά αποθέματα ενέργειας. Σε μια μελέτη που πραγματοποιήθηκε στη Σιγκαπούρη, διαπιστώθηκε ότι το 60% της ηλεκτρικής ενέργειας που καταναλώνεται, χρησιμοποιείται προκειμένου να επιτευχθεί μείωση της θερμοκρασίας και η δημιουργία ευχάριστου θερμικού περιβάλλοντος (BCA Singapore, 2014)

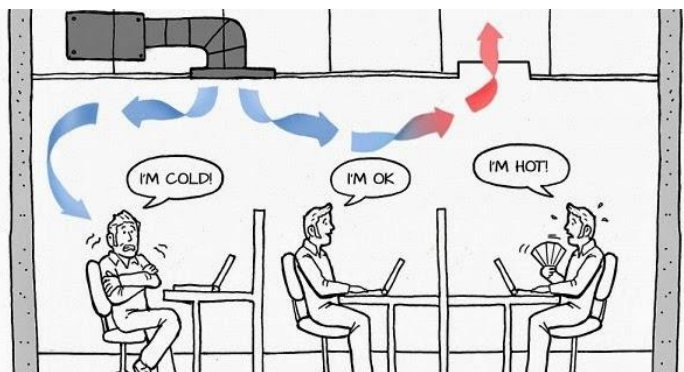
Κατά συνέπεια, η αναγκαιότητα επίτευξης θερμικής άνεσης πρέπει να μελετηθεί σε άμεση σχέση με την ταυτόχρονη μείωση των ενεργειακών αναγκών. Στην παρούσα εργασία έκτος από τη μελέτη επίτευξης της θερμικής άνεσης, αναλύουμε ένα σύνολο ερευνητικών εργασιών που έχουν γίνει στο παρελθόν και πραγματοποιούμε πειράματα με δεδομένα που προέρχονται από την πόλη

της Αθήνας. Ο κύριος σκοπός της εργασίας είναι να μελετηθούν οι δυνατότητες χρήσης αλγορίθμων ώστε να καταστεί εφικτή η μοντελοποίηση της θερμικής άνεσης.

# 1. Θερμική Άνεση

## 1.1. Τι είναι Θερμική Άνεση

Σχετικά με τον ορισμό της θερμικής άνεσης υπάρχουν πολλές διαφορούμενες απόψεις μερικές εκ των οποίων παρατίθενται στην συνέχεια. Ως θερμική άνεση ενός ατόμου ορίζεται η αντίληψη της αίσθησης, η οποία εκφράζει ικανοποίηση με τις παρούσες θερμικές συνθήκες (σύμφωνα με την Αμερικάνικη Επιστημονική Εταιρία Μηχανικών Θέρμανσης, Ψύξης και Κλιματισμού ASHRAE [American Society of Heating, Refrigerating and Air-conditioning Engineers]). Σύμφωνα με την Charmeg Building Technologies (εταιρία ανάπτυξης και παραγωγής αυτοματισμών μέτρησης και ελέγχου για οικιακή, επαγγελματική και ελαφρά βιομηχανική χρήση), θερμική άνεση είναι ο βαθμός ικανοποίησης στην αντίληψη των ανθρώπων σχετικά με τις συνθήκες που βιώνουν στο θερμικό τους περιβάλλον. Είναι δηλαδή ένας δείκτης που εκφράζει το πόσο καλά νοιώθει κάποιος βρισκόμενος σε ένα δεδομένο θερμικό περιβάλλον και πόσο ικανοποιημένος είναι από αυτό ώστε να μην επιθυμεί την αλλαγή του. (Charmeg Building Technologies, 2017) Τέλος, σύμφωνα με τον J. L. M. Hensen (Καθηγητής προσομοίωσης επιδόσεων κτιρίων, Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο του Αϊντχόβεν) ως θερμική άνεση ορίζεται η κατάσταση κατά την οποία δεν υπάρχουν ερεθίσματα που να οδηγούν στη διόρθωση του περιβάλλοντος από το άτομο (πχ η επιθυμία του ατόμου να ενεργοποιήσει κάποιο θερμαντικό σώμα). (American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Inc., 2004)



*Εικόνα 1 Θερμική Άνεση*

Είναι σημαντικό να αναφερθεί είναι ότι η θερμική άνεση δεν αποτελεί μια σταθερή κατάσταση, αλλά μια μεταβλητή κατάσταση που επηρεάζεται από το νου, τις ιδιαιτερότητες και τα χαρακτηριστικά του κάθε ατόμου. Δηλαδή, αν μία ομάδα ατόμων βρεθεί την ίδια χρονική στιγμή

στον ίδιο χώρο με τις ίδιες εσωκλιματικές συνθήκες δεν είναι δυνατό, όλα τα άτομα να είναι το ίδιο ικανοποιημένα. Αυτό οφείλεται στα χαρακτηριστικά του κάθε ατόμου (όπως ηλικία, σωματική διάπλαση κλπ.). Για αυτόν τον λόγο έχουν δημιουργηθεί μέθοδοι που στοχεύουν στην βελτιστοποίηση της θερμικής άνεσης των ανθρώπων. (Hensen, 1991)

## 1.2. Πως μετράται η Θερμική Άνεση

Όπως προαναφέρθηκε, η θερμική άνεση αποτελείται από ένα σύνολο πολλών και διαφορετικών στοιχείων. Η μεταβολή ενός στοιχείου από αυτά, έχει ως αποτέλεσμα την αλλαγή της θερμικής άνεσης και συνήθως η διαφορά που δημιουργείται δεν μπορεί να καλυφθεί μεταβάλλοντας κάποια από τα υπόλοιπα στοιχεία. Προκειμένου να θεωρηθεί ότι έχει εκτιμηθεί σωστά η θερμική άνεση, απαραίτητη προϋπόθεση είναι να αξιολογηθούν όλα τα στοιχεία καθώς και η αλληλοεξαρτήσεις τους. Τα στοιχεία αυτά που χαρακτηρίζονται ως παράμετροι χωρίζονται σε τρεις βασικές κατηγορίες: φυσικές, βιολογικές και εξωτερικές παράμετροι.

### 1.2.1. Φυσικές Παράμετροι

Στην κατηγορία αυτή, ανήκουν χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος, τα οποία έχουν την δυνατότητα να επηρεάζουν την θερμική άνεση. Για τη δημιουργία της θερμικής άνεσης απαιτείται ο συνδυασμός τους καθώς είναι μια αλυσίδα πολύ καλά συνδεδεμένη.

#### 1.2.1.1. Θερμοκρασία



Εικόνα 2 Θερμοκρασία

Με τον όρο θερμοκρασία αναφερόμαστε τόσο στη θερμοκρασία του αέρα όσο και στην θερμοκρασία του εδάφους. Η ένδειξη της θερμοκρασίας αποτελεί σημείο αναφοράς της θερμικής άνεσης, καθώς στην προσπάθεια που κάνει ο άνθρωπος να δημιουργήσει περιβάλλον θερμικής άνεσης, συνηθίζεται να επιδιώκει τον έλεγχο της θερμοκρασίας. Για παράδειγμα η χρήση κλιματιστικών και η χρήση θέρμανσης, έχουν ως κύριο σκοπό την δημιουργία συγκεκριμένων τιμών θερμοκρασίας στον χώρο. (Γαβράς, 2015)

Ανάλογα με τα ρεύματα του αέρα σε μια τοποθεσία επηρεάζεται και η θερμοκρασία του αέρα, για τον λόγο αυτό λοιπόν, συνήθως παρατηρούνται έντονες μεταβολές στις τιμές της. Επίσης σημαντικές διαφορές παρατηρούνται στην θερμοκρασία του αέρα ανάλογα και με το υψόμετρο,

δηλαδή πόσο κοντά ή μακριά γίνεται η μέτρηση από το έδαφος. Όσον αφορά στην θερμοκρασία του εδάφους, η σημαντικότερη επιρροή προέρχεται από την ηλιακή ακτινοβολία. Καθοριστικό ρόλο έχει και η διαμόρφωση του εδάφους, η βλάστηση όπως και η ταχύτητα του αέρα. Ο κύριος λόγος που επηρεάζεται η θερμοκρασία από τη βλάστηση είναι ότι αυτή δεν επιτρέπει σε ένα μέρος της ηλιακής ακτινοβολίας να φτάσει στο έδαφος, ελέγχει την εξάτμιση του νερού και κατά την διάρκεια της νύχτας εμποδίζει την ακτινοβολία να διαφύγει από το έδαφος προς το περιβάλλον βοηθώντας στη διατήρηση υψηλότερων τιμών της θερμοκρασίας.

Συνήθως παρατηρούνται υψηλότερες τιμές της θερμοκρασίας σε μια πόλη σε σχέση με την ύπαιθρο. Αυτό συμβαίνει διότι στις πόλεις λόγω των κτιρίων, εμποδίζεται η ροή του αέρα. Επιπλέον, στα αστικά κέντρα παρατηρούνται μικρότερα επίπεδα βλάστησης σε σχέση με την ύπαιθρο και όπως προαναφέρθηκε, η βλάστηση επηρεάζει σημαντικά την θερμοκρασία του εδάφους. **(Σταυρακάκη, 2017)**

Η επίδραση που έχει η θερμοκρασία στη θερμική άνεση σε εσωτερικούς χώρους οφείλεται στη δράση της θερμοκρασίας του εδάφους, στη διαφορά ύψους κάθε ορόφου από το έδαφος και στα χαρακτηριστικά κατασκευής του κτιρίου. Για παράδειγμα, σε ένα κτίριο, η θερμοκρασία ενός διαμερίσματος του κτιρίου, του οποίου η επιφάνεια είναι εκτεθειμένη στον ήλιο, δεν μπορεί να είναι ίδια με ένα διαμέρισμα του ίδιου ορόφου το οποίο προφυλάσσεται από τον ήλιο. **(Φωτιάδη, 2015)**

### **1.2.1.2. Υγρασία**

Η παρουσία ποσότητας νερού που εμφανίζεται στην ατμόσφαιρα σε διάφορες μορφές ονομάζεται υγρασία. Η υγρασία παρουσιάζεται είτε σε αέρια κατάσταση οπότε σχηματίζονται υδρατμοί, είτε σε στερεά μορφή οπότε σχηματίζεται το χιόνι και το χαλάζι, όπως επίσης και σε υγρή μορφή όπως η βροχή και η ομίχλη. Οι τιμές που παρουσιάζει η υγρασία κατά τη διάρκεια της ημέρας μεταβάλλονται δυναμικά και εξαρτώνται από πολλούς παράγοντες, όπως είναι η ύπαρξη επίγειων ή υπόγειων υδάτων, η βλάστηση και οι υδάτινες κατασκευές. **(Charmeg Building Technologies, 2017)**

Οι τιμές της υγρασίας στην Ευρώπη συνήθως βρίσκονται κοντά στις συνθήκες άνεσης τους περισσότερους μήνες τους έτους. Εξάιρεση αποτελεί η περιοχή της Μεσογείου στην οποία εμφανίζονται κατά περιόδους υψηλά ποσοστά υγρασίας με υψηλές θερμοκρασίες (περιβάλλον

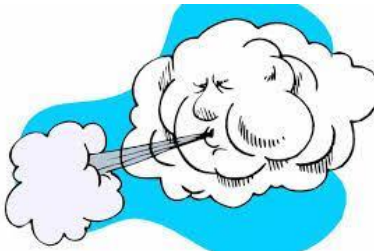


πολύ θερμό και υγρό) και χαμηλά ποσοστά υγρασίας με υψηλές θερμοκρασίες (περιβάλλον πολύ ξηρό).

Η υγρασία είναι γνωστό ότι συνήθως έχει υψηλότερες τιμές τις πρωινές ώρες λόγω της χαμηλότερης θερμοκρασίας ενώ κατά τη διάρκεια της ημέρας, όσο η θερμοκρασία ανεβαίνει, οι τιμές της υγρασίας μειώνονται. Η στάθμη της υγρασίας επηρεάζεται, επίσης, σημαντικά από τις τιμές την ηλιακής ακτινοβολίας που φτάνει στο έδαφος. Όταν το ποσοστό υγρασίας στο περιβάλλον είναι υψηλό, η μετάδοση της ακτινοβολίας απορροφάται και διασκορπίζεται από τους υδρατμούς και τα σύννεφα με αποτέλεσμα να μειώνονται τα επίπεδα υγρασίας.

Σημαντικό παράγοντα στη θερμομόνωση του κτιρίου συνιστά η υγρασία στα δομικά υλικά καθώς η ύπαρξη της μπορεί να μειώσει την απόδοση της θερμομόνωσης του κτιρίου έως και 50%. Αυτό συμβαίνει διότι το νερό είναι καλός αγωγός της θερμότητας έχοντας ως αποτέλεσμα τους καλοκαιρινούς μήνες να διευκολύνεται η εισβολή θερμότητας στα κτίρια ενώ τους χειμερινούς μήνες να διευκολύνεται η απώλεια της εσωτερικής θερμοκρασίας στο περιβάλλον. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του κόστους θέρμανσης/ψύξης και την ανεπαρκή ψύξη/θέρμανση των εσωτερικών χώρων. Τέλος, η υγρασία δημιουργεί συνθήκες μη υγιεινού περιβάλλοντος λόγω ανάπτυξης μυκήτων που εμφανίζεται με τη μορφή της γνωστής μούχλας. **(Τσιμπάνος, 2008)**

### 1.2.1.3. Άνεμος



*Εικόνα 3 Άνεμος*

Οι αέριες μάζες παρουσιάζουν διαφορετικές θερμοκρασίες και πιέσεις και λόγω της αρχής της ισορροπίας κινούνται από περιοχές υψηλότερων πιέσεων προς περιοχές χαμηλότερων πιέσεων. Με τον όρο θερμοδυναμική ισορροπία χαρακτηρίζεται γενικά η κατάσταση ενός θερμοδυναμικού συστήματος κατά την οποία δεν μεταβάλλονται οι ιδιότητές του με την πάροδο του χρόνου. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα οι μεταβολές που μπορεί να επέλθουν να είναι αποτέλεσμα αλληλεπίδρασης με άλλο σύστημα. Η κίνηση αυτή είναι γνωστή ως άνεμος. Οι τοπικές συνθήκες και η διαμόρφωση του εδάφους αλλάζουν την κίνηση του ανέμου. Το φαινόμενο αυτό έχει ως αποτέλεσμα να δημιουργούνται αποκλίσεις στη γενική κατεύθυνση του ανέμου και διαφορές θερμοκρασίας και πίεσης. Η ύπαρξη πόλεων (αστικής δόμησης) επηρεάζει την ταχύτητα του ανέμου στα χαμηλά υψόμετρα, καθώς λόγω των κτιρίων εμποδίζεται

η ροή του ανέμου. Σε υψόμετρα μεγαλύτερα των κτιρίων των πόλεων παρατηρείται επαναφορά των τιμών της ταχύτητας του ανέμου στα φυσιολογικά επίπεδα.

Είναι προφανές πως η ταχύτητα του αέρα μεταβάλλει τις απώλειες θερμότητας των αντικειμένων και του ανθρώπινου σώματος. Όταν παρατηρούνται υψηλές θερμοκρασίες, υψηλή υγρασία και υψηλές τιμές ταχύτητας του αέρα, δημιουργείται ισορροπημένο θερμικό ισοζύγιο λόγω των αυξημένων απωλειών θερμότητας. Σε αντίθετη περίπτωση, όταν υπάρχουν συνθήκες χαμηλών θερμοκρασιών σε συνδυασμό με υψηλές τιμές ταχύτητας του αέρα, προκαλείται δυσφορία λόγω της επιτάχυνσης της απώλειας θερμότητας. Οι μεταβολές στην θερμοκρασία του σώματος λόγω της ταχύτητας του ανέμου είναι απότομες διότι ο συντελεστής μετάδοσης και απώλειας της θερμότητας δεν είναι γραμμικός. **(Χατζή, 2011)**

Επίσης, ο τύπος της ροής του αέρα έχει την δυνατότητα να επηρεάζει τις απώλειες θερμότητας του σώματος. Στα κτίρια που διαθέτουν κλιματισμό, η ροή του αέρα μεταβάλλεται με κάποια συχνότητα έχοντας ως αποτέλεσμα η ροή να μην είναι στρωτή. Όταν η ροή του αέρα είναι περιοδικά μεταβαλλόμενη δημιουργείται αίσθημα δυσφορίας.

Έρευνες έχουν δείξει ότι οι άνθρωποι προτιμούν να μη δημιουργούνται μεταβολές της ταχύτητας του αέρα. Οι μεταβολές αυτές δημιουργούν τυρβώδη ροή. Το ποσοστό των δυσαρεστημένων ατόμων είναι υψηλό όταν παρατηρούνται υψηλά ποσοστά τύρβης. Επομένως, η απαίτηση που δημιουργείται στη δημιουργία συστημάτων μηχανισμού αερισμού είναι η παροχή μη μεταβαλλόμενης ροής αέρα. Η δυσκολία στην ικανοποίηση της συγκεκριμένης απαίτησης έρχεται σε σύγκρουση με την ανάγκη ανάμιξης εξωτερικού αέρα με τον εσωτερικό, που έχει ως σκοπό την αραίωση των ρύπων και την ομοιογενή εσωτερική ατμόσφαιρα.

Συμπερασματικά, για να επιτύχουμε την ικανοποίηση των παραπάνω απαιτήσεων είναι αναγκαία η περαιτέρω μελέτη των παραμέτρων και του συνδυασμού τους. **(Ντούνης, 1992)**

#### 1.2.1.4. Ηλιακή Ακτινοβολία



*Εικόνα 4 Ηλιακή Ακτινοβολία*

Ως ηλιακή ακτινοβολία ορίζεται η ακτινοβολία που δέχεται η γη από τον ήλιο. Η ανταλλαγή θερμότητας μεταξύ ενός κτιρίου και περιβάλλοντος, όπως επίσης και η θερμική άνεση επηρεάζονται σημαντικά από τη μεταφορά θερμότητας με ακτινοβολία. Για τη σωστή ανάλυση της θερμικής συμπεριφοράς της εσωτερικής και εξωτερικής όψης των κτιρίων πρέπει να ληφθεί σοβαρά υπόψιν η ηλιακή ακτινοβολία.

Η ακτινοβολία έχει τρία χαρακτηριστικά τα οποία τη διαφοροποιούν σε σχέση με την αγωγιμότητα και την συναγωγή. Η επίδραση που έχουν στον ρυθμό μεταφοράς θερμότητας λεπτομέρειες μικρής κλίμακας των επιφανειών είναι πολύ σημαντική. Η μεταφορά θερμότητας με ακτινοβολία αποτελείται από ηλεκτρομαγνητικά κύματα τα οποία εξαρτώνται από το μήκος κύματος ( $\lambda$ ). Η ποσότητα ακτινοβολίας που δέχεται η γη είναι μια μη γραμμική συνάρτηση της θερμοκρασίας. **(Βαρθολομαίος , Γεωργιάδου , & Πρωτόγερος , 2020)**

Όταν ένα σώμα έχει θερμοκρασία μεγαλύτερη από την επιθυμητή έχει την ιδιότητα να εκπέμπει θερμική ακτινοβολία. Δηλαδή γίνεται σώμα-πηγή. Αυτό δεν αναιρεί ότι μπορεί ταυτόχρονα να είναι και σώμα-δέκτης εφόσον δέχεται θερμική ακτινοβολία από άλλα σώματα που βρίσκονται γύρω του. Η ολική ακτινοβολία που εκπέμπεται από μία επιφάνεια είναι το άθροισμα των επιμέρους ακτινοβολιών που εκπέμπονται σε όλα τα μήκη κύματος του φάσματος. Σύμφωνα με τον νόμο των Stefan-Boltzman, η θερμική ροή που εκπέμπεται από ένα σώμα είναι ανάλογη με την τέταρτη δύναμη της απόλυτης θερμοκρασίας σε βαθμούς Kelvin. Τα υλικά τα οποία συνήθως χρησιμοποιούνται κατά τη δημιουργία κτιριακών εφαρμογών εκπέμπουν ακτινοβολίες σε μήκη κύματος που κυμαίνονται από 0,1 $\mu$ m έως και 100 $\mu$ m. **(Κατσαπρακάκης & Μονιάκης, 2015)**

#### 1.2.1.5. Κατακόρυφη Διαφορά Θερμοκρασίας

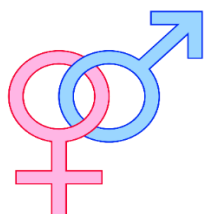
Η θερμοκρασία του αέρα σε ένα κλειστό χώρο γενικά αυξάνει σε συνάρτηση με την απόσταση από το δάπεδο. Αν αυτή η αύξηση είναι αρκετά μεγάλη, ένα άτομο μπορεί να αισθάνεται τοπική δυσφορία λόγω ζέστης στο κεφάλι και ψύχους στα πόδια, ενώ το σώμα του βρίσκεται σε συνθήκες ευεξίας. Για να αποφύγουμε αυτή την τοπική δυσφορία πρέπει η διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ

δου σημείων στην ίδια κατακόρυφο με ύψη από το δάπεδο να μην ξεπερνά τους 3°C. (Αλωνιστιώτη, 2017)

### 1.2.2. Βιολογικές Παράμετροι

Έχει παρατηρηθεί ότι κάθε άτομο έχει διαφορετικές προτιμήσεις σχετικά με τις συνθήκες θερμικής άνεσης. Κάθε άνθρωπος επιδιώκει άλλες τιμές για τις παραμέτρους που αναφέρθηκαν παραπάνω ώστε να νιώσει ότι το περιβάλλον αυτό είναι το βέλτιστο για εκείνον. Είναι σημαντικό να ληφθεί υπόψη ότι το ανθρώπινο σώμα, διαθέτει λειτουργία αυτορρύθμισης, προκειμένου να μπορεί να ανταποκρίνεται σε ποικίλα θερμικά περιβάλλοντα. Για παράδειγμα, όταν κάποιος εισέρχεται σε ένα ζεστό περιβάλλον, από ένα κρύο, η αγγειοσυστολή και τα ρίγη είναι μια σειρά φυσιολογικών διαδικασιών που βοηθάνε στην προσαρμογή του στο νέο περιβάλλον. Υπάρχουν αρκετοί παράμετροι του ατόμου που διαμορφώνουν τις θερμικές προτιμήσεις του, με σημαντικότερες αυτές που θα αναφερθούν σε αυτό το υποκεφάλαιο.

#### 1.2.2.1. Το Φύλο του Ατόμου



Εικόνα 5 Φύλο

Ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά του ατόμου που επηρεάζει τις προτιμήσεις του για θερμική άνεση είναι το φύλλο του. Ανάλογα με το φύλλο του ατόμου, παρατηρούμε ότι οι ανάγκες του σχετικά με τον μεταβολισμό επηρεάζουν τις προτιμήσεις του στις παραμέτρους θερμικής άνεσης. Ως μεταβολισμό ορίζουμε το ποσό της ενέργειας που παράγεται στη μονάδα του χρόνου. Ο ρυθμός μεταβολισμού μετράται σε μονάδες met και είναι η συνολική ενέργεια ανά μονάδα επιφάνειας ενός μέσου ενήλικα που ξεκουράζεται. Η συνολική θερμότητα που παράγεται κατά τον μεταβολισμό για έναν μέσο ενήλικα είναι περίπου 400 Btu/h και με φυσιολογική δραστηριότητα φτάνει σε 2000 Btu/h. Άρα, τα άτομα που έχουν υψηλότερο μεταβολικό ρυθμό, παράγουν μεγαλύτερες τιμές θερμότητας με αποτέλεσμα να επιζητούν χαμηλότερες τιμές εξωτερικής θερμοκρασίας. Οι άνδρες έχουν υψηλότερο μεταβολικό ρυθμό σε σχέση με τις γυναίκες ίδιου ύψους και ηλικίας. Αυτό οφείλεται στη διαφορά σύστασης του σώματος ανάμεσα στα δύο φύλλα. Όσο μεγαλύτερη είναι η σύσταση σε μυϊκή μάζα τόσο αυξάνεται ο μεταβολικός ρυθμός, με αποτέλεσμα οι άνδρες να καίνε περισσότερες θερμίδες για τις βασικές του ανάγκες. (Soebarto, Zhang, & Schiavon, 2019)

### 1.2.2.2. Μεταβολικός Ρυθμός

Η τιμή της ενέργειας που παράγεται από το ανθρώπινο σώμα ονομάζεται μεταβολικός ρυθμός. Στην προσπάθεια του να διατηρήσει εσωτερική θερμοκρασία 37°C το σώμα χρειάζεται να παράγει ενέργεια. Η θερμότητα που παράγεται αυξάνεται όσο πιο μεγάλη είναι η δραστηριότητα που πραγματοποιείται. Στην περίπτωση που η θερμότητα που παράγεται είναι πολύ υψηλή, το σώμα ιδρώνει, έτσι ώστε η εξάτμιση του ιδρώτα να μειώσει τη θερμοκρασία του σώματος. Αυτό σημαίνει ότι η εφίδρωση σχετίζεται με την έλλειψη θερμικής άνεσης. Ο μεταβολικός ρυθμός μετρείται σε μονάδες met, με το 1 met να αντιστοιχεί σε 58.2 W/m<sup>2</sup> η οποία είναι και η ενέργεια που παράγεται ανά μονάδα επιφάνειας για ένα καθήμενο άτομο που ξεκουράζεται.

