



Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών και
Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών

Τομέας Ηλεκτρονικής και Αρχιτεκτονικής Υπολογιστών

**«Χρήση Νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της
ενεργειακής κατάταξης σε κτίρια γραφείων»**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Λάζαρος Λ. Κιτσάκης

Επιβλέπων Καθηγητής: Γεώργιος Σ. Σταυρακάκης

Εξεταστική επιτροπή: Καθ. Γ. Σταυρακάκης

Καθ. Κ. Καλαϊτζάκης

Καθ. Δ. Κολοκοτσά

Χανιά 2008

Στην Οικογένεια μου,

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών και Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών του Πολυτεχνείου Κρήτης, στα πλαίσια του μαθήματος Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η εκκίνηση της διπλωματικής εργασίας τοποθετείται χρονικά τον Μάιο του 2007.

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κύριο Γ. Σταυρακάκη και την Υπ. Διδάκτορα κυρία Τ. Νικολάου για την καθοδήγησή τους κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, τις πολύτιμες γνώσεις και τη στήριξη που μου προσέφεραν. Τέλος, τον κύριο Ι. Σκιά για τις πολύτιμες συμβουλές και την βοήθεια του σε ζητήματα υπολογισμού των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν.

Ιανουάριος 2008

Λάζαρος Λ. Κιτσάκης

Περιεχόμενα

1. Παρουσίαση παλαιότερων ερευνών	14
2. Ευρωπαϊκή οδηγία	22
2.1. Η Ευρωπαϊκή Οδηγία 2002/91/ΕΚ για την ενεργειακή απόδοση των κτιρίων 22	
2.2. Ενεργειακή Πολιτική της Ελλάδας- Νομοθεσία	26
2.2.1. Εισαγωγή.....	26
2.2.2. Ελληνική Νομοθεσία	27
2.2.3. Κανονισμός για την Ορθολογική Χρήση και την Εξοικονόμηση Ενέργειας (ΚΟΧΕΕ).....	30
2.3. Κριτική θεώρηση του Ελληνικού νομοθετικού πλαισίου	35
3. Εισαγωγή στα Νευρωνικά δίκτυα	39
3.1. Εισαγωγή.....	39
3.2. Μοντέλο βιολογικού Νευρώνα	40
3.3. Μοντέλο τεχνητού νευρώνα.....	41
3.3.1. Ένας απλός νευρώνας.....	43
3.3.2. Κανόνες πυροδότησης.....	44
3.3.3. Ένας πιο πολύπλοκος νευρώνας.....	45
3.4. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα- Ορισμός	47
3.5. Ιστορικό υπόβαθρο	50
3.6. Κριτήρια επιλογής ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου σαν λύση σε ένα πρόβλημα.....	52
3.7. Επιλογή τύπου νευρωνικού δικτύου	53
3.8. Σύγκριση Νευρωνικών δικτύων και συμβατών υπολογιστών	53
3.9. Κύρια χαρακτηριστικά ενός νευρωνικού δικτύου.....	55
3.9.1. Μέγεθος των νευρωνικών δικτύων	55
3.9.2. Επιλογή εξόδου.....	55
3.9.3. Συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνα.....	56
3.9.4. Αριθμός επιπέδων	56
3.9.5. Αριθμός νευρώνων σε κάθε επίπεδο.....	56
3.9.6. Πολλαπλές παράλληλες πλάκες.....	57
3.9.7. Πηγές δεδομένων και επεξεργασία νευρωνικών δικτύων	57
3.9.8. Παρουσίαση δεδομένων.....	58
3.9.9. Συνεχείς αποτιμήσεις έναντι δυαδικών αντιπροσωπευτικών δεδομένων 58	
3.9.10. Αυθαίρετοι αριθμητικοί κώδικες	58
3.9.11. “Δικαίως συνεχόμενα” δεδομένα	59

3.9.12.	Διαρρύθμιση των μεταβλητών	59
3.9.13.	Κατανεμημένη ενάντια μη κατανεμημένης πληροφορίας.....	60
3.9.14.	Κωδικοποίηση δεδομένων	60
3.9.15.	Κανονικοποίηση δεδομένων	61
3.9.16.	Μετασχηματισμοί εισόδων	61
3.10.	Βασικά χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα νευρωνικών δικτύων.....	62
3.11.	Μάθηση και ανάκληση	65
3.11.1.	Εισαγωγή	65
3.11.2.	Αναπαράσταση γνώσης	67
3.11.3.	Μάθηση με διόρθωσης σφάλματος.....	71
3.12.	Είδη δικτύων.....	72
3.12.1.	Δίκτυα με απλή τροφοδότηση	73
3.12.2.	Νευρωνικά δίκτυα με ανατροφοδότηση.....	75
3.13.	Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	79
3.13.1.	Κανόνας δέλτα.....	79
3.13.2.	Ανάστροφη μετάδοση λάθους.....	80
3.14.	Εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων	81
4.	Δεδομένα νευρωνικού δικτύου	84
4.1.	Περιγραφή μεθόδου εξαγωγής δεδομένων	84
4.1.1.	Η εικονική βάση δεδομένων των κτιρίων	84
4.2.	Δεδομένα εισόδου του Νευρωνικού Δικτύου.....	86
4.2.1.	Κλιματικές ζώνες	87
4.2.2.	Αριθμός επιπέδων κτιρίου – Επιφάνεια κάθε επιπέδου	88
4.2.3.	Είδη τοίχων και οροφών.....	88
4.2.4.	Προσανατολισμός και ποσοστό κατάληψης των ανοιγμάτων στην επιφάνεια του κτιρίου.....	97
4.2.5.	Είδη τζαμιών	98
4.2.6.	Αερισμός κτιρίου και διείσδυση αέρα από τις χαραμάδες	99
4.2.7.	Εσωτερική και εξωτερική σκίαση	110
4.2.8.	Κατάληψη χώρου από άτομα	114
4.2.9.	Θερμοκρασίες έναρξης θέρμανσης και ψύξης	115
4.3.	Δεδομένα εξόδου του νευρωνικού δικτύου	115
4.3.1.	Ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση και ψύξη.....	116
4.3.2.	Θερμική άνεση	116
5.	Υλοποίηση Νευρωνικών Δικτύων	137
5.1.	Εγχειρίδιο βιβλιοθήκης FANN	138
5.2.	Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων	145

5.2.1. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση	146
5.2.2. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση	155
5.2.3. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη.....	160
5.2.4. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη.....	164
5.2.5. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη της θερμικής άνεσης σε κτίρια γραφείου.....	169
5.2.6. Πρόβλεψη θερμικής άνεσης σε κτίρια γραφείων	173
5.3. Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις	178
6. Αναφορές	182

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης κτιρίων, για θέρμανση και ψύξη, στα οποία στεγάζονται γραφεία στην Ελλάδα καθώς και η θερμική άνεση μέσα σε αυτά, με την χρήση της μεθόδου των τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Αρχικά περιγράφεται το νομοσχέδιο που έχει θεσπιστεί από τα μέλη κράτη της Ευρωπαϊκής κοινότητας. Το νομοσχέδιο αυτό περιγράφει τα όρια της ενεργειακής κατανάλωσης των κτιρίων γραφείων καθώς επίσης και τους νόμους θερμομόνωσης που απαιτείται να εφαρμοστούν στην χώρα μας. Αφού γίνει μια εκτενής περιγραφή του τρόπου λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων στην συνέχεια περιγράφεται η φύση των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση τους καθώς επίσης και η μεθοδολογία εξαγωγής αυτών. Στο επόμενο κεφάλαιο θα χρησιμοποιηθούν τα δεδομένα αυτά για την εύρεση των κατάλληλων νευρωνικών δικτύων που θα κάνουν την καλύτερη πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση και ψύξη και για την θερμική άνεση των κτιρίων στην Ελλάδα. Τέλος, θα καταγραφούν τα συμπεράσματα της έρευνας και οι μελλοντικές επεκτάσεις που μπορούν να γίνουν.

Κεφάλαιο 1

Παρουσίαση παλαιότερων ερευνών

1. Παρουσίαση παλαιότερων ερευνών

Τα τεχνικά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks ANN) φημίζονται για την ικανότητα τους να μιμούνται την λειτουργία εκμάθησης του ανθρώπινου εγκέφαλου. Αντί να ορίζονται σε αυτά πολύπλοκοι κανόνες και μαθηματικές ρουτίνες τα ANN έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν το «κλειδί του καλουπιού» των δεδομένων που τους δίνονται χωρίς να λαμβάνουν υπόψη δεδομένα που έχουν θόρυβο (errors) ή ελλιπή στοιχεία. Αυτό τα θέτει ικανά να μπορούν να μοντελοποιήσουν και να κάνουν προβλέψεις για προβλήματα ακόμα και αν αυτά δεν είναι γραμμικά. Η χρήση των ANN για μελλοντικές προβλέψεις συστημάτων δεν είναι κάτι καινούργιο, ωστόσο η χρήση αυτών για εφαρμογές σε κτίρια και σε επεξεργασίες θέρμανσης, εξαερισμού και κλιματισμού (Heating, Ventilation and Air-Condition HVAC) είναι κάτι που έχει έρθει τελευταία στο προσκήνιο. Η Margaret B. Bailey και ο Peter S. Curtiss [1] παρουσιάζουν παλαιότερες έρευνες που επιδεικνύουν την ικανότητα των ANN να χαρτογραφούν τις σχέσεις των εισόδων τους με τις εξόδους τους, χωρίς λεπτομερή γνώση της φύσης τους και του ρόλου που τα παραπάνω παίζουν τα παραπάνω. Αυτό είναι επιθυμητό όταν σχεδιάζουμε HVAC συστήματα επειδή οι τιμές που μας ενδιαφέρουν συχνά μεταβάλλονται μη γραμμικά με τις τιμές οδήγησης. Επίσης σε αυτό το άρθρο γίνεται μια ανασκόπηση ερευνών που έχουν διεξαχθεί από την είσοδο στον 21^ο αιώνα πάνω στα NN όσον αφορά την χρήση τους στα κτιριακά μηχανολογικά/μηχανικά συστήματα.

Κατά την διάρκεια των τελευταίων 2 δεκαετιών αρκετοί ερευνητές έχουν αποδείξει την σωστή λειτουργία των ANN για τον έλεγχο και την μοντελοποίηση των κτιριακών μηχανικών συστημάτων. Πριν την χρήση των ANN δύο άλλοι μέθοδοι χρησιμοποιούνταν για την μοντελοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης σε κατοικίες: η μηχανική μέθοδος και η μέθοδος ανάλυσης συνθηκών. Οι Merih aydinalp, V. Ismet Ugursal και Alan S. Fung [2] ήταν από τους πρώτους που κατάφεραν να χρησιμοποιήσουν την μέθοδο των ANN για μοντελοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης σε κατοικήσιμα κτίρια. Χρησιμοποιώντας αυτήν την μέθοδο απέδειξαν την δυνατότητα να δημιουργηθούν σχέσεις συσχέτισης ανάμεσα σε μεγάλα ποσά δεδομένων με πάρα πολλούς παραμέτρους. Αυτό το άρθρο παρουσιάζει αναλυτικά την μέθοδο ώστε να σχεδιάζουμε NN για τον παραπάνω σκοπό. Το NN που σχεδιάστηκε με τον τρόπο που περιγράφεται στο paper παρουσίασε μια απόδοση (κάτι το οποίο θα περιγράφει πιο αναλυτικά παρακάτω) πάρα πολύ καλή ($R^2 = 0.909$) που είναι φανερά καλύτερη από αυτήν που παρουσίασε το μηχανικό μοντέλο που επίσης σχεδιάστηκε και παρουσιάστηκε σε αυτό το paper.

Βέβαια για να μοντελοποιηθεί η ενεργειακή κατανάλωση σε κτίρια είναι απαραίτητο και η εύρεση της ώρας έναρξης λειτουργίας των συστημάτων θέρμανσης ή ψύξης. Αυτό είναι κάτι που υλοποιείται από τους In-Ho Yang, Myoung-Souk Yeo και Kwang-Woo Kim [3]. Παρουσιάζουν μια υλοποίηση ενός ANN σε ένα σύστημα ελέγχου ενός κτιρίου ώστε να καθοριστεί η ιδανική ώρα έναρξης του συστήματος θέρμανσης. Σε αυτή την έρευνα υλοποιήθηκε μια αρχιτεκτονική ενός ANN για παράγοντες εισόδου και εξόδου ώστε να βρίσκει το σημείο έναρξης λειτουργίας του συστήματος θέρμανσης, εκπαιδεύοντας το με ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training set) που συλλέχτηκε από προγράμματα προσομοίωσης. Τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας περιληπτικά είναι τα ακόλουθα: ρυθμός εκμάθησης του ANN (learning rate) 0,75, 1 κρυφό επίπεδο (hidden layer) και 8 κόμβους (nodes) για το hidden layer. Επίσης από το παραπάνω βελτιστοποιημένο μοντέλο προέκυψαν τιμές απόδοσης μεγαλύτερες από $R^2=0$, κάτι το οποίο δείχνει ότι το συγκεκριμένο ANN είναι ικανό να προβλέψει το σημείο έναρξης λειτουργίας.

Απώτερος σκοπός όλων των παραπάνω είναι να επιτευχθεί θερμική άνεση (thermal comfort) είτε μεμονωμένα σε κατοικίες είτε σε κτίρια γενικά με την ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας τόσο για λόγους οικονομίας όσο και για μείωση της εκπομπής CO₂ στην ατμόσφαιρα. Γενικά ο όρος thermal comfort είναι ασαφής και δεν είναι εύκολο να οριστεί. Αυτό προσπαθούν να κάνουν οι Kuentai Chen, Yue Jiao και E.Stanley Lee στο [4]. Σύμφωνα με αυτό το paper το θερμικό φορτίο επηρεάζεται από περιβαλλοντολογικούς, σωματικούς και ψυχολογικούς παράγοντες. Περιβαλλοντολογικοί παράγοντες είναι οι: θερμοκρασία ξηρού περιβάλλοντος, η πίεση υγρασίας αέρα, η ταχύτητα του αέρα και η θερμοκρασία ακτινοβολίας. Οι ανθρώπινοι παράγοντες είναι: ο μεταβολισμός, ο ρουχισμός, το μήκος της έκθεσης στο κρύο ή στην ζέση και τέλος η διάθεση. Ένας αρκετά καλός ορισμός έχει δοθεί από το British Standard Institute ως εξής: εκείνη η κατάσταση του μυαλού η οποία εκφράζει την ικανοποίηση του μυαλού με το θερμικό περιβάλλον. Η ASHRAE έχει ορίσει ως δείκτη θερμικής άνεσης τις γλωσσικές εκφράσεις καυτό, ζεστό, ελαφρά ζεστό, ουδέτερο, ελαφρά κρύο, κρύο και παγωμένο που αντιστοιχούν στην κλίμακα -3, -2, -1, 0, +1, +2, +3.

Οι Soteris A.Kalogirou, Constantinos C.Neocleous και ο Christos N.Schizas [5] υλοποιούν την εκπαίδευση ενός ANN ώστε να μάθει να κάνει προβλέψεις για το απαραίτητο θερμικό φορτίο ενός κτιρίου χρησιμοποιώντας τα ελάχιστα δεδομένα εισόδου. Εκπαιδεύτηκε ένα ANN για 250 υποθέσεις θερμικού φορτίου με διάφορα δείγματα από μικρά δωμάτια (1-2 m²) μέχρι μεγάλους χώρους των 100 m². Η θερμοκρασία σε αυτά κυμαίνονταν από 18-23 Co. Υπήρξε μεγάλη ποικιλία χαρακτηριστικών του κάθε δωματίου. Χρησιμοποιήθηκαν σαν είσοδοι μεταβλητές

που αναγράφονται σε πίνακα που υπάρχει μέσα στην έρευνα αυτή. Ως έξοδο του ANN έχουμε το θερμικό φορτίο. Με πειραματισμούς αποδείχτηκε ότι μεγαλύτερη ακρίβεια επιτεύχθηκε όταν έγινε ομαδοποίηση των δωματίων δε 2 κατηγορίες αυτών με μέγεθος χώρου πατώματος μέχρι 7 m² και αυτών από 7 μέχρι 100 m². Η μέση τιμή τετραγωνικού σφάλματος (mean square error) υπολογίστηκε 0,988 και 0,999 αντίστοιχα για κάθε κατηγορία. Για την εύρεση του παραπάνω χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα άγνωστα για το ANN. Οι μέγιστες αποκλίσεις των τιμών που προέκυψαν από τις επιθυμητές κυμαίνονταν σε ένα ποσοστό 10% και 9% αντίστοιχα. Συμπέρασμα αυτού είναι ότι τα ANN μπορούν με επιτυχία να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη θερμικού φορτίου σε κτίρια. Τα πλεονεκτήματα είναι η ταχύτητα υπολογισμών, η απλότητα, και η ικανότητα τους από παραδείγματα να μαθαίνουν και να εκπαιδεύονται ακόμα και για προβλήματα που δεν είναι γραμμικά. Μεταβλητές όπως τύποι τοίχων, μονώσεων και κτλ. δεν χρησιμοποιήθηκαν εφόσον τα δεδομένα αφορούσαν περιοχές που τα σπίτια χτίζονται με τον ίδιο τρόπο και με τα ίδια υλικά.

Επίσης ANN χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη του ψυχρού φορτίου σε οικιστικά κτίρια στην Αθήνα [6]. Η έρευνα διεξάχθηκε για την περίοδο του καλοκαιριού. Σκοπός της έρευνας αυτής ήταν να παραχθεί ένας αλγόριθμος προσομοίωσης χρησιμοποιώντας ANN ικανό να προβλέπει ένα 24ωρο προφίλ θερμικού φορτίου. Για να αποκτηθούν δεδομένα έγινε προσομοίωση στο πρόγραμμα TRNSYS, 5 διαμερισμάτων χρησιμοποιώντας λεπτομερή κτιριακά χαρακτηριστικά για το κάθε ένα από αυτά. Τελικά σχεδιάστηκε ένα Feed Forward ANN και εκπαιδεύτηκε με τα δεδομένα προσομοίωσης που αποκτήθηκαν από το παραπάνω. Όταν ολοκληρώθηκε η εκπαίδευση του, εισάχθηκε σε αυτό ένα άγνωστο test-set με το οποίο το NN αποδείχτηκε να έχει ακρίβεια 0.98. Βέβαια αποδείχτηκε ότι το FFANN που δίνει την μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη, όμως χρησιμοποιούμενο σε διαφορετικά κτίρια μας δίνει διαφορετικές ακρίβειες πρόβλεψης.

Στο [7] οι David A.Cohen και Moncef Krarti παρουσιάζουν μοντέλα πρόβλεψης για κτίρια που έχουν υποστεί αλλαγές, για την σταθεροποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης και τεστάρουν αν το μοντέλο αυτό μπορεί να εφαρμοστεί πάνω σε άλλα κτίρια κάτι που προβληματίσε τους ερευνητές στο [6]. Η μελέτη αυτή αφορά σε ένα κτίριο με 2 κλιματικές ζώνες (ορισμός σε άλλο κεφάλαιο). Μετά από μια προσομοίωση που έγινε στο κτίριο προέκυψαν 8760 ωριαίες τιμές. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν τελικά ήταν 4000 και αποτελούσαν μια αρκετά καλή στατιστική αναπαράσταση των λειτουργιών όλου του χρόνου. Η εκπαίδευση του ANN έγινε με τον αλγόριθμο Back-propagation. Για την κανονικοποίηση των εισόδων στα κρυφά επίπεδα και στα επίπεδα εισόδου χρησιμοποιείται την σιγμοειδή εξίσωση ($x_i = (x_i - \mu) / \sigma$) ενώ στο επίπεδο εξόδου η κανονικοποίηση γίνεται με γραμμική εξίσωση

($\phi(x)=x$). Τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν χρησιμοποιώντας 4 layer με έξι νευρώνες το κάθε ένα. Αυτό είναι και το σημαντικότερο μέρος όλης της διαδικασίας. Διαλέγοντας μεγαλύτερο αριθμό layer μπορεί να γίνει over-training του ANN ενώ σε αντίθετη περίπτωση μπορεί να μειωθεί η ικανότητα του ANN να βγάλει σωστά αποτελέσματα. Οι προβλέψεις για το κτίριο στο οποίο έγινε η προσομοίωση ήταν αρκετά καλή. Το ίδιο ANN χρησιμοποιήθηκε για δεδομένα ενός άλλου κτιρίου με παρόμοιες περιβαλλοντολογικές συνθήκες που επικρατούν στην περιοχή και τα αποτελέσματα ήταν για μια ακόμα φορά αμφιλεγόμενα.

Τα HVAC συστήματα χρησιμοποιούν το 25% της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης. Το ποσοστό αυτό είναι πάρα πολύ μικρό αν αναφέρουμε ότι το 50% της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης απαιτείται για τα συστήματα ψύξης (ψυγεία κλπ). Για αυτόν τον λόγο θα ήταν απαραίτητο να κάνουμε και μια αναφορά στους D.Datta, S.A.Tassou, και D.Marriot [8] που παρουσιάζουν τα προκαταρκτικά αποτελέσματα για την πρόβλεψη της ηλεκτρικής κατανάλωσης με διάφορες ανεξάρτητες μεταξύ τους μεταβλητές εισόδου για ένα supermarket. Με το παραπάνω θα γίνει ικανή η πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης κάθε μισή ώρα με την μεγαλύτερη ακρίβεια, ώστε να γίνεται διαπραγμάτευση της ηλεκτρικής τιμής ανά μονάδα κατανάλωσης με τους προμηθευτές και επίσης να αποκτηθεί ο έλεγχος της μέγιστης ζήτησης ενέργειας ώστε σε μέρες που υπάρχει μειωμένη ζήτηση να δίνεται αλλού το φορτίο. Στην ενεργειακή κατανάλωση ενός supermarket παίζει σημαντικό ρόλο η κατασκευή του κτιρίου, η θερμοκρασία, η υγρασία και το εσωτερικό περιβάλλον του κτιρίου. Στην Μεγάλη Βρετανία μάλιστα γίνεται εκμετάλλευση της θερμοκρασίας που εκπέμπεται από τα συστήματα ψύξης (μηχανοκίνητα μέρη) για την θέρμανση του χώρου. Δοκιμάστηκαν 7 διαφορετικά ANN που εκπαιδεύτηκαν με διαφορετικές μεταβλητές εισόδου και διαφορετικής διάρκειας και τα πιο ακριβή αποτελέσματα δόθηκαν από αυτό που είχε εκπαιδευτεί με δεδομένα που ήταν συλλεγμένα για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Αφού δοκιμάστηκε και η μέθοδο πολλαπλής παλινδρόμησης έγινε σύγκριση αποτελεσμάτων και διαπιστώθηκε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα δόθηκαν από το ANN με ακρίβεια 0,95, σε αντίθεση με την παλινδρόμηση που είχε ακρίβεια 0,79.

Εκτός τα ANN χρησιμοποιήθηκαν επίσης και άλλα είδη νευρωνικών δικτύων. Για παράδειγμα στο [9] υλοποιήθηκε ένα Fuzzy Neural Network (FNN) ώστε να γίνει ενεργειακή διάγνωση. Το πρόβλημα είναι ότι παράγοντες όπως ένα ανοικτό παράθυρο μπορούν να δημιουργήσουν σφάλματα στις αρχικές μετρήσεις ή ακόμα και στις προβλέψεις της ενεργειακής κατανάλωσης. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα θα χρησιμοποιηθεί κατώφλι (threshold) μιας χαρακτηριστικής παραμέτρου που προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό της ενδιάμεσης τιμής με την

διακύμανση. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν είναι καλά. Το FNN υλοποιήθηκε με την εξίσωση ANFIS του Fuzzy Logic Toolbox της Matlab και εκπαιδεύτηκε με δεδομένα που δεν περιείχαν σφάλματα. Χρησιμοποιήθηκαν 6 μοντέλα εξισώσεων ώστε να μελετηθεί η αποτελεσματικότητα του FNN μοντέλου. Τα δεδομένα για την εκπαίδευση και για τον έλεγχο της σωστής λειτουργίας του μοντέλου προέκυψαν από μετρήσεις σε ένα κτίριο 4 ορόφων για διάρκεια 2 ετών και με συχνότητα 8 λεπτών. Η πρόβλεψη της απόλυτης τιμής δεν ήταν καθόλου καλή και αυτό δικαιολογημένα γιατί το FNN μοντέλο δεν είναι κατάλληλο για τέτοιες προβλέψεις. Από την άλλη πλευρά το FNN μοντέλο αποδείχτηκε ικανό να προβλέψει τα σφάλματα με τα περισσότερα από τα μοντέλα εξισώσεων εκτός του Gaussian που παρουσιάζει μεγάλη ανοχή στα σφάλματα.

Στο [10] οι Pedro A.Gonzalez, Jesus M.Zamarreno παρουσιάζουν μια καινούργια προσέγγιση για μικρής διάρκειας προβλέψεις σε κτίρια. Η μέθοδος στηρίζεται σε ένα συγκεκριμένο μοντέλο Νευρωνικών Δικτύων που τροφοδοτεί πίσω μερικές από τις εξόδους του. Το ANN αυτό εκπαιδεύτηκε με ένα υβριδικό αλγόριθμο. Ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν πρόσφατες μετρήσεις της θερμοκρασίας, του φορτίου, της ώρας και της ημέρας. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από αποτελέσματα διεθνών ερευνών. Τα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας το feedback ANN είναι τέλεια. Το πλεονέκτημα αυτού του συστήματος είναι η απλότητα που οφείλεται στο γεγονός ότι τα εργαλεία είναι απλά και η πηγή γνώσεων είναι διαθέσιμη στα μοντέρνα αυτοματοποιημένα συστήματα.

Στο [11] σχεδιάστηκαν και κατασκευάστηκαν Νευρωνικά δίκτυα παλινδρόμησης (regression neural networks) ώστε να ερευνηθεί η επιτευξημότητα χρήσης αυτής της τεχνολογίας για HVAC controls. Χρησιμοποιήθηκαν προγράμματα προσομοίωσης και το ESP-r σύστημα ώστε να προετοιμάσουν μια βάση δεδομένων με παλιά ιστορικά δεδομένα για να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση ANNs ώστε με την σειρά τους να προβλέψουν το Eos (end of thermostat setback) για νέες καταστάσεις πριν οι καιρικές συνθήκες γίνουν γνωστές. Το GRNN που χρησιμοποιήθηκε χρησιμοποίησε ένα genetic adaptive algorithm και γραμμικές εξισώσεις ώστε να κανονικοποιηθούν τα δεδομένα εισόδου. Οι προβλέψεις του NN βελτιστοποιήθηκαν αξιοποιώντας ένα neural control-scheme NC. Αυτό το πλάνο ενεργειών βασίζεται στην χρήση θερμοκρασιών που διαβάζονται και γίνονται διαθέσιμες. Για τον παραπάνω σκοπό σχεδιάστηκαν και εκπαιδεύτηκαν 6 NN. Η απόδοση της ανάλυσης των NN υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας τον συντελεστή πολλαπλής αποφασιστικότητας R^2 . Για να ελεγχτεί η ικανότητα του NN, αφού εκπαιδεύτηκε, δόθηκε σε αυτό ένα data set (699 δείγματα για τα χρόνια 1997-1999) άγνωστα για το NN. Η επιτυχημένη πρόβλεψη του EoS, που αποδείχτηκε από την έρευνα αυτή,

οφείλεται σε 2 λόγους. Ο πρώτος είναι επειδή το NN έχει την ικανότητα να κάνει την πρόβλεψη του EoS πριν γίνουν γνωστές οι καιρικές συνθήκες. Ο δεύτερος είναι ότι η προσομοίωση του κτιρίου με προγράμματα χρειάζεται πολύ περισσότερα δεδομένα εισόδου για καιρικές συνθήκες από ότι το NN. Για να γίνει αυτό πιο σαφή στο ESP-r απαιτούνται σαν είσοδοι όπως η ηλιακή ακτινοβολία, θερμοκρασία ξηρού περιβάλλοντος ταχύτητα ανέμου και κατεύθυνση αυτού καθώς επίσης και ποσοστό υγρασίας. Το NN χρειάζεται μόνο την θερμοκρασία περιβάλλοντος που όπως καταλαβαίνουμε είναι πολύ πιο εύκολο να την μετρήσουμε.

Κάτι παρόμοιο έγινε και στο [12]. Προγράμματα προσομοίωσης χρησιμοποιήθηκαν για να υπολογιστούν ωριαία δεδομένα από το 1997-2001 ώστε να προβλεφτεί το ψυχρό φορτίο 3 κτιρίων χρησιμοποιώντας κλιματολογικά δεδομένα από το Kuwait. Τα δεδομένα των 4 πρώτων χρόνων χρησιμοποιήθηκαν σαν training set ενώ αυτά του τελευταίου χρόνου εντελώς άγνωστα για το ANN αποτέλεσαν το test set. Ως είσοδο στο GRNN αποτέλεσαν ωριαίες θερμοκρασίες του εξωτερικού περιβάλλοντος που αποκτήθηκαν κατά την διάρκεια του 24ωρου ώστε να προβλέψουν το ψυχρό φορτίο της επόμενης μέρας χωρίς να ξέρουμε τις καιρικές συνθήκες της μέρας αυτής. 6 NNs για κάθε ώρα εργασίας υλοποιήθηκαν και εκπαιδεύτηκαν. Τα αποτελέσματα και οι προβλέψεις που προέκυψαν ήταν αρκετά καλά. Η ακρίβεια στις προβλέψεις του NN οφείλεται για τους ίδιους λόγους που αναφέρθηκαν στο [11].

Ένα βήμα πιο πέρα πήγαν οι Jin Yang, Hugues Rivard και Radu Zmeureanu [13]. Ενώ τα περισσότερα ANN μοντέλα για την ενεργειακή πρόβλεψη σε κτίρια είναι στατικά στην φύση τους σε αυτό το paper ερευνάται η λειτουργία των adaptive ANN μοντέλων. Αυτά είναι ικανά να προσαρμόζονται στις απρόβλεπτες αλλαγές των δεδομένων εισόδου και περαιτέρω μπορούν να χρησιμοποιηθούν για on-line ενεργειακές προβλέψεις. Προτείνονται 2 τύποι AANN μοντέλων: accumulative training, sliding window training. Στα accumulative training NN στα δεδομένα εκπαίδευσης του ANN προστίθενται όλο και περισσότερα κάθε φορά που καινούργια δεδομένα γίνονται διαθέσιμα και παράλληλα κρατούνται και τα παλιότερα. Το πλεονέκτημα τους είναι ότι μπορούν να είναι ακριβή και για ημερήσιες και για εποχιακές ακολουθίες ενεργειακών αλλαγών. Επίσης έχουν ένα πολύ σημαντικό μειονέκτημα όσον αφορά την καθυστέρηση του ANN λόγω μεγάλου αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης. Από την άλλη πλευρά τα sliding window training NN κάθε φορά που υπάρχουν καινούργια διαθέσιμα δεδομένα εισόδου το ANN εκπαιδεύεται με αυτά και τα παλαιότερα αφαιρούνται από το training set. Όπως καταλαβαίνουμε η εκπαίδευση αυτών είναι πολύ γρήγορη αλλά τα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν πρόσφατες πληροφορίες και έτσι οι προβλέψεις μπορεί να μην είναι ακριβείς για εποχιακές ενεργειακές αλλαγές. Η διαφορά των ANN από τα AANN είναι ότι τα

πρώτα είναι στατικά ενώ τα δεύτερα δυναμικά. Πιο αναλυτικά τα ANN είναι εκπαιδευμένα με ιστορικά δεδομένα και μετά από αυτή τους την εκπαίδευση παραμένουν ως έχουν ακόμα και αν υπάρξουν καινούργια δεδομένα. Αυτό που κάνουν οι συγγραφείς είναι με διάφορους πειραματισμούς να δουν πιο από τα παραπάνω λειτουργεί πιο καλά για διαφορετικές περιπτώσεις.

