



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΜΙΚΡΟΫΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ ΨΗΦΙΑΚΩΝ  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

**Ανάπτυξη μεθοδολογίας για διαχείριση ενέργειας με  
έξυπνους θερμοστάτες**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

**Χαράλαμπου Χ. Μάραντου**

**Επιβλέπων :** Δημήτριος Ι. Σούντρης  
Αναπληρωτής καθηγητής

Αθήνα, Ιούλιος 2016





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΜΙΚΡΟΫΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ ΨΗΦΙΑΚΩΝ  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

**Ανάπτυξη μεθοδολογίας για διαχείριση ενέργειας με  
έξυπνους θερμοστάτες**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Του

**Χαράλαμπου Χ. Μάραντου**

**Επιβλέπων :** Δημήτριος Ι. Σούντρης  
Αναπληρωτής καθηγητής

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 15η Ιουλίου 2016

.....  
Δημήτριος Σούντρης  
Αναπληρωτής Καθηγητής

.....  
Κιαμάλ Πεκμεστζή  
Καθηγητής

.....  
Παύλος Γεωργιλάκης  
Επίκουρος Καθηγητής

Αθήνα, Ιούλιος 2016

.....  
**Χαράλαμπος Χ. Μάραντος**

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

Copyright © Χαράλαμπος Χ. Μαραντος, 2016

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

# ΠΕΡΙΛΗΨΗ

---

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η ανάπτυξη μεθοδολογίας και η σχεδίαση ενός συστήματος έξυπνων θερμοστατών, το οποίο επιτυγχάνει ελαχιστοποίηση του κόστους θέρμανσης/κλιματισμού ενός κτηρίου. Ο στόχος της βελτιστοποίησης μας είναι ένας συνδυασμός της ενεργειακής κατανάλωσης και της θερμικής δυσαρέσκειας των ανθρώπων στο κτήριο. Για τις προσομοιώσεις της ενεργειακής κατανάλωσης του κτηρίου χρησιμοποιήθηκε το δημοφιλές πρόγραμμα EnergyPlus, που παρέχει μια ολοκληρωμένη λύση προσομοίωσης με περιγραφή των κτηρίων και εξαγωγή αποτελεσμάτων. Για την εκτίμηση της δυσαρέσκειας των ανθρώπων σε κάθε επιλογή της θέρμανσης ή του κλιματισμού έγινε χρήση του γνωστού μοντέλου θερμικής άνεσης Fanger (PMV/PPD). Όσον αφορά την μέτρηση του ενεργειακού κόστους της κάθε επιλογής, χρησιμοποιήσαμε μεθόδους μηχανικής μάθησης και παλινδρόμησης προκειμένου το σύστημα να μπορεί κάνει προβλέψεις. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος διανυσμάτων υποστήριξης που είναι δημοφιλής σχεδιαστική προσέγγιση επιτηρούμενης μάθησης τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση.

Πιο αναλυτικά, οι συνεισφορές της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι:

- Μοντελοποίηση μηχανισμού επιλογής θερμοκρασίας σε κτήρια και υλοποίηση αυτού στο πρόγραμμα EnergyPlus
- Ανάπτυξη μηχανισμού επιλογής θερμοκρασιών βασισμένου στη μέθοδο παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης και σε μοντέλα θερμικής άνεσης. Σε αντίθεση με τις υπάρχουσες προσεγγίσεις, η προτεινόμενη λύση είναι ανεξάρτητη από την πρόγνωση καιρού.
- Βελτιστοποίηση του μηχανισμού επιλογής θερμοκρασιών για την αποδοτικότερη διαχείριση των δεδομένων εισόδου. Αποτέλεσμα αυτής της βελτιστοποίησης είναι η δυνατότητα εκτέλεσης του συγκεκριμένου μηχανισμού σε ενσωματωμένα συστήματα.
- Πειραματική επαλήθευση των αποτελεσμάτων με την χρήση διαδεδομένων τεχνικών ελέγχου (πχ fmincon)

**Λέξεις Κλειδιά:** έξυπνος θερμοστάτης, Hvac σύστημα, μηχανική μάθηση, ανάλυση παλινδρόμησης, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, θερμική άνεση

# ABSTRACT

---

The purpose of the present diploma thesis is the development of a methodology and the design of a smart thermostat system, which achieves minimization of the heating/air conditioning system's cost. Our optimization target is a combination of energy consumption and people thermal dissatisfaction. For energy consumption simulation we used the popular EnergyPlus, which provides a complete simulation solution with building modeling and a large number of reporting results. In order to estimate the dissatisfaction of people from each option of the heating or air conditioning we made use of the Fanger's thermal comfort model (PMV/PPD). For calculating the energy consumption we used machine learning and regression methods so that the system can make predictions. More specifically, we used the model of support vector machines which is a popular supervised learning design model used for classification and regression analysis.

The proposed contributions of this thesis is:

- Temperature selection mechanism in buildings and implementation in EnergyPlus.
- Developing temperature selection mechanism based on support vector regression and thermal comfort models. In contrast to existing approaches, the proposed solution is independent to the weather forecast.
- Method optimization for efficient management of input data. The result of this optimization is the possibility of implementing in embedded systems.
- Experimental verification of the results by using widely used techniques of control (eg fmincon)

## **Key words:**

smart thermostat, Hvac system, machine learning, regression analysis, support vector machines, thermal comfort

# ΠΡΟΛΟΓΟΣ - ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

---

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στον τομέα Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Ε.Μ.Π., στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων του Εργαστηρίου Μικροϋπολογιστών και Ψηφιακών Συστημάτων.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον καθηγητή μου κύριο Δημήτριο Σούντρη αφενός γιατί μου εμπιστεύτηκε αυτό το θέμα διπλωματικής εργασίας και αφετέρου για το ενδιαφέρον, την καθοδήγησή και την υποστήριξη που μου πρόσφερε κατά την διάρκεια της εκπόνησής της. Θα ήθελα ακόμα να ευχαριστήσω τον Διδάκτορα Κώστα Σιώζιο, καθώς και τον κ. Παναγιώτη Δανασσή για την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας καθώς οι συζητήσεις, οι παρατηρήσεις και οι συμβουλές τους συνέβαλλαν πολύ σημαντικά στην ολοκλήρωση της. Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Ηλία Κοσματόπουλο καθώς και τον υποψήφιο διδάκτορα Χρήστο Κόρκα για την πολύτιμη βοήθειά τους στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους εκείνους που με στήριξαν καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου, την οικογένειά μου πάνω απ όλα καθώς και φίλους και συναδέλφους που μοιραστήκαμε μαζί γνώσεις και προβληματισμούς όλα αυτά τα χρόνια.

Χαράλαμπος Μάραντος,

Αθήνα, Ιούλιος 2016

# ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

---

ΠΡΟΛΟΓΟΣ - ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ .....	7
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ.....	8
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	12
2. ΚΤΗΡΙΑ – ΣΥΣΤΗΜΑ HVAC – ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ - ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ .....	15
2.1 Εισαγωγή.....	15
2.2 Κτήρια .....	15
2.2.1 Θερμική ζώνη κτηρίου .....	15
2.2.2 HVAC σύστημα.....	16
2.3 Προγράμματα προσομοίωσης για την διεξαγωγή πειραμάτων .....	20
2.3.1 EnergyPlus.....	21
2.3.2 Matlab .....	22
2.3.3 Building Controls Virtual Test Bed (BCVTB) – Ptolemy II .....	23
2.4 Μοντελοποίηση κτηρίου .....	23
2.4.1 Τιμές που παίρνουμε ως είσοδο από το κτήριο.....	24
2.3.2 Τιμές εξόδου που επιστρέφονται στο κτήριο .....	26
3. ΜΟΝΤΕΛΑ ΘΕΡΜΙΚΗΣ ΑΝΕΣΗΣ .....	27
3.1 Εισαγωγή - Ορισμός θερμικής άνεσης .....	27
3.2 Οι παράγοντες της θερμικής άνεσης.....	28
3.2.1 Θερμοκρασία του αέρα (Air temperature) .....	28
3.2.2 Μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας (Mean Radiant Temperature) .....	28
3.2.3 Ταχύτητα του αέρα (Air speed) .....	28
3.2.4 Σχετική υγρασία (Relative humidity) .....	29
3.2.5 Μεταβολικός ρυθμός (Metabolic rate) .....	29



3.2.6 Ρουχισμός (Clothing insulation).....	31
3.3 Μοντέλα θερμικής άνεσης .....	33
3.3.1 Μοντέλο PMV/PPD (Fanger).....	33
3.3.2 Προσαρμοστικό Μοντέλο (Adaptive model).....	36
3.4 Επιλογή κατάλληλου μοντέλου .....	38
4. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ - ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ .....	39
4.1 Εισαγωγή.....	39
4.1.1 Ορισμός μηχανικής μάθησης .....	39
4.1.2 Σχέση με άλλες επιστήμες .....	40
4.1.3 Ιστορία μηχανικής μάθησης .....	40
4.2 Είδη μηχανικής μάθησης .....	41
4.3 Σχεδιαστικές προσεγγίσεις .....	42
4.4 Παλινδρόμηση .....	44
4.4 Online Machine Learning.....	47
5. ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ .....	48
5.1 Γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα .....	48
5.2 Μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα.....	51
5.2.1 Ελαστικό περιθώριο (Soft Margin) .....	51
5.2.2 Το τέχνασμα του πυρήνα (the kernel trick).....	53
5.3 Παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Regression).....	55
6. SYSTEM DESIGN .....	58
6.1 Introduction .....	58
6.2 Design.....	58
6.3 Thermal Dissatisfaction.....	61

6.4 Energy cost prediction .....	62
6.4.1 Kernel function.....	62
6.4.2 Parameter selection for kernel functions .....	63
6.4.3 Choosing kernel function .....	65
6.4.4 Updating data .....	67
6.5 Basic design model.....	67
6.5.1 Experiments .....	68
6.6 Optimizations .....	71
6.6.1 Sliding window dataset (Coarse-grain window) .....	71
6.6.2 Dataset with only specific hours of the day (Fine-grain window) .....	74
6.6.3 Valuation of the optimizations .....	76
6.7 Final Experiments (after optimizations) .....	79
6.8 Finding good actions with simulation and minimization (EnergyPlus-fmincon)– comparison .....	80
6.9 Experimental setup.....	83
6.9.1 The building.....	83
6.9.2 Zone HVAC Ideal Loads Air System .....	85
6.9.3 Photovoltaic .....	85
7. ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΕ ΜΕΓΑΛΟ ΚΤΗΡΙΟ .....	86
7.1 Βασικές παράμετροι του πειράματος .....	86
7.1.1 Το κτήριο.....	86
7.1.2 Το σύστημα θέρμανσης του κτηρίου .....	87
7.2 Πειράματα.....	88
8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ .....	90

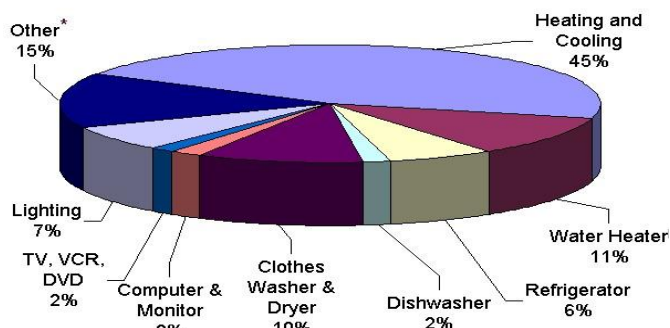
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α – ΣΥΝΔΕΣΗ ENERGYPLUS ΜΕ MATLAB .....	91
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β – ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ .....	95
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – REFERENCES .....	98

# 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τις τελευταίες δεκαετίες οι απαιτήσεις ενέργειας στον πλανήτη έχουν αυξηθεί πολύ σημαντικά, έχοντας τόσο οικονομικές επιπτώσεις οι οποίες αναδείχθηκαν τα τελευταία χρόνια περισσότερο και λόγω της οικονομικής κρίσης, όσο και σοβαρότατες περιβαλλοντικές επιπτώσεις καθώς η αύξηση του CO<sub>2</sub> από τις εκπομπές στην ατμόσφαιρα γίνεται ολοένα και πιο επικίνδυνη.

Η αύξηση αυτή οφείλεται στην συνεχή αύξηση του πληθυσμού, στην αύξηση των τεχνολογικών προϊόντων που βελτιώνουν την ζωή μας και στην έλλειψη είτε νομοθετικού ελέγχου σε κάποιες περιπτώσεις είτε τεχνικού εξοπλισμού εξοικονόμησης ενέργειας σε κάποιες άλλες. Καθώς λοιπόν το ενεργειακό πρόβλημα συνέχεια εντείνεται, η δημιουργία «έξυπνων» συστημάτων που μειώνουν την κατανάλωση ενέργειας είναι πλέον επιτακτική ανάγκη.

Οι απαιτήσεις ενέργειας από τα κτήρια σύμφωνα με στατιστικές έρευνες αποτελούν περίπου το 40% των συνολικών απαιτήσεων σε ενέργεια της Ευρωπαϊκής Ένωσης και αυξάνονται συνεχώς, ενώ οι στόχοι που έχουν τεθεί απαιτούν την μείωση κατά 20% περίπου μέχρι το 2020. Η κατανάλωση αυτή μπορεί να οφείλεται σε λανθασμένη χρήση του εξοπλισμού του κτηρίου, σε λανθασμένες επιλογές και στην έλλειψη σχεδιασμού. Ως κατανάλωση κτηρίων εννοούμε τον φωτισμό, τις απαιτήσεις των ηλεκτρικών συσκευών και του εξοπλισμού σε ενέργεια, αλλά μεγάλο μέρος αυτής οφείλεται στα συστήματα θέρμανσης/ψύξης (για παράδειγμα στις κατοικίες περίπου το 45% της κατανάλωσης).



Εικόνα 1.1 Η κατανάλωση ενέργειας σε κατοικίες

Ένας τρόπος να εξοικονομηθεί σημαντικά η ενέργεια στα συστήματα θέρμανσης/ψύξης είναι με χρήση νέων τεχνολογιών κλιματιστικών ή θερμαντικών σωμάτων που έχουν πολύ καλύτερη ενεργειακή απόδοση. Ένας άλλος λόγος όμως που έχουμε μεγάλη κατανάλωση είναι η λανθασμένη συνήθως χρήση τους. Για παράδειγμα: Το καλοκαίρι είναι πολύ συχνό το φαινόμενο στο οποίο οι άνθρωποι τοποθετούν το κλιματιστικό σε μια θερμοκρασία αρκετά μικρότερη από αυτή που χρειάζονται για να αισθάνονται άνετα, έπειτα το αυξάνουν κι έπειτα το μειώνουν ξανά. Αυτό οδηγεί σε μια κατανάλωση ενέργειας που μπορούσε να αποφευχθεί με κατάλληλο σχεδιασμό.

Οι έξυπνοι θερμοστάτες τοποθετούνται στα κτήρια προκειμένου να οδηγούν σε μείωση της κατανάλωσης ενέργειας, καλύτερη απόδοση του HVAC συστήματος, απομακρυσμένο έλεγχο. Οι πωλήσεις τους τα τελευταία χρόνια παρουσιάζουν ραγδαία αύξηση και η βελτίωση τους, όσον αφορά την απόδοση, το κόστος, την προσθήκη νέων λειτουργιών κ.α. αποτελεί αντικείμενο των σύγχρονων ερευνών.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη και η σχεδίαση ενός συστήματος διαχείρισης ενέργειας με έξυπνους θερμοστάτες οι οποίοι θα επιτυγχάνουν αυτόματη ρύθμιση των επιλογών του συστήματος θέρμανσης ή κλιματισμού με στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους. Ως «κόστος» θεωρούμε έναν συνδυασμό τόσο της κατανάλωσης ενέργειας του συστήματος θέρμανσης/κλιματισμού για τις επιλογές των θερμοστατών, όσο και της θερμικής δυσaráσκειας των ανθρώπων στο κτήριο που υπόκεινται στις συνθήκες περιβάλλοντος που δημιουργούνται ως αποτέλεσμα των επιλογών αυτών.

Το σύστημά μας όσον αφορά την εκτίμηση της δυσaráσκειας των ανθρώπων σε κάθε επιλογή θέρμανσης ή κλιματισμού βασίζεται σε γνωστά μοντέλα θερμικής άνεσης (συγκεκριμένα στο μοντέλο Fanger PMV/PPD) που είναι πιστοποιημένα από το πρότυπο ASHRAE [6] προκειμένου να μπορεί να μετρά και να αξιολογεί την κάθε στρατηγική.

Όσον αφορά την μέτρηση του ενεργειακού κόστους της κάθε επιλογής θέρμανσης ή κλιματισμού, χρησιμοποιεί μεθόδους μηχανικής μάθησης (machine learning) και παλινδρόμησης (regression) προκειμένου να κάνει προβλέψεις.

Στην παρούσα μελέτη γίνεται αναφορά στα HVAC συστήματα και στα κτήρια, περιγράφεται η μοντελοποίηση του κτηρίου, γίνεται αναλυτική περιγραφή του μοντέλου θερμικής άνεσης που χρησιμοποιήσαμε και των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και παλινδρόμησης. Στην συνέχεια γίνεται εκτενής περιγραφή της σχεδίασης του συστήματός μας και τέλος παρουσιάζονται τα αποτελέσματα πειραμάτων σε κτήρια καθώς και περαιτέρω λεπτομέρειες της σχεδίασης μας.

## 2. ΚΤΗΡΙΑ – ΣΥΣΤΗΜΑ ΗVAC – ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ - ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ

---

### 2.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφέρουμε περιληπτικά μερικές πληροφορίες περί της οργάνωσης των κτηρίων σε θερμικές ζώνες και του ΗVAC συστήματος, πληροφορίες σχετικά με τα προγράμματα που χρησιμοποιήσαμε στις προσομοιώσεις και τέλος θα αναφερθούμε στον τρόπο με τον οποίο μοντελοποιούμε τα κτήρια μας στα οποία εφαρμόζουμε το σύστημα θερμοστατών που μελετάμε.

### 2.2 Κτήρια

Κάθε κτήριο είναι διαφορετικό τόσο ως προς την τοποθεσία αλλά και ως προς την κατασκευή. Αποτελείται από διαφορετικά υλικά, διαφορετική αρχιτεκτονική, σχέδιο, μέγεθος, αριθμό ορόφων, μονώσεις κλπ. Όλα αυτά επηρεάζουν σαφώς το πώς το κτήριο ανταποκρίνεται σε διαφορετικές συνθήκες περιβάλλοντος και χρήσης. Πολύ σημαντικό μέρος του κτηρίου που επηρεάζει την συμπεριφορά αυτή είναι το σύστημα ΗVAC στο οποίο εμείς δουλεύουμε στην παρούσα μελέτη. Στο εξής με τον όρο κτήριο εννοούμε το σύνολο όλων των λειτουργιών και ιδιοτήτων του.

#### 2.2.1 Θερμική ζώνη κτηρίου

Θερμική ζώνη ονομάζουμε ένα σύνολο επιφανειών που περικλείουν την ίδια μάζα αέρα. Οι θερμικές ζώνες είναι χώροι με παρόμοια χρήση και κοινές συνθήκες λειτουργίας. Θερμική ζώνη μπορεί να αποτελούν ένα ή περισσότερα δωμάτια του κτηρίου. Μεταξύ διαφορετικών θερμικών ζωνών σύμφωνα με τα πρότυπα ενεργειακών επιθεωρήσεων [7]:

- Η επιθυμητή θερμοκρασία μπορεί να διαφέρει πάνω από 4°C
- Η χρήση και το προφίλ λειτουργίας διαφέρουν (πχ σε νοσοκομείο άλλη ζώνη το δωμάτιο ασθενών άλλη ο χώρος επισκεπτών άλλη τα γραφεία)
- Υπάρχουν διαφορετικά συστήματα θέρμανσης/ψύξης

- Υπάρχουν διαφορές στις ανταλλαγές ενέργειας και στις απώλειες (πχ διαφορετικές θερμικές ζώνες ανάλογα με τον προσανατολισμό τους στο κτήριο)

Συχνά είναι επιθυμητός ο διαχωρισμός των κτηρίων στο μικρότερο δυνατό αριθμό θερμικών ζωνών για ευκολία και μικρότερη πολυπλοκότητα στο σύστημα. Συνήθως ακολουθείται ίδιος σχεδιασμός ή και κοινός έλεγχος του HVAC συστήματος σε κάθε ζώνη [7]. Σε ορισμένες περιπτώσεις όμως όπως στην δική μας εξαιτίας του ότι κάθε δωμάτιο του κτηρίου έχει αυτόνομο σύστημα-θερμοστάτη, κάθε δωμάτιο μπορεί να λειτουργεί ξεχωριστά.

### 2.2.2 HVAC σύστημα

Το HVAC (heating, ventilation, and air conditioning) σύστημα είναι το σύστημα θέρμανσης/εξαερισμού/ψύξης για εσωτερικούς χώρους (σε κτήρια ή σε οχήματα). Στόχος του συστήματος είναι η παροχή θερμικής άνεσης και διατήρηση της καλής ποιότητας του αέρα. Το HVAC σύστημα είναι απαραίτητο μέρος κατοικιών, ξενοδοχείων, γραφείων όπου χρειάζεται για την ρύθμιση των θερμικών συνθηκών (πχ θερμοκρασίας, υγρασίας) με σκοπό την παροχή θερμικής άνεσης αλλά και άλλων ειδικών περιβαλλόντων όπως για παράδειγμα χειρουργεία, ενυδρεία όπου απαιτούνται πολύ συγκεκριμένες συνθήκες.

Στα σύγχρονα κτήρια ο έλεγχος είναι ενσωματωμένος σε κάθε ξεχωριστό HVAC σύστημα. Για μικρά κτήρια ο σχεδιασμός είναι πιο απλός από ότι για μεγάλα. Συνήθως τα HVAC συστήματα δουλεύουν ξεχωριστά όμως υπάρχουν περιπτώσεις όπου υπάρχουν συστήματα θέρμανσης/ψύξης από απόσταση σε συνδυαστικό σύστημα. Για παράδειγμα το ζεστό νερό αφού περνά από ένα τμήμα του HVAC συστήματος (ενός χώρου), να πηγαίνει και σε άλλο ώστε να επιτυγχάνει και κει βοήθεια στην θέρμανση καταναλώνοντας μικρότερο ποσό ενέργειας. Η εγκατάσταση HVAC σε μεγάλο δίκτυο παρέχει δυνατότητες εξοικονόμησης που δεν παρέχουν τα μεμονωμένα συστήματα όπως για παράδειγμα ανανεώσιμες πηγές, την δυνατότητα χρήσης τοπικών λιμνών, ποταμιών και θαλασσών για μεθόδους φθηνής ψύξης κ.α [39].



- **Εξαερισμός (Ventilation)**

Εξαερισμός είναι η διαδικασία ανταλλαγής ή αντικατάστασης του αέρα ενός χώρου ώστε να βελτιώνεται η ποιότητά του. Έχουμε τόσο ανταλλαγή εσωτερικού με εξωτερικό αέρα όσο και ανακύκλωση του αέρα του χώρου. Ο εξαερισμός είναι υπεύθυνος για την αναπλήρωση του οξυγόνου, την αποβολή σκόνης, καπνού, διοξειδίου του άνθρακα, βακτηρίων, ακόμα και για αλλαγές στην θερμοκρασία. Ο εξαερισμός επίσης βοηθά στην αποβολή ανεπιθύμητων οσμών ανανεώνοντας τον αέρα του χώρου. Υπάρχουν μέθοδοι τεχνητού και φυσικού εξαερισμού [15].

Ο τεχνικός – μηχανικός εξαερισμός περιλαμβάνει μηχανική κατασκευή διαχείρισης του αέρα. Τρία είναι τα βασικά συστήματα τεχνικού αερισμού [8]:

- Με εξαγωγή αέρα
- Με εισαγωγή αέρα
- Με εισαγωγή και εξαγωγή αέρα

Το σύστημα με εξαγωγή αέρα είναι το πιο συνηθισμένο και πιο οικονομικό. Το σύστημα με εισαγωγή αέρα μπορεί να περιλαμβάνει έλεγχο της ποσότητας του αέρα, της θερμοκρασίας του κ.α. Η τελευταία μέθοδος είναι η καλύτερη γιατί παρέχει τον καλύτερο έλεγχο και την σωστή ανανέωση του αέρα του χώρου. Η διατομή των αγωγών που θα περνάει ο αέρας, ο όγκος του αέρα που θα περνά, η ταχύτητά του, η ισχύς των μηχανών, ο θόρυβός τους, φίλτρα είναι σημαντικοί παράμετροι των συστημάτων εξαερισμού και πρέπει να συμμορφώνονται σε διεθνή πρότυπα ενώ αποφασίζονται κατά τον σχεδιασμό του HVAC συστήματος. Σε αρκετές περιπτώσεις αρκεί απλά ένας ανεμιστήρας/μοτέρ σε ορισμένες άλλες απαιτείται λεπτομερής σχεδιασμός (για παράδειγμα σε κουζίνες, νοσοκομεία, πλυντήρια, εργαστήρια, βιομηχανικούς χώρους). Οι ανεμιστήρες οροφής είναι κι αυτοί μέρος του αερισμού, ανακυκλώνουν τον αέρα παρέχοντας μεγαλύτερη ανοχή σε μεγαλύτερες θερμοκρασίες το καλοκαίρι αφού αυτό συμβάλλει στην εξάτμιση του ιδρώτα και βοηθώντας σε κάποιες περιπτώσεις την θέρμανση τον χειμώνα αφού ο θερμός αέρας κινείται από το πάτωμα στο ταβάνι και αντίστροφα [8], [39].

Ο φυσικός εξαερισμός είναι η ανταλλαγή αέρα που γίνεται χωρίς τεχνικά μέσα, με χρήση παραθύρων, αεραγωγών κ.α. Σημαντική παράμετρος του φυσικού εξαερισμού είναι ο ωριαίος ρυθμός εξαερισμού ο οποίος, αν διαιρεθεί με τον όγκο του αέρα στο χώρο μας, δίνει το ποσοστό ανανέωσης αέρα ανά ώρα. Τυπική τιμή για την ανθρώπινη άνεση είναι 4 αλλαγές του αέρα την ώρα. Ο φυσικός εξαερισμός μειώνει τα μικρόβια στον αέρα και την διάδοση ασθενειών [39].

- **Θέρμανση (Heating)**

Με τον όρο θέρμανση κτηρίου εννοούμε συνήθως την κεντρική θέρμανση που αποτελείται από μια μεγάλη εγκατάσταση που περιέχει καυστήρα, λέβητα, σώματα καλοριφέρ κλπ. Υπάρχουν διάφορα είδη θέρμανσης όπως η θέρμανση με ζεστό νερό (καλοριφέρ) που είναι κλασική και παλιά μέθοδος, η ηλεκτρική θέρμανση (αερόθερμα κλπ) κ.α. [8], [39].

Υπάρχουν τύποι θέρμανσης με χρήση πολλών ειδών καυσίμων όπως πετρέλαιο, γκάζι, ηλεκτρικό ρεύμα και ορισμένες φορές συνδυασμούς αυτών. Πολλές φορές η ηλεκτρική θέρμανση αποτελεί εναλλακτική λύση αν υπάρχει τεχνικό πρόβλημα στην κεντρική.

Η μελέτη θέρμανσης είναι βασική δουλειά των μηχανικών κατά την κατασκευή ενός κτηρίου. Γίνεται λεπτομερής καταγραφή των θερμικών απωλειών κάθε χώρου με βάση την μόνωση την θέση των παραθύρων και των πορτών, το μέγεθος και άλλους πολλούς παράγοντες. Έπειτα γίνεται προσδιορισμός των θερμικών φορτίων ανάλογα με την τοποθεσία του κτηρίου, την χρήση του κ.α. Η θέση των σωμάτων, ο τύπος, η ισχύς θερμότητας που παρέχουν, το κόστος τους κ.λ.π. είναι επίσης σημαντικότερο αντικείμενο μελέτης του μηχανικού.

Η διανομή της θερμότητας στο χώρο του κτηρίου μπορεί να πραγματοποιηθεί με διάφορες μεθόδους:

- **Θέρμανση με ζεστό νερό:** Υπάρχουν σωληνώσεις που μεταφέρουν την θερμότητα στα δωμάτια. Σε αυτά τα συστήματα θέρμανσης με το λέβητα και το ζεστό νερό υπάρχει ένας κυκλοφορητής (μια αντλία) που σπρώχνει το νερό στους σωλήνες. Οι σωλήνες

αυτοί πηγαίνουν το ζεστό νερό στα σώματα αν υπάρχουν, αλλιώς μπορεί να έχουμε ενδοδαπέδια θέρμανση είτε κάποιον άλλο τύπο.

- Θέρμανση με αέρα: Θερμός αέρας διανέμεται στους χώρους. Ο αέρας αυτός θερμαίνεται με διάφορες μεθόδους όπως για παράδειγμα με πηνίο και σε αρκετές περιπτώσεις καθαρίζεται μέσω ειδικών φίλτρων [39].

- **Κλιματισμός (Air Conditioning)**

Ως κλιματισμό εννοούμε είτε ανεξάρτητα κλιματιστικά σώματα είτε σύστημα κλιματισμού που παρέχει ψύξη και έλεγχο υγρασίας. Οι κλιματιζόμενοι χώροι έχουν συνήθως κλειστά παράθυρα γιατί το αντίθετο θα λειτουργούσε αντίστροφα στην λειτουργία του κλιματιστικού. Φρέσκος αέρας εισέρχεται στο κτήριο συνήθως μέσω διόδου μέσα στο σύστημα ανταλλαγής θερμότητας. Το ποσοστό φρέσκου αέρα επιλέγεται με βάση το άνοιγμα της διόδου. Τυπικά είναι γύρω στο 10%.

Η ψύξη που παρέχει το κλιματιστικό επιτυγχάνεται μέσω αποβολής της θερμότητας. Αυτό γίνεται με τον κύκλο ψύξης. Ο κύκλος αυτός χρειάζεται 4 ουσιώδη στοιχεία για να επιτευχθεί:

- Ο συμπιεστής: Δίνει στο ψυκτικό αέριο υψηλή πίεση και θερμοκρασία
- Πηνίο συμπύκνωσης: Εκεί το ψυκτικό χάνει ενέργεια (θερμότητα) και συμπυκνώνεται σε υγρό.
- Βαλβίδα εκτόνωσης: Ρυθμίζει το υγρό να ρέει σωστά
- Πηνίο εξάτμισης: Το υγρό ψυκτικό επιστρέφει τώρα σε έναν εναλλάκτη (πηνίο εξάτμισης) όπου εξατμίζεται κι έτσι απορροφά ενέργεια (θερμότητα) από το εσωτερικό. Τα παραπάνω επαναλαμβάνονται [43].

Άρα θερμότητα μεταφέρεται από τους εσωτερικούς χώρους στους εξωτερικούς. Σε ορισμένες περιπτώσεις το σύστημα διαθέτει και βαλβίδα αναστροφής ώστε το κλιματιστικό να χρησιμοποιείται και για να ζεστάνει τον εσωτερικό χώρο.

Τα συστήματα ελεύθερης/δωρεάν ψύξης μπορούν να έχουν καλές αποδόσεις και σε ορισμένες περιπτώσεις μπορούν να χρησιμοποιήσουν αποθηκευμένη ενέργεια από τις εποχές

(πχ το κρύο του χειμώνα να αποθηκευτεί και να χρησιμοποιηθεί για ψύξη το καλοκαίρι). Η αποθήκευση γίνεται βαθιά κάτω από το έδαφος με ειδικά υγρά ή άλλα υλικά. Συνήθως τα συστήματα αυτά είναι υβριδικά και χρησιμοποιούν τέτοιες μεθόδους στην αρχή της περιόδου και στην συνέχεια κλασικές μεθόδους κλιματισμού. Μερικά συστήματα έχουν οικονομική λειτουργία και όταν ο εξωτερικός αέρας είναι όσο δροσερός χρειάζεται για τον χώρο φέρνουν εξωτερικό αέρα κλείνοντας το σύστημα ψύξης.

Κεντρικά συστήματα κλιματισμού με συνδυασμένο πηνίο συμπύκνωσης/εξάτμισης χρησιμοποιούνται σε μεγάλα κτήρια, γραφεία κλπ αλλά είναι δύσκολο να αναβαθμιστούν λόγω των αεραγωγών που έχουν σχεδιαστεί στο κτήριο. Αντίθετα τα συστήματα με ξεχωριστό πηνίο στον εσωτερικό και στον εξωτερικό χώρο που χρησιμοποιούνται κυρίως σε κατοικίες κερδίζουν έδαφος και σε μικρά κτήρια (γραφεία κλπ). Μεταξύ των δύο μονάδων υπάρχουν σωλήνες που περνά το ψυκτικό υγρό [39].