Σύμφωνα με τον K. Parsons, ο μεταβολικός ρυθμός του ανθρώπινου σώματος επηρεάζει τις απαιτήσεις θερμικής άνεσης ως προς την κατάσταση του περιβάλλοντος χώρου και την ένδυση. Σε καταστάσεις όπου η δραστηριότητα είναι υψηλή, η θερμική άνεση επηρεάζεται σημαντικά σε σχέση με ένα καθισμένο υπάλληλο γραφείου που πληκτρολογεί σε έναν υπολογιστή. Προκειμένου να γίνει πιο αντιληπτή η επιρροή του μεταβολικού ρυθμού αρκεί να γνωρίζουμε για ανθρώπους με φυσιολογική ένδυση (0.5 – 1 clo<sup>1</sup>), η αύξηση της δραστηριότητας που θα έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του μεταβολικού ρυθμού κατά 0.1 met, θα έχει ως αποτέλεσμα την πιθανή μείωση κατά 0.6 Kelvin στο σχεδιασμό των θερμοκρασιών λειτουργίας. (Parsons, 2003)

### 1.2.2.3. Οι Συνήθειες των Χρηστών του Χώρου

Όπως αναφέρθηκε και για το φύλο του ατόμου, η θερμότητα που παράγεται κατά τον μεταβολισμό, επηρεάζεται από την δραστηριότητα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ένας χώρος του οποίου οι χρήστες συνηθίζουν να κάνουν σωματικές δραστηριότητες έχει διαφορετικές ανάγκες θερμοκρασίας σε σχέση με ένα χώρο στον οποίο συνήθως διενεργούνται καθιστικές δραστηριότητες. Άρα, είναι σημαντικό να γνωρίζουμε τις συνήθειες δραστηριότητες οι οποίες θα διενεργούνται στο συγκεκριμένο χώρο όταν θα προσπαθήσουμε να ρυθμίσουμε τη θερμική άνεση του.

---

<sup>1</sup> Με τον όρο Clo εκφράζεται η συνολική θερμική αντίσταση από το δέρμα προς την εξωτερική επιφάνεια του ντυμένου σώματος.

#### 1.2.2.4. Η Ηλικία των Χρηστών του Χώρου



*Εικόνα 6 Ηλικία*

Ανάλογα με την ηλικία, επηρεάζονται σε σημαντικό βαθμό τόσο οι δραστηριότητες που πραγματοποιεί το άτομο όσο και σύσταση του σώματος του. Για παράδειγμα, με την πάροδο του χρόνου, η λιπώδης μάζα αυξάνεται σε βάρος της μυϊκής μάζας και οι ενεργειακές απαιτήσεις των κύριων σωματικών οργάνων μειώνονται. Οι αλλαγές αυτές έχουν ως αποτέλεσμα τη σημαντική ελάττωση του μεταβολισμού. Άρα, η παραγωγή ενέργειας κατά το μεταβολισμό μειώνεται δημιουργώντας μεγαλύτερες ανάγκες θέρμανσης. Όποτε γίνεται αντιληπτό ότι η δυσκολία που δημιουργείται στη μελέτη της θερμικής άνεσης αυξάνεται καθώς μια ολοκληρωμένη μελέτη για την δημιουργία θερμικής άνεσης ενός χώρου επηρεάζεται και από την πάροδο του χρόνου, καθώς τα άτομα που διαμένουν στον συγκεκριμένο χώρο μεγαλώνουν. (Παπαχρήστος, 2019)

#### 1.2.3. Εξωτερικές Παράμετροι

Ως εξωτερικές παραμέτρους εννοούμε τις παραμέτρους οι οποίες δεν οφείλονται στα χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος, ούτε των χρηστών. Είναι παράμετροι όμως που επηρεάζουν εξίσου σημαντικά τη θερμική άνεση του ατόμου με τις φυσικές και βιολογικές παραμέτρους.

##### 1.2.3.1. Το Είδος των Δραστηριοτήτων των Χρηστών ενός Χώρου

Οι δραστηριότητες που εκτελούνται σε έναν χώρο έχουν ως αποτέλεσμα την διαφοροποίηση των απαιτήσεων που δημιουργούνται για την θερμική άνεση του χώρου. Όσο υψηλότερη σωματική άσκηση διενεργείται σε ένα χώρο τόσο χαμηλότερες ανάγκες θερμότητας απαιτούνται. Αυτό δημιουργείται λόγω της μεταβολής του μεταβολισμού και της θερμότητας που παράγεται. Άρα, είναι σημαντικό να γνωρίζουμε αν ένας χώρος θα χρησιμοποιηθεί ως γυμναστήριο (χαμηλότερες ανάγκες θερμότητας), ως γραφείο ή ως χώρος ξεκούρασης (υψηλότερες ανάγκες θερμότητας).

##### 1.2.3.2. Ρουχισμός











Η ένδυση του ατόμου επηρεάζει σημαντικά τη μεταφορά θερμότητας από και προς το περιβάλλον λόγω της μεταγωγής που εγκλωβίζει τον αέρα ανάμεσα στο ρούχο και στο σώμα. Η ένδυση παρεμποδίζει την απώλεια θερμότητας του σώματος καθώς ακτινοβολείται στα ρούχα και δεν

φεύγει ανεκμετάλλευτη προς το περιβάλλον. Επιπροσθέτως, η ένδυση μειώνει την επιρροή της κίνησης του αέρα η οποία μειώνεται κατά μήκος του δέρματος.

Η επίδραση της ένδυσης μετράται σε μονάδες Clo. Η μονάδα αυτή εκφράζει τη συνολική θερμική αντίσταση από το δέρμα προς την εξωτερική επιφάνεια του ντυμένου σώματος. Με την τιμή 0 Clo αναφερόμαστε στο τελείως γυμνό άτομο ενώ η μεγαλύτερη τιμή της, η οποία επιτρέπει στο σώμα να εκτελεί τις βασικές κινήσεις (κίνηση ποδιών, χεριών) είναι 4 Clo. Όσο αυξάνονται τα επίπεδα του Clo, τόσο μειώνεται η θερμοκρασία που απαιτείται για να παρατηρηθεί θερμική άνεση.

Η μέτρηση του Clo ενός ντυμένου ατόμου μετριέται αθροίζοντας την επίδραση της ένδυσης κάθε ρούχου που φοράει. Για παράδειγμα η χρήση πουκάμισου, εσωρούχου, παντελονιού, κάλτσας και παπουτσιών έχει ως άθροισμα 0.38 Clo. Ενώ με την χρήση μπλούζας, ζακέτας, εσώρουχου, κάλτσας και παπουτσιού είναι 0.91. Παρατηρούμε λοιπόν ότι οι απαιτήσεις θερμότητας του ατόμου που φοράει τον δεύτερο συνδυασμό είναι χαμηλότερες από το άτομο που φοράει τον πρώτο συνδυασμό. (ASHRAE, 2005)

Insulation for the entire clothing:  $I_{cl} = \sum I_{clu}$

	0.19		0.28
+			0.25
	0.04	+	0.04
+			0.25
	0.11	+	0.05
+			0.04
	0.02	+	0.04
+			0.04
	0.02		
	<u>0.38</u>		<u>0.91</u>

Εικόνα 7 Η ανάλυση της ένδυσης

### 1.3. Το πρόβλημα της Θερμικής Άνεσης

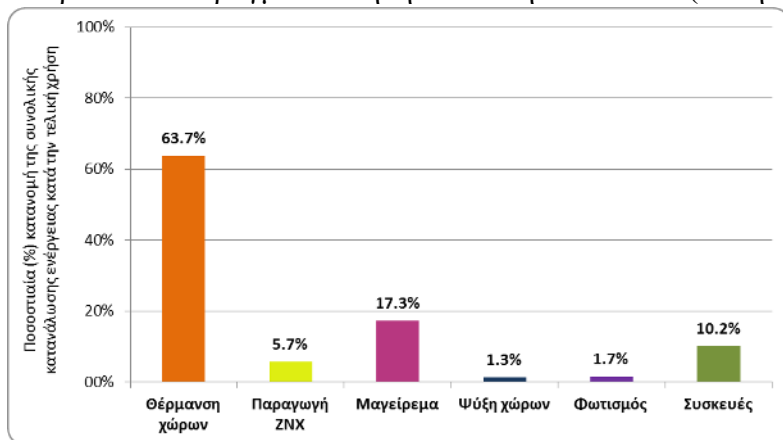
Στις μέρες μας είναι ιδιαίτερα σημαντική η μελέτη του θέματος της θερμικής άνεσης καθώς μέσω αυτής μπορούμε να βελτιώσουμε τις συνθήκες διαβίωσης σε ένα χώρο μειώνοντας τις απαιτήσεις ενέργειας. Όσοι έχουν ασχοληθεί με την διασφάλιση συνθηκών άνεσης σε εσωτερικούς χώρους παραδέχονται ότι το συγκεκριμένο αντικείμενο χαρακτηρίζεται από πολυπλοκότητα λόγω της ταυτόχρονης επίδρασης που έχει από διάφορα επιστημονικά πεδία.

Στην προσπάθεια του ο άνθρωπος να δημιουργήσει ένα ασφαλές και ευχάριστο περιβάλλον δημιούργησε τα κτίρια. Λόγω όμως διαφόρων προβλημάτων που υπάρχουν στο εσωτερικό των κτιρίων, παρατηρούνται συνθήκες οι οποίες δε δημιουργούν την αίσθηση της θερμικής άνεσης. Συνήθως, το φαινόμενο αυτό έχει ως αποτέλεσμα να επηρεάζει αρνητικά τόσο τη διαβίωση όσο και την υγεία των ατόμων που τα χρησιμοποιούν. (Χατζή, 2011)

Επιχειρώντας να διαπιστωθούν τα χαρακτηριστικά των κτιρίων που έχουν ως αποτέλεσμα τη δημιουργία των προαναφερθέντων προβλημάτων, καταλήγουμε ότι επηρεάζεται άμεσα από παράγοντες που συνδέονται τόσο με τη κατασκευή όσο και με τη λειτουργία των κτιρίων. Δύο από αυτούς τους παράγοντες που δημιουργούν αυτά τα είδη των προβλημάτων είναι ο αέρας και ο φωτισμός των κτιρίων που μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την υγεία των ανθρώπων.

Επιπλέον, η κατανάλωση ενέργειας που χρησιμοποιείται στον κτιριακό τομέα έχει αυξηθεί σημαντικά, υπολογίζοντας ότι πλησιάζει τα 24 PWh για το έτος 2010. Εκτιμήσεις οδηγούν στο συμπέρασμα ότι θα μπορούσε να πλησιάσει τα 40 PWh το 2040. Σε μεγάλο ποσοστό η κατανάλωση αυτή οφείλεται στην προσπάθεια του ανθρώπου να δημιουργήσει ένα περιβάλλον το οποίο θα είναι πιο κοντά στη δική του επιθυμία. Δηλαδή, ο άνθρωπος προσπαθεί να δημιουργήσει θερμική άνεση για το χρονικό διάστημα που βρίσκεται στο χώρο αυτό. Οι κυβερνήσεις έχουν θέσει ως σκοπό να επιτύχουν μείωση της κατανάλωσης. Προκειμένου να το επιτύχουν, είναι αναγκαίο να βελτιωθεί η απόδοση των κτιρίων δημιουργώντας καλύτερες συνθήκες εντός των κτιρίων χωρίς να απαιτούνται υψηλά ποσοστά κατανάλωσης ενέργειας. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται εργαλεία προσομοίωσης της επίδοσης των κτιρίων κατά το σχεδιασμό τους.

Σε έρευνα που πραγματοποιήθηκε από την ΕΛΣΤΑΤ (Ελληνική Στατιστική Αρχή) παρατηρήθηκε



Εικόνα 8 Κατανάλωση Ελληνικού Νοικοκυριού

ότι κάθε ελληνικό νοικοκυριό καταναλώνει 13.994 kWh κάθε χρόνο προκειμένου να καλύψει τις ανάγκες του. Το 65% της κατανάλωσης ενέργειας χρησιμοποιείται για θέρμανση και ψύξη χώρων. Σύμφωνα με τον Καθηγητή Ι. Καλδέλλη και τους συνεργάτες του στο Εργαστήριο Ήπιων Μορφών Ενέργειας και

Προστασίας Περιβάλλοντος του Τμήματος Μηχανολόγων Μηχανικών στο Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής αναμένεται στα επόμενα 40 έως 60 έτη να έχουν εξαντληθεί τα σημερινά αποθέματα ορυκτών καυσίμων, με την ετήσια αύξηση της κατανάλωσης ενέργειας να κυμαίνεται μεταξύ του 1% και 3%. Κατά συνέπεια στην περίπτωση που δεν μειώσουμε τον ρυθμό άντλησης



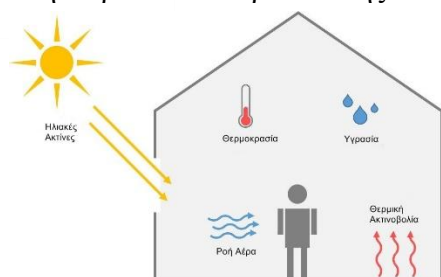
αποθεματικών ενεργειακών πόρων, το 2060 τα ενεργειακά αποθέματα θα τείνουν να εξαντληθούν (Σημαντική προϋπόθεση για την διάρκεια είναι ότι ο άνθρακας και η πυρηνική ενέργεια θα μπορούν να υποκαταστήσουν πλήρως το πετρέλαιο και το φυσικό αέριο). **(Καλδέλλη, 2021)**

Εξίσου σημαντική παράμετρος για την αναγκαιότητα μείωσης της κατανάλωσης ενέργειας είναι οι συνέπειες της κατανάλωσης ενέργειας στην κλιματική αλλαγή, καθώς τα δύο τρίτα των εκπομπών αερίων του πλανήτη παράγονται από την καύση ορυκτών καυσίμων για την παραγωγή ενέργειας. Με την συμφωνία των Παρισίων, η οποία υπογράφηκε στις 22 Απριλίου 2016 και κυρώθηκε στις 5 Οκτωβρίου 2016, τίθεται ως μακροπρόθεσμος στόχος ο περιορισμός της αύξησης της μέσης θερμοκρασίας του πλανήτη σε λιγότερο από 2°C σε σχέση με τα προβιομηχανικά επίπεδα. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, οι επιστημονικές μελέτες δείχνουν ότι οι παγκόσμιες εκπομπές αερίων θα πρέπει να μειωθούν κατά 40-70% το 2050 και θα πρέπει να είναι σχεδόν μηδενικές έως το 2100. **(Ευρωπαϊκός Οργανισμός Περιβάλλοντος, 2017)**

Τελευταίο ζήτημα, αλλά πάρα πολύ σημαντικό, είναι ότι η θερμική άνεση δεν είναι ένα αντικειμενικό μέγεθος αλλά υποκειμενικό. Δηλαδή κάθε άνθρωπος έχει διαφορετικές απαιτήσεις και ανοχές στα διάφορα χαρακτηριστικά της θερμικής άνεσης. Επομένως, οποιαδήποτε μελέτη πραγματοποιείται, οφείλει να λαμβάνει υπόψη και τα υποκειμενικά κριτήρια που δημιουργούνται. Δηλαδή πρέπει να υπάρχει κάποιος τρόπος ώστε το σύστημα που θα επιδιώκει να δημιουργήσει τη θερμική άνεση, να «εκπαιδεύεται» και να «αντιλαμβάνεται» τις ανάγκες των ατόμων που βρίσκονται εντός του κτιρίου. **(Fibran, 2020)**

#### **1.4. Ενέργειες που Βοηθούν στην Επίτευξη Θερμικής Άνεσης**

Η ραγδαία αύξηση κατανάλωσης ενέργειας που παρατηρείται στα κτίρια είναι τόσο ποσοτική όσο και ποιοτική (λόγω των επιλογών που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή ενέργειας, που κατά κύριο λόγο είναι ο ηλεκτρισμός). Κύριος λόγος της αύξησης αυτής είναι η αλλαγή της ποιότητας ζωής προς το καλύτερο. Στις μέρες μας, χρησιμοποιούνται περισσότερες αυτοματοποιημένες συσκευές, οι οποίες έχουν μεγαλύτερες ενεργειακές ανάγκες. Επιπλέον, σημαντική επιρροή έχει η χρονολογία κατασκευής ενός κτιρίου, καθώς κτίρια που χρονολογούνται πριν το 1980 συνήθως δεν έχουν θερμομόνωση με αποτέλεσμα να απαιτούν μεγαλύτερα ποσά ενέργειας προκειμένου να εξασφαλιστούν οι επιθυμητές συνθήκες θερμικής άνεσης. **(Γεωργακόπουλος, Solidakis, 2016)**



*Εικόνα 9* Θερμική Άνεση

Στην προσπάθεια βελτίωσης των συνθηκών θερμικής άνεσης μπορούν να πραγματοποιηθούν μικρές παρεμβάσεις, οι οποίες έχουν μικρό κόστος. Τέτοιες παρεμβάσεις είναι η αντικατάσταση λαμπτήρων πυρακτώσεως με χαμηλή ενεργειακή κατανάλωση, η χρήση σκιάστρων ή παντζουριών για σκίαση, η δημιουργία βλάστησης, το κλείσιμο των χαραμάδων κλπ. Υπάρχουν όμως και παρεμβάσεις οι οποίες είναι πιο αποτελεσματικές αλλά έχουν μεγαλύτερο κόστος. Τέτοιου είδους είναι η αντικατάσταση παραθύρων και κουφωμάτων, η προσθήκη θερμομονωτικών υλικών ή αλλαγή καυστήρα θέρμανσης με νέου τύπου κ.α. Τέλος, υπάρχουν επεμβάσεις οι οποίες δεν έχουν κάποιο κόστος, απλά απαιτούν την σωστή λειτουργία των υφιστάμενων συστημάτων του κτιρίου. Κάποιες επεμβάσεις αυτού του τύπου είναι ο αερισμός με τη χρήση παραθύρων, παντζουριών για τη δημιουργία σκίασης και γενικά η χρήση ήδη υπαρχόντων συσκευών με αποτελεσματικό τρόπο.

Στόχος του ενεργειακού σχεδιασμού των κτιρίων είναι η διασφάλιση των καλύτερων εσωκλιματικών συνθηκών με τη σωστή θερμική συμπεριφορά του κτιρίου και η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας. Κάποια από τα οφέλη που αποκομίζονται από αυτό είναι η βελτίωση της ζωής του ανθρώπου, η μείωση εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO<sub>2</sub>) και άλλων περιβαλλοντικών θεμάτων, η μείωση των οικονομικών απαιτήσεων για τη δημιουργία θερμικής άνεσης κ.λπ. Οι κύριοι τομείς και ενέργειες που είναι σημαντικό να πραγματοποιηθούν για την υλοποίηση των στόχων που προαναφέρθηκαν, θα περιγραφούν εν συντομία στο συγκεκριμένο κεφάλαιο. (Παπαδόπουλος, 2006)

#### 1.4.1. Προσανατολισμός – Χωροθέτηση Κτιρίου

Κατά το αρχικό στάδιο κατασκευής ενός κτιρίου η σημαντικότερη ενέργεια για την εξοικονόμηση ενέργειας προκύπτει από τον ορθολογικό και σωστό σχεδιασμό του κτιρίου. Η χωροθέτηση και ο προσανατολισμός του κτιρίου πρέπει να βοηθάει ώστε:

- Να εξασφαλίζεται ο καλός φωτισμός κατά την διάρκεια της ημέρας
- Να υπάρχουν ηλιακά κέρδη από την πρόσπτωση των ακτινών του ηλίου στο εσωτερικό κατά τους χειμερινούς μήνες
- Να εξασφαλίζεται η σκίαση κατά τη θερινή περίοδο.

Προκειμένου τα κτίρια να ηλιάζονται και να φωτίζονται ικανοποιητικά με φυσικό τρόπο, η επιθυμητή απόκλιση από ανατολικά ή δυτικά είναι  $\pm 25^\circ$  (μοίρες). Σε περιπτώσεις όπου η συνθήκη αυτή δεν ικανοποιείται είναι καλύτερο να βρεθούν τρόποι ώστε ο φωτισμός και ο ηλιασμός του κτιρίου να γίνεται με φυσικό τρόπο χωρίς όμως να δημιουργούν δευτερογενή προβλήματα (μείωση θερμικής και οπτικής άνεσης) αντί να χρησιμοποιηθούν συμβατικές λύσεις. Ακολουθώντας τις βασικές αρχές της βιοκλιματικής αρχιτεκτονικής και εξοικονόμησης ενέργειας, τα κτίρια που δημιουργούνται είναι φιλικά προς το περιβάλλον. Κάποιες ενέργειες που θα βοηθούσαν επίσης είναι:

- Μικρότερα ανοίγματα στον βορρά και μεγαλύτερα στον νότο.
- Τοποθέτηση χώρων στάθμευσης, αποθηκών ή ψηλών δέντρων στην βορινή πλευρά του κτιρίου ώστε να υπάρχει προστασία από τους ψυχρούς ανέμους
- Δυνατότητα αερισμού κατά τους καλοκαιρινούς μήνες.

**(Γεωργακόπουλος , ProfilNet, 2015)**

#### **1.4.2. Λειτουργική Οργάνωση Εσωτερικού του Κτιρίου.**

Κατά το σχεδιασμό της κάτοψης των εσωτερικών χώρων είναι σημαντικό να οργανωθούν και να ομαδοποιηθούν σωστά οι χώροι του κτιρίου. Οι χώροι με μεγάλο χρόνο χρήσης και υψηλές επιθυμητές εσωτερικές θερμοκρασίας, όπως για παράδειγμα το καθιστικό, η τραπεζαρία, το γραφείο κ.λπ., πρέπει να χωροθετηθούν στη νότια πλευρά του κτιρίου. Ενώ, οι χώροι με περιορισμένο χρόνο χρήσης που απαιτούν χαμηλότερες θερμοκρασίας, πχ τουαλέτες, υπνοδωμάτια κ.λπ., πρέπει να χωροθετούνται σε ενδιάμεση θερμική ζώνη. Τέλος, οι υπόλοιποι βοηθητικοί χώροι, εφόσον υπάρχουν στην μελέτη, θα πρέπει να τοποθετηθούν στην βορινή πλευρά ώστε να λειτουργούν ως ζώνη θερμικής ανάσχεσης ανάμεσα στους θερμαινόμενους χώρους και το εξωτερικό περιβάλλον. Παραδείγματα χώρων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για αυτόν τον σκοπό είναι οι αποθήκες και τα γκαράζ. Εάν ικανοποιούνται οι παραπάνω συνθήκες, έχει ως αποτέλεσμα την μείωση των θερμικών απωλειών από τους βασικούς χώρους.

**(Γεωργοπούλου, 2019)**

### 1.4.3. Θερμομόνωση



*Εικόνα 10 Θερμομόνωση*

Στην προσπάθεια περιορισμού των θερμικών απωλειών, ένα από τα βασικότερα μέτρα είναι η θερμομόνωση, καθώς με αυτό τον τρόπο εμποδίζεται η μεταφορά θερμότητας από το εσωτερικό του κτιρίου προς τα έξω τους χειμερινούς μήνες και αντίστροφα τους καλοκαιρινούς. Υπάρχουν υλικά τα οποία βοηθούν στην δημιουργία θερμομόνωση με πιο συνηθισμένα τον υαλοβάμβακα, την πολυστερίνη και τα μονωτικά φύλλα Heraklith (ξυλόμαλλο). Επιπλέον, η χρήση θερμοδιακοπόμενων κουφωμάτων έχει ως αποτέλεσμα να μην επικοινωνεί η εξωτερική επιφάνεια με την εσωτερική και δεν δημιουργούνται θερμογέφυρες. Προκειμένου να επιτευχθεί σημαντική μείωση των απωλειών (έως και 50%) πρέπει να είναι προσεκτική η επιλογή των υαλοπινάκων ή και ενισχυμένων μονωτικών (υαλοβάμβακα, πολυστερίνης και μονωτικών φύλλων Heraklith) όπου απαιτείται.

Στην περίπτωση που επιθυμούμε χρονική καθυστέρηση μετάδοσης της θερμότητας στους εσωτερικούς χώρους, αποσκοπώντας στη δημιουργία δροσερού περιβάλλοντος με φυσικό τρόπο, πρέπει να επιδιώκουμε την χρήση υλικών με μεγάλη θερμοχωρητικότητα. Ενέργειες οι οποίες συμβάλουν σημαντικά στην παραπάνω απαίτηση είναι το σφράγισμα των αρμών και η αντικατάσταση κουφωμάτων. Προτείνεται η χρήση ανοιγόμενων κουφωμάτων αντί για τα συρόμενα καθώς είναι πιο αεροστεγανά και βοηθούν στον αερισμό τους καλοκαιρινούς μήνες. Επίσης, προτείνεται η χρήση εξωτερικής μόνωσης αντί για εσωτερική, διότι έχει μεγαλύτερη απόδοση και αποτελεί πληρέστερη λύση, καθώς προστατεύει το εξωτερικό περίβλημα του κτιρίου και εξασφαλίζει μικρότερες διακυμάνσεις των εσωτερικών θερμοκρασιών. Σημαντική παράμετρος είναι επίσης και ο χρωματισμός του κτιρίου εξωτερικά. Η επιλογή ανοιχτών χρωμάτων βοηθά στην αποφυγή της υπερθέρμανσης του κτιρίου επειδή αντανακλούν μεγάλο μέρος της ηλιακής ακτινοβολίας, ενώ τα σκούρα χρώματα έχουν την τάση να απορροφούν περισσότερη ενέργεια, την οποία μεταδίδουν στο εσωτερικό του κτιρίου. **(Ματράκας, 2011)**

## 1.5. Τεχνικές Μέτρησης των Παραμέτρων.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, οι ερευνητές διερευνούν τη θερμική, τη φυσιολογική και την ψυχολογική απόκριση των ανθρώπων στο περιβάλλον τους. Αυτό γίνεται προκειμένου να καταφέρουν να αναπτύξουν μαθηματικά μοντέλα με στόχο την πρόβλεψη αυτών των αποκρίσεων. Επίσης, ερευνητές και μηχανικοί έχουν μελετήσει εμπειρικά τις θερμικές αποκρίσεις των χρηστών κτιρίων στη συνδυασμένη θερμική επίδραση των προσωπικών, περιβαλλοντικών και φυσιολογικών μεταβλητών που επηρεάζουν την κατάσταση της θερμικής άνεσης.