Τέλος πρέπει να αναφέρουμε ότι η χρήση των NN δεν είναι χρήσιμη μόνο για προβλέψεις ενεργειακής κατανάλωσης και θερμικής άνεσης. Είναι ικανά να κάνουν προβλέψεις και για πολλούς άλλους παράγοντες πάνω σε κτιριακά θέματα διερεύνησης. Για παράδειγμα στο [14] γίνεται πρόβλεψη του συντελεστή πίεσης στο πάνω και το κάτω μέρος του ανοίγματος ενός πειραματικού δωματίου, το οποίο αερίζεται φυσικά, χρησιμοποιώντας ANN. Το δωμάτιο αυτό είχε τοποθετηθεί σε προστατευμένη περιοχή και αερίζεται μέσω ειδικών φεγγιτών. Για την εκπαίδευση του ANN χρησιμοποιήθηκαν πειραματικές τιμές όπως η εξωτερική θερμοκρασία, η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου. Ο συντελεστής πίεσης και στο πάνω και στο κάτω μέρος του ανοίγματος εκτιμήθηκαν από τα καταγεγραμμένα δεδομένα της πίεσης και της ταχύτητας του αέρα κατά μήκος των ανοιγμάτων με την εσωτερική θερμοκρασία και την ταχύτητα του αέρα. Τα συλλεγμένα δεδομένα, μαζί με το θερμικό φορτίο του αέρα και ένα συντελεστή που παίρνει τις τιμές 1 και 0, ώστε να δείχνει αν το άνοιγμα είναι από την προσήνεμη ή την υπήνεμη πλευρά χρησιμοποιήθηκαν σαν δεδομένα εισόδου του ANN για τον υπολογισμό του συντελεστή πίεσης που αποτελεί και την έξοδο του. Υλοποιήθηκε ένα general regression neural network (GRNN) με 2 hidden layer. Η εκπαίδευση ολοκληρώθηκε με ικανοποιητική ακρίβεια για τον συντελεστή συσχέτισης 0.9539 και 0.9325 αντίστοιχα και για τους δύο συντελεστές πίεσης. Επίσης ικανοποιητικά αποτελέσματα προέκυψαν και όταν εισάχθηκαν άγνωστες τιμές με συντελεστές συσχέτισης 0.9575 και 0.9320 αντίστοιχα. Είναι μεγάλης σημασίας να πούμε ότι για τον υπολογισμό του παραπάνω παίζει πολύ σημαντικό ρόλο η παράμετρος της ταχύτητας ανέμου.

Κεφάλαιο 2

Περιγραφή Ευρωπαϊκής Οδηγίας

2. Ευρωπαϊκή οδηγία

2.1. Η Ευρωπαϊκή Οδηγία 2002/91/ΕΚ για την ενεργειακή απόδοση των κτιρίων

Η Οδηγία για την ενεργειακή απόδοση των κτιρίων [15], εκδόθηκε μετά από μια έντονη συζήτηση σε όλα τα επίπεδα και με τη συντριπτική υποστήριξη από τα κράτη μέλη και το Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο, στις 16 Δεκεμβρίου του 2002 και τέθηκε σε ισχύ στις 4 Ιανουαρίου του 2003. Θεωρείται ως ένα από τα πιο σημαντικά νομοθετικά συστατικά των δραστηριοτήτων της Ευρωπαϊκής Ένωσης για την ενεργειακή απόδοση, με σκοπό να ανταπεξέλθει στην υποχρέωση του Κιότο και να ανταποκριθεί στα ζητήματα που προκύπτουν στην πρόσφατη συζήτηση σχετικά με την Πράσινη Βίβλο για την ασφάλεια του ενεργειακού ανεφοδιασμού.

Η Οδηγία αποτελεί ένα μέτρο που αφορά σε έναν πολύ μεγάλο αριθμό «δραστών» σε όλα τα επίπεδα και με διαφορετικές επιδράσεις και διαφορετικά κίνητρα. Αφορά στον σχεδιαστή, στις ενώσεις στέγασης, στους αρχιτέκτονες, στους προμηθευτές των συσκευών της οικοδόμησης, στις επιχειρήσεις εγκαταστάσεων, στους οικοδομικούς εμπειρογνώμονες, στους ιδιοκτήτες, στους μισθωτές, και ουσιαστικά σε όλους όσους έχουν να κάνουν με ενεργειακή κατανάλωση σε κτίρια στην Ευρωπαϊκή Ένωση.

Η Οδηγία θέτει ως στόχο την προώθηση της βελτίωσης της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων εντός της Κοινότητας, λαμβάνοντας υπόψη τις υπαίθριες κλιματολογικές και τοπικές συνθήκες, καθώς επίσης και τις εσωτερικές απαιτήσεις ώστε να επιτευχθεί μεγαλύτερη οικονομική αποτελεσματικότητα. Η Οδηγία σχεδιάστηκε με βάση τεσσάρων νέων σημαντικών απαιτήσεων:

- 1. Ένα γενικό πλαίσιο για μια μεθοδολογία υπολογισμού της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων.** Τα κράτη μέλη πρέπει, για να εφαρμόσουν μια μεθοδολογία σε εθνικό ή περιφερειακό επίπεδο, να υπολογίσουν την ενεργειακή απόδοση των κτιρίων, βασισμένη σε ένα γενικό πλαίσιο που τίθεται από την Οδηγία.
- 2. Καθορισμός των κατώτατων επιπέδων στα νέα και υφιστάμενα κτίρια.** Τα κράτη μέλη πρέπει να εξασφαλίσουν τον καθορισμό των ελάχιστων προδιαγραφών ενεργειακής απόδοσης. Αυτά τα πρότυπα πρέπει να

καθοριστούν με έναν εύκαμπτο τρόπο έτσι ώστε οι σχεδιαστές να είναι σε θέση να καλύπτουν τις απαιτήσεις ενεργειακής απόδοσης, με τον οικονομικώς πιο αποδοτικό τρόπο, ώστε οι παραπάνω απαιτήσεις να εκφραστούν με απλούς ενεργειακούς δείκτες. Τα πρότυπα αυτά πρόκειται να υιοθετηθούν από τα κράτη μέλη χωριστά για τις διαφορετικές κατηγορίες κτιρίων, με τις εξαιρέσεις όπως καθορίζονται στην Οδηγία (Άρθρο 4), λαμβάνοντας υπόψη τις κλιματολογικές διαφορές. Μια διαφοροποίηση μπορεί να γίνει μεταξύ των προτύπων για τα νέα και για τα υφιστάμενα κτίρια. Τα πρότυπα θα διατυπωθούν για: μόνωση, θέρμανση, ζεστό νερό, ψύξη, εξαερισμό, φωτισμό, εγκαταστάσεις διατήρησης σταθερής θερμοκρασίας, παθητικής και ανανεώσιμης ενέργειας, εσωτερικό κλίμα, θέση και προσανατολισμός του κτιρίου. Η εφαρμογή της Οδηγίας αναφέρεται στα περισσότερα νέα κτίρια και στα υφιστάμενα κτίρια που είναι μεγαλύτερα από 1000m².

3. **Ενεργειακή πιστοποίηση των κτιρίων:** Τα κράτη μέλη θα εξασφαλίσουν ότι όταν κατασκευάζονται τα κτίρια, πωλούνται ή νοικιάζονται, ένα πιστοποιητικό ενεργειακής απόδοσης (Δελτίο Ενεργειακής Ταυτότητας-ΔΕΤΑ) θα πρέπει να επιδεικνύεται στον ιδιοκτήτη ή από τον ιδιοκτήτη στο μισθωτή ή στον πιθανό αγοραστή. Η πιστοποίηση θα περιλαμβάνει επίσης συμβουλές για το πώς να βελτιωθεί η ενεργειακή απόδοση. Για μεγαλύτερα δημόσια κτίρια, απαιτείται η επίδειξη της τρέχουσας θερμοκρασίας και της συνιστώμενης εσωτερικής θερμοκρασίας. Προκειμένου να αυξηθεί η δημόσια ευαισθησία, τα μεγάλα δημόσια κτίρια και τα κτίρια δημόσιων υπηρεσιών με τις υψηλές συχνότητες επίσκεψης απαιτείται να επιδεικνύουν τα πιστοποιητικά σε σαφώς ορατές θέσεις.
4. **Επιθεώρηση και αξιολόγηση των εγκαταστάσεων της θέρμανσης και της ψύξης:** Με σκοπό τη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας και το περιορισμό της εκπομπής του CO₂, η Οδηγία καθορίζει τις απαιτήσεις για τις επιθεωρήσεις. Εντούτοις, τα κράτη μέλη μπορούν επίσης να επιλέξουν να υιοθετήσουν μια διαφορετική προσέγγιση, με την παροχή συμβουλών στους χρήστες τους για προώθηση των εναλλακτικών συστημάτων θέρμανσης.

Η Οδηγία τέθηκε σε ισχύ στις 4 Ιανουαρίου του 2003 και όλα τα κράτη μέλη θα έχουν μια περίοδο τριών ετών προκειμένου να ενισχυθούν τα σχετικά συστήματα και τα μέτρα ώστε να εφαρμοστούν οι απαιτήσεις. Στις 4 Ιανουαρίου του 2006, οι ελάχιστες απαιτήσεις για την ενεργειακή απόδοση θα είναι νομικά δεσμευτικές στα κράτη μέλη. Τα ενεργειακά πιστοποιητικά θα απαιτούνται και οι επιθεωρήσεις για τη θέρμανση και την ψύξη των συσκευών θα οργανωθούν στο πλαίσιο ενός καθιερωμένου συστήματος.

Σε ευρωπαϊκό επίπεδο, η Ευρωπαϊκή Επιτροπή θα βοηθά τις αντίστοιχες αρχές και τις οργανώσεις στα κράτη μέλη για την πληροφόρηση των ομάδων που ενδιαφέρονται άμεσα για αυτά τα μέτρα. Οι εκστρατείες πληροφόρησης μπορούν να οργανωθούν με τη βοήθεια και χρηματοδότηση μέσω των κοινοτικών προγραμμάτων, που πρέπει να υποστηρίξουν την ευαισθητοποίηση και την κινητοποίηση του ενδιαφερόμενου πληθυσμού.

Πρέπει να υπογραμμιστεί ότι πολλά από τα κράτη μέλη έχουν αρχίσει ήδη την εφαρμογή των σχετικών μέτρων που υποστηρίζουν αυτήν την κοινοτική πρωτοβουλία σε εθνικό επίπεδο. Οι εκτιμήσεις ανταγωνιστικότητας θα ωθήσουν πολλούς «δράστες» να εφαρμόσουν αυτές τις απαιτήσεις, σε ένα αρχικό στάδιο, χρησιμοποιώντας το πλεονέκτημα της προετοιμασίας για τα μέτρα που θα εγκριθούν στο κράτος μέλος τους. Διάφορες πρωτοβουλίες έχουν ληφθεί στα κράτη μέλη ώστε να συντονίσουν την ανάπτυξη των ενσωματωμένων μεθοδολογιών για τη μέτρηση της ενεργειακής απόδοσης των κτηρίων, για την ανάπτυξη των σχεδίων πιστοποίησης, για την επιθεώρηση των λεβήτων και των συστημάτων κλιματισμού και για την κατάρτιση του προσωπικού για την πραγματοποίηση της πιστοποίησης και της επιθεώρησης. Η Ευρωπαϊκή Επιτροπή ενθαρρύνει τέτοιες πρωτοβουλίες και τις υποστηρίζει όσο το δυνατόν περισσότερο.

Βάσει ενός προγράμματος εκτιμήσεων της οικονομικής αποδοτικότητας, είναι εφικτή μία αποταμίευση περίπου κατά 22% στον τομέα του κτιρίου μέχρι το 2010. Εάν αυτή η δυνατότητα πραγματοποιηθεί, περίπου το 20% της υποχρέωσης της ΕΕ σύμφωνα με το Κιότο θα μπορεί να πραγματοποιηθεί. Η μετάθεση αυτής της Οδηγίας μέχρι το 2006 το αργότερο, θα επιτρέψει σε μια μερίδα αυτής της δυνατότητας να μεταφραστεί σε μειωμένη κατανάλωση ενέργειας. Μετά από το 2010, προβλέπεται να πραγματοποιηθεί ακόμη περισσότερη δυνατότητα αποταμίευσης, σε έναν επιταχυνόμενο ρυθμό, καθώς τα μέτρα λαμβάνονται. Αυτό υποθέτει φυσικά, ότι μια φιλόδοξη και κατάλληλη μετάθεση της Οδηγίας σε εθνική νομοθεσία θα πραγματοποιηθεί [16].

Τα κοινοτικά εργαλεία που ενισχύουν την εφαρμογή και τους στόχους της Οδηγίας είναι:

- Προώθηση της χρήσης βιοκαυσίμων στον τομέα των μεταφορών (Οδηγία 2003/30/ΕΚ) με στόχους αναφοράς 2% μέχρι το τέλος του 2005 και 5,75% μέχρι το τέλος του 2010 και προθεσμία εναρμόνισης μέχρι τον Δεκέμβριο του 2004.
- Οδηγία περί ενεργειακής φορολογίας που επιτρέπει πιθανές εξαιρέσεις ή μειώσεις για τις ΑΠΕ, συμπεριλαμβανομένων των βιοκαυσίμων.
- Οδηγία-Πλαίσιο και εκτελεστικές Οδηγίες για σήμανση ενεργειακής απόδοσης συγκεκριμένων συσκευών.
- Μέτρα περί απαιτήσεων ελάχιστης ενεργειακής απόδοσης μέσω διαφόρων Οδηγιών για λέβητες, ψυγεία και στραγγαλιστικά πηνία φθορίζοντος φωτισμού και σχετικών Εθελοντικών Συμφωνιών και Κωδίκων Συμπεριφοράς.
- Νέα Οδηγία 2004/8/ΕΚ περί Συμπαγωγής Θερμότητας και Ηλεκτρισμού (ΣΘΗ) με ενδεικτικό στόχο αύξηση του μεριδίου ηλεκτροπαραγωγής από 11% το 1998 σε 18% το 2010 και προθεσμία εναρμόνισης μέχρι 21-02-2006.
- Πρόταση Οδηγίας για τον οικολογικό σχεδιασμό προϊόντων που καταναλώνουν ενέργεια (πολιτική συμφωνία 10/06/2004).
- Υπό επεξεργασία πρόταση Οδηγίας για την ενεργειακή απόδοση στην τελική χρήση και τις ενεργειακές υπηρεσίες, με στόχους:
 - προώθηση της ενεργειακής απόδοσης,
 - ολοκλήρωση της εσωτερικής αγοράς,
 - προώθηση αγοράς ενεργειακών υπηρεσιών και
 - εμπλοκή προμηθευτών ενέργειας στην ενεργειακή απόδοση, προς εφαρμογή στους τομείς οικιακό, τριτογενή, μη ενεργειοβόρων βιομηχανιών και μεταφορών, με πρόβλεψη συζήτησης προσανατολισμού στο επόμενο Συμβούλιο Ενέργειας (29-11-2004) [17].

2.2. Ενεργειακή Πολιτική της Ελλάδας- Νομοθεσία

2.2.1. Εισαγωγή

Μετά τον οριστικό διακανονισμό κατανομής των βαρών εκπομπής ρύπων, όπως αυτός καθορίστηκε στα πλαίσια των διαπραγματεύσεων ανάμεσα στα κράτη-μέλη της Ε.Ε., ο στόχος περιορισμού της αύξησης των εκπομπών για την Ελλάδα στο 25%, αποτελεί και το στόχο της χώρας μας σε ότι αφορά την ενεργειακή πολιτική. Η Ελλάδα έχει καταθέσει ήδη στη Γραμματεία της Σύμβασης δύο εθνικές εκθέσεις, στις οποίες αναλύονται, εκτός των άλλων, οι πολιτικές και τα μέτρα που έχουν υιοθετηθεί για την ικανοποίηση των υποχρεώσεων της χώρας μας.

Ανάμεσα σε αυτές τις δράσεις περιλαμβάνονται:

- Η μερική αντικατάσταση στερεών και υγρών καυσίμων από φυσικό αέριο.
- Η χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όπου αυτό είναι δυνατό.
- Η βελτίωση του επιπέδου μόνωσης παλαιών και νέων κατοικιών.
- Μέτρα για τον περιορισμό της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Η προσπάθεια της Ελλάδος τα τελευταία χρόνια να εναρμονιστεί με την Κοινοτική Πολιτική για βελτίωση της ενεργειακής και περιβαλλοντικής απόδοσης των κτιρίων ενισχύθηκε με Ευρωπαϊκά επιχειρησιακά προγράμματα και επιδοτήσεις. Εν συντομία αναφέρονται τα παρακάτω:

- Επιχειρησιακό Πρόγραμμα Ενέργειας (ΕΠΕ) 1994-1999: Βάσει του προγράμματος αυτού η Ε.Ε. επιδοτούσε κατά 45% τις επεμβάσεις εξοικονόμησης ενέργειας σε υφιστάμενες επιχειρήσεις. Επίσης παρείχε επιδότηση 40% για τα παθητικά συστήματα (ανώτατο επιλέξιμο όριο 5% του συνολικού κατασκευαστικού κόστους ή 20% σε περίπτωση χρήσης αυτοματισμών).
- Επιχειρησιακό Πρόγραμμα Ανταγωνιστικότητα (ΕΠΑΝ) 2000-2006: Η Ε.Ε. επιδοτεί κατά 40% τις επεμβάσεις εξοικονόμησης ενέργειας σε υφιστάμενες επιχειρήσεις και κατά 40% για τα παθητικά συστήματα (ανώτατο επιλέξιμο όριο 5% του συνολικού κατασκευαστικού κόστους ή 20% σε περίπτωση χρήσης αυτοματισμών). [18].

2.2.2. Ελληνική Νομοθεσία

Με την Οδηγία 2002/91/EK ενισχύονται οι δράσεις και τα μέτρα που προέβλεπε η Οδηγία SAVE 93/76/EOK (ΕΕ L 37) «για τον περιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα με τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης», που αποτελεί την πρώτη ευρωπαϊκή προσέγγιση του ζητήματος της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων.

Η Ελληνική έννομη τάξη εναρμονίστηκε με την Οδηγία SAVE εκδίδοντας την ΚΥΑ 21475/4707/19.08.1998 (ΦΕΚ Β' 880) για τον «περιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα με τον καθορισμό μέτρων και όρων για τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων». Με αυτή καθορίστηκαν τα μέτρα για την εξοικονόμηση ενέργειας και η χρήση ΑΠΕ στα νέα και υφιστάμενα κτίρια, όλων των χρήσεων και κατηγοριών, καθώς και στα οικιστικά σύνολα, με στόχο τον περιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα.

Σε εφαρμογή της παραπάνω ΚΥΑ και σε εκτέλεσή της, καθορίστηκαν οι απαιτήσεις της ενεργειακής απόδοσης στο πλαίσιο ενός σχεδίου Κανονισμού, του Κανονισμού Ορθολογιστικής Χρήσης και Εξοικονόμησης της Ενέργειας (ΚΟΧΕΕ), που θα δούμε αναλυτικά παρακάτω. Το σχέδιο αυτό φιλοδοξούσε να αντικαταστήσει τον ισχύοντα Κανονισμό Θερμομόνωσης (ΠΔ 1-6/4-7-1979 «περί εγκρίσεως Κανονισμού δια την θερμομόνωση των κτιρίων»). Σκοπός του είναι ο καθορισμός των αναγκαίων διαδικασιών, των μέτρων και των μηχανισμών εφαρμογής που θα αποτελέσουν τη βάση για την υλοποίηση της προβλεπόμενης ενεργειακής πιστοποίησης, την βαθμονόμηση κτιρίων και την έκδοση Δελτίου Ενεργειακής Ταυτότητας των κτιρίων. Σημειώνεται ότι παράλληλα συντάχθηκε και ένα σχέδιο ΠΔ σχετικά με τα «κίνητρα για εξοικονόμησης ενέργειας στα κτίρια». Και στις δύο όμως περιπτώσεις δεν ολοκληρώθηκε η οριστική θέσπιση των παραπάνω και έτσι αυτά μέχρι σήμερα παραμένουν στη μορφή «σχεδίων».

Εν τω μεταξύ το 2002 εκδόθηκε η προαναφερθείσα Οδηγία 2002/91/EK, η οποία εισάγει ως χρονικό ορίζοντα ενσωμάτωσής της στο δίκαιο των κρατών-μελών τον Ιανουάριο του 2006.

Μέχρι στιγμής η Ελληνική έννομη τάξη, παρά το γεγονός ότι το σχέδιο ΚΟΧΕΕ είναι ολοκληρωμένο και πράγματι ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις της Οδηγίας, δεν έχει προβεί στην έκδοση καμιάς πράξης εναρμόνισης. [19].

Η μέχρι σήμερα Ελληνική νομοθεσία για τα κτίρια περιλαμβάνει τα εξής:

Νόμος 2364/95

Ο νόμος αυτός δίνει τα οικονομικά κίνητρα για την προώθηση της χρήσης φυσικού αερίου και την ορθολογική ενεργειακή χρήση, μέσω της μείωσης του φορολογήσιμου εισοδήματος κατά 75% των αγορών και των εγκαταστάσεων συστημάτων εσωτερικών συσκευών που χρησιμοποιούν φυσικό αέριο.

Το Προεδρικό Διάταγμα αριθ. το 335/1993

Αυτό το διάταγμα εκδόθηκε για να συμμορφωθεί με την οδηγία 92/42/ΕΟΚ της ΕΕ για τα πρότυπα της ενεργειακής απόδοσης των νέων λεβήτων ζεστού νερού, που λειτουργούν με υγρά ή αέρια καύσιμα. Η πλειοψηφία των κατασκευαστών λεβήτων στην Ελλάδα έχει συμμορφωθεί ήδη με την οδηγία της ΕΕ, μετά από τον έλεγχο και την πίεση από το Υπουργείο Ανάπτυξης, το οποίο ελέγχει την εφαρμογή της νομοθεσίας.

Λειτουργικό πρόγραμμα για την ενέργεια (ΟΡΕ)

Ένα λειτουργικό ενεργειακό πρόγραμμα (ΟΡΕ), στο οποίο παρέχονται τα κεφάλαια για τις επενδύσεις στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και την ορθολογική ενεργειακή χρήση, μπήκε σε λειτουργία το 1996. Το πρόγραμμα είχε έναν συνολικό προϋπολογισμό 1.116 εκατομμυρίων €, 32% των οποίων προέρχονται από την Ευρωπαϊκή Επιτροπή, 41% από τα εθνικά κεφάλαια και 27% από τα ιδιωτικά κεφάλαια. Το ΟΡΕ άρχισε το 1994 και τελείωσε στο τέλος του 1999. Αυτό το πρόγραμμα παρείχε μια αρχική εστίαση για την ελληνική ενεργειακή απόδοση και περιελάμβανε πέντε υποπρογράμματα που αναφέρονται:

- στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας,
- στην ενεργειακή συντήρηση,
- στις ανανεώσιμες μορφές ενέργειας,
- στον προσδιορισμό της ορυκτής ενέργειας και των υδάτινων πόρων και
- στις ενθαρρυντικές ενέργειες για τη λειτουργία του προγράμματος.

Το πρόγραμμα δράσης «ΕΝΕΡΓΕΙΑ 2001»

Το πρόγραμμα δράσης «ΕΝΕΡΓΕΙΑ 2001» είναι το κύριο μέτρο για τη συμμόρφωση στην Ευρωπαϊκή Οδηγία για τη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα μέσω των προγραμμάτων ενεργειακής απόδοσης (οδηγία 93/76/EK SAVE). Βάσει του προγράμματος, προβλέπονται οι ακόλουθες ενέργειες:

1) *Νέα κτίρια*: Προβλέπεται μια υποχρεωτική μελέτη για την ενεργειακή απόδοση κάθε νέου κτιρίου σύμφωνα με διάφορες προδιαγραφές. Η μελέτη συνδυάζεται με το ζήτημα των καρτών περιβαλλοντικής- ενεργειακής ταυτότητας που διαμορφώνει ένα απαραίτητο έγγραφο κατά τη διάρκεια της διαδικασίας αδειών. Κάθε νέο κτίριο τοποθετείται σε μια συγκεκριμένη κατηγορία απόδοσης, σύμφωνα με τις μελέτες που πραγματοποιούνται και το αποτέλεσμα των επιτόπιων μετρήσεων και των ελέγχων.

2) *Υφιστάμενα κτίρια*: Προβλέπεται μείωση των ενεργειακών απωλειών μέσω επεμβάσεων σχετικά με τα τμήματα της οικοδόμησης, εγκατάσταση των ενεργητικών ηλιακών συστημάτων για τη θέρμανση χώρου, εγκατάσταση των ενεργών ηλιακών συστημάτων για παραγωγή ζεστού ύδατος, θέρμανση χώρου και ψύξη, επεμβάσεις σχετικά με τη βελτίωση της μόνωσης.

3) *Δημόσια κτίρια και κτίρια του ευρύτερου δημόσιου τομέα*: Προβλέπονται μέτρα για τη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας για τη θέρμανση χώρου, την ψύξη και το φωτισμό, μέσω των βελτιώσεων μόνωσης και της εγκατάστασης των ενεργών ηλιακών συστημάτων.

Αυτό περιλαμβάνει την υποχρεωτική καθιέρωση των αρμόδιων οργανισμών για τη διαχείριση της ενέργειας, τους ενεργειακούς λογιστικούς ελέγχους και τις μελέτες.

Τα οικονομικά κίνητρα (συνήθως φορολογικές απαλλαγές) δίνονται για την επιτυχή εφαρμογή των προαναφερθέντων μέτρων.

Το πρόγραμμα τέθηκε σε ισχύ μέσω μιας κοινής Υπουργικής Απόφασης (21475/19.8.98) (Υπουργείο Περιβάλλοντος, φυσικός προγραμματισμός και δημόσια έργα/Υπουργείο Ανάπτυξης/Υπουργείο Εθνικής Οικονομίας/Βιομηχανία και Εσωτερικού). Ένα Προεδρικό Διάταγμα ακολούθησε, ρυθμίζοντας την παροχή

επιχορηγήσεων για ολόκληρο τον τομέα του κτιρίου. Το σύστημα μπήκε σε πλήρη λειτουργία από το 1998.

Πρότυπα ενεργειακής απόδοσης

Τα κατώτατα επίπεδα ενεργειακής απόδοσης τέθηκαν από την ΕΕ για τους μη βιομηχανικούς λέβητες (οδηγία 92/42/ΕΚ), τα ψυγεία και τους ψυκτήρες (οδηγία 96/57/ΕΚ). Η ελληνική νομοθεσία έχει εναρμονιστεί σύμφωνα με τα δύο πρότυπα της ΕΕ μέσω των Προεδρικών Διαταγμάτων 335/1993 και το 178/1998. Η ενέργεια που ονομάζει τις γενικές υποχρεώσεις για το ενεργειακό μαρκάρισμα τίθεται από την οδηγία 92/75/ΕΚ (εναρμόνιση από το Προεδρικό Διάταγμα 180/1994), ενώ οι ιδιαίτερες παροχές τίθενται για τα ψυγεία/τους ψυκτήρες (οδηγία 942/ΕΚ - εναρμόνιση με την υπουργική απόφαση 25810/1994), πλυντήρια ρούχων (οδηγία 95/13/ΕΚ - εναρμόνιση με την υπουργική απόφαση 3972/96) και για συνδυασμένα πλυντήρια (οδηγία 96/60/ΕΚ) - εναρμόνιση με την υπουργική απόφαση 9142/97 και για τα πλυντήρια πιάτων (οδηγία 97/17/ΕΚ) - εναρμόνιση με την υπουργική απόφαση 10200/98).

2.2.3. Κανονισμός για την Ορθολογική Χρήση και την Εξοικονόμηση Ενέργειας (ΚΟΧΕΕ)

ΚΥΑ 21475/40707

Στις 19 Αυγούστου 1998 δημοσιεύθηκε στο ΦΕΚ 880/Β η απόφαση με αριθμό. 21475/4707 που υπεγράφη από τους υπουργούς Εσωτερικών, Δημόσιας Διοίκησης και Αποκέντρωσης, Εθνικής Οικονομίας, Ανάπτυξης, Περιβάλλοντος, Χωροταξίας και Δημοσίων Έργων με θέμα «Περιορισμός των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα με τον καθορισμό μέτρων και όρων για τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων» (συμμόρφωση με κοινοτική οδηγία SAVE 93/76/ΕΕ).

Η έκδοση της κοινής αυτής Υπουργικής Απόφασης, όπου εμπεριέχονται μέτρα πολιτικής για τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων και του μικροκλίματος, σηματοδοτεί μια ιδιαίτερα σημαντική και ευτυχή στιγμή για τα ενεργειακά ζητήματα της χώρας και για την οικοδομή ειδικότερα, καθώς εισάγει έννοιες και θεσμούς που προάγουν την ορθολογική χρήση και διαχείριση των

ενεργειακών πόρων και τη χρήση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, τη βελτίωση της ποιότητας κατασκευής κλπ. που εντάσσονται στις αρχές του αειφόρου σχεδιασμού και της οικολογικής δόμησης. Παράλληλα εξασφαλίζεται η ενημέρωση των πολιτών σχετικά με τα ενεργειακά και άλλα ποιοτικά χαρακτηριστικά των κτιρίων όπου ζουν και εργάζονται (μέσω της ενεργειακής πιστοποίησης και βαθμονόμησης και του δελτίου ενεργειακής ταυτότητας).