Τα κλιματιστικά διαθέτουν και σύστημα αφύγρανσης του αέρα. Τον ρόλο αυτό αναλαμβάνει το πηνίο εξάτμισης, στο οποίο αφού λειτουργεί κάτω από την επιθυμητή θερμοκρασία, η υγρασία που περιέχει ο αέρας συμπυκνώνεται και αποβάλλεται από το σύστημα με ένα σωληνάκι (είτε προς αποχέτευση είτε προς το έδαφος έξω).

Τα κλιματιστικά συστήματα διαθέτουν φίλτρα τα οποία πρέπει να καθαρίζονται ή να αντικαθιστούνται σύμφωνα με τους κανόνες του κατασκευαστή. Η συντήρηση αυτή των κλιματιστικών είναι πολύ σημαντική τόσο για την σωστή και αποδοτική λειτουργία τους όσο και για την καλή ποιότητα του αέρα που θα παρέχουν.

## ***2.3 Προγράμματα προσομοίωσης για την διεξαγωγή πειραμάτων***

Για τα πειράματα και την διεξαγωγή μετρήσεων στα κτήρια προκειμένου να ελέγξουμε και να έχουμε αποτελέσματα ώστε να σχεδιάσουμε το σύστημά μας χρησιμοποιήσαμε τα παρακάτω προγράμματα προσομοίωσης:

### 2.3.1 EnergyPlus



Το Energyplus όπως αναφέρεται στην επίσημη ιστοσελίδα του (<https://energyplus.net/>) [31] είναι ένα πρόγραμμα προσομοίωσης κτηρίων που χρησιμοποιούν οι μηχανικοί προκειμένου να προσδιορίσουν την ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση, ψύξη, εξαερισμό, φωτισμό κ.α. Είναι το πρόγραμμα που χρησιμοποιήσαμε σε όλα τα πειράματα και τις προσομοιώσεις που παρουσιάζουμε στα παρακάτω κεφάλαια και με το οποίο (σε συνδυασμό με άλλα προγράμματα) παρήχθησαν τα αποτελέσματα. Το energyplus παρέχει:

- Ολοκληρωμένη, ενσωματωμένη λύση για θερμικές συνθήκες και αποκρίσεις του HVAC συστήματος λαμβάνοντας υπόψιν τα φορτία των ζωνών καθώς και μη κλιματιζόμενους ή κλιματιζόμενους χώρους
- Λύσεις θερμικής ισορροπίας λαμβάνοντας υπόψιν επιφανειακές θερμοκρασίες και μοντέλα θερμικής άνεσης
- Προσομοιώσεις με αναφορές και αλληλεπίδραση με τον χρήστη ανά χρονικά διαστήματα μικρότερα της μίας ώρας
- Ανάλυση κίνησης και μάζας αέρα μεταξύ των θερμικών ζωνών που οφείλεται στην παραγωγή θερμότητας
- Προηγμένα μοντέλα παραθύρων που επιτρέπουν έλεγχο, υπολογισμό απορρόφησης ηλιακής ενέργειας κ.α.
- Υπολογισμούς και έλεγχο φωτισμού και οπτικής άνεσης
- Έλεγχο HVAC συστήματος σε επίπεδο συστατικών για ακριβή διαμόρφωση και προσομοίωση του πραγματικού συστήματος και πολλές επιλογές
- Μεγάλο αριθμό προκαθορισμένων στρατηγικών ελέγχου για το HVAC σύστημα
- Διεπαφή για εισαγωγή και εξαγωγή δεδομένων για αλληλεπίδραση με άλλες μηχανές
- Έκθεση αποτελεσμάτων συνοπτική ή λεπτομερή με επιλογή των στοιχείων που θα περιλαμβάνει και το χρόνο στον οποίο θα τα εκθέτει [31]

Το energyplus λοιπόν παρέχει μια ολοκληρωμένη λύση προσομοίωσης με περιγραφή μοντελοποίησης των κτηρίων και εξαγωγή αποτελεσμάτων με τις περισσότερες δυνατές περιπτώσεις εισόδου (κτήριο, δομή, καιρός, τοποθεσία, εξοπλισμός κ.α) και έναν πραγματικά μεγάλο αριθμό δυνατών εξόδων και αναφορών.

Το EnergyPlus λειτουργεί σε κονσόλα, διαβάζει αρχεία κειμένου και εξάγει επίσης τα αποτελέσματα σε αρχεία κειμένου. Στις τελευταίες εκδόσεις περιλαμβάνει έναν αριθμό εφαρμογών όπως το IDF-Editor για την δημιουργία αρχείων εισόδου, το EP-Launch για διαχείριση των αρχείων εισόδου και εξόδου, το EP-Compare για σύγκριση αποτελεσμάτων. Το EnergyPlus επίσης πολλές φορές συνδυάζεται με προγράμματα που διευκολύνουν την χρήση του όπως το OpenStudio, το οποίο περιλαμβάνει και plug in για το SketchUp για την γραφική αναπαράσταση του κτηρίου [31].

Το SketchUp με το OpenStudio Plug-in χρησιμοποιήσαμε για να παρουσιάσουμε τα κτήρια σαν εικόνες.

### 2.3.2 Matlab



Το Matlab (matrix laboratory) είναι ένα περιβάλλον προγραμματισμένο από την MathWorks για την υλοποίηση μαθηματικών υπολογισμών. Περιλαμβάνει ένα περιβάλλον προγραμματισμού σε γλώσσα 4<sup>ης</sup> γενιάς και δουλεύει με βάση την αριθμητική πινάκων (μητρών) [44].

Είναι ένα πολύ ισχυρό πρόγραμμα που χρησιμοποιείται για την επίλυση μαθηματικών προβλημάτων αλλά και για προγραμματισμό, παρουσίαση γραφικών αποτελεσμάτων, μελέτη γραφικών, στατιστικής κ.α. Ενώ είναι κατά βάση scripting γλώσσα παρέχει πολλές δυνατότητες έως και αντικειμενοστραφή προγραμματισμό, γραφικά, διαπροσωπία με άλλες γλώσσες.

Στο Matlab είναι υλοποιημένο το κύριο μέρος του συστήματός μας το οποίο συνδέεται με το EnergyPlus μέσω του BCVTB προκειμένου να πραγματοποιούμε τα πειράματά μας.

### 2.3.3 Building Controls Virtual Test Bed (BCVTB) – Ptolemy II

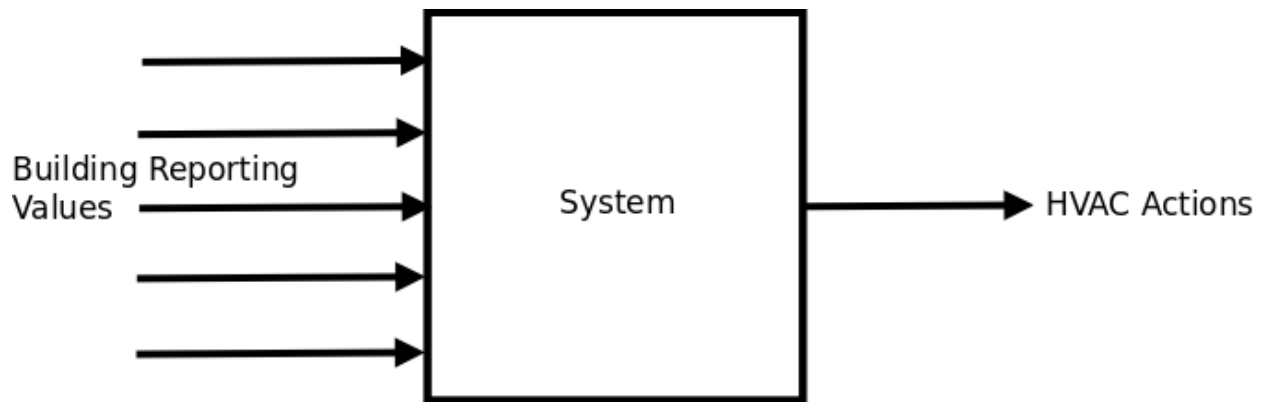
Το Building Controls Virtual Test Bed (BCVTB) είναι ένα λογισμικό που επιτρέπει τον συνδυασμό διαφορετικών προγραμμάτων προσομοίωσης για συνεργατική προσομοίωση όπως αναφέρεται και στην επίσημη ιστοσελίδα (<http://simulationresearch.lbl.gov/bcvtb>) [32]. Για παράδειγμα επιτρέπει ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ διαφόρων προγραμμάτων ώστε να εκμεταλλευόμαστε τις διαφορετικές δυνατότητες που προσφέρουν. Στην δική μας περίπτωση το χρησιμοποιήσαμε για ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ EnergyPlus και Matlab. Το BCVTB βασίζεται στο περιβάλλον του Ptolemy II.

Το Ptolemy II (<http://ptolemy.eecs.berkeley.edu/ptolemyII/index.htm>) [30] είναι ένα ανοιχτού κώδικα περιβάλλον που διαθέτει γραφικό περιβάλλον και δημιουργεί actor-oriented σχεδίαση. Actors είναι συστατικά προγραμμάτων που εκτελούν μια λειτουργία και επικοινωνούν μεταξύ τους με μηνύματα μέσω θυρών σε πραγματικό χρόνο. Το Ptolemy II προγραμματίστηκε το 1996 και είναι συνέχεια του Ptolemy Classic (1990).

Στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α παρουσιάζεται αναλυτικά ο τρόπος με τον οποίο πραγματοποιήσαμε την σύνδεση μεταξύ EnergyPlus και Matlab μέσω BCVTB.

## 2.4 Μοντελοποίηση κτηρίου

Στην ενότητα αυτή θα περιγράψουμε την μοντελοποίηση του κτηρίου, δηλαδή τι τιμές παίρνουμε, τι αισθητήρες έχουμε κ.λ.π. πάνω στην οποία θα βασιστεί όλος ο σχεδιασμός της εφαρμογής μας. Οι τιμές των αισθητήρων, οι τιμές που παίρνουμε από το κτήριο αποτελούν την είσοδο στο σύστημα (θερμοστάτη) μας προκειμένου να παραχθεί έξοδος η οποία θα χρησιμοποιηθεί από το κτήριο (συγκεκριμένα από το HVAC σύστημα του κτηρίου). Στην συνέχεια θα αναπτύξουμε ξεχωριστά κάθε τιμή όπως την παίρνουμε από το κτήριο (χρησιμοποιούμε τιμές που μπορεί να κάνει αναφορά το EnergyPlus το οποίο είναι και το πρόγραμμα που χρησιμοποιούμε στις προσομοιώσεις μας).



Εικόνα 2.1: Μοντέλο συστήματος

### 2.4.1 Τιμές που παίρνουμε ως είσοδο από το κτήριο

Στο κτήριο υπάρχουν αισθητήρες που μας δίνουν τιμές σε κάθε χρονικό βήμα (timestep). Το χρονικό βήμα το καθορίζουμε εμείς. Αυτές οι τιμές αποτελούν την είσοδο στο σύστημά μας. Σε κάθε δωμάτιο υπάρχουν αισθητήρες που μας δίνουν την θερμοκρασία, την υγρασία και την κατανάλωση ενέργειας του HVAC συστήματος, ενώ στην οροφή του κτηρίου υπάρχουν αισθητήρες που μας ενημερώνουν για την εξωτερική θερμοκρασία, την εξωτερική υγρασία και την ηλιακή ακτινοβολία. Αναλυτικότερα:

- **Θερμοκρασία δωματίου**

Πρόκειται για την μέση θερμοκρασία του αέρα της ζώνης (Zone Mean Air Temperature στο EnergyPlus). Είναι η μέση θερμοκρασία που έχει ο αέρας της θερμικής ζώνης (ή του δωματίου στην περίπτωση μας) κατά την διάρκεια του χρονικού διαστήματος (timestep). Θεωρούμε ότι υπάρχει θερμική ισορροπία και είναι μια η μέση θερμοκρασία στον αέρα όλου του χώρου, [5].

- **Υγρασία δωματίου**

Πρόκειται για την σχετική υγρασία του αέρα του δωματίου (Zone Air Relative Humidity). Η σχετική υγρασία αυτή υπολογίζεται σε ποσοστό και για τον υπολογισμό χρησιμοποιείται η θερμοκρασία του αέρα στο χώρο, η αναλογία υγρασίας και η εξωτερική βαρομετρική πίεση, [5].



- **Κατανάλωση ενέργειας του HVAC συστήματος**

Για τον υπολογισμό αυτό θα υπάρχει μετρητής Watt που θα μετρά την ισχύ που καταναλώνει το HVAC σύστημα. Στην ουσία έχουμε την ισχύ που χρειάζεται ο χώρος για θέρμανση ή ψύξη εκφρασμένη σε Watts (Heating/Cooling rate στο EnergyPlus). Αυτή η τιμή είναι στιγμιαία, οπότε κάθε χρονικό βήμα θα έχουμε τον μέσο όρο των Watts στο χρονικό διάστημα που προηγήθηκε, [5]. Πολλαπλασιάζοντας την τιμή αυτή με το χρονικό διάστημα (timestep) μπορούμε να έχουμε σε Wh την ενέργεια που χρειάζεται το σύστημα.

- **Εξωτερική θερμοκρασία**

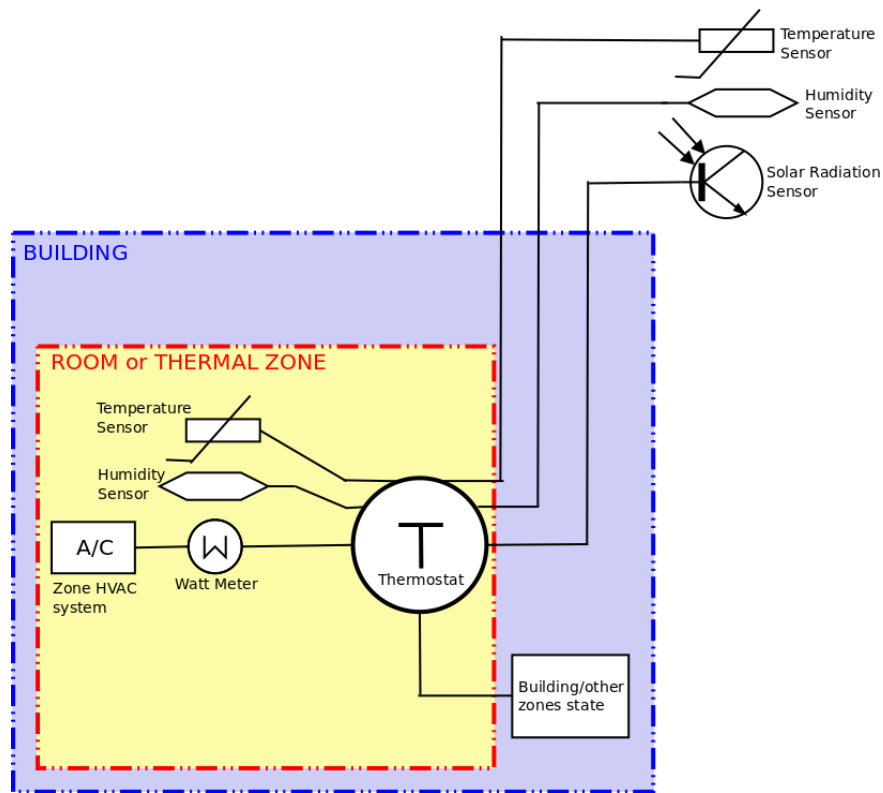
Θα υπάρχει αισθητήρας στο εξωτερικό του κτηρίου που θα μας δίνει πληροφορία για την εξωτερική θερμοκρασία (Site Outdoor Air Drybulb Temperature στο EnergyPlus) , [5].

- **Εξωτερική σχετική υγρασία**

Η σχετική υγρασία του αέρα εκφρασμένη σε ποσοστό. Σχετική υγρασία είναι ο λόγος της ποσότητας (μάζας) των υδρατμών που υπάρχουν στον αέρα προς την ποσότητα των υδρατμών που μπορεί να συμπεριλάβει μέχρι να κορεσθεί υπό τις παρούσες συνθήκες θερμοκρασίας και πίεσης. Μετριέται με ειδικό αισθητήρα (Site Outdoor Air Relative Humidity στο EnergyPlus) , [5].

- **Ηλιακή ακτινοβολία**

Η ηλιακή ακτινοβολία ανά περιοχή (Site Direct Solar Radiation Rate per Area στο EnergyPlus) είναι το ποσό της ηλιακής ακτινοβολίας εκφρασμένο σε  $W/m^2$  που λαμβάνεται μέσα σε ένα πεδίο  $5,7^\circ$  με επίκεντρο τον ήλιο. Αυτή η τιμή είναι επίσης γνωστή ως ηλιακή δέσμη (beam solar) , [5].



Εικόνα 2.2 : Μοντελοποίηση του κτηρίου

### 2.3.2 Τιμές εξόδου που επιστρέφονται στο κτήριο

Οι τιμές που έχει ως έξοδο το σύστημά μας αποτελούν τιμές εισόδου του HVAC συστήματος και είναι οι επιλογές της λειτουργίας του, δηλαδή η τιμή της θερμοκρασίας, η ταχύτητα του αέρα και άλλες πιθανές επιλογές που έχουν τα συστήματα θέρμανσης/ψύξης. Στην γενική περίπτωση μπορούμε να δουλέψουμε μόνο με την τιμή της θερμοκρασίας όπως δουλέψαμε στα πειράματά μας στα επόμενα κεφάλαια. Τις τιμές αυτές δέχεται ως προγράμματα (schedules) το EnergyPlus, τα οποία ενημερώνουμε εμείς στις προσομοιώσεις μας με βάση την είσοδο που παίρνουμε όπως είδαμε παραπάνω.

## 3. ΜΟΝΤΕΛΑ ΘΕΡΜΙΚΗΣ ΑΝΕΣΗΣ

---

### 3.1 Εισαγωγή - Ορισμός θερμικής άνεσης

Ο ορισμός της θερμικής άνεσης όπως προσδιορίζεται στο πρότυπο ANSI/ASHRAE Standard 55 είναι: «Η κατάσταση του εγκεφάλου που εκφράζει ικανοποίηση με το θερμικό περιβάλλον» [6]. Αξιολογείται υποκειμενικά σύμφωνα με τα παραπάνω πρότυπα και η διατήρηση της τιμής της εντός κάποιων ικανοποιητικών ορίων (σύμφωνα με κάποιο πρότυπο) αποτελεί στόχο των HVAC συστημάτων (θέρμανση, κλιματισμός, εξαερισμός) [45]. Εκτός από το πρότυπο ANSI/ASHRAE 55 υπάρχουν και άλλα πρότυπα όπως το EN 15251 ή το ISO 7730, [16].

Οι κυριότεροι παράγοντες που επηρεάζουν την θερμική άνεση είναι αυτοί που καθορίζουν την πρόσληψη και την απώλεια θερμότητας [6], [17], [45]:

- Θερμοκρασία του αέρα (air temperature)
- Μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας (mean radiant temperature)
- Ταχύτητα του αέρα (air speed)
- Σχετική υγρασία (relative humidity)
- Μεταβολικός ρυθμός (metabolic rate)
- Ρουχισμός (clothing insulation)
- Μπορεί ακόμα να επηρεάσουν κι άλλοι παράγοντες, ψυχολογικοί για παράδειγμα.

Η σημασία των μοντέλων θερμικής άνεσης για την κατασκευή HVAC συστημάτων είναι τεράστια καθώς οι συνθήκες του θερμικού περιβάλλοντος επηρεάζουν άμεσα την σωματική και ψυχική υγεία. Σε περιβάλλον εργασίας η ικανοποίηση από τις θερμικές συνθήκες είναι άμεσα συνδεδεμένη με την αποδοτικότητα των εργαζομένων [45].

Το μοντέλο Predicted Mean Vote (PMV) είναι από τα πιο δημοφιλή και αναπτύχθηκε πειραματικά σε θάλαμο με έλεγχο των συνθηκών του περιβάλλοντος. Το προσαρμοστικό μοντέλο (adaptive model) βασίστηκε σε μεγάλο αριθμό περιπτώσεων όπου οι άνθρωποι αλληλεπιδρούσαν δυναμικά με το σύστημα και το περιβάλλον ελέγχοντας τις διάφορες παραμέτρους [6].

## **3.2 Οι παράγοντες της θερμικής άνεσης**

Όπως είδαμε παραπάνω έξι είναι οι κύριοι παράγοντες που επηρεάζουν την θερμική άνεση. Από αυτούς οι 4 πρώτοι είναι περιβαλλοντικοί, δηλαδή αντιπροσωπεύουν συνθήκες περιβάλλοντος και οι 2 τελευταίοι είναι προσωπικοί, δηλαδή αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά των ατόμων που βρίσκονται στο χώρο. Ας δούμε αναλυτικά τους παράγοντες αυτούς:

### **3.2.1 Θερμοκρασία του αέρα (Air temperature)**

Ως θερμοκρασία αέρα εννοούμε την μέση θερμοκρασία του αέρα που περικλείει τους ανθρώπους σε έναν συγκεκριμένο χώρο και για συγκεκριμένο χρόνο. Για τον μέσο όρο λαμβάνουμε υπόψιν σύμφωνα με το πρότυπο ASHRAE 55 τα επίπεδα του κεφαλιού, της μέσης και του αστραγάλου.

### **3.2.2 Μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας (Mean Radiant Temperature)**

Ως μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας εννοούμε την θερμοκρασία που μεταφέρεται από μία επιφάνεια. Η θερμοκρασία αυτή εξαρτάται από το υλικό των επιφανειών (απορρόφηση και εκπομπή θερμότητας) και από τον παράγοντα θέασης (view factor), δηλαδή το ποσοστό των επιφανειών που είναι ορατό [45].

### **3.2.3 Ταχύτητα του αέρα (Air speed)**

Για την ταχύτητα του αέρα μετράμε τον ρυθμό μετακίνησης ενός σημείου χωρίς να λαμβάνουμε υπόψιν την κατεύθυνση. Πρόκειται, σύμφωνα με το πρότυπο ASHRAE 55 για την μέση ταχύτητα αέρα στην οποία εκτίθεται το σώμα για ένα συγκεκριμένο χώρο και χρόνο. Για τον μέσο όρο στον χώρο θεωρούμε ότι το σώμα έρχεται σε επαφή με ομοιόμορφη ταχύτητα αέρα (μοντέλο SET), παρόλο που σε κάποιους χώρους έχουμε ανομοιομορφίες και κατά συνέπεια και διαφορές στην απώλεια θερμότητας από το δέρμα. Οπότε ο σχεδιαστής αποφασίζει ένα μέσο όρο λαμβάνοντας υπόψιν κατά κύριο λόγο τα μη ντυμένα μέρη του σώματος [6].

### 3.2.4 Σχετική υγρασία (Relative humidity)

Σχετική υγρασία είναι ο λόγος της ποσότητας (μάζας) των υδρατμών που υπάρχουν στον αέρα προς την ποσότητα των υδρατμών που μπορεί να συμπεριλάβει μέχρι να κορεσθεί υπό τις παρούσες συνθήκες θερμοκρασίας και πίεσης. (Εκφράζεται επί τοις εκατό). Η υγρασία έχει μεγάλη επίδραση στην αποβολή ύδατος από τον άνθρωπο (από τους πνεύμονες και από το δέρμα) με την οποία ρυθμίζεται η θερμοκρασία του σώματος. Πολύ μεγάλη υγρασία κοντά στο 100% προκαλεί στον άνθρωπο δυσφορία, δυσχεραίνει την αναπνοή και την αποβολή ύδατος από το δέρμα και αν αυτό συνδυάζεται με υψηλή θερμοκρασία αέρα μπορεί να επιφέρει θερμοπληξία [18]. Σε κλιματιζόμενους χώρους συνίσταται συνήθως σχετική υγρασία μεταξύ 30 και 60% αλλά ορισμένες φορές και παραπάνω ανάλογα με τους υπόλοιπους παράγοντες της θερμικής άνεσης [6].

### 3.2.5 Μεταβολικός ρυθμός (Metabolic rate)

Μεταβολικός ρυθμός είναι το επίπεδο μετατροπής της χημικής ενέργειας σε θερμότητα και μηχανικό έργο μέσω μεταβολικών δραστηριοτήτων εντός ενός οργανισμού (ASHRAE 55). Ο μεταβολικός ρυθμός των ανθρώπων ενός χώρου μεταβάλλεται σύμφωνα με τις δραστηριότητές τους και τις συνθήκες του περιβάλλοντος. Η μονάδα μέτρησης είναι το met.  $1 \text{ met} = 58.2 \text{ W/m}^2$  (ενέργεια ανά μονάδα επιφάνειας του ανθρώπου). Στον παρακάτω πίνακα βλέπουμε τις τιμές του μεταβολικού ρυθμού για διάφορες δραστηριότητες σύμφωνα με το πρότυπο ASHRAE [5]:

Δραστηριότητα (Activity)	Μεταβολικός Ρυθμός (Metabolic Rate)	
	Activity ( $\text{W/m}^2$ )	met
<i>Ξεκούραση</i>		
Ύπνος	40	0.7
Ανάπαυση	45	0.8
Καθιστική δραστηριότητα ήσυχη	60	1

Όρθια δραστηριότητα χωρίς πολλές κινήσεις	70	1.2
<i>Περπάτημα</i>		
3.2 km/h	115	2
4.3 km/h	150	2.6
6.4 km/h	220	3.8
<i>Δραστηριότητα γραφείου</i>		
Καθιστική δραστηριότητα, διάβασμα	55	1
Καθιστική δραστηριότητα, γράψιμο	60	1
Καθιστική δραστηριότητα, η/υ, πληκτρολόγηση	65	1.1
Καθιστική δραστηριότητα, αρχειοθέτηση	70	1.2
Όρθια δραστηριότητα, αρχειοθέτηση	80	1.4
Συνεχές περπάτημα	100	1.7
Αποθήκευση, κουβάλημα, σήκωμα βαριών αντικειμένων	120	2.1
<i>Άλλες εργασιακές δραστηριότητες</i>		
Μαγείρεμα	95 - 115	1.6 – 2
Καθάρισμα	115 – 200	2 – 3.4
Δουλειά σε βαριές μηχανές	105	1.8
Επιτραπέζιο πριόνι	115 – 140	2 – 2.4
Μεγάλα φώτα σε εργοστάσια	235	4
Κουβάλημα αντικειμένων πάνω από 50kg	235	4

Φτυάρισμα	235 – 280	4 – 4.8
<i>Άλλες δραστηριότητες αναψυχής</i>		
Χορός	140 – 255	2.4 - 4.4
Γυμναστική	175 – 235	3 – 4
Τένις	210 – 270	3.6 – 4
Μπάσκετ	290 – 440	5 – 7.6
Πυγμαχία	410 - 505	7 – 8.7

Πίνακας 3.1 : Μεταβολικός ρυθμός για διάφορες δραστηριότητες

Όλες οι δραστηριότητες που έχουν μετ μεγαλύτερο του 2 δεν έχουν καθόλου καλή ακρίβεια οπότε δεν μπορούμε εύκολα να προσαρμόσουμε το μοντέλο για αυτές.

### 3.2.6 Ρουχισμός (Clothing insulation)

Ο ρουχισμός παίζει μεγάλη σημασία στην θερμική άνεση καθώς επηρεάζει πολύ άμεσα την απώλεια θερμότητας από το ανθρώπινο σώμα. Χοντρά μονωτικά ρούχα για παράδειγμα μπορεί να διατηρήσουν την θερμότητα του σώματος τον χειμώνα σε χαμηλές θερμοκρασίες ή να δημιουργήσουν μεγάλη δυσφορία το καλοκαίρι που οι θερμοκρασίες είναι υψηλές. Η θερμική μόνωση των ρούχων μετριέται σε clo. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζεται η θερμική μόνωση διάφορων ρούχων. Για να υπολογίσουμε την τιμή για έναν συνδυασμό αθροίζουμε τα επιμέρους ρούχα [20]:

Ρούχο	Clo
<i>Εσώρουχα</i>	
Σλιπ με μακριά πόδια	0.1
Αθλητική φανέλα	0.04
Κοντομάνικη μπλούζα	0.09
Φανέλα με μακριά μανίκια	0.12
Εσώρουχα και σουτιέν	0.03
<i>Μπλούζες / Πουκάμισα</i>	
Κοντά μανίκια	0.15

Ελαφριά, μακριά μανίκια	0.2
Κανονική, μακριά μανίκια	0.25
Φανέλα πουκάμισο, μακριά μανίκια	0.3
<i>Παντελόνια</i>	
Σορτς	0.06
Ελαφρύ	0.2
Κανονικό	0.25
<i>Φορέματα</i>	
Λεπτή φούστα	0.15
Χοντρή φούστα	0.25
Λεπτό φόρεμα με κοντά μανίκια	0.2
Χοντρό φόρεμα με μακριά μανίκια	0.4
<i>Πουλόβερ</i>	
Γιλέκο	0.12
Λεπτό πουλόβερ	0.2
Χοντρό πουλόβερ	0.35
<i>Μπουφάν</i>	
Ελαφρύ καλοκαιρινό μπουφάν	0.25
Χειμωνιάτικο μπουφάν	0.35
<i>Πανωφόρια</i>	
Παλτό	0.6
Γούνα	0.7
Ζακέτα φόρμας	0.55
<i>Άλλα</i>	
Κάλτσες	0.02
Χοντρές μακριές κάλτσες	0.1
Καλσόν	0.02



Παπούτσια	0.04
Μπότες	0.1

Πίνακας 3.2 : Θερμική μόνωση διαφόρων ρούχων

Μερικοί συνηθισμένοι συνδυασμοί ρούχων σε περιβάλλοντα εργασίας και οι τιμές για την θερμική τους μόνωση:

Συνδυασμός Ρούχων	Clo
Φόρεμα, μεσοφόρι, καλσόν, παπούτσια	0.7
Κουστόύμι, πουκάμισο, κάλτσες, παπούτσια	0.8
Μπλούζα εργασίας, πουκάμισο, παντελόνι, κάλτσες, παπούτσια	0.9
Μπουφάν, πουκάμισο, φανελάκι με κοντά μανίκια, παντελόνι, κάλτσες, παπούτσια	1
Σακάκι, μπλούζα, μακριά φούστα, καλσόν, παπούτσια	1.1

Πίνακας 3.3 : Θερμική μόνωση γνωστών συνδυασμών ρούχων

### 3.3 Μοντέλα θερμικής άνεσης

Δύο είναι τα κύρια μοντέλα θερμικής άνεσης, τα οποία αναπτύχθηκαν γύρω στο 1970, το Predicted Mean Vote/Predicted Percentage of Dissatisfied (PMV/PPD) και το προσαρμοστικό μοντέλο (adaptive model). Το πρώτο όπως λέει και το όνομά του εκφράζει το ποσοστό των ατόμων που είναι ικανοποιημένοι από τις συνθήκες του περιβάλλοντος. Είναι στατικό και μετρήθηκε σε θάλαμο ελεγχόμενων συνθηκών. Το δεύτερο έχει ως βάση μεγάλο αριθμό μελετών όπου οι άνθρωποι αλληλεπιδρούσαν με το περιβάλλον καθορίζοντας τις συνθήκες. Τα τελευταία χρόνια αναπτύσσονται νέα μοντέλα που λαμβάνουν υπόψιν τις συνθήκες σε ξεχωριστές περιοχές του ανθρώπινου σώματος.

#### 3.3.1 Μοντέλο PMV/PPD (Fanger)

Το μοντέλο αυτό ανέπτυξε ο P.O. Fanger το 1967. Ο Fanger χρησιμοποίησε εξισώσεις θερμικής ισορροπίας και εμπειρικές μελέτες για την θερμοκρασία του δέρματος προκειμένου να προσδιορίσει την θερμική άνεση. Ήταν το πρώτο μοντέλο θερμικής άνεσης που

προγραμματίστηκε. Οι άνθρωποι που συμμετείχαν στο πείραμα έπρεπε να κατατάξουν τις συνθήκες του περιβάλλοντος σε μια κλίμακα από -3 (πολύ κρύο) ως +3 (πολύ ζέστη). Το Predicted Mean Vote (PMV), η έξοδος δηλαδή των εξισώσεων του Fanger συνίσταται να κυμαίνεται από -0.5 έως 0.5. Το 0 είναι το ιδανικό. Η σημασία του να έχουμε μια ποσοτικοποίηση της δυσαρέσκειας όμως οδήγησε τον Fanger να σχεδιάσει άλλη μια εξίσωση με έξοδο το προβλεπόμενο ποσοστό δυσαρεστημένων (Predicted Percentage of Dissatisfied PPD). [6] [19]. Το μοντέλο του Fanger δεν λαμβάνει υπόψιν χαρακτηριστικά όπως η τοποθεσία, όλους τους ανθρώπους τους αντιμετωπίζει το ίδιο στα πειράματά του. Σύμφωνα με το πρότυπο ASHRAE το ποσοστό των δυσαρεστημένων δεν πρέπει να ξεπερνά το 20% [6].