Πολλοί μελετητές διερευνούν τρόπους πρόβλεψης της θερμικής αίσθησης των ανθρώπων στο περιβάλλον τους με βάση τις προσωπικές, περιβαλλοντικές και φυσιολογικές μεταβλητές που επηρεάζουν τη θερμική άνεση. Από την έρευνα που έχει πραγματοποιηθεί, έχουν αναπτυχθεί ορισμένα μαθηματικά μοντέλα που προσομοιώνουν τη θερμική απόκριση των ατόμων στο περιβάλλον τους. Τα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης θερμικής άνεσης χρησιμοποιούν κλίμακα θερμικής αίσθησης επτά ή εννέα σημείων:

### Θερμική αίσθηση επτά σημείων:

- 3 Πολύ Ζέστη
- 2 Ζέστη
- 1 Ελαφρώς Ζεστά
- 0 Ουδέτερο
- -1 Ελαφρώς Δροσερό
- -2 Δροσερό
- -3 Κρύο

### Θερμική αίσθηση εννέα σημείων:

- 4 Πολύ Ζεστό
- 3 Αρκετή Ζέστη
- 2 Ζέστη
- 1 Ελαφρώς Ζεστά
- 0 Ουδέτερο
- -1 Ελαφρώς Δροσερό
- -2 Δροσερό
- -3 Κρύο
- -4 Πολύ Κρύο

(Μαντίκας, 2016)

Τα πιο αξιοσημείωτα μοντέλα έχουν αναπτυχθεί από τον P.O. Fanger (μοντέλο Fanger Comfort), το Ίδρυμα Pierce (μοντέλο των δύο κόμβων από το J. B. Pierce) και τους ερευνητές στο κρατικό πανεπιστήμιο του Κάνσας (μοντέλο των δύο κόμβων από το KSU). Η κύρια ομοιότητα μεταξύ των τριών μοντέλων είναι ότι και τα τρία εφαρμόζουν μια ενεργειακή ισορροπία σε ένα άτομο και

χρησιμοποιούν τους μηχανισμούς ανταλλαγής ενέργειας μαζί με πειραματικά παραγόμενες φυσιολογικές παραμέτρους για να προβλέψουν τη θερμική αίσθηση και τη φυσιολογική απόκριση ενός ατόμου λόγω του περιβάλλοντος τους. Τα μοντέλα διαφέρουν στις φυσιολογικές παραμέτρους που χαρακτηρίζουν το ανθρώπινο παθητικό σύστημα (μεταφορά θερμότητας μέσω και από το σώμα) και το ανθρώπινο σύστημα ελέγχου (ο νευρικός έλεγχος του τρέμουλου, της εφίδρωσης και της ροής αίματος του δέρματος). Τα μοντέλα διαφέρουν επίσης στα κριτήρια που χρησιμοποιούν για την πρόβλεψη της θερμικής αίσθησης.

Η θερμική ισορροπία του σώματος είναι μια δυναμική κατάσταση μεταξύ της παραγόμενης θερμότητας (λόγω του ανθρώπινου μεταβολισμού) και της θερμότητας που μεταδίδεται με μεταφορά, αγωγή, ακτινοβολία και εξάτμιση από ή προς το περιβάλλον. Η σχέση που απεικονίζει το θερμικό ισοζύγιο ανάμεσα στο ανθρώπινο σώμα και το περιβάλλον είναι:

$$M - W = H + EC + Cres + Eres$$

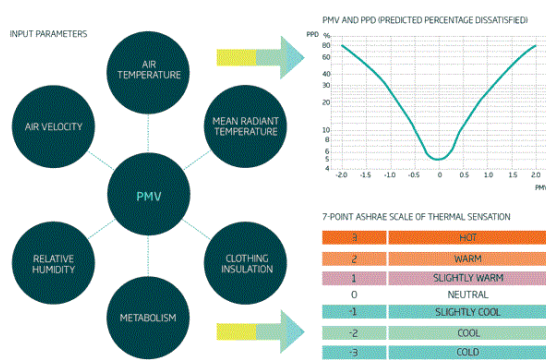
Όπου:

- *M*: ο ρυθμός μετατροπής της χημικής ενέργειας σε θερμότητα και μηχανικό έργο, μέσω αερόβιων και αναερόβιων διεργασιών μέσα στο σώμα.
- *W*: το ωφέλιμο μηχανικό έργο.
- *H*: οι απώλειες ενέργειας υπό μορφή θερμότητας από την επιφάνεια του σώματος μέσω αγωγής, συναγωγής και ακτινοβολίας.
- *EC*: το ποσό της θερμότητας που αποβάλλεται λόγω εξάτμισης σε κατάσταση θερμικής ισορροπίας.
- *Cres*: το ποσό της θερμότητας που αποβάλλεται λόγω αγωγής κατά την διάρκεια της αναπνοής.
- *Eres*: το ποσό της θερμότητας που αποβάλλεται λόγω εξάτμισης κατά την διάρκεια της αναπνοής.

( Ασημιάδης & Ρηγούτσος, 2013)

### 1.5.1. Το Μοντέλο Fanger Comfort

Το μοντέλο Fanger's Comfort ήταν το πρώτο που αναπτύχθηκε και δημοσιεύθηκε αρχικά το 1967



Εικόνα 11 Fanger Comfort Model

και στη συνέχεια το 1972. Το μαθηματικό μοντέλο που αναπτύχθηκε από τον P.O Fanger είναι το πιο γνωστό από τα τρία μοντέλα και είναι το πιο εύκολο στη χρήση, επειδή έχει περιγραφεί με τη μορφή γραφήματος. Επίσης, είναι το μοντέλο το οποίο βοήθησε στη δημιουργία των άλλων δύο μοντέλων. Ο Fanger ανέπτυξε το μοντέλο του με βάση την έρευνα που έκανε στο κρατικό Πανεπιστήμιο του Κάνσας και στο Τεχνικό Πανεπιστήμιο της Δανίας.

Χρησιμοποίησε την μορφή επτά σημείων μιας κλίμακας θερμικής αίσθησης μαζί με πολλά πειράματα που αφορούσαν ανθρώπινα υποκείμενα σε διάφορα περιβάλλοντα. Ανέφερε τα υποκείμενα ως μεταβλητές, οι οποίες επηρεάζουν την κατάσταση της θερμικής άνεσης. Το μοντέλο του Fanger βασίζεται σε μια ανάλυση ενέργειας που λαμβάνει υπόψη όλους τους τρόπους απώλειας ενέργειας (L) από το σώμα, συμπεριλαμβανομένων:

- Της ακτινοβολίας
- Της εξωτερική επιφάνεια του ρουχισμού
- Της απώλεια θερμότητας από τη διάχυση υδρατμών μέσω του δέρματος
- Της απώλεια θερμότητας με την εξάτμιση του ιδρώτα από την επιφάνεια του δέρματος
- Της απώλειας θερμότητας λανθάνουσας και ξηρής αναπνοής
- Της Μεταφοράς θερμότητας από το δέρμα στην εξωτερική επιφάνεια του ρουχισμού

Το Κρατικό Πανεπιστήμιο του Κάνσας και το Τεχνικό Πανεπιστήμιο της Δανίας δημιούργησαν μια κλίμακα θερμικής άνεσης PMV (Predicted Mean Vote) η οποία βασίζεται στο πώς η απώλεια ενέργειας (L) αποκλίνει από τον μεταβολικό ρυθμό (M). Με βάση αυτή την κλίμακα υποθέτουμε ότι ένα άτομο είναι θερμικά σε σταθερή κατάσταση με το περιβάλλον (υπολογίζοντας τη θερμοκρασία του δέρματος του και το ρυθμό εξάτμισης του ιδρώτα σε δεδομένη σειρά συνθηκών). (Λεκκάκης, 2012)

Ο Fanger συνεπέρανε ότι η προϋπόθεση για τη θερμική άνεση είναι η θερμοκρασία του δέρματος και η έκκριση ιδρώτα να βρίσκταν εντός στενών ορίων. Έλαβε δεδομένα από πειράματα θαλάμου κλίματος, στα οποία ο ρυθμός ιδρώτα και η θερμοκρασία του δέρματος μετρήθηκαν σε άτομα που αισθάνονταν άνετα στο περιβάλλον αυτό. Έτσι διαπίστωσε ότι οι βέλτιστες συνθήκες για θερμική άνεση εκφράστηκαν από τη γραμμή παλινδρόμησης της θερμοκρασίας του δέρματος και του ρυθμού ιδρώτα στο μεταβολικό ρυθμό. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να διατυπωθεί μια έκφραση ως ένα σύνολο εξισώσεων για τη βέλτιστη θερμική άνεση από το μεταβολικό ρυθμό, τη μόνωση των ρούχων και τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Ο Fanger έχει λύσει της εξισώσεις με τη βοήθεια υπολογιστή καθώς η τελική μορφή των εξισώσεων για βέλτιστη θερμική άνεση είναι αρκετά περίπλοκη και παρουσίασε τα αποτελέσματα με τη μορφή διαγραμμάτων από τα οποία μπορούν να διαβαστούν οι βέλτιστες συνθήκες άνεσης, δεδομένης της γνώσης του μεταβολικού ρυθμού και της μόνωσης των ρούχων. (Φράγκης, 2011)

Τέλος, ο Fanger επέκτεινε τη χρησιμότητα του έργου του προτείνοντας μια μέθοδο με την οποία θα μπορούσε να προβλεφθεί η πραγματική θερμική αίσθηση. Η υπόθεσή του για αυτό ήταν ότι η αίσθηση που βιώνει ένα άτομο είναι συνάρτηση του φυσιολογικού στελέχους που του επιβάλλεται από το περιβάλλον. Υπολόγισε αυτήν τη συνάρτηση για άτομα που συμμετείχαν σε πειράματα θαλάμου κλίματος και τοποθέτησε σε διάγραμμα την ψήφο τους για την άνεση. Έτσι, ήταν σε θέση να προβλέψει ποια ψήφος άνεσης θα προκύψει από ένα δεδομένο σύνολο περιβαλλοντικών συνθηκών για μια δεδομένη μόνωση και μεταβολικό ρυθμό ρούχων. Οι πίνακες PMV είναι διαθέσιμοι σε διαφορετικά περιβάλλοντα για δεδομένο ρουχισμό και δεδομένους μεταβολικούς ρυθμούς. Τέτοιοι πίνακες αποτελούν την βάση του προτύπου ISO 7730. (Nicol & Humphreys, 1995)

Ο Fanger συνειδητοποίησε ότι η προβλεπόμενη ψήφος ήταν μόνο η μέση τιμή που πρέπει να αναμένεται από μια ομάδα ανθρώπων και επέκτεινε το PMV για να προβλέψει το ποσοστό οποιουδήποτε πληθυσμού που θα είναι δυσαρεστημένος με το περιβάλλον. Η δυσαρέσκεια ενός ατόμου ορίστηκε από την άποψη ψήφου άνεσης. Εκείνοι που ψηφίζουν εκτός των κεντρικών σημείων κλιμάκωσης στην κλίμακα ASHRAE θεωρήθηκαν δυσαρεστημένοι. Το PPD (Predicted Percentage Dissatisfied) είναι το προβλεπόμενο ποσοστό δυσαρεστημένων και ορίζεται με βάση το PMV και δεν προσθέτει καμία πληροφορία σε αυτό που είναι ήδη διαθέσιμο στο PMV. Η



κατανομή PPD βασίζεται σε παρατηρήσεις από πειράματα θαλάμου κλίματος και όχι από μετρήσεις πεδίου. (Καμπίσης, 2010)

## 1.5.2. Το Μοντέλο των Δύο Κόμβων

### 1.5.2.1. Το Απλό Μοντέλο των Δύο Κόμβων από το Pierce

Το μοντέλο των δύο κόμβων (Two Node Model) αναπτύχθηκε στο Ίδρυμα J. B. Pierce στο πανεπιστήμιο Yale. Το μοντέλο επεκτείνεται συνεχώς από την πρώτη του δημοσίευση το 1970, με την πιο πρόσφατη έκδοση του να εμφανίζεται στο εγχειρίδιο του ASHRAE του 1986. Το μοντέλο αυτό διαχωρίζει θερμικά το ανθρώπινο σώμα σε δυο ισοθερμικά, ομόκεντρα μέρη όπου το ένα αντιπροσωπεύει την εσωτερική τομή ή τον πυρήνα (όπου θεωρείται ότι παράγεται όλη η μεταβολική θερμότητα) και το δεύτερο περιλαμβάνει το δέρμα. Αυτό επιτρέπει την παθητική αγωγιμότητα θερμότητας από τον πυρήνα στο δέρμα. Η οριακή γραμμή μεταξύ των δυο τμημάτων αλλάζει σε σχέση με τον ρυθμό ροής αίματος του δέρματος ανά μονάδα επιφάνειας του (SKBF σε  $L / h \cdot m^2$ )<sup>2</sup>.

Επιπλέον, χρησιμοποιεί για τυπική αποτελεσματική θερμοκρασία (Standard Effective Temperature) τη θερμοκρασία του δέρματος ως μέρος των περιοριστικών συνθηκών του. Αντί για το ρυθμό ιδρώτα που χρησιμοποιείται για την άλλη περιοριστική κατάσταση (Effective Temperature), το μοντέλο αυτό χρησιμοποιεί την υγρασία του δέρματος την οποία συμβολίζει με W. Το μοντέλο αυτό λαμβάνει υπόψη τις αποκλίσεις του πυρήνα, του δέρματος και της μέσης θερμοκρασίας του σώματος. Οι μηχανισμοί θερμορυθμιστικών τελεστών (ρυθμιστική εφίδρωση, ροή αίματος του δέρματος και ρίγος) ορίζονται με όρους θερμικών σημάτων από τον πυρήνα, το δέρμα και το σώμα. (Foda & Siren, 2010)

Στην τελευταία έκδοση του μοντέλου Pierce χρησιμοποιούνται οι έννοιες SET\* (Standard Effective Temperature – Πρότυπη Αποτελεσματική Θερμοκρασία) και ET\* (Effective Temperature – Αποτελεσματική Θερμοκρασία). Το μοντέλο αυτό μετατρέπει το πραγματικό περιβάλλον σε «τυπικό περιβάλλον». Το SET\* είναι η θερμοκρασία ενός υποθετικού περιβάλλοντος με σχετική υγρασία 50% για άτομα που φορούν ρούχα τα οποία θα ήταν συγκεκριμένα για τη δεδομένη δραστηριότητα στο πραγματικό περιβάλλον. Επίσης, σε αυτό το

<sup>2</sup> Με SKBF συμβολίζεται η οριακή γραμμή μεταξύ των δύο κόμβων που αλλάζει σε σχέση με τον ρυθμό ροής αίματος ανά μονάδα επιφάνειας του δέρματος.

τυπικό περιβάλλον, το ίδιο φυσιολογικό υποκείμενο (θερμοκρασία δέρματος, υγρασία δέρματος και απώλεια θερμότητας με το περιβάλλον) θα υπήρχε όπως στο πραγματικό περιβάλλον. Το μοντέλο Pierce μετατρέπει επίσης το πραγματικό περιβάλλον σε περιβάλλον με αποτελεσματική θερμοκρασία (ET\*), δηλαδή τη θερμοκρασία ενός υποθετικού περιβάλλοντος με σχετική υγρασία (50%) και ομοιόμορφη θερμοκρασία όπου τα άτομα θα βιώσουν το ίδιο φυσιολογική πίεση όπως και στο πραγματικό περιβάλλον. Επιπρόσθετα, στην τελευταία έκδοση του μοντέλου, προτείνεται η τροποποίηση του κλασικού Fanger PMV χρησιμοποιώντας SET\* (Standard Effective Temperature) ή ET\* (Effective Temperature) αντί της θερμοκρασίας λειτουργίας. Αυτό δίνει ένα νέο δείκτη PMV\* που προτείνεται για ξηρά ή υγρά περιβάλλοντα. Υποστηρίζεται επίσης ότι το PMV\* ανταποκρίνεται καλύτερα στις αλλαγές της απόδοσης της διαπερατότητας των ατμών στα ρούχα των χρηστών.

Εκτός από το PMV\*, το μοντέλο αυτό χρησιμοποιεί τους δείκτες TSENS (Thermal SENSation vote) και DISC (predicted DISComfort vote) ως προγνωστικούς παράγοντες θερμικής άνεσης. Το TSENS είναι η συνάρτηση της μέσης θερμοκρασίας του σώματος που χρησιμοποιείται από το ίδρυμα Pierce, ενώ το DISC ορίζεται ως το σχετικό θερμορυθμιστικό στέλεχος που απαιτείται για να επιτευχθεί μια κατάσταση άνεσης και θερμικής ισορροπίας. (Ernest Orlando Lawrence Berkeley National Laboratory, 2014)

### **1.5.2.2. Το Μοντέλο των Δύο Κόμβων από το KSU**

Το μοντέλο των δυο κόμβων από το Kansas State University (KSU) δημοσιεύθηκε το 1977. Το μοντέλο αυτό είναι παρόμοιο με αυτό του Ιδρύματος Pierce με κύρια διαφορά τους ότι το KSU προβλέπει διαφορετική θερμική αίσθηση (Thermal Sensation Vote - TSV) για ζεστό και κρύο περιβάλλον. (Lee & Strand, 2001)

Το μοντέλο του KSU βασίζεται στις αλλαγές που συμβαίνουν στη θερμική αγωγιμότητα μεταξύ του πυρήνα και της θερμοκρασίας του δέρματος σε κρύα περιβάλλοντα, ενώ σε ζεστά περιβάλλοντα βασίζεται στις αλλαγές στην υγρασία του δέρματος. Σε αυτό το μοντέλο παράγεται μεταβολική θερμότητα στο υποκείμενο που ανταλλάσσει ενέργεια με το περιβάλλον μέσω αναπνοής και το δέρμα ανταλλάσσει ενέργεια με μεταφορά και ακτινοβολία. Επιπλέον, η θερμότητα του σώματος διαχέεται μέσω της εξάτμισης του ιδρώτα και της διάχυσης των υδρατμών

μέσω του δέρματος. Αυτές οι αρχές χρησιμοποιούνται στις ακόλουθες εξισώσεις παθητικού συστήματος.

$$Q_{crsk} = (5.28 + 1163 * SKBF)(T_{cr} - T_{sk})$$

Όπου:

- SKBF είναι ο ρυθμός ροής του αίματος στο δέρμα
- $T_{cr}$  είναι η εσωτερική θερμοκρασία του ατόμου
- $T_{sk}$  είναι η θερμοκρασία του δέρματος του ατόμου

Ενώ η νέες θερμοκρασίες του ατόμου υπολογίζονται σε κάθε επανάληψη από τους ρυθμούς αποθήκευσης θερμότητας

$$S_{sk} = Q_{crsk} - Q_c - Q_r - E_{sk}$$

$$S_{cr} = M - W - Q_{res} - Q_{crsk}$$

Όπου:

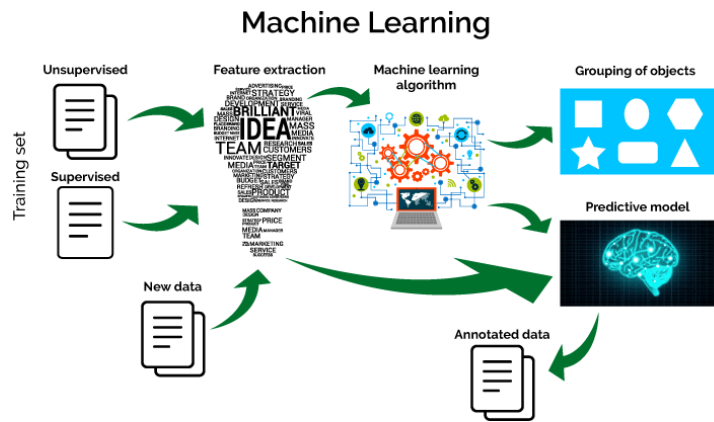
- $S_{sk}$  είναι η αποθήκευση θερμότητας στο δέρμα του ατόμου  $S_{cr}$  είναι η αποθήκευση θερμότητας στο εσωτερικό του ατόμου
- $Q_{crsk}$  είναι η ροή θερμότητας από το εσωτερικό του ατόμου στο δέρμα
- $Q_c$  είναι ο ρυθμός μεταφοράς της απώλειας θερμότητας
- $Q_r$  είναι ο ρυθμός ακτινοβολίας της απώλειας θερμότητας
- $E_{sk}$  είναι η συνολική απώλεια θερμότητας μέσω εξάτμισης του δέρματος
- $M$  είναι ο μεταβολικός ρυθμός
- $W$  είναι ο ρυθμός απώλειας θερμότητας λόγω άσκησης
- $Q_{res}$  είναι ο ρυθμός απώλειας λόγω της αναπνοής

Σε αυτό το μοντέλο, τα σήματα ελέγχου, με βάση τις θερμοκρασίες καθορισμένου σημείου στο δέρμα και τον πυρήνα, εισάγονται σε παθητικές εξισώσεις συστήματος και αυτές οι εξισώσεις ενσωματώνονται αριθμητικά για μικρές αυξήσεις του χρόνου ή της θερμοκρασίας στον πυρήνα και στο δέρμα. Τα σήματα ελέγχου ρυθμίζουν το θερμορυθμιστικό μηχανισμό, τη ροή του

περιφερικού αίματος, τον ιδρώτα και την αύξηση της μεταβολικής θερμότητας από τα ενεργά ρίγη των μυών. Η ανάπτυξη των λειτουργιών ελέγχου της αγωγιμότητας του δέρματος (Skin conductance - KS), του ιδρώτα (Sweat rate -  $E_{sw}$ ) και του ρίγους (Shivering response -  $M_{shiv}$ ) βασίζεται στη συσχέτιση τους με τις αποκλίσεις στις θερμοκρασίες του δέρματος και του πυρήνα από τα καθορισμένα σημεία τους (πυρήνα, δέρμα, σώμα). Το Thermal Sensation Vote (TSV) του μοντέλου KSU αναπτύχθηκε από πειραματικές συνθήκες σε όλες τις θερμοκρασίες και από επίπεδα ένδυσης μεταξύ 0,05 Clo έως 0,7 Clo και επίπεδα δραστηριότητας από 1 mets έως 6 mets. (Carreira da Silva, 2018)



## 2. Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης



Εικόνα 12 Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

Στην προσπάθεια μας να μπορέσουμε να δημιουργήσουμε θερμική άνεση στα άτομα που βρίσκονται σε έναν χώρο, η μελέτη αλγορίθμων ταξινόμησης μπορεί να βοηθήσει στην επιλογή της βέλτιστης μεθόδου, με βάση την ακρίβεια της. Η μελέτη αυτή είναι μια περίπτωση εποπτευόμενης μάθησης, καθώς παρέχονται στον αλγόριθμο εισροές και αποτελέσματα.

Προκειμένου να ξεπεράσουμε το πρόβλημα της κλιμάκωσης, τα δεδομένα των χαρακτηριστικών πρέπει να επεξεργαστούν, με σκοπό να ομαλοποιηθούν, πριν ξεκινήσουμε την διαδικασία μάθησης (αλγορίθμων). Επίσης, σημαντικό είναι να χωρίσουμε σωστά τα δεδομένα σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών. Μια καλή αναλογία επιλογή είναι η αναλογία 70%-30%. Το 70% των δεδομένων να χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση και το υπόλοιπο 30% για δοκιμές. Διαφορετικός διαχωρισμός γίνεται όμως στην περίπτωση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ΤΝΔ), όπου ο διαχωρισμός πρέπει να γίνει σε τρία σύνολα (σύνολο εκπαίδευσης, σύνολο επικύρωσης και σύνολο δοκιμών). Σε αυτή την περίπτωση, καλή αναλογία είναι να χρησιμοποιηθεί το 70% για την εκπαίδευση (όπως και στις άλλες περιπτώσεις) και από 15% για την επικύρωση και τη δοκιμή του αλγορίθμου. Κάποιοι από τους ταξινομητές μηχανικής μάθησης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για κάθε τύπου κτίρια και σύνολα δεδομένων, θα αναφερθούν σε αυτό το κεφάλαιο.

### 2.1. Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) μπορούν να χειρίζονται δεδομένα ταξινομώντας τα αυτόματα σε κατηγορίες αποτελούμενες από πρότυπα. Το κάθε πρότυπο αποτελείται από ένα συγκεκριμένο αριθμό χαρακτηριστικών. Σε κάθε πείραμα που πραγματοποιούμε, απαραίτητη προϋπόθεση είναι όλα τα πρότυπα να έχουν το ίδιο πλήθος χαρακτηριστικών αλλιώς θα προκύψει σφάλμα στο πείραμα. Αρχικά γίνεται η εκπαίδευση ανά δύο κατηγορίες κάθε φορά όπου ο

αλγόριθμος μας εκπαιδεύεται με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση δεδομένων γίνεται τόσες φορές, όσες είναι και οι δυνατοί συνδυασμοί που προκύπτουν μεταξύ των διαθέσιμων κατηγοριών που κατέχουμε, όπου ο αλγόριθμος μας εκπαιδεύεται με τα δεδομένα εκπαίδευσης (training set) ούτως ώστε να είναι εφικτή στο επόμενο στάδιο η αυτόματη κατηγοριοποίηση του εναπομείναντος μέρους των δεδομένων, δηλαδή τα δεδομένα του συνόλου ελέγχου (testing set). Με αυτόν τον τρόπο ο αλγόριθμος αντιλαμβάνεται τι χαρακτηρίζει την κάθε κατηγορία, σε τι διαφέρει από τις άλλες κατηγορίες και τότε κάποιο πρότυπο θα ανήκει σε αυτή.