Σκοπός του ΚΟΧΕΕ

Η απόφαση αυτή αποσκοπεί στη συμμόρφωση προς τις διατάξεις της 93/76/ΕΟΚ οδηγίας του Συμβουλίου των Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων της 13ης Σεπτεμβρίου 1993 για περιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα με τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης, που έχει δημοσιευτεί στην ελληνική γλώσσα στην επίσημη Εφημερίδα των Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων (ειδική έκδοση στα Ελληνικά σειρά L 237/28/22.09.93), ώστε με τη λήψη των πλέον ενδεδειγμένων μέτρων να διασφαλιστεί η βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων. Στόχος της απόφασης αυτής είναι η μείωση και η σταθεροποίηση της εκπομπής διοξειδίου του άνθρακα και κατ' επέκταση η προστασία του περιβάλλοντος.

Η βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων σημαίνει μείωση στην κατανάλωση συμβατικής ενέργειας - πετρελαίου και ηλεκτρικού ρεύματος - για τη θέρμανση, την ψύξη, τον αερισμό, την παραγωγή ζεστού νερού και το φωτισμό χωρίς να διαταράσσονται οι συνθήκες άνεσης στα κτίρια.

Για την επιλογή των μέτρων που αποσκοπούν στην βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων, λαμβάνονται υπόψη οι οικονομικές, κοινωνικές και πολιτιστικές συνθήκες, το κλίμα, οι τοπικές ιδιομορφίες, οι ιδιαιτερότητες στην παραγωγή ανθρωπογενούς περιβάλλοντος, καθώς και στόχοι επίτευξης συνθηκών θερμικής άνεσης, υγιεινής διαβίωσης και ποιότητας εσωτερικού αέρα.

Η επίτευξη αυτού του στόχου πραγματοποιείται με την εκπόνηση και εφαρμογή μέτρων και προγραμμάτων στους ακόλουθους τομείς:

- Ενεργειακή πιστοποίηση κτιρίων.
- Τιμολόγηση των δαπανών θέρμανσης, κλιματισμού και ζεστού νερού χρήσης, με βάση την πραγματική κατανάλωση.
- Χρηματοδότηση εκ μέρους τρίτων των επενδύσεων για βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης στο δημόσιο τομέα.

- Ικανοποιητική θερμομόνωση των νέων κτιρίων.
- Περιοδική επιθεώρηση των λεβήτων.
- Ενεργειακές επιθεωρήσεις των επιχειρήσεων που καταναλώνουν τεράστια ποσά ενέργειας.

Τα μέτρα και προγράμματα του ΚΟΧΕΕ αποβλέπουν:

- Στη συνετή και ορθολογική χρήση των φυσικών πόρων ενέργειας.
- Στην αξιοποίηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας ώστε να αντικατασταθούν άλλες μορφές συμβατικής ενέργειας.
- Στην αξιοποίηση των θετικών παραμέτρων του κλίματος, όπως της ηλιακής ενέργειας για θέρμανση και των δροσερών ανέμων για τη φυσική ψύξη των κτιρίων, με αποτέλεσμα την μείωση της κατανάλωσης μορφών συμβατικής ενέργειας.
- Στη λήψη μέτρων για την εξασφάλιση της ορθολογικής χρήσης και εξοικονόμησης ενέργειας στα κτίρια, με μετατροπές ή ενισχύσεις στο κέλυφός των κτιρίων.
- Στη λήψη μέτρων για ελέγχους που θα εξασφαλίσουν αν έχουν εφαρμοστεί οι απαιτήσεις που πρέπει να πληρεί ένα κτίριο καθώς επίσης και την εξασφάλιση της ενημέρωσης των χρηστών σχετικά με τα ενεργειακά - περιβαλλοντικά χαρακτηριστικά των κτιρίων, μέσω της πιστοποίησης, του βαθμού ενεργειακής απόδοσης και ενεργειακής βαθμονόμησης των κτιρίων.

Οι στόχοι του ΚΟΧΕΕ είναι:

- Η εξοικονόμηση συμβατικής ενέργειας για τη θέρμανση, την ψύξη, τον αερισμό, τον φωτισμό και το ζεστό νερό χρήσης, με συγκεκριμένους κανόνες και διατάξεις που περιορίζουν τις ενεργειακές ανάγκες.
- Η αντικατάσταση της συμβατικής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας για την κάλυψη μέρους ή του συνόλου των αναγκών σε ενέργεια στα κτίρια σε συνδυασμό με εφαρμογή των αρχών του βιοκλιματικού σχεδιασμού.

- Η εξασφάλιση υγιεινής και άνετης διαβίωσης των ενοίκων του κτιρίου με τη διατήρηση των επιπέδων θερμικής και οπτικής άνεσης, καθώς και της καλής ποιότητας εσωτερικού αέρα.
- Η οικονομία στο κόστος κατασκευής και η εξασφάλιση της καλής λειτουργίας των εγκαταστάσεων θέρμανσης - κλιματισμού.

Τα περιεχόμενα του ΚΟΧΕΕ

Στον ΚΟΧΕΕ αναφέρονται οι όροι και προϋποθέσεις για τον βέλτιστο σχεδιασμό των κτιρίων και ο καθορισμός των ορίων θερμικής άνεσης στο εσωτερικό των κτιρίων ανά χρήση κτιρίου και κλιματική περιοχή για όλη τη διάρκεια του χρόνου.

Ορίζονται ανώτατα επιτρεπόμενα όρια κατανάλωσης συμβατικής ενέργειας με βάση τα επιτρεπτά όρια θερμικής άνεσης και εναλλαγών του αέρα για κάθε χρήση κτιρίου, ενώ η χώρα διαιρείται σε 4 κλιματικές ζώνες με βάση τις βαθμοημέρες θέρμανσης και ψύξης, προκειμένου να γίνει η ενεργειακή κατάταξη των κτιρίων.

Παρακάτω καθορίζονται οι παράμετροι βάσει των οποίων θα υπολογίζεται η ενεργειακή απόδοση αυτών:

- Παράμετροι θερμικών απωλειών του κτιρίου, απαιτήσεις σε θερμομόνωση του κελύφους, περιορισμός των απωλειών από την ανανέωση του αέρα, μέγιστοι επιτρεπόμενοι συντελεστές θερμοπερατότητας.
- Παράμετροι θερμικών συνεισφορών στα κτίρια: εσωτερικά κέρδη σε ετήσια βάση, ηλιακά κέρδη, παθητικά ηλιακά συστήματα, θερμικό ισοζύγιο κτιρίου, απαιτούμενη συμπληρωματική ενέργεια.
- Παράμετροι για τη φυσική ψύξη του κτιρίου: ηλιοπροστασία με βλάστηση και σκίαστρα, φυσικός αερισμός, θερμική μάζα, συστήματα φυσικού δροσισμού.
- Χαρακτηριστικά των υλικών κατασκευής, θερμικές ιδιότητες απορρόφησης σε υγρασία, εκπομπές ρυπογόνων ουσιών κλπ. ως και κριτήρια επιλογής υλικών για την προστασία του ανθρώπου και του περιβάλλοντος.
- Υπολογισμοί ενεργειακών αναγκών του κτιρίου και τρόπος εκπόνησης ενεργειακής μελέτης για την απόδειξη του ότι η απαιτούμενη συμβατική ενέργεια για την εύρυθμη λειτουργία του κτιρίου δεν υπερβαίνει τα μέγιστα οριζόμενα όρια ενεργειακών καταναλώσεων και ότι ο σχεδιασμός του κτιρίου

και ο προβλεπόμενος εξοπλισμός του συντελούν στη μείωση των ενεργειακών καταναλώσεων από συμβατικές πηγές ενέργειας για τη θέρμανση, ψύξη, αερισμό, φωτισμό και παραγωγή ζεστού νερού χρήσης.

- Παράμετροι και κριτήρια για την εκπόνηση μελέτης βιοκλιματικού σχεδιασμού του κτιρίου ως συμπλήρωμα της αρχιτεκτονικής μελέτης του.
- Παράμετροι για τη συμπλήρωση της μελέτης Η/Μ εγκαταστάσεων με τη μελέτη εγκατάστασης και ένταξης ΕΗΣ ή/ και Φ/Β, εφόσον προβλέπονται, ως στοιχεία της ενεργειακής μελέτης του κτιρίου.
- Μέθοδος υπολογισμού απαιτήσεων, μελέτης φωτισμού - φυσικού και τεχνητού - με βάση τη χρήση του κτιρίου.

Επίσης σύμφωνα με τον ΚΟΧΕΕ κρίνεται υποχρεωτική η έκδοση ειδικού εντύπου «Δελτίο Ενεργειακής Ταυτότητας» (ΔΕΤΑ) (Σχήμα 2.2.3.1) του κτιρίου, όπου αναγράφονται τα αποτελέσματα όλων των υπολογισμών των σχετικών μελετών καθώς επίσης και ο σχεδιαζόμενος βαθμός ενεργειακής απόδοσης και η ενεργειακή κατηγορία του κτιρίου.

Ταυτόχρονα επιβάλλονται τρόποι διενέργειας περιοδικών ενεργειακών επιθεωρήσεων, από ενεργειακούς επιθεωρητές, για όλες τις κατηγορίες κτιρίων εκτός από τις ενεργειοβόρες επιχειρήσεις, καθώς και ένα σύστημα ενεργειακής πιστοποίησης και βαθμονόμησης κτιρίων. [20].

ΔΕΛΤΙΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗΣ ΤΑΥΤΟΤΗΤΑΣ ΚΤΙΡΙΟΥ				
ΕΝΤΥΠΟ Α : Αποτελέσματα Μελετών κατά Κ.Ο.Χ.Ε.Ε.				
ΜΕΡΟΣ Α.6 – Ενεργειακοί και Περιβαλλοντικοί Δείκτες				
Τελική Ετήσια Ειδική Κατανάλωση Θερμικής Ενέργειας κατά ενεργειακή χρήση				
ΘΕΡΜΑΝΣΗ kWh/m ²	ΨΥΞΗ kWh/m ²	Σ.Ν.Χ. kWh/m ² (κύκλωμα λέβητα)	ΣΥΝΟΛΟ kWh/m ²	
47.14	0	0	47.14	
Ετήσια Ειδική Κατανάλωση Καυσίμου kg καυσίμου ()/m ²			3.95	
3.95	0.00	0		
Τελική Ετήσια Ειδική Κατανάλωση Ηλεκτρικής Ενέργειας				
ΘΕΡΜΑΝΣΗ kWh/m ²	ΨΥΞΗ kWh/m ²	Φωτισμός kWh/m ²	Σ.Ν.Χ. kWh/m ²	ΣΥΝΟΛΟ kWh/m ²
0.00	9.91	0.0794	14.23	22.09
Ετήσια Ειδική Κατανάλωση Καυσίμου kg καυσίμου ()/m ²				
0.00	8.43	0.0675	12.09	20.59

Σχήμα 2.2.1 Παράδειγμα ΔΕΤΑ



Σχήμα 2.2.2 Η κατηγορία του κτιρίου σε εμφανή θέση

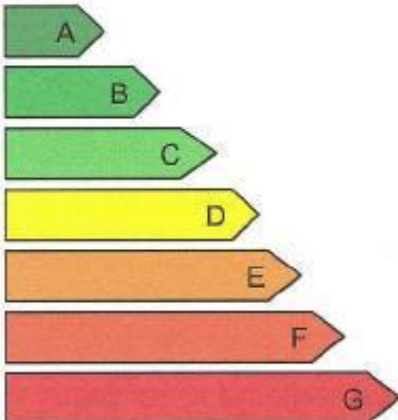
2.3. Κριτική θεώρηση του Ελληνικού νομοθετικού πλαισίου

Οι διατάξεις της ισχύουσας ΚΥΑ 21475/4707/1998 και της εξειδίκευσής της στο σχέδιο ΚΟΧΕΕ, έτσι όπως αυτό τροποποιήθηκε και βελτιώθηκε, εμφανίζουν πολλές ομοιότητες με τους στόχους και τις κατευθύνσεις της Κοινοτικής Οδηγίας 2002/91. Συγκεκριμένα, στο πλαίσιο της ΚΥΑ για τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων λαμβάνονται υπόψη τόσο οι κλιματολογικές όσο και οι τοπικές συνθήκες καθώς και οι κλιματικές συνθήκες στο εσωτερικό των κτιρίων. Επίσης τα μέτρα αυτά δεν θα πρέπει να αντιβαίνουν άλλων βασικών απαιτήσεων για τα κτίρια, όπως η ευχέρεια πρόσβασης, η αρχή της προφύλαξης και η χρήση για την οποία προορίζεται το κτίριο.

Επιπλέον στο σχέδιο ΚΟΧΕΕ η ενεργειακή απόδοση των κτιρίων έχει υπολογιστεί σε βάση ανάλογη με την μεθοδολογία της Οδηγίας 2002/91, με διαφοροποίηση σε εθνικό ή περιφερειακό επίπεδο. Μάλιστα περιέχει εκτός της θερμομόνωσης και άλλους παράγοντες που διαδραματίζουν πλέον καθοριστικό ρόλο, όπως οι εφαρμογές ΑΠΕ και γενικότερα ο σχεδιασμός του κτιρίου.

Οι παραπάνω διαπιστώσεις δεν δικαιολογούν βέβαια την καθυστέρηση εναρμόνισης με την Οδηγία 2002/91. Απλώς καταδεικνύουν ότι τα ουσιώδη ζητήματα ήδη έχουν αντιμετωπισθεί από την Ελληνική νομοθεσία, απομένει όμως η επίσημη έγκρισή τους και η δημοσίευση στο ΦΕΚ. Οι παραπάνω διαδικασίες πρέπει να επιταχυνθούν.

Example 2 with two ratings

Energy certificate	Building Energy Performance		As built	In use
	Space to make reference to the certification scheme used		Asset rating C	Operational rating C
	Very energy efficient  Not energy efficient			
	Name of the indicator used unit		calculated	measured
			130	170
Space to include additional information on building energy use				
Administrative information: address of the building, conditioned area date of validity certifier name and signature...				

Σχήμα 2.2.3 Ενεργειακή και περιβαλλοντική κατάταξη κτιρίου σε κατηγορίες A,B,C,D,E,F,G

Πέρα από την τυπική εναρμόνιση απαιτείται και η παράλληλη θέσπιση μέτρων, κυρίως οικονομικών κινήτρων και μάλιστα ενταγμένων στο πλαίσιο της φορολογικής πολιτικής, τα οποία θα διευκολύνουν αφενός, αλλά και θα καταστήσουν πιο ελκυστική την εφαρμογή του υφιστάμενου νομοθετικού πλαισίου για την ενεργειακή απόδοση των κτιρίων [19].

Τα κίνητρα που πρέπει να προβλεφθούν πρέπει να κινούνται σε δύο κατευθύνσεις:

1. Φορολογικά κίνητρα: Στην Ελλάδα, ελάχιστες επενδύσεις για τη βελτίωση της ενεργειακής και περιβαλλοντικής απόδοσης των κτιρίων γίνονται από τους ιδιοκτήτες, λόγω του γεγονότος ότι από τη μία θα πρέπει να διαθέσουν μεγάλα ποσά, από την άλλη το κράτος τα φορολογεί σκληρά για το κόστος επένδυσής τους. Ως εκ τούτου, σαν πρώτο μέτρο θα έπρεπε να προβλεφθεί η πλήρης έκπτωσης του κόστους εγκατάστασης τεχνολογιών πράσινης δόμησης, ώστε ο κόσμος να συνειδητοποιήσει ότι το κράτος είναι δίπλα και όχι απέναντί του στην εξοικονόμηση ενέργειας. Επιπλέον το κόστος αυτό θα μπορούσε να μειωθεί αρκετά από τη μείωση ή την κατάργηση του Φ.Π.Α. στην αγορά και την εγκατάσταση αυτών των τεχνολογιών.
2. Οικονομικά κίνητρα: Τα φορολογικά κίνητρα από μόνα τους είναι απόλυτα αλυσιτελή, λόγω του γεγονότος ότι τα νοικοκυριά χαμηλής και μεσαίας αγοραστικής δύναμης, τα οποία απαρτίζουν τις μεγάλες και ενεργοβόρες πολυκατοικίες των αστικών κέντρων, δεν μπορούν να καρπωθούν τις φορολογικές απαλλαγές, έχοντας ήδη χαμηλό εισόδημα. Έτσι στην πράξη, αν το κράτος και η Ε.Ε. δεν κατορθώσει να βρει πόρους για να χρηματοδοτήσει ολόκληρη, ή τουλάχιστον το μεγαλύτερο μέρος της δαπάνης εγκατάστασης συστημάτων εξοικονόμησης ενέργειας στα υπάρχοντα κτίρια, κάθε σχετική προσπάθεια θα είναι καταδικασμένη σε απόλυτη αποτυχία. [21].

Κεφάλαιο 3

Εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα

3. Εισαγωγή στα Νευρωνικά δίκτυα

3.1. Εισαγωγή

Τα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)** είναι μια σχετικά νέα ιδέα στο χώρο των υπολογιστών η οποία βασίστηκε σε έρευνες μοντελοποίησης της δομής και της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η ιδέα προϋπήρχε από την δεκαετία του '40 αλλά ήταν οι σχετικά πρόσφατες (δεκαετία του '80) εξελίξεις στο λογισμικό και στο υλικό των Ηλεκτρονικών Υπολογιστών οι οποίες καθιέρωσαν τις αρχές μελέτης και υλοποίησης και, γενικότερα την έρευνα στο χώρο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

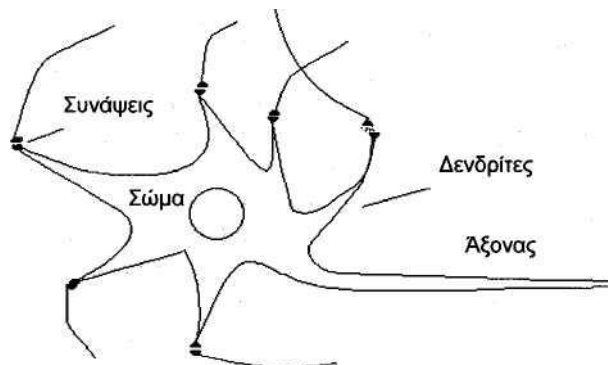
Είναι γνωστό ότι οι συμβατικοί Η/Υ υπερτερούν των ανθρώπων στην ταχύτητα των πράξεων. Από την άλλη μεριά οι Η/Υ εμφανίζονται να είναι ακατάλληλοι για την επεξεργασία δεδομένων τα οποία δεν είναι ακριβή, δεν είναι πλήρη ή έχουν «θόρυβο». Αυτήν την εικόνα κατάφερε να την αλλάξει, εν μέρει, η έρευνα στο χώρο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, η οποία κατάφερε να πραγματοποιήσει δύσκολες εργασίες, που η πραγματοποίησή τους μέχρι τότε αποτελούσε μοναδικό προνόμιο του ανθρώπου.

Οι συμβατικοί Η/Υ χρειάζονταν μία βήμα-βήμα λύση ενός προβλήματος και τον προγραμματισμό τους με μία σειρά εντολών την οποία πρέπει να ακολουθήσουν για να λύσουν το πρόβλημα. Αντιθέτως, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα δεν χρειάζονται μία συγκεκριμένη περιγραφή της λύσης του προβλήματος, αλλά ο χρήστης επιτρέπει στο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο να εκπαιδευτεί και να προσαρμοστεί κατά τη διάρκεια μιας περιόδου εκπαίδευσης.

Η εκπαίδευση συνήθως περιλαμβάνει ένα σύνολο δεδομένων με καθορισμένη δομή, το οποίο αποτελεί το υλικό εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Δεδομένου ενός ικανοποιητικού πλήθους δεδομένων το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο μπορεί να μάθει τις βασικές αρχές της λύσης και να χρησιμοποιηθεί αργότερα στην λύση παρόμοιων αλλά νέων προβλημάτων. [22],[23]

3.2. Μοντέλο βιολογικού Νευρώνα

Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλο του. Όπως είναι γνωστό από τη Βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο *νευρώνας*. Ένας τυπικός *βιολογικός νευρώνας* (Σχήμα 3.2.1) αποτελείται από το σώμα που αποτελεί τον πυρήνα του, τους δενδρίτες μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον άξονα που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσης του με άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται *σύναψη*. Οι συνάψεις μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλουν την αγωγιμότητα τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες [24].



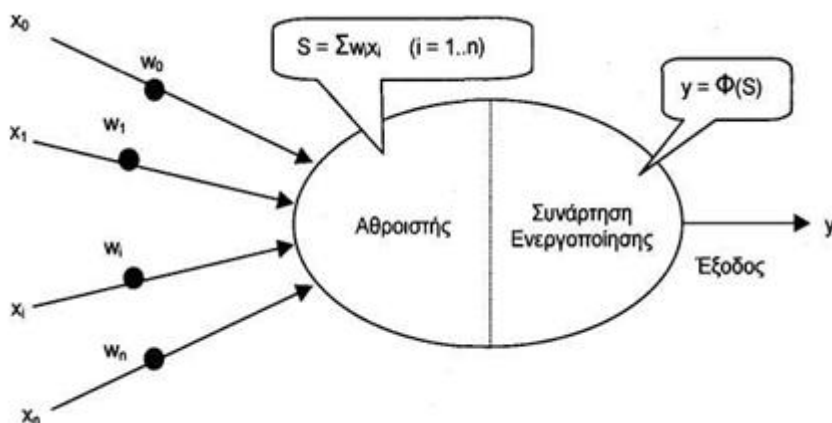
Σχήμα 3.2.1 Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα.

Ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου ανθρώπου αποτελείται από 100 δισεκατομμύρια περίπου νευρώνες κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με περίπου 1000 άλλους νευρώνες. Αυτό πραγματοποιείται μέσω του άξονα κάθε νευρώνα στον οποίο καταλήγουν ισάριθμοι δενδρίτες άλλων νευρώνων. Δεδομένου ότι κάθε τέτοια σύνδεση περιλαμβάνει και μία σύναψη, προκύπτει ότι υπάρχουν περίπου 100 τρισεκατομμύρια συνάψεις οι οποίες και επηρεάζουν την λειτουργία του εγκεφάλου. Είναι προφανές ότι κάθε προσπάθεια να αντιγραφεί η δομή και η λειτουργία του εγκεφάλου σε τέτοια κλίμακα είναι αδύνατη. Στην πραγματικότητα, τα μοντέλα τα οποία κατασκευάζονται περιλαμβάνουν μερικές χιλιάδες τεχνητούς νευρώνες, έχουν το πολύ ένα εκατομμύριο τεχνητές συνάψεις και παρουσιάζουν πολύ περιορισμένη λειτουργικότητα.

Αν και ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου (msec), εντούτοις ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει πολύπλοκες αποφάσεις, εκπληκτικά γρήγορα. Κατά μία άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει, είναι διαμοιρασμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται δηλαδή για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι και το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

3.3. Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 3.3.1, ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους w_i (weight) ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη, τον αθροιστή (sum) ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα S , και τη συνάρτηση ενεργοποίησης ή κατωφλίου (activation ή threshold function), ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου y , σε συνάρτηση της ποσότητας S . [24]



Σχήμα 3.3.1 Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Υπάρχουν τρεις τυπικές περιπτώσεις για τη συνάρτηση ενεργοποίησης [25]:

Η *βηματική (step)* ή *κατωφλίου* συνάρτηση Σχήμα 3.3.2(α), η οποία δίνει στην έξοδο αποτέλεσμα (συνήθως 1) μόνο αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μεγαλύτερη ή ίση με το μηδέν και εκφράζεται από τη σχέση :

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, v \geq 0 \\ 0, v < 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

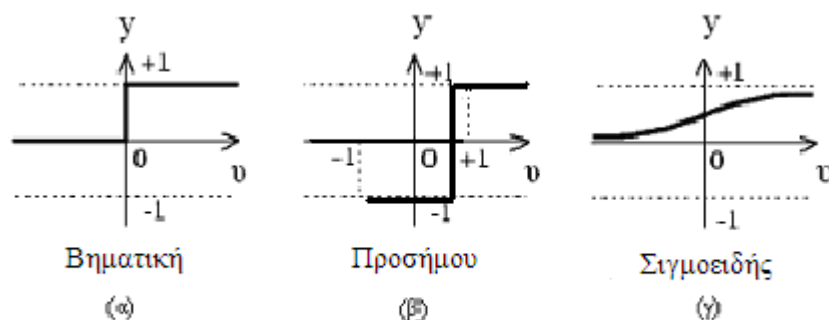
Η συνάρτηση *πρόσημου (sign)* Σχήμα 3.3.2(β) η οποία δίνει στην έξοδο αρνητική (ή θετική) πληροφορία αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μικρότερη (ή μεγαλύτερη) από μία τιμή κατωφλίου T . Εκφράζεται από τη σχέση:

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, v \geq T \\ -1, v < T \end{cases} \quad (3.2)$$

Η *σιγμοειδής (sigmoid)* συνάρτηση η οποία εκφράζεται από τη γενική σχέση:

$$\phi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha v)} \quad (3.3)$$

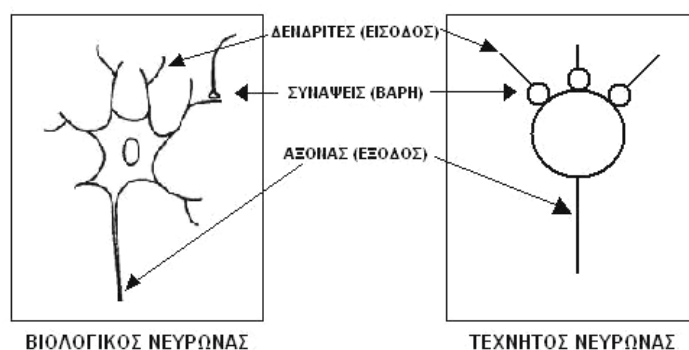
όπου α είναι ένας συντελεστής ρύθμισης της ταχύτητας μετάβασης μεταξύ των δύο ασυμπτωτικών τιμών. Η σιγμοειδής συνάρτηση Σχήμα 3.3.2(γ) είναι σημαντική γιατί παρέχει μη γραμμικότητα στο νευρώνα, κάτι που είναι απαραίτητο στη μοντελοποίηση μη γραμμικών φαινομένων.



Σχήμα 3.3.2 Γραφικές παραστάσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης.

Οι τεχνητοί νευρώνες δίνουν τη δυνατότητα υλοποίησης απλών αλγεβρικών συναρτήσεων, όπως επίσης και λογικών συναρτήσεων AND, OR και NOT. Για παράδειγμα, στην υλοποίηση του NOT χρησιμοποιείται σαν συνάρτηση ενεργοποίησης η βηματική συνάρτηση με κατώφλι $T = -0,5$. Οι τιμές εισόδου μπορούν να κυμαίνονται από 0 (ψευδές) έως 1 (αληθές). Αν η είσοδος του νευρώνα είναι 0 τότε πολλαπλασιάζεται με το βάρος $w = -1$ δίνει $S = 0$. Η τιμή αυτή ξεπερνά το κατώφλι του $-0,5$ οπότε στην έξοδο παράγεται 1. Στην περίπτωση που η τιμή εισόδου είναι 1 τότε $S = -1$, τιμή που βρίσκεται κάτω του κατωφλίου $-0,5$, με αποτέλεσμα να παράγεται στην έξοδο 0.

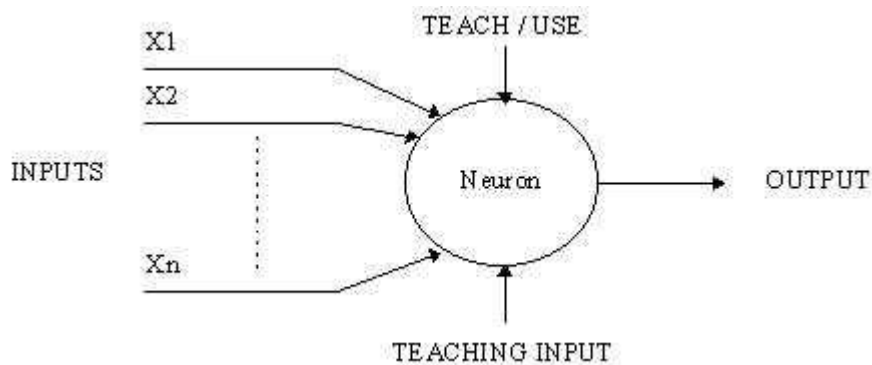
Τέλος, στο σχήμα 3.3.3 μπορούμε να παρατηρήσουμε τις αντιστοιχίες του φυσικού (βιολογικού) με τον τεχνητό νευρώνα βλέποντας την πανομοιότυπη δομή αλλά και λειτουργία τους.



Σχήμα 3.3.3 Αντιστοιχία φυσικού-τεχνητού νευρώνα

3.3.1. Ένας απλός νευρώνας

Ο νευρώνας έχει δύο καταστάσεις λειτουργίας: την *κατάσταση εκπαίδευσης* και την *κατάσταση χρήσης*. Στην κατάσταση εκπαίδευσης δίνονται δεδομένα που έχουν την μορφή παραδειγμάτων στον νευρώνα ώστε να εκπαιδευτεί να πυροδοτήσει ή όχι για τις παραπάνω εισόδους. Στην κατάσταση λειτουργίας αφού έχει εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο, όταν έχουμε είσοδο γνωστή στον νευρώνα τότε το νευρωνικό δίκτυο εξάγει σαν έξοδο αυτήν την έξοδο που είχε εκπαιδευτεί να εξάγει από το σύνολο δεδομένων με το οποίο είχε εκπαιδευτεί. Σε περίπτωση όπου η είσοδος δεν είναι γνωστή από την εκπαίδευση χρησιμοποιούνται οι κανόνες πυροδότησης (οι οποίοι περιγράφονται παρακάτω) για το αν θα πυροδοτήσει ο νευρώνας ή όχι.



Σχήμα 3.3.4 Ένας απλός νευρώνας

3.3.2. Κανόνες πυροδότησης

Ο κανόνας πυροδότησης είναι μεγάλης σημασίας για τα νευρωνικά δίκτυα γιατί εξασφαλίζουν μεγάλη ευελιξία στην λειτουργία του νευρωνικού δικτύου. Με τον κανόνα πυροδότησης καθορίζεται το πως ένας νευρώνας πυροδοτεί για κάθε είσοδο που δέχεται και είναι άγνωστη σε αυτό από την εκπαίδευση που ήδη έχει δεχτεί. Σχετίζεται με όλες τις πιθανές εισόδους και όχι μόνο με αυτές που ο νευρώνας εκπαιδεύτηκε.