Με το μοντέλο του Fanger προβλέπεται η μέση τιμή των ψήφων ομάδας ανθρώπων με βάση την θερμική ισορροπία του σώματος (η εσωτερική παραγωγή θερμότητας ισούται με την απώλεια προς το περιβάλλον). Οπότε ο δείκτης PMV υπολογίζεται με τις παρακάτω σχέσεις [6]:

$$PMV = [0,303 \cdot (\exp(-0,036 \cdot M) + 0,028)] \cdot (M - W) - 3,05 \cdot 10^{-3} \cdot [5,733 - 6,99 \cdot (M - W) - p_a] - 0,42 \cdot [(M - W) - 58,15] - 1,7 \cdot 10^{-5} \cdot M \cdot (5,867 - p_a) - 0,0014 \cdot M \cdot (34 - t_a) - 3,96 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] - f_{cl} \cdot h_c \cdot (t_{cl} - t_a)$$

(ex. 3.1)

$$t_{cl} = 35,7 - 0,028 \cdot (M - W) - I_{cl} \cdot \{3,96 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] + f_{cl} \cdot h_c \cdot (t_{cl} - t_a)\}$$

(ex. 3.2)

$$h_c = \begin{cases} 2,38 \cdot |t_{cl} - t_a|^{0,25} & \text{για } 2,38 \cdot |t_{cl} - t_a|^{0,25} > 12,1 \cdot \sqrt{v_{ar}} \\ 12,1 \cdot \sqrt{v_{ar}} & \text{για } 2,38 \cdot |t_{cl} - t_a|^{0,25} < 12,1 \cdot \sqrt{v_{ar}} \end{cases}$$

(ex. 3.3)

$$f_{cl} = \begin{cases} 1,00 + 1,290 \cdot I_{cl} & \text{for } I_{cl} \leq 0,078 \text{ m}^2 \cdot \frac{K}{W} \\ 1,05 + 0,645 \cdot I_{cl} & \text{for } I_{cl} > 0,078 \text{ m}^2 \cdot \frac{K}{W} \end{cases}$$

(ex. 3.4)

Όπου

$M$  ο μεταβολικός ρυθμός ( $W/m^2$ )

$W$  η ενεργή μηχανική ισχύς ( $W/m^2$ )

$I_{cl}$  είναι η μόνωση των ρούχων ( $m^2K/W$ )

$f_{cl}$  ο παράγοντας επιφάνειας ρουχισμού

$t_a$  η θερμοκρασία του αέρα περιβάλλοντος ( $^{\circ}C$ )

$\bar{t}_r$  η μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας ( $^{\circ}C$ )

$v_{ar}$  η σχετική ταχύτητα του αέρα ( $m/s$ )

$p_a$  η μερική πίεση υδρατμών ( $Pa$ )

$h_c$  ο συντελεστής συναγωγής μεταφοράς θερμότητας [ $(W/m^2K)$ ]

$t_{cl}$  η θερμοκρασία της επιφάνειας ρουχισμού ( $^{\circ}C$ )

Ο κάθε ένας από τους παραπάνω παράγοντες επηρεάζει την θερμική άνεση όπως εξηγήσαμε παραπάνω. Ο μεταβολικός ρυθμός έχει σχέση με την δραστηριότητα των ατόμων και υπολογίζεται από τους πίνακες του προτύπου ISO 8996. Η μόνωση των ρούχων επηρεάζει την θερμική ευαισθησία του ατόμου και την απώλεια θερμότητας από το σώμα στο περιβάλλον (συνήθως τιμές πιο κοντά στο 1 τον χειμώνα και το 0.5 το καλοκαίρι). Η επιφάνεια του ρουχισμού μας επιτρέπει να μετρήσουμε τα μέρη του σώματος χωρίς ένδυση που είναι θερμικά πιο ευαίσθητα. Η θερμοκρασία ακτινοβολίας μπορεί να δημιουργήσει αυξομειώσεις στην θερμοκρασία του αέρα και επηρεάζει την ταχύτητα του αέρα. (πχ όταν είναι χαμηλή και η θερμοκρασία του αέρα υψηλή, έχουμε ανυψωμένη ταχύτητα αέρα που βοηθά στην απώλεια θερμότητας). Η ταχύτητα του αέρα μπορεί με την αύξησή της να προκαλέσει αίσθηση δρόσου, καθώς αυξάνει την αποβολή θερμότητας προς το περιβάλλον, μειώνοντας την δυσαρέσκεια για μεγαλύτερες θερμοκρασίες. Αυτό βέβαια εξαρτάται από την δραστηριότητα, την θερμική μόνωση και την επιφάνεια του ρουχισμού. Η υγρασία επηρεάζει την απώλεια θερμότητας

μέσω αποβολής ύδατος από το ανθρώπινο σώμα οπότε επιδρά στην θερμική ισορροπία. Για παράδειγμα 10% αύξηση της σχετικής υγρασίας γίνεται συνήθως αντιληπτή σαν 0.3 °C αύξηση θερμοκρασίας.

Όσο πιο κοντά στο μηδέν είναι ο δείκτης PMV τόσο μεγαλύτερη είναι η θερμική άνεση. Ο δείκτης PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied) από την άλλη μεριά προβλέπει το ποσοστό των δυσαρεστημένων ανθρώπων από τις θερμικές συνθήκες. Οι δύο τιμές σχετίζονται μεταξύ τους με την παρακάτω σχέση [6], [20]:

$$PPD = 100 - 95 * \exp(-0.03353 * PMV^4 - 0.2179 * PMV^2)$$

(ex. 3.5)

Το μοντέλο αυτό είναι στατικό. Μπορεί σε ορισμένους χώρους να μην εκφράζει πραγματικά τις ανάγκες και τις προσωπικές επιλογές των ενοίκων. Διορθώσεις γίνονται με αλληλεπίδραση με τους χρήστες όπως συμπλήρωση ερωτηματολογίων, εφαρμογών, εκθέσεων ή παρατήρηση των αλλαγών στις συνθήκες που δημιουργούν οι ίδιοι οι χρήστες (πχ άνοιγμα παραθύρων, μείωση έντασης κλιματιστικού κλπ).

### 3.3.2 Προσαρμοστικό Μοντέλο (Adaptive model)

Ένα μοντέλο που αξίζει να αναφέρουμε είναι το προσαρμοστικό μοντέλο. Το μοντέλο αυτό βασίζεται στην ιδέα ότι οι άνθρωποι προσαρμόζονται στις εξωτερικές καιρικές συνθήκες οπότε αυτές επηρεάζουν και την θερμική άνεση που θα προσφέρουν οι εσωτερικές καιρικές συνθήκες του κτηρίου [6], [17]. Βασικά κριτήρια για την εφαρμογή του μοντέλου αυτού είναι [45]:

- Να μην υπάρχει μηχανικό σύστημα ψύξης στο χώρο
- Ο μεταβολικός ρυθμός πρέπει να είναι 1-1,3 met (καθιστικές δραστηριότητες)
- Η μέση θερμοκρασία να είναι μεταξύ 10°C και 33,5°C

Για την μελέτη του μοντέλου αυτού διεξήχθησαν πειράματα σε έναν μεγάλο αριθμό κτηρίων και περιπτώσεων.

Ένα πρώτο συμπέρασμα που βγήκε είναι ότι σε φυσικά αεριζόμενους χώρους οι άνθρωποι δείχνουν πολύ μεγαλύτερη ανεκτικότητα και είναι ευχαριστημένοι σε μεγαλύτερο εύρος θερμοκρασιών από ότι σε κλειστούς χώρους. Στο μοντέλο αυτό λοιπόν κατά το πρότυπο ASHRAE 55-2010 η εξωτερική θερμοκρασία (σαν μέσος όρος των τελευταίων 7 έως 30 ημερών με συντελεστές για μεγαλύτερη έμφαση στις τελευταίες μέρες) εισήχθη σαν μεταβλητή εισόδου [6]. Το μοντέλο αυτό εφαρμόζεται λοιπόν σε φυσικά κλιματιζόμενους χώρους που οι άνθρωποι ελέγχουν τις συνθήκες με διάφορες επιλογές όπως άνοιγμα παραθύρων, αλλαγές στο ρουχισμό, αλλαγές στην δραστηριότητα οι οποίες επιδρούν πολύ σημαντικά στην θερμική άνεση. Υπάρχουν τρεις κατηγορίες θερμικής προσαρμογής:

- Φυσιολογική και Ψυχολογική προσαρμογή:

Οι εμπειρίες, η ψυχολογία, οι προσδοκίες επηρεάζουν την θερμική άνεση, γεγονός που δεν λαμβάνεται υπόψιν από τα στατικά μοντέλα. Όσον αφορά την φυσιολογική προσαρμογή, ο ανθρώπινος οργανισμός προσαρμόζεται με διάφορους μηχανισμούς στο θερμικό περιβάλλον. Για παράδειγμα σε ένα ψυχρό περιβάλλον η ροή αίματος μειώνεται κι έτσι κι έχουμε μικρότερες απώλειες θερμότητας. Σε πολύ ψυχρό μπορεί να δημιουργηθούν ρίγη για να αυξηθεί η κίνηση των μυών και να δημιουργηθεί θερμότητα. Σε θερμά η αύξηση ροής του αίματος αυξάνει την διάχυση θερμότητας και η παραγωγή ιδρώτα δημιουργεί ψύξη μέσω εξάτμισης.

- Συμπεριφορική προσαρμογή:

Οι κινήσεις και οι ενέργειες ότι οποίες προβαίνουν οι άνθρωποι προκειμένου να αλλάξουν τις θερμικές συνθήκες όπως άνοιγμα παραθύρων, χειρισμός ανεμιστήρων, ρύθμιση ρολών, σκιάστρων, τεντών, περσίδων, αλλαγή ρούχων, κατανάλωση τροφίμων, ποτών.

### ***3.4 Επιλογή κατάλληλου μοντέλου***

Στην παρούσα μελέτη διαλέξαμε το μοντέλο PMV/PPD (Fanger) που παρέχει ένα πιο μετρήσιμο και ακριβή τρόπο μέτρησης σε ποσοστό ανθρώπων της θερμικής δυσαρέσκειας και αφορά μηχανικά κλιματιζόμενους χώρους. Το μοντέλο του Fanger αποτελεί σημαντικότατο συστατικό στοιχείο του συστήματός μας και ο τρόπος με τον οποίο χρησιμοποιείται παρουσιάζεται αναλυτικά παρακάτω στο κεφάλαιο 6 που αφορά την τεχνική σχεδίαση.

## 4. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ - ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

---

### 4.1 Εισαγωγή

Η μηχανική μάθηση (machine learning) αποτελεί μέρος της επιστήμης των υπολογιστών που αναπτύχθηκε αρχικά κυρίως για την αναγνώριση προτύπων στην τεχνητή νοημοσύνη [34]. Με τον όρο της μάθησης εννοούμε:

- Την ικανότητα απόκτησης επιπλέον γνώσης από το περιβάλλον χωρίς προγραμματιστική προσθήκη νέων στοιχείων
- Την ικανότητα βελτίωσης της απόδοσης του συστήματος με την επανάληψη χωρίς να προγραμματιστεί ξανά

#### 4.1.1 Ορισμός μηχανικής μάθησης

Το 1959, ο Arthur Samuel έδωσε τον εξής ορισμό στη μηχανική μάθηση: «Το πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί» [40]. Ένας άλλος ορισμός δόθηκε πιο πρόσφατα από τον Tom M. Mitchell: «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέμε ότι μαθαίνει από την εμπειρία  $E$  ως προς κάποια κλάση εργασιών  $T$  και μέτρο απόδοσης  $P$ , αν η απόδοσή του σε εργασίες από το  $T$ , όπως μετριέται από το  $P$ , βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας  $E$ ». [23] Σε κάποιες περιπτώσεις μπορεί να εκφραστεί ως πρόβλημα αναζήτησης δηλαδή ως «οι μέθοδοι αναζήτησης σε χώρο υποθέσεων, της υπόθεσης που ταιριάζει πιο πολύ στα υπό εξέταση δεδομένα» [46]. Οπότε τέτοια συστήματα μπορούν να βελτιώνουν συνεχώς την εκτέλεση των λειτουργιών τους, να αποκτούν νέα γνώση (αλλάζοντας την βάση δεδομένων τους) και να κάνουν γενικεύσεις, δηλαδή να αναγνωρίζουν τα σημαντικά χαρακτηριστικά διαφόρων οντοτήτων που τις διαχωρίζουν από τις άλλες. Οι αλγόριθμοι αυτοί διαθέτουν δεδομένα στηριγμένα στις παρατηρήσεις και με βάση αυτά κάνουν προβλέψεις. Η μηχανική μάθηση συνδέεται επίσης με την στατιστική και την μαθηματική βελτιστοποίηση.

### 4.1.2 Σχέση με άλλες επιστήμες

Πολλές φορές ο όρος συγχέεται με αυτόν της εξόρυξης δεδομένων (data mining), γνωστή και ως μη επιτηρούμενη μάθηση (non supervised learning) [22]. Αυτοί οι δύο όροι έχουν τόσα κοινά οπότε είναι λογικό να μην μπορεί να τους ξεχωρίσει κανείς εύκολα, η βασική όμως διαφορά τους είναι ότι η μηχανική μάθηση κάνει πρόβλεψη με βάση γνωστές ιδιότητες από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης ενώ η εξόρυξη δεδομένων ανακαλύπτει ιδιότητες μη γνωστές ως τότε (ανακάλυψη γνώσης). Οι δύο τομείς έχουν πολλές κοινές μεθόδους, αλγορίθμους αλλά έχουν διαφορετική μέτρηση της απόδοσης π.χ. στην μηχανική μάθηση μετράται η ικανότητα αναπαραγωγής γνώσης για νέα δεδομένα ενώ στην εξόρυξη δεδομένων η ανακάλυψη νέας γνώσης από τα δεδομένα.

Η μηχανική μάθηση επίσης έχει μεγάλη σχέση με την βελτιστοποίηση καθώς στην ουσία αποτελεί μέθοδο προβλημάτων βελτιστοποίησης με συνάρτηση προς ελαχιστοποίηση την συνάρτηση απώλειας (διαφορά πρόβλεψης και πραγματικής τιμής)[24], [40].

Επίσης η μηχανική μάθηση έχει τεράστια σχέση με την στατιστική, μάλιστα πολλοί επιστήμονες συγχέουν τις δυο επιστήμες, λέγοντας ότι οι περισσότερες ιδέες της μηχανικής μάθησης υπήρχαν ήδη στην στατιστική.

### 4.1.3 Ιστορία μηχανικής μάθησης

Ιστορικά η μηχανική μάθηση άρχισε να αναπτύσσεται στα πλαίσια της τεχνητής νοημοσύνης ως μέθοδος αναζήτησης. Μεγάλο αντικείμενο της έρευνας ήταν πάντα η κατασκευή συστημάτων που θα αποκτούσαν γνώση από μόνα τους. Στην αρχή το πρόβλημα προσεγγίστηκε με νευρωνικά δίκτυα, perceptrons, μοντέλα από την στατιστική και από πιθανότητες.

Από το 1980 η τεχνητή νοημοσύνη επικεντρώθηκε περισσότερο στα έμπειρα συστήματα, ενώ η μάθηση από δεδομένα συνεχίστηκε στα πλαίσια της αναγνώρισης προτύπων, μέσω του λογικού προγραμματισμού. Και τα νευρωνικά δίκτυα έφυγαν από το πλαίσιο της Τεχνητής νοημοσύνης επίσης. Την δεκαετία του 1990 λοιπόν όλα τα παραπάνω αποτέλεσαν πλέον μέρος της μηχανικής μάθησης ως ξεχωριστό επιστημονικό πεδίο με έμφαση στην στατιστική



και στην πιθανοθεωρία, παίρνοντας όλο και μεγαλύτερες διαστάσεις με την ανάπτυξη του διαδικτύου και του μεγάλου αριθμού πληροφοριών που έχουμε.[40]

## 4.2 Είδη μηχανικής μάθησης

Τα προβλήματα της μηχανικής μάθησης χωρίζονται συνήθως σε 3 μεγάλες κατηγορίες:

- *Επιβλεπόμενη/επιτηρούμενη μάθηση (Supervised Learning)*

Οι μηχανές/αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης με είσοδο (σύνολο εκπαίδευσης) γνωστές παρατηρήσεις (σύνολο γνωστών αντιστοιχίσεων μεταβλητών εισόδου σε μεταβλητές εξόδου) παράγουν ένα γενικό κανόνα ώστε να βρίσκουν τις εξόδους σε νέα δεδομένα. Το σύστημα λοιπόν πρέπει να προσεγγίσει (να μάθει) μια συνάρτηση στόχο (target function) που περιγράφει τα δεδομένα.

- *Μη Επιβλεπόμενη/επιτηρούμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)*

Εδώ οι έξοδοι των παρατηρήσεων δεν είναι γνωστές. Ο αλγόριθμος εδώ βρίσκει μοτίβα για την δομή των δεδομένων εισόδου, δηλαδή βρίσκει συσχετίσεις, περιγραφές, πρότυπα των δεδομένων.

- *Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning)*

Ο αλγόριθμος εδώ αλληλεπιδρά δυναμικά με το περιβάλλον και έτσι μαθαίνει στρατηγικές και ενέργειες. Πχ αυτόματη κίνηση οχήματος, εκμάθηση παιχνιδιών κ.α. Το σύστημα προσπαθεί να μεγιστοποιεί την ανταμοιβή σωστής απόφασης.

Άλλη κατηγοριοποίηση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης έχουμε με βάση τις τιμές εξόδου:

- *Ταξινόμησης (Classification)*

Τα δεδομένα εισόδου αντιστοιχούνται σε 2 ή περισσότερες κλάσεις και ο αλγόριθμος είναι υπεύθυνος για την δημιουργία μοντέλου που αντιστοιχίζει νέα δεδομένα σε 1 από αυτές τις κλάσεις. (Επιτηρούμενη μάθηση)

- *Παλινδρόμησης (Regression)*

Είναι πρόβλημα επιτηρούμενης μάθησης. Προσπαθούμε να προσδιορίσουμε με είσοδο τις μεταβλητές εισόδου (ανεξάρτητες) την μεταβλητή εξόδου  $y$  μόνο που εδώ οι τιμές της είναι συνεχείς και όχι διακριτές. (Θα αναφερθούμε πιο αναλυτικά στην συνέχεια)

- *Συσταδοποίησης/Ομαδοποίησης (Clustering)*

Εδώ τα δεδομένα χωρίζονται σε ομάδες όχι με βάση την έξοδό τους που δεν είναι γνωστή αλλά με βάση τα δεδομένα εισόδου (Μη επιτηρούμενη μάθηση). Είναι πρότυπα τέτοια ώστε δεδομένα που ανήκουν στο ίδιο πρότυπο να διαφέρουν λίγο και σε διαφορετικό να διαφέρουν πολύ. Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης χωρίζονται σε βασισμένους σε διαχωρισμό που προσπαθούν να βρουν τον καλύτερο διαχωρισμό στο χώρο (π.χ. k-means), ιεραρχικούς που συνδυάζουν μικρές ομάδες σε μεγαλύτερες ή το αντίστροφο και πιθανοκρατικούς.

- *Εκτίμησης πυκνότητας*

Οι αλγόριθμοι που εμπίπτουν σε αυτήν την κατηγορία βρίσκουν την κατανομή των δεδομένων εισόδου στον χώρο

- *Μείωσης διαστασιμότητας (dimensionality reduction)*

Σε αυτήν την κατηγορία προβλημάτων έχουμε πολλές διαστάσεις εισόδου στα δεδομένα μας και θέλουμε να τις μειώσουμε. Οπότε με αυτούς τους αλγόριθμους μπορούμε να κάνουμε αντιστοίχιση των δεδομένων μας σε ένα χώρο μικρότερων διαστάσεων.

### **4.3 Σχεδιαστικές προσεγγίσεις**

Έχουν δημιουργηθεί πολλοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και πολλές προσεγγίσεις των παραπάνω προβλημάτων. Μερικές από αυτές είναι οι εξής:

- *Δένδρα απόφασης*

Γράφος/δένδρο που περιγράφει τα δεδομένα. Κάθε κόμβος περιέχει έναν έλεγχο, μια συνθήκη για κάποια από τις τιμές των δεδομένων και κάθε ακμή/κλαδί ορίζει την κατεύθυνση της κάθε απάντησης στην συνθήκη του κόμβου. Στους κόμβους-φύλλα έχουμε το τελικό αποτέλεσμα.

- *Νευρωνικά δίκτυα*

Εμπνευσμένα από τους νευρώνες του εγκεφάλου που μελετήθηκαν στην βιολογία, τα νευρωνικά δίκτυα είναι δίκτυα από υπολογιστικούς κόμβους διασυνδεδεμένους μεταξύ τους. Κάθε νευρώνας έχει ως είσοδο ένα σύνολο δεδομένων είτε από άλλους νευρώνες είτε από το περιβάλλον επεξεργάζεται τις πληροφορίες και παράγει μια έξοδο. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ικανότητα μάθησης, τόσο για διακριτά μεγέθη (ταξινόμηση, ομαδοποίηση) όσο και για συνεχή (παλινδρόμηση γραμμική και μη γραμμική).

- *Κανόνες συσχέτισης*

Οι σχέσεις μεταξύ διαφόρων μεγεθών και μεταβλητών του συνόλου δεδομένων αναπαριστούνται με σύνολο κανόνων.

- *Επαγωγικός Λογικός Προγραμματισμός*

Τα παραδείγματα εδώ εκφράζονται με λογικούς κανόνες (μέσω λογικού προγραμματισμού) φτιάχνοντας μια λογική βάση γεγονότων.

- *Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης*

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines) θα παρουσιαστούν αναλυτικά στο επόμενο κεφάλαιο. Είναι μια από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση.

- *Μπεϋζιανά δίκτυα*

Στα μπεϋζιανά δίκτυα (Bayesian) κάθε παράδειγμα αυξάνει ή μειώνει την πιθανότητα μια υπόθεση να είναι σωστή. Είναι πιθανοθεωρητικά γραφικά μοντέλα που απεικονίζουν ένα σύνολο μεταβλητών και την (κατά υπόθεση) ανεξαρτησία μεταξύ τους μέσω ενός κατευθυνόμενου γράφου.

- *Ενισχυτική μάθηση*

Οι αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης προσπαθούν με αλληλεπίδραση με το περιβάλλον να αντιστοιχίζουν τις καταστάσεις και τα γεγονότα σε ενέργειες, χωρίς να έχει προηγηθεί σύνολο παρατηρήσεων με σωστές ενέργειες ανά περίπτωση.

- Εκμάθηση με μέτρο ομοιότητας

Εδώ έχουμε αλγόριθμους που ταξινομούν τα δεδομένα με βάση μια συνάρτηση ομοιότητας (πχ απόσταση στον χώρο)

- Γενετικοί αλγόριθμοι

Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσομοιάζουν την λειτουργία της φυσικής εξέλιξης. Είναι συστήματα αναζήτησης που μιμούνται την μετάλλαξη και την διασταύρωση των ειδών. Η κάθε υπόθεση αξιολογείται με βάση μια συνάρτηση καταλληλότητας.

## 4.4 Παλινδρόμηση

Η παλινδρόμηση όπως είδαμε παραπάνω είναι μια τεχνική της στατιστικής με την οποία ερευνάται η συσχέτιση μεταξύ μιας εξαρτώμενης μεταβλητής (μεταβλητής εξόδου) και ενός συνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών. Μοιάζει με την ταξινόμηση μόνο που εδώ η έξοδος είναι συνεχής. Ο όρος «ανάλυση παλινδρόμησης» (regression analysis) χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά το 1985 από τον Sir Francis Galton (1822 - 1911), Άγγλος ανθρωπολόγος και μετεωρολόγος ο οποίος μελετούσε την σχέση ανάμεσα στο ύψος των γονέων και των παιδιών. Η παλινδρόμηση έχει ως στόχο την εύρεση του καταλληλότερου μοντέλου που προσαρμόζεται καλύτερα στα δεδομένα και στις παρατηρήσεις (με την υπόθεση ότι τα δεδομένα ταιριάζουν σε κάποιο γνωστό είδος συνάρτησης, καθορίζει και παραμετροποιεί την συνάρτηση αυτή). Η παλινδρόμηση προσεγγίζει την στατιστική σχέση μεταξύ των μεταβλητών. Η στατιστική σχέση διαφέρει από την συναρτησιακή στο γεγονός ότι δεν αποτελεί τέλεια σχέση. [10]

Το γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης είναι το πιο απλό και το πιο σημαντικό καθώς είναι η βάση για όλα τα άλλα μοντέλα και την μελέτη τους. Η παλινδρόμηση δημιουργεί μοντέλα περιγραφής των δεδομένων. Τα μοντέλα λέγονται στοχαστικά όταν περιέχουν σφάλματα.

- **Απλό γραμμικό μοντέλο**

Το μοντέλο λέγεται απλό όταν η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι μόνο μια. Δεδομένων  $n$  παρατηρήσεων  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ . Η  $y$  είναι συνεχής και παίρνει τιμές εντός ενός

διαστήματος. Εξετάζοντας την διασπορά των τιμών στους άξονες αν τα σημεία βρίσκονται γύρω από μια ευθεία γραμμή τότε θα έχουμε ένα γραμμικό μοντέλο [9],[10]:

$$y_i = b_0 + b_1 * x_i + e_i \text{ (ex. 4.1)}$$

Όπου:

$y_i$ : η εξαρτημένη μεταβλητή

$x_i$ : η τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής

$e_i$ : τυχαίο σφάλμα στην  $i$ -οστή παρατήρηση

$b_0$ : η πρώτη παράμετρος (τεταγμένη) του μοντέλου της παλινδρόμησης

$b_1$ : η δεύτερη παράμετρος (κλίση) του μοντέλου της παλινδρόμησης

Οι άγνωστοι παράμετροι  $b_0$  και  $b_1$  προσδιορίζονται από το μοντέλο.

- **Κανονικό γραμμικό μοντέλο**

Είναι το απλό γραμμικό μοντέλο με την υπόθεση ότι τα σφάλματα ακολουθούν την κανονική κατανομή κάτι που συμβαίνει σε πολλά πρακτικά/πραγματικά προβλήματα. Τα σφάλματα θα είναι ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές και θα έχουν σταθερή διασπορά  $\sigma^2$  [10].

- **Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση**

Όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι περισσότερες από μία:

$$y_i = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_n * x_n + e_i \text{ (ex. 4.2)}$$

$$\text{Ή } Y = X * b + e \text{ (ex. 4.3)}$$

- **Ανάλυση διασποράς**

Η αβεβαιότητα στα μοντέλα δίνεται από την μεταβλητότητα των τιμών του  $y$  για δοσμένα  $x$ :

$$SS_{tot} = S_{yy} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \text{ (ex. 4.4)}$$

(Το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων από την μέση τιμή). Ορίζουμε το άθροισμα των τετραγώνων των καταλοίπων:

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2 \text{ (ex. 4.5)}$$

Κι έτσι μπορούμε να έχουμε τον συντελεστή προσδιορισμού (coefficient of determination):

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \text{ (ex. 4.6)}$$

Με τις παραπάνω μετρικές μπορούμε να εξετάζουμε πόσο καλά προσαρμόζεται το μοντέλο στα δεδομένα και μπορούμε να το βελτιώνουμε, να εντοπίζουμε δεδομένα που έχουν μεγάλο θόρυβο, να βλέπουμε ποιες ανεξάρτητες μεταβλητές επηρεάζουν περισσότερο την εξαρτημένη. [10] Όσο πλησιέστερα το  $R^2$  βρίσκεται στο 1 τόσο καλύτερα το μοντέλο προσαρμόζεται στα δεδομένα. Αυτό βέβαια σε μη γραμμικά μοντέλα μπορεί να έχει και τον κίνδυνο του overfitting, δηλαδή να χάνει την γενίκευση και να μην μπορεί να κάνει ακριβείς προβλέψεις για νέα δεδομένα. Για το απλό γραμμικό μοντέλο που περιγράφουμε τώρα το 1 σημαίνει τέλεια προσαρμογή.

- **Μη γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης**

Εκτός από τα γραμμικά υπάρχουν και μη γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης, δηλαδή μοντέλα όπου τα δεδομένα δεν βρίσκονται κοντά σε μια ευθεία γραμμή. Αυτά είναι πιο πολύπλοκα μοντέλα. Συγκεκριμένα για το είδος παλινδρόμησης που χρησιμοποιείται στην παρούσα μελέτη (παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης) θα αναφερθούμε στο επόμενο κεφάλαιο.

- **Λογιστική παλινδρόμηση**

Το λογιστικό μοντέλο είναι μη γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης και τα σφάλματά του δεν είναι σε κανονική κατανομή ενώ η τιμές της εξόδου είναι διακριτές. Συνήθως η τιμή εξόδου

είναι 0 ή 1 οπότε και χρησιμοποιείται για τον έλεγχο ενός χαρακτηριστικού αν υφίσταται ή όχι [41].

## ***4.4 Online Machine Learning***

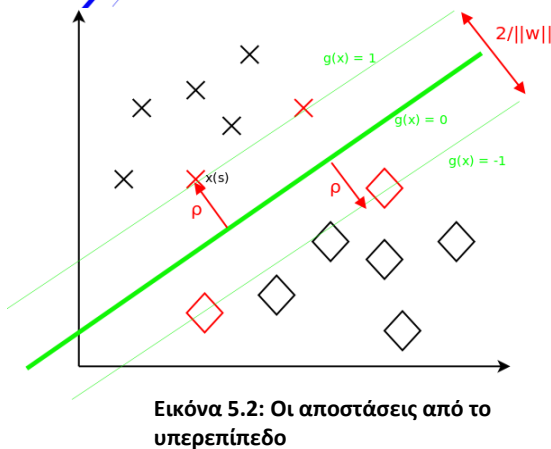
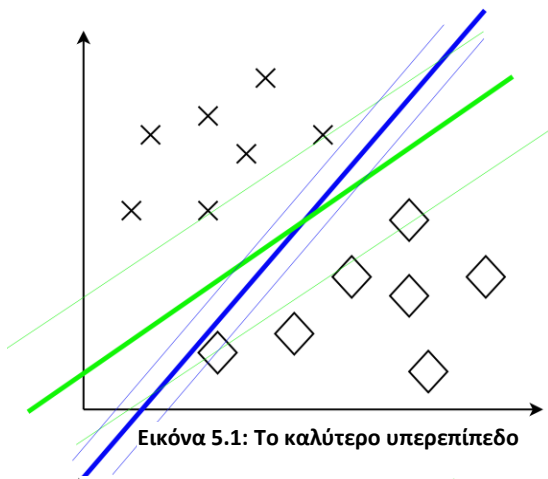
Ο όρος online machine learning χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις μηχανικής μάθησης όπου νέα δεδομένα είναι διαθέσιμα με σειριακό τρόπο και χρησιμοποιούνται προκειμένου να βελτιώνουν περαιτέρω το σύστημά μας. Χρησιμοποιείται όταν είναι υπολογιστικά πολύ ακριβό να ξαναγίνει εκπαίδευση σε όλο το σύνολο δεδομένων από την αρχή. Υπάρχουν 2 είδη μοντέλων τα μοντέλα στατιστικής μάθησης (statistical learning models) και τα ανταγωνιστικά μοντέλα (adversarial models). Στα μοντέλα στατιστικής μάθησης τα δεδομένα υποτίθεται ότι είναι ανεξάρτητες και κανονικά κατανομημένες μεταβλητές και ο αλγόριθμος έχει περιορισμένη πρόσβαση σε αυτά ενώ στα ανταγωνιστικά μοντέλα το πρόβλημα είναι σαν ένα παιχνίδι μεταξύ εκπαιδευτή και πηγής δεδομένων όπου στόχος καθενός είναι η ελαχιστοποίηση των απωλειών χωρίς να λαμβάνεται υπόψιν η κίνηση από την άλλη πλευρά [47].

# 5. ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines) είναι πολύ δημοφιλή μοντέλα μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για ταξινόμηση (classification) και για παλινδρόμηση (regression). Τα SVMs είναι μέθοδος επιτηρούμενης μάθησης. Ο αλγόριθμος σχεδιάστηκε από τον V.Vapnik και τους φοιτητές του το 1963 (μόνο για γραμμική ταξινόμηση) ενώ το 1992 από τους Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon και Vladimir N. Vapnik προτάθηκε το τέχνασμα του πυρήνα για μη γραμμική ταξινόμηση [1], [37].