Ένα σύνηθες πρόβλημα που παρουσιάζεται στον συγκεκριμένο αλγόριθμο είναι ότι κατατάσσει τα δεδομένα σε μια από δυο διαφορετικές κατηγορίες, είτε σε αυτή που συμβολίζουμε με 1 ή σε εκείνη που συμβολίζουμε -1. Για παράδειγμα, στην περίπτωση της θερμικής άνεσης, μπορεί να ξεχωρίσει εάν υφίσταται θερμική άνεση στο χώρο ή αν δεν υφίσταται. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μη δίνεται η δυνατότητα να γνωρίζουμε πόσο κοντά είμαστε στο επιθυμητό αποτέλεσμα. Αυτός ο τρόπος ταξινόμησης λέγεται δυαδική ταξινόμηση και προκειμένου να επιτευχθεί καλύτερη ανάλυση των δεδομένων, χρειάζεται να εκτελεστεί ο ίδιος αλγόριθμος με όλους τους πιθανούς συνδυασμούς, δηλαδή, στην περίπτωση που υπάρχουν τρεις κατηγορίες, θα πρέπει να εκτελέσουμε τον αλγόριθμο με τους συνδυασμούς: K1-K2, K1-K3, K2-K3. Ο διαχωρισμός των δεδομένων σε κατηγορίες γίνεται με βάση κάποιες ξεχωριστές ιδιαιτερότητες (χαρακτηριστικά) που έχει η κάθε κατηγορίες σε σχέση με τις άλλες.

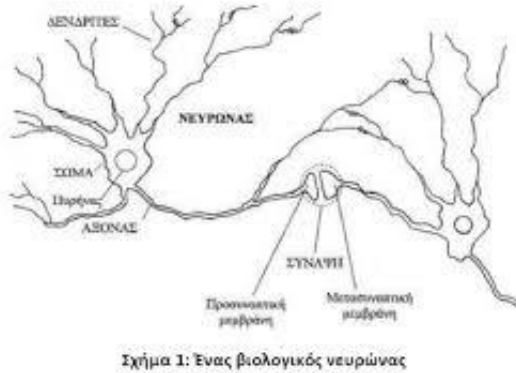
Η επιτυχία της τεχνικής SVM αποδίδεται κυρίως στις θεωρητικές βάσεις που είναι βασισμένες στη θεωρία Vapnik-Chervonenkis (VC). Υπάρχουν όμως και μειονεκτήματα που μειώνουν την πρακτική χρησιμότητα του αλγορίθμου, όπως:

- Μη γραμμικά μοντέλα που έχουν την τάση να μεγαλώσουν κατά πολύ σε μέγεθος την διαδικασία, με αποτέλεσμα να καθιστούν τη διαδικασία εκπαίδευσης αργή και μη πρακτική
- Ο αλγόριθμος εκτελεί μια συγκεκριμένη λειτουργία (σύγκριση μεταξύ δυο κατηγοριών).

(Ghiasi, Torzkzadeh, & Noori, 2015)

## 2.2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN – Artificial Neural Networks)

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική του Νευρικού Συστήματος.



Σχήμα 1: Ένας βιολογικός νευρώνας

Εικόνα 13 Νευρωνικά Δίκτυα

Στον ανθρώπινο εγκέφαλο, κάθε νευρικό κύτταρο, δηλαδή νευρώνας μπορεί να διαβιβάσει ένα ηλεκτροχημικό σήμα. Οι νευρώνες αποτελούνται από δενδρίτες (διακλαδισμένη δομή εισόδου), νευροάξονες (δομή εξόδου) και το κύριο κυτταρικό σώμα.

Όταν ένας νευρώνας ενεργοποιείται, πυροδοτεί ένα ηλεκτροχημικό σήμα κατά μήκος του νευροάξονα, το οποίο διασχίζει τη σύναψη προς το επόμενο κύτταρο, το οποίο μπορεί επίσης να ενεργοποιηθεί. Ένας νευρώνας πυροδοτείται μόνο όταν το σήμα που θα φτάσει από τους δενδρίτες του, υπερβεί ένα ορισμένο επίπεδο (κατώφλι πυροδότησης). Ο νευρώνας μπορεί να δέχεται πολλά ερεθίσματα, κάποια από τα οποία μπορεί να τον ενεργοποιήσουν.

Ως Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας, τους οποίους ονομάζουμε Νευρώνες. Στους υπολογιστές είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο που χρησιμοποιείται για την επίλυση κάποιου υπολογιστικού προβλήματος.

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ονομάζεται δίκτυο καθώς αποτελείται από υπολογιστικούς κόμβους που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε υπολογιστικός κόμβος δέχεται ένα σύνολο αριθμητικών εισόδων, εκτελεί έναν υπολογισμό με βάση τις υπάρχουσες εισόδους και παράγει μια ή περισσότερες εξόδους. (Simon, 2010)

Η δυνατότητα τους είναι να χρησιμοποιούνται σε προβλήματα πρόβλεψης και ταξινόμησης, με αποτέλεσμα να εφαρμόζονται σε πληθώρα εφαρμογών σε διαφορετικά ερευνητικά πεδία. Κάποια χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι:



- Η αναγνώριση προτύπων και απεικόνιση αναλυτικών δεδομένων μέσα από πολύπλοκα και ανακριβή δεδομένα, όπως από φασματοσκοπικές τεχνικές.
- Η ανάπτυξη νέων φασματοτεχνικών μορφών.

Τα πλεονεκτήματα τους και οι λόγοι που τα καθιστούν αρκετά επιθυμητά είναι:

- Η μη γραμμικότητα τους που επιτρέπει την καλύτερη προσαρμοστικότητα στην βάση δεδομένων.
- Η ανυπαρξία ευαισθησίας σε λανθασμένα δεδομένα παρέχοντας ακριβείς προβλέψεις ακόμα και με την παρουσία ανακριβών δεδομένων.
- Ο υψηλός παραλληλισμός που τα καθιστά έναν από τους ταχύτερους τρόπους ταξινόμησης και πρόβλεψης δεδομένων.
- Η εκμάθηση και η προσαρμοστικότητα που επιτρέπουν στο σύστημα να ανέχεται το σφάλμα και την αποτυχία, έχοντας ως αποτέλεσμα να ενημερώνει και να τροποποιεί την εσωτερική του δομή σε ένα διαρκώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον.
- Η γενίκευση που καθιστά δυνατή την εφαρμογή του μοντέλου σε άγνωστα δεδομένα.

(Sharma, 2017)

### 2.3. Λογιστική παλινδρόμηση

Η Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression) χρησιμοποιείται κυρίως για να περιγράψει τη σχέση ενός χαρακτηριστικού με τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά. Το μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης μοιάζει με το αντίστοιχο της απλής παλινδρόμησης με τη διαφορά ότι η μεταβλητή απόκρισης (εξαρτημένη μεταβλητή) είναι δίτιμη, δηλαδή περιγράφει «επιτυχία-αποτυχία».

Βασικό μειονέκτημα του λογιστικού μοντέλου αποτελεί το γεγονός ότι κατά την κατασκευή του πρέπει να αποφεύγεται η χρησιμοποίηση μεταβλητών που παρουσιάζουν μεγάλη συσχέτιση. Επιπλέον, παρόλο που δεν απαιτείται οι μεταβλητές να ακολουθούν την κανονική κατανομή, σε περίπτωση που αυτές χαρακτηρίζονται από ακραία μη κανονικότητα, έχει ως αποτέλεσμα τα αποτελέσματα του μοντέλου να μην είναι ικανοποιητικά.

Ένα πλεονέκτημα του μοντέλου αυτού είναι ότι δεν υπόκειται σε στατιστικούς περιορισμούς, όπως η διακριτική ανάλυση, επομένως μπορεί κατά την κατασκευή του να χρησιμοποιηθούν και

ποιοτικές μεταβλητές. Επιπλέον, με τη χρήση του λογιστικού μοντέλου, δίνεται η δυνατότητα να εκτιμηθεί η σημαντικότητα κάθε χαρακτηριστικού στο εξαγόμενο αποτέλεσμα, διαδικασία που δε γίνεται να πραγματοποιηθεί άμεσα μέσω της διακριτικής ανάλυσης. Για το λόγο αυτό, πολλοί ερευνητές χρησιμοποιούν το λογιστικό υπόδειγμα για να επιλέξουν ποιές από τις αρχικές μεταβλητές θα χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση και έπειτα προχωρούν στη δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης χρησιμοποιώντας την ίδια ή κάποια άλλη τεχνική. (Ξένη, 2012)

#### **2.4. Ανάλυση Γραμμικής Διάκρισης (Linear Discriminant Analysis - LDA)**

Η ανάλυση γραμμικής διάκρισης είναι μια μέθοδος μετασχηματισμού δεδομένων που ανήκουν σε κατηγορίες (κλάσεις), με σκοπό τον καλύτερο διαχωρισμό των κλάσεων και την ελάττωση της διάστασης των δεδομένων. Η μέθοδος αυτή είναι παρόμοια με την Λογιστική Παλινδρόμηση από την άποψη ότι παράγει επίσης γραμμικά όρια αποφάσεων και ακολουθεί μια πιθανοτική προσέγγιση στην ταξινόμηση. Μια βασική διαφορά τους είναι ότι η LDA εκτιμά τους συντελεστές χρησιμοποιώντας την εκτιμώμενη μέση τιμή και τη διακύμανση σε αντίθεση με τη λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression) που εκτιμά την κανονική κατανομή. (Ξανθόπουλος, Παρδάλος, & Τραφαλής, 2020)

Για τη χρήση του αλγορίθμου αυτού, προϋπόθεση είναι τα δεδομένα να είναι αριθμητικά με συνεχείς τιμές και να ανήκουν σε δύο ή περισσότερες γνωστές κατηγορίες. Συνήθως το πρόβλημα είναι ότι τα δεδομένα δύο ή περισσότερων κατηγοριών δεν είναι εύκολα διαχωρίσιμα, ενώ μπορεί να αποτελούνται από πολλές μεταβλητές, για τις οποίες δεν είναι ευδιάκριτο ποιές χαρακτηρίζουν καλύτερα τις κατηγορίες. Ένα κριτήριο καλού διαχωρισμού μεταξύ κλάσεων είναι να μεγιστοποιείται η απόσταση μεταξύ τους ( $SS_{\text{between}}$ ) και ταυτόχρονα να ελαχιστοποιείται η διασπορά μέσα στην κάθε κλάση ( $SS_{\text{total}}$ ). Το κριτήριο αυτό ονομάζεται κριτήριο Fisher και είναι ο λόγος των παραπάνω μεγεθών ( $SS_{\text{between}}$ ,  $SS_{\text{total}}$ ), που όσο μεγαλύτερη τιμή έχει ως αποτέλεσμα, τόσο καλύτερα θεωρείται ότι είναι διαχωρισμένες οι κλάσεις. Σημαντικό βήμα για να την αποτελεσματικότερη διαχωρισιμότητα μεταξύ των κλάσεων είναι να βρεθεί η κατάλληλη διεύθυνση προβολής των δεδομένων προκειμένου να έχουμε καλύτερη χρήση του κριτηρίου Fisher. (Luo, 2011)

## 2.5. k- Πλησιέστεροι γείτονες (k-NN)

Ο ταξινομητής των K-Πλησιέστερων γειτόνων (K-Nearest Neighbors - KNN) θεωρείται ένας από τους πιο αποτελεσματικούς ταξινομητές δεδομένου ότι ταυτόχρονα είναι και από τους απλούστερους. Επίσης, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι από τους πιο διαδεδομένους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Σκοπός της χρήσης του είναι η ταξινόμηση προτύπων σε κατηγορίες, όμως κάποιες φορές χρησιμοποιείται για τη μάθηση συναρτήσεων (την παλινδρόμηση) καθώς και για την εκτίμηση πυκνότητας πιθανότητας. Η τεχνική k-NN προϋποθέτει ότι το σύνολο δεδομένων δεν περιλαμβάνει μόνο δεδομένα αλλά και την επιθυμητή κατηγοριοποίηση για κάθε στοιχείο.

Κεντρική ιδέα του αλγορίθμου είναι πως η τιμή της συνάρτησης- στόχου για ένα σημείο βασίζεται αποκλειστικά και μόνο από τις αντίστοιχες τιμές των K πλησιέστερων σημείων, τα οποία αποτελούν τους γείτονες του. Υπάρχουν δύο ζητήματα, τα οποία πρέπει να καθοριστούν προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος.

1. Η τιμή του K
2. Ο καθορισμός της απόστασης ανάμεσα σε δύο σημεία, η οποία εκφράζει την εγκυρότητα και την ομοιότητα μεταξύ των σημείων.

Για το ζήτημα του καθορισμού της απόστασης, υπάρχουν αρκετές εναλλακτικές επιλογές και προκειμένου να καταλήξουμε σε μια καλή απόφαση πρέπει να λάβουμε υπόψη τα ειδικά χαρακτηριστικά του χώρου στιγμιοτύπων του προβλήματος. Σημαντικό είναι να γνωρίζουμε εάν στην αναπαράσταση τους περιλαμβάνονται αριθμητικά ή συμβολικά χαρακτηριστικά. Η μετρική της απόστασης η οποία χρησιμοποιείται συχνά στον K-NN αλγόριθμο είναι η Ευκλείδεια μετρική.

Ιδιαίτερη προσοχή πρέπει να δοθεί στα χαρακτηριστικά καθώς στην περίπτωση που θεωρηθούν όλα ισοδύναμα κατά τον υπολογισμό της απόστασης, υπάρχει ο κίνδυνος οι μετρήσεις να είναι παραπλανητικές καθώς μπορεί σημεία τα οποία σχετίζονται μεταξύ τους, να θεωρηθούν ότι είναι απομακρυσμένα λόγω των διαφορών που μπορεί να έχουν σε ασήμαντα χαρακτηριστικά. Για την αποφυγή του παραπάνω προβλήματος είναι χρήσιμο να εκμεταλλευτούμε την μέθοδο της αποτίμησης των χαρακτηριστικών. Δηλαδή το κάθε χαρακτηριστικό των σημείων να αποτιμάται διαφορετικά στον υπολογισμό της απόστασης. Στην περίπτωση της χρήσης της Ευκλείδειας

απόστασης, πρέπει να δοθούν τιμές (βάρη) για την σημαντικότητα των χαρακτηριστικών τα οποία θα επηρεάζουν σημαντικά το αποτέλεσμα. (Peterson)

## 2.6. Αλγόριθμος Παλινδρόμησης Τυχαίων Δασών (Random Forest Regression)

Ο αλγόριθμος Random Forest είναι από τους δημοφιλέστερους αλγορίθμους στην κατηγορία των αλγορίθμων ταξινόμησης, λόγω της ταχύτητας και της ακρίβειας του. Αποτελεί ένα είδος μάθησης που λειτουργεί με τη χρήση κατασκευής πλήθους δέντρων απόφασης κατά την εκπαίδευση. Σημαντικά πλεονεκτήματα του είναι:

- Η μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με τους υπάρχοντες αλγορίθμους.
- Η ταχύτητα του ακόμα και σε προβλήματα με μεγάλα σύνολα δεδομένων.
- Η αποδοτικότητα του σε μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών.
- Η εκτίμηση που κάνει για την σημαντικότητα των χαρακτηριστικών στην κατηγοριοποίηση.
- Η μη ανάγκη διαφορετικού συνόλου για τον έλεγχο της ακρίβειας του, καθώς η εκτίμηση του λάθους γενίκευσης γίνεται από τον ίδιο τον αλγόριθμο κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του.
- Η δυνατότητα χειρισμού ελλιπών δεδομένων.

Η ακρίβεια του σε σημαντικό βαθμό οφείλεται στην πληθώρα των δέντρων απόφασης που δημιουργούνται κατά τη λειτουργία του συγκεκριμένου αλγορίθμου, καθώς στην περίπτωση που μερικά δέντρα καταλήξουν σε λάθος αποφάσεις, πολλά άλλα δέντρα θα φτάσουν στο σωστό αποτέλεσμα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, το σύνολο των δέντρων να οδηγηθεί στη σωστή κατεύθυνση. Οι προϋποθέσεις για την καλή απόδοση του Random Forest είναι:

- Να υπάρχει πραγματικός διαχωρισμός στα χαρακτηριστικά, προκειμένου οι κόμβοι που θα κατασκευαστούν να περιορίζονται σε κάποιο ποσοστό του συνόλου.
- Οι προβλέψεις που θα προκύψουν από τα δέντρα που θα έχουν λάθος αποφάσεις, να έχουν χαμηλούς συσχετισμούς μεταξύ τους

(Segal, 2004)

## 2.7. Naive Bayes

Ο αλγόριθμος Naive Bayes χρησιμοποιείται σε προβλήματα μάθησης όπου τα στιγμιότυπα μπορούν να αναπαρασταθούν σε ένα μοντέλο διανυσματικού χώρου, με τα χαρακτηριστικά να έχουν διακριτές τιμές σε ένα πεπερασμένο σύνολο (υπό όρους μπορεί να επεξεργαστεί και δεδομένα με χαρακτηριστικά που παίρνουν συνεχείς τιμές). Στη χρήση του αλγορίθμου παρέχεται ένα σύνολο από διανύσματα εκπαίδευσης, για το οποίο ο ταξινομητής προβλέπει την κατηγορία στην οποία ανήκει. Στη χρήση του συγκεκριμένου ταξινομητή εμφανίζονται δύο πρακτικά προβλήματα.

1. Έχει γραμμική πολυπλοκότητα ως προς τον πληθυσμό του χώρου υποθέσεων, με αποτέλεσμα να καθιστά ανέφικτη την εφαρμογή του σε προβλήματα με μεγάλου πλήθους δεδομένα και χαρακτηριστικά.
2. Απαιτείται η εκτίμηση πάρα πολλών πιθανοτήτων, όπως η πιθανοφάνεια των δεδομένων και η πιθανότητα για κάθε υπόθεση.

Ο απλοϊκός ταξινομητής Bayes έχει επιδείξει απροσδόκητα καλή ακρίβεια σε προβλήματα που η υπόθεση της ανεξαρτησίας παραβιάζεται με εμφανή τρόπο. Επιπλέον, τα μοντέλα τα οποία δημιουργούνται από τον αλγόριθμο είναι εύκολα κατανοητά από τον άνθρωπο λόγω της απλότητας τους.

### Πλεονεκτήματα Naive Bayes

- Εύκολη και γρήγορη πρόβλεψη κατηγορίας συνόλου δεδομένων
- Σε περιπτώσεις υποθέσεων ανεξαρτησίας, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αποδίδει καλύτερα σε σύγκριση με άλλα μοντέλα, ενώ χρειάζεται και λιγότερα δεδομένα εκπαίδευσης
- Έχει καλή απόδοση στην περίπτωση κατηγορικών μεταβλητών εισόδου σε σύγκριση με αριθμητικές μεταβλητές

(Rish, 2017)

## 2.8. Adaptive Boosting (AdaBoost)

Adaptive Boosting είναι ένας μετά-αλγόριθμος στατιστικής ταξινόμησης που διατυπώθηκε από τον Yoav Freund και τον Robert Schapire, οι οποίοι κέρδισαν το 2003 το βραβείο Gödel για την εργασία τους. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με πολλούς άλλους τύπους αλγορίθμων εκμάθησης για τη βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων με τους οποίους συνδυάζεται. Η έξοδος αλγορίθμων που δεν παράγουν τα επιθυμητά αποτελέσματα συνδυάζονται με ένα σταθμισμένο άθροισμα που αντιπροσωπεύει το τελικό αποτέλεσμα του ταξινομητή. Η τεχνική AdaBoost είναι προσαρμοστική με την έννοια ότι οι επόμενοι αδύναμοι εκπαιδευόμενοι αλγόριθμοι τροποποιούνται υπέρ εκείνων των περιπτώσεων που έχουν ταξινομηθεί εσφαλμένα από προηγούμενους ταξινομητές. Οι μεμονωμένοι αλγόριθμοι μπορεί να είναι αδύναμοι, αλλά εφόσον η απόδοση του καθενός είναι ελαφρώς καλύτερη από την τυχαία εικασία, το τελικό μοντέλο μπορεί να αποδειχθεί ότι συγκλίνει σε έναν ισχυρό μαθητή.

Κάθε αλγόριθμος εκμάθησης που επηρεάζεται από την AdaBoost τείνει να ταιριάζει σε ορισμένους τύπους προβλημάτων καλύτερα από άλλους και συνήθως έχει πολλές διαφορετικές παραμέτρους και διαμορφώσεις για προσαρμογή προτού επιτύχει τη βέλτιστη απόδοση σε ένα σύνολο δεδομένων. Η AdaBoost (με δέντρα απόφασης ως αδύναμοι μαθητές) αναφέρεται συχνά ως ο καλύτερος ταξινομητής. Όταν χρησιμοποιούνται με τη μάθηση δέντρων αποφάσεων, οι πληροφορίες που συλλέγονται σε κάθε στάδιο του αλγορίθμου AdaBoost όσον αφορά το σχετικό βάρος κάθε δείγματος εκπαίδευσης (το αρχικό βάρος ορίζεται σε  $weight(x_i) = \frac{1}{n}$  όπου  $x_i$  είναι δείγμα εκπαίδευσης και  $n$  είναι ο αριθμός παραδειγμάτων εκπαίδευσης) τροφοδοτούνται στον αλγόριθμο ανάπτυξης δέντρων έτσι ώστε τα μεταγενέστερα δέντρα τείνουν να εστιάζουν σε δυσκολότερο-ταξινόμηση παραδειγμάτων. (Margineantu, 1997)

### 2.8.1. Adaptive Boosting M2

Ο AdaBoost M2 είναι ένας αλγόριθμος ενίσχυσης που έχει σχεδιαστεί για προβλήματα πολλαπλών κλάσεων με αδύναμους ταξινομητές βάσης. Στόχος του είναι η ελαχιστοποίηση ενός πολύ χαλαρού ορίου στο σφάλμα εκπαίδευσης. Προτείνεται να χρησιμοποιείται με δύο εναλλακτικούς αλγόριθμους ενίσχυσης που ελαχιστοποιούν τα όρια στα μέτρα απόδοσης. Βλέποντας τα αποτελέσματα σε πειράματα που έχουν πραγματοποιηθεί, προκύπτει ότι οι μέθοδοι έχουν περίπου

την ίδια απόδοση στην ελαχιστοποίηση του ποσοστού σφαλμάτων εκπαίδευσης και δοκιμής. (Eibl & Pfeiffer, 2001)

## 2.9. Gradient Boosting

Gradient Boosting είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται σε προβλήματα παλινδρόμησης και ταξινόμησης. Αυτή η μέθοδος συνδυάζει τα αποτελέσματα πολλών αλγορίθμων μάθησης που δεν δίνουν τα επιθυμητά αποτελέσματα. Με την χρήση του Gradient Boosting μειώνεται η διακύμανση και η μεροληψία (Bias – variance dilemma). Επιπλέον είναι μια τεχνική στην οποία προστίθενται νέα μοντέλα για την διόρθωση των σφαλμάτων που παράχθηκαν από τα ήδη υπάρχοντα μοντέλα. Τα μοντέλα προστίθενται διαδοχικά μέχρις ότου δεν είναι εφικτό να υπάρξουν βελτιώσεις. (Natekin, Alexey & Alois Knoll)

### 3. Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας και Σχετικές Έρευνες

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα ασχοληθούμε με ανασκόπηση της βιβλιογραφίας και έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί στο παρελθόν με σκοπό την επίλυση του προβλήματος της μοντελοποίησης της θερμικής άνεσης. Θα δούμε τον τρόπο με τον οποίο προσέγγισαν το συγκεκριμένο πρόβλημα ομάδες ερευνητών και μηχανικών προκειμένου να προσεγγίσουν ποια θα μπορούσε να είναι μια ικανοποιητική προσέγγιση.

#### 3.1. Predicting Individual Thermal Comfort using Machine Learning Algorithms

Πραγματοποιήθηκε μια έρευνα που από τους A. A. Farhan, K. Pattipati, B. Wang, και P. Luh προκειμένου να γίνει αξιολόγηση αλγορίθμων εκπαίδευσης με στόχο την πρόβλεψη θερμικής άνεσης. Στη μελέτη τους χρησιμοποίησαν τη δημόσια βάση δεδομένων RP-884 η οποία περιέχει δεδομένα σχετικά με την ανθρώπινη άνεση και αναπτύχθηκε ως μέρος του έργου ASHRAE RP-884.

Τα δεδομένα που θεώρησαν σημαντικά και κράτησαν από την βάση δεδομένων είναι:

- Ηλικία
- Ρουχισμός ατόμου
- Μεταβολικό ρυθμό
- Θερμοκρασία αέρα
- Μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας
- Ταχύτητα Αέρα
- Εξωτερική θερμοκρασία

Δηλαδή χρησιμοποίησαν τα χαρακτηριστικά που προτείνονται από το πρότυπο Fanger με επιπλέον χαρακτηριστικά την ηλικία και την εξωτερική θερμοκρασία.

Οι Αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν στην συγκεκριμένη έρευνα ήταν:

- Support Vector Machine
- Random Forrest



- Adaboost algorithm και πιο συγκεκριμένα η επέκταση Adaboost M2 που είναι μια επέκταση για πολλαπλές κλάσεις.

Πριν τη διαδικασία εκπαίδευσης, υπήρξε επεξεργασία των δεδομένων με τα βήματα που υλοποιήθηκαν να είναι:

- Διαγραφή των δεδομένων που δεν έχουν πληροφορίες για όλα τα σημαντικά χαρακτηριστικά.
- Κανονικοποίηση των δεδομένων (μέσο όρο 0 και τυπική απόκλιση 1)
- Επιλογή τριών κλάσεων για στόχο καθώς τα δεδομένα έχουν τιμές στο διάστημα [-3,3]
  - Για [-3,-1) Άβολα κρύο
  - [-1,1] Ουδέτερα
  - (1,3] Άβολα ζεστά
- Διατήρηση του ίδιου αριθμού δεδομένων σε κάθε κλάση
- Διαχωρισμός της βάσης δεδομένων διατηρώντας 70% για εκπαίδευση και 30% για δοκιμές

Έπειτα χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που προαναφέρθηκαν.