Ένας κανόνας πυροδότησης μπορεί να υλοποιηθεί χρησιμοποιώντας την *τεχνική απόστασης Hamming* [28]. Ο κανόνας είναι ο εξής:

Δεδομένου μίας συλλογής από δεδομένα εκπαίδευσης για έναν κόμβο κάποια από αυτά το πυροδοτούν (όταν η τιμή εξόδου είναι 1) και κάποια από αυτά αναστέλλουν την πυροδότηση (όταν η τιμή εξόδου είναι 0). Στην συνέχεια το δείγμα που δεν περιλαμβάνεται στην παραπάνω συλλογή (βρίσκεται σε απροσδιόριστη κατάσταση) προκαλεί το κόμβο να πυροδοτήσει αν έχει περισσότερα κοινά στοιχεία με το «κοντινότερο» δείγμα εκπαίδευσης με έξοδο 1 ή αναστέλλει την λειτουργία του αν έχει περισσότερα κοινά στοιχεία σε σύγκριση με το «κοντινότερο» δείγμα εκπαίδευσης με έξοδο 0. Αν υπάρχει ισορροπία τότε το δείγμα παραμένει στην ίδια απροσδιόριστη κατάσταση.

Για παράδειγμα, ένας νευρώνας με 3 εισόδους είναι εκπαιδευμένο να δίνει έξοδο 1 όταν οι είσοδοι (X_1 , X_2 και X_3) είναι 111 ή 101 και η έξοδος είναι 0 όταν οι είσοδοι είναι 000 ή 001. Έτσι πριν εφαρμοστεί ο κανόνας πυροδότησης ο πίνακας αληθείας είναι:

X1	0	0	0	0	1	1	1	1
X2	0	0	1	1	0	0	1	1
X3	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT	0	0	0/1	0/1	0/1	1	0/1	1

Ας πάρουμε για παράδειγμα τον τρόπο όπου οι κανόνες πυροδότησης θα εφαρμοζόντουσαν για το δείγμα 010. Διαφέρει από το δείγμα 000 σε ένα στοιχείο, από το δείγμα 001 σε 2 στοιχεία, από το δείγμα 101 σε 3 στοιχεία και από το δείγμα 111 σε 2 στοιχεία. Παρόλα αυτά το πιο κοντινό δείγμα με τις λιγότερες διαφοροποιήσεις είναι το 000 που έχει ως έξοδο του 0. Σύμφωνα λοιπόν με τον κανόνα πυροδότησης που περιγράφηκε παραπάνω το δείγμα 010 το οποίο βρισκόταν σε απροσδιόριστη κατάσταση τώρα ορίζεται έτσι ώστε να μην πυροδοτήσει. Από την άλλη πλευρά το δείγμα 011 ισαπέχει και έχει ίδιο αριθμό διαφοροποιήσεων από δύο δείγματα εκπαίδευσης που έχουν διαφορετικές εξόδους και γι' αυτό μένει σε απροσδιόριστη κατάσταση.

Εφαρμόζοντας σε όλα τα δείγματα του πίνακα τον κανόνα πυροδότησης ο πίνακας που θα προκύψει είναι:

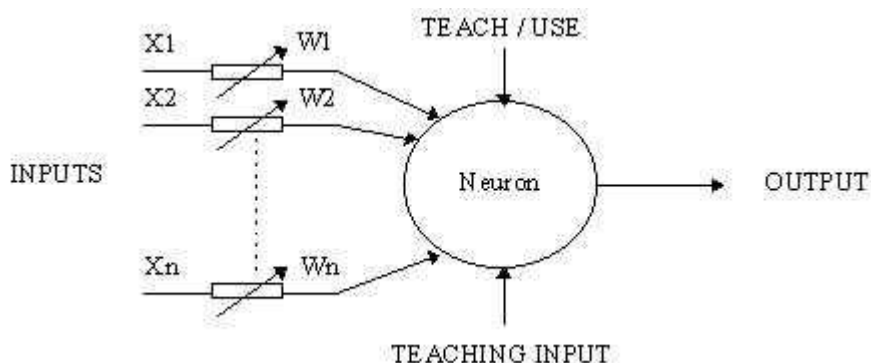
X1	0	0	0	0	1	1	1	1
X2	0	0	1	1	0	0	1	1
X3	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT	0	0	0	0/1	0/1	1	1	1

Οι διαφορές μεταξύ των 2 πινάκων λέγονται *γενικοποίηση του νευρώνα* (generalization of Neuron).

3.3.3. Ένας πιο πολύπλοκος νευρώνας

Το προηγούμενο νευρώνα που περιγράφηκε δεν κάνει κάτι παραπάνω από ότι θα έκανε ένας απλός συμβατικός υπολογιστής. Ένας πιο πολύπλοκος νευρώνας φαίνεται στο σχήμα 3.3.5 παρακάτω και αποτελεί το McCulloch and Pitts μοντέλο (MCP) [28] που σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε το 1943 όπως ήδη προαναφέρθηκε στην ιστορική αναδρομή για τα νευρωνικά δίκτυα. Η διαφορά από το προηγούμενο μοντέλο είναι ότι στις εισόδους υπάρχουν και *βάρη* (weights) το οποίο έχει σαν

αποτέλεσμα να επηρεάζεται η έξοδος και από τα βάρη αυτά. Το βάρος μιας εισόδου είναι ένα νούμερο το οποίο μπορεί να αλλάζει κατά την διάρκεια της λειτουργίας του νευρωνικού δικτύου και όταν πολλαπλασιάζεται με την είσοδο τότε μας δίνει την *ζυγισμένη είσοδο* (weighted-input). Στην συνέχεια οι ζυγισμένες εισοδοι προστίθενται και αν υπερβαίνουν μια τιμή *κατωφλιού* (threshold) ο νευρώνας πυροδοτεί. Σε αντίθετη περίπτωση ο νευρώνας δεν πυροδοτεί.



Σχήμα 3.3.5 Ένας νευρώνας MCP τύπου

Σε μαθηματική έκφραση ο νευρώνας πυροδοτεί, αν και μόνο αν:

$$X_1W_1 + X_2W_2 + X_3W_3 + \dots > T$$

X_1 - X_n : είσοδοι νευρωνικού δικτύου,
 W_1 - W_n : τα βάρη για κάθε είσοδο
 T : η τιμή του κατωφλιού (threshold)

Το αποτέλεσμα της πρόσθεσης των ζυγισμένων εισόδων και το κατώφλι κάνουν τον νευρώνα πολύ ευέλικτο στην λειτουργία του και στην εξαγωγή αποτελεσμάτων. Οι MCP νευρώνες έχουν την ικανότητα να προσαρμόζονται σε διάφορες καταστάσεις και προβλήματα που τους τίθενται προς λύση αλλάζοντας τα βάρη και την τιμή του κατωφλιού. Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι με σκοπό την εκπαίδευση των νευρώνων ώστε να αντεπεξέρχονται σε διάφορες καταστάσεις και προβλήματα. Οι πιο γνωστοί είναι ο *κανόνας του δέλτα* (delta-rule) και ο αλγόριθμος της *οπισθοδρόμησης διασποράς λαθών* (back-error-propagation) και θα περιγραφούν εκτενέστερα σε παρακάτω κεφάλαια. Ο πρώτος χρησιμοποιείται σε νευρωνικά δίκτυα *εμπρόσθιας τροφοδοσίας* (feed-forward) και ο δεύτερος σε νευρωνικά δίκτυα *ανάδρασης* (feedback)

3.4. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα- Ορισμός

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) ή πιο απλά ΤΝΔ, είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή δεδομένων. Τα στοιχεία του δηλαδή δεν είναι ουσιαστικά νευρώνες, γιατί δεν εκτελούν κάποιο υπολογισμό (δεν έχουν βάρη εισόδου ούτε συναρτήσεις ενεργοποίησης). Στη συνέχεια, μπορούν να υπάρχουν, προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers). Τέλος ακολουθεί ένα επίπεδο εξόδου (output layer).

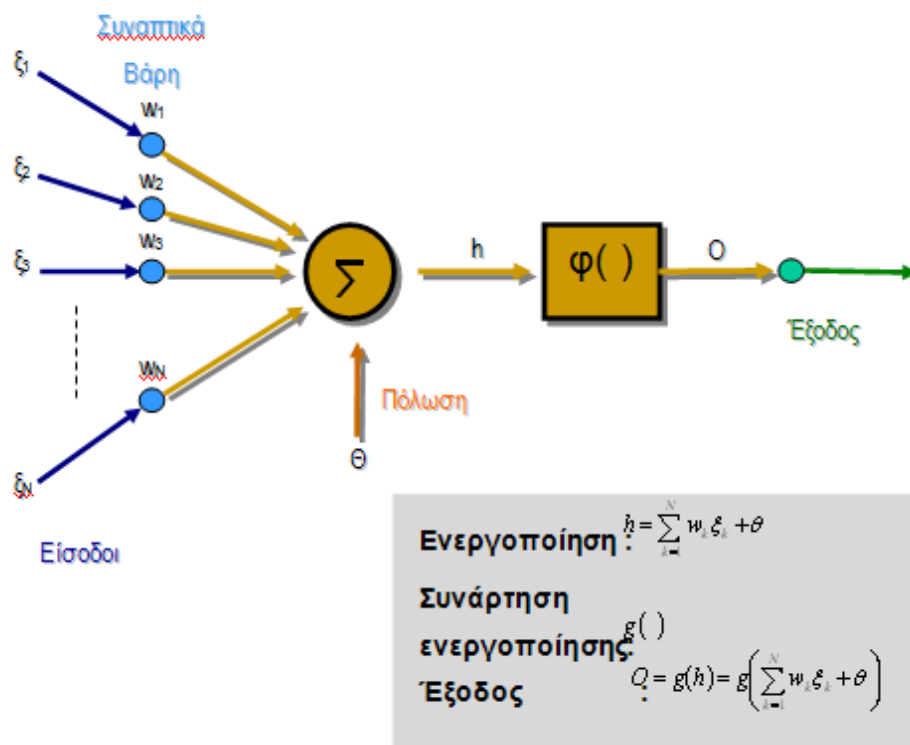
Μπορούμε να πούμε αλλιώς ότι ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας συμπαγής παράλληλος κατανεμημένος επεξεργαστής που έχει τη φυσική κλίση να αποθηκεύει εμπειρισταωμένη γνώση και να την κάνει διαθέσιμη για χρήση.

Αλλιώς ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένα ισχυρό εργαλείο διαμόρφωσης στοιχείων που είναι σε θέση να συλλάβει και να αντιπροσωπεύσει τις σύνθετες σχέσεις εισόδου/εξόδου [26]. Το κίνητρο για την ανάπτυξη της τεχνολογίας νευρωνικών δικτύων προήλθε από την επιθυμία να αναπτυχθεί ένα τεχνητό σύστημα που θα μπορούσε να εκτελέσει "ευφυείς" στόχους παρόμοιους με εκείνους που εκτελεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν κοινά στοιχεία με τον ανθρώπινο εγκέφαλο τα οποία είναι:

1. Τα νευρωνικά δίκτυα και ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποκτούν τη γνώση μέσω της εκμάθησης.
2. Η γνώση ενός νευρωνικού δικτύου αποθηκεύεται μέσα στις δυνάμεις σύνδεσης των νευρώνων γνωστές ως συναπτικά βάρη (w).

Το πιο κοινό νευρωνικό πρότυπο δικτύων είναι το πολυστρωματικό perceptron (MLP-Multi Layer Perceptron). Αυτός ο τύπος νευρωνικού δικτύου είναι γνωστός ως εποπτευμένο δίκτυο επειδή απαιτεί μια επιθυμητή έξοδο προκειμένου να μάθει. Ο στόχος αυτού του τύπου δικτύου είναι να δημιουργηθεί ένα πρότυπο που να χαρτογραφεί σωστά την είσοδο στην έξοδο χρησιμοποιώντας τα ιστορικά στοιχεία έτσι ώστε το πρότυπο να μπορεί έπειτα να χρησιμοποιηθεί για να παραγάγει την έξοδο όταν αυτή είναι άγνωστη. Ο γενικός τρόπος λειτουργίας του ΤΝΔ φαίνεται στο Σχήμα 3.4.1.

Οι νευρώνες των διαφόρων στρωμάτων μπορεί να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένοι. *Πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected)* είναι εκείνοι οι οποίοι συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι νευρώνες είναι *μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected)*. Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλαδή η ροή πληροφορίας είναι μιας κατεύθυνσης) τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με *απλή τροφοδότηση (feed forward)*. Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων ίδιου επιπέδου, τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με *ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent)*.

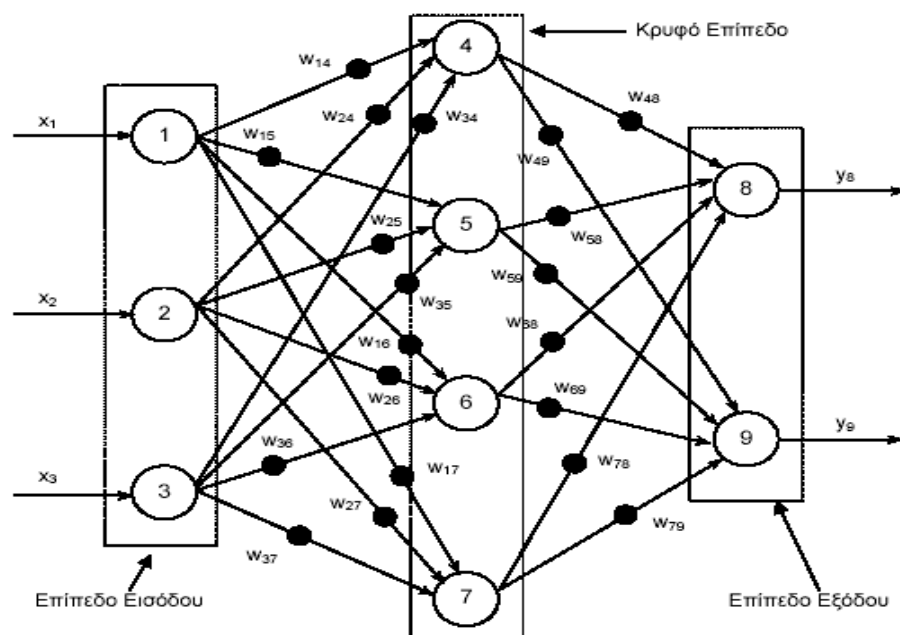


Σχήμα 3.4.1 Σχηματική αναπαράσταση του τρόπου λειτουργίας Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.

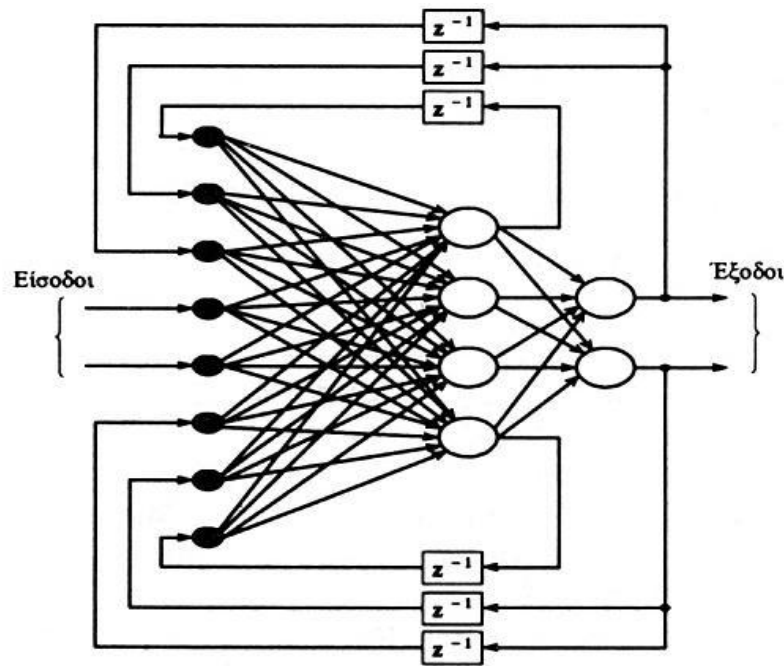
Στο Σχήμα 3.4.2 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ενός πλήρως διασυνδεόμενου ΤΝΔ απλής τροφοδότησης. Περιγράφεται στη συνέχεια η συμπεριφορά του νευρώνα 5 κατά τη λειτουργία του δικτύου. Ο νευρώνας 5 δέχεται τρία σήματα εισόδου από τους τρεις νευρώνες (1, 2 και 3) του επιπέδου εισόδου. Τα σήματα αυτά τροποποιούνται από τα βάρη w_{15}, w_{25}, w_{35} και αθροίζονται από τον αθροιστή του νευρώνα 5. Στη συνέχεια, το συνολικό σήμα από τον αθροιστή δέχεται τη δράση της συνάρτησης ενεργοποίησης του νευρώνα 5 και το αποτέλεσμα στέλνεται στους νευρώνες 8 και 9. Η

λειτουργία των υπολοίπων νευρώνων είναι παρόμοια. Συνοψίζοντας, το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο στο Σχήμα 3.4.2 δέχεται τα σήματα εισόδου x_1, x_2 και x_3 (διανύσματα εισόδου) και μετά από εσωτερική επεξεργασία παράγει στην έξοδο τα σήματα y_8 και y_9 (διανύσματα εξόδου).

Στην περίπτωση νευρωνικών δικτύων με ανατροφοδότηση (Σχήμα 3.4.3), η παραπάνω περιγραφή διαφοροποιείται καθώς ο υπολογισμός των διαφόρων μεγεθών γίνεται σε δύο επαναλαμβανόμενα στάδια. Στο πρώτο στάδιο υπολογίζονται τα μεγέθη που αφορούν συνδέσεις απλής τροφοδότησης και στο δεύτερο γίνονται οι υπολογισμοί για τις συνδέσεις ανατροφοδότησης. Αν και σε ορισμένες περιπτώσεις τα δίκτυα με ανατροφοδότηση είναι πολύ χρήσιμα, στην πλειοψηφία των εφαρμογών νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται δίκτυα απλής τροφοδότησης.



Σχήμα 3.4.2 Πλήρες διασυνδεδεμένο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο απλής τροφοδότησης.



Σχήμα 3.4.3 Πλήρες διασυνδεδεμένο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ανατροφοδότησης.

3.5. Ιστορικό υπόβαθρο

Η ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων στον επιστημονικό τομέα εμφανίζεται να είναι πρόσφατη. Παρόλα αυτά, το πεδίο των νευρωνικών δικτύων προϋπήρχε πριν την εφεύρεση των υπολογιστών και έχει επιβιώσει για ένα μεγάλο διάστημα παρόλα τα εμπόδια που είχε συναντήσει στην πρόοδο του. Μετά από ένα διάστημα προόδου αφού πρωτοεμφανίστηκε, το πεδίο γνώρισε μια περίοδο καμψής στην πρόοδο του. Κατά την διάρκεια αυτής της περιόδου οι επιχορηγήσεις ήταν ελάχιστες. Παρόλα αυτά, αρκετοί πρωτοπόροι μπόρεσαν να αναπτύξουν πειστικές τεχνολογίες οι οποίες πέρασαν τα όρια περιορισμού που τέθηκαν από τους Minsky και Papert [28]. Οι παραπάνω εκδώσαν ένα βιβλίο το 1969, με το οποίο αποθάρρυναν τους τότε ερευνητές των νευρωνικών δικτύων. Σε αντίθεση, σήμερα το πεδίο των ANN έχει προσελκύσει το ενδιαφέρον και τις επιχορηγήσεις πολλών ερευνητών και χορηγών αντίστοιχα. Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο δημιουργήθηκε το 1943 από τον νευροφυσιολόγο Warren McCulloch και τον Walter Pitts. Το αρνητικό ήταν ότι η διαθέσιμη τεχνολογία τότε δεν τους επέτρεψε να κάνουν σημαντική πρόοδο. Πιο αναλυτικά:

Οι McCulloch και Pitts (1943) ανέπτυξαν μοντέλα νευρωνικών δικτύων βασισμένα στην κατανόηση της νευρολογίας. Τα νευρωνικά δίκτυα αυτά αποτελούνταν από

απλούς νευρώνες. Οι νευρώνες αυτοί προσομοίωναν την λειτουργία δυαδικών συσκευών με προκαθορισμένα κατώφλια. Τα αποτελέσματα που προέκυπταν από αυτές τις μονάδες ήταν απλών λογικών πράξεων όπως «α ή β» και «α και β».

Ο Rosenblatt (1958) σχεδίασε και ανέπτυξε ένα νευρωνικό δίκτυο επονομαζόμενο ως Perceptron. Το παραπάνω είχε 3 επίπεδα με το μεσαίο επίπεδο γνωστό σαν σχεσιακό (association) επίπεδο. Το σύστημα αυτό μπορούσε να εκπαιδευτεί να ενώνει μια δοσμένη είσοδο σε μια τυχαία μονάδα εξόδου.

Οι Widrow και Hoff (του Stanford πανεπιστημίου- 1960) ανέπτυξαν ένα προσαρμόσιμο γραμμικό σύστημα (Adaptive Linear Element- ADALINE) το οποίο είναι μια αναλογική ηλεκτρονική συσκευή αποτελούμενο από μικρότερα δομικά στοιχεία. Η μέθοδος που το σύστημα αυτό εκπαιδευόταν ήταν διαφορετική από αυτή του Perceptron και εφαρμόζει τον κανόνα εκπαίδευσης του ελάχιστου μέσου τετραγώνου (Least-Mean-Square).

Όπως προαναφέρθηκε το 1969 οι Minsky και Papert έγραψαν ένα βιβλίο με το οποίο κατάφεραν να αποθαρρύνουν τους ερευνητές νευρωνικών δικτύων και να μειώσουν τις επιχορηγήσεις στον τομέα αυτό.

Παρότι οι επιχορηγήσεις ήταν ελάχιστες ερευνητές συνέχισαν τις έρευνες πάνω στον τομέα. Το 1972 ο A. Henry Klorf υλοποίησε μια μέθοδο για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων που είναι γνωστή ως Heterostasis. Δύο χρόνια αργότερα ο Paul Werbos υλοποίησε την μέθοδο εκμάθησης back-propagation η οποία έγινε γνωστή στο πεδίο των νευρωνικών δικτύων πολύ αργότερα. Η μέθοδος αυτή αποτελεί μέχρι και σήμερα την πιο γνωστή και πιο πολυχρησιμοποιημένη μέθοδο εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου.

Η δεκαετία του 1970 το ενδιαφέρον πάνω στα νευρωνικά δίκτυα αναζωπυρώθηκε. Οι λόγοι που βοήθησαν στο παραπάνω ήταν η έκδοση βιβλίων και η δημοσίευση θετικών αναφορών που αφορούσαν τα νευρωνικά δίκτυα και η μετάφραση των παραπάνω σε πολλές γλώσσες ώστε να γίνουν παγκοσμίως γνωστά. Σημαντικό ρόλο επίσης, στην γνωστοποίηση των νευρωνικών δικτύων παγκοσμίως, κατείχαν και τα μαζικά μέσα ενημέρωσης. Επίσης στα ακαδημαϊκά προγράμματα πολλών πανεπιστημίων εισάχθηκαν μαθήματα του πεδίου αυτού. Έτσι μεγαλύτερα χρηματικά ποσά άρχισαν να χρηματοδοτούνται στον τομέα των νευρωνικών δικτύων κάτι το οποίο βοήθησε πολύ στην περαιτέρω ανάπτυξη του τομέα αυτού.

3.6. Κριτήρια επιλογής ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου σαν λύση σε ένα πρόβλημα

Ίσως η καλύτερη διαδικασία για να αποφασιστεί αν μία εφαρμογή ενός νευρωνικού δικτύου είναι κατάλληλη, είναι να συγκριθούν τα χαρακτηριστικά του με αυτά που έχουν υπάρξει επιτυχημένα σε άλλες εφαρμογές. Ο Bailey και ο Thompson το 1990 παρέθεσαν μία αναφορά από πετυχημένες εφαρμογές στα νευρωνικά δίκτυα και δώσανε τα παρακάτω ικανά για λύση συμπεράσματα για πετυχημένες εφαρμογές [27]:

- Το πρόβλημα χρειάζεται ποιοτικό ή σύνθετο ποιοτικό συλλογισμό.
- Η λύση παράγεται από παραμέτρους αλληλεξαρτώμενες σε μεγάλο βαθμό οι οποίες δεν έχουν ακριβή ποσοτικοποίηση.
- Τα στοιχεία τα οποία περιλαμβάνονται στις εφαρμογές εξαρτώνται από πολλαπλές αλληλεπιδράσεις παραμέτρων.
- Τα δεδομένα είναι ευκόλως διαθέσιμα αλλά αποτελούνται από πολλές μεταβλητές και ουσιαστικά είναι θορυβώδη ή με λάθη.
- Υπάρχει πληθώρα δεδομένων διαθέσιμη από συγκεκριμένα παραδείγματα για την κωδικοποίηση του συστήματος.
- Μερικά από τα δεδομένα μπορεί να είναι λάθος ή να λείπουν.
- Τα στοιχεία που εμπλέκονται είναι τόσο πολύπλοκα που άλλες προσεγγίσεις δεν είναι χρήσιμες είτε γιατί είναι πολύπλοκες είτε είναι πολύ ακριβές.
- Ο χρόνος ανάπτυξης του Project είναι μικρός, αλλά ο χρόνος για εκπαίδευση που είναι διαθέσιμος είναι επαρκής.

Οι περισσότεροι πετυχημένες εφαρμογές νευρωνικών δικτύων λύνουν προβλήματα αναγνώρισης προτύπων, στατιστικού σχεδιασμού και μοντελοποίησης. Πετυχημένες εφαρμογές που μπορούν με επιτυχία να λυθούν από τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι κυρίως προβλήματα διαγνωστικά, με δεδομένα σημάτων, προβλήματα επεξεργασίας πληροφοριών και τέλος ελέγχου πολύπλοκων συστημάτων (συχνά μη-γραμμικά). Προβλήματα τα οποία μπορούν να λυθούν χρησιμοποιώντας συμβατικές με τον υπολογιστή μεθοδολογίες είναι συνήθως μη κατάλληλες για προσέγγιση με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

3.7. Επιλογή τύπου νευρωνικού δικτύου

Η κατάλληλη επιλογή του τύπου του νευρωνικού δικτύου εξαρτάται από τα δεδομένα που έχουμε διαθέσιμα [27]. Η επιβλεπόμενη μάθηση, (θα αναλυθεί περισσότερο σε επόμενο κεφάλαιο), απαιτεί ζευγάρια δεδομένων αποτελούμενα από πρότυπα εισόδου και τις σωστές εξόδους, οι οποίες είναι μερικές φορές δύσκολο να διασφαλιστούν. Η μη επιβλεπόμενη μάθηση ταξινομεί τα πρότυπα εισόδων εσωτερικά και δεν υπερβαίνει τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Οι απαιτήσεις των δεδομένων για την μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι για αυτό το λόγο πιο εύκολες και πιο φθηνές στο να αντιμετωπιστούν, αλλά η ικανότητα του δικτύου είναι για αυτό το λόγο σημαντικά πιο μικρή από αυτή του δικτύου επιβλεπόμενης μάθησης. Ένας συμβιβασμός μεταξύ επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ενίσχυση της μάθησης, η οποία απαιτεί μία είσοδο και μόνο ένα βαθμό ή ένα σήμα αμοιβής, όπως η επιθυμητή έξοδος [27].

Ο χρόνος που απαιτείται και για την εκπαίδευση (training) και για την ανάκληση (recall) είναι επίσης σημαντικός στην ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων. Τα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα έχουν σχετικά μεγάλους χρόνους εκπαίδευσης αλλά η ανάκληση περιέχει μόνο ένα απλό πέρασμα από το δίκτυο. Όταν το νευρωνικό δίκτυο υλοποιείται με τους νευρώνες εφαρμοζόμενους παράλληλα, ο χρόνος ανάκλησης είναι σχεδόν ακαριαίος. Από την άλλη μεριά ιδιαίτερα παραδείγματα, όπως πιθανά νευρωνικά δίκτυα με ακραίες θεμελιώδεις συναρτήσεις και γενική οπισθοχώρηση του νευρωνικού δικτύου, εκπαιδεύουν με ένα απλό πέρασμα το νευρωνικό δίκτυο, αλλά ο χρόνος εκτέλεσης είναι σχεδόν ίδιος με το χρόνο εκπαίδευσης. Για αυτό το λόγο το να γνωρίσουμε απαιτήσεις on-line (π.χ. σε ένα ενεργό σύστημα ελέγχου) μπορεί να υπαγορεύει τον τύπο νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται ή μπορεί να δίνει απαιτήσεις στο ότι το δίκτυο θα πραγματοποιηθεί με hardware.

3.8. Σύγκριση Νευρωνικών δικτύων και συμβατών υπολογιστών

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν διαφορετική προσέγγιση σε προβλήματα από τους συμβατούς υπολογιστές. Οι συμβατοί υπολογιστές χρησιμοποιούν αλγοριθμικές προσεγγίσεις με τις οποίες ο υπολογιστής ακολουθεί μια σειρά από εντολές και με το πέρας αυτών λύνει ένα πρόβλημα. Αν τα βήματα που πρέπει να ακολουθηθούν για την λύση του προβλήματος δεν είναι γνωστά τότε ο υπολογιστής δεν μπορεί να λύσει

το πρόβλημα. Αυτό περιορίζει τους συμβατούς υπολογιστές να λύνουν προβλήματα που ξέρουμε τα βήματα που θα ακολουθηθούν. Αλλά θα ήταν πολύ καλύτερο οι υπολογιστές να μπορούσαν να λύσουν προβλήματα που δεν ξέρουμε τον τρόπο λύσης τους.

Σε αντίθεση τα νευρωνικά δίκτυα κάνουν επεξεργασίες δεδομένων με τον ίδιο τρόπο που γίνονται και στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από μονάδες επεξεργασίας (neurons) ενωμένες μεταξύ τους οι οποίες λειτουργούν παράλληλα με σκοπό την λύση ενός προβλήματος. Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν με παραδείγματα. Δεν μπορούν να προγραμματιστούν για να λύσουν ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Τα παραδείγματα που θα δοθούν στο ANN πρέπει να διαλεχτούν με προσοχή και για να μην χαθεί πολύτιμος χρόνος αλλά και για να μην λειτουργεί το ANN λανθασμένα. Επειδή το ANN βρίσκει μόνο του την λύση για ένα πρόβλημα ο τρόπος λειτουργίας του είναι απρόβλεπτος και αυτό αποτελεί ένα σημαντικό μειονέκτημα.

Από την άλλη πλευρά, οι συμβατικοί υπολογιστές χρησιμοποιούν έναν γνωστικό τρόπο προσέγγισης του προβλήματος προς λύση, και έτσι ο τρόπος με τον οποίο θα λυθεί ένα πρόβλημα πρέπει να είναι γνωστός ώστε να εκφραστεί με εντολές. Αυτές οι εντολές μετατρέπονται σε μια μορφή υψηλού επιπέδου γλώσσας προγραμματισμού και στην συνέχεια σε χαμηλού επιπέδου γλώσσα μηχανής που μπορεί να γίνει κατανοητή από τον υπολογιστή. Αυτές οι μηχανές είναι εντελώς προβλέψιμες. Ότι λάθος και να συμβεί θα είναι καθαρά ή προγραμματιστικό λάθος (software) ή λάθος σχεδίασης και κατασκευής των εξαρτημάτων του υπολογιστή (hardware).