Η βασική ιδέα του αλγορίθμου είναι ότι δοσμένου ενός συνόλου δεδομένων (παρατηρήσεων) που ξέρουμε ότι το κάθε ένα ανήκει σε μια από δύο κατηγορίες, υπάρχει ένα υπερεπίπεδο που χωρίζει τα δεδομένα αυτά σε δύο περιοχές και μας βοηθά να κατηγοριοποιούμε νέα δεδομένα. (Τα δεδομένα αναπαριστούνται σαν σημεία σε χώρο  $n$ -διαστάσεων, όπου  $n$  ο αριθμός των παραμέτρων τους) [1], [2].

## 5.1 Γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα



Εδώ παρουσιάζουμε την γραμμική ταξινόμηση (classification) η οποία χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να κατηγοριοποιήσουμε γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα (δεδομένα που μπορούν να χωριστούν σε 2 ομάδες με μια γραμμή). Το υπερεπίπεδο που επιλέγεται αφήνει το μέγιστο περιθώριο (margin) μεταξύ των 2 διαχωρίσιμων κλάσεων. Για παράδειγμα αν έχουμε τα 2-διαστάσεων δεδομένα του σχήματος 5.1(εδώ το υπερεπίπεδο είναι μια ευθεία), προτιμούμε για τον διαχωρισμό την πράσινη από την μπλε γραμμή. Αν έχουμε δεδομένα  $n$ -διαστάσεων  $x_i, i=1...n$  με  $d_i, i=1...n$  εξόδους, και κλάση A :  $d_i = +1$ , κλάση B :  $d_i = -1$ , γραμμικά διαχωρίσιμες, η εξίσωση του υπερεπιπέδου είναι [1]:



$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0 \text{ (ex. 5.1)}$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \geq 0 \quad , d_i = +1$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b < 0 \quad , d_i = -1 \text{ (ex. 5.2)}$$

Οι αλγόριθμοι SVM βρίσκουν το υπερεπίπεδο που μεγιστοποιεί το περιθώριο διαχωρισμού ( $M=2\rho$ ). Έστω το υπερεπίπεδο:

$$\mathbf{w}_o^T \mathbf{x} + b_o = 0 \text{ (ex. 5.3)}$$

Η συνάρτηση διαχωρισμού είναι:  $g(\mathbf{x}) = \mathbf{w}_o^T \mathbf{x} + b_o$

Η απόσταση ( $r$ ) μεταξύ ενός σημείου και του υπερεπιπέδου είναι:

$$\begin{aligned} \mathbf{x} = \mathbf{x}_\rho + r \frac{\mathbf{w}_o}{\|\mathbf{w}_o\|} &\Rightarrow g(\mathbf{x}) = \mathbf{w}_o^T \mathbf{x} + b_o = r \|\mathbf{w}_o\| \\ &\Rightarrow r = \frac{g(\mathbf{x})}{\|\mathbf{w}_o\|} \text{ (ex. 5.4)} \end{aligned}$$

Έστω ότι το βέλτιστο υπερεπίπεδο ικανοποιεί τις σχέσεις:

$$\mathbf{w}_o^T \mathbf{x}_i + b = g(\mathbf{x}) \geq 1 \quad , d_i = +1$$

$$\mathbf{w}_o^T \mathbf{x}_i + b = g(\mathbf{x}) \leq -1 \quad , d_i = -1 \quad \text{(κανονικό υπερεπίπεδο – ex. 5.6)}$$

Τα σημεία που ικανοποιούν την ισότητα στις σχέσεις 5.6 ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (support vectors)  $\mathbf{x}(s)$ . Η απόσταση μεταξύ των διανυσμάτων υποστήριξης και του βέλτιστου υπερεπιπέδου είναι [1]:

$$r = \frac{g(\mathbf{x})}{\|\mathbf{w}_o\|} \Rightarrow |\rho| = \frac{|g(\mathbf{x})|}{\|\mathbf{w}_o\|} = \frac{1}{\|\mathbf{w}_o\|}$$

Και συνεπώς το περιθώριο είναι:

$$M = \frac{2}{\|\mathbf{w}_o\|} \text{ (ex. 5.7)}$$

Για να βρούμε το καλύτερο υπερεπίπεδο πρέπει να μεγιστοποιήσουμε το  $M$ . Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να ελαχιστοποιήσουμε την νόρμα  $\|\mathbf{w}_o\|$  [1].

Η σχέση 5.6 μπορεί να γραφεί ως:

$$d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \geq 1, \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \text{ (ex. 5.8)}$$

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης (quadratic optimization) είναι:

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w}, \text{ s.t } d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \geq 1, i = 1 \dots N \text{ (ex. 5.9)}$$

Για την λύση αυτού του περιορισμένου προβλήματος βελτιστοποίησης χρησιμοποιούνται πολλαπλασιαστές Lagrange [1]:

Έχουμε την συνάρτηση Lagrange:

$$J(\mathbf{w}, b, a) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N a_i [d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1]$$

Συνθήκες βελτιστοποίησης:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(\mathbf{w}, b, a)}{\partial \mathbf{w}} &= 0 \\ \frac{\partial J(\mathbf{w}, b, a)}{\partial b} &= 0 \\ \Rightarrow \mathbf{w} &= \sum_{i=1}^N a_i d_i \mathbf{x}_i, \sum_{i=1}^N a_i d_i = 0 \end{aligned}$$

Μόνο τα  $a_i$  που ικανοποιούν αυτή την συνθήκη μπορούν να είναι μη-μηδενικά:

$$a_i [d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) - 1] = 0 \text{ (Karush-Kuhn-Tucker)}$$

$$\begin{aligned} J(\mathbf{w}, b, a) &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N a_i d_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - b \sum_{i=1}^N a_i d_i + \sum_{i=1}^N a_i \\ \mathbf{w}^T \mathbf{w} &= \sum_{i=1}^N a_i d_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \end{aligned}$$

Δυϊκό πρόβλημα (Dual problem):

$$\begin{aligned} \text{Maximize: } Q(a) &= J(\mathbf{w}, b, a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ &\sum_{i=1}^N a_i d_i = 0 \\ &a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

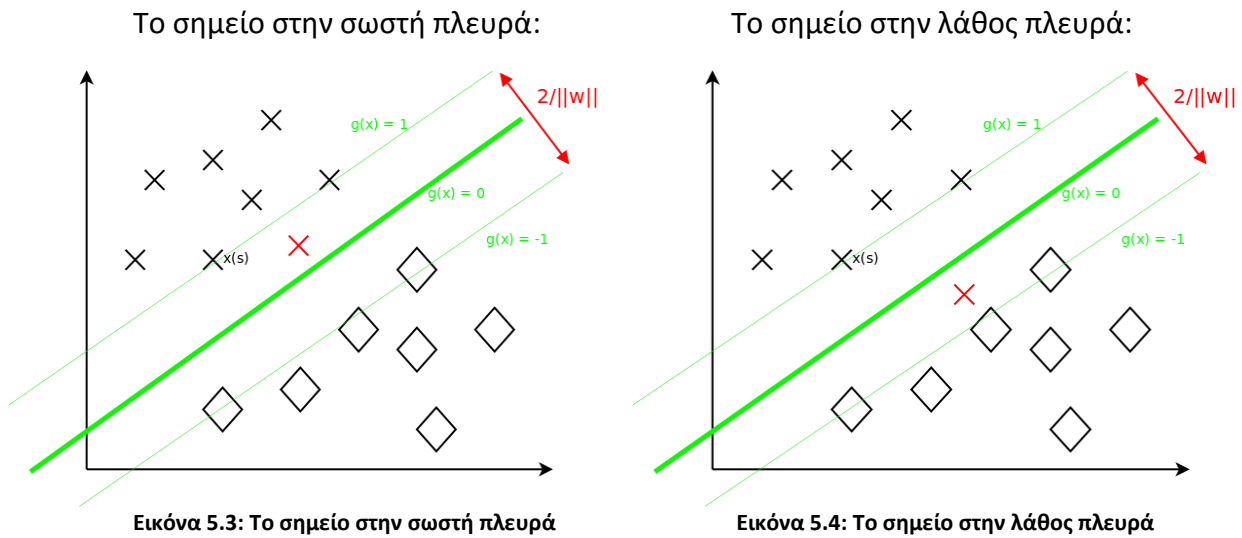
$$\Rightarrow \mathbf{w}_o = \sum_{i=1}^{N_s} a_{o,i} d_i \mathbf{x}_i, b_o = 1 - \mathbf{w}_o^T \mathbf{x}^{(s)} = 1 - \sum_{i=1}^{N_s} a_{o,i} d_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}^{(s)} \text{ (ex. 5.10)}$$

## 5.2 Μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα

Όταν δεν είναι δυνατός ο διαχωρισμός των δεδομένων σε δύο ομάδες με γραμμικό υπερεπίπεδο, οι αλγόριθμοι SVM λειτουργούν με διάφορους τρόπους.

### 5.2.1 Ελαστικό περιθώριο (Soft Margin)

Όταν υπάρχει ένα σημείο δεδομένων που δεν ικανοποιεί τον περιορισμό 5.8 το περιθώριο λέγεται ελαστικό (soft margin). Υπάρχουν 2 βασικά σενάρια [1]:



Κάνουμε τον περιορισμό 5.8 πιο ελαστικό:

$$d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \text{ (ex. 5.11)}$$

Τα  $\xi_i$  λέγονται μεταβλητές χαλάρωσης (slack variables). Για  $0 < \xi_i \leq 1$ , το σημείο βρίσκεται μέσα στο υπερεπίπεδο διαχωρισμού αλλά στην σωστή πλευρά. Για  $\xi_i > 1$  το σημείο βρίσκεται στην λάθος πλευρά. Πρέπει να ελαχιστοποιήσουμε το σφάλμα της ταξινόμησης (classification error).

Το πρόβλημά μας τώρα μπορεί να εκφραστεί ως εξής [1]:

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^N \xi_i, \text{ s.t } d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \text{ (ex. 5.12)}$$

Δουλεύοντας με πολλαπλασιαστές Lagrange όπως στην περίπτωση των γραμμικά διαχωρίσιμων δεδομένων μπορούμε να εκφράσουμε το δυϊκό (dual) πρόβλημα [1]:

$$\text{Maximize: } Q(a) = J(\mathbf{w}, b, a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$$

$$\sum_{i=1}^N a_i d_i = 0$$

$$0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, N$$

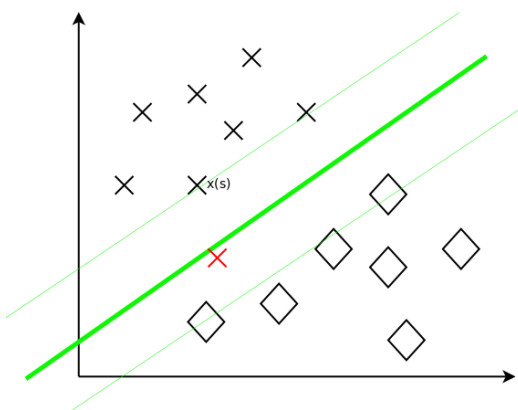
Η παράμετρος  $C$  εκφράζει το σχετικό βάρος μεταξύ της ελαχιστοποίησης του περιθωρίου και της δημιουργίας λειτουργικών περιθωρίων που θα είναι τουλάχιστον 1 για τα περισσότερα παραδείγματα. Με άλλα λόγια η παράμετρος  $C$  είναι ο συμβιβασμός μεταξύ της πολυπλοκότητας της μηχανής και του αριθμού των δεδομένων που δεν διαχωρίζονται. Όταν το  $C$  έχει μεγάλες τιμές σημαίνει ότι δείχνουμε μεγάλη εμπιστοσύνη στο dataset, επειδή παίρνουμε το ρίσκο του overfitting. Θέτουμε μικρότερες τιμές στην παράμετρο  $C$  όταν τα δεδομένα έχουν θόρυβο και δεν εμπιστευόμαστε κάποιες παρατηρήσεις. Το μοντέλο είναι έτσι πιο γενικό. Η παράμετρος συχνά καθορίζεται με μεθόδους cross-validation ή grid-search στο σύνολο των δεδομένων [1], [2], [3].

Οι συνθήκες Karush-Kuhn-Tucker ικανοποιούνται:

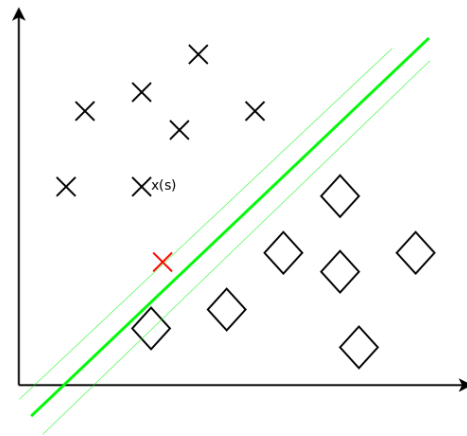
$$a_i = 0 \Rightarrow d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1$$

$$a_i = C \Rightarrow d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \leq 1$$

$$0 < a_i < C \Rightarrow d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) = 1$$



Εικόνα 5.5: Μικρό  $C$

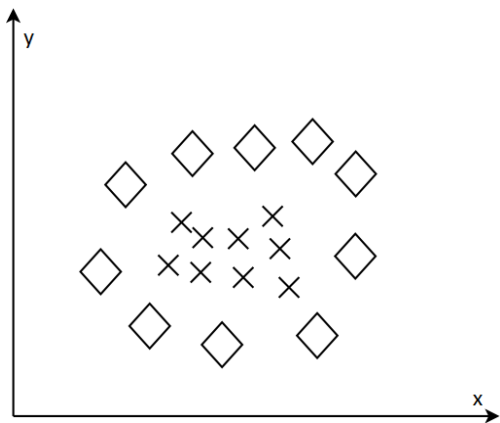


Εικόνα 5.6: Μεγάλο  $C$

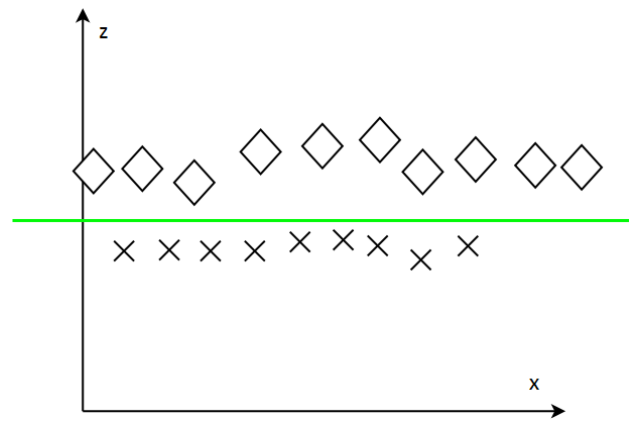
## 5.2.2 Το τέχνασμα του πυρήνα (the kernel trick)

Το τέχνασμα του πυρήνα εισήχθη το 1992 από τους Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon και Vladimir N. Vapnik. Ας δούμε ένα πιο σύνθετο παράδειγμα μη γραμμικά διαχωρίσιμων δεδομένων:

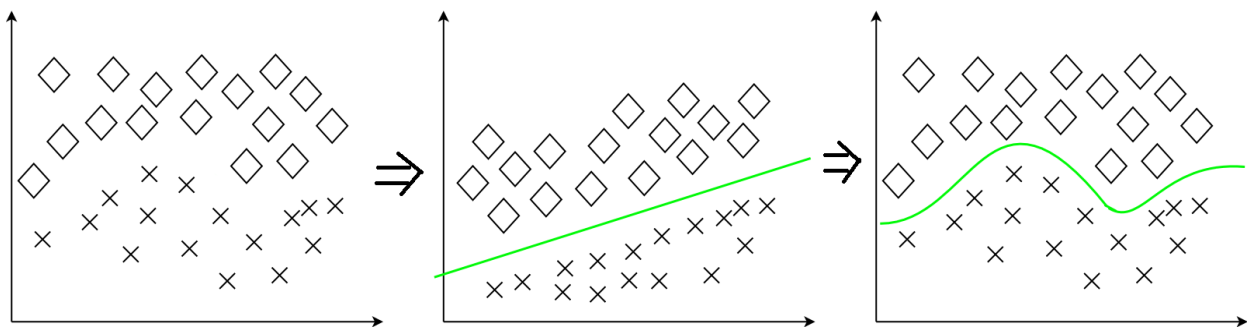
Για να διαχωρίσουμε τα δεδομένα της εικόνας 5.7 δεν μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τις παραπάνω μεθόδους. Αν δοκιμάσουμε να προσθέσουμε μια ακόμα διάσταση (3η) της μορφής  $z = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$  (εικόνα 5.8) θα δούμε ότι τώρα τα δεδομένα είναι τώρα γραμμικά διαχωρίσιμα και μπορούμε εύκολα να επιτύχουμε τον διαχωρισμό τους [27]. Αυτή είναι η βασική ιδέα του τεχνάσματος του πυρήνα. Ο πραγματικός χώρος των δεδομένων μεταβάλλεται εσωτερικά σε έναν νέο χώρο, τον χώρο των χαρακτηριστικών (features space) στον οποίο μπορούν πλέον να διαχωριστούν (εικόνα 5.9).



Εικόνα 5.7: Μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα



Εικόνα 5.8: Νέα διάσταση z



Εικόνα 5.9: Παράδειγμα του τεχνάσματος του πυρήνα

Έστω  $\mathbf{x}$  οι είσοδοι ( $m_0$ -διαστάσεις) και  $\phi_j(\mathbf{x})$ ,  $j=1, \dots, +\infty$  μη-γραμμικές συναρτήσεις που μετατρέπουν τον  $m_0$ -διάστατο χώρο εισόδων σε χώρο απείρων διαστάσεων. Η εξίσωση του υπερεπιπέδου [1]:

$$\sum_{j=1}^{\infty} w_j \phi_j(\mathbf{x}) = 0 \text{ or } \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}) = 0 \text{ (ex. 5.13)}$$

Θέλουμε να διαχωρίσουμε γραμμικά τα δεδομένα. Από την σχέση 5.10:

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^{N_s} a_i d_i \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) \text{ (ex. 5.14)}$$

,όπου  $N_s$  ο αριθμός των διανυσμάτων υποστήριξης (support vectors).

Από τις σχέσεις 5.13 και 5.14:

$$\sum_{i=1}^{N_s} a_i d_i \boldsymbol{\phi}^T(\mathbf{x}_i) \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}) = 0 \text{ (ex. 5.15)}$$

Πυρήνας εσωτερικού γινομένου:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \boldsymbol{\phi}^T(\mathbf{x}_i) \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}) \text{ (ex. 5.16)}$$

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^{N_s} a_i d_i k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = 0 \text{ (ex. 5.17)}$$

Δουλεύοντας με πολλαπλασιαστές Lagrange όπως στα γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα μπορούμε να εκφράσουμε το δυϊκό πρόβλημα (dual problem) [1]:

$$\text{Maximize: } Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$$

$$\sum_{i=1}^N a_i d_i = 0$$

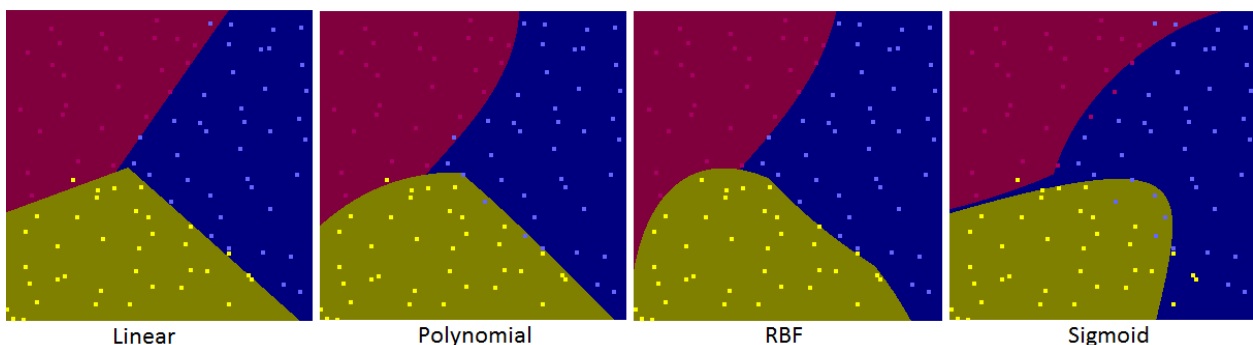
$$0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, N$$

Κάποιοι συνήθεις πυρήνες είναι οι εξής [37], [1], [3]:

- Γραμμικός (Linear):  $k(x, x_i) = x^T * x_i$  (ex. 5.18)
- Πολυωνυμικός (Polynomial):  $k(x, x_i) = (x^T x_i + 1)^P$  ή  $(\gamma * x^T x_i + r)^P$  (ex. 5.19)
- Gaussian radial basis function:  $k(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2)$  (ex. 5.20)
- Υπερβολική εφαπτομένη:  $k(x, x_i) = \tanh(\beta_0 x^T x_i + \beta_1)$  (ex. 5.21)

Τώρα όταν χρησιμοποιούμε τα μοντέλα πρέπει να ορίζουμε τον τύπο του πυρήνα και τις τιμές των παραμέτρων του.

Ένα παράδειγμα ταξινόμησης (classification) χρησιμοποιώντας διαφορετικούς πυρήνες:



Εικόνα 5.10: Παράδειγμα classification με χρήση διαφορετικών πυρήνων

### 5.3 Παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Regression)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιούνται και για παλινδρόμηση. Αυτή η έκδοση των SVMs προτάθηκε το 1996 από τους Vladimir N. Vapnik, Harris Drucker, Christopher J. C. Burges, Linda Kaufman και Alexander J. Smola. Τώρα η λύση που το μοντέλο παράγει είναι πραγματικός αριθμός [37].

Η παλινδρόμηση με διανύσματα υποστήριξης (Support Vector Regression - SVR) λειτουργεί με τον ίδιο ακριβώς τρόπο με την περίπτωση του classification με κάποιες μικρές διαφορές. Το μοντέλο πρέπει να ελαχιστοποιεί την μέγιστη μείωση απόδοσης, είναι δηλαδή μια διαδικασία minimax (Huber 1981). Η συνάρτηση απώλειας (loss function) είναι η εξής [1]:

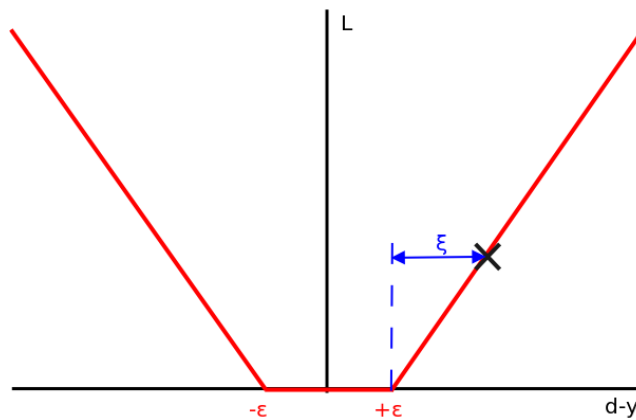
$$L(d, y) = |d - y|$$

$d$  είναι η πραγματική τιμή εξόδου και  $y = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x)$  η έξοδος του μοντέλου (κατά την πρόβλεψη).

$\epsilon$ -εντατική συνάρτηση απώλειας ( $\epsilon$ -intensive loss function definition, Vapnik 1995-1998):

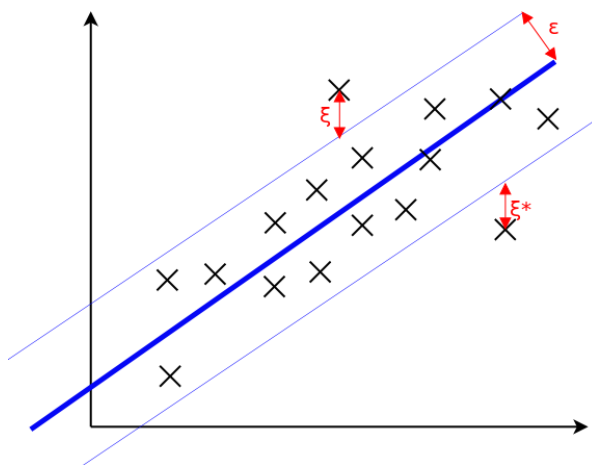
$$L_\epsilon(d, y) = \begin{cases} |d - y| - \epsilon, & |d - y| \geq \epsilon \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{ex. 5.22})$$

,όπου το  $\epsilon$  είναι προκαθορισμένη παράμετρος.



Εικόνα 5.11: Η συνάρτηση απώλειας (loss function)

Στην εικόνα 5.12 βλέπουμε ένα παράδειγμα γραμμικής παλινδρόμησης 1-διάστασης:



Εικόνα 5.12: Γραμμική παλινδρόμηση 1-διάστασης

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι [2], [28]:

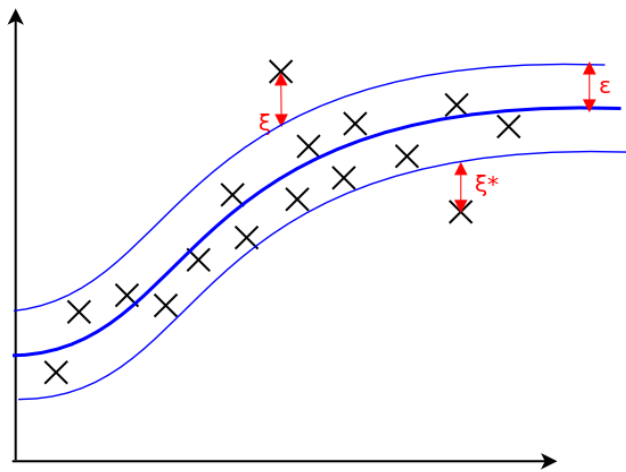
$$\begin{aligned} & \text{minimize } \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ & \text{s. t. } \begin{cases} d_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - b \leq \epsilon \\ \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b - d_i \leq \epsilon \end{cases} \quad (\text{ex.5.23}) \end{aligned}$$

Ή όπως στην ταξινόμηση, μπορούμε να προσθέσουμε ένα φράγμα για να ρυθμίσουμε την ανοχή σε σφάλματα:



$$\min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$s. t. \begin{cases} d_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b - d_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1 \dots l \end{cases} \quad (\text{ex.5.24})$$



Εικόνα 5.13: Μη γραμμική παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης

Στην εικόνα 5.13 βλέπουμε ένα παράδειγμα μη-γραμμικής παλινδρόμησης 1-διάστασης:

Χρησιμοποιείται το τέχνασμα του πυρήνα. Ο χώρος μετασχηματίζεται με την βοήθεια συνάρτησης  $\phi()$  στο χώρο χαρακτηριστικών (features space). Το πρόβλημα τώρα είναι το εξής [2], [28]:

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$s. t. \begin{cases} d_i - \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) + b - d_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1 \dots l \end{cases} \quad (\text{ex.5.25})$$

Η παράμετρος  $\varepsilon$  ρυθμίζει το πλάτος της ζώνης ευαισθησίας που χρησιμοποιείται για να κάνει προσαρμογή στα δεδομένα και η τιμή της επηρεάζει τον αριθμό των διανυσμάτων υποστήριξης. Μεγάλο  $\varepsilon$  σημαίνει ότι το μοντέλο θα έχει μικρό αριθμό διανυσμάτων υποστήριξης (support vectors).

Και η παράμετρος  $C$  και η  $\varepsilon$  επηρεάζουν την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου.

# 6. SYSTEM DESIGN

---

## 6.1 Introduction

In this chapter we introduce and explain the technical design of our smart thermostat system. There is one thermostat in every thermal zone of the building. Thermostats have two functions:

- Choosing temperature setpoint manually as common thermostats
- Choosing scale (0-10) for HVAC system saving cost

The aforementioned scale configures not only the volume / intensity, but sets the tradeoff level between energy and satisfaction. For example if the outdoors temperature is low choosing '10' doesn't mean the room will be too hot, it means that the thermal comfort will be maximum. In common systems usually people choose a bigger temperature setpoint than the ideal and then they lower it and that leads to waste of energy.

This thermostat is designed for saving cost. Our optimization target is a combination of the energy consumption and people dissatisfaction:

$$cost = trade\_off * dissatisfaction + (1 - trade\_off) * energy \quad , 0 \leq trade\_off \leq 1 (ex. 6.1)$$

The quantities are normalized. If trade\_off is maximum (trade\_off = 1) thermostat doesn't take energy consumption into account and minimizes dissatisfaction. If trade\_off = 0, energy is minimized and that means either that the hvac system is off or if we have a photovoltaic or another energy source that offers at present timestep energy with zero energy cost the thermal comfort that the system can reach with this amount of energy.

## 6.2 Design

There is one thermostat in every room or thermal zone of the building. As we described in chapter 2 (2.4) sensors are placed in each zone for reporting temperature, humidity and energy consumption of the room's part of hvac system, and outside the building for reporting outdoor temperature, humidity and solar radiation. The thermostats use the indoors temperature and humidity to calculate thermal comfort. (more details in 6.3). Furthermore thermostat takes

information about the weather from the sensors that are outside of the building, about the building state (temperature of other rooms etc) and about the energy consumption of the room's hvac system. It uses this information to learn and predict the energy cost of each thermostat configuration. Therefore every timestep thermostat can calculate the thermal dissatisfaction and the energy consumption of any strategic option:

$$\frac{\text{thermal\_dissatisfaction}(\text{thermostat action})}{\text{energy}(\text{thermostat action})} \quad (\text{ex. 6.2})$$

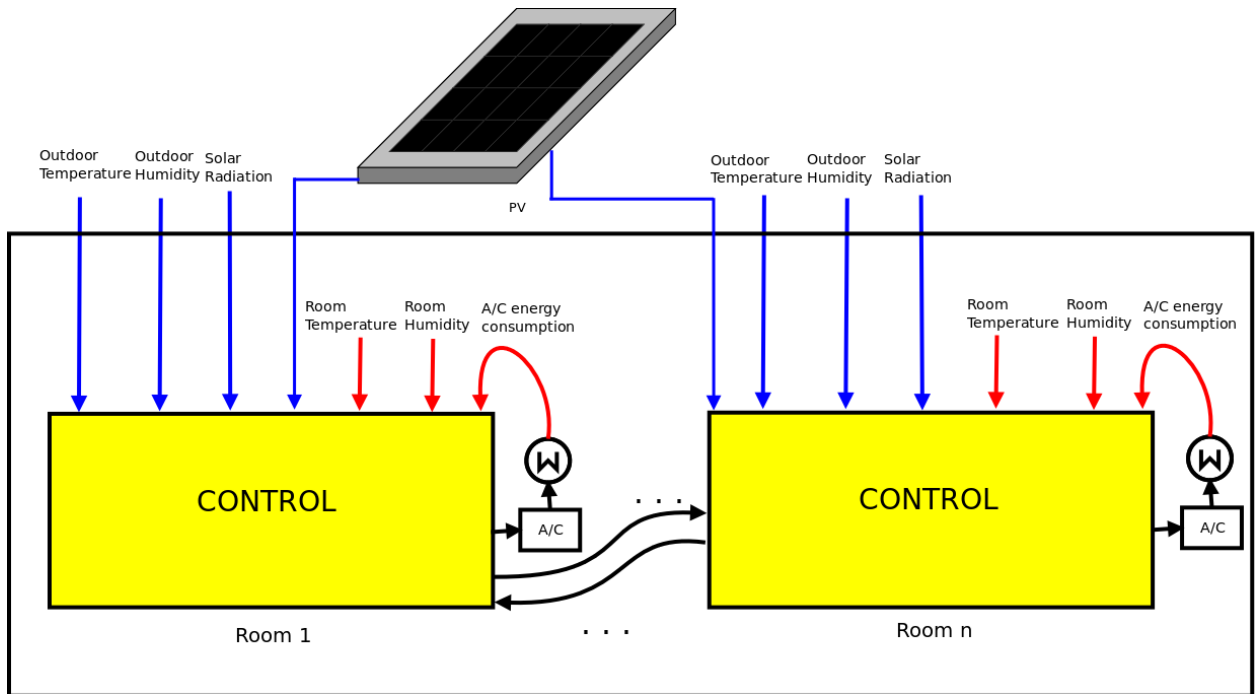


Figure 6.1: Proposed framework

Every timestep the system has to choose the actions that minimize expression 6.1:

$$\begin{aligned} \text{cost}(\text{actions}) &= a * \text{dissatisfaction}(\text{actions}) + (1 - a) * \text{Energy}(\text{actions}) \\ 0 &\leq a \leq 1 \\ &(\text{ex. 6.3}) \end{aligned}$$

Dissatisfaction equals to the average dissatisfaction of the building rooms in relation to the room conditions that the actions will induce. (PPD Predicted Percentage of Dissatisfied)

$$\text{dissatisfaction} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{PPD}_i(\text{actions}_i) \quad (\text{ex. 6.4})$$

N is the number of rooms, thermal\_dissatisfaction is the percent of dissatisfaction in every room in relation to actions<sub>i</sub>, the action that the system applies to the room i.