Η εκπαίδευση ακολούθησε την διαδικασία Ten Fold Validation. Η διαδικασία αυτή αφορά τον διαχωρισμό των δεδομένων σε 10 ίσα τμήματα και πραγματοποίηση εκπαίδευσης 10 φορές, την κάθε μια με ένα από τα παραπάνω τμήματα να χρησιμοποιείται για δοκιμές και τα υπόλοιπα για εκπαίδευση, προκειμένου να επικυρώσουν τα εξαγόμενα αποτελέσματα. Τα συμπεράσματα που προέκυψαν αφορούσαν το βαθμό αξιολόγησης των αλγορίθμων και την αξιολόγηση των επιπλέον χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι καλύτερη εκπαίδευση επιτεύχθηκε με τον αλγόριθμο SVM 76,7%, ακολουθούσε το Random Forrest με 74,1% και τέλος το Adaboost M2 με 61,4%. Ενώ επίσης διαπιστώθηκε ότι η χρήση των δύο επιπλέον χαρακτηριστικών σε σχέση με την προσέγγιση Fanger, βοήθησε στην βελτίωση των αποτελεσμάτων και παίζουν σημαντικό ρόλο στη θερμική άνεση και θα πρέπει να θεωρούνται χαρακτηριστικά, τα οποία θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη στις έρευνες που θα πραγματοποιηθούν στο μέλλον. (Farhan, Pattipati, Wang , & Luh, 2015)

### 3.2. Machine Learning to improve indoor climate and building energy performance

Στο Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa, Portugal, πραγματοποιήθηκε μια έρευνα από τον C. Hornmann για την ανάπτυξη αλγορίθμου με χρήση μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη θερμικής άνεσης για μεμονωμένα ελεγχόμενα γραφεία με βάση τις καιρικές συνθήκες. Στην προσπάθεια αυτή, ο C. Hornmann είχε ως σκοπό να δημιουργήσει εκμάθηση σε πραγματικό χρόνο με ενισχυτική μάθηση με χρήση τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Για τη συγκεκριμένη έρευνα θεωρήθηκε ότι για να επιτευχθούν καλά αποτελέσματα κατά την διάρκεια της εκτέλεσης χρειάζονται δεδομένα τουλάχιστον ενός έτους.

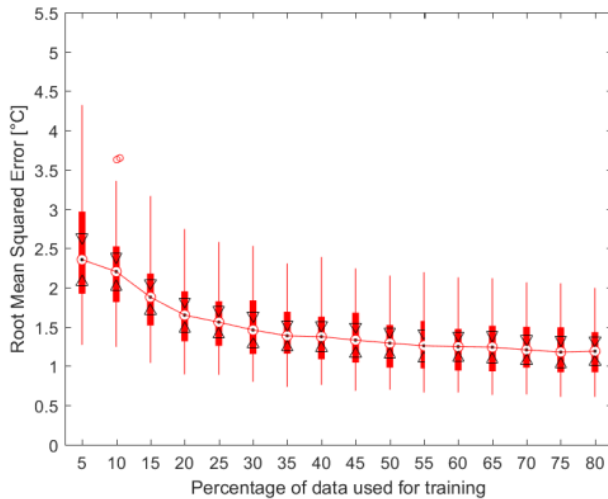
Για την μελέτη αυτή, ο C. Hornmann χρησιμοποίησε δεδομένα από γερμανικό κτίριο γραφείων στο Göppingen και αφορούσαν δεδομένα για 976 ημέρες και 35 δωμάτια με εξατομικευμένη κατανομή ελέγχου θερμοκρασίας. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν απευθείας στον χώρο είναι η εξωτερική θερμοκρασία και η σχετική υγρασία. Τα υπόλοιπα δεδομένα δόθηκαν από την γερμανική μετεωρολογική υπηρεσία σχετικά με τον πλησιέστερο μετεωρολογικό σταθμό στο Stuttgart-Echterdingen.

Επειδή τα πλήρη δεδομένα καιρού είναι διαθέσιμα μόνο ως ημερήσιοι μέσοι όροι, οι τιμές ρύθμισης θερμοκρασίας υπολογίζονται κατά μέσο όρο σε μια ημέρα. Η ημέρα θεωρείται κατάλληλη για χρήση μόνο εφόσον περιλαμβάνει τουλάχιστον οκτώ ωριαίες τιμές ρύθμισης θερμοκρασίας, αλλιώς εξαιρείται από το σύνολο δεδομένων.

Στην έρευνα του ο C. Hornmann χρησιμοποίησε και κάποια τυπικά εργαλεία που προσφέρει το υπολογιστικό περιβάλλον του Matlab (Linear Regression, decision trees, SVM, bagged and boosted Trees και Gaussian Process Regression) με τυπικές συνθήκες και ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου με ένα κρυφό στρώμα με τον αριθμό των νευρώνων να ποικίλει μεταξύ του 9 και του 60, έχοντας ως σκοπό την εύρεση του καλύτερου. Προκειμένου να εκτιμήσει την απόδοση των παραπάνω εργαλείων χρησιμοποίησε το Root Mean Squared Error σε ένα δείγμα δεδομένων δοκιμής.

Τα δεδομένα με τα οποία υλοποίησε την εκπαίδευση των αλγορίθμων προέκυψαν από μετρήσεις σε 2 τυχαία δωμάτια σε κάθε όροφο του κτιρίου. Για την εκπαίδευση των αλγορίθμων

χρησιμοποίησε αρχικά το 5% των δεδομένων αλλά έκανε δοκιμές με βήματα του 5% μέχρι το 80%, χρησιμοποιώντας το υπόλοιπο για την επικύρωση και δοκιμή της εκπαίδευσης. Με αυτόν τον τρόπο θέλησε να επιβεβαιώσει ποιο είναι το βέλτιστο ποσοστό δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμών. Το συμπέρασμα στο οποίο κατέληξε ο μελετητής ήταν ότι από το ποσοστό 40% και πάνω αρχίζει να είναι αποδοτική η χρήση νευρωνικών δικτύων. Ο ερευνητής θεωρεί ότι από το



**Εικόνα 14** Μέση Τετραγωνική Ρίζα του Σφάλματος ανά Ποσοστό Δεδομένων για Εκπαίδευση

ποσοστό 40% μέχρι το 80% η βελτίωση που εμφανίζεται δεν επηρεάζει τόσο σημαντικά το αποτέλεσμα. Καταλήγουν σε αυτή την υπόθεση, καθώς η μέση τετραγωνική ρίζα του σφάλματος (Root Mean Squared Error) που παρατηρείται με χρήση 40% των δεδομένων για εκπαίδευση είναι μικρότερη από 1.5°C ενώ στο 80% είναι μεγαλύτερη από 1°C, όταν με την χρήση 5% η μέση τετραγωνική ρίζα προσεγγίζει το 2.5°C.

Συνοπτικά, τόσο τα εργαλεία που προσφέρει το Matlab όσο και τα εργαλεία ενισχυτικής μάθησης θα μπορούσαν να προβλέψουν την ατομική άνεση θερμοκρασίας με βάση τις καιρικές παραμέτρους με επιθυμητή ακρίβεια και πιο κοντά στις επιθυμίες του χρήστη από ότι οι τρέχουσες κοινές τιμές θερμοκρασίας θέρμανσης και ψύξης.

Το συμπέρασμα στο οποίο κατέληξε ήταν ότι χρειάζεται να πραγματοποιηθούν περαιτέρω δοκιμές χρησιμοποιώντας ένα ευρύτερο φάσμα δεδομένων, από διάφορες τοποθεσίες προκειμένου να δοθεί μια γενικής χρήσης εφαρμογή. Ο λόγος ήταν ότι η βάση δεδομένων για αυτήν την εργασία προερχόταν από περιορισμένο ρουχισμό και σε συγκεκριμένη περιοχή με αποτέλεσμα να περιορίζεται σημαντικά η ποικιλία της βάσης δεδομένων με βάση την οποία γίνεται η εκπαίδευση και η δοκιμή των αλγορίθμων που αναφέρθηκαν παραπάνω. (Hormann, 2017)

### 3.3. Integrated Method for Personal Thermal Comfort Assessment and Optimization through Users' Feedback, IoT and Machine Learning: A Case Study

To Construction Technologies Institute-National Research Council of Italy, Lombardia St. σε συνεργασία με τους SoftCare Studios Srls, Franco Sacchetti St., 52-00137 Roma, Italy έκαναν μια έρευνα προκειμένου να διερευνήσουν την αξιοπιστία των λύσεων που βασίζονται στο Internet of Things (IoT) συνδυάζοντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, θέλοντας να δημιουργηθεί ένα πλαίσιο για την αξιολόγηση και τη βελτίωση της θερμικής ικανοποίησης των χρηστών. Για το σκοπό αυτό, πραγματοποιήθηκε μια πειραματική δοκιμή σε πραγματικά γραφεία με τη συμμετοχή οκτώ εργαζομένων.

Στη μελέτη αυτή χρησιμοποιήθηκαν λύσεις IoT για να παρακολουθούνται οι περιβαλλοντικές μεταβλητές και οι παράμετροι των χρηστών. Η μέθοδος αυτή επέτρεψε την πρόβλεψη του προφίλ των χρηστών και της αντίληψης θερμικής άνεσης σε σχέση με το εσωτερικό περιβάλλον.

Το πλαίσιο που χρησιμοποιήσαν συνίσταται από τα ακόλουθα μέρη:

- Ένα σύστημα παρακολούθησης που αποτελείται από:
  - μια συσκευή για την παρακολούθηση των περιβαλλοντικών παραμέτρων κοντά στον χρήστη,
  - μια φορητή συσκευή για την παρακολούθηση υποκειμενικών μεταβλητών.
- Μια διαδικτυακή έρευνα για τον καταγραφή των σχολίων των χρηστών όσον αφορά την ψήφο θερμικής αίσθησης.
- Ένα παραμετρικό μοντέλο για την αξιολόγηση των πραγματικών συνθηκών θερμικής άνεσης χρησιμοποιώντας το Grasshopper.

Η κοντινή συσκευή που εφαρμόστηκε στο πλαίσιο βασίζεται σε αισθητήρες χαμηλού κόστους και ανοιχτού κώδικα και αποτελεί υλικό ικανό να παρακολουθεί τις εσωτερικές περιβαλλοντικές παραμέτρους (θερμοκρασία αέρα, σχετική υγρασία, θερμοκρασία ακτινοβολίας, ταχύτητα αέρα, συγκέντρωση CO<sub>2</sub>, επίπεδο φωτισμού).

Η φορητή συσκευή είναι το περικάρπιο Empatica E4 (Empatica Inc., Cambridge, MA, ΗΠΑ) και είναι εξοπλισμένο με τους παρακάτω αισθητήρες:

- έναν αισθητήρα για την ανίχνευση του καρδιακού παλμού,
- έναν αισθητήρα ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας (ElectroDermal Activity - EDA),
- μια ηλεκτρονική συσκευή η οποία μετατρέπει την θερμική ενέργεια σε ηλεκτρική ενέργεια (Thermopile),
- ένα επιταχυνσιόμετρο 3 αξόνων.

Η διαδικτυακή έρευνα σχεδιάστηκε σύμφωνα με τις οδηγίες που παρέχονται από το πρότυπο ASHRAE 55:2017. Τα δεδομένα επεξεργάστηκαν με τη χρήση αλγόριθμου σε γλώσσα Python προκειμένου να γίνει η επαλήθευση και το φιλτράρισμα. Η τεχνική αυτή υλοποιήθηκε προκειμένου να ανιχνεύονται τα τεχνουργήματα EDA (ElectroDermal Activity artifacts). Τα τεχνουργήματα EDA δημιουργούνται από ηλεκτρονικό θόρυβο ή διακυμάνσεις λόγω της επαφής μεταξύ δέρματος και ηλεκτροδίου εγγραφής που μπορεί να δημιουργηθεί από την πίεση, υπερβολική κίνηση ή ρύθμιση της συσκευής.

Εκτελέστηκαν οι ακόλουθοι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης:

- Λογιστικής παλινδρόμησης
- Γραμμικής διακριτής ανάλυσης
- k - Πλησιέστεροι γείτονες (k-NN)
- Δέντρα Απόφασης
- Naive Bayes
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Ολοκληρώνοντας αυτή την έρευνα οι μελετητές κατέληξαν ότι το καλύτερο αποτέλεσμα προέκυψε με τη χρήση ταξινόμησης με δέντρα απόφασης. Επιπλέον, τονίστηκε ότι είναι σημαντικό μελλοντικές έρευνες που θα πραγματοποιηθούν να δώσουν ιδιαίτερη σημασία και στην αλληλεπίδραση με τις περιβαλλοντολογικές παραμέτρους (όπως η συγκέντρωση διοξειδίου του άνθρακα και το επίπεδο φωτισμού) με την θερμική άνεση των χρηστών. (Salamone, et al.)

### 3.4. Heat Flux Sensing for Machine-Learning-Based Personal Thermal Comfort Modeling

Σε μια έρευνα που πραγματοποιήθηκε από τον Woojung Jung, Farrokh Jazizadeh και Thomas E. Diller στο Department of Civil and Environmental Engineering, Virginia Tech, Blacksburg, VA 24061, USA σε συνεργασία με το Department of Mechanical Engineering, Virginia Tech, Blacksburg, VA 24061, USA αξιολογήσαν την μοντελοποίηση της προσωπικής θερμικής προτίμησης 18 ανθρώπων για γνωστούς ταξινομητές χρησιμοποιώντας διαφορετικά σενάρια μάθησης.

Οι πειραματικές μετρήσεις που έγιναν, αποκάλυψαν τις διαφορές σε προσωπικές θερμικές προτιμήσεις και πώς αντανakλώνται σε φυσιολογικές μεταβλητές. Οι ερευνητές έδειξαν ότι οι τιμές ανταλλαγής θερμότητας έχουν υψηλές δυνατότητες βελτίωσης της απόδοσης των προσωπικών μοντέλων (μοντέλα με σκοπό την προσέγγιση της θερμικής προτίμησης του ατόμου το οποίο μελετάται), σε σύγκριση με τη χρήση της θερμοκρασίας του δέρματος.

Στην μελέτη αυτή, οι μελετητές χρησιμοποίησαν αισθητήρες ροής θερμότητας στο πρόσωπο των συμμετεχόντων και στον καρπό τους για την μέτρηση των διακυμάνσεων του ρυθμού ανταλλαγής θερμότητας, καθώς οι περιοχές του προσώπου και του καρπού είναι εκτεθειμένες στο περιβάλλον. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να παρατηρηθεί ότι η τιμή ανταλλαγής θερμότητας είχε υψηλές θετικές συσχετίσεις με τις θερμικές προτιμήσεις.

Κατά την διάρκεια της μελέτης, οι συμμετέχοντες έμπαιναν σε έναν κλιματιζόμενο θερμικό θάλαμο (σε θερμοκρασία περίπου 20°C) αφού πρώτα περίμεναν 10 με 15 λεπτά έξω από αυτόν, προκειμένου η θερμορύθμιση τους να είναι σε σταθερή κατάσταση. Έπειτα ενεργοποιούνταν οι αισθητήρες που είχαν τοποθετηθεί και ξεκινούσε η συλλογή των δεδομένων. Μετά άρχιζε το πρώτο πείραμα με την θερμοκρασία να μεταβάλλεται με ρυθμό περίπου 1°C ανά 5 λεπτά μέχρι τους 30°C. Ακολουθούσε το δεύτερο πείραμα με τη θερμοκρασία να μειώνεται σιγά σιγά έως τους 20°C. Οι συμμετέχοντες αξιολογούσαν την θερμική κατάσταση τους κάθε φορά που αντιλαμβανόταν αλλαγή στην θερμική προτίμηση τους. Οι συμμετέχοντες δεν γνώριζαν πως θα μεταβληθεί η θερμοκρασία στο χώρο. Το μόνο που γνώριζαν είναι ότι η θερμοκρασία θα μεταβάλλεται.

Τα δεδομένα ροής θερμότητας και θερμοκρασίας δέρματος που συλλέχθηκαν, επεξεργάστηκαν για τη μείωση του θορύβου του σήματος με την χρήση του ψηφιακού φίλτρου Savitzky - Golay Filter, που εφαρμόζεται σε ένα σύνολο δεδομένων με σκοπό την εξομάλυνση τους και την αύξηση της ακρίβειας τους χωρίς παραμόρφωση της ροπής του σήματος. Αυτό έγινε γιατί τα δεδομένα ροής θερμότητας περιλαμβάνουν υψηλό βαθμό θορύβου λόγω της φυσικής κίνησης του αέρα στο δωμάτιο.

Οι μέθοδοι που χρησιμοποίησαν οι μελετητές για την ανάπτυξη προσωπικών μοντέλων άνεσης του προφίλ ατόμου στηρίχτηκαν στα μοντέλα δικτύων Bayes και σε Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης. Χρησιμοποιήθηκαν δυο σενάρια εκπαίδευσης/δοκιμών στους ταξινομητές (Random Forrest, Support Vector Machine, Logistic Regression). Στο πρώτο σενάριο οι αλγόριθμοι εκπαιδεύτηκαν με τα δεδομένα του πρώτου πειράματος (αύξηση θερμοκρασίας) και δοκιμάστηκαν με τα δεδομένα του δεύτερου πειράματος (μείωση θερμοκρασίας). Στο δεύτερο σενάριο οι αλγόριθμοι εκπαιδεύτηκαν με τα δεδομένα του δεύτερου πειράματος και δοκιμάστηκαν με του πρώτου.

Επιπλέον, οι ερευνητές μελέτησαν την απόδοση συμπεράσματος προσωπικής θερμικής άνεσης με χρήση αλγορίθμων ταξινόμησης και παρατηρήθηκε μέση ακρίβεια 97,0% όταν χρησιμοποιούνται ως χαρακτηριστικά ο ρυθμός ανταλλαγής θερμότητας και η θερμοκρασία περιβάλλοντος. (Jung, Jazizadeh, & Diller)

### **3.5. Dimension analysis of subjective thermal comfort metrics based on ASHRAE**

Μια έρευνα που πραγματοποιήθηκε από τους Z. Wang, J. Wang, Y. He, Y. Liu, B. Lin και T. Hong προκειμένου να διαπιστωθεί η θερμική εμπειρία των επιβατών διεξήλθε σε συνεργασία:

- Centre for Built Environment, University of California Berkeley, USA,
- Building Technology and Urban Systems Division, Lawrence Berkeley National Laboratory, California, USA
- China Construction Science & Technology Group CO. LTD, Science & Technology Park, Hangfeng Road NO.13, Fengtai District, Beijing, China

- School of Design & Environment, National University of Singapore, 4 Architecture Drive, Singapore
- College of Civil Engineering, Guangzhou University, Guangzhou, China
- Department of Building Science, Tsinghua University, Beijing, China

Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι η θερμική εμπειρία δεν είναι μονοδιάστατο πρόβλημα αλλά έχει δύο διαστάσεις, τη θερμική άνεση και τη θερμική αίσθηση. Καθώς, με βάση του συντελεστές συσχέτισης Pearson διαπιστώθηκε ότι υπάρχει συσχέτιση 49.3% της θερμικής άνεσης και 36% της θερμικής αίσθησης των επιβατών με τη θερμική εμπειρία.

Η θερμική αποδοχή εστιάζει περισσότερο στη θερμική εμπειρία των ατόμων ενώ η θερμική προτίμηση δηλώνει την επιθυμία αλλαγής της θερμοκρασίας του περιβάλλοντος από τους επιβάτες. Επομένως, η θερμική προτίμηση έχει ευρεία εφαρμογή σε εξατομικευμένα συστήματα ελέγχου.

Προκειμένου να το επιβεβαιώσουν, οι ερευνητές εκτέλεσαν αλγόριθμους λογιστικής παλινδρόμησης (Logistics regression) και Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine) για την επίτευξη πρόβλεψης της θερμικής αποδοχής και της θερμικής προτίμησης, χρησιμοποιώντας τη βάση δεδομένων ASHRAE Global Thermal Comfort Database II.

Για να αξιολογήσουν τις 2 μεθόδους που χρησιμοποίησαν, οι μελετητές έκαναν **Ten Fold Validation**. Δηλαδή χώρισαν τα δεδομένα σε 10 ίσα υποσύνολα αφού πρώτα τα είχαν ανακατέψει και χρησιμοποίησαν τα 9 υποσύνολα για εκπαίδευση και το 1 για δοκιμές. Οι ερευνητές επανέλαβαν την διαδικασία 10 φορές προκειμένου να χρησιμοποιηθεί κάθε υποσύνολο ως δοκιμαστικό σετ και υπολόγισαν την μέση ακρίβεια του κάθε μοντέλου.

Τα αποτελέσματα που εξήγαγαν από την μελέτη τους οι ερευνητές είχαν μικρή απόκλιση μεταξύ των μεθόδων, προβλέποντας ποσοστό 87.4% για θερμική αποδοχή, αλλά ποσοστό 63.9% για θερμική προτίμηση. Έτσι οι μελετητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι για την απόκλιση που προέκυψε μεταξύ των δυο θερμικών χαρακτηριστικών ευθύνεται η πιθανότητα λανθασμένης συμπλήρωσης του ερωτηματολογίου ή η ατομική διαφορά μεταξύ των επιβατών στη θερμική άνεση. (Wang, et al.)



### 3.6. A Transfer Active Learning Framework to Predict Thermal Comfort

Μια έρευνα σχετικά με τα προβλήματα μοντελοποίησης της θερμικής άνεσης με κύριο χαρακτηριστικό το μικρό μέγεθος της βάσης δεδομένων στο οποίο υπάρχουν επισημάνσεις για τις προτιμήσεις των χρηστών, δηλαδή δεδομένα στα οποία γνωρίζουμε την προτίμηση των χρηστών για τις συνθήκες που περιγράφουν, πραγματοποιήθηκε στη MITSUBISHI ELECTRIC RESEARCH LABORATORIES από τους A. Natarajan, και E. Laftchiev. Στόχος τους ήταν να υλοποιήσουν μια πλατφόρμα μηχανικής μάθησης που θα χρησιμοποιεί δεδομένα που συλλέγονται από ένα σύστημα IoT.

Υπάρχουν δύο κύριες δυσκολίες κατά τη μοντελοποίηση της θερμικής άνεσης. Πρώτον, η προσωπική θερμική άνεση ποικίλλει από το ένα άτομο στο άλλο και συχνά αυτή η παραλλαγή μπορεί να εξηγηθεί ανά φύλο, εθνικότητα, τοποθεσία και εποχή. Δεύτερον, η θερμική άνεση ποικίλλει μέσα στο ίδιο άτομο, λόγω της φυσικής κατάστασης, συμπεριλαμβανομένων καταστάσεων όπως η κούραση και η ασθένεια. Οι ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι, οι μέθοδοι τελευταίας τεχνολογίας της εκτίμησης θερμικής άνεσης παρέχει μόνο χονδρική εκτίμηση της θερμικής άνεσης για μεγάλες ομάδες ατόμων. Επιπροσθέτως, αυτά τα μοντέλα βασίζονται σε, εκ των προτέρων, υποθέσεις σχετικά με τη σύνθεση της ομάδας των επιβατών του χώρου που αυξάνει το σφάλμα μοντέλου με βάση τα άτομα που μπορεί να εργάζονται σε άλλα γραφεία.

Για το μοντέλο τους, οι μελετητές χρησιμοποίησαν δεδομένα από μια αρχική ομάδα χρηστών του χώρου ως μέρος ενός ελεγχόμενου πειράματος χρησιμοποιώντας μεταφορά μάθησης σε γενικό μοντέλο θερμικής άνεσης. Η μελέτη πραγματοποιήθηκε σε ένα εταιρικό περιβάλλον, στο οποίο οι συμμετέχοντες είχαν ο καθένας ξεχωριστό χώρο γραφείου. Δηλαδή δημιουργήθηκε ένας αλγόριθμος που εκπαιδεύτηκε με βάση τα δεδομένα θερμικής άνεσης που εξήχθησαν από μια αρχική ομάδα ατόμων και η γνώση που αποκομίστηκε, χρησιμοποιήθηκε για να προβλέπει την θερμική άνεση περισσότερων ατόμων που χρησιμοποιούν άλλα γραφεία.

Στη μελέτη συμμετείχαν 5 άτομα (3 άντρες, 2 γυναίκες) με μέση ηλικία  $30 \pm 3$  για 14 μέρες. Οι συμμετέχοντες φορούσαν μια ειδική ζώνη (Microsoft Band) για να συλλέγονται τα δεδομένα τους και είχαν λάβει την οδηγία να αφαιρούν την ειδική ζώνη όταν εγκαταλείπουν τα γραφεία τους ακόμα και για μικρό χρονικό διάστημα. Επίσης δεν επιτρεπόταν να μεταβάλουν την ένδυση τους

προκειμένου να μην κρυώνουν ή να μην ζεσταίνονται. Τα χαρακτηριστικά που συλλέχθηκαν μέσω της ζώνης που φορούσαν ήταν:

- Καρδιακός παλμός
- Θερμοκρασία δέρματος
- Θερμίδες που καταναλώνονται
- Μεταβολικός ρυθμός
- Υψόμετρο
- Βαρόμετρο
- Βήματα που έγιναν
- Βαθμολογία άνεσης ανά 20 λεπτά (πολύ κρύο (-3), κρύο (-2), ψυχρό (-1), άνετο (0), ζεστό (1), ζεστό (2) και πολύ ζεστό (3))

Στο χώρο υπήρχαν αισθητήρες μέσω των οποίων συλλεγόταν δεδομένα όπως:

- Θερμοκρασία δωματίου (3 αισθητήρες σε διαφορετικές θέσεις στο γραφείο)
- Υγρασία (με δυο διαφορετικούς αισθητήρες DHT11 και NEST)
- Ροή αέρα (με ανεμόμετρο θερμού καλωδίου ανίχνευσης)

Τα δεδομένα αυτά συλλεγόταν κάθε 2 με 15 λεπτά.