Τα νευρωνικά δίκτυα και οι συμβατοί υπολογιστές δεν είναι ανταγωνιστικοί μεταξύ τους αλλά το ένα συμπληρώνει το άλλο. Υπάρχουν προβλήματα που μπορούν να λυθούν από αλγοριθμικούς υπολογιστές και όχι από ANN αλλά ισχύει και το αντίθετο. Υπάρχουν και οι περιπτώσεις όπου για να επιτευχθεί μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα χρησιμοποιούνται και οι δύο προσεγγίσεις (χρήση υπολογιστών για το τρέξιμο προγραμμάτων που είναι υπεύθυνα για την λειτουργία ANN, δηλαδή επίβλεψη του νευρωνικού δικτύου από τον υπολογιστή). [29]

3.9. Κύρια χαρακτηριστικά ενός νευρωνικού δικτύου

3.9.1. Μέγεθος των νευρωνικών δικτύων

Το μέγεθος των νευρωνικών δικτύων είναι μερικές φορές συσχετιζόμενο με την εμπειρία του χρήστη όσο και με τη φύση του προβλήματος. Οι αρχάριοι τείνουν να χρησιμοποιούν μικρά δίκτυα και να μειώνουν το μήκος της εφαρμογής αναλόγως. Αυτοί οι οποίοι έχουν αρκετά μεγάλη εμπειρία, αφήνουν τη φύση του προβλήματος να αποφασίσει για το μέγεθος του δικτύου. Με την εξομοίωση των νευρωνικών δικτύων μέσω προγραμμάτων τα οποία είναι διαθέσιμα στους προσωπικούς υπολογιστές και με την μεγάλη πρόοδο των υπολογιστικών συστημάτων, ένα νευρωνικό δίκτυο με χιλιάδες νευρώνες και ίσως με εκατό χιλιάδες συνδέσεις μπορεί να μην είναι ακόμα ένα πρακτικά ανώτερο όριο για μη στατικά παραδείγματα που χρησιμοποιούν απλή ή η ανάστροφη διάδοση [27].

3.9.2. Επιλογή εξόδου

Ο τύπος εξόδου είναι συνήθως προκαθορισμένος από τη φύση της εφαρμογής. Η ενεργοποίηση των νευρώνων εξόδου είναι είτε δυαδικής είτε ενδιάμεσης σκάλας (πολλές ανεξάρτητες τιμές). Οι πραγματικοί αριθμοί των εξόδων μπορεί να μεταφραστούν σε τιμές όπως δολάρια, μονάδες χρόνου, αποστάσεις και μπορεί να δίνονται σε δυαδική μορφή ή ακόμα σε κάποια ενδιάμεση μορφή. Κάθε μία από τις τέσσερις ερμηνείες των εξόδων των νευρωνικών δικτύων (ταξινομήσεις, πρότυπα, πραγματικοί αριθμοί και βέλτιστες επιλογές) έχει την δική της ειδικές απαιτήσεις. Για παράδειγμα εφόσον οι ταξινομήσεις ταιριάζουν στατιστικά τα πρότυπα εισόδου σε ξεχωριστές κατηγορίες, θα είναι συνήθως δύο ή περισσότεροι νευρώνες εξόδου με έναν μόνο να έχει μία έξοδο για μία δεδομένη είσοδο. Σε αντίθεση τα νευρωνικά δίκτυα που αναγνωρίζουν πρότυπα όπως το φάσμα, συχνά έχουν πολλαπλές εξόδους νευρώνων, όλες συνήθως ενεργές την ίδια ώρα, οι οποίες αναπτύσσουν ένα πρότυπο σε απάντηση της εισόδου. Τα προβλήματα βελτιστοποίησης συνήθως αποφέρουν ένα ξεχωριστό πρότυπο το οποίο μπορεί να ερμηνευτεί σαν ένα σύνολο από αποφάσεις.[27]

3.9.3. Συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνα

Τυπικά η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία συνεχής συνάρτηση η οποία αυξάνει μονότονα μεταξύ ενός ελαχίστου και ενός μεγίστου (0 και 1 ή -1 και +1) καθώς το σταθμικό άθροισμα αυξάνεται σε ποσότητα. Αφού ένας από τους πρωταρχικούς στόχους της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι να κρατάει τις εξόδους των νευρώνων μέσα σε εύλογα όρια μερικές φορές καλείται συνάρτηση “καταπίεσης”. Κάποια παραδείγματα, όπως της ανάστροφης διάδοσης, απαιτούν η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης να είναι συνεχής, πράγμα το οποίο αποκλείει τη βηματική συνάρτηση και τη συνάρτηση πρόσημου. Πολλά ψηφία (0 και 1) και δίπολα (-1 και +1) ζευγάρια εισόδων-εξόδων χρησιμοποιούν τα δίκτυα με τις βηματικές συναρτήσεις και συναρτήσεις πρόσημου αντίστοιχα για συναρτήσεις ενεργοποίησης. Οι συνεχείς εξόδοι χρησιμοποιούν γραμμικές ή σιγμοειδείς συναρτήσεις ενεργοποίησης [27].

3.9.4. Αριθμός επιπέδων

Τα δίκτυα ανάστροφης μετάδοσης συνήθως έχουν τρία επίπεδα αλλά περισσότερα μπορεί να είναι επωφελή κάτω από μερικές καταστάσεις. Είναι μερικές φορές καλύτερο να χρησιμοποιήσεις δύο μικρότερα κρυφά επίπεδα παρά ένα μεγαλύτερο επίπεδο. Μερικά παραδείγματα από νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται συχνά έχουν προκαθορισμένο αριθμό από επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα ενεργούν σαν επίπεδα σύνθεσης, αποσπώντας χαρακτηριστικά από τις εισόδους. Συνήθως ένας μεγαλύτερος αριθμός κρυμμένων επιπέδων αυξάνει τη δύναμη επεξεργασίας του νευρωνικού δικτύου αλλά απαιτεί σημαντικά μεγαλύτερο χρόνο για την εκπαίδευση και ένα μεγαλύτερο αριθμό παραδειγμάτων εκπαίδευσης για να εκπαιδευτεί το δίκτυο καταλλήλως. [27]

3.9.5. Αριθμός νευρώνων σε κάθε επίπεδο

Ο αριθμός των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου είναι καθορισμένος από τη φύση του προβλήματος. Για αυτό το λόγο όταν παρουσιάζεται με νέα σχέδια, το δίκτυο είναι ανίκανο να τα επεξεργαστεί καταλλήλως, επειδή δεν έχει ανακαλύψει τις θεμελιώδεις αρχές του συστήματος.

3.9.6. Πολλαπλές παράλληλες πλάκες

Μία άλλη μέθοδος για την αύξηση της δύναμης επεξεργασίας ενός νευρωνικού δικτύου είναι να προστεθούν πολλαπλές πλάκες μέσα σε ένα απλό κρυφό επίπεδο. Μία συναρμολόγηση πολλαπλής παράλληλης πλάκας μπορεί να χρησιμοποιούσε διαφορετικούς τύπους συναρτήσεων ενεργοποίησης και διαφορετικό αριθμό νευρώνων, επειδή αυτή η αρχιτεκτονική προσπαθεί να πιέσει κάθε πλάκα να εξάγει διαφορετικά χαρακτηριστικά ταυτόχρονα [27].

3.9.7. Πηγές δεδομένων και επεξεργασία νευρωνικών δικτύων

Ένα επιτυχημένο νευρωνικό δίκτυο απαιτεί το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης και τη συνάρτηση εκπαίδευσης να είναι αρκετά και κατάλληλα στο πρόβλημα. Αυτό περιλαμβάνει την κατασκευή των δεδομένων εκπαίδευσης έτσι ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά για κάθε είδος σχεδίου-προτύπου το οποίο θα έχει να αναγνωρίζει το νευρωνικό δίκτυο. Επιπλέον το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης θα πρέπει να συνδέσει τη συνολική έκταση των προτύπων εισόδου αρκετά καλά έτσι ώστε το εκπαιδευόμενο δίκτυο να μπορεί να γενικεύσει καλά σχετικά με τα δεδομένα. Με στόχο να έχουμε ικανότητες εξαγωγής συμπεράσματος και παρεμβολής, τα νευρωνικά δίκτυα πρέπει να εκπαιδεύονται σε αρκετά μεγάλο σύνολο δεδομένων εισόδου. Αν και τα περισσότερα από όσα αναφέρονται ταιριάζουν με νευρωνικά δίκτυα τα οποία χρησιμοποιούν παραδείγματα ανάστροφης εκπαίδευσης, πολλά από αυτά ταιριάζουν επίσης και σε άλλα, λιγότερο συνηθισμένα παραδείγματα νευρωνικών δικτύων.

Όλα τα δεδομένα τα οποία με οποιοδήποτε τρόπο σχετίζονται με την εφαρμογή θα πρέπει να ξεκαθαριστούν και να αφαιρεθούν από αυτά όλα όσα θεωρούνται αναξιόπιστα ή μη πρακτικά για τεχνικούς ή οικονομικούς λόγους. Ο συνδυασμός και η προεπεξεργασία των δεδομένων είναι πολύ ευεργετική σε σχέση με το πόσο σημαντικά μπορούν αυτά να γίνουν. [27]

3.9.8. Παρουσίαση δεδομένων

Τα δεδομένα θα πρέπει να μπορούν να αντιστραφούν σε μία άλλη φόρμα για να είναι σημαντικά στο νευρωνικό δίκτυο. Ο τρόπος με τον οποίο τα δεδομένα παρουσιάζονται και μεταφράζονται παίζει σημαντικό ρόλο στην ικανότητα του δικτύου να καταλάβει το πρόβλημα και αυτό γιατί το δίκτυο μπορεί να μαθαίνει καλύτερα από μερικές παρουσιάσεις παρά από άλλες. Μερικά είδη δεδομένων είναι δύσκολο να τα χειριστεί κανείς.

3.9.9. Συνεχείς αποτιμήσεις έναντι δυαδικών αντιπροσωπευτικών δεδομένων

Τα δεδομένα μπορεί να είναι συνεχείς αποτιμήσεις ή δυαδικά. Μερικές φορές τα δεδομένα μπορεί να αντιπροσωπευτούν τόσο όσο σαν μια απλή συνεχόμενη αξία όσο και σαν σύνολο από δυαδικές παρουσιάσεις. Για παράδειγμα η θερμοκρασία μπορεί να παρουσιαστεί με τους ακριβείς βαθμούς θερμοκρασίας ή σαν μία από τις πιθανές πέντε τιμές: κατεψυγμένη, κρύα, ήπια, έντονα ζεστή και καυτή. Όταν υπάρχουν φυσικά επερχόμενα σύνολα, οι δυαδικές κατηγορίες είναι συχνά οι καλύτερες μέθοδοι για να φτιαχτούν σχέσεις συνεργασίας. Όταν οι τιμές είναι πολύ συνεχόμενες, το τεχνητό σπάσιμό τους σε ομάδες μπορεί να είναι λάθος, επειδή είναι συχνά δύσκολο για το δίκτυο να μάθει παραδείγματα τα οποία έχουν αξίες πάνω ή δίπλα στο σύνορο μεταξύ των δύο συνόλων.[27]

3.9.10. Αυθαίρετοι αριθμητικοί κώδικες

Η χρησιμοποίηση συνεχών αξιών εισόδων για την αντιπροσώπευση μοναδικών αρχών μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα. Αν και φαίνεται απόλυτα λογική η αντιπροσώπευση των μηνών του χρόνου σαν αριθμούς μεταξύ του 1 και του 12, το νευρωνικό δίκτυο συνεπάγεται τέτοιου είδους δεδομένα σε συνεχή και σε να έχουν περισσότερες ή λιγότερες, καλύτερες ή χειρότερες ποιότητες. Αφού ο μήνας Ιούλιος (αντιπροσωπευόμενος από τον αριθμό 7) δεν είναι περισσότερος ή καλύτερος από το μήνα Ιούνιο (αντιπροσωπευόμενος από τον αριθμό 6), ανεξάρτητες εισόδους απαιτούνται για κάθε μήνα. Ασυνέχειες όπως το να πάμε από το μήνα Δεκέμβριο (αριθμός 12) στο μήνα Ιανουάριο (αριθμός 1) δημιουργούν επίσης προβλήματα. Οι

ταχυδρομικοί κωδικοί, οι κωδικοί προϊόντων και η κατάσταση γάμου είναι παραδείγματα δεδομένων τα οποία απαιτούν περισσότερες από μία είσοδο [27].

Οι τιμές των μεταβλητών που αντιπροσωπεύονται από αριθμούς δε συμπεριφέρονται συνέχεια σαν αριθμοί, επειδή μερικές φορές δε δείχνουν κάποια συγκεκριμένη ακολουθία ή σειρά. Για παράδειγμα αν και υπάρχει κάποιο απλανές σχέδιο για τους ταχυδρομικούς κωδικούς, δεν είναι δυνατόν να προσθέσεις, αφαιρέσεις ή να συγκρίνεις ταχυδρομικούς κωδικούς και να αποφέρεις αποτελέσματα πραγματικά. Γενικά από ένα ταχυδρομικό κωδικό μπορείς να βρεις περίπου την περιοχή κοντά στην οποία βρίσκεται αλλά δε μπορείς να βγάλεις συμπέρασμα αφαιρώντας δύο ταχυδρομικούς κωδικούς. Αυθαίρετοι αριθμητικοί κωδικοί θα έπρεπε να αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο όπως οι κοινοί μη αριθμητικοί κώδικες (όπως θηλυκό/αρσενικό ή μήλο/μπανάνα/αχλάδι/πορτοκάλι/πεπόνι) έτσι έχουμε ανάθεση ενός πιθανού νευρώνα για κάθε δυνατή τιμή.

3.9.11. “Δικαίως συνεχόμενα” δεδομένα

Η επιλογή μεταξύ δυαδικών και συνεχόμενων τιμών δεδομένων μπορεί να μην είναι απλή. Αν τα δεδομένα είναι σαφώς συνεχόμενα αλλά όχι εξίσου κατανοημένα σε ολόκληρη την περιοχή, ακόμα και η καλύτερη αντιπροσώπευση μπορεί να είναι πονηρή. Πειραματισμός με πολλά δεδομένα μπορεί να είναι απαραίτητος για να ανακαλυφθεί η καλύτερη αντιπροσώπευση. [27]

3.9.12. Διαρρύθμιση των μεταβλητών

Στο απέναντι άκρο από τις ονομαστικές αριθμητικές τιμές υπάρχουν πραγματικές ή συνεχείς τιμές. Οι περισσότερες καταμετρήσεις φυσικών ποσοτήτων καταλήγουν σε πραγματικούς αριθμούς. Δύο πραγματικές τιμές για την ίδια μεταβλητή μπορούν να συγκριθούν και η διαφορά θα έχει νόημα. Είναι μεταβλητές που οι αριθμητικές τιμές τους υποδηλώνουν μία πραγματική σειρά, αλλά με αδήλωτα διαστήματα μεταξύ των τιμών οι τιμές αυτές δεν θα μπορούν να συγκριθούν και ούτε θα βγάλουν νόημα.

3.9.13. Κατανεμημένη ενάντια μη κατανεμημένης πληροφορίας

Μία απόφαση αν θα περιγράψουμε την πληροφορία σαν ξεχωριστά κομμάτια (γένος, υπηκοότητα) ή σαν σύνολο περιγραφόμενων ποιοτήτων (όπως ύψος, ηλικία, βάρος κτλ.) είναι απαραίτητη. Μία πληροφορία η οποία αποκλειστικά κατηγοριοποιεί ένα πράγμα ή ένα άτομο σε μία από τις *πολλές πιθανές κατηγορίες* ονομάζεται *μη κατανεμημένη αντιπροσώπευση*. Μόνο ένας νευρώνας χρειάζεται όταν η επιλογή είναι μεταξύ δύο κατηγοριών (π.χ. θηλυκό ή αρσενικό), αλλά ένας νευρώνας χρειάζεται για κάθε ξεχωριστή κατηγορία όταν υπάρχουν παραπάνω από δύο εναλλακτικές (όπως υπηκοότητα: Ελληνική, Ιταλική, Ισπανική κτλ.). Χρησιμοποιώντας μη κατανεμημένη πληροφορία μπορεί να αυξήσει το μέγεθος του νευρωνικού δικτύου με αποτέλεσμα προβλήματα στην εκπαίδευση και στη γενίκευση του δικτύου.

Η *κατανεμημένη πληροφορία* περιλαμβάνει τη χρησιμοποίηση αρκετών κομματιών πληροφοριών για να οριστεί ένα *μοναδικό πρότυπο*. Πλεονεκτήματα από μια κατανεμημένη έξοδο δικτύου είναι ότι χρησιμοποιεί λιγότερους νευρώνες στα επίπεδα εξόδου και στα κρυμμένα επίπεδα, έχει λιγότερες συνδέσεις, κάνει λιγότερους υπολογισμούς και τρέχει γρηγορότερα. Μιλώντας γενικά, τα νευρωνικά δίκτυα με μεγαλύτερο αριθμό εισόδων από εξόδους εκπαιδεύονται καλύτερα. Οι περισσότερες εξοδοί συνήθως κάνουν πιο δύσκολη την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου έτσι ώστε τα αποτελέσματα του να είναι πιο ακριβή.[27]

3.9.14. Κωδικοποίηση δεδομένων

Ένας αλγόριθμος κωδικοποίησης δεδομένων είναι αυτός που παίρνει τα δεδομένα εισόδου και τα αντιστρέφει σε μία μορφή κατάλληλη να παρουσιαστούν στο δίκτυο. Ένας αλγόριθμος αποκωδικοποίησης είναι αυτός που παίρνει τα δεδομένα της εξόδου και τα μετατρέπει σε μία απάντηση νοηματικά σωστή και κατανοητή. Οι αλγόριθμοι κωδικοποίησης και αποκωδικοποίησης είναι ειδικοί για κάθε νευρωνικό δίκτυο, αλλά μερικές βασικές αρχές μπορούν να εφαρμοστούν. Οι νευρώνες λειτουργούν με αριθμητικές εισόδους και εξόδους οι οποίες ανταποκρίνονται στις τιμές ενεργοποίησης των νευρώνων, οι οποίες είναι μέσα στην περιοχή που οι νευρώνες καταλαβαίνουν (συνήθως 0 σε 1 ή -1 σε +1). Οι κωδικοποιήσεις εισόδου πρέπει να ερμηνεύσουν τη γραμμή δεδομένων, δηλαδή να τα γυρίσουν σε μία

ακολουθία από αριθμητικές τιμές που το δίκτυο να μπορεί να καταλάβει. Η αποκωδικοποίηση της εξόδου πρέπει να παίρνει μία ακολουθία από αριθμούς που αντιστοιχούν στις τιμές των νευρώνων εξόδου και να τους μετατρέπει στη μορφή που απαιτείται για την τελική έξοδο, η οποία πλέον θα είναι και κατανοητή προς το χρήστη του νευρωνικού δικτύου.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ ευαίσθητα στις απόλυτες ποσότητες. Αν μία είσοδος επεκταθεί από 1.000 σε 1.000.000 και μία δεύτερη επεκταθεί από 0 σε 1, οι διακυμάνσεις στην πρώτη είσοδο θα τείνουν να τερματίσουν οποιαδήποτε σπουδαιότητα δίνεται στη δεύτερη, ακόμα και αν η δεύτερη είσοδος είναι πολύ πιο ενδιαφέρουσα στο να προβλέπει τις επιθυμητές εξόδους. Για να ελαχιστοποιήσουμε την επιρροή της απόλυτης σκάλας, όλες οι είσοδοι σε ένα νευρωνικό δίκτυο θα έπρεπε να διαβαθμίζονται και να κανονικοποιούνται έτσι ώστε να ανταποκρίνονται σε περίπου ίδιο εύρος τιμών. Συνήθως χρησιμοποιούμενα εύρη είναι 0 έως 1 και -1 έως +1. [27]

3.9.15. Κανονικοποίηση δεδομένων

Τα αριθμητικά δεδομένα πρέπει να κανονικοποιούνται ή να ιεραρχούνται αν έχουν μια φυσική έκταση η οποία είναι διαφορετική από αυτή της λειτουργικής έκτασης του δικτύου. Η κανονικοποίηση είναι απλή διαιρώντας όλες τις τιμές ενός συνόλου με μία αυθαίρετη αναφερόμενη τιμή. Αυτή η μέθοδος, αν και είναι πολύ κοινή σε χρήση, κρατάει πάνω της το δυναμικό της απώλειας πληροφοριών. Μπορεί επίσης να διαστρεβλώσει τα δεδομένα αν μία από τις τιμές είναι πολύ μεγαλύτερη από τα υπόλοιπα δεδομένα ή όταν τα δεδομένα είναι μέσα σε μια ελάχιστη ζώνη. Η διαβάθμιση από την άλλη πλευρά εγκαθιδρύει μία γραμμική σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών πέρα από την επιθυμητή σειρά καθενός. Η κανονικοποίηση είναι μία ειδική περίπτωση διαβάθμισης όπου η ελάχιστη τιμή και των δύο μεταβλητών είναι μηδέν [27].

3.9.16. Μετασχηματισμοί εισόδων

Μερικοί αρκετά απλοί μετασχηματισμοί εισόδων, όπως αναλογίες, μπορούν να σώσουν το δίκτυο. Καθώς το δίκτυο μπορεί να μάθει να κάνει τη διαίρεση μόνο του, τα δίκτυα κανονικά προετοιμάζουν τη διαίρεση αντιστρέφοντας αποτελεσματικά τον

αριθμητή του κλάσματος με τον παρονομαστή αφαιρώντας τους. Αν και αυτές οι τρεις μη-γραμμικές λειτουργίες συχνά προετοιμάζονται από τα δίκτυα, είναι περισσότερο παραγωγικό να εκτελεστεί η διαίρεση στην επεξεργασία των δεδομένων και να αφεθεί το νευρωνικό δίκτυο στο να συγκεντρωθεί στην ίδρυση σχέσεων από τα δεδομένα.

Εκτός από τις αναλογίες, η μη γραμμικότητα σε ένα πρόβλημα μπορεί να μειωθεί από τη χρήση λογαριθμικής κλιμάκωσης για τις εισόδους από ένα εκθετικό ή αυξανόμενο χαρακτήρα ή τη χρήση εκθετικής κλιμάκωσης για εισόδους με ένα λογαριθμικό πρότυπο. Η μη γραμμική κλιμάκωση χρησιμοποιείται συνήθως για να δώσει έμφαση σε μια ιδιαίτερη έκταση μεταβλητών. Για παράδειγμα, η λογαριθμική κλιμάκωση συχνά χρησιμοποιείται για να συμπιέσει την κλίμακα για τις μεγαλύτερες τιμές αν και η εκθετική κλίμακα χρησιμοποιείται για να επεκτείνει την κλίμακα για μικρότερες τιμές.

Όταν ένα πρόβλημα έχει γεωμετρική σκοπιά, ο υπολογισμός ξανά των κατάλληλων αποστάσεων, των εμβαδών και των όγκων είναι βοηθητικός. Περιληπτικά όταν μία είσοδος είναι γνωστό ότι έχει μία συγκεκριμένη μη γραμμική τάση, πρέπει να προσπαθούμε να εξισορροπήσουμε την τάση με κλιμάκωση η οποία θα αποδώσει μία πιο γραμμική είσοδο στο νευρωνικό δίκτυο και θα απλοποιήσει τις λειτουργίες του [27].

3.10. Βασικά χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα νευρωνικών δικτύων

Υπάρχουν τέσσερα χαρακτηριστικά που είναι άρρηκτα συνδεδεμένα με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ). Αυτά είναι:

- Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example).
- Η δυνατότητα θεώρησης τους ως κατανεμημένη μνήμη (distributed memory) και ως μνήμη συσχέτισης (associative memory).
- Η μεγάλη τους ανοχή σε σφάλματα (fault-tolerant).
- Η ικανότητα τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).

Αν και τα ΤΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές

αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου [24].

Ο χαρακτηρισμός των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) ως κατανεμημένη μνήμη, πηγάζει από το ότι η πληροφορία που κωδικοποιούν είναι κατανεμημένη σε όλα τα βάρη της συνδεσμολογίας τους. Για τον ίδιο λόγο τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται και ως μνήμες συσχέτισης. Μια μνήμη συσχέτισης αποθηκεύει πληροφορία συσχετίζοντας αποθηκευμένα δεδομένα μεταξύ τους. Η ανάκληση (recall) της πληροφορίας γίνεται με βάση το περιεχόμενο και όχι τη διεύθυνση, όπως δηλαδή συμβαίνει και με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Η παραπάνω οργάνωση κάνει ορισμένα είδη ΤΝΔ να είναι πολύ ανεκτικά σε μικροαλλαγές στα σήματα εισόδου, δηλαδή να είναι σε θέση να παράγουν την σωστή έξοδο ακόμη κι αν τα δεδομένα εισόδου είναι λίγο διαφορετικά ή και ελλιπή.

Τα ΤΝΔ έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά την λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο. Γενικά, το μέγεθος του σφάλματος λόγω "δομικών αστοχιών" είναι ανάλογο του ποσοστού των κατεστραμμένων συνδέσεων. Αυτό κάνει τα ΤΝΔ και συγκεκριμένα τις υλοποιήσεις τους σε κύκλωμα, ιδανικά για χρήση σε αυτοματισμούς που θα λειτουργήσουν σε αντίξοες συνθήκες (π.χ. διάστημα, χώρους με ραδιενέργεια, πεδίο μάχης, κλπ).

Τέλος, τα ΤΝΔ έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή/και με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα ΤΝΔ εκπαιδεύει στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας τους για να προσδιορίσουν μία συγκεκριμένη κατάσταση [30].

Άλλα πλεονεκτήματα των Νευρωνικών Δικτύων είναι ότι παρέχουν τις εξής χρήσιμες ιδιότητες [30]:

1. Μη-γραμμικότητα. Αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι ένα Νευρωνικό Δίκτυο δομείται από τη σύνδεση νευρώνων, οι οποίοι είναι μη-γραμμικές συσκευές. Η μη-γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, ιδιαίτερα αν ο φυσικός μηχανισμός για την παραγωγή των σημάτων εισόδου είναι μη-γραμμικός.
2. Σχεδιασμός Εισόδου-Εξόδου. Ένα συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης που καλείται επιβλεπόμενη μάθηση, εμπλέκει μεταβολή των συναπτικών βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα

- εισόδου και την επιθυμητή απόκριση (έξοδο). Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα, μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, όπου πλέον δεν γίνονται αλλαγές στα βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει από τα παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου για το δεδομένο πρόβλημα.
3. Προσαρμοστικότητα. Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι' αυτό θα πρέπει να είναι επαρκείς.
 4. Αποδεικτική Απόκριση. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται. Αυτό βελτιώνει την απόδοση του συστήματος.
 5. Συναφής Πληροφορία. Η γνώση αναπαριστάται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου.
 6. Αντοχή σε σφάλματα. Ένα νευρωνικό δίκτυο, υλοποιημένο σε hardware φόρμα έχει τη σημαντική ιδιότητα να είναι “ανεκτικό σε σφάλματα” (fault tolerance), με την έννοια ότι η απόδοσή του δεν μειώνεται κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες.
 7. Υλοποισιμότητα σε VLSI. Η συμπαγής παράλληλη φύση του Νευρωνικού Δικτύου, κάνει δυνατή την υλοποίηση του σε VLSI τεχνολογία, έτσι ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.
 8. Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού. Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων. Αυτό το χαρακτηριστικό υποδηλώνεται με διαφορετικούς τρόπους. Οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η συνήθεια κάνει δυνατό το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων. Επίσης ρυθμιστικά δίκτυα μπορούν να κατασκευαστούν μέσω μιας αμιγούς ολοκλήρωσης από modules.
 9. Αναλογία με Νευροβιολογία. Ο σχεδιασμός νευρωνικών δικτύων γίνεται σε αναλογία με τον εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα νευρωνικά δίκτυα σαν αντικείμενο έρευνας για την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Ομοίως οι μηχανικοί αντλούν από τη νευροβιολογία νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.

3.11. Μάθηση και ανάκληση

3.11.1. Εισαγωγή

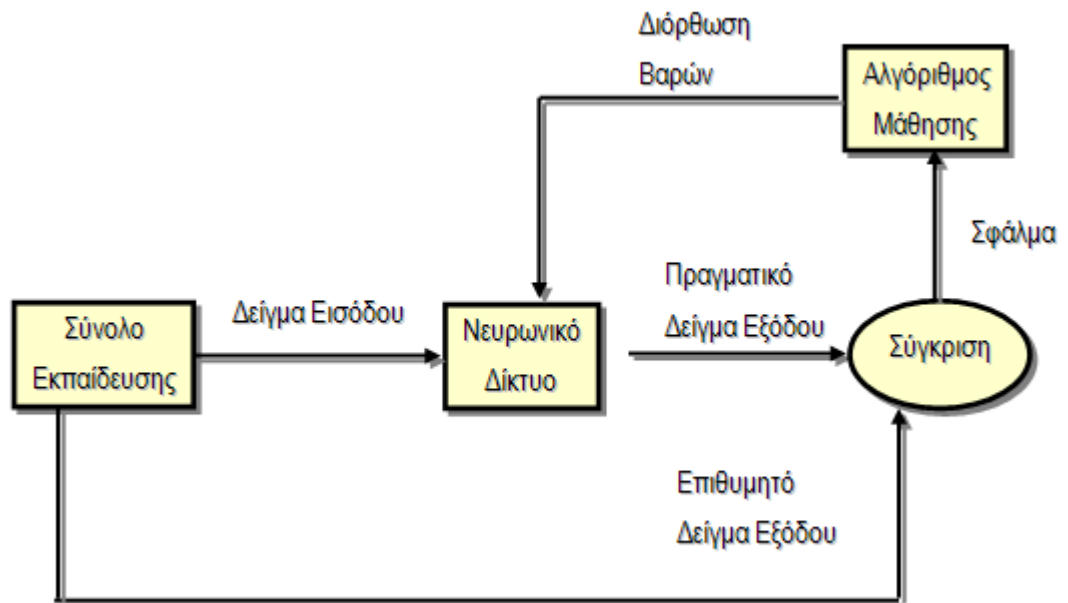
Τα ΤΝΔ πραγματοποιούν δύο βασικές λειτουργίες: τη μάθηση (*learning*) και την ανάκληση (*recall*). *Μάθηση (learning)* είναι η διαδικασία τροποποίησης των τιμών των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται επίσης και *εκπαίδευση (training)* του ΤΝΔ. Η ικανότητά τους στο να μαθαίνουν από παραδείγματα κάνει τα νευρωνικά δίκτυα ένα εξαιρετικά δυνατό προγραμματιστικό εργαλείο όταν οι κύριοι κανόνες δεν είναι επακριβώς ορισμένοι ή όταν υπάρχει ένα ποσοστό ανακρίβειας και διχογνωμίας στα δεδομένα [31]. *Ανάκληση (recall)* είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών.