The energy value equals to the sum of the energy consumption that is predicted by the thermostat in each room in relation to the action that corresponds to this specific room minus, without loss of generality, the amount of energy that is generated by the photovoltaic (or the amount of energy that the building “wins” calculating the sale of the produced energy). The final value is normalized.

$$Energy = \sum_{i=1}^N [energy_i(actions_i)] - PV \quad (ex. 6.5)$$

N is the number of rooms/thermal zones, energy is the prediction of the HVAC’s energy consumption by each thermostat in each room i in relation to actions<sub>i</sub>, the action that the system applies to the room i.

Our system’s purpose is to find for every timestep the actions that minimize the cost function. The values of dissatisfaction and energy are normalized.

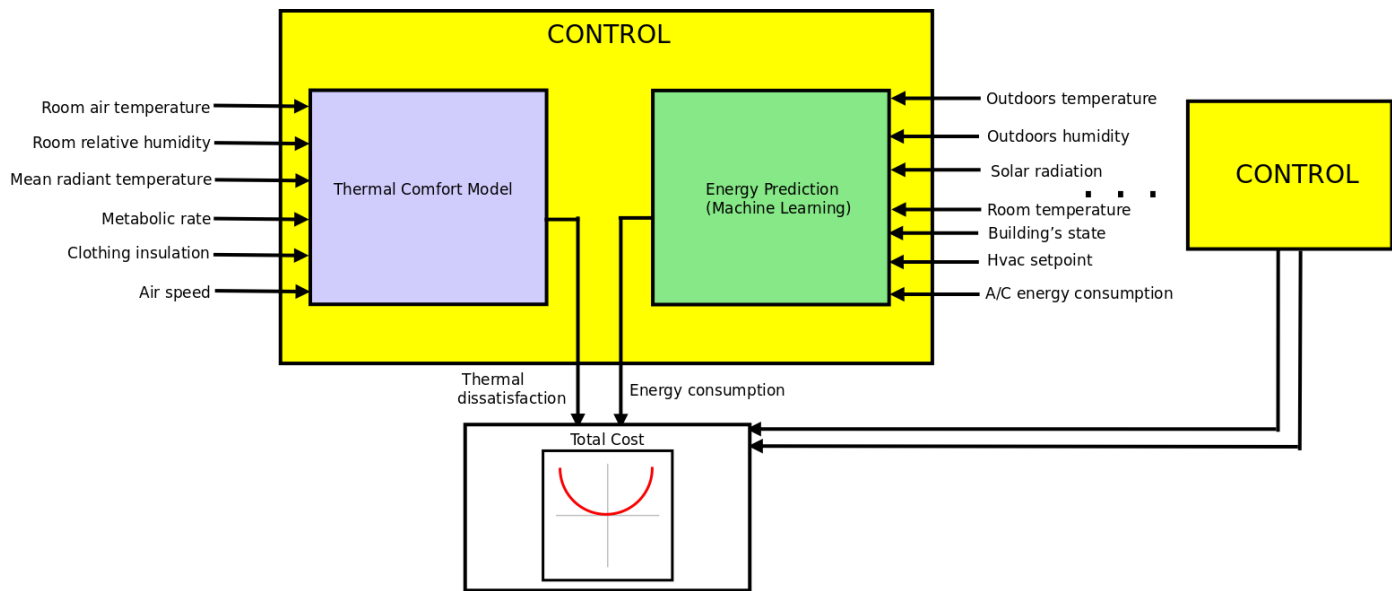


Figure 6.2: System model

## 6.3 Thermal Dissatisfaction

Thermal dissatisfaction is one out of two key components of the cost function that we want to minimize.

We used the Fanger model. Fanger model, as we saw in chapter 3, is a thermal comfort model, a model that expresses the satisfaction (or dissatisfaction) in relation to the thermal environment and is assessed by the ANSI/ASHRAE Standard 55 [6].

Fanger's comfort model was first published in 1967 by P.O. Fanger and then in 1970. P.O. Fanger used heat balance equations and empirical studies about skin temperature to define comfort. It was the first thermal comfort model developed [19], [45]. Two values are calculated: The PMV (Predicted Mean Vote) and PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied). The thermostat reports PPD value. The basic inputs of the model are [6]:

- Air temperature
- Mean radiant temperature
- Relative humidity
- Relative air velocity
- Metabolic rate
- Clothing insulation

As air temperature we set the temperature setpoint of each action we examine. If the action includes humidity adjustment this is the relative humidity value, otherwise we set this value to current humidity because in the passing of a single timestep the variance will be small. In our experiment we only consider temperature setpoints as actions. The metabolic rate depends on the individual activity level and the environmental conditions. The values were explained in Chapter 3 (3.2.5, 3.2.6). We consider an office as our use case, so we choose:

- Metabolic rate = 1.1 (people sitting, typing - office).

About clothing insulation in our experiments we choose:

- Clothing = 0.8 in winter (suit-shirt-trousers)

- Clothing = 0.6 in summer (shirt-trousers)

without loss of generality.

Each thermostat's predefined values are set depending the building and its location and the rest are set by the program when the thermostat needs to report thermal dissatisfaction.

$$PPD = f_{anger\_PPD}(\text{Air temperature, Mean radiant temperature, Relative humidity, Relative air velocity, Metabolic rate, Clothing insulation})$$

(ex. 6.6)

## 6.4 Energy cost prediction

The energy consumption is the second key component of the minimization target function and also the most complex part of the thermostat. The thermostat needs to make a good prediction of the energy consumption for every possible action.

We opt to use a support vector regression model. SVR ,as we described in chapter 5 (we used LIBSVM library developed at the National Taiwan University , [3]), is a machine learning model which ,based on observation examples (input->output) where the input is a feature vector of real numbers and the output is a real number, can predict the output of a new input sample. In our work we selected (after feature selection) the following features: temperature, outdoors humidity, outdoors solar radiation, indoors temperature, building's state and hvac setpoint and output is the energy cost:

$$energy = SVR_{predict}(\text{outdoors temperature, outdoors humidity, outside solar radiation, inside temperature, building's state, hvac setpoint})$$

(ex. 6.7)

### 6.4.1 Kernel function

As we explained in chapter 5 SVR uses the kernel trick. We now have to select one of the most common kernel functions but firstly we have to choose the best parameters for the well known kernel functions:

## 6.4.2 Parameter selection for kernel functions

As we saw in chapter 5 (5.2) SVR theory the  $C$  and other parameters are usually determined by cross-validation or grid-search on a learning dataset. The best value was chosen using exhaustive grid search:

- For linear kernel:

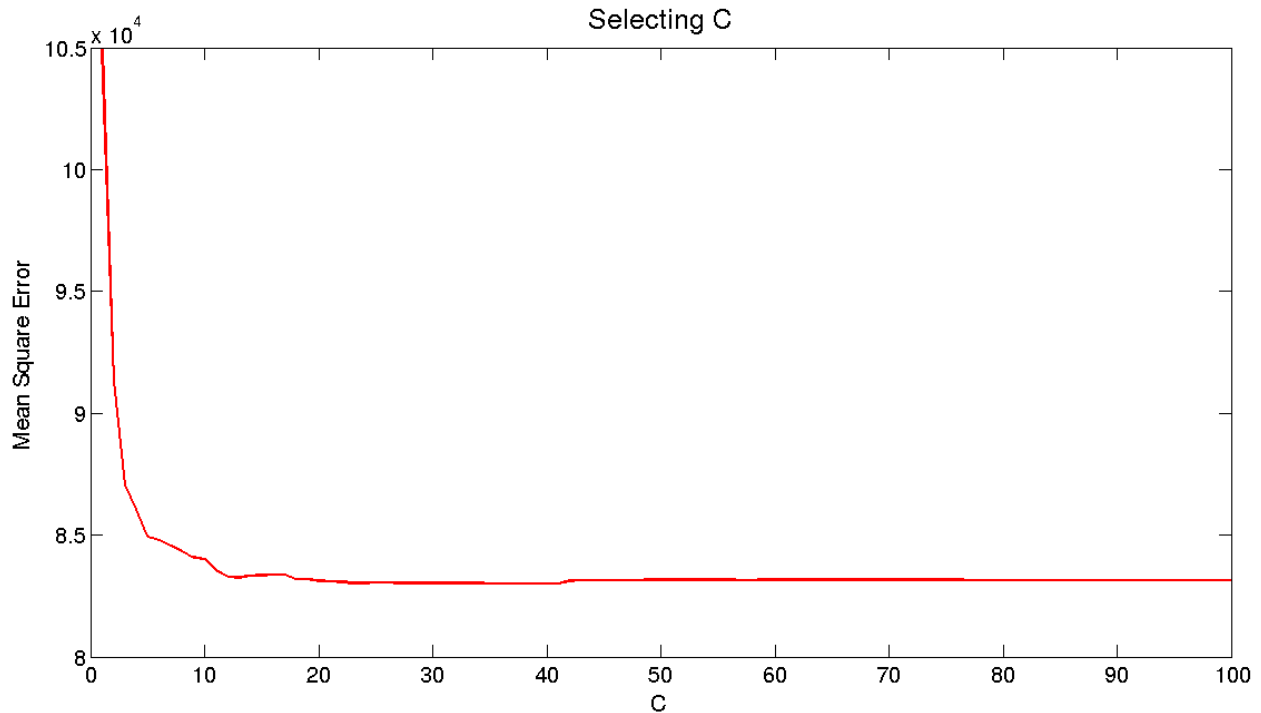


Figure 6.3: Select C for linear kernel

As we see the best choice is:

$$C = 38 \text{ (ex. 6.8)}$$

- For Radial Basis Function Kernel:

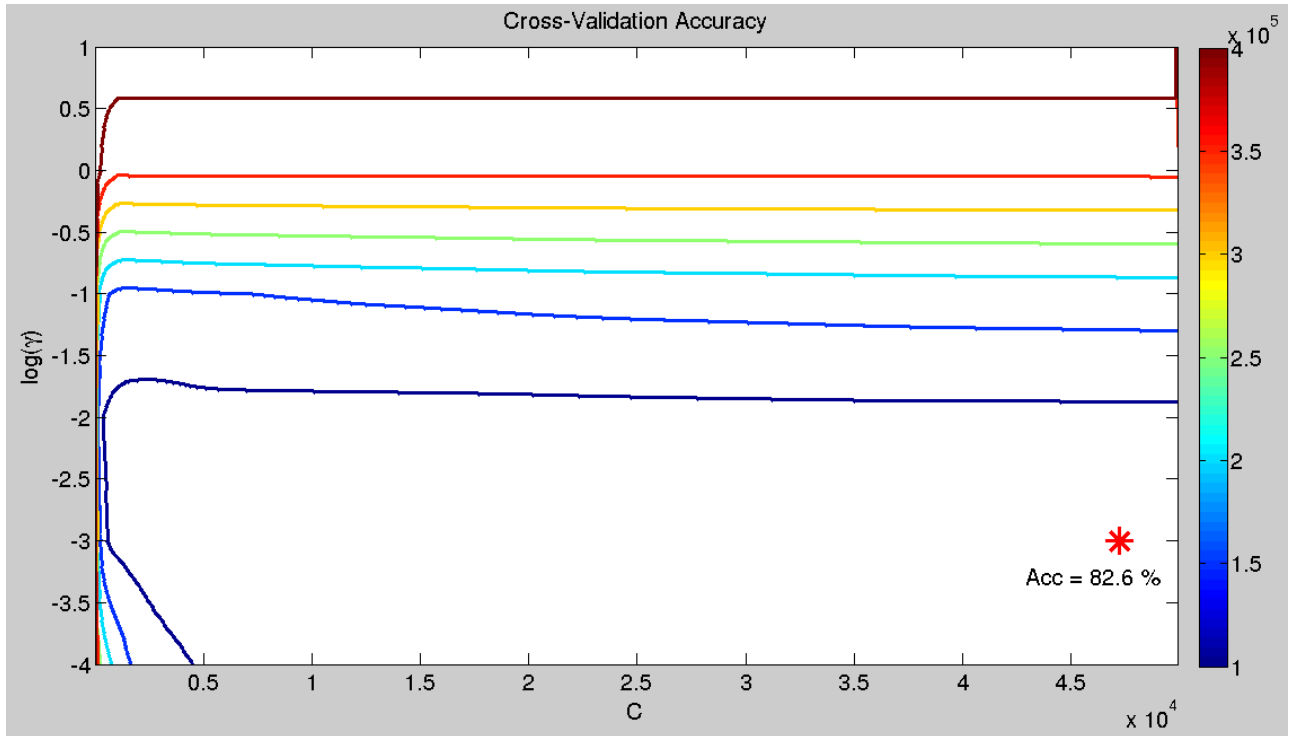


Figure 6.4: Select C and  $\gamma$  for RBF kernel

As we see the best choice is:

$$C = 47200, \gamma = 0.001$$

Selecting a very large C may cause problems because the training requires more time, the system is more complex and there is a danger of overfitting the data. We see that by increasing the C parameter over a value (for example 3000) we don't observe serious optimization. With  $C=47200$  we have accuracy 82.6% and with  $C=3000$  the accuracy of the model is 82.07%:



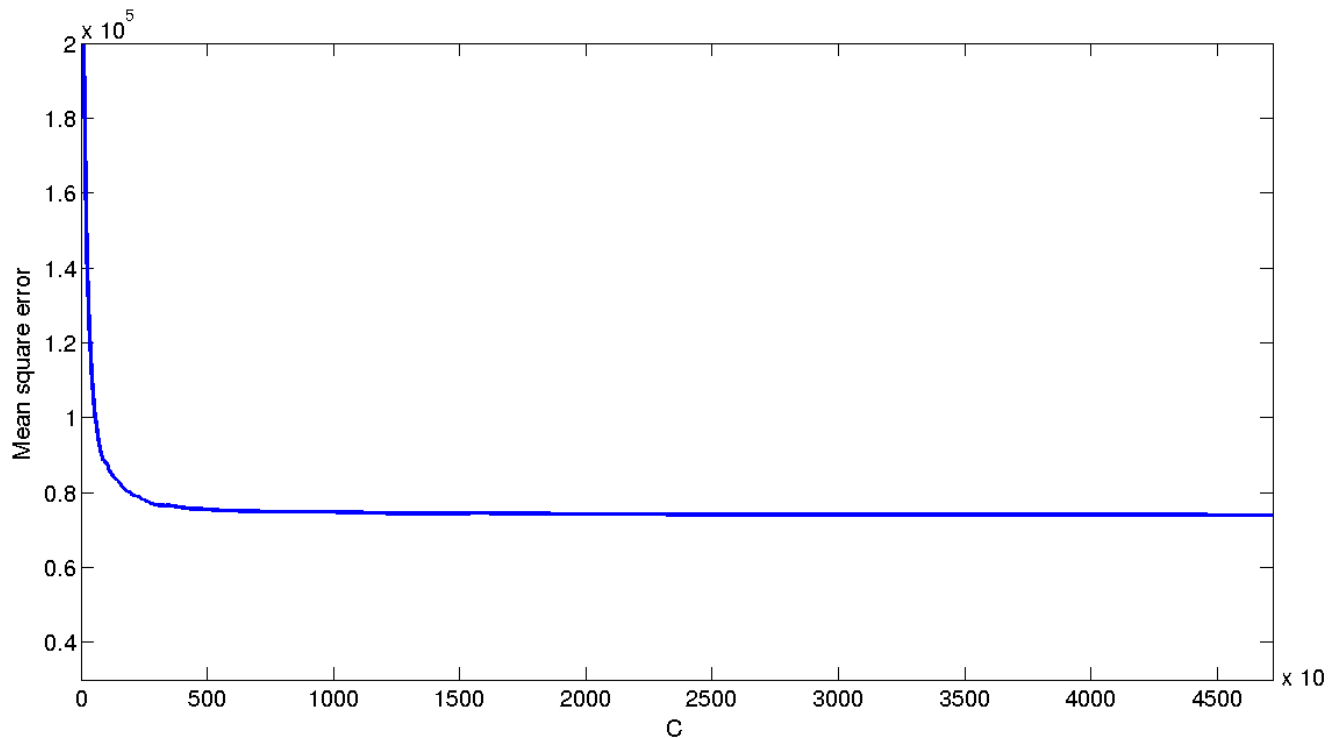


Figure 6.5: prediction error RBF kernel for different C values

Finally for RBF kernel we choose:

$$C = 3000, \gamma = 0.001 \text{ (ex. 6.9)}$$

### 6.4.3 Choosing kernel function

This choice is usually based on an experimental process. We set random values to a thermostat in the same building, room, location and weather and we construct a dataset which will be used to compare the SVR prediction accuracy using the different kernel functions. We used k-fold cross validation:

- For small values of C:

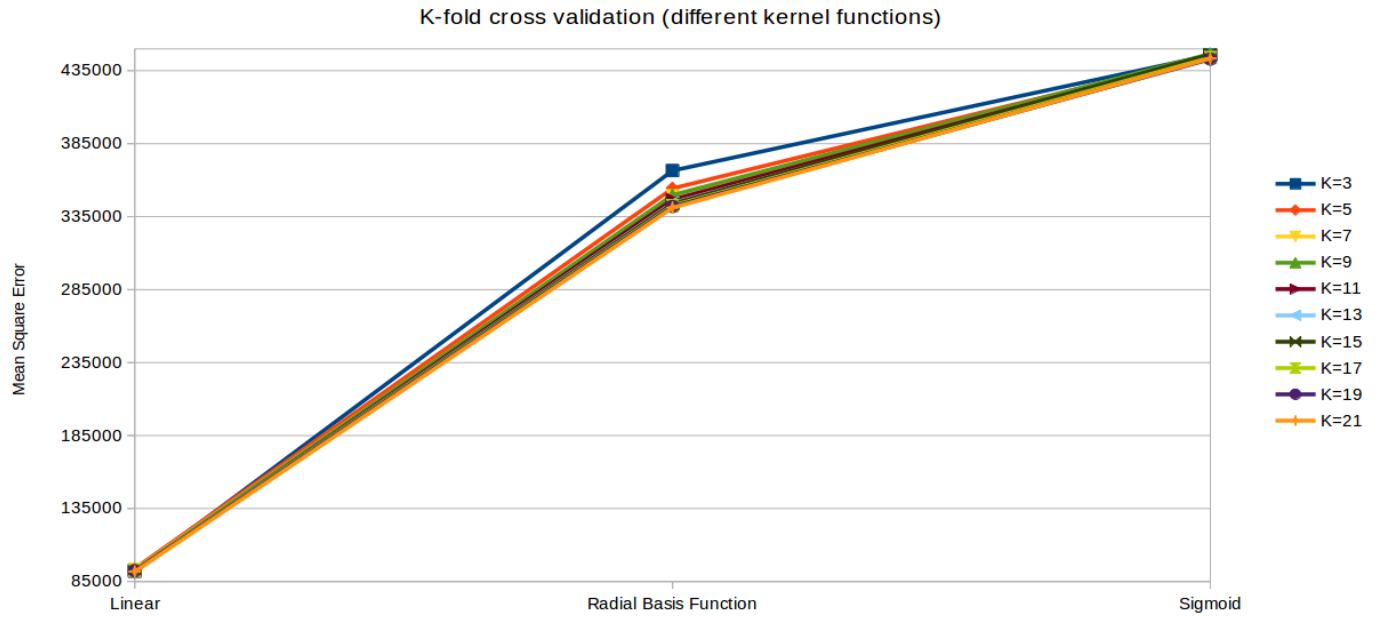


Figure 6.6: cross validation (small C values)

As we see the best choice is:

*Linear Kernel*

Comparing linear and Radial Basis Function with the best parameters:

k-fold cross validation

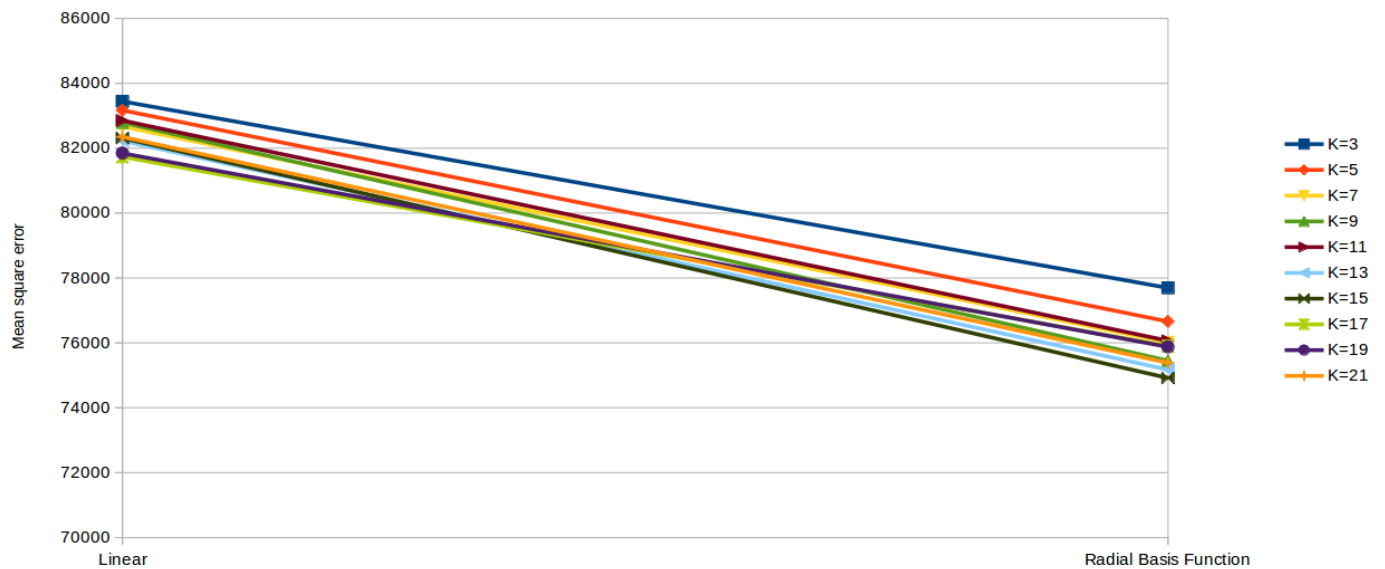


Figure 6.7: Cross validation

As we see now the best choice is:

*Kernel = Radial Basis Function Kernel (ex. 6.10)*

There is no serious difference between the two kernels for our model (Below we present the results for using both kernels). The accuracy of the predictor is:

- Linear kernel : 80.87 %
- Radial Basis Function Kernel : 82.07% (ex. 6.11)

The coefficient of determination or R squared as we saw in chapter 3 is the proportion of the variance in the dependent variable ,that is predictable, from the independent variable (the data). It measures how well the observed outcomes are replicated by the model, how much the model 'fits' the data. [10], [26] For our model and the random actions dataset we have:

- Linear kernel  $R^2 = 0.8148$
- Radial Basis Function kernel  $R^2 = 0.8383$

$R^2$  closest to 1 means that the model fits the data more but getting closer to 1 we may run the risk of overfitting the data.

#### **6.4.4 Updating data**

The system receives new data in every timestep. We use this data to improve the prediction accuracy. This means that we either need to retrain the whole support vector model or that we should use Online Learning techniques – (e.g. Online Support Vector Regression [4]). Both approaches provide good results because our dataset does not contain a large number of samples, even if we run the system for months without deleting any data.

### ***6.5 Basic design model***

The HVAC system is configured in heating mode from October to March and in cooling mode otherwise. The energy predictor must be provided with a different dataset for each season. To start with sufficient knowledge for different setpoints and to find the best for the adjusted trade\_off there has to be a day or some hours that the thermostat is trained until convergence (warm up day). In this time frame the actions provided to the thermostat will be more or less random. These random values are selected within 0-20% PPD (dissatisfaction) fanger limits.

Timestep is set to 20 minutes. There is no any strict mathematical criterion that leads us to this option, but we believe this time period is enough to have differences on the energy cost between actions and the thermostat will change the value often enough to be able to adapt to change.

In each timestep the system follows the steps bellow:

- Update the thermostat's data with the new sample (The cost of the previous actions).
- Retrain the model on the new dataset (LIBSVM, [3]) or add a new sample if using Online learning (Online Support Vector Regression [4]).
- Find the actions =  $(actions_1, \dots, actions_N)$ , where N is the number of rooms that minimize expression 3. The energy value is calculated as the sum of the predictions of all the thermostats. The dissatisfaction is calculated using the current state of the rooms and the action (temperature setpoint) as temperature.

### 6.5.1 Experiments

- Trade\_off = 0.5. The basic scenario. Comparison with the cost of keeping common constant setpoints to the thermostats of the building (**HVAC is our method**):
  - Using Linear Kernel:

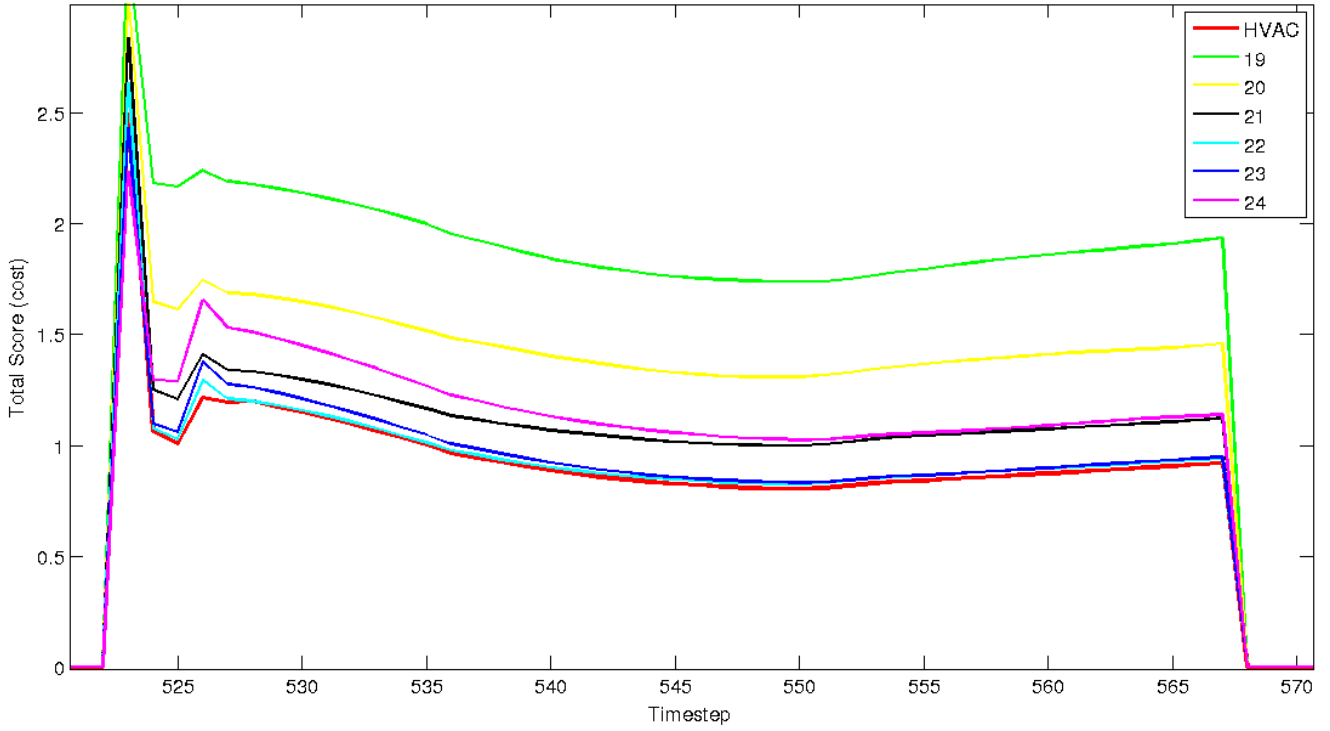


Figure 6.8: Comparison with constant setpoints, trade\_off = 0.5, linear kernel

- Using Radial Basis Function Kernel:

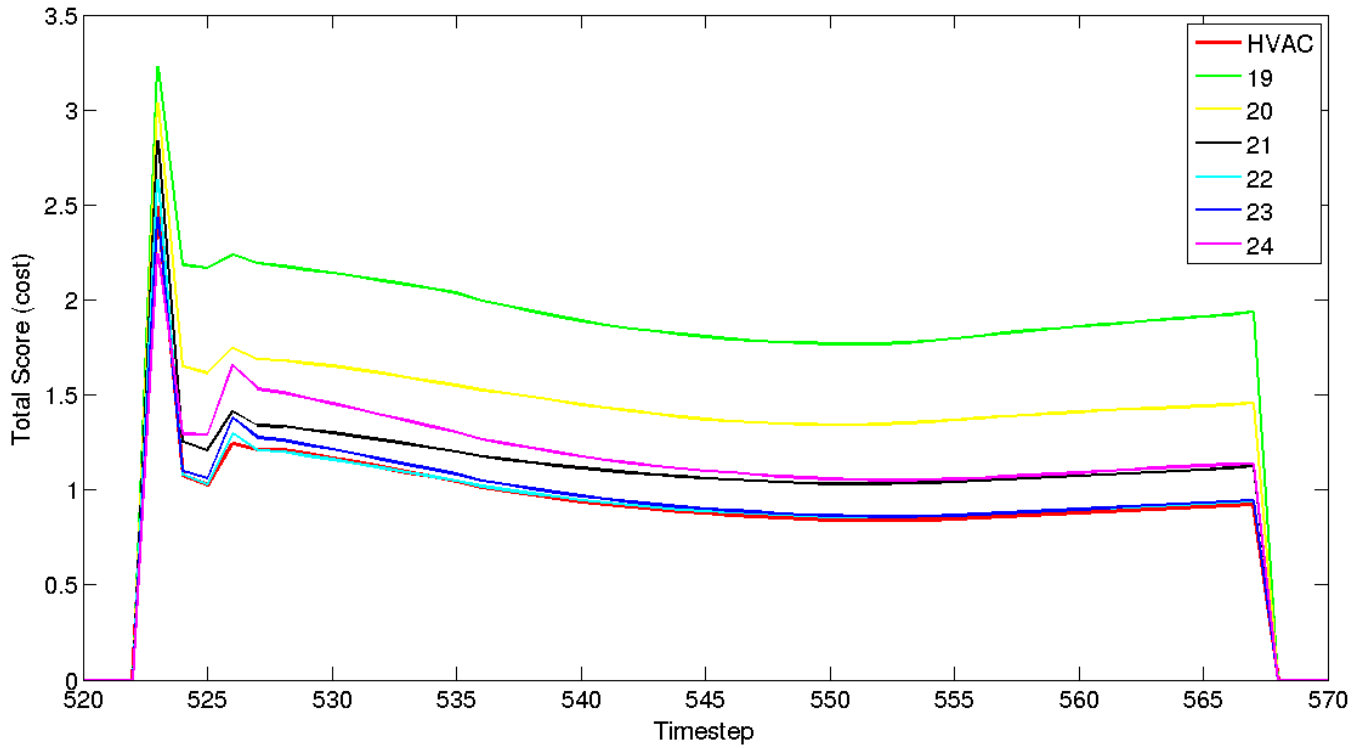


Figure 6.9: Comparison with constant setpoints, trade\_off = 0.5, RBF kernel

- Without the photovoltaic, using different trade\_off every day. We notice that although different setpoint is the best in each case, our model is always better (**HVAC is our method**):
  - Using Linear Kernel:

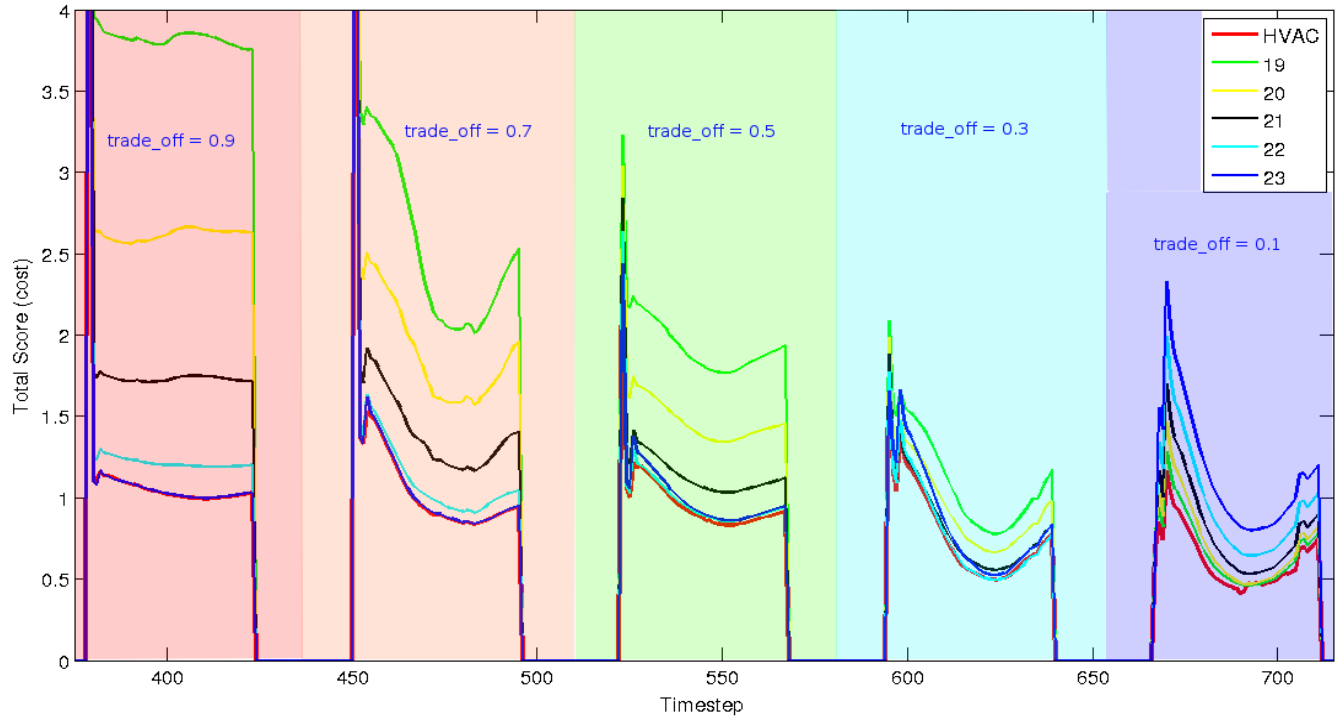


Figure 6.10: Comparison with constant setpoints, different trade\_offs, linear kernel

- Using Radial Basis Function Kernel:

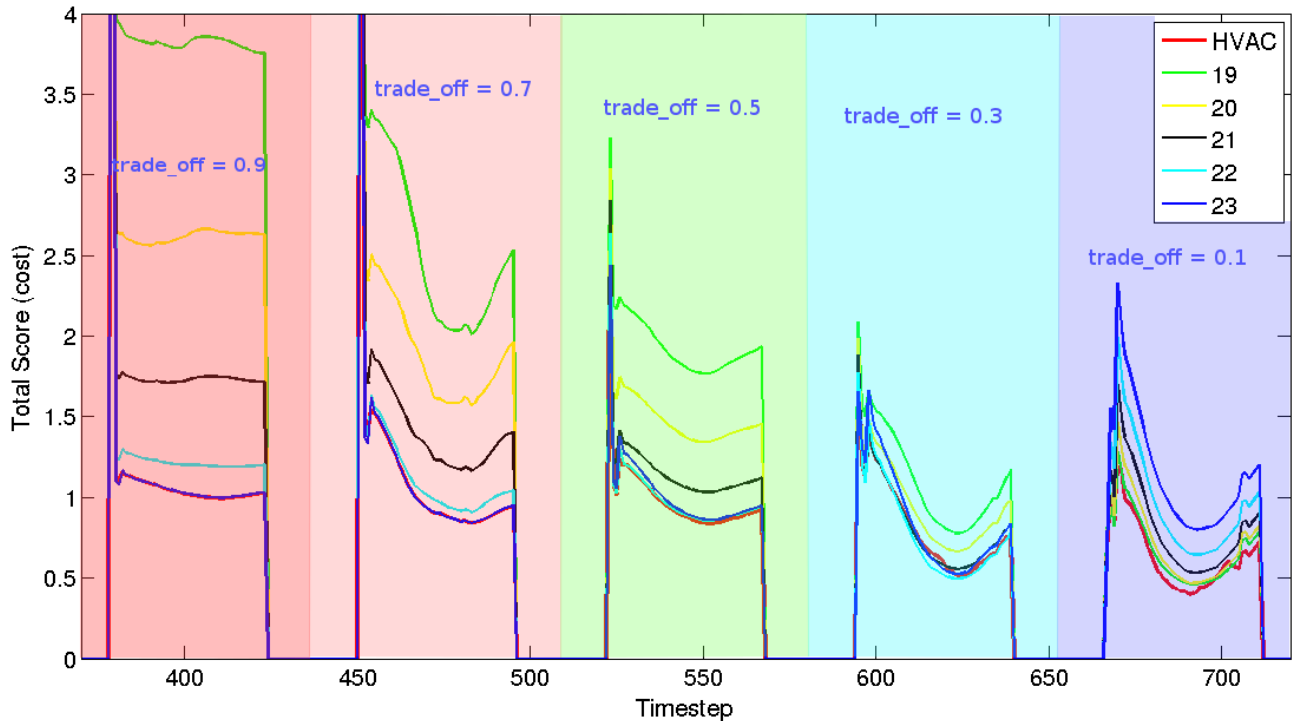


Figure 6.11: Comparison with constant setpoints, different trade\_offs, RBF kernel

## 6.6 Optimizations

The aforementioned model describes just the basic premises of the problem at hand. But there are a lot of possible optimizations that we can apply. For example:

- dataset managing
- useless samples (for example those listed two months ago)
- Non-measurable conditions of the building (for example there are different conditions in the morning and different in the afternoon that affect the hvac system)

Below we add some optimizations to our model:

### 6.6.1 Sliding window dataset (Coarse-grain window)

In general having more samples improves the system accuracy because the system has more knowledge. In our case we add a new sample in the dataset every timestep and we retrain the system. A big number of samples increases the complexity of the system, the training time and the stabilizing difficulty. Furthermore our application will run on a

microprocessor-microcontroller where memory resources are restricted and therefore we should reduce the dataset. This can be achieved by removing useless samples, for example samples listed days ago with different weather and building conditions that will not affect our prediction any more. A good solution would be a sliding window dataset. If we choose a dataset that includes only the samples listed in a number of days before we note that enlarging this dataset window above a size has no influence on the system. This threshold cannot be determined accurately, as it depends on the season and other parameters. In the following schema we see that the results are not better using a window larger than 10 days:

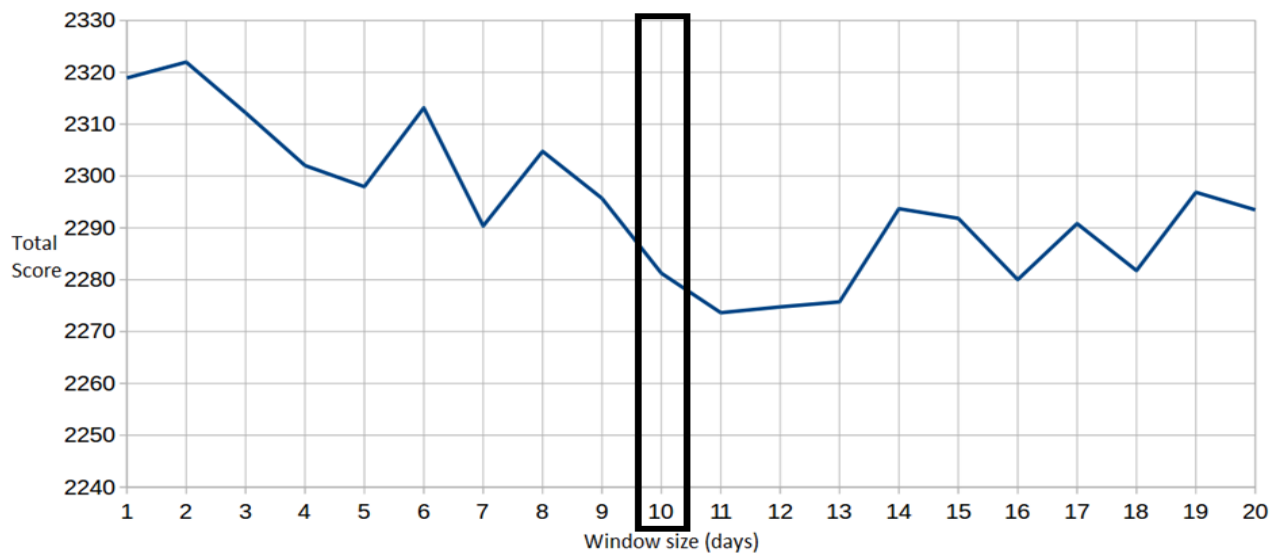


Figure 6.12: Total score with different window sizes

- **Evaluation of the window size:**

In the following figures we evaluate the efficiency of window size with *prediction error* parameter. This value refers to the difference between the estimated energy consumption and the real consumption:

$$error = \frac{|real - predicted|}{real} \quad (ex. 6.12)$$

The energy prediction error:

- For random thermostat actions:



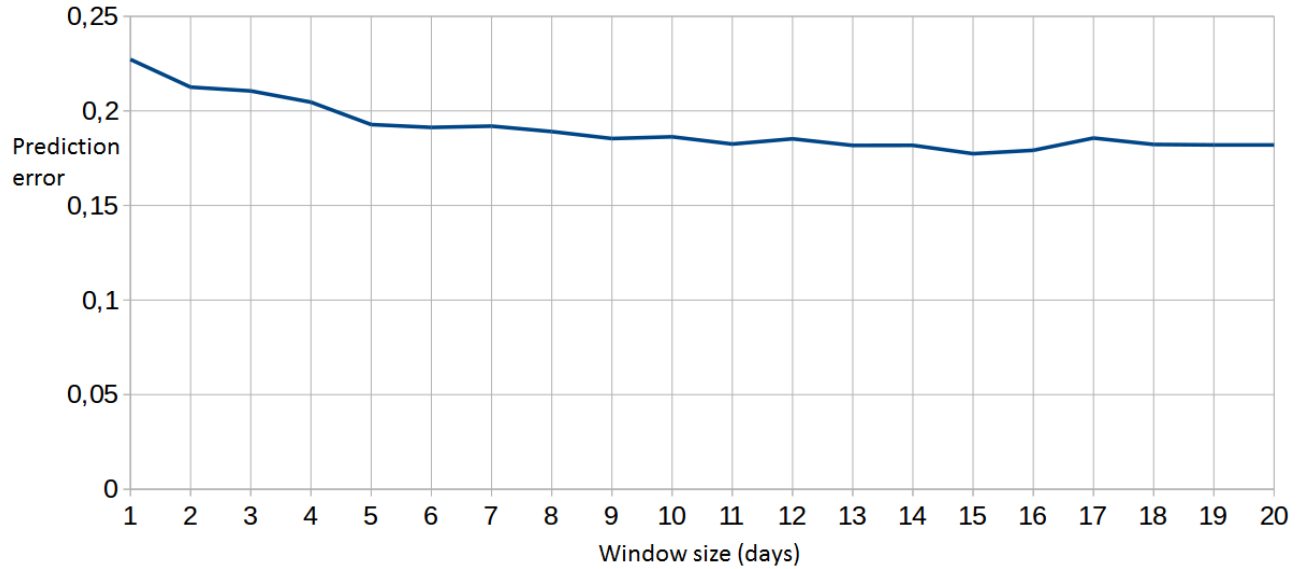


Figure 6.13: Prediction error for random actions dataset / window size

- For dataset with setpoints computed by our framework:

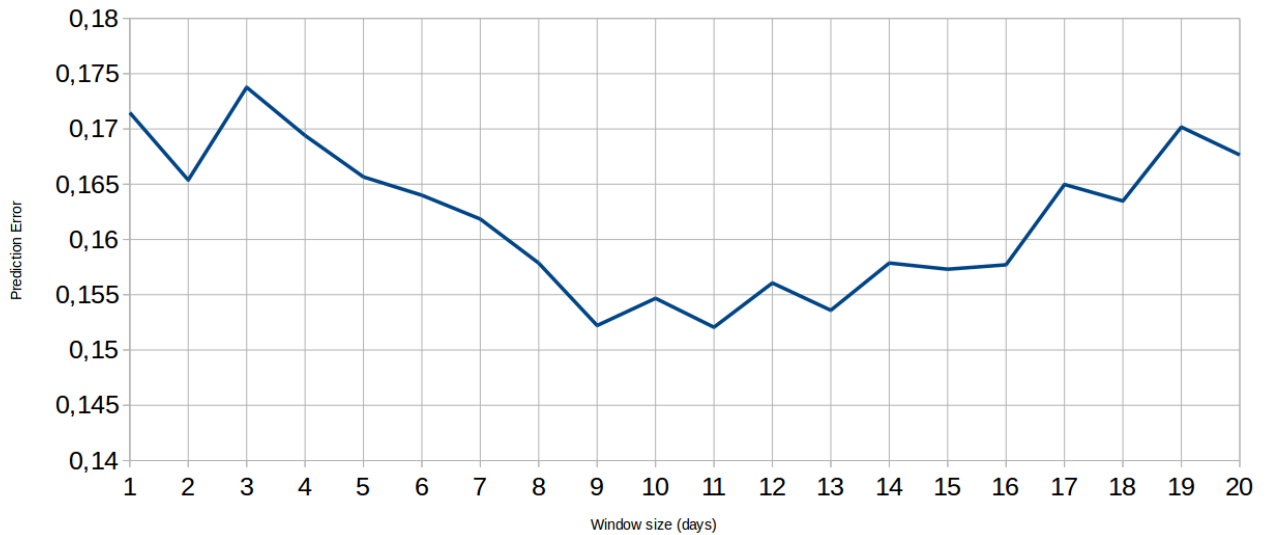


Figure 6.14: Prediction error for dataset with actions computed by our framework / window size

We notice that the window size has not much effect on prediction error (only around 2% which is within the limits of statistical error). However the error is smaller for using around 10 days-window. According to the experiments presented in figures 6.12 – 6.16 we decided to choose a dataset window with the samples listed in the last 10 days before our present time:

days window = 10 (ex. 6.13)

## 6.6.2 Dataset with only specific hours of the day (Fine-grain window)

There is a number of conditions that are not easily measurable and affect the HVAC system. The energy needed for a specific hvac action is influenced by weather conditions. We also want to decrease the dataset to have a less complex system. These reasons led us to manage the dataset keeping the samples listed at around the same time.

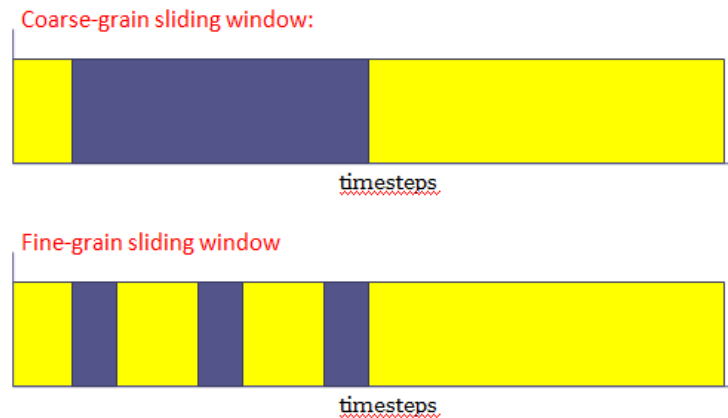


Figure 6.15: Coarse- vs. Fine-grain sliding window

We see that keeping a window with some timesteps before and after the timestep on what we working has a bit better results than keeping all the samples.

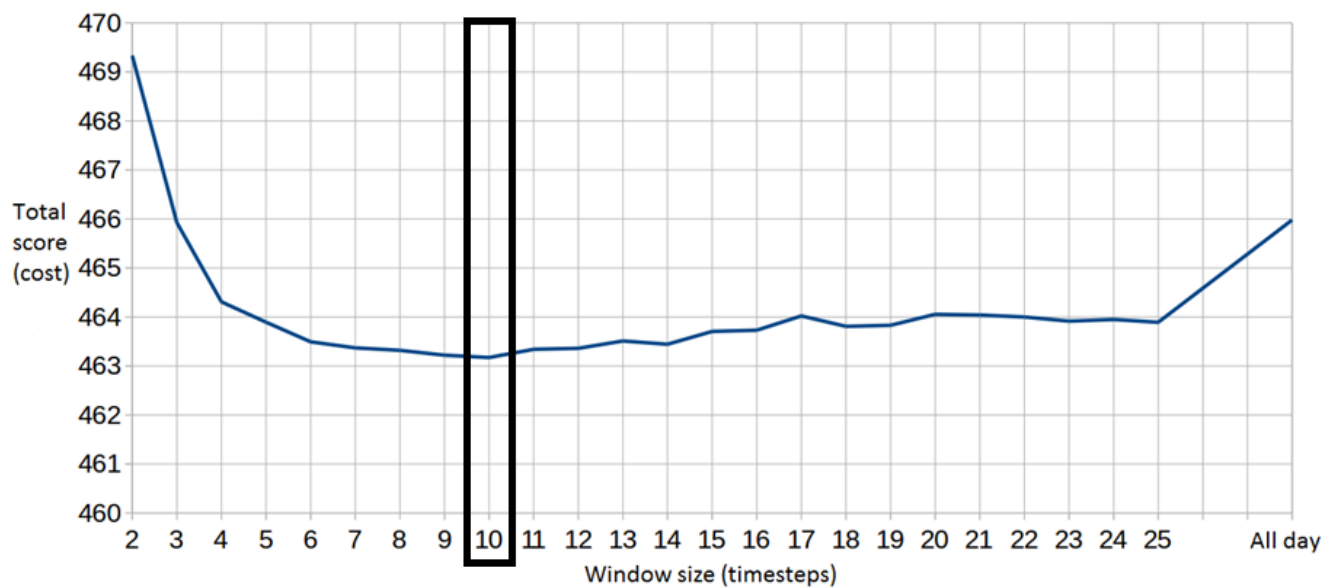


Figure 6.16: Total score with different window size

The prediction error for the energy cost is:

- For random thermostat actions:

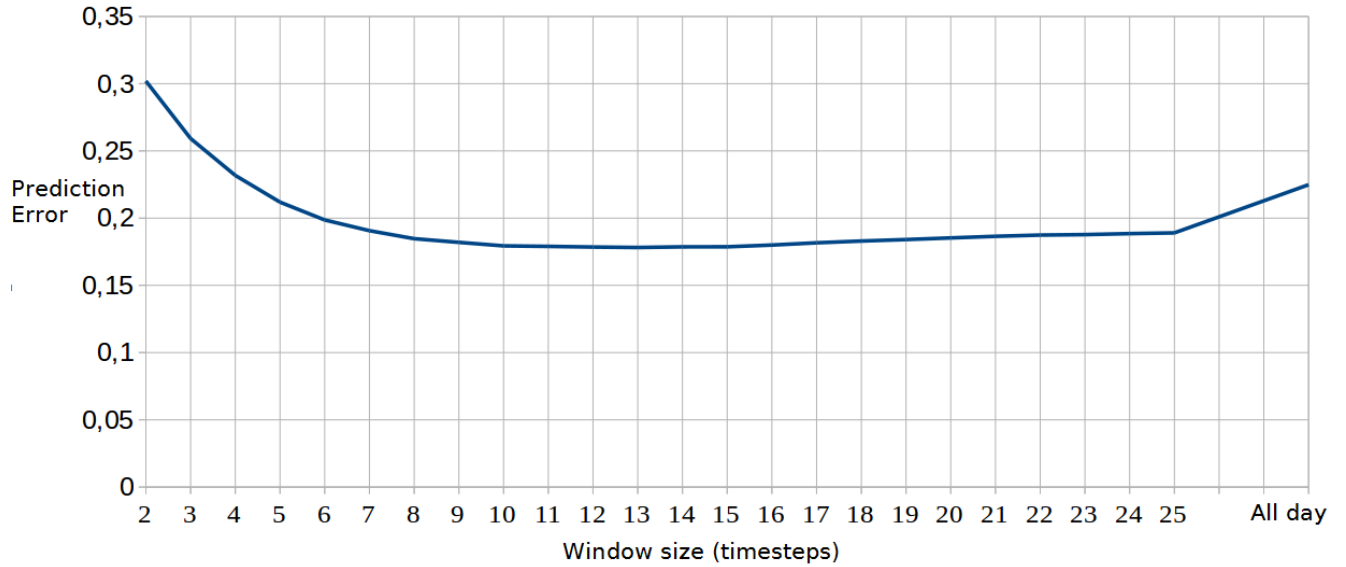


Figure 6.17: Prediction error for random actions dataset / window size

- For dataset with setpoints computed by our framework:

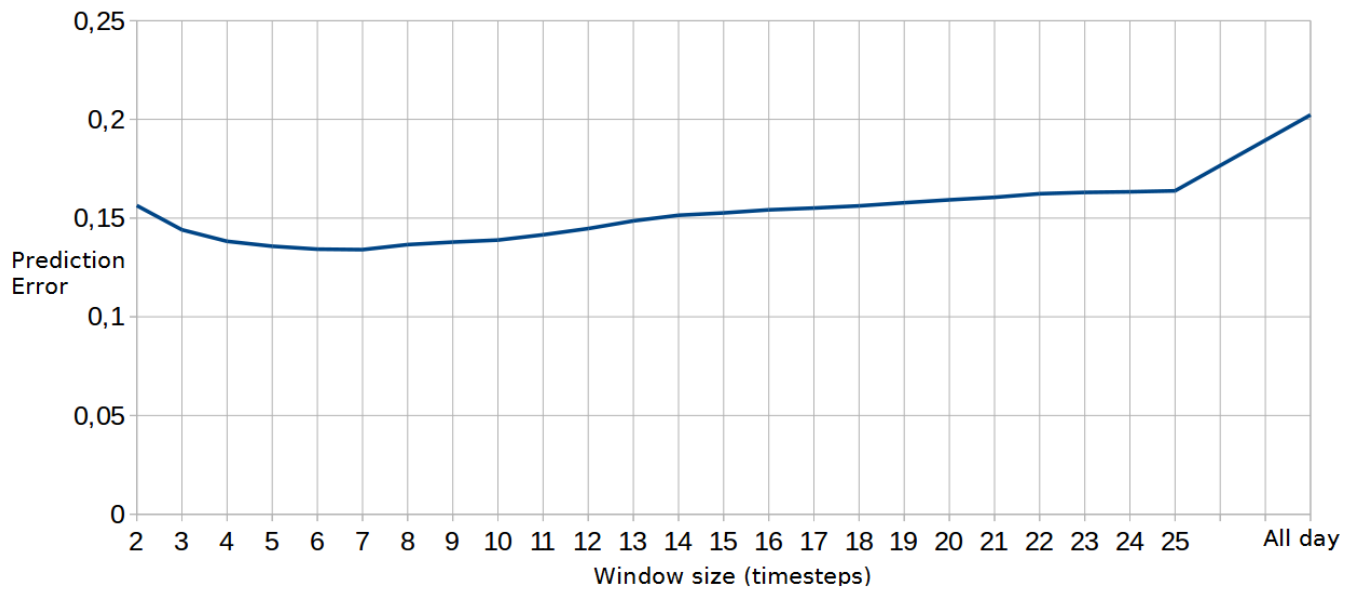


Figure 6.18: Prediction error for dataset with actions computed by our framework / window size

We notice that experiments using Radial Basis Function kernel lead to clearer conclusions that support our choices. According to these experiments above we could choose a dataset

window with only the samples listed 10 timesteps before and after the timestep on what we working.

$$\text{timesteps window} = 10 \text{ (ex. 6.14)}$$

### 6.6.3 Valuation of the optimizations

Using these optimizations we have a dataset with 200 samples for every thermostat (every training of the SVR model):

$$10 \text{ days} * 20 \frac{\text{samples}}{\text{day}} = 200 \text{ samples (ex. 6.15)}$$

Every sample has 6 features (outdoor temperature, outdoor humidity, solar radiation, indoor temperature, indoor humidity and HVAC setpoint) and 1 output (energy cost). This means that our thermostat requires:

$$200 * 7 = 1400 \text{ floating point numbers}$$

$$1400 * 4\text{bytes} = 5600\text{bytes} = 5.46875 \text{ KB of memory (ex. 6.16)}$$

(Every floating point number in single precision requires 4bytes).

The small number of samples also affects the speed of the Support Vector Regression. According to Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [3] “there is no theoretical result yet on LIBSVM’s number of iterations. Empirically, it is known that the number of iterations may be higher than linear to the number of training data. Thus, LIBSVM may take considerable training time for huge data sets”. Generally as we see in many papers (ref. [21]) the time complexity for Support Vector Machines is roughly between  $O(\text{samples}^2)$  and  $O(\text{samples}^3)$  or approximately  $O(\text{samples}^2 * \text{features})$  which means that our dataset is small enough for a quick execution of the program. In the following schemas we compare the execution time before and after optimization. (The experiments were performed on a Intel i5 4210U CPU).

- Training – retraining time:
  - Before optimization:

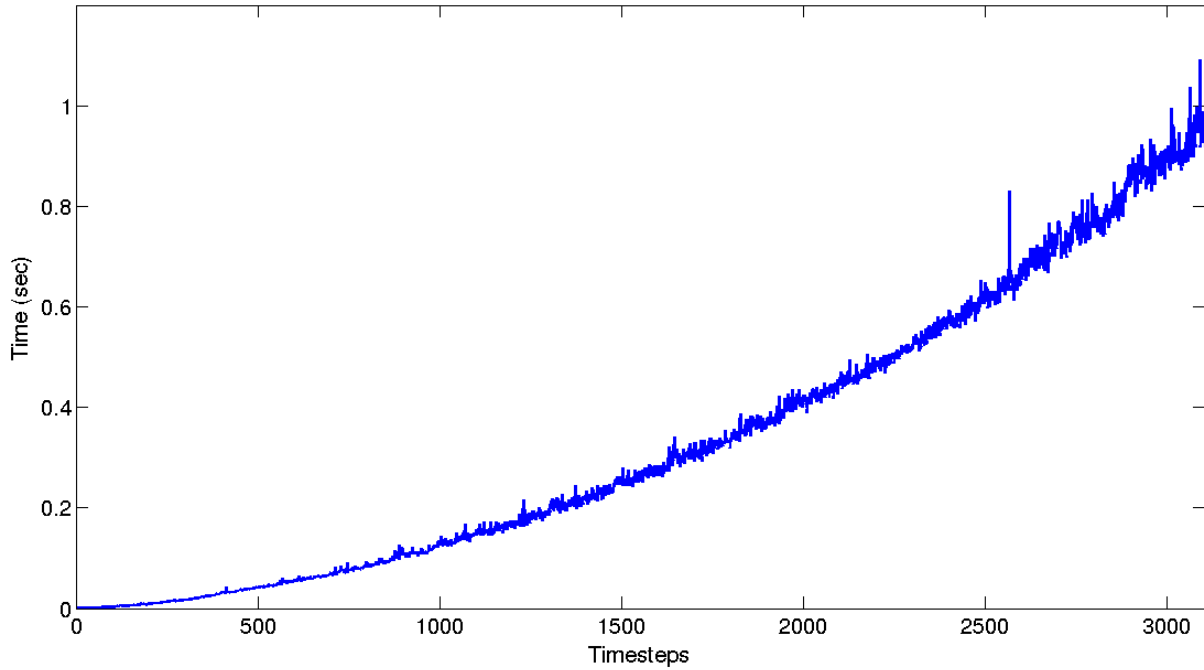


Figure 6.19: Training time without optimization

We notice that the retraining time is increased as the dataset is increased, as the days pass.

- After optimization:

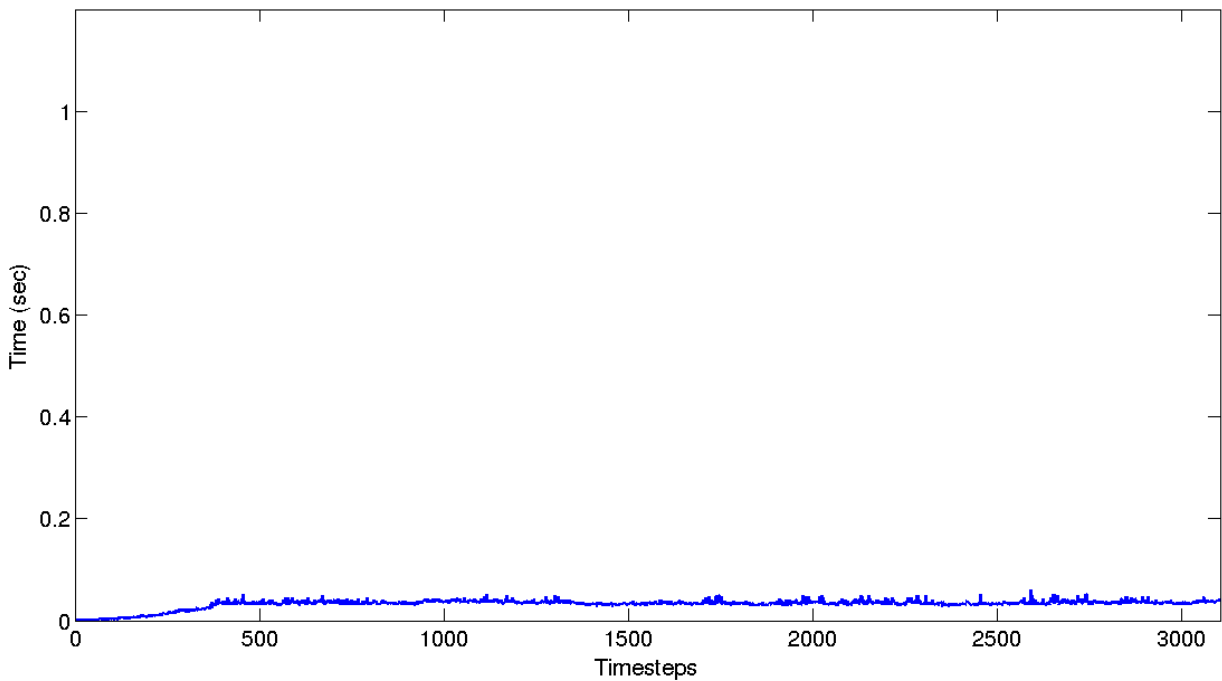


Figure 6.20: Training time after optimization

The threshold of 200 samples for the dataset makes a limit in training time.