Τα αποτελέσματα της μελέτης τους έδειξαν ότι με την εποπτευόμενη ρύθμιση θερμικής άνεσης, η προσέγγιση τους μειώνει σημαντικά το μέγεθος της βάσης δεδομένων στην οποία γνωρίζουν τις θερμικές προτιμήσεις των χρηστών.

Στο μοντέλο τους οι μελετητές συνδύασαν ενεργητική μάθηση και μεταφορά μάθησης. Ο όρος «μεταφορά μάθησης» συμβολίζει τον βαθμό στον οποίο η μάθηση μιας δεξιότητας επηρεάζει την μάθηση μιας άλλης δεξιότητας και περιλαμβάνει την εφαρμογή της μάθησης που αποκτήθηκε από μια κατάσταση στη μάθηση. Το σημαντικό όφελος της χρήσης μεταφοράς μάθησης είναι ότι βοηθάει στην μείωση του χρόνου εκπαίδευσης λόγω της βοήθειας που παρέχει η γνωστή δεξιότητα, στην νέα. Ο συνδυασμός ενεργητικής μάθησης με μεταφορά μάθησης, δίνει επίσης το πλεονέκτημα μείωσης των δεδομένων τα οποία χρειάζεται να έχουν χαρακτηριστεί σχετικά με τις προτιμήσεις των χρηστών σε σχέση με τα κλασικά μοντέλα θερμικής άνεσης. Η μείωση αυτή για μοντέλα με πέντε χρήστες έχει την δυνατότητα να φτάσει το 70%. Πιο συγκεκριμένα, το

συγκεκριμένο μοντέλο παρουσιάζει σφάλμα  $0.82 \pm 0.05$  και χρησιμοποιεί 70% λιγότερα δεδομένα με επισήμανση σε σχέση με την επιτηρούμενη μαθησιακή προσέγγιση που παρουσιάζει  $0.85 \pm 0.04$  αλλά με περισσότερα επισημασμένα δεδομένα. (Natarajan & Laftchief)

### **3.7. Energy-Efficient Thermal Comfort Control in Smart Buildings via Deep Reinforcement Learning**

Οι μελετητές G. Gao, J. Li, Y. Wen θέλησαν να βρουν μια λύση στο πρόβλημα της κατανάλωσης ενέργειας που χρησιμοποιείται κατά την χρήση συστημάτων HVAC στην προσπάθεια των επιβατών ενός χώρου να δημιουργήσουν θερμική άνεση.

Η λύση που πρότειναν οι ερευνητές είναι να υιοθετηθεί ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο βασισμένο στην προσέγγιση της πρόβλεψης θερμικής άνεσης των επιβατών και στη συνέχεια, να χρησιμοποιηθεί Deep Deterministic Policy Gradients (DDPG) για μάθηση της πολιτικής θερμικού ελέγχου. Για την αξιολόγηση της απόδοσης εφάρμοσαν σύστημα προσομοίωσης θερμικού ελέγχου κτιρίου και αξιολόγησαν την απόδοση σε διάφορες ρυθμίσεις.

Αρχικά σχεδίασαν μια μέθοδο νευρωνικού δικτύου με κανονικοποίηση Bayes για πρόβλεψη της θερμικής άνεσης των επιβατών λαμβάνοντας υπόψη διάφορους παράγοντες και επιρροές.

Η βάση δεδομένων που χρησιμοποίησαν οι ερευνητές ήταν η ASHRAE RP-884 και τα δεδομένα για την εκπαίδευση του μοντέλου ήταν:

- η θερμοκρασία του αέρα
- η υγρασία
- η μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας
- η ταχύτητα του αέρα
- ο μεταβολικός ρυθμός
- η μόνωση ρούχων

Το κρυφό στρώμα του νευρωνικού δικτύου είχε δύο επίπεδα και η λειτουργία ενεργοποίησης του κρυφού στρώματος ήταν σιγμοειδής συνάρτηση. Η έξοδος του ήταν η προβλεπόμενη τιμή θερμικής άνεσης και η συνάρτηση εξόδου ήταν γραμμική συνάρτηση. Ο αλγόριθμος πρόβλεψης

θερμικής άνεσης υλοποιήθηκε με την χρήση του PyTorch, το οποίο είναι βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα για μηχανική μάθηση για Python.

Θεωρώντας ότι η συγκεκριμένη μέθοδος προβλέπει σωστά την επιθυμητή θερμοκρασία για θερμική άνεση των επιβατών, οι μελετητές χρησιμοποίησαν τα αποτελέσματα ως ανατροφοδότηση για θερμικό έλεγχο. Για τον θερμικό έλεγχο οι ερευνητές υιοθέτησαν μια προσέγγιση μάθησης βαθιάς ενίσχυσης (Deep Reinforcement Learning) εξετάζοντας από κοινού κατανάλωση ενέργειας του συστήματος HVAC και της θερμικής άνεσης των επιβατών, προκειμένου να μπορούν να επιτύχουν ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους.

Η προσέγγιση βαθιάς ντετερμινιστικής πολιτικής διαβάθμισης (Deep Deterministic Policy Gradients - DDPG), την οποία χρησιμοποίησαν οι μελετητές αποτελεί αλγόριθμο ενισχυτικής μάθησης για συνεχή προβλήματα ελέγχου, για εκπαίδευση βέλτιστης πολιτικής ελέγχου. Η προσέγγιση αυτή οφείλεται στον θερμικό έλεγχο, τη θερμοκρασία, την υγρασία και κάποιες άλλες μεταβλητές ελέγχου οι οποίες είναι όλες συνεχείς, επομένως, το DDPG είναι πολύ κατάλληλο για την επίλυση του προβλήματος σε αυτό το σενάριο. Το DDPG μπορεί να αποφύγει τη διακριτοποίηση των μεταβλητών ελέγχου (π.χ. θερμοκρασία, υγρασία), οι οποίες μπορούν βελτιώσουν την ακρίβεια ελέγχου.

Τέλος, οι μελετητές υλοποίησαν ένα σύστημα προσομοίωσης θερμικού ελέγχου κτιρίου με την χρήση του TRNSYS και πραγματοποίησαν εκτεταμένα πειράματα για την αξιολόγηση των επιδόσεων της προτεινόμενης μεθόδου κάτω από διαφορετικές ρυθμίσεις πειράματος. Το TRNSYS είναι ένα πρόγραμμα προσομοίωσης που χρησιμοποιείται κυρίως στους τομείς προσομοίωσης κτιρίων για παθητικό και ενεργό ηλιακό σχεδιασμό.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μέθοδος που χρησιμοποίησαν οι ερευνητές μπορεί να πετύχει καλές αποδόσεις για πρόβλεψη θερμικής άνεσης και μπορεί να επιτύχει υψηλότερη θερμική άνεση και ενεργειακή απόδοση σε σύγκριση με τις βασικές μεθόδους. (Gao, Li, & Wen)

### 3.8. An IoT Framework for Modeling and Controlling Thermal Comfort in Buildings

Η Σχολή Αρχιτεκτονικής και Μηχανικών Κατασκευών στην Durham, το Πανεπιστήμιο Nebraska-Lincoln, Lincoln, NE, ΗΠΑ, και η DunAn Microstaq, Inc., Austin, TX, ΗΠΑ με ερευνητές τους F. Alsaleem, M. K. Tesfay, M. Rafaie, K. Sinkar, D. Besarla και P. Arunasalam, έκαναν μια μελέτη δεδομένων προκειμένου να αποκτήσουν πληροφορίες εσωτερικού χώρου και δεδομένα ενοίκων.

Για να συλλέξουν τα βιολογικά δεδομένα των ενοίκων, χρησιμοποιήθηκε ένα έξυπνο ρολόι. Τα δεδομένα αυτά αποθηκεύτηκαν στο cloud. Έγινε προεπεξεργασία δεδομένων πριν την εφαρμογή των ταξινομητών μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη της θερμικής άνεσης.

Από τους μελετητές επιλέχθηκε ένα πλαίσιο ψηφοφορίας για την θερμική άνεση του χρήστη με τιμές στο διάστημα [-6,6]. Οι τιμές αυτές ταξινομήθηκαν από [-6,-1) ως ψυχρή δυσφορία, από [-1, 1] ως ουδέτερα/άνετα, από (1,6] ως θερμή δυσφορία. Αυτό πραγματοποιήθηκε προκειμένου να εξαλειφθεί η πιθανότητα λάθους, που προέκυψε κατά τη διαδικασία ψηφοφορίας λόγω του μεγάλου εύρους τιμών και της αγωνίας των ενοίκων να βρουν τις ελάχιστες διαφορές σε αυτή την κλίμακα.

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν στην συγκεκριμένη μελέτη ήταν:

- Decision Tree
- Adaptive Boosting
- Gradient Boosting Classifier
- Random Forrest
- Support Vector Machines

Για την εκτέλεση των προαναφερθέντων αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη scikit-learn σε γλώσσα Python.

Οι αλγόριθμοι εφαρμόστηκαν σε 45 ομάδες χαρακτηριστικών, οι οποίες αποτελούνταν από διαφορετικούς συνδυασμούς προγνωστικών παραγόντων. Οι ερευνητές θεώρησαν ότι είναι σημαντικό κάθε μια ομάδα να έχει τουλάχιστον μια πληροφορία που να αναφέρεται σε εξωτερικά

δεδομένα (θερμοκρασία και σχετική υγρασία) και ένα από τα δεδομένα που συλλέγονται από το έξυπνο ρολόι (καρδιακός ρυθμός, μεταβολισμός, θερμοκρασία δέρματος).

Παρατηρώντας τις 15 λίστες με τα καλύτερα αποτελέσματα, οι μελετητές παρατήρησαν ότι μόνο σε μια υπήρχε η πληροφορία για την ένδυση. Για το λόγο αυτό, οι ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι ο συνδυασμός θερμοκρασίας δωματίου, δέρματος και ο μεταβολισμός υπερκαλύπτουν την πληροφορία για την ένδυση και ότι η πληροφορία αυτή οδηγεί σε λιγότερο ακριβή πρόβλεψη.

Τέλος, στην προσπάθεια δημιουργίας έξυπνου ελέγχου θερμικής άνεσης, οι μελετητές προτείνουν οι πληροφορίες που εξάγονται από τους αλγορίθμους να είναι ενσωματωμένες στον ελεγκτή συστήματος HVAC καθώς συνήθως οι θερμικές συνθήκες ρυθμίζονται σε ένα σημείο ρύθμισης, το οποίο ελέγχει ένας ένοικος του κτιρίου. Στην ιδανική περίπτωση, το σημείο ρύθμισης παραμέτρων ελέγχου θα πρέπει να επιλεγεί αυτόματα για να ικανοποιεί την άνεση των ενοίκων. (Alsaleem, et al.)

### **3.9. Artificial Neural Network Models Using Thermal Sensations and Occupants' Behavior for Predicting Thermal Comfort**

To Center for High Performance Buildings, της Σχολής Μηχανολόγων Μηχανικών (School of Mechanical Engineering), στο Πανεπιστήμιο Purdue, των ΗΠΑ συνεργάστηκε με το Tianjin Key Laboratory of Indoor Air Environmental Quality Control, της Σχολής Περιβαλλοντικής Επιστήμης και Μηχανικής (School of Environmental Science and Engineering), στο Πανεπιστήμιο Tianjin, στο Tianjin, της Κίνας με σκοπό την ανάπτυξη μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANN) για την πρόβλεψη θερμικής άνεσης σε εσωτερικούς χώρους. Στην μελέτη αυτή συμμετείχαν οι D. Zhipeng, C. Qingyan και τα δεδομένα που χειρίστηκαν για την εκπαίδευση των μοντέλων που δημιούργησαν ήταν:

- Η θερμοκρασία αέρα
- Η σχετική υγρασία
- Ο μεταβολικός ρυθμός
- Ένα ερωτηματολόγιο σχετικά με τα

- Η θερμική άνεση 7 σημείων (-3 για κρύο, -2 για δροσερό, -1 για ελαφρώς δροσερό, 0 για ουδέτερο, +1 για ελαφρώς ζεστό, +2 για ζεστό και +3 για ζεστό)
- Το επίπεδο ρούχων
- Η συμπεριφορά των ενοίκων

Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν αφορούσαν 10 γραφεία και 10 σπίτια/ διαμερίσματα. Τα γραφεία βρισκόταν στα εργαστήρια Ray W. Herrick (HLAB) στο Πανεπιστήμιο Purdue, Ιντιάνα, ΗΠΑ εκ των οποίων τα μισά αποτελούνταν από πολυάσχολα γραφεία φοιτητών, ενώ τα υπόλοιπα ήταν μονόχωρα γραφεία Διδακτικού Ερευνητικού Προσωπικού. Όλα τα γραφεία βρίσκονταν στο ισόγειο και στο δεύτερο όροφο του τριώροφου κτιρίου. Επιπλέον τα μέλη που συμμετείχαν ήταν από διάφορες ηλικιακές ομάδες και φύλα και στους συγκεκριμένους χώρους οι ένοικοι περνούσαν τον περισσότερο χρόνο της ημέρας τους. Οι μισοί κάτοικοι των σπιτιών/ διαμερισμάτων ήταν φοιτητές της σχολής ενώ οι υπόλοιποι ήταν απλές οικογένειες. Χαρακτηριστικό τους ήταν ότι τα μέλη των σπιτιών/ διαμερισμάτων που συμμετείχαν στην έρευνα δεν είχαν ίδιο αριθμό ενοίκων και οι ένοικοι δεν ανήκαν σε ίδιες ηλικιακές ομάδες και φύλα.

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν και για τις 4 εποχές του χρόνου [2017] για περισσότερο από έναν μήνα κάθε εποχή. Για τη δημιουργία των 2 μοντέλων Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN), συγκεκριμένα ένα μοντέλο για την προβλεπόμενη μέση ψηφοφορία και ένα ποσοστό δυσαρεστημένων, χρησιμοποίησαν το υπολογιστικό περιβάλλον του Matlab και τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι μελετητές έφτασαν σε συνολική ακρίβεια το 87,5% αλλά είχαν και μεγάλες αποκλίσεις στα διάφορα κτίρια.

Συμπερασματικά, από τους ερευνητές διαπιστώθηκε ότι στα γραφεία με πολλά άτομα, κάποιοι συμβιβάζονταν με πιο υψηλές θερμοκρασίες τον χειμώνα σε σχέση με τα μονόχωρα γραφεία (περίπου 1 βαθμό ψηλότερα) και αντίστοιχα τους καλοκαιρινούς μήνες η θερμοκρασία κυμαίνονταν κατά έναν βαθμό χαμηλότερα. Τα στοιχεία της έρευνας έδειξαν ότι επικρατεί περισσότερο η άποψη των ατόμων που επιθυμούν χαμηλές θερμοκρασίες το καλοκαίρι και πιο υψηλές τον χειμώνα. Αντίστοιχα στα σπίτια/ διαμερίσματα η επιθυμία των ενοίκων για πιο χαμηλούς λογαριασμούς (από την στιγμή που τους πλήρωναν οι ίδιοι) είχαν ως αποτέλεσμα να συμβιβάζονται πιο εύκολα με πιο υψηλές θερμοκρασίες το καλοκαίρι προκειμένου να λειτουργεί λιγότερο ο κλιματισμός και πιο χαμηλές θερμοκρασίες τον χειμώνα προκειμένου να λειτουργούν λιγότερο τα καλοριφέρ.

Συμπερασματικά, τα αποτελέσματα που εξήγαγαν οι μελετητές ίσως να μην ήταν τα επιθυμητά καθώς οι αποκλίσεις ήταν αρκετά υψηλές, αλλά βοήθησαν να εξαχθούν σημαντικά δεδομένα τα οποία μπορεί να βοηθήσουν σημαντικά μελλοντικές μελέτες. (Deng & Chen)

### **3.10. Machine learning Based Prediction of Thermal Comfort in Building of Equatorial Singapore**

Στο Ινστιτούτο Ενεργειακής Έρευνας του Τεχνολογικού Πανεπιστήμιου Σιγκαπούρης μια ομάδα καθηγητών που αποτελούταν από τους T. Chandhuri, Y. C. Soh, H. Li και L. Xie έκαναν μια μελέτη θερμικής άνεσης. Τα δεδομένα που χρησιμοποίησαν, στηρίζονταν στο έργο ASHRAE RP-884 με δεδομένα που γεωγραφικά αφορούν τη χώρα της Σιγκαπούρης.

Η Βάση δεδομένων που χρησιμοποίησαν οι μελετητές, περιείχε δεδομένα από κλιματιζόμενα κτίρια (HVAC - 235 κάτοικοι σε 12 διαφορετικά κτίρια) και από φυσικά αεριζόμενα κτίρια (NV – 583 κάτοικοι σε 4 κτίρια στα οποία ο αερισμός γινόταν με την χρήση ανεμιστήρων οροφής. Το σύνολο των 16 κτιρίων είχαν ως κοινό χαρακτηριστικό ότι ήταν κτίρια πολλών ορόφων.

Κατά την συλλογή των δεδομένων έγιναν μετρήσεις που αφορούσαν:

- Τη θερμοκρασία αέρα
- Την ταχύτητα αέρα
- Τη μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας
- Τη σχετική υγρασία
- Το φύλο
- Την ηλικία
- Το μεταβολικό ρυθμό
- Την ένδυση
- Ένα ερωτηματολόγιο για τη θερμική άνεση

Στη συγκεκριμένη μελέτη, οι ερευνητές χρησιμοποίησαν ως βάση τις έξι (6) παραμέτρους του Fanger και προκειμένου να είναι πιο ακριβή τα αποτελέσματα, τα δεδομένα στα οποία οι συγκεκριμένες παράμετροι είχαν ελλειπίες τιμές, εξαιρέθηκαν. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα το



πλήθος των δεδομένων που απέμειναν να είναι 229 για φυσικά αεριζόμενα κτίρια και 583 για κλιματιζόμενα κτίρια.

Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη μελέτη ήταν:

- Η θερμοκρασία αέρα
- Η μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας
- Η σχετική υγρασία
- Η ταχύτητα αέρα
- Η ένδυση
- Ο μεταβολικός ρυθμός

Παράλληλα, οι μελετητές υλοποίησαν την ίδια μελέτη με επιπλέον δεδομένα τα οποία ήταν:

- Η ηλικία
- Το φύλο
- Η εξωτερική αποτελεσματική θερμοκρασία (συνδυασμός θερμοκρασίας αέρα, σχετικής υγρασίας και ταχύτητας αέρα)

Στην περίπτωση των δεδομένων για τα κλιματιζόμενα κτίρια (HVAC), δεν ήταν διαθέσιμη η πληροφορία για την ηλικία και εξαιρέθηκε από τα δεδομένα της μελέτης.

Στη συνέχεια, η θερμική άνεση, η οποία αναφέρεται ως Τρέχουσα Μέση Ψηφοφορία (Actual Mean Vote) ταξινομήθηκε σε 3 επίπεδα

- Από -3 έως -1 χαρακτηρίστηκε δροσερή δυσφορία
- Από -1 έως και 1 χαρακτηρίστηκε Άνετα/ Ουδέτερα
- Από 1 έως και 3 χαρακτηρίστηκε Ζεστή δυσφορία

Έχοντας ως σκοπό την αποφυγή της κλιμάκωσης, τα δεδομένα ομαλοποιήθηκαν με μέσο όρο 0 και τυπική απόκλιση 1. Και στην συνέχεια τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δύο σύνολα με ποσοστό 70% δεδομένα για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 30% των δεδομένων για δοκιμές. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα τα δεδομένα να διαμορφωθούν ως εξής:

- Για τα κλιματιζόμενα κτίρια (HVAC) υπήρχαν 160 δεδομένα για την εκπαίδευση και 69 για δοκιμές
- Για τα φυσικώς αεριζόμενα κτίρια (NV) υπήρχαν 408 δεδομένα για την εκπαίδευση και 175 για δοκιμές.

Μοναδική εξαίρεση αποτελούν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την περίπτωση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANN), στα οποία τα δεδομένα δοκιμών χωρίστηκαν σε 2 ίσα μέρη. Δηλαδή, τα δεδομένα αποτελούνταν από 70% δεδομένα εκπαίδευσης, 15% δεδομένα επικύρωσης και 15% δεδομένα δοκιμών.

Προκειμένου να επιλεγθεί η μέθοδος με την μεγαλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν οι ακόλουθοι αλγόριθμοι (εποπτευόμενης) μηχανική μάθησης:

- Support Vector Machine (SVM)
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) με διαχωρισμό του συνόλου δοκιμών σε 2 ίσα μέρη για επικύρωση και δοκιμή
- Λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression)
- Γραμμική ανάλυση διακρίσεων (Linear Discriminant Analysis)
- Κ Πλησιέστεροι Γείτονες (K Nearest Neighbours)
- Δέντρα Ταξινόμησης (Classification Trees)

Τέλος, χρησιμοποιώντας τους πίνακες Confusion Matrix που προέκυψαν από τους αλγόριθμους με το καλύτερο αποτέλεσμα, SVM και LR, παρατηρήθηκε από τους μελετητές ότι ο αλγόριθμος SVM ήταν ακριβέστερος στα αποτελέσματα του για όλα τα επίπεδα άνεσης με σχεδόν ίδια και ισορροπημένη ακρίβεια σε αντίθεση με τον αλγόριθμο λογιστικής παλινδρόμησης (Logistic Regression) που δεν ήταν το ίδιο αποδοτικός σε όλα τα επίπεδα και θα μπορούσε να χαρακτηριστεί προκατειλημμένος.

Συμπερασματικά, η αξιοποίηση των δεδομένων για την ηλικία, το φύλο, την αποτελεσματική εξωτερική υγρασία στην δεύτερη περίπτωση, βελτίωσε τα αποτελέσματα που προέκυψαν σε σχέση με το μοντέλο PVM και θεωρούνται σημαντικοί παράγοντες θερμικής άνεσης. (Chaudhuri & Xie, 2017)



## 4. Υλοποίηση

Στη συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκε η βάση δεδομένων ASHRAE RP-884 (Baker & Standeven, 1995) και εκπαιδεύτηκαν αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για τη μοντελοποίηση της θερμικής άνεση. Η βάση δεδομένων αφορά κτίρια με φυσικό αερισμό για την πόλη της Αθήνας για την καλοκαιρινή περίοδο, τα οποία συλλέχθηκαν από τους Baker και Standeven για το The Martin Centre for Architecture and Urban Studies, University of Cambridge, UK.

Για τη συλλογή των δεδομένων εσωτερικού χώρου χρησιμοποιήθηκαν:

- Θερμίστορ για την μέτρηση της θερμοκρασίας αέρα
- Αισθητήρες θερμού καλωδίου για τη μέτρηση της ταχύτητας του αέρα
- Υγρόμετρο στερεάς κατάστασης για τη μέτρηση της υγρασίας
- Θερμόμετρο σφαίρας με μπάλα Πινγκ Πονγκ διαμέτρου 38mm για τη μέτρηση της θερμοκρασίας της υδρογείου.

Για την συλλογή δεδομένων τοπικού κλίματος χρησιμοποιήθηκαν:

- Θερμίστορ για την μέτρηση της θερμοκρασίας αέρα
- Ανεμόμετρο για την μέτρηση της ταχύτητας του αέρα
- Δυο θερμόμετρα ημισφαιρικής σφαίρας τοποθετημένα σε ένα ακουστικό παρόμοιο με αυτό ενός Walkman.

Τα δεδομένα καταγράφηκαν σε φορητό καταγραφικό επιτρέποντας την καταγραφή θερμικών δεδομένων για την διάρκεια της ημέρας. Σε περιπτώσεις που τα τοπικά δεδομένα δεν ήταν κατάλληλα ή μη διαθέσιμα, τα δεδομένα του εσωτερικού χώρου αντικαταστάθηκαν.

Επιπλέον, δόθηκε ερωτηματολόγιο που αφορούσε τις συνθήκες για τη χρονική στιγμή που γινόταν οι φυσικές μετρήσεις. Το ερωτηματολόγιο περιείχε δεδομένα θερμικής αποδοχής και θερμικής προτίμησης (στην κλίμακα ASHRAE 7 σημείων), μόνωσης των ρούχων (η οποία εκτιμήθηκε χρησιμοποιώντας την λίστα ελέγχου ISO 7730), ερωτήσεις προσαρμοστικής συμπεριφοράς (σχετικά με αλλαγές στα ρούχα, άνοιγμα/ κλείσιμο σκιάστρων/ παραθύρων και οι μετακινήσεις εντός του δωματίου).

Εφόσον για την μόνωση των ρούχων χρησιμοποιήθηκε το πρότυπο ISO 7730, ήταν απαραίτητη η προσαρμογή του clo ώστε να συμμορφώνεται με το πρότυπο ASHRAE 55-92. Επίσης, στην περίπτωση που ο μεταβολικός ρυθμός ήταν μικρότερος του 2 θεωρήθηκε ότι το άτομο ήταν καθιστό με αποτέλεσμα να είναι αναγκαία η προσθήκη της μόνωσης που προσφέρει μια καρέκλα (στην συγκεκριμένη περίπτωση υπολογίστηκε σε 0,15 clo). (Baker & Standeven, 1995)

#### 4.1. Σύνολο Δεδομένων

Τα στοιχεία που περιέχονται στη βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία περιέχουν πληροφορίες για έξι διαφορετικά κτίρια, οι οποίες θα αναλυθούν περαιτέρω σε αυτό το κεφάλαιο.

##### Κωδικός Κτιρίου

Το χαρακτηριστικό αυτό στην βάση δεδομένων συμβολίζεται ως BLCODE (Building Code), είναι κατηγορική μεταβλητή και έχει τιμές από 1 έως και 6, καθώς η συγκεκριμένη μελέτη αναφέρεται σε έξι κτίρια. Το πλήθος των δεδομένων που περιέχονται για το κάθε κτίριο αναλύεται στον πίνακα που ακολουθεί.