Ο γενικός τρόπος με τον οποίο γίνεται η τροποποίηση των βαρών ενός ΤΝΔ κατά την εκπαίδευση του, επιτρέπει τη διάκριση τριών ειδών μάθησης στα ΤΝΔ, τη μάθηση υπό επίβλεψη (*supervised learning*), τη *βαθμολογημένη μάθηση (graded learning)* και την *μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)*.

Στη *μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning)* στο δίκτυο δίνονται ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - επιθυμητής εξόδου (Σχήμα 3.11.1). Το ΤΝΔ, με την τρέχουσα κατάσταση βαρών, παράγει μία έξοδο η οποία αρχικά διαφέρει από την επιθυμητή έξοδο. Αυτή η διαφορά ονομάζεται *σφάλμα (error)* και βάσει αυτής καθώς και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης γίνεται συνήθως η αναπροσαρμογή των βαρών.

Στη *βαθμολογημένη μάθηση (graded learning)* η έξοδος χαρακτηρίζεται ως «καλή» ή «κακή» με βάση μια αριθμητική κλίμακα και τα βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτό το χαρακτηρισμό.

Τέλος, στη *μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)* η απόκριση του δικτύου βασίζεται στην ικανότητα του να αποδιοργανώνεται με βάση τα διανύσματα εισόδου (π.χ. τα δίκτυα Kohonen τα οποία αναφέρονται σε παρακάτω κεφάλαιο). Αυτή η εσωτερική οργάνωση γίνεται έτσι ώστε σε συγκεκριμένο σύνολο εισόδων να αντιδρά ισχυρά ένας συγκεκριμένος νευρώνας. Τέτοια σύνολα εισόδων, αντιστοιχούν σε έννοιες και χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου τα οποία το ΤΝΔ καλείται να μάθει.



Σχήμα 3.11.1 Μάθηση υπό επίβλεψη

Στην πράξη, στις περισσότερες εφαρμογές ΤΝΔ χρησιμοποιείται μάθηση υπό επίβλεψη (*supervised learning*), για την οποία υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι. Στον αλγόριθμο που βασίζεται στον *κανόνα Δέλτα* (*Delta rule learning*), η διαφορά μεταξύ πραγματικής και επιθυμητής εξόδου ελαχιστοποιείται μέσω μιας διαδικασίας ελαχίστων τετραγώνων. Στον αλγόριθμο *ανάστροφης μετάδοσης λάθους* (*back propagation*) η μεταβολή των βαρών βασίζεται στον υπολογισμό της συνεισφοράς κάθε βάρους στο συνολικό σφάλμα. Στην *ανταγωνιστική μάθηση* (*competitive learning*) οι τεχνητοί νευρώνες συναγωνίζονται, κατά κάποιο τρόπο, μεταξύ τους και μόνο αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση σε δοθείσα είσοδο τροποποιεί τα βάρη του. Τέλος, στην *τυχαία μάθηση* (*random learning*), οι μεταβολές στα βάρη εισάγονται τυχαία και ανάλογα με το αν η έξοδος βελτιώνεται ή όχι με βάση κάποια προκαθορισμένα από το χρήστη κριτήρια, οι μεταβολές αυτές υιοθετούνται ή απορρίπτονται.

3.11.2. Αναπαράσταση γνώσης

Με τον όρο γνώση αναφερόμαστε σε αποθηκευμένη πληροφορία ή σε μοντέλα χρησιμοποιούμενα από ένα άτομο ή μηχανή για να μεταφράσουν ,προβλέψουν και κατά προσέγγιση να αντιδράσουν στον εξωτερικό κόσμο (Fischler and Firschein, 1987).

Η μέγιστη εργασία για ένα νευρωνικό δίκτυο είναι να μάθει ένα μοντέλο του κόσμου (περιβάλλον) στο οποίο είναι εγκατεστημένο και να συντηρήσει το μοντέλο ικανοποιητικά σύμφωνα με τον πραγματικό κόσμο, ώστε να επιτύχει τους στόχους μιας εφαρμογής που μας ενδιαφέρει [32]. Η γνώση του κόσμου αποτελείται από δύο είδη πληροφορίας :

1. *Η γνωστή κατάσταση του κόσμου*, αναπαριστάμενη από παράγοντες σχετικά με το τι είναι και ήταν γνωστό. Αυτός ο τύπος γνώσης αναφέρεται και σαν από πριν (prior) πληροφορία.
2. *Παρατηρήσεις* (μετρήσεις) του κόσμου, που έχουν αποκτηθεί από αισθητήρες σχεδιασμένους να διερευνούν το περιβάλλον στο οποίο το νευρωνικό δίκτυο υποτίθεται ότι λειτουργεί. Συνήθως αυτές οι παρατηρήσεις περιέχουν από τη φύση τους θόρυβο, καθώς υπόκεινται σε λάθη εξαιτίας των θορύβων του αισθητήρα και των ατελειών του συστήματος. Σε οποιαδήποτε περίπτωση, οι παρατηρήσεις που αποκτώνται με αυτό τον τρόπο δίνουν το κυρίως μέρος των πληροφοριών, από τις οποίες παίρνονται τα παραδείγματα τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα ζεύγος εισόδου/εξόδου: ένα σήμα εισόδου και η αντίστοιχη επιθυμητή αντίδραση για το νευρωνικό δίκτυο. Για αυτό ένα σύνολο παραδειγμάτων αναπαριστά γνώση σχετικά με το περιβάλλον ενδιαφέροντος. Δοσμένου ενός τέτοιου συνόλου παραδειγμάτων η σχεδίαση ενός νευρωνικού δικτύου μπορεί να γίνει ως εξής :

- Πρώτα μια κατάλληλη αρχιτεκτονική επιλέγεται για το νευρωνικό δίκτυο, με μία είσοδο αποτελούμενη από τόσους νευρώνες όσο και το πλήθος των εισόδων του προβλήματος που πρέπει να λυθεί από το νευρωνικό και μια έξοδο αποτελούμενη από πλήθος νευρώνων όσοι και οι έξοδοι που απαιτούνται για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Ένα

υποσύνολο παραδειγμάτων χρησιμοποιείται τότε για την εκπαίδευση του δικτύου μέσω ενός κατάλληλου αλγορίθμου. Αυτή η φάση λέγεται μάθηση.

- Δεύτερο η απόδοση των αποτελεσμάτων που δίνει το εκπαιδευόμενο δίκτυο, δηλαδή τεστάρετε με δεδομένα που δεν έχουν εισαχθεί πριν. Η απόδοση του δικτύου τότε παίρνεται συγκρίνοντας την έξοδο που μας έδωσε το νευρωνικό δίκτυο σε σχέση με την επιθυμητή έξοδο.

Αυτή η δεύτερη φάση της λειτουργίας του δικτύου ονομάζεται *γενίκευση*, ένας όρος που είναι δανεισμένος από την ψυχολογία. Σε αυτό βρίσκεται μια θεμελιώδης διαφορά ανάμεσα στον σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου και στο μέρος της κλασσικής επεξεργασίας πληροφορίας (pattern classifier). Στην τελευταία περίπτωση συνήθως προχωράμε σχηματίζοντας πρώτα ένα μαθηματικό μοντέλο περιβαλλοντικών παρατηρήσεων επαληθεύοντας το μοντέλο με πραγματικά δεδομένα και κατόπιν χτίζοντας τον σχεδιασμό από τη βάση του μοντέλου. Αντίθετα ο σχεδιασμός ενός νευρωνικού δικτύου βασίζεται απ' ευθείας σε πραγματικά δεδομένα με το σύνολο των δεδομένων να κάνει απ' ευθείας όλη τη δουλειά. Γι' αυτό το νευρωνικό δίκτυο όχι μόνο δίνει ένα τέλειο μοντέλο του περιβάλλοντος στο οποίο εγκαθίσταται, αλλά παρουσιάζει μια εργασία επεξεργασίας πληροφοριών μεγάλου ενδιαφέροντος.

Σ' ένα νευρωνικό δίκτυο μιας συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής η αναπαράσταση γνώσης του περιβάλλοντος ορίζεται από τις τιμές που παίρνουν οι ελεύθεροι παράμετροι (π.χ. συνοπτικά βάρη και κατώφλια ενεργοποίησης) του δικτύου. Ο τύπος αυτής της αναπαράστασης γνώσης αποτελεί τους διαφορετικούς σχεδιασμούς ενός νευρωνικού δικτύου και γι' αυτό κρατάει το κλειδί της απόδοσης του.

Το θέμα της αναπαράστασης γνώσης μέσα σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι παρόλα αυτά πολύ περιπλεγμένο. Το θέμα γίνεται ακόμα πιο πολύπλοκο όταν έχουμε πολλαπλές πηγές πληροφορίας να ενεργούν πάνω στο δίκτυο και αυτές οι πηγές αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Παρόλα αυτά υπάρχουν 4 κανόνες για αναπαράσταση γνώσης που είναι κοινής λογικής [3,4]. Οι κανόνες αυτοί περιγράφονται παρακάτω:

Κανόνας 1:

Παρόμοιες εισοδοί από παρόμοιες ομάδες πρέπει συνήθως να παράγουν παρόμοιες αναπαραστάσεις μέσα στο δίκτυο και πρέπει για αυτό να ταξινομούνται σαν να ανήκουν στην ίδια κατηγορία.

Υπάρχει μια πληθώρα μέτρων για να αποφασιστεί η “ομοιότητα” ανάμεσα σε εισόδους. Ένα συνηθισμένο μέτρο ομοιότητας βασίζεται στην έννοια της Ευκλείδειας απόστασης. Για να γίνουμε πιο συγκεκριμένοι έστω x_i ένα N -διάστατο πραγματικό διάνυσμα

$$x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]^T \quad (3.3)$$

που όλα τα στοιχεία είναι πραγματικά και το T δηλώνει την μετατόπιση του πίνακα. Το διάνυσμα x_i ορίζει ένα σημείο σε ένα N -διάστατο χώρο που καλείται Ευκλείδειος χώρος και συμβολίζεται με R^N . Η απόσταση μεταξύ x_i και x_j ορίζεται σαν

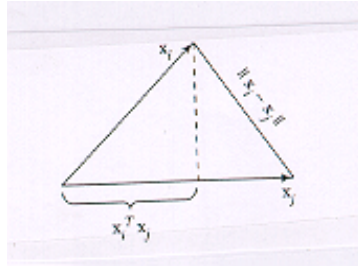
$$d_{ij} = \|x_i - x_j\| = \left[\sum_{n=1}^N (x_{in} - x_{jn})^2 \right]^{1/2} \quad (3.5)$$

,όπου x_{in} και x_{jn} είναι τα N -οστά στοιχεία του x_i και x_j . Αντίστοιχα η ομοιότητα ανάμεσα στις εισόδους που αναπαρίστανται από τα διανύσματα x_i και x_j ορίζεται σαν η παλινδρόμηση της Ευκλείδειας απόστασης d_{ij} . Όσο πιο κοντά είναι τα ξεχωριστά στοιχεία των διανυσμάτων εισόδου x_i και x_j τόσο μικρότερη θα είναι η d_{ij} και τόσο μεγαλύτερη θα είναι η ομοιότητα των x_i και x_j . Ο κανόνας αυτός δηλώνει ότι αν τα διανύσματα x_i και x_j είναι παρόμοια τότε θα πρέπει να τοποθετηθούν στην ίδια κατηγορία.

Ένα άλλο μέτρο της ομοιότητας βασίζεται στην ιδέα του *dot product* ή *εσωτερικού γινομένου* που το δανειζόμαστε από την γραμμική άλγεβρα. Δοθέντων δύο διανυσμάτων x_i και x_j ίδιας διάστασης το εσωτερικό τους γινόμενο ορίζεται σαν

$$x_i^T x_j = \sum_{n=1}^N x_{in} x_{jn} \quad (3.6)$$

Η Ευκλείδεια απόσταση $\|x_i - x_j\|$ ανάμεσα στα δύο διανύσματα x_i και x_j σκισσάρεται σαν το μήκος της γραμμής που ενώνει τα άκρα των δύο αυτών διανυσμάτων, και το εσωτερικό του γινόμενο σκισσάρεται σαν την προβολή του x_i πάνω στο διάνυσμα x_j . Το Σχήμα 3.11.2 δείχνει καθαρά ότι όσο μικρότερη είναι η Ευκλείδεια απόσταση, και γι' αυτό είναι πιο όμοια τα x_i και x_j , τόσο μεγαλύτερο θα είναι το εσωτερικό τους γινόμενο. Αναγνωρίζοντας ότι το εσωτερικό γινόμενο είναι βαθμωτό μπορούμε να δηλώσουμε ότι όσο πιο θετικό είναι τόσο πιο όμοια είναι τα διανύσματα x_i και x_j .



Σχήμα 3.11.2 Σχέση εσωτερικού γινομένου-Ευκλείδειας απόστασης σαν ομοιότητα προτύπων.

Κανόνας 2:

Αντικείμενα που κατηγοριοποιούνται σε διαφορετικές ομάδες θα πρέπει να έχουν διαφορετικές αναπαραστάσεις στο δίκτυο. Ο δεύτερος κανόνας είναι αντίθετος του πρώτου.

Κανόνας 3:

Αν ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό είναι σημαντικό τότε θα πρέπει να υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός από νευρώνες που συμμετάσχουν στην αναπαράσταση αυτού του αντικειμένου στο δίκτυο.

Κανόνας 4:

Οι από πριν (prior) πληροφορίες και μη μεταβλητότητες θα πρέπει να μην συμπεριληφθούν στο σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου απλοποιώντας έτσι το σχεδιασμό αυτό του δικτύου ,το οποίο δεν έχει να τις μάθει.

Ο τελευταίος κανόνας, είναι ιδιαίτερα σημαντικός διότι η κληρονομικότητα των αποτελεσμάτων τους δίνει ένα νευρωνικό δίκτυο με μια εξειδικευμένη δομή. Αυτό είναι ιδιαίτερα επιθυμητό για διάφορους λόγους :

- Βιολογικά, οπτικά και ελεγκτικά δίκτυα είναι γνωστό ότι είναι πολύ εξειδικευμένα.
- Ένα νευρωνικό δίκτυο με εξειδικευμένη δομή συνήθως έχει πολύ μικρότερο αριθμό ελεύθερων παραμέτρων διαθέσιμων για κανονικοποίηση απ' ότι ένα πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο. Συνεπώς ένα εξειδικευμένο δίκτυο απαιτεί λιγότερα δεδομένα εισόδου για εκπαίδευση, μαθαίνει γρηγορότερα και συχνά γενικεύει καλύτερα.

- Ο ρυθμός της μετάδοσης πληροφοριών μέσω ενός εξειδικευμένου δικτύου επιταχύνεται.
- Το κόστος χτισίματος ενός εξειδικευμένου δικτύου μειώνεται εξαιτίας του μικρότερου μεγέθους σε σύγκριση μ' αυτό του πλήρως συνδεδεμένου.

3.11.3. Μάθηση με διόρθωσης σφάλματος

Στον τύπο αυτό μάθησης η απαιτούμενη ανανέωση (αλλαγή, προσαρμογή) των συναπτικών βαρών υπολογίζεται παρουσιάζοντας στο ΤΝΔ δεδομένα εισόδου (διανύσματα) πρότυπα, συγκρίνοντας τις προκύπτουσες αποκρίσεις με τις (από πριν δοσμένες / *a priori*) επιθυμητές αποκρίσεις και ακολούθως αλλάζοντας τα βάρη προς την κατεύθυνση μείωσης του σφάλματος [25].

Πιο συγκεκριμένα έστω:

$d_k(t)$: η επιθυμητή έξοδος (απόκριση στόχου) του k νευρώνα στη διακριτή χρονική στιγμή t

$x(t)$: το διάνυσμα εισόδου (ερεθισμού) που εφαρμόζεται στο στρώμα εισόδου του ΤΝΔ

$y_k(t)$: η πρακτικά λαμβανόμενη απόκριση του k νευρώνα

Προφανώς το ζεύγος $(x(t), d_k(t))$ αποτελεί ένα παράδειγμα που παρουσιάζεται στο νευρώνα κατά τη χρονική στιγμή t . Το σφάλμα (διαφορά) μεταξύ της επιθυμητής εξόδου $d_k(t)$ και της πραγματικής εξόδου $y_k(t)$ είναι:

$$e_k(t) = d_k(t) - y_k(t)$$

με βάση το οποίο ορίζουμε το ακόλουθο κριτήριο (συνάρτηση κόστους):

$$I = E \left[\frac{1}{2} \sum_k e_k^2(t) \right] \quad (3.7)$$

το οποίο καλείται «κριτήριο μέσου τετραγωνικού σφάλματος» (Mean Square Error criterion, MSE) και εκφράζει τη μέση τιμή του αθροίσματος των τετραγώνων των σφαλμάτων. Εδώ $E[]$ είναι ο στατιστικός τελεστής αναμενόμενης (μέσης) τιμής και θεωρείται (σιωπηρά) ότι το ΤΝΔ δρα σε ένα στάσιμο πιθανολογικό περιβάλλον με άγνωστες κατανομές πιθανότητας. Η άθροιση στο I εκτείνεται σε όλα τα k εξόδου δηλαδή σε όλους τους νευρώνες εξόδου.

Το πρόβλημα μάθησης (εκπαίδευσης) είναι τώρα να επιλεγούν τα συναπτικά βάρη των νευρώνων έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό κριτήριο. Η ακριβής λύση του προβλήματος αυτού απαιτεί τη γνώση των στατικών ιδιοτήτων των

στοχαστικών ανελίξεων που ενυπάρχουν σε κάθε περίπτωση. Γι' αυτό περιοριζόμαστε σε μια προσεγγιστική λύση ελαχιστοποιώντας το στιγμιαίο κριτήριο τετραγωνικού σφάλματος :

$$J = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(t) \quad (3.8)$$

ως προς τα συναπτικά βάρη w_{kj} του ΤΝΔ, όπου w_{kj} είναι το βάρος της σύναψης j του νευρώνα k . Η ανανεωμένη (νέα) τιμή $w_{kj}(t+1)$ του θεωρούμενου συναπτικού βάρους δίνεται από τη σχέση:

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}(t) \quad (3.9)$$

Για το ξεκίνημα του κανόνα μάθησης (3.9) χρειαζόμαστε τη γνώση κάποιων αρχικών τιμών για τα βάρη στη χρονική στιγμή $t = 0$. Αν το ΤΝΔ περιέχει μόνο γραμμικά στοιχεία επεξεργασίας, οπότε το J είναι ακριβώς τετραγωνικό, τότε ο αλγόριθμος οδηγεί βήμα – προς – βήμα στο ολικό ελάχιστο. Όταν όμως το ΤΝΔ περιέχει μη γραμμικότητες, τότε το ολικό ελάχιστο δεν μπορεί να ληφθεί πάντα γιατί ο αλγόριθμος μπορεί να εγκλωβισθεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο.

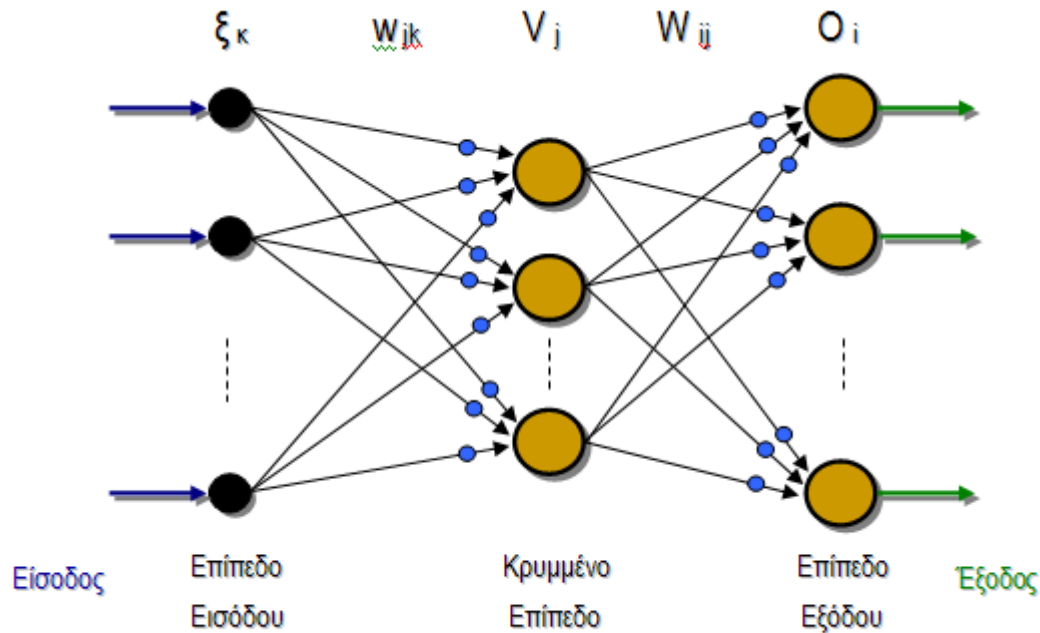
Επιπλέον, λόγω του ότι η μάθηση με διόρθωσης σφάλματος συμπεριφέρεται σαν σύστημα κλειστής αναδρομής πρέπει να επιλεγεί με πολύ προσοχή η τιμή του ρυθμού μάθησης γ ώστε να εξασφαλισθεί η σταθερότητα της διαδικασίας. Αυτό γιατί ο ρυθμός μάθησης έχει μεγάλη επίδραση στην απόδοση της μεθόδου και επιδρά όχι μόνο στην ταχύτητα σύγκλισης της μάθησης αλλά και στην ίδια την κατάληξή της. Αν το γ έχει μικρή τιμή η διαδικασία προχωρά ομαλά αλλά μπορεί να πάρει πολύ χρόνο στο σύστημα να συγκλίνει σε σταθερή λύση. Αντίθετα, αν η τιμή του γ είναι μεγάλη η πορεία της μάθησης επιταχύνεται αλλά υπάρχει κίνδυνος η διαδικασία να αποκλίνει και το σύστημα να γίνει ασταθές.

3.12. Είδη δικτύων

Η τοπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των ΤΝΔ και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική στην οποία διατίθεται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δυο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός δικτύου είναι το πλήθος των στρωμάτων (layers) και οι συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες [25]. Το τρίτο χαρακτηριστικό, το οποίο σχετίζεται φυσιολογικά με τον τρόπο κατά τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες, είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου, που τα είδη του θα αναφερθούν παρακάτω.

3.12.1. Δίκτυα με απλή τροφοδότηση

Τα ΤΝΔ με *ευθεία τροφοδότηση (feedforward)* είναι η πιο απλή μορφή νευρωνικών δικτύων. Σε αυτά υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα, κρυφά επίπεδα [24]. Ένα παράδειγμα φαίνεται στο Σχήμα 3.12.1.



Σχήμα 3.12.1 Δίκτυο απλής τροφοδότησης με ένα κρυμμένο επίπεδο.

Δύο είναι τα θέματα τα οποία ανακύπτουν στην υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων του τύπου αυτού. Το πρώτο αφορά στη *μάθηση*, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο το δίκτυο εκπαιδεύεται για να έχει την επιθυμητή συμπεριφορά. Στα δίκτυα απλής τροφοδότησης χρησιμοποιούνται μέθοδοι μάθησης με επίβλεψη, οι σημαντικότερες από τις οποίες εξετάζονται στη συνέχεια.

Το δεύτερο θέμα αφορά στην *τοπολογία* του δικτύου, δηλαδή το πόσα κρυφά επίπεδα θα έχει το δίκτυο και από πόσους νευρώνες θα αποτελείται το κάθε επίπεδο. Θα πρέπει εδώ να αναφερθεί ότι έχουν προταθεί αλγόριθμοι οι οποίοι μπορούν να δημιουργήσουν μια τοπολογία ΤΝΔ βάσει των εισόδων και των επιθυμητών εξόδων, όπως για παράδειγμα ο αλγόριθμος Upstart και ο αλγόριθμος Tilling.

Στις παραγράφους που ακολουθούν παρουσιάζεται αρχικά η πιο απλή μορφή δικτύου απλής τροφοδότησης που ονομάζεται perceptron καθώς και ο ομώνυμος

αλγόριθμος εκπαίδευσης. Στη συνέχεια παρουσιάζονται δύο άλλοι γνωστοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης ΤΝΔ, ο κανόνας Δέλτα και η ανάστροφη μετάδοση λάθους.

Perceptron

Το perceptron είναι η πιο απλή τοπολογία δικτύου με απλή τροφοδότηση και αποτελεί ιστορικά μια πρώτη προσέγγιση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Πρόκειται ουσιαστικά για ένα και μοναδικό τεχνητό νευρώνα, όμοιο με αυτόν που απεικονίζεται στο Σχήμα 3.12.2 και ο οποίος χρησιμοποιεί ως συνάρτηση κατωφλίου τη βηματική συνάρτηση. Η μάθηση στο perceptron συνίσταται στην επιλογή κατάλληλων τιμών βαρών έτσι ώστε δεδομένου ενός διανύσματος εισόδου να παραχθεί η επιθυμητή έξοδος. Πρόκειται δηλαδή για μια απλή μορφή μάθησης υπό επίβλεψη. Ο αλγόριθμος μεταβολής των βαρών έχει ως εξής [24] :

1. Εάν για τη συγκεκριμένη είσοδο παράγεται το επιθυμητό αποτέλεσμα τότε δε γίνεται καμία μεταβολή.
2. Εάν το αποτέλεσμα είναι 1 ενώ θα έπρεπε να είναι 0, τότε μειώνονται τα βάρη των ενεργών γραμμών (εκείνες που στο συγκεκριμένο πρότυπο έχουν είσοδο 1) κατά μια τιμή d , η οποία ονομάζεται ρυθμός μάθησης (learning rate)
3. Εάν το αποτέλεσμα είναι 0 ενώ θα έπρεπε να είναι 1 τότε αυξάνονται τα βάρη των ενεργών γραμμών κατά d .

Ένα perceptron με n γραμμές εισόδου μπορεί να θεωρηθεί ότι αναπαριστά ένα υπερεπίπεδο $n-1$ διαστάσεων που διαχωρίζει τα διανύσματα εισόδου σε δύο ομάδες, τοποθετώντας από τη μία μεριά όσα παράγουν έξοδο 1 και από την άλλη όσα παράγουν έξοδο 0.

Η έξοδος του perceptron δίνεται από τη σχέση:

$$y(t) = f_h(v(t)) \quad (3.10)$$

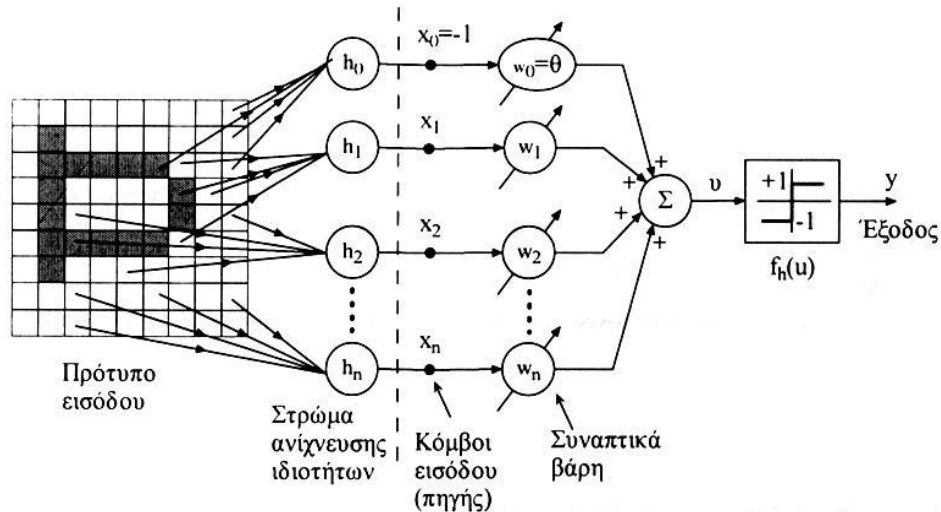
όπου,

$$v(t) = \sum_{i=0}^n w_i x_i = \mathbf{w}^T(t) \mathbf{x}(t) \quad (3.11)$$

$f_h(u)$ είναι η διπολική συνάρτηση και

$$\mathbf{x}(t) = [1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T \quad (3.12)$$

$$\mathbf{w}(t) = [b(t), w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)]^T \quad (3.13)$$



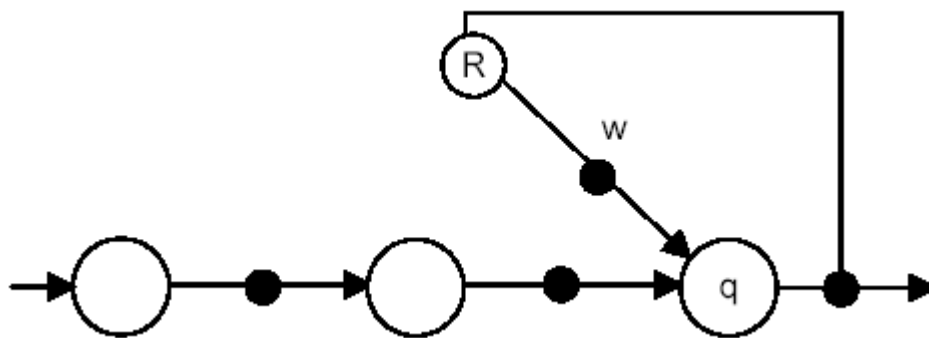
Σχήμα 3.12.2 Perceptron ενός νευρώνα. Οι είσοδοι του perceptron λαμβάνονται από ένα στρώμα ανίχνευσης ιδιοτήτων με σταθερά βάρη $h_1, h_2, \dots, h_n$.

Η εκπαίδευση του perceptron πρέπει να γίνει με καλά παραδείγματα κάθε μιας κατηγορίας. Αν οι προς διαχωρισμό κατηγορίες μοιάζουν πολύ μεταξύ τους τότε είναι δύσκολο να εκπαιδευτεί το perceptron να ταξινομεί τα πρότυπα που του παρουσιάζονται στη μια ή στην άλλη κατηγορία.

Προβλήματα των οποίων οι τιμές εισόδου-εξόδου υπόκεινται σε αυτό τον κανόνα ονομάζονται γραμμικώς διαχωρίσιμα (*linearly separable*) και αποδεικνύεται ότι μπορούν να μοντελοποιηθούν με χρήση perceptron. Δηλαδή, μετά από πεπερασμένο χρόνο εκπαίδευσης και εφόσον η συνάρτηση που συνδέει την είσοδο με την έξοδο είναι γραμμικώς διαχωρίσιμη, επέρχεται σύγκλιση του perceptron.