- Whole timestep time (minimize of the cost function – iterations\*prediction\_time):
  - Before optimization:

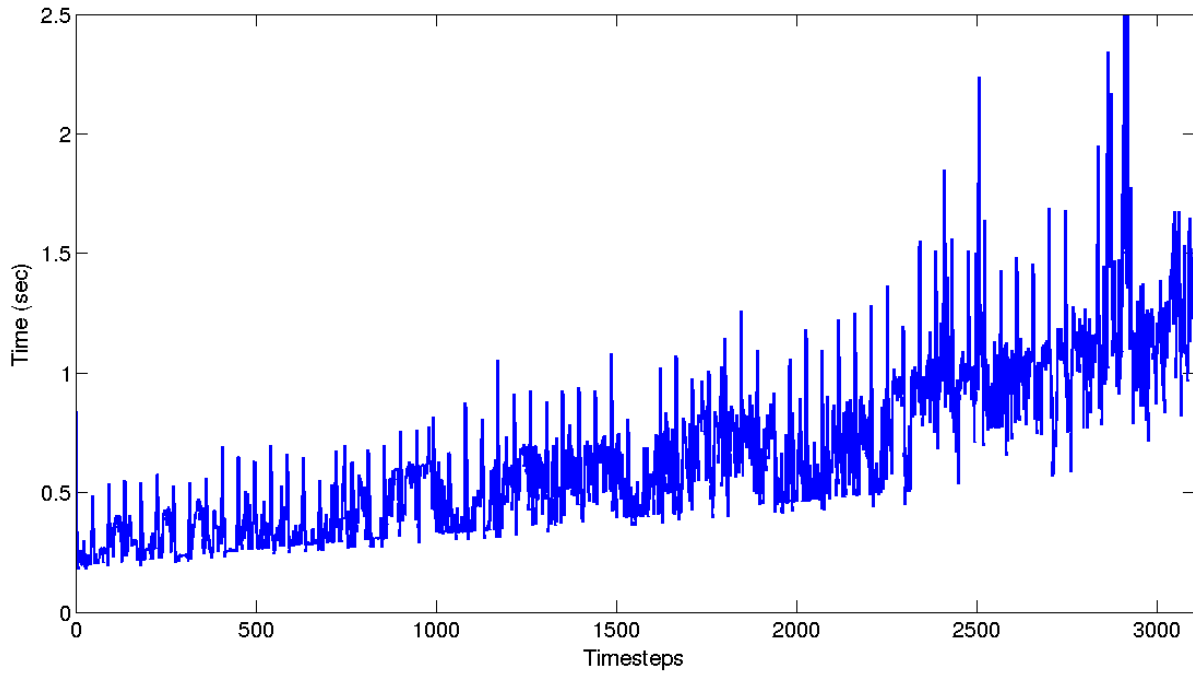


Figure 6.21: Timestep time without optimization

- After optimization:

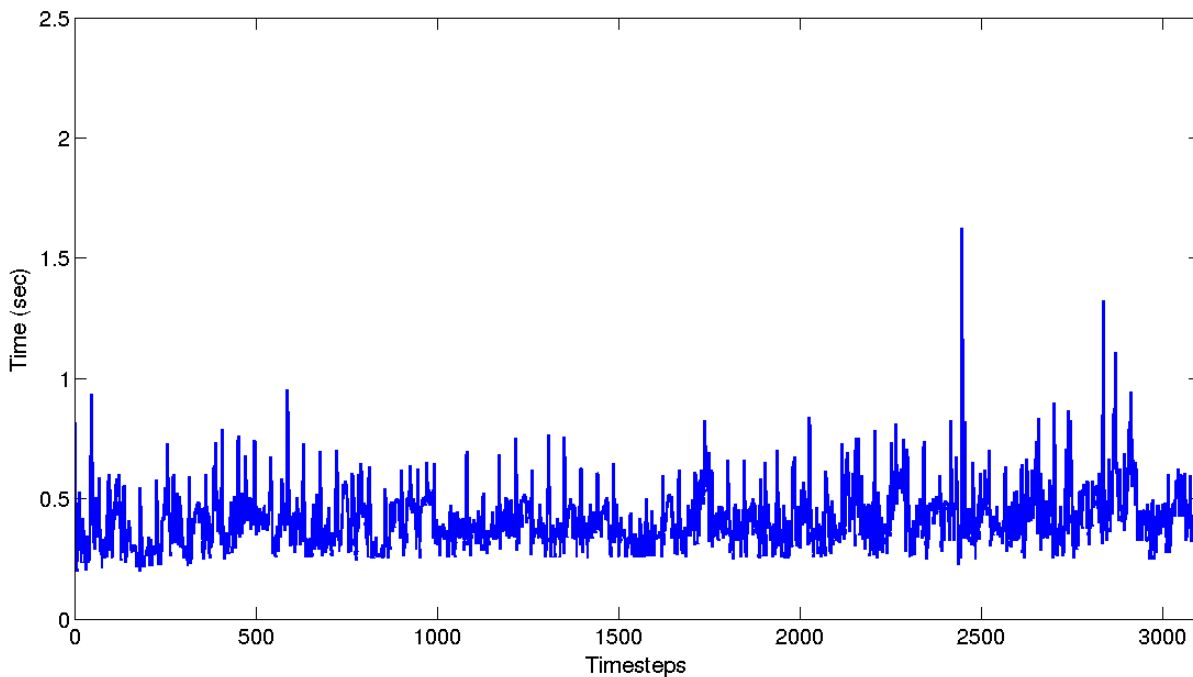


Figure 6.22: Timestep time after optimization

## 6.7 Final Experiments (after optimizations)

Now we make five day experiments and a comparison with the cost of keeping common constant setpoints to the thermostats of the building in winter (heating) and in summer (cooling) (**HVAC is our method**) (we used RBF kernel). We have almost identical quality to initial (proposed) solution but with significant lower computational & storage requirements:

Winter:

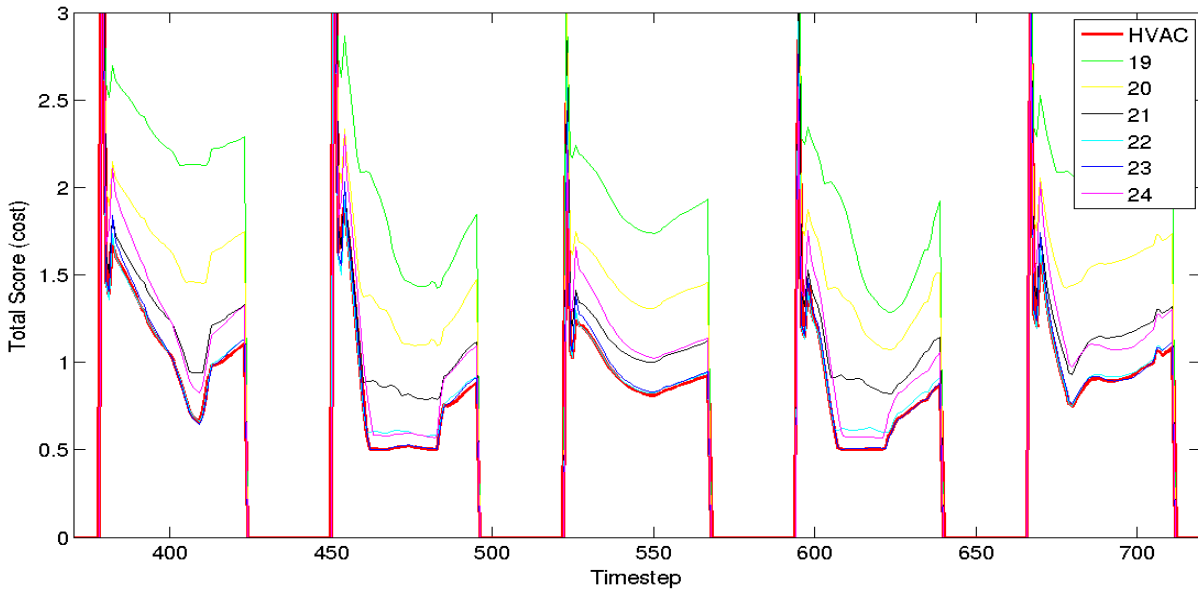


Figure 6.23: Winter 5-day experiment –trade\_off = 0.5

Summer:

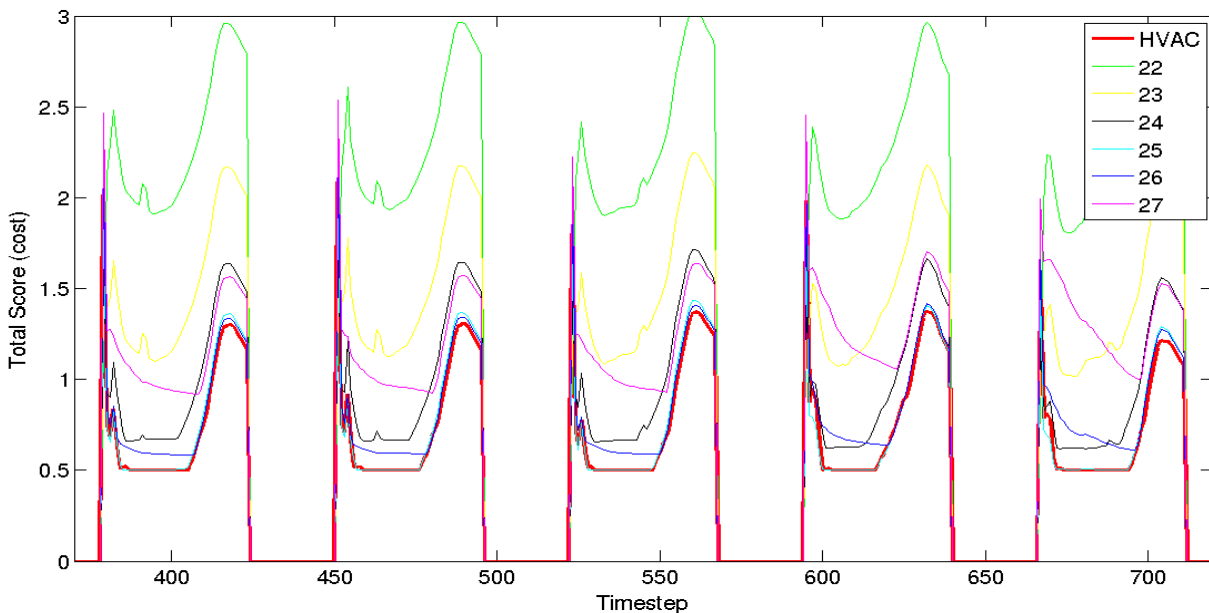


Figure 6.24: Summer 5-day experiment – trade\_off = 0.5

## 6.8 Finding good actions with simulation and minimization (EnergyPlus-fmincon)- comparison

We made an experiment to find good setpoints using as a function the EnergyPlus simulation of the building with inputs the actions of the thermostats (schedules) and output the Total score (cost) (ex.6.3) and we found the minimum of this function and as a result the best actions. (We used fmincon function in Matlab for 3000 iterations).

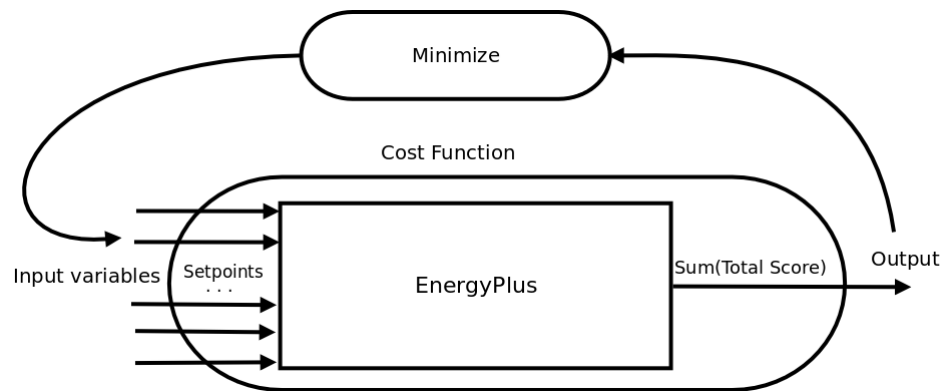


Figure 6.25: fmincon-EnergyPlus optimization

We compare with our HVAC system method and we have the results below:

- For linear kernel:

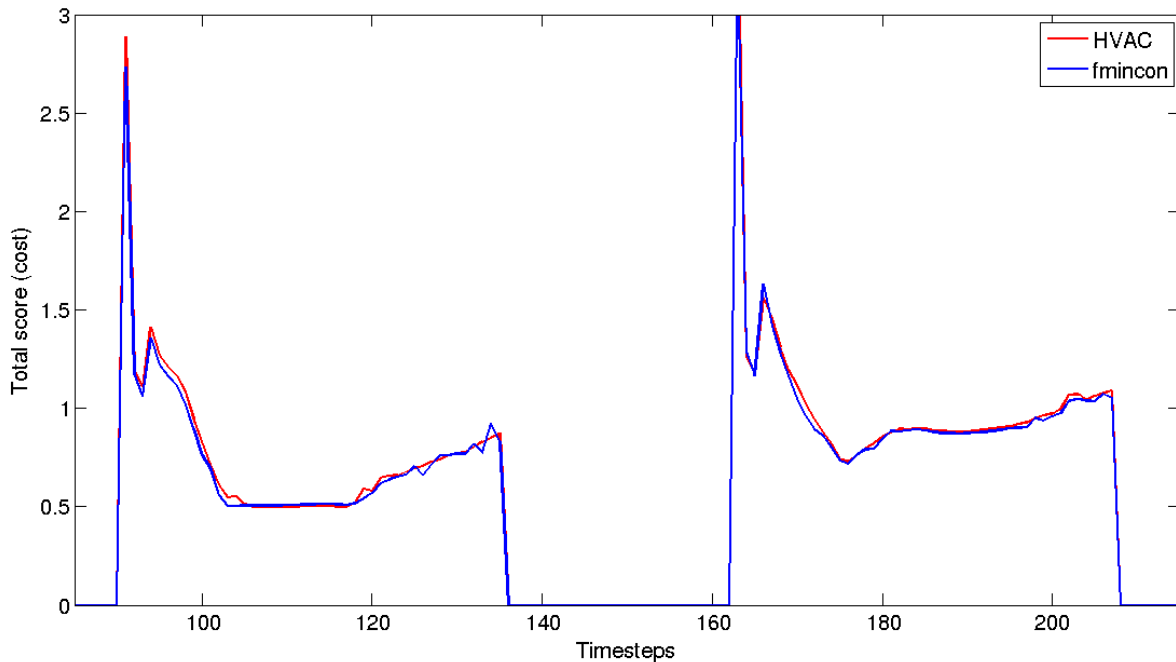


Figure 6.26: Proposed (linear kernel) vs fmincon-EnergyPlus method



- For Radial Basis Function kernel:

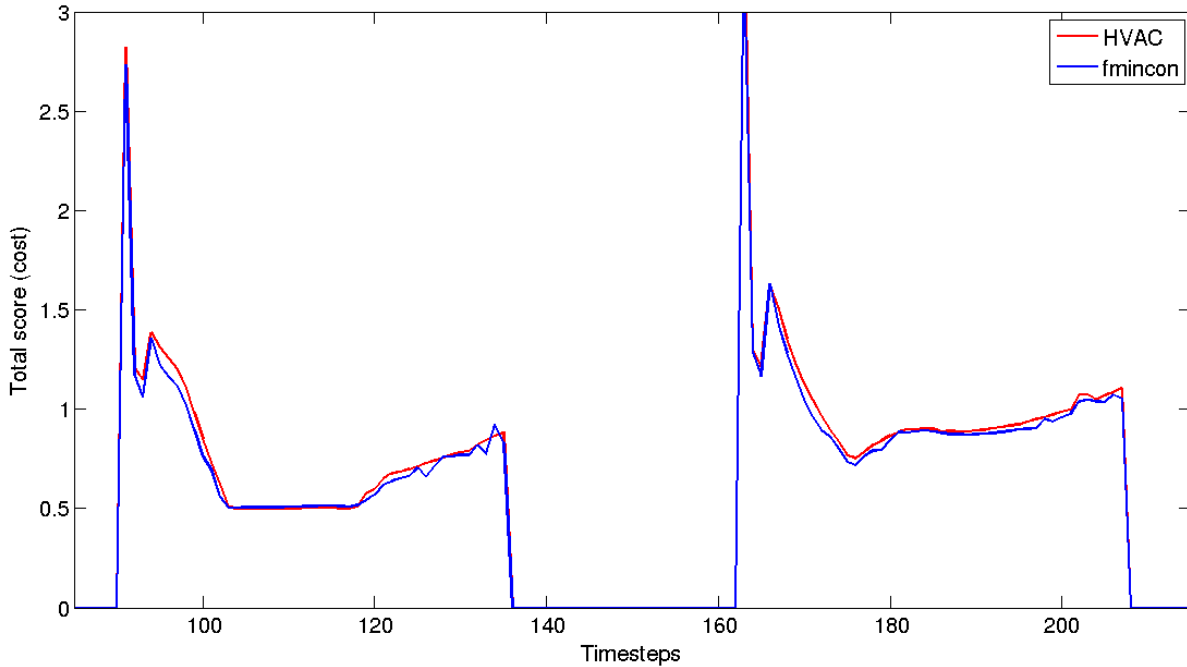


Figure 6.27: Proposed (RBF kernel) vs fmincon-EnergyPlus method

- **Advantages of our system over the system described on this paragraph**

The system that we described in this paragraph (EnergyPlus-fmincon) can find good setpoints/actions performing an exhaustive experiment but our system has a big number of advantages compared to it:

EnergyPlys-fmincon	Our system	Advantage
pre-computes the setpoints for all day, based on forecasts (not real weather values)	works real-time (real weather values)	More accurate
uses simulated HVAC systems and building's thermal behavior	learns the real HVAC consumption and building's state	More accurate
sets the same setpoint in all rooms/thermal zones	computes different setpoints for every room	More functional
needs Matlab, EnergyPlus (850	Runs on embedded system	More lightweight

MB Ram)		
only on specific buildings, designed and modeled in EnergyPlus (by engineers)	learns automatically the building's behavior	Wider range

Table 6.1: Advantages of our system over 'EnergyPlus-fmincon' method

- Some numbers:
  - The fmincon needs a number of iterations to converge in the minimum value. This number is different for each building. For example:

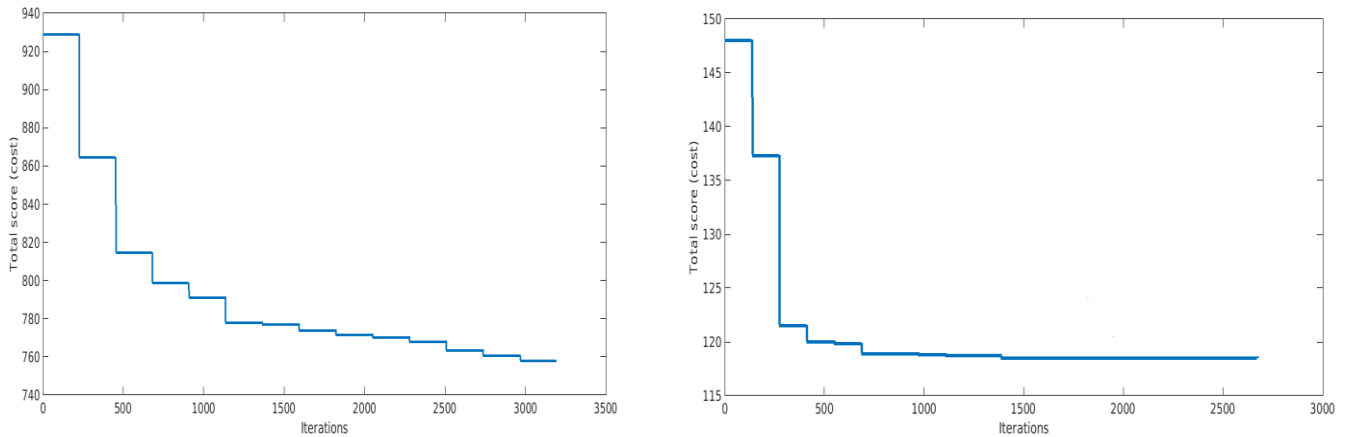


Figure 6.28: Fmincon iterations

- EnergyPlus-fmincon needs  $4.36 * 10^4$  seconds to compute the setpoints for a day. Our system works only every timestep (real time) and needs around 0.5 seconds for each timestep but in simulation on the same computer system it only for **37.31 seconds** to compute all setpoints for the same day.
- In an embedded system with: CPU: ARMv7 Processor rev 0  
Ram: 128MB  
(Experiments made in Qemu VM [48])

Training time for energy prediction for the 200 samples dataset (optimized)

is around 0.2 seconds and prediction time around 0.02 seconds, while (for the same dataset) in the system that we made the experiments above (i5 4210U, 8GB Ram), training\_time = 0.005 seconds and prediction\_time = 0.0006 seconds.

## 6.9 Experimental setup

The results and the graphs that we present above for every design choice are produced by EnergyPlus. The basic parameters of the experiment are:

- Location (weather data): Athens Greece
- Number of rooms: 10
- Season: Winter (January – February)
- Usage hours: 6.00 – 21.00
- Zone HVAC Ideal Loads Air System
- 20 m<sup>2</sup> photovoltaic, with 0.75 performance ratio

### 6.9.1 The building

The model of the building is based on a real building in Hania Greece. The building has two floors and it consists of two main blocks. The building's sketch looks like:

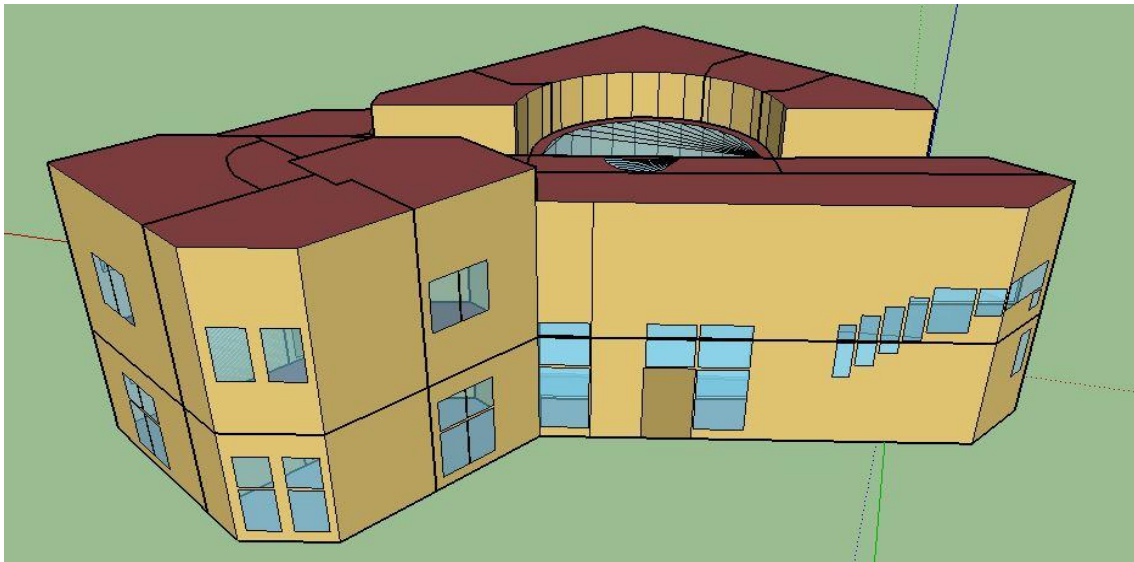


Figure 6.29: The building

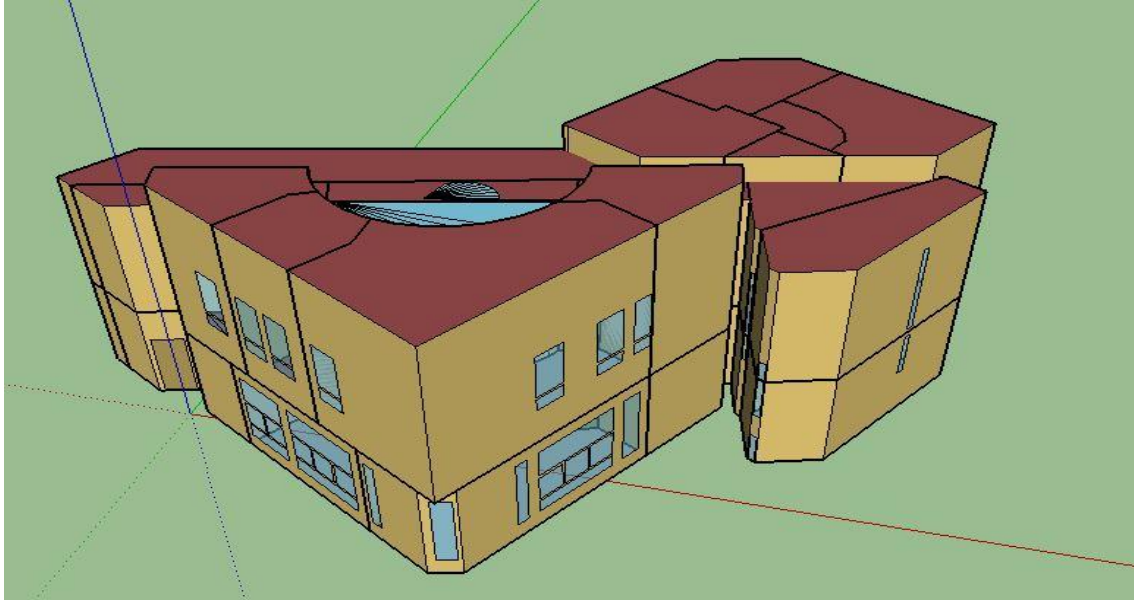


Figure 6.30: The building 2

We choose 10 offices to apply our system. Four in block 2 (1, 2, 3, 4) and six in block 1 (5, 6, 7, 8):

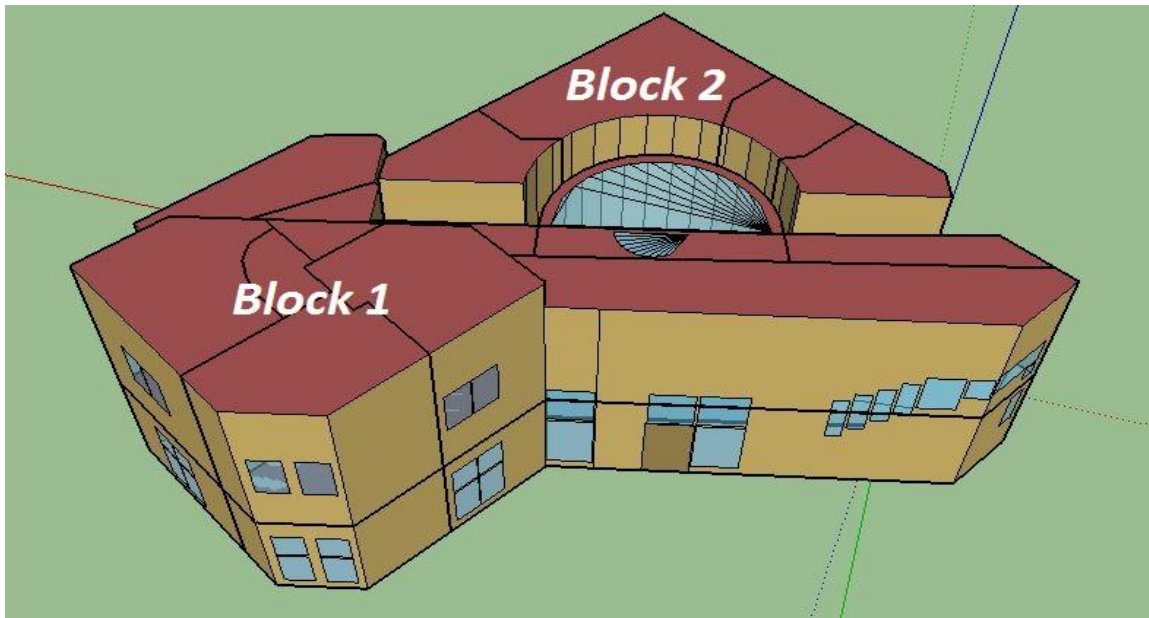


Figure 6.31: Building's blocks

## 6.9.2 Zone HVAC Ideal Loads Air System

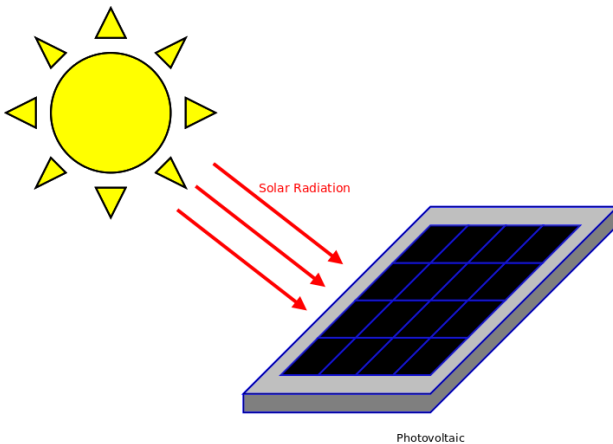
It's the simplest component of zone equipment. We use it when we want a fast solution to study the performance of the building, without specifying air loops, water loops etc. Zone controls, zone equipment configurations, and the purchased air components are needed.

## 6.9.3 Photovoltaic

We use ideal components. The power of a photovoltaic can simply (without loss of generality) be calculated using the formula:

$$PVpower(W) = PVarea(m^2) * Performance\_ratio * Beam\ Solar\ Radiation(\frac{W}{m^2})$$

(ex. 6.16)



- PVarea = 20m<sup>2</sup>
- Performance\_ratio = 0.75

Figure 6.32: Photovoltaic

# 7. ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΕ ΜΕΓΑΛΟ ΚΤΗΡΙΟ

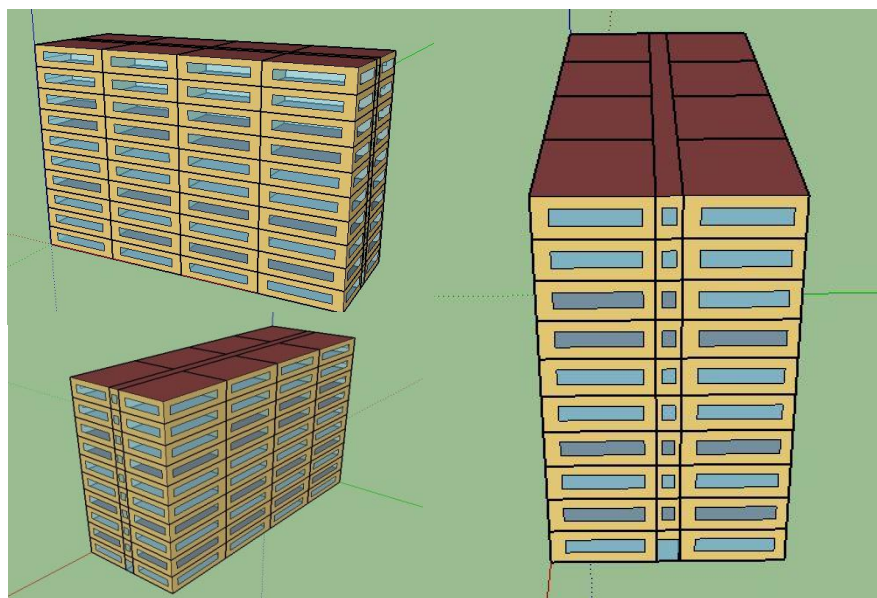
## 7.1 Βασικές παράμετροι του πειράματος

Εφαρμόσαμε το σύστημά μας και κάναμε προσομοιώσεις σε ένα πιο μεγάλο κτήριο. Οι βασικές παράμετροι του πειράματός μας είναι οι εξής:

- Τοποθεσία (δεδομένα καιρού): San Francisco
- Αριθμός δωματίων: 80
- Εποχή: Χειμώνας (Ιανουάριος – Φεβρουάριος)
- Ώρες χρήσης: 6.00 – 21.00
- Σύστημα θέρμανσης: Unitary Heat Pump: Water To Air
- 20 m<sup>2</sup> φωτοβολταϊκό, με 0.75 συντελεστή απόδοσης
- Στο σύστημά μας trade\_off = 0.5

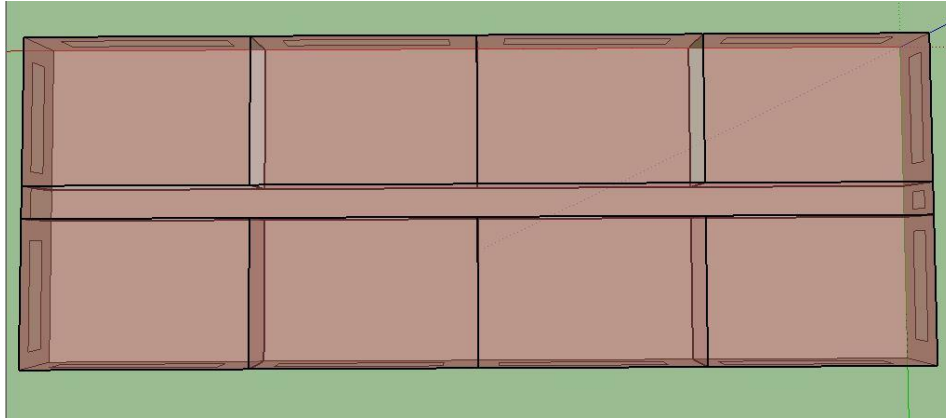
### 7.1.1 Το κτήριο

Το σκίτσο του κτηρίου παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 7.1 Το κτήριο

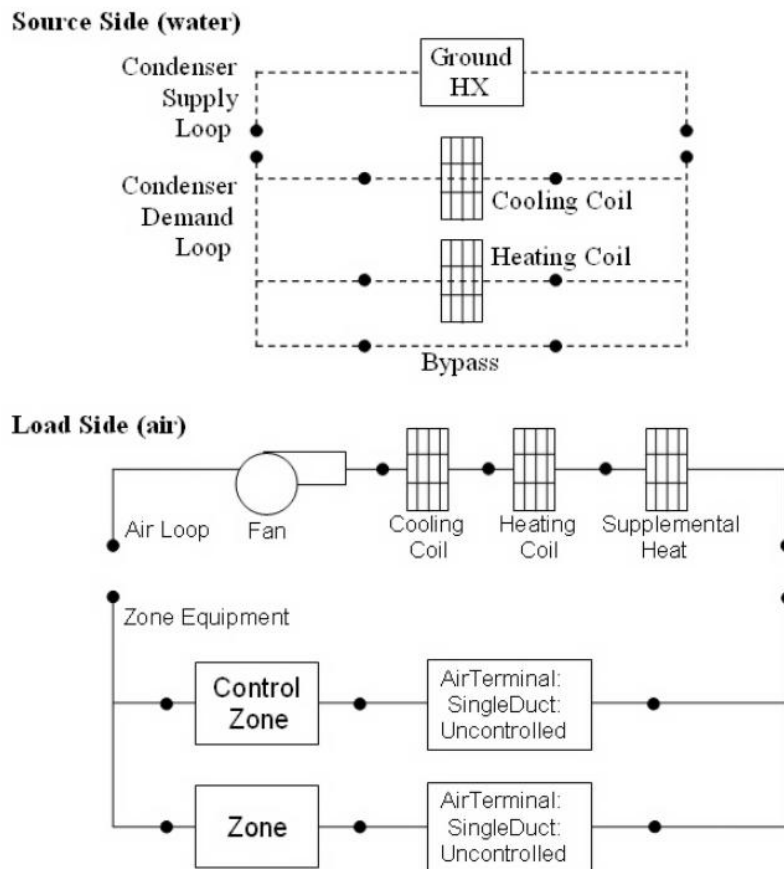
Κάθε όροφος είναι πανομοιότυπος και αποτελείται από 8 δωμάτια με έναν διάδρομο ανάμεσα όπως φαίνεται στο σχήμα:



Εικόνα 7.2 ο όροφος του κτηρίου

### 7.1.2 Το σύστημα θέρμανσης του κτηρίου

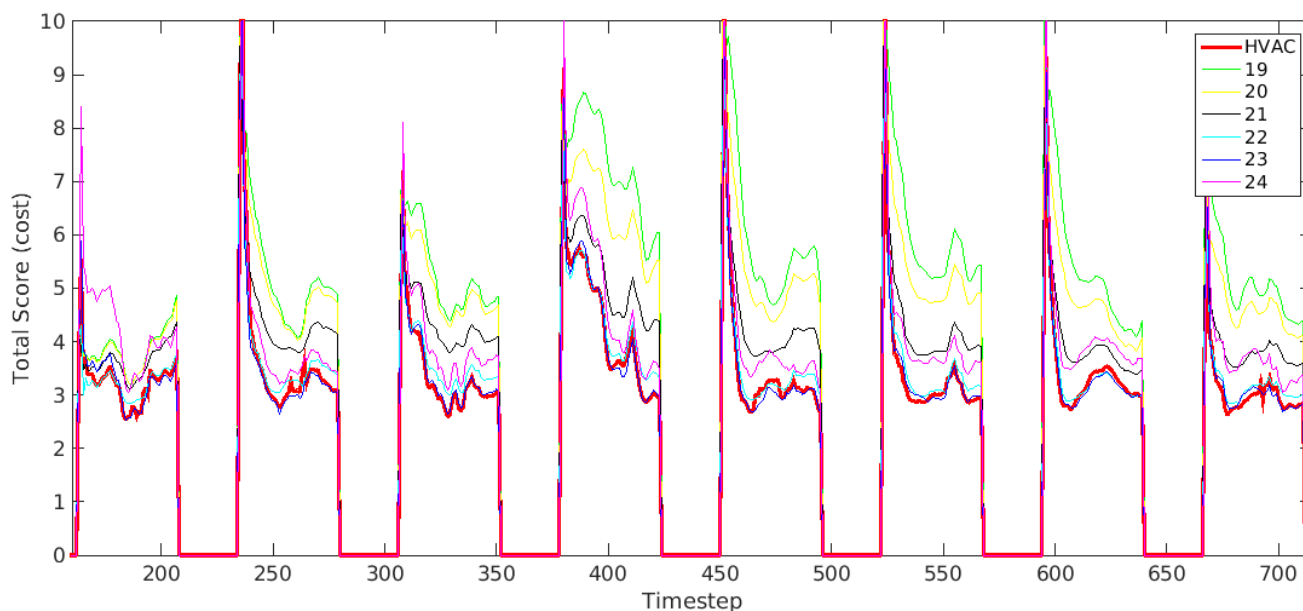
Το σχήμα που περιγράφει το σύστημα Unitary Heat Pump : Water to Air φαίνεται παρακάτω ([5] σελ. 1352):



Εικόνα 7.3 Unitary Heat Pump: Water to Air [5]

## 7.2 Πειράματα

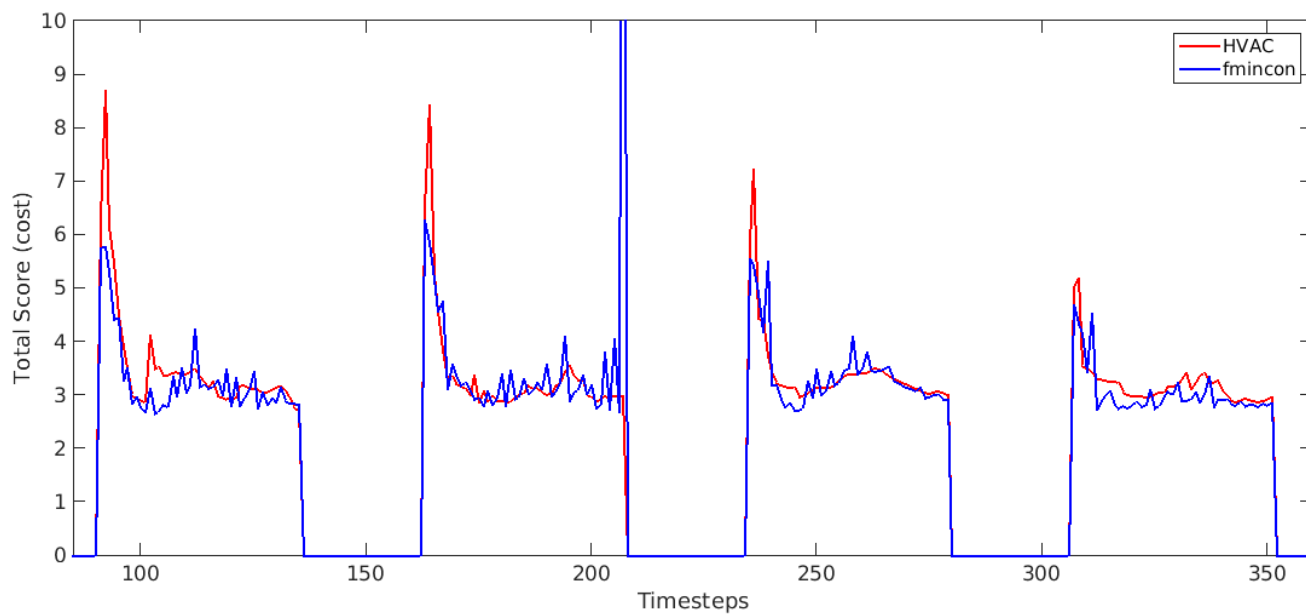
Εκτελέσαμε πείραμα 8 ημερών για  $\text{trade\_off} = 0.5$  στο σύστημά μας και συγκρίναμε το κόστος των ενεργειών των θερμοστατών μας ( $\text{cost} = 0.5 \cdot \text{dissatisfaction} + 0.5 \cdot \text{energy}$ ) με το κόστος που είχαν συνήθεις στατικές επιλογές που κάνουμε. Παρατηρούμε ότι το σύστημά μας αυτόματα προσαρμόζεται κοντά στην καλύτερη επιλογή όπως βλέπουμε στο παρακάτω σχήμα (με HVAC συμβολίζουμε την δική μας μέθοδο):



Εικόνα 7.4 Σύγκριση του συστήματός μας με σταθερά setpoints

Στην συνέχεια χρησιμοποιώντας το EnergyPlus με την προσομοίωση για αυτό το κτήριο ως συνάρτηση με είσοδο τις ενέργειες για 4 μέρες και βρήκαμε το ελάχιστο της συνάρτησης με την μέθοδο που περιγράψαμε και στο κεφάλαιο 6 παράγραφο 6.7. (Σημείωση: Για να μικρύνουμε τον αριθμό των μεταβλητών και άρα τον χρόνο εκτέλεσης των πειραμάτων χρησιμοποιήσαμε την ίδια ενέργεια και στα 80 δωμάτια άρα αυτό σημαίνει πως δεν έχουμε ακριβώς τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα αλλά μια προσέγγιση αυτών). Έχουμε λοιπόν τα εξής αποτελέσματα (με HVAC συμβολίζουμε την δική μας μέθοδο):





Εικόνα 7.5 Σύγκριση του συστήματός μας με την μέθοδο βελτιστοποίησης με fmincon-EnergyPlus

## 8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

---

Στην διπλωματική εργασία αυτή μελετήσαμε τον έλεγχο των HVAC συστημάτων με σκοπό την επίτευξη καλύτερης θερμικής άνεσης σε συνδυασμό με την εξοικονόμηση ενέργειας. Πιο συγκεκριμένα:

- Εισαγάγαμε έναν ελαφρύ (lightweight) μηχανισμό ελέγχου του συστήματος, για τον υπολογισμό set-points θερμοκρασίας για το HVAC σύστημα κτηρίων βασισμένο σε μοντέλα θερμικής άνεσης και σε machine learning τεχνικές.
- Η μεθοδολογία μας έχει σκοπό να είναι εύκολα εφαρμόσιμη (plug & play) σε ευρεία γκάμα κτηρίων, χωρίς να εξαρτάται από ειδικές παραμέτρους ή τις καιρικές συνθήκες.
- Είναι συγκρίσιμη με state-of-the-art τεχνικές και έχει πολύ μικρές υπολογιστικές απαιτήσεις και απαιτήσεις σε μνήμη.

Μελλοντική εργασία αποτελεί η υλοποίηση του μοντέλου που παρουσιάσαμε σε internet of things εφαρμογή, ο προγραμματισμός της σε FPGAs καθώς και η προσθήκη νέων λειτουργιών όπως για παράδειγμα ο απομακρυσμένος έλεγχος των κλιματιστικών.

# ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α – ΣΥΝΔΕΣΗ ENERGYPLUS ΜΕ MATLAB

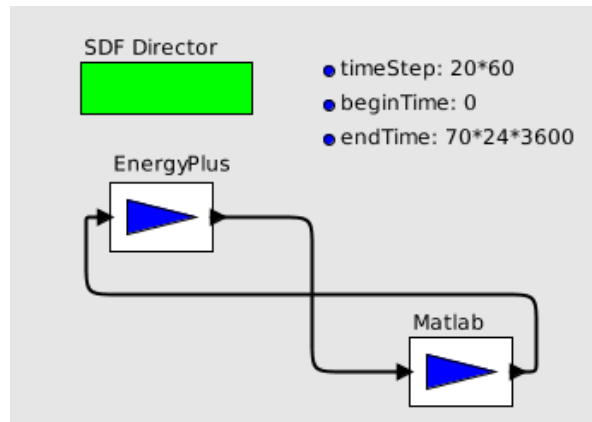
Για την πραγματοποίηση των πειραμάτων που παρουσιάστηκαν στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήσαμε όπως αναφέραμε και στο Κεφάλαιο 2 το EnergyPlus , όμως προκειμένου να υλοποιήσουμε το σύστημα θερμοστατών μας και να παίρνουμε και να δίνουμε αποτελέσματα στο EnergyPlus (προσομοιάζοντας έτσι την real time λειτουργία του σε σύνδεση με το κτήριο) χρειάστηκε να πραγματοποιήσουμε σύνδεση το EnergyPlus με το Matlab. Αυτό το επιτύχαμε μέσω του BCVTB (Building Controls Virtual Test Bed) περισσότερες λεπτομέρειες για το οποίο αναφέραμε στο κεφάλαιο 2 παράγραφο 2.3.3. Στο παράρτημα αυτό θεωρήσαμε σκόπιμο να δώσουμε λεπτομέρειες για το πώς επιτύχαμε την σύνδεση αυτή (όπως περιγράφεται εκτενώς αναφέρεται στο documentation του BCVTB [32]).

Το BCVTB επιτρέπει συνεργατική προσομοίωση και έτσι μπορούμε να συνδέσουμε το EnergyPlus (προσομοίωση κτηρίου) με το Matlab (προσομοίωση ελέγχου HVAC συστήματος) κάνοντας ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ των 2 (μέσω του project Ptolemy II).

Το EnergyPlus προκειμένου να ρυθμίζει και να περνάει τιμές σε διάφορα συστήματα/επιλογές του που μπορεί να ορίζονται από τον χρήστη, όπως για παράδειγμα το setpoint του θερμοστάτη χρησιμοποιεί προγράμματα (schedules). Αυτά μπορούν να οριστούν στατικά από τον χρήστη ο οποίος είτε μπορεί να τα γράψει μέσα στο idf αρχείο (είναι το αρχείο που περιγράφει το κτήριο), είτε μπορεί να χρησιμοποιήσει διάφορες προεπιλεγμένες συναρτήσεις του EnergyPlus. Προκειμένου όμως να περνάμε τιμές real time στην προσομοίωση με βάση τις τιμές που λαμβάνουμε από το σύστημα χρειάζεται να «πανωγράψουμε» αυτά τα προγράμματα (schedules). Αυτό ακριβώς κάνει το BCVTB. Το EnergyPlus «αλλάζει τιμές» (είτε παίρνει νέες είτε εξάγει) ανά timestep. Καθ όλη την διάρκεια του timestep οι τιμές αυτές παραμένουν σταθερές.

Το Ptolemy II δημιουργεί την σύνδεση για την μεταφορά των δεδομένων μέσω BSD Sockets. Οπότε στο bcvtb έχουμε ένα διάγραμμα ροής (που αποθηκεύεται σε ένα xml αρχείο) που περιλαμβάνει τους βασικούς προσομοιωτές (ως “actors”) και τις βασικές παραμέτρους.

Στην δική μας περίπτωση το xml αρχείο (system.xml) ανοίγοντάς στο με το bcvtb είναι ως εξής (βασισμένο στα παραδείγματα):



Όπου `ProgramName: /usr/local/EnergyPlus-8-5-0/energyplus-8.5.0` και `Arguments: "-w Weather.epw -r building.idf"` για το EnergyPlus και `ProgramName: matlab` και `Arguments: ""-nojvm -nosplash -logfile matlab.log -r simulateAndExit"` για το Matlab.

Άρα σε κάθε timestep (20 λεπτά στην περίπτωσή μας) θα γίνεται ανταλλαγή δεδομένων. Το EnergyPlus θα στέλνει τις τιμές του κτηρίου που περιγράφεται στο building.idf με καιρό Weather.epw στο Matlab και το Matlab τις τιμές των schedules (που υπολογίζει στο script simulateAndExit.m) για την ρύθμιση των θερμοστατών.

Στο idf του κτηρίου ορίζονται οι τιμές που μας δίνει το EnergyPlus ως Output:Variables. Για παράδειγμα στην περίπτωση την δική μας μια από τις τιμές που έχουμε είναι η εξής:

```
Output:Variable,*,Zone Mean Air Temperature,Timestep;
```

,που σημαίνει ότι θέλουμε να μας δίνει (όπου ο συμβολισμός \* σύμφωνα με το documentation του EnergyPlus σημαίνει ότι θα το επαναλάβει με το όνομα κάθε ζώνης) για κάθε ζώνη την μέση θερμοκρασία του αέρα (συμβολισμοί για μια μεγάλη πληθώρα μεγεθών περιέχονται στο [5]), ανα timestep.

Ενώ οι τιμές που λαμβάνει το EnergyPlus από το Matlab (μέσω bcvtb-Ptolemy II) ορίζονται στο idf ως ExternalInterface:Schedule. Για παράδειγμα στην περίπτωση μας ένα παράδειγμα είναι το εξής:

```
ExternalInterface:Schedule,  
  Heating G SW Apartment,      !- Name  
  Any Number,                 !- Schedule Type Limits Name  
  24;                          !- Initial Value
```

Όπου Heating G SW Apartment είναι το όνομα του Schedule το οποίο περνάμε σαν schedule για τα setpoints για θέρμανση του θερμοστάτη G SW Apartment Dual SP Control ο οποίος με την σειρά του περνιέται σαν παράμετρος του HVAC συστήματος. (περισσότερες λεπτομέρειες στα idf και στα [5], [32]).

Φυσικά στο idf ορίζεται επίσης το Ptolemy II ως ExternalInterface:

```
ExternalInterface,  
  PtolemyServer;              !- Name of External Interface
```

Η σύνδεση των μεταβλητών με το Matlab ορίζεται στο αρχείο variables.cfg. Εκεί ορίζουμε τις μεταβλητές (<BCVTB-variables>). Αυτές που θα δίνει το Matlab (τα schedules) με source="Ptolemy" αφού το Ptolemy θα τα περάσει στο EnergyPlus και αυτές που παίρνουμε από το EnergyPlus με source="EnergyPlus". Στα παραδείγματα που δώσαμε πριν:

```
<variable source="Ptolemy">  
  <EnergyPlus schedule="Heating G SW Apartment"/>  
</variable>
```

Είναι τιμή schedule άρα το EnergyPlus την περιμένει από το Matlab, ενώ πχ

```
<variable source="EnergyPlus">  
  <EnergyPlus name="G SW Apartment" type="Zone Mean Air Temperature"/>  
</variable>
```

Η Θερμοκρασία του αέρα είναι τιμή που μας δίνει το EnergyPlus.

Η σειρά που είναι γραμμένες οι μεταβλητές στο variables.cfg παίζει πολύ μεγάλο ρόλο καθώς ακριβώς αυτή είναι η σειρά που θα περνιούνται στα vectors που επικοινωνούν με το Matlab.

Στο script simulateAndExit.m στο Matlab τώρα έχουμε την εντολή:

```
[retVal, flaRea, simTimRea, eplus_receive ] =  
exchangeDoublesWithSocket(sockfd, flaWri, length(eplus_receive), simTimWri,  
eplus_send);
```

Ο πίνακας eplus\_receive αποτελεί έξοδο της εντολής και είναι όλες οι τιμές που κάνει report το EnergyPlus με την σειρά που αναγράφονται στο variables.cfg.

Ο πίνακας eplus\_send συμπληρώνεται από εμάς στην matlab (είναι οι τιμές εξόδου του συστήματος ελέγχου μας) και περιλαμβάνει τις τιμές όλων των schedules που θα στείλουμε στο EnergyPlus με την σειρά που αυτά αναγράφονται στο variables.cfg.

# ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β – ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ

Στο παράρτημα αυτό θεωρήσαμε σκόπιμο να περιγράψουμε σύντομα την υλοποίηση του συστήματος σε Matlab, με το οποίο πραγματοποιήθηκαν όλα τα πειράματα και είχαμε όλα τα αποτελέσματα τα οποία παρουσιάστηκαν στα κεφάλαια 6 και 7 της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Στην ουσία σχεδιάσαμε την μεθοδολογία συστήματος εξοικονόμησης ενέργειας με έξυπνους θερμοστάτες όπως αναφέρεται και στον τίτλο της εργασίας, οπότε πραγματοποιήσαμε σε Matlab (με την βοήθεια των προγραμμάτων EnergyPlus και Bcvtb) πρόγραμμα που πραγματοποιεί προσομοίωση του συστήματος embedded θερμοστατών που σχεδιάσαμε στο 6<sup>ο</sup> κεφάλαιο σε κτήρια προκειμένου να ελέγξουμε, συγκρίνουμε και παρουσιάσουμε την λειτουργία του.

Η προσομοίωση ξεκινά με το script startSimulation.m . Αυτό παίρνει ως εισόδους όλες τις παραμέτρους της προσομοίωσης:

- input1 : hvac - select type for hvac control 1 for pre-load all actions from ./input/Actions.csv file, 2 for deciding actions during simulation, 3 experiment for the best actions
- input2 : start\_day - The day of the year to start the simulation - [0,365]
- input3 : end\_day - The day of the year that the simulation ends - [0,365] >= start\_day
- input4 : start\_hour - The hour of the start\_day that the simulation begins - [0,24]
- input5 : end\_hour - The hour of the end\_day that the simulation ends - [0,24]
- input6 : timesteps - Number of timesteps per hour for reporting results or for controlling HVAC system
- input7 : zone\_number - The number of building's thermal zones
- input8 : trade\_off - The trade\_off between energy and fanger(Predicted Percentage of Dissatisfied) for reporting totalscore
- input9 : photovolt\_gain - The gain of photovoltaic systems

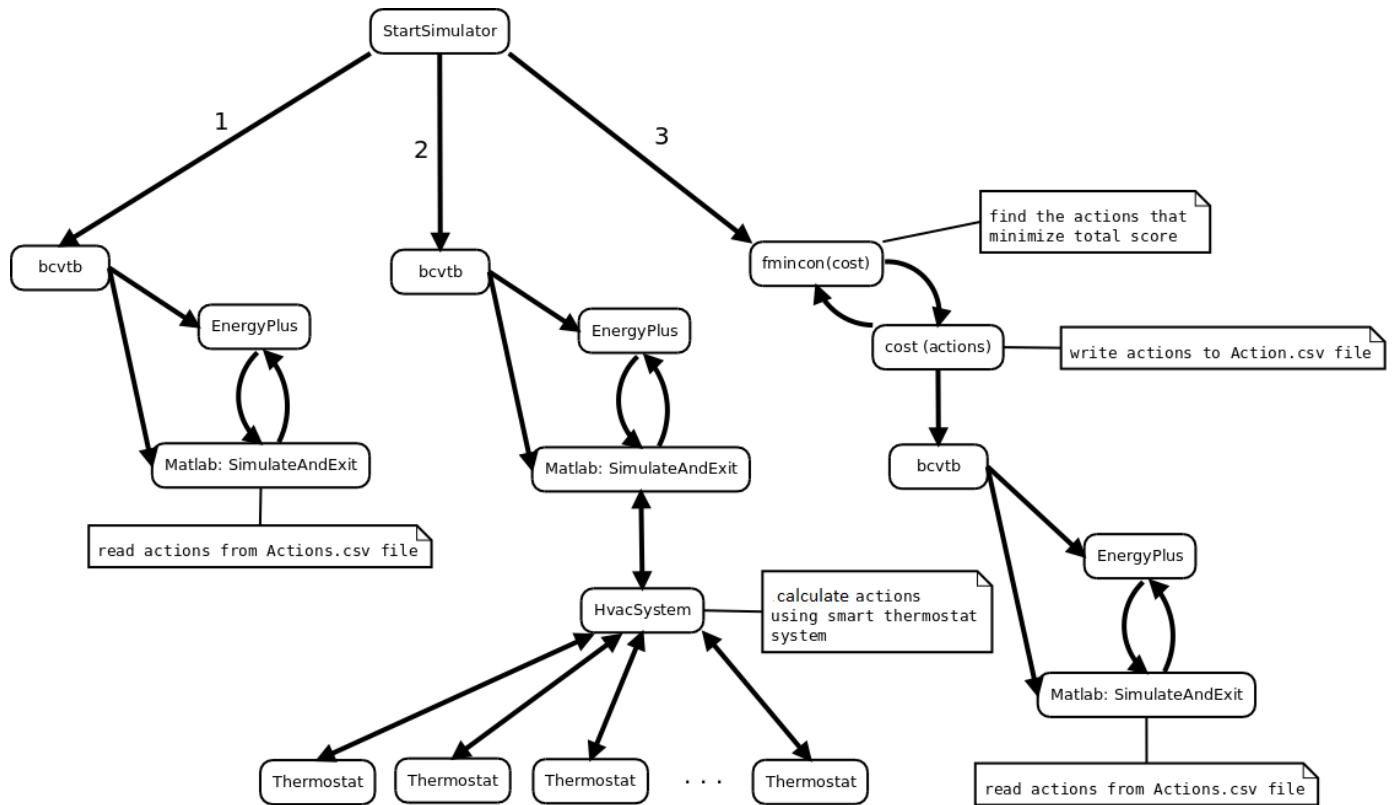
Η πρώτη παράμετρος ορίζει το είδος της προσομοίωσης: για (1) θα διαβάσει το σύστημα τις ενέργειες των κλιματιστικών από αρχείο csv (Actions.csv στον φάκελο input), για (2) οι ενέργειες υπολογίζονται με το σύστημα θερμοστατών μας, για (3) χρησιμοποιείται η μέθοδος

με την ελαχιστοποίηση με εξαντλητικό πείραμα στο EnergyPlus που περιγράψαμε στην παράγραφο 6.7.

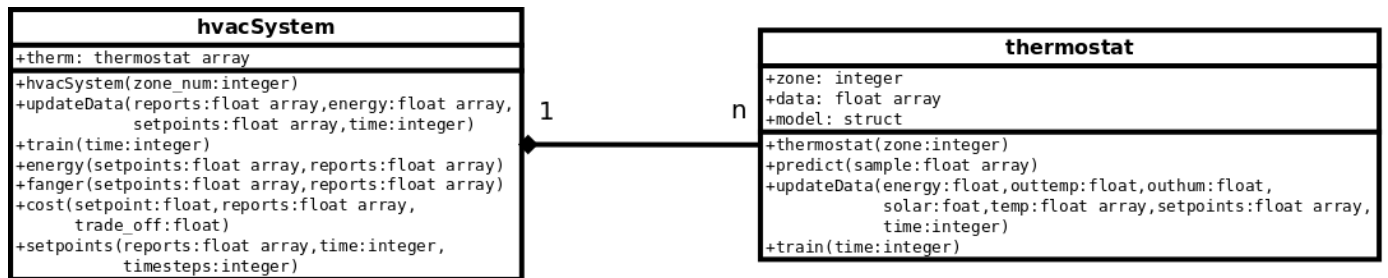
Έξοδοι του προγράμματος είναι στην περίπτωση (1) στον φάκελο results τα αποτελέσματα για κάθε δωμάτιο (Results1.csv ... Resultsn.csv) (στήλες: θερμοκρασία, υγρασία, ενέργεια, δυσαρέσκεια, γραμμές: timesteps), τα συνολικά αποτελέσματα (TotalResults.csv στήλες: ενέργεια, ενέργεια μείον το φωτοβολταϊκό, δυσαρέσκεια, συνολικό σκορ/κόστος, γραμμές: timesteps), στην περίπτωση (2) τα ίδια με την (1) συν στον φάκελο hvac\_actions το αρχείο action.mat που περιέχει τις επιλογές των θερμοστατών μας και στην περίπτωση (3) στον φάκελο fmincon το αρχείο costs.mat που περιέχει το συνολικό κόστος ανά επανάληψη της fmincon και το αρχείο actions.mat που περιέχει τις επιλογές για το κλιματιστικό.

Για κάθε επιλογή καλείται το bcnvb που πραγματοποιεί την σύνδεση μεταξύ EnergyPlus και matlab (script: simulateAndExit.m). Στην περίπτωση (1) διαβάζονται σε κάθε timestep οι ενέργειες από το αρχείο Actions.csv και περνιούνται στο EnergyPlus. Στην περίπτωση (2) το σύστημά μας αναλαμβάνει. Φτιάχνεται ένα αντικείμενο hvacSystem που το αντιπροσωπεύει και περιλαμβάνει ως μεταβλητές αντικείμενα της κλάσης thermostat (που αντιπροσωπεύουν τους αυτόνομους θερμοστάτες κάθε δωματίου) ίσα σε αριθμό με τα δωμάτια. Οι ενέργειες υπολογίζονται όπως έχει περιγραφεί αναλυτικά στην παρούσα εργασία και στέλνονται στο EnergyPlus. Στην περίπτωση (3) καλείται η συνάρτηση fmincon της Matlab (εύρεση ελαχίστου συνάρτησης) και ως συνάρτηση περνιέται η cost η οποία έχει σαν μεταβλητές εισόδου τα actions μέσα περνάει σε αρχείο Actions.csv και καλεί το bcnvb όπως την περίπτωση (1) και ως έξοδο το άθροισμα του συνολικού κόστους. Στο επόμενο σχήμα φαίνεται ο βασικός σκελετός του προγράμματός μας:





Και στο επόμενο σχήμα φαίνεται το UML διάγραμμα του δικού μας συστήματος:



Περισσότερες λεπτομέρειες στον κώδικα που συνοδεύεται με την εργασία.

# BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – REFERENCES

---

- [1] Simon Haykin, "Neural Networks and Learning Machines" , Third Edition Pearson
- [2] Alex J. Smola and Bernhard Scholkopf , "A Tutorial on Support Vector Regression"
- [3] Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, "LIBSVM: A Library for Support Vector Machines"
- [4] Francesco Parrella , "Online Support Vector Regression"
- [5] EnergyPlus Documentation "InputOutputReference"
- [6] ANSI/ASHRAE Standard 55-2004, Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy
- [7] "Ενεργειακή επιθεώρηση κτηρίων" – Υπουργείο Περιβάλλοντος Ενέργειας & Κλιματικής Αλλαγής
- [8] Π.Δ. Μπούρκας Βιομηχανικές Ηλεκτρικές Εγκαταστάσεις, Σημειώσεις ΕΜΠ Αθήνα 2012
- [9] Παπαϊωάννου Τάκης, Λουκάς Β. Σωτήρης – Εισαγωγή στην Στατιστική (δεύτερη έκδοση)
- [10] Κουνιάς Στρατής – Εφαρμοσμένη Ανάλυση Παλινδρόμησης
- [11] Δαμιανού Χαράλαμπος, Κούτρας Μάρκος – Εισαγωγή στην Στατιστική – εκδόσεις Συμμετρία Αθήνα 2003
- [12] Pedro Domingos - A Few Useful Things to Know about Machine Learning
- [13] 2004 ASHRAE Handbook "Heating, Ventilating, and Air-Conditioning Systems And Equipment"
- [14] Nicol, Fergus; Humphreys, Michael (2002). "Adaptive thermal comfort and sustainable thermal standards for buildings"
- [15] Ventilation and Infiltration chapter, Fundamentals volume of the ASHRAE Handbook, ASHRAE, Inc., Atlanta, GA, 2005
- [16] Parsons, K C. "Introduction to thermal comfort standards"

[17] de Dear, Richard; Brager, Gail (1998). "Developing an adaptive model of thermal comfort and preference"

[18] Perry, R.H. and Green, D.W, Perry's Chemical Engineers' Handbook (7th Edition), McGraw-Hill, ISBN 0-07-049841-5

[19] Fanger, P Ole (1970). Thermal Comfort: Analysis and applications in environmental engineering. McGraw-Hill

[20] ISO/FDIS 7730:2005, International Standard. Ergonomics of the thermal environment – Analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV and PPD indices and local thermal comfort criteria

[21] Nikolas List and Hans Ulrich Simon "SVM-Optimization and Steepest-Descent Line Search"

[22] Friedman, Jerome H. (1998). «Data Mining and Statistics: What's the connection?». Computing Science and Statistics 29 (1): 3–9

[23] Mitchell, T. (1997). Machine Learning, McGraw Hill, Machine Learning, McGraw Hill, p.2

[24] Cristianini, Nello and Shawe-Taylor, John An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods, Cambridge University Press, 2000. ISBN 0-521-78019-5

[25] Alex Smola and S.V.N. Vishwanathan , "Introduction to Machine Learning", Cambridge University Press

- **Online References:**

[26] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

[27] <http://www.analyticsvidhya.com/blog/2015/10/understaing-support-vector-machine-example-code/>

[28] <http://kernelsvm.tripod.com/>

[29] <http://people.eecs.berkeley.edu/~jordan/courses/281B-spring04/lectures/lec6.pdf>

- [30] <http://ptolemy.eecs.berkeley.edu/ptolemyII/index.htm>
- [31] <https://energyplus.net/>
- [32] <http://simulationresearch.lbl.gov/bcvtb/releases/latest/doc/manual/index.xhtml>
- [33] <http://onlinesvr.altervista.org/>
- [34] <https://www.britannica.com/technology/machine-learning>
- [35] <http://scikit-learn.org/stable/>
- [36] [http://wiki.gemu.org/Main\\_Page](http://wiki.gemu.org/Main_Page)
- [37] [https://en.wikipedia.org/wiki/Support\\_vector\\_machine](https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine)
- [38] [https://en.wikipedia.org/wiki/Coefficient\\_of\\_determination](https://en.wikipedia.org/wiki/Coefficient_of_determination)
- [39] <https://en.wikipedia.org/wiki/HVAC>
- [40] [https://en.wikipedia.org/wiki/Machine\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning)
- [41] [https://en.wikipedia.org/wiki/Regression\\_analysis](https://en.wikipedia.org/wiki/Regression_analysis)
- [42] <https://en.wikipedia.org/wiki/LIBSVM>
- [43] [https://en.wikipedia.org/wiki/Heat\\_pump\\_and\\_refrigeration\\_cycle](https://en.wikipedia.org/wiki/Heat_pump_and_refrigeration_cycle)
- [44] <https://en.wikipedia.org/wiki/MATLAB>
- [45] [https://en.wikipedia.org/wiki/Thermal\\_comfort](https://en.wikipedia.org/wiki/Thermal_comfort)
- [46] [courses.dbnet.ntua.gr/fsr/1737/Machine\\_Learning.pdf](https://courses.dbnet.ntua.gr/fsr/1737/Machine_Learning.pdf)
- [47] [https://en.wikipedia.org/wiki/Online\\_machine\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Online_machine_learning)
- [48] [http://wiki.gemu.org/Main\\_Page](http://wiki.gemu.org/Main_Page)