Κωδικός Κτιρίου	Πλήθος Δεδομένων
1	409
2	276
3	443
4	176
5	187
6	135

*Πίνακας 1 Κωδικός Κτιρίου*

##### Κωδικός Αριθμός Ατόμου

Ο κωδικός αριθμός κάθε ατόμου που συμμετέχει στην αξιολόγηση μέσω του ερωτηματολογίου των κτιρίων, συμβολίζεται με SUB, είναι κατηγορική μεταβλητή και περιέχει τις ακέραιες τιμές από 1 έως 19. Άρα στην συγκεκριμένη έρευνα συμμετείχαν 18 άτομα απαντώντας το ερωτηματολόγιο και δίνοντας πληροφορίες για τα κτίρια που μελετώνται.

### **Φύλο**

Στην βάση δεδομένων η πληροφορία συμβολίζεται με το SEX, είναι κατηγορική μεταβλητή και περιέχει τιμές 1 για το γυναικείο φύλο, 0 για το ανδρικό. Περιέχονται 803 δεδομένα για το γυναικείο φύλο και 696 για το ανδρικό ενώ 129 πληροφορίες είναι κενές.

### **Έτος**

Η συγκεκριμένη πληροφορία συμβολίζεται με YEAR. Η βάση δεδομένων περιέχει 940 δεδομένα για το έτος 1993 και 688 δεδομένα για το έτος 1994. Επομένως η έρευνα πραγματοποιήθηκε κατά τα έτη 1993 και 1994.

### **Ημέρα**

Η πληροφορία συμβολίζεται με το DAY και περιέχει την ημέρα του έτους στο οποίο καταγράφηκε αυτή η πληροφορία. Οι τιμές είναι ακέραιες στο διάστημα [193, 267] και έχουν μέση τιμή 231.248 και τυπική απόκλιση περίπου 25.22. Επομένως η έρευνα πραγματοποιήθηκε περίπου μεταξύ του 6<sup>ου</sup> και 9<sup>ου</sup> μήνα, δηλαδή τους καλοκαιρινούς μήνες.

### **Ωρα**

Η πληροφορία αυτή συμβολίζεται με Time και περιέχει τιμές στο διάστημα [7:00, 23:00], ενώ όλα τα δεδομένα αφορούν ολόκληρες ώρες.

## Κλίμακα Θερμικής Αίσθησης ASHRAE

Με το ASH συμβολίζεται η κλίμακα θερμικής αίσθησης ASHRAE. Για την συγκεκριμένη πληροφορία έχουμε:

ASH	Πλήθος
-3	7
-2	15
-1	61
0	559
1	723
2	235
3	17
KENEΣ	9

*Πίνακας 2 Κλίμακα Θερμικής Άνεσης ASHRAE*

## Συνήθης Αναμενόμενη Αποδοχή Θερμικής Αίσθησης

Η πληροφορία της Συνήθης Αναμενόμενης Αποδοχή Θερμικής Αίσθησης συμβολίζεται με PRXY\_TSA, είναι κατηγορική μεταβλητή και περιέχει τιμές 1 για μη αποδοχή της θερμικής Αίσθησης και 2 για αποδοχή της θερμικής αίσθησης. Στην συγκεκριμένη βάση δεδομένων, εμφανίζεται 274 μη αποδοχή της θερμικής αίσθησης και 1343 αποδοχή της, ενώ δεν υπάρχει πληροφορία για 9 σημεία χρόνου.

## Αποδοχή Θερμικής Αίσθησης

Με τον όρο TSA συμβολίζεται η αποδοχή θερμικής αίσθησης και περιέχει τιμές 1 για μη αποδοχή της θερμικής αίσθησης και 2 για αποδοχή της και είναι κατηγορική μεταβλητή. Με την συγκεκριμένη πληροφορία διαπιστώνουμε ότι 377 φορές υπήρξε μη αποδοχή της θερμικής αίσθησης, 1229 φορές υπήρξε αποδοχή, ενώ 20 φορές δεν έχουμε πληροφορία.

### **Θερμική προτίμηση**

Με τον όρο MCI συμβολίζεται η θερμική προτίμηση του ατόμου που συμμετέχει στην έρευνα είναι κατηγορική μεταβλητή και περιέχει τις ακέραιες τιμές από 1 έως 3. Πιο συγκεκριμένα, με την τιμή 1 συμβολίζεται η επιθυμία του για πιο ψυχρό περιβάλλον, με την τιμή 2 ή μη επιθυμία του για κάποια αλλαγή και με την τιμή 3 η επιθυμία για πιο θερμό περιβάλλον. Στη βάση δεδομένων περιέχονται 890 δεδομένα επιθυμίας πιο κρύου περιβάλλοντος, 710 δεδομένα για μη επιθυμητή αλλαγή και 26 δεδομένα για πιο θερμό περιβάλλον.

### **Μεταβολικός ρυθμός**

Ο μεταβολικός ρυθμός του ατόμου συμβολίζεται με MET, είναι ποσοτική μεταβλητή και περιέχει τιμές στο διάστημα [0.8, 3.8] με μέσο όρο περίπου 1.22 και τυπική απόκλιση 0.46.

### **Αθροιστική Μόνωση Ένδυσης**

Η αθροιστική μόνωση της ένδυσης του ατόμου συμβολίζεται με CLO και σε όλα τα δεδομένα περιέχει την τιμή 0.39.

### **Μόνωση καρέκλας**

Η μόνωση της καρέκλας του ατόμου συμβολίζεται με UPHOLST και περιέχει στο σύνολο των δεδομένων την τιμή 0.15.

### **Συνολική Μόνωση Ένδυσης**

Η συνολική μόνωση ένδυσης του ατόμου συμβολίζεται με INSUL και υπολογίζεται με βάση τον μεταβολικό ρυθμό, την αθροιστική μόνωση ένδυσης και τη μόνωση της καρέκλας. Σε περιπτώσεις όπου ο μεταβολικός ρυθμός είναι μικρότερος ή ίσος με 1.2 θεωρείται ότι το άτομο κάθεται με αποτέλεσμα η συνολική μόνωση της ένδυσης να υπολογίζεται από το άθροισμα της αθροιστικής μόνωσης ένδυσης και την μόνωση της καρέκλας. Επομένως, η τιμή για τη παραπάνω περίπτωση υπολογίζεται σε 0.54. Σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση, θεωρείται ότι το άτομο βρίσκεται σε όρθια στάση με αποτέλεσμα να μην επηρεάζεται από την μόνωση της καρέκλας και η συνολική μόνωση ένδυσης να είναι ίση με την αθροιστική μόνωση ένδυσης. Συμπερασματικά, η συνολική μόνωση ένδυσης έχει τιμές 0.54 και 0.39.



### **Θερμοκρασία Αέρα Χώρου**

Η θερμοκρασία αέρα του εσωτερικού χώρου σε ύψος 0.6m από το έδαφος συμβολίζεται με TA\_M, είναι ποσοτική μεταβλητή και περιέχει τιμές στο διάστημα [17.45, 42.67] και υπολογίζεται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C). Στην συγκεκριμένη βάση δεδομένων η θερμοκρασία αέρα έχει μέση τιμή 30.19 και τυπική απόκλιση 2.27.

### **Θερμοκρασία Αέρα Υδρογείου**

Με το σύμβολο TG\_M απεικονίζεται η θερμοκρασία αέρα της Υδρογείου σε ύψος 0.6m από το έδαφος, είναι ποσοτική μεταβλητή και οι τιμές που περιέχει είναι στο διάστημα [17.76, 45.96] με μέσο τιμή 30.06 και τυπική απόκλιση 2.44. Υπολογίζεται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C)

### **Ταχύτητα Αέρα Χώρου**

Η ταχύτητα αέρα του εσωτερικού χώρου σε ύψος 0.6m από το έδαφος συμβολίζεται με VEL\_M, είναι ποσοτική μεταβλητή και περιέχει τιμές στο διάστημα [-0.02, 5.83] και υπολογίζεται σε (m/s). Στην βάση δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε η ταχύτητα του αέρα έχει μέσο τιμή 0.36 και τυπική απόκλιση 0.38.

### **Μέση Τιμή Θερμοκρασίας Αέρα Χώρου**

Η μέση τιμή της θερμοκρασίας αέρα του χώρου των τριών υψομέτρων (0.1m , 0.6m, 1.1m) από το έδαφος συμβολίζεται με TAAV. Στη συγκεκριμένη βάση δεδομένων ισούται με την θερμοκρασία αέρα σε ύψος 0.6m από το έδαφος, καθώς δεν υπάρχει πληροφορία για τα υπόλοιπα ύψη. Υπολογίζεται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C).

### **Μέση Θερμοκρασία Ακτινοβολίας**

Η μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας συμβολίζεται με TRAV, είναι ποσοτική μεταβλητή και έχει τιμές στο διάστημα [17.78, 46.70] με μέση τιμή 30.05 και τυπική απόκλιση 2.24. Η μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας υπολογίζεται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C).

### **Μέση Τιμή Θερμοκρασίας Αέρα Χώρου και Ακτινοβολίας**

Η μέση τιμή θερμοκρασίας αέρα χώρου και ακτινοβολίας συμβολίζεται με TOP, είναι ποσοτική μεταβλητή και μετράται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C). Οι τιμές που παρουσιάζει η συγκεκριμένη παράμετρος είναι στο διάστημα [17.74, 44.68] με μέση τιμή 30.12 και τυπική απόκλιση 2.09.

### **Μέση Ταχύτητα Αέρα Χώρου**

Η μέση τιμή της ταχύτητας του αέρα χώρου στα τρία διαφορετικά ύψη συμβολίζεται με VELAV, είναι ποσοτική μεταβλητή και υπολογίζεται σε (m/s). Στη βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στο συγκεκριμένο πείραμα, η μέση τιμή της ταχύτητας του αέρα είναι ίση με την ταχύτητα του αέρα σε ύψος 0.6 m καθώς δεν υπάρχουν δεδομένα για άλλα ύψη.

### **Σχετική Υγρασία**

Η σχετική υγρασία συμβολίζεται με RH (Relative Humidity), είναι ποσοτική μεταβλητή και υπολογίζεται σε ποσοστό επί τις 100 (%). Η βάση δεδομένων έχει τιμές στο διάστημα [2, 54] με μέση τιμή 33.6 και τυπική απόκλιση 2.

### **Αποτελεσματική Θερμοκρασία**

Η αποτελεσματική θερμοκρασία συμβολίζεται με ET (Effective Temperature), είναι ποσοτική μεταβλητή και μετράται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C). Η τιμές της αποτελεσματικής θερμοκρασίας κυμαίνονται στο διάστημα [17.6, 39.5] με μέση τιμή 29.3 και τυπική απόκλιση 3.93.

### **Πρότυπη Αποτελεσματική Θερμοκρασία**

Η πρότυπη αποτελεσματική θερμοκρασία συμβολίζεται με SET (Standard Effective Temperature), είναι ποσοτική μεταβλητή και υπολογίζεται στην κλίμακα βαθμών Κελσίου (°C). Η τιμές της αποτελεσματικής θερμοκρασίας κυμαίνονται στο διάστημα [11.8, 36.8] με μέση τιμή 27.64 και τυπική απόκλιση 3.94.

### **Ψήφος Θερμικής Αίσθησης Δύο Κόμβων**

Η τιμή της ψήφου θερμικής αίσθησης των δύο κόμβων (Two - Node), συμβολίζεται με TSENS (Thermal SENSation vote). Είναι ποσοτική μεταβλητή και οι τιμές του κυμαίνονται στο διάστημα [-1.17, 2.85] και έχει μέση τιμή 0.66 και τυπική απόκλιση 0.47.

### **Προβλεπόμενη Ψήφος Δυσφορίας Δύο Κόμβων**

Η τιμή της προβλεπόμενης ψήφου δυσφορίας των δύο κόμβων συμβολίζεται με DISC (predicted DISComfort vote). Είναι ποσοτική μεταβλητή και οι τιμές της βρίσκονται στο διάστημα [-1.17, 4.05] με μέση τιμή 0.72 και τυπική απόκλιση 0.6.

### **Προβλεπόμενη Μέση Ψήφος του Μοντέλου Fanger**

Η προβλεπόμενη μέση ψήφος του μοντέλου Fanger συμβολίζεται με PMV, είναι ποσοτική μεταβλητή και οι τιμές της στην συγκεκριμένη βάση δεδομένων κυμαίνονται στο διάστημα [-4.1, 7.68] με τυπική απόκλιση 0.94 και μέση τιμή 1.25.

### **Προβλεπόμενο Ποσοστό Δυσανεστημένων του Μοντέλου Fanger**

Το προβλεπόμενο ποσοστό δυσανεστημένων του Μοντέλου Fanger συμβολίζεται με PPD (Predicted Percentage Dissatisfied) και είναι ποσοτική μεταβλητή. Οι τιμές της μεταβλητής βρίσκονται στο διάστημα [0.05, 1] με μέση τιμή 0.45 και τυπική απόκλιση 0.27.

### **Προβλεπόμενο Ποσοστό Δυσανεστημένων με Βάση τα Δεδομένα για Ύψος 0.6m**

Το προβλεπόμενο ποσοστό δυσανεστημένων με βάση τα δεδομένα για ύψος 0.6m συμβολίζεται με PD\_M, είναι ποσοτική μεταβλητή και έχει τιμές στο διάστημα [-1.3, 6.04]. Η μέση τιμή των τιμών είναι 0.22 και η τυπική απόκλιση 0.45.

### **Μέγιστο Προβλεπόμενο Ποσοστό Δυσανεστημένων με Βάση τα Δεδομένα για τα Ύψη**

Το μέγιστο προβλεπόμενο ποσοστό δυσανεστημένων με βάση τα δεδομένα για τα ύψη συμβολίζεται με PD\_MAX. Λόγω έλλειψης τιμών για τα ύψη 0.1m και 1.1m, η τιμή είναι ίση με τα προβλεπόμενα ποσοστά δυσανεστημένων με βάση τα δεδομένα για ύψος 0.6m.

### **Μέγιστη Θερμοκρασία Αέρα κατά την Διάρκεια της Ημέρας (στις 15:00)**

Η μέγιστη θερμοκρασία αέρα κατά την διάρκεια της ημέρας που συμπίπτει με την θερμοκρασία αέρα στις 15:00 η ώρα συμβολίζεται με day15\_ta. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [25.39, 31.56] με μέση τιμή 29.98 και τυπική απόκλιση 1.5.

### **Ελάχιστη Θερμοκρασία Αέρα κατά την Διάρκεια της Ημέρας (στις 6:00)**

Η ελάχιστη θερμοκρασία αέρα κατά την διάρκεια της ημέρας που συμπίπτει με την θερμοκρασία αέρα στις 6:00 η ώρα συμβολίζεται με day6\_ta. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [17.44, 22.56] με μέση τιμή 21.21 και τυπική απόκλιση 21.21.

### **Μέση Θερμοκρασία Αέρα κατά την Διάρκεια της Ημέρας**

Η μέση θερμοκρασία αέρα κατά την διάρκεια της ημέρας συμβολίζεται με dayav\_ta. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [21.42, 27.06] με μέση τιμή 25.6 και τυπική απόκλιση 1.4.

### **Ελάχιστη Σχετική Υγρασία κατά την Διάρκεια της Ημέρας (στις 15:00)**

Η ελάχιστη σχετική υγρασία κατά την διάρκεια της ημέρας που συμπίπτει με την σχετική υγρασία στις 15:00 η ώρα συμβολίζεται με day15\_rh. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [41.9, 51.9] με μέση τιμή 44.28 και τυπική απόκλιση 2.47.

### **Μέγιστη Σχετική Υγρασία κατά την Διάρκεια της Ημέρας (στις 6:00)**

Η μέγιστη σχετική υγρασία κατά την διάρκεια της ημέρας που συμπίπτει με την σχετική υγρασία στις 6:00 η ώρα συμβολίζεται με day6\_rh. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [59.5, 67.3] με μέση τιμή 61.33 και τυπική απόκλιση 1.84.

### **Μέση Σχετική Υγρασία κατά την Διάρκεια της Ημέρας**

Η μέση σχετική υγρασία κατά την διάρκεια της ημέρας συμβολίζεται με dayav\_rh και είναι ποσοτική μεταβλητή. Η τιμές της μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [50.7, 59.6] με μέση τιμή 52.8 και τυπική απόκλιση 2.15.

### **Μέγιστη Αποτελεσματική Θερμοκρασία κατά την Διάρκεια της Ημέρας (στις 15:00)**

Η μέγιστη αποτελεσματική θερμοκρασία (Effective Temperature\*) κατά την διάρκεια της ημέρας που προκύπτει από την θερμοκρασία και την σχετική υγρασία στις 15:00 η ώρα συμβολίζεται με day15\_et και είναι ποσοτική μεταβλητή. Η τιμές της μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [25.4, 31.3] με μέση τιμή 29.67 και τυπική απόκλιση 1.34.

### **Ελάχιστη Αποτελεσματική Θερμοκρασία κατά την Διάρκεια της Ημέρας (στις 6:00)**

Η ελάχιστη αποτελεσματική θερμοκρασία (Effective Temperature\*) κατά την διάρκεια της ημέρας που προκύπτει από την θερμοκρασία και την σχετική υγρασία, στις 6:00 η ώρα συμβολίζεται με day6\_et. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [17.5, 23.3] με μέση τιμή 21.32 και τυπική απόκλιση 1.3.

### **Μέση Αποτελεσματική Θερμοκρασία κατά την Διάρκεια της Ημέρας**

Η μέση αποτελεσματική θερμοκρασία (Effective Temperature\*) κατά την διάρκεια της ημέρας που προκύπτει από την θερμοκρασία και την σχετική υγρασία. Η τιμές της ποσοτικής μεταβλητής κυμαίνονται στο διάστημα [21.45, 27] με μέση τιμή 25.5 και τυπική απόκλιση 1.32.

Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την Βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είναι διαθέσιμες στο (de Dear, Brager, & Cooper, 1997)

## **4.2. Κατηγοριοποίηση Κλάσεων**

Στην συγκεκριμένη εργασία προτιμήθηκε να γίνει κατηγοριοποίηση των κλάσεων, καθώς η κλίμακα θερμικής αίσθησης ASHRAE που προσπαθούμε να προβλέψουμε έχει τιμές στο διάστημα [-3,3]. Σε αντίστοιχες εργασίες που είχαν ως στόχο την θερμική άνεση και αναφερθήκαμε στο τέταρτο κεφάλαιο, παρατηρήθηκε η κατηγοριοποίηση της μεταβλητής στόχος σε τρεις κλάσεις για ψυχρή δυσφορία με τιμές [-3,-1), για άνετα/ ουδέτερα τις τιμές στο διάστημα [-1,1] και για ζεστή δυσφορία τις τιμές (1,3]. Οι εργασίες που βοήθησαν να καταλήξουμε στη συγκεκριμένη υπόθεση ήταν:

- Predicting Individual Thermal Comfort using Machine Learning Algorithms
- An IoT Framework for Modeling and Controlling Thermal Comfort in Buildings

- Machine learning Based Prediction of Thermal Comfort in Building of Equatorial Singapore

Αυτός ο διαχωρισμός είχε ως αποτέλεσμα το πρόβλημα να θεωρείται πρόβλημα ταξινόμησης.

### 4.3. Σημαντικά Χαρακτηριστικά

Τα χαρακτηριστικά της βάσης δεδομένων που θεωρήθηκαν σημαντικά και με βάση τα οποία πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση των αλγορίθμων και οι δοκιμές είναι:

- Φύλο
- Μεταβολικός ρυθμός
- Μόνωση ρούχων
- Θερμοκρασία αέρα εσωτερικού χώρου
- Υπέρυθρη ακτινοβολία
- Θερμοκρασία αέρα εξωτερικού χώρου

με μεταβλητή στόχο (η μεταβλητή της οποίας την τιμή προσπαθούμε να προβλέψουμε) να είναι οι κλάσεις που δημιουργήθηκαν στο προηγούμενο υπό κεφάλαιο.

Ο λόγος για τον οποίο στηριχθήκαμε στα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά ήταν το πρότυπο ASHRAE το οποίο τα θεωρεί ιδιαίτερα σημαντικά στην προσπάθεια πρόβλεψης θερμικής άνεσης, όπως και η παρατήρηση προτίμησης των συγκεκριμένων δεδομένων σε αντίστοιχες εργασίες. Στο τέταρτο κεφάλαιο παρατηρούμε ότι εργασίες όπως:

- Predicting Individual Thermal Comfort using Machine Learning Algorithms
- Machine Learning to improve indoor climate and building energy performance
- Energy-Efficient Thermal Comfort Control in Smart Buildings via Deep Reinforcement Learning
- Artificial Neural Network Models Using Thermal Sensations and Occupants' Behavior for Predicting Thermal Comfort
- Machine learning Based Prediction of Thermal Comfort in Building of Equatorial Singapore

θεώρησαν τις συγκεκριμένες μεταβλητές ως σημαντικές στην προσπάθεια επιτυχημένης πρόβλεψης θερμικής άνεσης.

Επιπλέον, χαρακτηριστικά χωρίς πληροφορία αφαιρέθηκαν από το την βάση δεδομένων καθώς θα επιβράδυναν την διαδικασία πρόβλεψης χωρίς να μπορούν να βοηθήσουν στην πρόβλεψη. Όπως επίσης και στην περίπτωση που η υπήρχε έλλειψη πληροφορίας σε κάποιο από τα σημαντικά χαρακτηριστικά για κάποια χρονική στιγμή θεωρήθηκε ότι θα μπορούσε να επηρεάσει αρνητικά το αποτέλεσμα οπότε η πληροφορίες για την συγκεκριμένη χρονική στιγμή εξαιρέθηκαν από την βάση δεδομένων.

#### 4.4. Προ επεξεργασία δεδομένων

Πριν την εκπαίδευση των αλγορίθμων, υλοποιήθηκε προ επεξεργασία δεδομένων προκειμένου να αποφευχθεί η χρήση δεδομένων τα οποία μπορεί να επηρεάσουν αρνητικά τα αποτελέσματα λόγω θορύβου. Η προ επεξεργασία υλοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python. Αρχικά

```

'''delete whole line if there is a . in important data'''
for i in range(rows):
    for j in range(columns):
        if line[i, j] == '.' and i not in delete:
            line[i, j] = 0
            delete.append(i)

line = np.delete(line, delete, 0)

```

*Εικόνα 15 Διαγραφή κενών δεδομένων*

εξαιρέθηκαν τα δεδομένα ,τα οποία σε κάποια από τις παραπάνω πληροφορίες ήταν κενά. Στην συνέχεια, η θερμική άνεση, η οποία αναφέρεται ως Κλίμακα Θερμικής Αίσθησης ASHRAE (ASHRAE Thermal Sensation Scale) ταξινομήθηκε σε τρία επίπεδα

- Από -3 έως -1 χαρακτηρίστηκε Δροσερή Δυσφορία
- Από -1 έως και 1 χαρακτηρίστηκε Άνετα/ Ουδέτερα

- Από 1 έως και 3 χαρακτηρίστηκε Ζεστή δυσφορία

```
'''choose 1: cold fret, 2 for comfort, 3 for hot fret'''
for i in range(len(thermal)):
    if thermal[i] < -1:
        thermal[i] = 1
    elif thermal[i] <= 1:
        thermal[i] = 2
    else:
        thermal[i] = 3
```

*Εικόνα 16 Ταξινόμηση δεδομένων σε τρία επίπεδα*

Έπειτα, κανονικοποιήθηκαν τα δεδομένα με μέση τιμή το 0 και τυπική απόκλιση 1.

```
float_line = float_line - ((float_line.max(axis=0) + float_line.min(axis=0))/2)
'''add the values in range(-1, 1)'''

for i in range(columns):
    maximum = abs(max(float_line[:, i]))
    minimum = abs(min(float_line[:, i]))
    for j in range(rows):
        if maximum != 0 and minimum != 0:
            float_line[j, i] = float_line[j, i]/max(maximum, minimum)
        elif maximum != 0:
            float_line[j, i] = float_line[j, i]/maximum
        elif minimum != 0:
            float_line[j, i] = float_line[j, i]/minimum
        else:
            float_line[j, i] = float_line[j, i]
```

*Εικόνα 17 Κανονικοποίηση δεδομένων*

Επόμενο βήμα ήταν το ανακάτεμα των δεδομένων.

```
'''shuffle data'''
float_line, comfort = shuffle(float_line, thermal)
```

*Εικόνα 18 Ανακάτεμα δεδομένων*

Και τέλος χωρίστηκαν τα δεδομένα σε ένα σύνολο εκπαίδευσης (80% κάθε κατηγορίας) και ένα σύνολο ελέγχου (20% για δοκιμές).



```

'''create for lists to have 80% per comfort group to test and train set'''
whole_train = []
whole_test = []
comfort_train = []
comfort_test = []

for i in set(thermal):
    train = np.where(thermal == i)
    wanted_len = round(len(train[0]) * 80 / 100)
    count = 0
    for j in train[0]:
        if count < wanted_len:
            whole_train.append(float_line[j, :])
            comfort_train.append(i)
        else:
            whole_test.append(float_line[j, :])
            comfort_test.append(i)
        count += 1

```

*Εικόνα 19 Διαχωρισμός δεδομένων για Εκπαίδευση και Δοκιμές*

Λόγω της μη ισομερούς κατανομής των κλάσεων, ο διαχωρισμός των συνόλων (εκπαίδευσης και ελέγχου) είναι ιδιαίτερα σημαντικός. Προκειμένου να θεωρηθούν αξιόπιστα τα αποτελέσματα είναι αναγκαίο στο σύνολο της εκπαίδευσης να περιέχονται το 80% κάθε κλάσης και αντίστοιχα στο σύνολο ελέγχου να βρίσκεται το 20% κάθε κλάσης. Καθώς σε αντίθετη περίπτωση, υπάρχει η πιθανότητα κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης ή των δοκιμών να μην υπάρχουν δεδομένα που να αναφέρονται σε κάποια κλάση, με αποτέλεσμα να επηρεαστούν τα αποτελέσματα, κάνοντάς τα αναξιόπιστα. Παραδείγματος χάριν, στην βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην συγκεκριμένη εργασία, τα δεδομένα για κρύα δυσφορία είναι σημαντικά λιγότερα από τις άλλες περιπτώσεις. Ο λόγος που πιθανότατα εμφανίζεται μικρό ποσοστό από την συγκεκριμένη κλάση, είναι ότι τα δεδομένα συλλέχθηκαν κατά την καλοκαιρινή περίοδο. Αυτή την περίοδο, είναι σπάνιο το φαινόμενο να υπάρχει η αίσθηση κρύου. Στην περίπτωση που δεν είχε γίνει ο διαχωρισμός με βάση την αναγκαιότητα ίσου ποσοστού από κάθε κλάση, θα ήταν κατά την εκπαίδευση ή κατά τις δοκιμές, να μην υπάρχουν καθόλου δεδομένα για κρύα δυσφορία. Σε αυτή την περίπτωση, ο αλγόριθμος ή δεν θα εκπαιδευόταν να προβλέπει κρύα δυσφορία ή δεν θα δοκιμάζονταν αν την προβλέπει σωστά.