3.12.2. Νευρωνικά δίκτυα με ανατροφοδότηση

Εκτός από τα δίκτυα απλής τροφοδότησης (*feedforward*), υπάρχουν και τα δίκτυα με ανατροφοδότηση (*feedback/recurrent*), τα οποία περιέχουν βρόχους στην συνδεσμολογία των νευρώνων. Λόγω των βρόχων, οι νευρώνες στα δίκτυα αυτά παράγουν σε κάθε κύκλο λειτουργίας αποτελέσματα που εξαρτώνται όχι μόνο από την έξοδο των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου αλλά και από την έξοδο του εαυτού τους κατά τον προηγούμενο κύκλο λειτουργίας η οποία αποθηκεύεται προσωρινά [32]. Αυτό φαίνεται στο Σχήμα 3.12.3 όπου όπως γίνεται φανερό η έξοδος του τελευταίου νευρώνα γίνεται είσοδος του εαυτού του πολλαπλασιαζόμενη και με βάρος w πριν εισέλθει στον βρόχο από τον οποίο προήλθε.



Σχήμα 3.12.3 Παράδειγμα βρόχου σε απλή συνδεσμολογία νευρώνων με ανατροφοδότηση

Η προσθήκη βρόχων στη συνδεσμολογία των νευρώνων προφανώς αυξάνει την πολυπλοκότητα του ΤΝΔ. Σε αντιστάθμισμα, η πληροφορία από τον προηγούμενο κύκλο λειτουργίας που παρέχουν, επιταχύνει την εκπαίδευση του ΤΝΔ, βοηθά πολλές φορές στην αποφυγή των τοπικών ελαχίστων και επιπλέον αποτελεί ένα αρκετά περιορισμένο είδος μνήμης των προηγούμενων αποτελεσμάτων του συστήματος. Για την εκπαίδευση ΤΝΔ με ανατροφοδότηση χρησιμοποιείται συνήθως μια παραλλαγή της μεθόδου ανάστροφης διάδοσης λάθους.

Παρακάτω παρουσιάζονται δύο γνωστά δίκτυα με ανατροφοδότηση, τα δίκτυα Hopfield και τα δίκτυα Kohonen.

Δίκτυα Hopfield

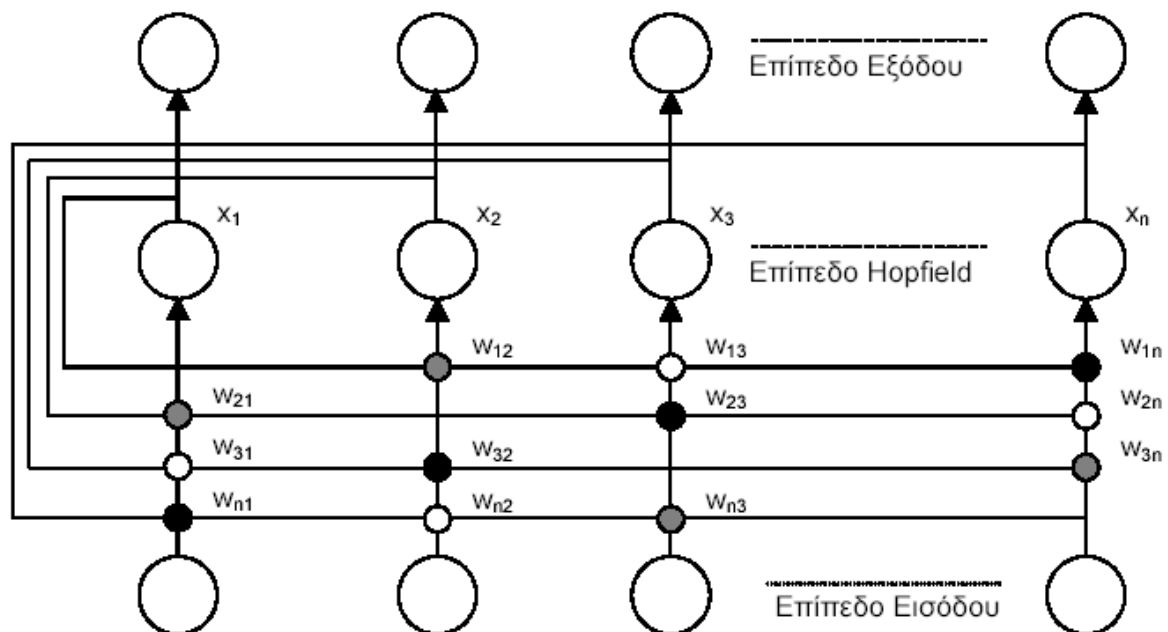
Τα δίκτυα Hopfield είναι ίσως ο πιο γνωστός τύπος δικτύων με ανατροφοδότηση (Σχήμα 3.12.4). Σε αυτά, κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους υπόλοιπους ενώ οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων είναι αμφίδρομες και έχουν συμμετρικά βάρη ($w_{ij} = w_{ji}$). Όλοι οι νευρώνες λειτουργούν ταυτόχρονα σαν είσοδοι και έξοδοι του δικτύου. Οι νευρώνες είναι απλοί perceptrons με συνάρτηση ενεργοποίησης τη συνάρτηση πρόσημου και έξοδο -1 ή 1. Υπολογισμοί εκτελούνται μόνο στο επίπεδο Hopfield, καθώς τα επίπεδα εισόδου και εξόδου απλά διατηρούν τις τιμές εισόδου και εξόδου, αντίστοιχα.

Η εκπαίδευση ενός δικτύου Hopfield βασίζεται στη μεταβολή της τιμής των βαρών σύμφωνα με τη σχέση:

$$\Delta w_{ij} = (2 \cdot x_i - 1) \cdot (2 \cdot x_j - 1) \quad (3.13)$$

όπου τα x_i και x_j έχουν τιμές 0 ή 1. Επιπλέον, υπάρχει συμμετρία στις μεταβολές των βαρών, δηλαδή $\Delta w_{ij} = \Delta w_{ji}$ [24].

Από τη σχέση υπολογισμού της μεταβολής των βαρών και τις δυνατές τιμές των x προκύπτει ότι τα βάρη ενισχύονται όταν η έξοδος ενός νευρώνα είναι ίδια με την είσοδο, ενώ διαφορετικά εξασθενούν. Αυτό που τελικά «μαθαίνει» ένα δίκτυο Hopfield είναι ένα ή περισσότερα από τα διανύσματα εισόδου. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα το δίκτυο να λειτουργεί σαν μνήμη συσχέτισης. Κατά τη λειτουργία της ανάκλησης, για κάθε διάνυσμα εισόδου το δίκτυο θα ισορροπήσει στο "κοντινότερο" διάνυσμα από το σύνολο των διανυσμάτων με τα οποία εκπαιδεύτηκε.



Σχήμα 3.12.4 Τοπολογία δικτύου Hopfield.

Η λειτουργία ενός δικτύου Hopfield κατά τη φάση της ανάκλησης είναι η ακόλουθη [24]:

1. Δίνεται στο δίκτυο ένα διάνυσμα εισόδου (ανάθεση τιμών -1 ή 1 σε κάθε νευρώνα του δικτύου).
2. Υπολογίζεται η έξοδος του κάθε νευρώνα με τη σχέση:

$$a_i = \sum_{j=0}^n w_j a_j \quad (3.15)$$

3. Εάν το παραπάνω άθροισμα είναι θετικό τότε η επιθυμητή τιμή εξόδου του νευρώνα είναι 1 ενώ στην αντίθετη περίπτωση -1.
4. Εάν οι επιθυμητές τιμές εξόδου είναι ίδιες με τις τιμές που αποδόθηκαν στους νευρώνες στο βήμα 1, τότε το δίκτυο είναι σε *ισορροπία* και οι τιμές που έχουν οι νευρώνες είναι η έξοδος (αποτέλεσμα) του δικτύου.
5. Εάν το δίκτυο δεν είναι σε ισορροπία τότε μεταβάλλονται οι τιμές που παρουσιάζουν διαφορές. Οι αλλαγές μπορούν να γίνουν είτε σύγχρονα, δηλαδή να αλλάξουν όλες οι τιμές των "προβληματικών" νευρώνων, ή ασύγχρονα δηλαδή να αλλάξει η τιμή ενός μόνο "προβληματικού" νευρώνα.
6. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται από το βήμα 2.

Ο παραπάνω μηχανισμός ανάκλησης επιτρέπει σε ένα δίκτυο Hopfield να ανακαλεί το σωστό πρότυπο από αυτά τα οποία έχει εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει, ακόμα και όταν η είσοδος περιέχει θόρυβο ή είναι ελλιπής.

Δίκτυο Kohonen

Όλα τα δίκτυα που παρουσιάστηκαν μέχρι τώρα, χρησιμοποιούν για την εκπαίδευση τους μεθόδους μάθησης υπό επίβλεψη. Το πιο χαρακτηριστικό ίσως παράδειγμα δικτύου το οποίο χρησιμοποιεί μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι το δίκτυο *Kohonen*.

Ένα *δίκτυο Kohonen* αποτελείται από ένα πλήθος νευρώνων, οι οποίοι είναι, τοποθετημένοι σε κάποια γεωμετρική τοπολογία π.χ. επίπεδο, σφαίρα κλπ. Κάθε νευρώνας είναι συνδεδεμένος μέσω βαρών με την είσοδο που αποτελείται από M στοιχεία και λαμβάνει ένα πλήρες αντίγραφο του διανύσματος εισόδου τροποποιημένου από τα βάρη [24]. Επιπλέον υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων του ίδιου επιπέδου και μάλιστα με τέτοιο τρόπο ώστε οι κοντινοί νευρώνες να επηρεάζονται θετικά ενώ οι περισσότεροι απομακρυσμένοι ουδέτερα ή και αρνητικά. Για μια δεδομένη είσοδο, ο νευρώνας του οποίου τα συνδεδεμένα βάρη

είναι πιο "κοντά" σε αυτήν, επιλέγεται και μεταβάλλει τα βάρη του έτσι ώστε να την πλησιάζει ακόμη περισσότερο. Επίσης, λόγω της συνδεσμολογίας, μεταβάλλονται και τα βάρη στους νευρώνες που βρίσκονται στην άμεση γειτονιά του επιλεγμένου νευρώνα έτσι ώστε και αυτών η έξοδος να πλησιάζει την είσοδο. Μέσω αυτών των διαδικασιών ανταγωνισμού και γειτονικότητας δημιουργείται ένας "χάρτης" πάνω στην γεωμετρική τοπολογία του δικτύου ο οποίος αντικατοπτρίζει την κατηγοριοποίηση των εισόδων στο δίκτυο. Συγκεκριμένες περιοχές του χάρτη (σύνολα από νευρώνες) αντιπροσωπεύουν μια συγκεκριμένη κλάση/κατηγορία των εισόδων του δικτύου. Τόσο η μεταβολή βαρών των νευρώνων όσο και το μέγεθος της γειτονιάς μειώνονται με την πάροδο του χρόνου έως ότου φτάσουν σε πολύ μικρές τιμές, οπότε το δίκτυο θεωρείται εκπαιδευμένο. Ένα εκπαιδευμένο δίκτυο *Kohonen* μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κατατάξει στοιχεία σε μια από τις κατηγορίες που ήδη έχουν σχηματιστεί.

3.13. Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

3.13.1. Κανόνας δέλτα

Ο κανόνας Δέλτα (*Delta rule*) αποτελεί γενίκευση του αλγορίθμου εκπαίδευσης του perceptron, με την έννοια ότι μπορεί να εφαρμοστεί και σε άλλα ΤΝΔ τα οποία όμως επίσης δεν έχουν κρυφά επίπεδα. Η λειτουργία του αλγορίθμου περιγράφεται στην συνέχεια.

Έστω ότι σε ένα ΤΝΔ η συνάρτηση ενεργοποίησης παίρνει πραγματικές τιμές, όπως για παράδειγμα η σιγμοειδής συνάρτηση:

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3.16)$$

Τότε η έξοδος ενός νευρώνα i μπορεί να υπολογιστεί βάσει της σχέσης:

$$a_i = g \left(\sum_{j=0}^n w_j a_j \right) \quad (3.17)$$

όπου a_i είναι η έξοδος του νευρώνα i , w_j το βάρος της σύνδεσης j και a_j η είσοδος j από τον νευρώνα του προηγούμενου επιπέδου [24].

Η μεταβολή του βάρους w_j , υπολογίζεται από τον τύπο :

$$w_j = w_{j_old} - d * (a_i - a) a_j \quad (3.18)$$

όπου a_i είναι η έξοδος του νευρώνα, a είναι η επιθυμητή έξοδος, w_j το βάρος της σύνδεσης j , a_j η είσοδος j και d ο ρυθμός μάθησης. Το συνολικό σφάλμα, που αποτελεί και ένα μέτρο της απόστασης από την επιθυμητή κατάσταση, υπολογίζεται από τον τύπο:

$$Err = \frac{1}{2} \sum (a_i - a)^2 \quad (3.19)$$

Αν και ο αλγόριθμος αυτός αποτελεί βελτίωση εκείνου που εφαρμόζεται στα perceptrons, δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε δίκτυα τα οποία έχουν κρυφά επίπεδα, επειδή για κάθε νευρώνα πρέπει να είναι γνωστή με ακρίβεια η έξοδος του, κάτι που δεν είναι δυνατό όταν υπάρχουν κρυφά επίπεδα.

3.13.2. Ανάστροφη μετάδοση λάθους

Η ανάστροφη μετάδοση λάθους (back propagation) αποτελεί την πιο γνωστή μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων πολλών επιπέδων. Η βασική ιδέα είναι να καθοριστεί το "ποσοστό" του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί στα βάρη του κάθε νευρώνα. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται δυνατό να υπολογίζονται οι διορθώσεις στα βάρη του κάθε νευρώνα ξεχωριστά, πράγμα που είναι αρκετά πολύπλοκο για τα κρυφά επίπεδα καθώς η έξοδός τους επηρεάζει πολλούς νευρώνες ταυτόχρονα [24].

Στην ανάστροφη μετάδοση του λάθους υπολογίζεται αρχικά το σφάλμα για τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου με τρόπο παρόμοιο με εκείνο του κανόνα Δέλτα. Το σφάλμα που υπολογίζεται χρησιμοποιείται για να υπολογιστούν τα σφάλματα στο τελευταίο κρυμμένο επίπεδο. Στη συνέχεια, η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά προς το πρώτο επίπεδο (Σχήμα 3.13.1). Με βάση δηλαδή τη διάδοση του σφάλματος προς τα πίσω (back propagation), γίνεται ένας υπολογισμός της συνεισφοράς κάθε βάρους των νευρώνων στο ολικό σφάλμα. Κατόπιν τα σφάλματα που υπολογίστηκαν για τους νευρώνες του κάθε επιπέδου χρησιμοποιούνται για να μεταβάλλουν τα βάρη του κάθε νευρώνα με τρόπο όμοιο

με εκείνο του κανόνα Δέλτα. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι το σφάλμα να πάρει τιμή στα όρια ανοχής που έχει θέσει ο χρήστης.

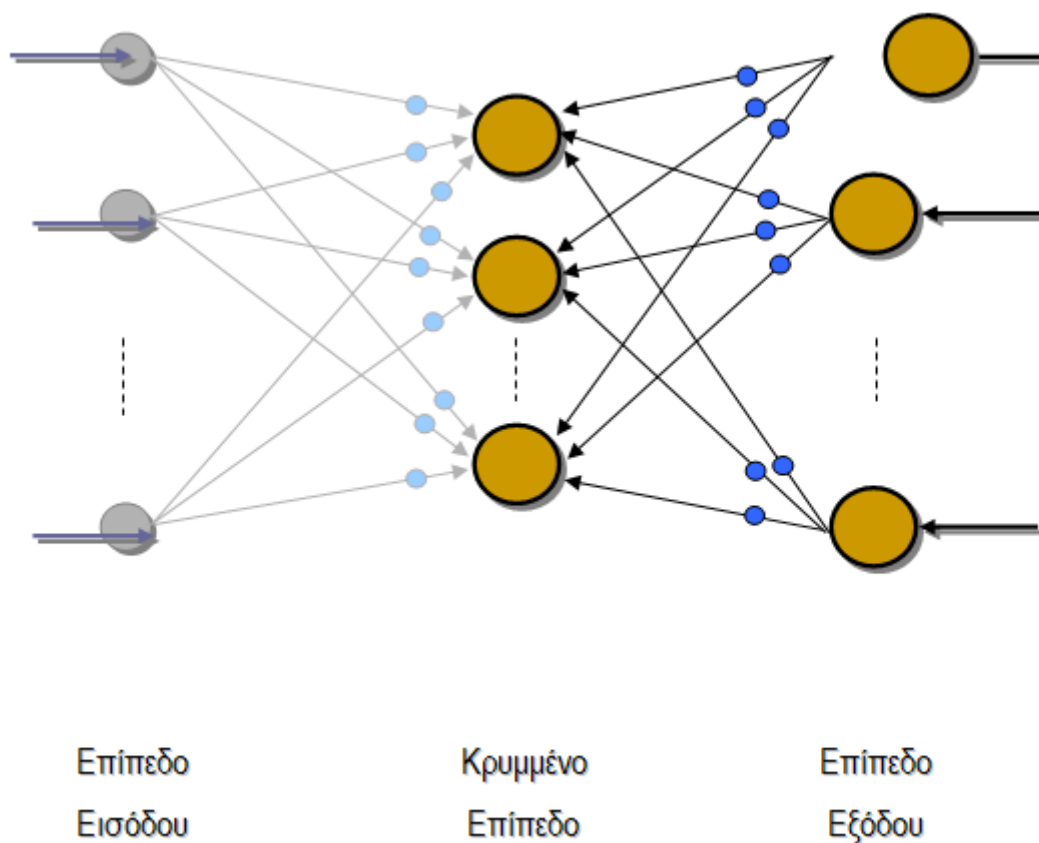
Η όλη διαδικασία μπορεί να θεωρηθεί σαν μια αναζήτηση του ολικού ελάχιστου της συνάρτησης του σφάλματος, η οποία έχει σαν παραμέτρους τις τιμές των βαρών. Η διόρθωση που γίνεται κάθε φορά προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα διαλέγοντας να κάνει εκείνες τις αλλαγές που φαίνεται να το μειώνουν τοπικά. Υπάρχουν ωστόσο και περιπτώσεις όπου ένα δίκτυο που εκπαιδεύεται με αυτή τη μέθοδο δεν αποδίδει τα αναμενόμενα. Πρόκειται για τις περιπτώσεις όπου το δίκτυο πέφτει σε τοπικό ελάχιστο (local minima) ή όταν παραλύει τελείως (network paralysis).

Στην πρώτη περίπτωση το δίκτυο έχει αδυναμία να βρει το ολικό ελάχιστο, δηλαδή το διάνυσμα των βαρών για το οποίο ελαχιστοποιείται το σφάλμα. Στη δεύτερη περίπτωση, το νευρωνικό δίκτυο πέφτει σε στάσιμη κατάσταση γιατί ένα ή περισσότερα βάρη έχουν σταθερά υψηλές απόλυτες τιμές και δεν τροποποιούνται σημαντικά σε κάθε διόρθωση.

3.14. Εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Τα ΤΝΔ έχουν χρησιμοποιηθεί σε πλήθος εφαρμογών, όπως είναι ο σχεδιασμός ενεργειών (planning), ο χρονοπρογραμματισμός (scheduling), η διάγνωση λαθών σε δορυφορικές επικοινωνίες, η αναγνώριση υπογραφών, η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών μετοχών, κλπ. Επίσης, τα περισσότερα σύγχρονα προγράμματα οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα. Επιπλέον, νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται και σε υπολογιστές παλάμης που δέχονται εντολές χειρόγραφα (palmtop).

Άλλες εφαρμογές των Νευρωνικών δικτύων είναι στην Ιατρική (π.χ. ανάλυση ηλεκτροκαρδιογραφήματος, ιατρική διάγνωση και επεξεργασία ιατρικής εικόνας), σε αμυντικά συστήματα (π.χ. υποβρύχια ανίχνευση ναρκών) στην οικονομία (π.χ. ανάλυση αγοράς μετοχών, ασφάλεια συναλλαγών, εκτίμηση φερεγγυότητας δανειζόμενου πελάτη, εκτίμηση ακίνητης περιουσίας), στη σχεδίαση, έλεγχο και



Σχήμα 3.13.1 Σχηματική απόδοση εκπαίδευσης με ανάστροφη μετάδοση λάθους

αναζήτηση (π.χ. παράλληλη υλοποίηση NP-πλήρων προβλημάτων, αυτόματος έλεγχος, ρομποτική) [3,4].

Τα τελευταία χρόνια τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται σε συστήματα ελέγχου που βασίζονται στην ασαφή λογική (*neurofuzzy systems*) με κύριο ρόλο τον υπολογισμό της συνάρτησης συγγένειας.

Ένα γνωστό εμπορικό σύστημα που κάνει χρήση ΤΝΔ είναι το *PAPNET* το οποίο κάνει διάγνωση σε αποτελέσματα "τεστ Παπανικολάου". Μια ψηφιοποιημένη εικόνα μικροσκοπίου δίνεται σαν είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο το οποίο αναλαμβάνει να κρίνει αν υπάρχει ανωμαλία ή όχι. Το σύστημα επιταχύνει σημαντικά τη χρονοβόρα διαδικασία εξέτασης των δεδομένων του τεστ από άνθρωπο ειδικό.

Τέλος, τα δίκτυα *Kohonen* έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε προγράμματα υπαγόρευσης.

Κεφάλαιο 4

Δεδομένα Νευρωνικού Δικτύου

4. Δεδομένα νευρωνικού δικτύου

Τα νευρωνικά δίκτυα για να λειτουργήσουν σωστά πρέπει να εκπαιδεύονται. Για την εκπαίδευση τους αυτή, χρειάζεται να τους εισαχθεί ένας μεγάλος αριθμός συνόλων δεδομένων από εισόδους αλλά και εξόδους (data-set). Έτσι, αφού γίνει η εισαγωγή των παραπάνω δεδομένων στο νευρωνικό δίκτυο και αυτό με την σειρά του εκπαιδευτεί, τότε είναι ικανό να προβλέπει τις επιθυμητές εξόδους (target vectors) που του έχουν οριστεί για συγκεκριμένες άγνωστες εισόδους προς το νευρωνικό δίκτυο, που του δίνονται από τον χρήστη. Στην συγκεκριμένη εργασία το νευρωνικό δίκτυο θα δέχεται το πλήθος των 30.000 διανυσμάτων εισόδου. Πιο συγκεκριμένα από την διαδικασία που θα περιγραφεί παρακάτω θα εξαχθούν 10.000 συνδυασμοί δεδομένων για κάθε μια από τις 3 κλιματικές ζώνες. Το κάθε ένα διάνυσμα από αυτά θα περιλαμβάνει δεκατέσσερις μεταβλητές εισόδου και τρεις μεταβλητές εξόδου. Η εξαγωγή των παραπάνω δεδομένων θα περιγραφεί αναλυτικά σε παράγραφο που παρατίθεται παρακάτω.

4.1. Περιγραφή μεθόδου εξαγωγής δεδομένων

Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική διατριβή για την εκπαίδευση και την επαλήθευση του νευρωνικού δικτύου προήλθαν από «εικονική βάση δεδομένων κτιρίων γραφείων στην Ελλάδα» η οποία κατασκευάστηκε από την κα Τριανταφυλλιά Νικολάου, Υπ. Διδάκτορα του Πολυτεχνείου Κρήτης, στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής της με θέμα «Μεθοδολογίες και αλγόριθμοι για ενεργειακή κατάταξη κτιρίων». Η εικονική βάση δεδομένων περιλαμβάνει αναλυτικά δεδομένα κατασκευής, λειτουργίας, ενεργειακής κατανάλωσης και θερμικής άνεσης για 30 000 κτίρια γραφείων στην Ελλάδα, στις τρεις κλιματικές ζώνες (10 000 κτίρια για κάθε κλιματική ζώνη). Τα δεδομένα αυτά αποτελούν τις εισόδους και εξόδους του νευρωνικού δικτύου.

4.1.1. Η εικονική βάση δεδομένων των κτιρίων

Η φιλοσοφία της εικονικής βάσης δεδομένων στηρίζεται στην μοντελοποίηση «τυχαίων» κτιρίων γραφείων τα οποία όμως υπακούουν στα κατασκευαστικά και λειτουργικά χαρακτηριστικά των κτιρίων γραφείων στην Ελλάδα, καθώς και την

αντίστοιχη Ελληνική νομοθεσία. Με τον όρο «τυχαίο» αναφερόμαστε στην τυχαία επιλογή του μεγέθους και του προσανατολισμού των κτιρίων, τα στοιχεία κελύφους (είδος τοίχων, υαλοπινάκων, ποσοστό ανοιγμάτων), του συστήματος αερισμού και τον αριθμό των εργαζομένων. Με βάση αυτή την φιλοσοφία μοντελοποιήθηκε μια πιθανή καταγραφή ενός δείγματος κτιρίων γραφείων στην Ελλάδα. Η προσομοίωση των κτιρίων αυτών πραγματοποιήθηκε με μοντέλο προσομοίωσης κτιρίων γραφείων στο πρόγραμμα TRNSYS 16 [54], το οποίο αναπτύχθηκε από την κα Τριανταφυλλιά Νικολάου στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής της [55], τροποποιημένο κατάλληλα ώστε να παράγει και να προσομοιώνει αυτόματα ένα τόσο μεγάλο αριθμό κτιρίων.

Τα όρια των δεδομένων παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.1.1.

Πίνακας 4.1.1: Τα όρια των δεδομένων της εικονικής βάσης δεδομένων

Παράμετρος	Τιμές	Σχόλια
Κλιματικές Ζώνες	A, B, Γ	Όπως ορίζονται από την TOTEE. [57]
Αριθμός ορόφων	1-8	
Εμβαδό ανά όροφο	256-6400 m ²	
Είδος τοίχων	U=0.452-1.743 W/m ² K	
Είδος οροφής	U=0.335-3.18 W/m ² K	
Είδος υαλοπινάκων	U=5.68 W/m ² K	Μονά
	U=2.83 W/m ² K	Διπλά
	U=1.4 W/m ² K	Low-e
Ποσοστό ανοιγμάτων	40-80%	Ποσοστό επί της επιφάνειας του τοίχου για ένα προσανατολισμό.
Προσανατολισμός ανοιγμάτων	ΒΝΑΔ, ΒΝΑ, ΒΝΔ, ΝΑΔ, ΒΑΔ, ΒΝ, ΒΑ, ΒΔ, ΝΑ, ΝΔ, ΑΔ.	Τέσσερις, τρεις και δύο όψεις με ανοίγματα με όλους τους δυνατούς συνδυασμούς
Διείσδυση αέρα	0.2-2 ach	[56],[61]
Αερισμός	0.5-10 ach	[56], [57],[58],[60]
Συντελεστής εσωτερικής σκίασης	0-0.8	[59]
Συντελεστής εξωτερικής σκίασης	0-0.8	[55],[59]
Set Point του συστήματος θέρμανσης	20-26 °C	
Set Point του συστήματος ψύξης	22-26 °C	
Εγκατεστημένη ισχύς του συστήματος θέρμανσης/ ψύξης	Μοντελοποιημένη	Μοντελοποιήθηκε η μεθοδολογία ASHRAE ώστε

		σε κάθε κτίριο να γίνεται μελέτη σχεδιασμού και υπολογισμού της εγκατεστημένης ισχύος για ψύξη, θέρμανση.
Αριθμός ατόμων ανά 100 m ²	6-14	
Ωράριο λειτουργίας κτιρίων	Δευτέρα-Παρασκευή 08:00-22:00 Σάββατο 08:00-14:00	

4.2. Δεδομένα εισόδου του Νευρωνικού Δικτύου

Τα δεδομένα εισόδου του νευρωνικού δικτύου που θα δίνονται σε αυτό είτε για την εκπαίδευση του (training data-set) είτε μετά την εκπαίδευση του από τον χρήστη για να πάρει τα επιθυμητά δεδομένα εξόδου, φαίνονται επιγραμματικά και περιγράφονται παρακάτω:

- Κλιματικές ζώνες (Climatic Zones)
- Ο αριθμός επιπέδων του κάθε κτιρίου (Levels)
- Ποσοστό της επιφάνειας του κτιρίου που καταλαμβάνουν οι υαλοπίνακες (Openings)
- Επιφάνεια που καταλαμβάνει το κάθε επίπεδο του κτιρίου που μελετάται (Area/ Level)
- Συνδυασμός του είδους οροφής και τοιχωμάτων που χρησιμοποιείται (Elements)
- Ο προσανατολισμός των ανοιγμάτων του κτιρίου (Openings)
- Είδος υαλοπινάκων που χρησιμοποιήθηκαν στην κατασκευή του κτιρίου
- Την διείσδυση αέρα από χαραμάδες που μπορεί να υπάρξει σε κάθε κτίριο (Air infiltration)
- Τον αερισμό τον οποίο υπόκειται κάθε κτίριο (Ventilation)
- Εξωτερική σκίαση του κτιρίου (External Shading)
- Εσωτερική σκίαση του κτιρίου (Internal Shading)
- Κατάληψη χώρου του κάθε ατόμου που βρίσκεται μέσα στο κτίριο (Occupancy)
- Μέγιστη θερμική ισχύς συστήματος θέρμανσης (Heating capacity)

- Μέγιστη ψυκτική ισχύς συστήματος ψύξης (Cooling Capacity)
- Θερμοκρασία έναρξης θέρμανσης
- Θερμοκρασία έναρξης ψύξης

4.2.1. Κλιματικές ζώνες

Η Ελλάδα παρουσιάζει μια ποικιλία κλίματος και αυτός είναι ο κύριος λόγος που, σύμφωνα με τον κανονισμό θερμομόνωσης, χωρίζεται σε τρεις κλιματικές ζώνες (βλέπε χάρτη στο σχήμα 4.2.1). Η ζώνη Α χαρακτηρίζεται από ήπιο κλίμα και τα κτίρια που βρίσκονται σε αυτήν έχουν μεγαλύτερες ανάγκες σε ψύξη και λιγότερες σε θέρμανση. Τα κτίρια της ζώνης Β έχουν περίπου ίδιες ανάγκες σε ψύξη και θέρμανση, ενώ τα κτίρια της ζώνης Γ έχουν μικρότερες ανάγκες σε ψύξη και πολύ μεγάλες σε θέρμανση. Κατά τον σχεδιασμό της θερμομόνωσης των κτιρίων θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη όχι μόνο η κλιματική ζώνη στην οποία ανήκει, αλλά και το τοπικό κλίμα, το οποίο διαφοροποιείται ανάλογα με την τοποθεσία. Εξάλλου, οι κλιματικές ζώνες της Ελλάδας αναμένεται να αναμορφωθούν σύντομα, προκειμένου να ληφθούν υπόψη τα αποτελέσματα νεώτερων μελετών [33].