## 4.5. Εκπαίδευση Αλγορίθμων

Τα δεδομένα που προέκυψαν από την διαδικασία που υλοποιήθηκε, χρησιμοποιήθηκαν προκειμένου να πραγματοποιηθεί εκπαίδευση και δοκιμές σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν:

- Με τη χρήση γλώσσας προγραμματισμού Python:
  - K-Nearest Neighbors
  - Decision Trees
- Με τη χρήση του εργαλείου Matlab:
  - Artificial Neural Networks

### 4.5.1. K-Nearest Neighbors K-NN

Χρησιμοποιώντας γλώσσα προγραμματισμού Python και την βιβλιοθήκη sklearn, δημιουργήθηκε αλγόριθμος εκπαίδευσης για K-Πλησιέστερους Γείτονες (K-Nearest Neighbors K-NN) που θα εκπαιδευότανε / δοκιμαζότανε για τα δεδομένα που προέκυψαν από την προεργασία που αναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, το κριτήριο ανοχής για διακοπή να έχει την τιμή  $1 * 10^{-15}$  και η εκπαίδευση/δοκιμή έγινε με χρήση Επικύρωσης Δέκα Τμημάτων (Ten Fold Validation). Το ποσοστό επιτυχίας του αλγορίθμου για τα σύνολο εκπαίδευσης είχε μέσο όρο 87.03% και για το σύνολο δοκιμών 79.06%. Στον πίνακα που ακολουθεί, παρατηρούμαι τα ακριβή αποτελέσματα που εξήχθησαν από την Επικύρωση Δέκα Τμημάτων (Ten Fold Validation) για τον αλγόριθμο K-NN.

Επανάληψη	Σύνολο Δοκιμών (%)
1	78.12
2	72.2
3	80.20
4	82.18
5	79.21
6	80.20
7	79.21
8	81.19
9	77.23
10	80.95

*Πίνακας 3 Ποσοστό Επιτυχίας Ten Fold Validation K-NN*

Στην συνέχεια ακολουθούν οι πίνακες Confussion Matrix του αλγορίθμου K-Πλησιέστερων Γειτόνων. Οι πίνακες Confussion Matrix που ακολουθούν, αφορούν τις μέσες τιμές των Confussion Matrix των Δέκα Επαναλήψεων.

Confussion Matrix για το σύνολο Εκπαίδευσης			Confussion Matrix για το σύνολο Δοκιμών		
3.4	8.3	0	0	1.3	0
3.6	756.2	13.6	1	80.6	4.4
1.1	91	34.7	0	13.8	0.3

*Πίνακας 4 Confusion Matrix K-NN*

#### 4.5.2. Decision Trees

Χρησιμοποιώντας γλώσσα προγραμματισμού Python και την βιβλιοθήκη sklearn, δημιουργήθηκε αλγόριθμος εκπαίδευσης για Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees) που θα εκπαιδευόταν / δοκιμαζόταν για τα δεδομένα που προέκυψαν από τη φάση της προεπεξεργασίας. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, η λειτουργία για τη μέτρηση της ποιότητας ενός διαχωρισμού που χρησιμοποιήθηκε ήταν η Entropy impurity (entropy) και η στρατηγική διαχωρισμού των κόμβων ήταν η βέλτιστη αντί για τυχαίο διαχωρισμό, χωρίς να υπάρχει κάποιος περιορισμός για το μέγιστο αριθμό διαχωρισμών, ενώ ο ελάχιστος αριθμός διαχωρισμών είναι τρία. Για να υπάρχει σωστή εκτίμηση των αποτελεσμάτων, η εκπαίδευση και δοκιμή έγινε με χρήση Επικύρωσης Δέκα Τμημάτων (Ten Fold Validation). Το ποσοστό επιτυχίας του αλγορίθμου για τα σύνολο

εκπαίδευσης είχε μέσο όρο 98.23% και για το σύνολο δοκιμών 73.76%. Στον πίνακα που ακολουθεί, παρατηρούμαι τα ακριβή αποτελέσματα που εξήχθησαν από την Επικύρωση Δέκα Τμημάτων (Ten Fold Validation) για τον αλγόριθμο Δέντρων Αποφάσεων.

Επανάληψη	Σύνολο Δοκιμών (%)
1	77.23
2	74.26
3	70.30
4	60.40
5	75.25
6	75.25
7	74.26
8	76.24
9	79.21
10	75.24

*Πίνακας 5 Ποσοστό Επιτυχίας Ten Fold Validation Δέντρα Αποφάσεων*

Στην συνέχεια ακολουθούν οι πίνακες Confussion Matrix του αλγορίθμου Ταξινόμησης με χρήση Δέντρων Αποφάσεων. Οι πίνακες Confussion Matrix που ακολουθούν, αφορούν τις μέσες τιμές των Confussion Matrix των Δέκα Επαναλήψεων.

Confussion Matrix για το σύνολο Εκπαίδευσης			Confussion Matrix για το σύνολο Δοκιμών		
11.7	0	0	0	1.3	0
2.3	771.6	0	1.8	73	10.2
0.5	12.8	113.6	0	11.9	2.2

*Πίνακας 6 Confussion Matrix Δέντρων Αποφάσεων*

### 4.5.3. Artificial Neural Networks

Με την βοήθεια του εργαλείου Matlab, δημιουργήθηκε αλγόριθμος script Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks – ANN), ο οποίος εκπαιδεύτηκε και δοκιμάστηκε με βάση τα δεδομένα που προέκυψαν από την προεργασία. Για την δημιουργία του αλγορίθμου, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση Patternet και 100 hidden layers, με αλγόριθμο εκπαίδευσης scaled conjugate gradient (traincsg) με τη συνάρτηση κόστους Cross Entropy και κριτήριο ανοχής για

διακοπή να έχει την τιμή  $1 * 10^{-4}$ . Και σε αυτή την περίπτωση, η αξιολόγηση του αλγορίθμου προέκυψε με την χρήση Επικύρωσης Δέκα Τμημάτων (Ten Fold Validation). Το ποσοστό επιτυχίας του αλγορίθμου για τα δεδομένα εκπαίδευσης είχε μέσο όρο 89.6% και για τα δεδομένα δοκιμών 75.64%. Στον πίνακα που ακολουθεί, παρατηρούμε τα ακριβή αποτελέσματα που εξήχθησαν από την Επικύρωση Δέκα Τμημάτων (Ten Fold Validation) για τον αλγόριθμο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Επανάληψη	Σύνολο Δοκιμών (%)
1	72.28
2	74.26
3	76.24
4	75.25
5	73.27
6	78.22
7	80.20
8	77.23
9	74.26
10	75.24

*Πίνακας 7 Ποσοστό Επιτυχίας Ten Fold Validation Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων*

Στην συνέχεια ακολουθούν οι πίνακες Confussion Matrix του αλγορίθμου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Οι πίνακες Confussion Matrix που ακολουθούν, αφορούν τις μέσες τιμές των Confussion Matrix των Δέκα Επαναλήψεων.

Confussion Matrix για το σύνολο Εκπαίδευσης			Confussion Matrix για το σύνολο Δοκιμών		
6.3	1.6	0.3	0.1	0.7	0
5.4	749.1	64.7	1.1	74.8	12.3
0	23.3	61.9	0.1	10.5	1.8

*Πίνακας 8 Confussion Matrix Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων*

#### 4.5.4. Αξιολόγηση Αλγορίθμων

Αλγόριθμος	Σύνολο Δοκιμών (%)
K-NN	79.06
ANN	75.64
Decision Trees	73.76

*Πίνακας 9 Αξιολόγηση Αλγορίθμων*

Παρατηρώντας τον παραπάνω πίνακα, διαπιστώνουμε ότι οι K- Κοντινότεροι γείτονες δίνουν καλύτερα αποτελέσματα για την συγκεκριμένη βάση δεδομένων, με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα να ακολουθούν και τέλος, ακολουθεί η ταξινόμηση με χρήση Δέντρων Απόφασης.



## Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία που έχει ως σκοπό την μελέτη και τον χαρακτηρισμό θερμικής άνεσης σε εσωτερικούς χώρους, μελετήσαμε τις παραμέτρους που επηρεάζουν την θερμική άνεση. Αναζητήσαμε στην υπάρχουσα βιβλιογραφία, τον τρόπο διαχείρισης της θερμικής άνεσης από επιστήμονες και ομάδες ερευνητών. Τέλος, πραγματοποιήσαμε πειράματα μέσω των οποίων προσπαθήσαμε να αντιληφθούμε αν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης δίνουν την δυνατότητα προσέγγισης της θερμικής άνεσης σε εσωτερικούς χώρους.

Το πρώτο συμπέρασμα στο οποίο μπορούμε να καταλήξουμε είναι ότι οι παράμετροι που επηρεάζουν την θερμική άνεση ποικίλουν, όπως επίσης η υποκειμενικότητα που χαρακτηρίζει το αντικείμενο της μελέτης καθιστούν ιδιαίτερα δύσκολη την ορθή πρόβλεψη. Η δημιουργία και κατανόηση του κατάλληλου συνόλου δεδομένων, σε συνδυασμό με την γνώση που μας δίνει η υπάρχουσα βιβλιογραφία μπορεί να βοηθήσει στην προσέγγιση των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Στην συγκεκριμένη εργασία, το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε περιείχε περιορισμένο πλήθος ψυχρής δυσφορίας, καθώς υλοποιήθηκε τους καλοκαιρινούς μήνες στην πόλη της Αθήνας, όπου η πιθανότητα ένα άτομο να αισθανθεί την ανάγκη για πιο θερμό περιβάλλον είναι μειωμένη. Όμως, με την χρήση των κατάλληλων τεχνικών, όπως ο διαχωρισμός των συνόλων για εκπαίδευση και για δοκιμές, δίνεται η δυνατότητα εξαγωγής συμπερασμάτων. Επίσης, με την εκπαίδευση και τον έλεγχο αλγορίθμων (όπως Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, K-Πλησιέστερων Γειτόνων και Δέντρων Απόφασης), καταλήξαμε ότι εξάγονται ικανοποιητικά αποτελέσματα, καθώς η χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων προσεγγίζει την θερμική άνεση σε ποσοστό 82.5%.

Σε μελλοντικές εργασίες, μπορεί να πραγματοποιηθεί ένα σύνολο αισθητήρων για να τροφοδοτεί τους αλγορίθμους με τα δεδομένα που απαιτούνται για την πρόβλεψη θερμικής άνεσης και τα συμπεράσματα που θα εξάγονται να καθοδηγούν ένα σύστημα ελέγχου. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να δημιουργηθεί η επιδιωκόμενη θερμική άνεση στον χώρο, η οποία θα μπορούσε στην συνέχεια να αξιολογηθεί σε πραγματικό χρόνο.





## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Ασημάδης, Ε., & Ρηγούτσος, Ε. (2013). *Αριθμητική Μελέτη Δεικτών Θερμικής Άνεσης στον Περιβάλλοντα Χώρο του Α.Τ.Ε.Ι Πειραιά*. Πειραιά: Α.Τ.Ε.Ι Πειραιά.
- Alsaleem, F., Teslay, M., Rafaie, M., Sinkar, K., Besarla, D., & Arunasalam, P. (n.d.). *An IoT Framework for Modeling and Controlling Thermal Comfort in Buildings*. *Frontiers in Built Environment*, 2020, 6: 87.
- American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Inc. (2004). *Thermal Enviromental Conditions for Human Occupancy*. Atlanta: ASHRAE.
- ASHRAE. (2005, 05). Retrieved from [https://tandog.files.wordpress.com/2007/05/f05\\_08si.pdf](https://tandog.files.wordpress.com/2007/05/f05_08si.pdf)
- Baker, N., & Standeven, M. (1995). *The University of Sydney*. Ανάκτηση από [https://www.sydney.edu.au/architecture/staff/homepage/richard\\_de\\_dear/ashrae\\_rp-884\\_appendc.shtml#10](https://www.sydney.edu.au/architecture/staff/homepage/richard_de_dear/ashrae_rp-884_appendc.shtml#10)
- Baker, N., & Standeven, M. (1995). *The University of Sydney*. Ανάκτηση από [https://www.sydney.edu.au/architecture/documents/staff/richard\\_de\\_dear/database/27\\_EXL.XLS](https://www.sydney.edu.au/architecture/documents/staff/richard_de_dear/database/27_EXL.XLS)
- BCA Singapore. (2014). *Building Energy Efficiency R&D Roadmap*. Σιγκαπούρη: Building and Construction Authority.
- Brownlee, J. (2016, Αύγουστος 17). *Machine Learning Mastery*. Ανάκτηση από <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-xgboost-applied-machine-learning/>
- Carreira da Silva, G. (2018). *Modelling and Experrimental Validation of Mattress Modified with PCM to Improve the Thermal Comfort Homeless*. Lisbon.
- Charmeg Building Technologies. (2017). *Θερμική Άνεση σε Εσωτερικούς Χώρους*. 7.
- Chaudhuri, T., & Xie, L. (2017). *Machine learning Based Prediction of Thermal Comfort in Building of Equatorial Singapore*. IEEE International Conference on Smart Grid and Smart Cities (ICSGSC). IEEE, 2017. p. 72-77.
- de Dear, R., Brager, G., & Cooper, D. (1997, Μάρτιος). *The University of Sydney*. Ανάκτηση από [https://www.sydney.edu.au/architecture/documents/staff/richard\\_de\\_dear/RP884\\_Final\\_Report.pdf](https://www.sydney.edu.au/architecture/documents/staff/richard_de_dear/RP884_Final_Report.pdf)
- Deng, Z., & Chen, Q. (n.d.). *Artificial Neural Network Models Using Thermal Sensations and Occupants' Behavior for Predicting Thermal Comfort*. *Energy and Buildings*, 2018, 174: 587-602.
- Eibl, G., & Pfeiffer, K. P. (2001). *Analysis of the Performance of Adaboost.M2 for the Simulated Digit-Recognition-Example*. Heidelberg: European Conference on Machine Learning (pp. 109-120). Springer, Berlin.
- Ernest Orlando Lawrence Berkeley National Laboratory. (2014). *BigLadder*. Ανάκτηση από <https://bigladdersoftware.com/epx/docs/8-0/engineering-reference/page-103.html>

- Farhan, A., Pattipati, K., Wang, B., & Luh, P. (2015). *Predicting Individual Thermal Comfort using Machine Learning Algorithms*. IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2015. p. 708-713.
- Fibran. (2020, Μάρτιος 24). *Fibran*. Ανάκτηση από <https://fibran.gr/θερμική-άνεση-και-ποιότητα-διαβίωσης/>
- Foda, E., & Siren, K. (2010). *A new Approach using Pierce two-node Model for Different Body Parts*. International Journal of Biometeorology, 2011, 55.4: 519-532.
- Gao, G., Li, J., & Wen, Y. (n.d.). *Energy-Efficient Thermal Comfort Control in Smart Buildings via Deep Reinforcement Learning*. arXiv preprint arXiv:1901.04693, 2019.
- Ghiasi, R., Torzkzadeh, P., & Noori, M. (2015, Οκτώβριος 6). *GHIASI, Ramin; TORKZADEH, Peyman; NOORI, Mohammad. A machine-learning approach for structural damage detection using least square support vector machine based on a new combinational kernel function*. Structural Health Monitoring, 2016, 15.3: 302-316. Ανάκτηση από <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/understaing-support-vector-machine-example-code/>
- Hensen, J. L. (1991). *On the Thermal Interaction of Building Structure and Heating and Ventilating System, PhD Thesis*. Eindhoven: Eindhoven University of Technology, The Netherlands.
- Hopmann, C. (2017). *Machine Learning to Improve Indoor Climate and Building Energy Performance*. Lisbon: Tecnico Lisboa.
- Jung, W., Jazizadeh, F., & Diller, T. (n.d.). *Heat Flux Sensing for Machine-Learning-Based Personal Thermal Comfort Modeling*. Sensors, 2019, 19.17: 3691.
- Lee, J., & Strand, R. (2001). *An Analysis of the Effect of the Buinding Envelope on Thermal Comfort Using the EnergyPlus Program*. Illinois.
- Luo, D. D. (2011, Φεβρουάριος 3). *Linear discriminant analysis: New formulations and overfit analysis*. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Ανάκτηση από <https://aitechcentral.com/blog/fishers-linear-discriminant-analysis/>
- Margineantu, D. D. (1997, Ιανουάριος 17). *Pruning adaptive boosting*. ICML (Vol. 97, pp. 211-218). Ανάκτηση από <https://towardsdatascience.com/understanding-adaboost-2f94f22d5bfe>
- Mora, R., & Bean, R. (2018). *Thermal Comfort: Designing for People*. Calgary.
- Natarajan, A., & Laftchief, E. (n.d.). *A Transfer Active Learning Framework to Predict Thermal Comfort*. International Journal of Prognostics and Health Management, 2019, 10.3.
- Natekin, Alexey, & Alois Knoll. (n.d.). *Gradient boosting machines, a tutorial*. Frontiers in neurorobotics, 2013, 7: 21. Ανάκτηση από <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/04/how-the-gradient-boosting-algorithm-works/>
- Nicol, F., & Humphreys, M. (1995). *Adaptive Thermal Comfort and Sustainable Thermal Standards for Buildings*. Energy Environment, 2002, 34.6: 563-572.

- Parsons, K. (2003). *Human Thermal Environments The Effects of Hot, Moderate, and Cold Environments on Human Health, Comfort, and Performance*. UK and New York: CRC press, 2007.
- Peterson, L. E. (n.d.). *K-nearest neighbor*. Scholarpedia, 2009, 4.2. Ανάκτηση από <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/04/simple-understanding-and-implementation-of-knn-algorithm/>
- Rish, I. (2017, Σεπτέμβριος 11). *An empirical study of the naive Bayes classifier*. IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence. 2001. p. 41-46. Ανάκτηση από <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/naive-bayes-explained/>
- Salamone, F., Belussi, L., Curro, C., Danza, L., Ghellere, M., Guazzi, G., . . . Meroni, I. (n.d.). *Integrated Method for Personal Thermal Comfort Assessment and Optimization through Users' Feedback, IoT and Machine Learning: A Case Study*. Sensors 18.5 (2018): 1602.
- Segal, M. R. (2004, Ιούνιος 29). *Machine learning benchmarks and random forest regression*. Ανάκτηση από <https://medium.com/swlh/random-forest-and-its-implementation-71824ced454f>
- Sharma, S. (2017, Αύγουστος 8). *TechTarget*. Ανάκτηση από <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/artificial-neural-network-ann-in-machine-learning>
- Simon, H. (2010). *Νευρωνικά Δίκτυα & Μηχανική Μάθηση*. Παπασωτηρίου.
- Soebarto, V., Zhang, H., & Schiavon, S. (2019). *A Thermal Comfort Environmental Chamber Study of Older and Younger People*. Building and Environment, 2019, 155: 1-14.
- Wang, Z., Wang, J., He, Y., Liu, Y., Lin, B., & Hong, T. (n.d.). *Dimension analysis of subjective thermal comfort metrics based on ASHRAE Global Thermal Comfort Database using machine learning*. Journal of Building Engineering, 2020, 29: 101120.
- Αλωνιστιώτη, Δ. (2017). *Ημερίσια Πορεία του Σημείου Εξωτερικού Περιβάλλοντος στον Ψυχομετρικό Χάρτη και Απαιτούμενη Ενέργεια για Είσοδο στη Χειμερινή και Θερινή Ζώνη Θερμικής Άνεσης*. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Βαρθολομαίος, Ά., Γεωργιάδου, Έ., & Πρωτόγερος, Ν. (2020). *Ανέλιξη*. Ανάκτηση από <https://anelixi2020.org/veltiosi-astikoy-klimatos/tropoioisi-mikroklimatos-ston-astiko-choro/iliaki-aktinovolia-ilioprostasia/>
- Γαβράς, Ά. (2015). *Παράγοντες που Επηρεάζουν τη Θερμική Άνεση των Ανθρώπων σε Ανοικτούς Χώρους*. Πειραιάς: Πανεπιστήμιο Πειραιώς.
- Γεωργακόπουλος, Σ. (2015, Φεβρουάριος 4). *ProfilNet*. Ανάκτηση από <https://www.profilnet.gr/οδηγίες-για-θερμική-άνεση-εξοικονόμηση/>
- Γεωργακόπουλος, Σ. (2016, Φεβρουάριος 5). *Solidakis*. Ανάκτηση από <https://solidakis.com/blog/odigies-gia-thermiki-anesi-exoikonomisi-energeias-sta-ktiria>
- Γεωργοπούλου, Μ. (2019). *Τα Βιοκλιματικά Κτίρια στην Προστασία του Περιβάλλοντος: Οι Απόψεις των Κατοίκων της Πόλης της Ορεστιάδας*. Ορεστιάδα: Δημοκρίτειο Πανεπιστήμιο Θράκης.

- Ευρωπαϊκός Οργανισμός Περιβάλλοντος. (2017, Οκτώβριος). Ανάκτηση από <https://www.eea.europa.eu/el/simata-eop-2010/simata-2017/grafikes-plirofories/energeia-kai-metriasmos-tis-klimatikis-allagis/view>
- Καλδέλλη, Ι. (2021, Νοέμβριος). *Πανεπιστημιακοί Διάλογοι*. Ανάκτηση από <https://dialogoi.uniwa.gr/articles/i-exelixa-tis-katanalosis-energeias-toy-planiti-mas-1965-2020-poso-makria-vriskomaste-apo-mia-kathari-prasini-energeiaki-lysi/>
- Καμπίτσης, Κ. (2010). *Θερμική Άνεση σε Κτίρια Γραφείων*. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Κατσαπρακάκης, Δ., & Μονιάκης, Μ. (2015). *Βασικά Στοιχεία Μεταφοράς Θερμότητας*. Ηράκλειο: ΤΕΙ Κρήτης.
- Κωνσταντίνος, Κ. (2010). *Θερμική Άνεση σε κτίρια γραφείων*. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Λεκκάκης, Ν. (2012). *Προσομοίωση Φαινομένων Μεταφοράς Θερμότητας και Μάζας*. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Μαντίκας, Γ. (2016). *Αξιολόγηση Συνθηκών Άνεσης σε Κτίρια του Δήμου Πυλαίας - Χορτιάτη*. Θεσσαλονίκη: Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης.
- Ματράκας, Α. (2011). *Τεχνικοοικονομική Μελέτη Σύγκρισης Συμβατικής και Βιοκλιματικής Οικίας με την Χρήση Εξειδικευμένου Προγράμματος Ηλεκτρονικού Υπολογιστή*. Καβάλα: Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Καβάλας.
- Ντούνης, Α. (1992). *Έμπειρο Σύστημα Ασαφούς Λογικής για τον Έλεγχο της Θερμικής και Οπτικής Άνεσης στα Κτίρια*. Χανιά: Πολυτεχνείο Κρήτης.
- Ξανθόπουλος, Π., Παρδάλος, Π., & Τραφαλής, Θ. (2020, Ιανουάριος 13). *Linear discriminant analysis. Robust data mining*. Springer, New York, NY, 2013. p. 27-33. Ανάκτηση από <https://towardsdatascience.com/logistic-regression-the-basics-b1716661c71b>
- Ξένη, Μ. (2012). *Λογιστική Παλινδρόμηση & Διαχωριστική Ανάλυση*. Πανεπιστήμιο Πατρών.
- Παπαδόπουλος, Ά. (2006). *Θερμική Άνεση στα Κτίρια. Νέα Προτυπα και Βελτίωση Θερμικής Άνεσης*. Ιωάννινα.
- Παπαχρήστος, Π. (2019, Οκτώβριος 1). *Διαιτολόγος*. Ανάκτηση από <https://diaitologos.com/diaita/metabolismos-ti-einai-kai-pos-metrietai/>
- Σταυρακάκη, Μ. (2017). *Ανάλυση Φαινομένου Ψυχρής Νησίδας σε Αστικά Πάρκα*. Χανιά: Πολυτεχνείο Κρήτης.
- Τσιμπάνος, Π. (2008). *Επίδραση ηλιακής ακτινοβολίας στην εσωτερική θερμική άνεση κτιρίων*. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Φράγκης, Φ. (2011). *Θερμική Άνεση σε Κτίρια Γραφείων*. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Φωτιάδη, Α. (2015). *Μετεωρολογία - Κλιματολογία*. Αγρίνιο: Πανεπιστήμιο Πατρών.
- Χατζή, Ε. (2011). *Θερμική Άνεση, Θερμική Αίσθηση και Φυσιολογικές Αντιδράσεις του Ανθρώπινου Σώματος σε Θερμό Περιβάλλον*. Αθήνα: Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών.