Για λόγους λειτουργίας του νευρωνικού δικτύου όπου η εκπαίδευση του γίνεται μέσω μαθηματικών συναρτήσεων και πολύπλοκων αλγορίθμων, σαν δεδομένα εισόδων για τις κλιματικές ζώνες θα ορίζονται αριθμητικές τιμές όπου οι αντιστοιχίες τους με τις κλιματικές ζώνες φαίνονται στον πίνακα που ακολουθεί:

Τιμή εισόδου	Κλιματική ζώνη
1	A
2	B
3	Γ



Σχήμα 4.2.1. Οι κλιματικές ζώνες της Ελλάδας

4.2.2. Αριθμός επιπέδων κτιρίου – Επιφάνεια κάθε επιπέδου

Σε αυτήν την μεταβλητή εισόδου, θα εισάγεται αριθμητικά ο αριθμός επιπέδων (ορόφων) που έχει κάθε κτίριο. Κάθε όροφος έχει εμβαδό που κυμαίνεται από 256 τμ. και μπορεί να φτάσει μέχρι και τα 6.400 τμ. Το ύψος του κάθε ορόφου έχει σταθερή τιμή και ορίστηκε στα 2,8 μέτρα. Ο αριθμός των επιπέδων που θα εισάγονται στο νευρωνικό δίκτυο ως δεδομένα εισόδου για την εκπαίδευση του θα κυμαίνεται από μονώροφα οικοδομήματα μέχρι και οκταόροφες κατασκευές. Η παραπάνω παραδοχή αφορά μόνο τα δεδομένα που προορίζονται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Σε αντίθεση, ο χρήστης θα μπορεί να λαμβάνει ακριβή αποτελέσματα ακόμα και αν εισάγει στην μεταβλητή αυτή και μεγαλύτερο αριθμό επιπέδων για το κτίριο που θέλει να μελετήσει.

4.2.3. Είδη τοίχων και οροφών

Με την πρόβλεψη θερμομόνωσης στις κτιριακές κατασκευές παίρνονται τα κατάλληλα μέτρα για την παρεμπόδιση της διαφυγής της θερμικής ενέργειας από ένα χώρο προς την ατμόσφαιρα ή ένα άλλο, ψυχρότερο γειτονικό χώρο. Σε παλαιότερες εποχές, η ανάγκη για μια τέτοια πρόβλεψη δεν ήταν τόσο επιτακτική. Στις πέτρινες

παραδοσιακές κατασκευές το πρόβλημα αντιμετωπιζόταν από μόνο του, συμπτωματικά και διαισθητικά. Τα μεγάλα πάχη των πλευρικών τοίχων, οι ξύλινες στέγες και τα φυσικά υλικά που χρησιμοποιούνταν εξασφάλιζαν στον εσωτερικό χώρο ενός κτιρίου τις συνθήκες εκείνες που θα έκαναν τη διαβίωση απόλυτα ή περίπου άνετα.

Πρόβλημα ψύξης το καλοκαίρι δεν υπήρχε, γιατί οι κατασκευές αυτές ήταν κατά κανόνα δροσερές. Το χειμώνα πάλι, οι βαριές κατασκευές του περιβλήματος (τοίχοι, στέγες), η διάταξη των χώρων στην κάτοψη, καθώς και η σύνθεση των όγκων του κτίσματος, ρυθμίζουν καθοριστικά τη θερμομονωτική ικανότητα, αλλά και τη ροή θερμότητας. Η ηλιακή ενέργεια έπαιζε και αυτή σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση του μικροκλίματος. Τη νύχτα, η συσσωρευμένη αυτή θερμότητα επανεκπεμπούταν στους εσωτερικούς χώρους.

Αργότερα όμως, όταν οι κατασκευές έγιναν ελαφρότερες, περισσότερο σύνθετες και λιγότερο ανθεκτικές στις καιρικές συνθήκες, την προστασία από τις θερμικές μεταβολές ανέλαβαν τα διάφορα τεχνητά συστήματα ελέγχου του μικροκλίματος, όπως η κεντρική θέρμανση και ο κλιματισμός. Η κατανάλωση ενέργειας για τη λειτουργία των συστημάτων αυτών δεν αποτελούσε πρόβλημα, μέχρι τη στιγμή που η ενεργειακή κρίση έγινε για όλους μια σκληρή πραγματικότητα. Οι ενεργειακές πηγές – ουσιαστικά το πετρέλαιο – έπαψαν να είναι φτηνές και άρχισε να συνειδητοποιείται η μεγάλη σημασία που είχε η θερμομόνωση στην εξοικονόμηση ενέργειας.

Κάτω από συνθήκες οικονομικά προσιτές, μια καλή θερμική μόνωση πρέπει να εξασφαλίζει:

- Την υγιεινή, άνετη κι ευχάριστη διαβίωση, χωρίς να διαταράσσεται το θερμικό ισοζύγιο του ανθρώπινου σώματος και να προκαλούνται σοβαρές θερμικές αλληλοεπιδράσεις κρύου ή ζέστης ανάμεσα σ' αυτό και στο χώρο που το περιβάλλει. Το θερμικό ισοζύγιο είναι αυτό που κυρίως καθορίζει το αίσθημα άνεσης του ανθρώπινου οργανισμού.
- Την οικονομία στην κατανάλωση ενέργειας, με τον περιορισμό των θερμικών απωλειών των εσωτερικών χώρων.
- Τον περιορισμό του αρχικού κόστους κατασκευής της εγκατάστασης του συστήματος κεντρικής θέρμανσης ή κλιματισμού.
- Τον περιορισμό του αρχικού κόστους κατασκευής της εγκατάστασης του συστήματος κεντρικής θέρμανσης ή κλιματισμού.
- Την αποφυγή των προβλημάτων που μπορεί να προκαλέσουν οι αυξομειώσεις της θερμοκρασίας, όπως είναι η διάρρηξη των σωληνώσεων

του νερού από τον παγετό, η αποκόλληση κατασκευών από την επίδραση των υδρατμών και άλλα.

- Την ταυτόχρονη προστασία από τους θορύβους, αφού τα περισσότερα από τα θερμομονωτικά υλικά είναι και ηχομονωτικά. Έτσι μια μελέτη θερμομόνωσης θεωρείται απόλυτα σωστή όταν η θερμική και ηχητική μόνωση συνδυάζοντας σε μια και μόνη κατασκευή.
- Τη βελτίωση της προστασίας του περιβάλλοντος γενικότερα, αφού ελαττώνοντας την ποσότητα των ελκυσμένων καυσαερίων μειώνεται αντίστοιχα, η ρύπανση της ατμόσφαιρας.

Θερμικές απώλειες και η προέλευση τους

Οι θερμικές απώλειες προκαλούνται σε ένα κτίριο από τη μετάδοση της θερμότητας του αέρα ενός εσωτερικού χώρου προς την ατμόσφαιρα ή προς ψυχρότερους γειτονικούς χώρους ή/ και αντίστροφα. Είναι γνωστό ότι, ανάμεσα σε δύο σώματα με διαφορετικές θερμοκρασίες, προκαλείται μια συνεχής ροή θερμότητας από το θερμότερο προς το ψυχρότερο. Έτσι, οι θερμικές απώλειες δεν νοούνται μόνο για την απώλεια της ζέστης ενός χώρου το χειμώνα αλλά και της δροσιάς το καλοκαίρι, όταν ο ατμοσφαιρικός αέρας είναι θερμότερος. Αυτή η ροή θερμότητας είναι αδύνατο να εμποδιστεί τελείως και μπορεί, μόνο, να περιοριστεί ως προς την ένταση και τη διάρκειά της. Αυτό είναι κατορθωτό μόνο όταν υπάρχει έλεγχος των θερμικών απωλειών.

Η μείωση των θερμικών απωλειών των εσωτερικών χώρων ενός κτιρίου, έχει ως συνέπεια τη μείωση της κατανάλωσης των καυσίμων που τροφοδοτούν τα διάφορα τεχνητά συστήματα θέρμανσης- ψύξης. Η μείωση αυτή μπορεί να είναι σημαντική, αρκεί η θερμομόνωση να εφαρμόζεται με βάση μια σωστή μελέτη και τις ακριβείς προδιαγραφές που καθορίζουν τις ιδιότητες και τον τρόπο σύνθεσης των υλικών κατασκευής της. Στις περισσότερες χώρες με ψυχρότερα κλίματα τέτοιες προδιαγραφές ισχύουν εδώ και πολλά χρόνια.

Στη χώρα μας ισχύει, σύμφωνα με το Π.Δ. 362//4/7/79, ο «Κανονισμός Θερμομόνωσης των κτιρίων», με τον οποίο γίνεται προσπάθεια, με βάση τη διεθνή πρακτική και τις κλιματολογικές συνθήκες της Ελλάδας, να καθοριστούν προδιαγραφές που να εξασφαλίζουν μια τεχνοοικονομική σωστή θερμομόνωση. Τέτοια θεωρείται αυτή που για να γίνει δεν απαιτείται υπερβολικά μεγάλο αρχικό κόστος εγκατάστασης και που εξασφαλίζει μακροχρόνια οικονομία στη χρήση του κτιρίου και περιορισμό στην εφαρμογή ενεργοβόρων τεχνητών συστημάτων ελέγχου του εσωτερικού περιβάλλοντος.

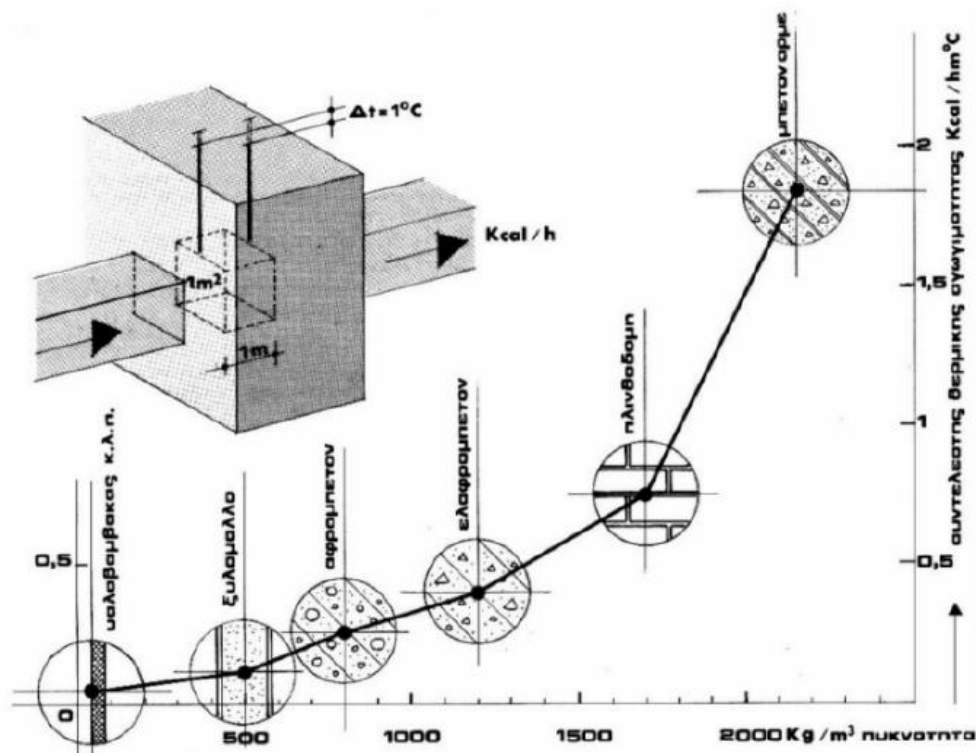
Ορολογία	Σύμβολο	Ορισμός	Μονάδες
Συντελεστής θερμικής αγωγιμότητας	λ	Η ποσότητα θερμότητας που ρέει σε μια ώρα μέσα από τη στρώση ομοιογενούς υλικού επιφάνειας 1 m^2 , όταν η θερμοκρασιακή πτώση κατά τη διεύθυνση ροής της θερμότητας είναι $1^\circ\text{C}/\text{μέτρο}$ (βλέπε Σχήμα 1).	$1\text{kcal}/\text{hm}^\circ\text{C}$ $=1.163 \text{ W}/\text{mK}$
Συντελεστής θερμικής διαπερατότητας ή θερμοδιαφυγής	Λ	Η ποσότητα θερμότητας που διέρχεται σε μια ώρα από επιφάνεια 1m^2 στρώσης υλικού, όταν μεταξύ των επιφανειών της υπάρχει διαφορά θερμοκρασίας 1°C .	$\text{kcal}/\text{hm}^2^\circ\text{C}$ ή $\text{W}/\text{m}^2\text{K}$
Αντίσταση θερμοδιαφυγής	$1/\Lambda$	Είναι το αντίστροφο του συντελεστή θερμοδιαφυγής και εκφράζει τη θερμομονωτική ικανότητα ενός στοιχείου.	$\text{hm}^2^\circ\text{C}/\text{kcal}$ ή $\text{m}^2 \text{ K}/\text{W}$
Συντελεστής θερμικής μετάβασης	α	Η ποσότητα της θερμότητας που μεταδίδεται σε μια ώρα μεταξύ 1 m^2 της επιφάνειας ενός στοιχείου κατασκευής και του αέρα που βρίσκεται σε επαφή, όταν η μεταξύ τους διαφορά είναι 1°C .	$\text{kcal}/\text{hm}^2^\circ\text{C}$ ή $\text{W}/\text{m}^2\text{K}$
Αντίσταση θερμικής μετάβασης	$1/\alpha$	Είναι το αντίστροφο του συντελεστή θερμικής μετάβασης.	$\text{hm}^2^\circ\text{C}/\text{kcal}$ ή $\text{m}^2 \text{ K}/\text{W}$
Συντελεστής θερμοπερατότητας	k	Η ποσότητα θερμότητας που μεταδίδεται σε μια ώρα από επιφάνεια 1 m^2 ενός στοιχείου κατασκευής, όταν η διαφορά θερμοκρασίας του αέρα που εφάπτεται στις δύο πλευρές του στοιχείου είναι 1°C .	$\text{kcal}/\text{hm}^2^\circ\text{C}$ ή $\text{W}/\text{m}^2\text{K}$
Αντίσταση θερμοπερατότητας	$1/k$	Είναι το αντίστροφο του συντελεστή θερμοπερατότητας k .	$\text{Hm}^2^\circ\text{C}/\text{kcal}$ ή $\text{m}^2 \text{ K}/\text{W}$
Μέσος συντελεστής θερμοπερατότητας κτιρίου	k_m	Ο μέσος συντελεστής θερμοπερατότητας δίνει τις απώλειες του εσωτερικού του κτιρίου ανοιγμένες στη μονάδα της εξωτερικής επιφάνειας που εμφανίζει απώλειες θερμότητας, για διαφορά θερμοκρασίας 1 K μεταξύ του εσωτερικού και εξωτερικού αέρα.	$\text{Kcal}/\text{hm}^2^\circ\text{C}$ ή $\text{W}/\text{m}^2\text{K}$

Πίνακας 4.2.1 Χρήσιμοι ορισμοί παραμέτρων θερμικής μεταφοράς και μονάδες μέτρησης

Βασικές αρχές θερμομόνωσης

Οι βασικές αρχές της θερμομόνωσης, από τις οποίες εξαρτάται η μελέτη και η σωστή εφαρμογή της σε ένα κτιριακό έργο, είναι:

1. Η **θερμομονωτική ικανότητα**, δηλαδή η αντίσταση θερμοδιαφυγής ($1/\Lambda$) των στοιχείων κατασκευής. Αυτή εξαρτάται από τις ιδιότητες των βασικών υλικών που συνθέτουν μια κατασκευή θερμομόνωσης, δηλαδή:
 - Τη θερμική τους αγωγιμότητα
 - Την περιεκτικότητα τους σε υγρασία και
 - Το πάχος τους



Σχήμα 4.2.2. Σχηματική απεικόνιση του συντελεστή θερμικής αγωγιμότητας και της μεταβολής του σε σχέση με την πυκνότητα του υλικού

2. Ο **βαθμός διαπερατότητας** του αέρα των στοιχείων κατασκευής, που εξαρτάται από:

- Το είδος της κατασκευής που διαμορφώνει το περίβλημα ενός χώρου. Τοίχοι και οροφές επενδυμένοι με επίχρισμα μαρμαροκονίας έχουν μικρή διαπερατότητα αέρα και επομένως μικρές απώλειες θερμότητας από θερμική μεταφορά.
- Την επιφάνεια των κουφωμάτων και τον τρόπο συναρμογής τους. Μεγάλες ποσότητες θερμότητας χάνονται από τις πόρτες και τα παράθυρα μιας όψης, ανάλογα με το μέγεθος των υαλοπινάκων και τον τρόπο κατασκευής τους. Έτσι, τα μεγάλα ανοίγματα με υαλοπίνακες μεγάλης θερμικής αγωγιμότητας παρουσιάζουν πολλές θερμικές απώλειες. Το ίδιο συμβαίνει με τους αρμούς επαφής μεταξύ των φύλλων και του πλαισίου ενός κουφώματος. Το γεγονός αυτό κάνει τα παράθυρα και τις πόρτες να εμφανίζουν υπερβολικά μεγάλο συντελεστή θερμοπερατότητας (k), γιατί οι θερμικές απώλειες, όπως αναφέρθηκε, προκαλούνται όχι μόνο από θερμική αγωγιμότητα αλλά και από θερμική μεταφορά.

3. Η **θερμοχωρητικότητα** (Q) των στοιχείων της κατασκευής, που συμβάλλει στον περιορισμό της ταχύτητας μεταβολής της αρχικής κατάστασης της θερμοκρασίας. Όταν οι τοίχοι και οι οροφές έχουν μεγάλη θερμοχωρητική ικανότητα, η θερμότητα που συγκεντρώνουν όσο λειτουργεί το σύστημα θέρμανσης αποβάλλεται όταν αυτό σταματήσει, με αποτέλεσμα να εμποδίζεται η γρήγορη ψύξη των χώρων. Το αντίστοιχο συμβαίνει με την ψύξη το καλοκαίρι. Ανάλογα με τη θέση της μόνωσης (στην εξωτερική ή εσωτερική επιφάνεια) οι τοίχοι και οι οροφές ενεργούν ως:

- Συσσωρευτές θερμότητας, όταν η θερμική μόνωση τοποθετείται στην εξωτερική τους επιφάνεια. Στην περίπτωση αυτή, συσσωρεύουν επί ένα μεγάλο χρονικό διάστημα τη θερμότητα, για να την αποβάλλουν και πάλι με ακτινοβολία. Με τη διαδικασία αυτή αυξάνεται, αντίστοιχα, η διάρκεια μεταβολής των συνθηκών θερμοκρασίας σε χώρους στους οποίους είναι απαραίτητο να υφίσταται το αίσθημα της θερμικής άνεσης (κατοικίες, χώροι εργασίας κ.λπ.) και
- Φράγμα προστασίας, όταν η θερμική μόνωση τοποθετείται στην εσωτερική τους επιφάνεια, στις περιπτώσεις που δεν ενδιαφέρει η διάρκεια αποθέρμανσης ή απόψυξης των χώρων (θέατρα, εκκλησίες κ.λπ.) αλλά αντίθετα η προστασία των κατασκευών από τη θερμότητα ή την ψύξη που αναπτύσσεται μέσα στους χώρους αυτούς.

4. Οι τιμές των συντελεστών **θερμικής αγωγιμότητας** και **αντίστασης θερμοδιαφυγής** των διάφορων υλικών που συγκροτούν μια κατασκευή. Οι τιμές αυτές είναι παγκόσμια αποδεκτές όπως τις έχει καθορίσει ο Διεθνής Οργανισμός Τυποποίησης (ISO) και αφορούν:

- Τη θερμική αγωγιμότητα (λ) των πιο συνηθισμένων οικοδομικών υλικών και
- Την αντίσταση θερμοδιαφυγής ($1/\Lambda$) των στρωμάτων αέρος, ανάλογα με το πάχος τους.

5. Οι **απαιτήσεις θερμομόνωσης** που επιβάλλει ο Κανονισμός Θερμομόνωσης. Αυτές αφορούν τον καθορισμό:

- Των ελαχίστων θερμοκρασιών χώρων, για τις οποίες εξασφαλίζονται άνετες συνθήκες διαβίωσης μέσα στους χώρους ενός κτιρίου, ανάλογα με τη χρήση τους.

- Των ορίων θερμικών απωλειών των στοιχείων κατασκευής, ώστε ο τελικός συντελεστής θερμοπερατότητας (K_m) να μην ξεπερνά ορισμένες τιμές.
- Των ορίων των θερμικών απωλειών κτιρίων ώστε ο μέσος συντελεστής θερμοπερατότητας να μην ξεπερνά τις τιμές που καθορίζει ο Κανονισμός, ανάλογα με τις ζώνες (Α,Β και Γ) θερμομονωτικών απαιτήσεων στις οποίες έχει διαιρεθεί η χώρα μας
- Της οικονομικά βέλτιστης θερμομόνωσης, ώστε να μειώνονται σημαντικά οι δαπάνες θέρμανσης, αλλά και να αποφεύγονται άσκοπες δαπάνες υπερβολικής θερμικής προστασίας.

Θερμομονωτικά υλικά

Τα θερμομονωτικά υλικά οφείλουν τη μονωτική τους ιδιότητα, κατά κύριο λόγο, στην ύπαρξη σε αυτά μεγάλου αριθμού πολύ μικρών πόρων που περιέχουν παγιδευμένο αέρα. Ο ακίνητος αέρας παρουσιάζει τη μικρότερη γνωστή τιμή θερμικής αγωγιμότητας. Η παρουσία σημαντικού αριθμού κυψελίδων αέρα στο εσωτερικό ενός υλικού έχει σαν αποτέλεσμα την εμφάνιση μικρού φαινομένου βάρους, που είναι ένα δεύτερο κοινό χαρακτηριστικό των θερμομονωτικών υλικών.

Οι θερμομονωτικές ιδιότητες ενός υλικού επηρεάζονται από τη θερμοκρασία και την υγρασία. Ειδικά η υγρασία αποτελεί σημαντικό πρόβλημα γιατί, εκτοπίζοντας τον αέρα, μπορεί να γεμίσει τους πόρους του μονωτικού υλικού, καταστρέφοντας έτσι τις μονωτικές του ιδιότητες. Είναι λάθος να χρησιμοποιείται ένα μονωτικό υλικό σε ακραίες καταστάσεις υγρασίας και θερμοκρασίας χωρίς να εξεταστεί η ειδική συμπεριφορά του για κάθε περίπτωση. Αυτό γιατί κατά την χρήση θερμομονωτικών υλικών στις οριακές τους τιμές αντοχής παρατηρείται αλλοίωση της υφής των υλικών, θραύση των κυψέλων αέρα, συρρίκνωση των ινών και μείωση της θερμικής τους αντίστασης.

Τύποι Θερμομονωτικών Υλικών	Υλικά
Ανόργανα φυσικά	Αμίαντος, κίσσηρης
Ανόργανα τεχνητά	Βερμικουλίτης, υαλοβάμβακας, σκωριόμαλλο, περλίτης, κυψελοειδές γυαλί, μονωτικά τούβλα, ορυκτοβάμβακας
Οργανικά φυσικά	Φυσικός φελλός, πλάκες τύρφης, καλάμια, πλάκες αχύρου, γιούτα
Οργανικά τεχνητά	Επεξεργασμένος φελλός, διογκωμένος φελλός, ξυλόμαλλο, καουτσούκ, συνθετικά πλαστικά, πολυουρεθάνη, πολυστερίνη, PVC, φαινολικά μονωτικά
Σκυροδέματα φυσικά	Κισσηρόδεμα, σκωριόδεμα, αμιαντοσκυροδέμα
Σκυροδέματα τεχνητά	Αερομπετόν, κυψελομπετόν

Πίνακας 4.2.2. Διαχωρισμός των θερμομονωτικών υλικών ανάλογα με την προέλευση και την επεξεργασία που υφίστανται

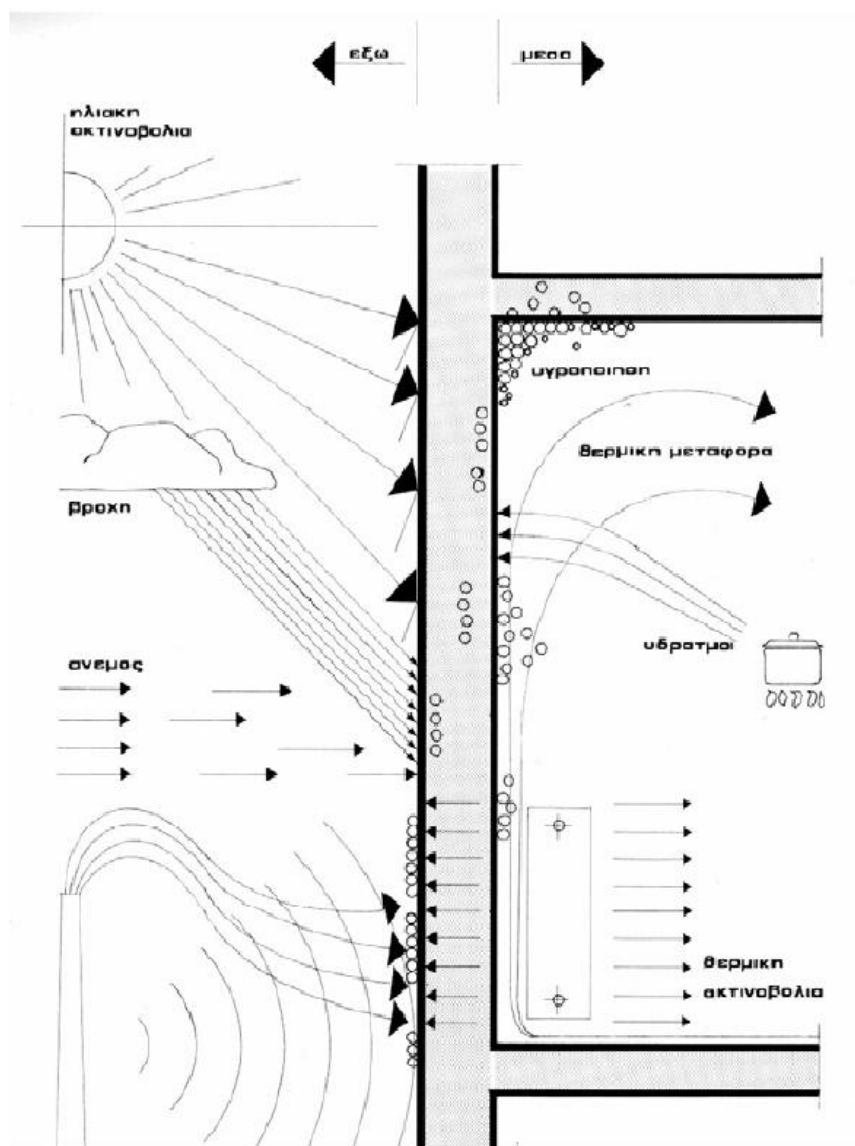
Θερμομόνωση των δομικών στοιχείων- Κατασκευαστικές λύσεις

Πριν καταφύγει κανείς σε οποιοσδήποτε βοηθητικές οικοδομικές κατασκευές για τον έλεγχο των θερμικών απωλειών πρέπει, κατά τον σχεδιασμό, να έχει υπόψη του τους βασικότερους παράγοντες που τις προκαλούν κυρίως. Τέτοιοι παράγοντες είναι:

- Ο προσανατολισμός και η θέση του κτιρίου μέσα στον περιβάλλοντα χώρο. Έτσι όσο περισσότερο εκτεθειμένο είναι ένα κτίριο στους ανέμους τόσο μεγαλύτερες απώλειες θερμότητας εμφανίζει. Επίσης όσο περισσότερο προσβάλλεται από την ηλιακή ακτινοβολία τόσο οι απώλειες ψύξης των εσωτερικών χώρων του είναι μεγαλύτερες.
- Το μέγεθος των επιφανειών του εξωτερικού περιβλήματος, του φλοιού δηλαδή του κτιρίου, που είναι άμεσα εκτεθειμένος στις καιρικές συνθήκες, σε συνάρτηση με τον όγκο του καθορίζουν τον συντελεστή θερμοπερατότητας. Ένα ελεύθερο στο χώρο κτίριο εμφανίζει πολύ μεγαλύτερες απώλειες από ένα άλλο που είναι ενταγμένο σε ένα συνεχές σύστημα δόμησης.
- Το πόσο εκτεθειμένοι στο ύπαιθρο είναι οι διάφοροι χώροι του κτιρίου. Χώροι τελείως εσωτερικοί θεωρείται ότι δεν παρουσιάζουν καμία θερμική μεταβολή. Αντίθετα, χώροι που εκτείνονται σε δύο ή περισσότερους ορόφους, όπως για παράδειγμα τα κλιμακοστάσια, παρουσιάζουν μεγάλες απώλειες.
- Τα εξωτερικά κουφώματα, τα οποία, ανάλογα με το μέγεθος, τον αριθμό και την θέση τους στις όψεις ενός κτιρίου, επηρεάζουν την ροή της θερμότητας. Τα μεγάλα παράθυρα αυξάνουν σημαντικά τις απώλειες αφού η κακή προσαρμογή τόσο αυτών με τις υπόλοιπες κατασκευές, όσο και των

στοιχείων που τα συγκροτούν (φύλλα, υαλοπίνακες) μεταξύ τους, επιτρέπει τη διείσδυση ρευμάτων αέρα με συνέπειες δυσάρεστες, που δύσκολα αντιμετωπίζονται.

Τα περισσότερο ευπαθή σημεία ενός κτιριακού κελύφους, που έχουν ανάγκη από θερμική προστασία, είναι οι επικαλύψεις (δώματα και στέγες) στην εξωτερική τοιχοποιία, το δάπεδο του υπογείου, η οροφή της πιλοτής και τα εξωτερικά κουφώματα. Ακόμα μονώνονται οι εγκαταστάσεις και οι αγωγοί του κτιρίου. Στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 2) παρουσιάζονται οι κυριότερες επιδράσεις στις οποίες υπόκειται ένα πλευρικό τοίχωμα στο εξωτερικό και εσωτερικό ενός κτιρίου.



Σχήμα 2. Οι επιδράσεις που δέχεται ένα πλευρικό τοίχωμα εσωτερικά και εξωτερικά

4.2.4. Προσανατολισμός και ποσοστό κατάληψης των ανοιγμάτων στην επιφάνεια του κτιρίου

Ο προσανατολισμός των ανοιγμάτων, που συνδυάζεται με το μέγεθος και την κλίση τους μπορεί να διαμορφώσει τα ηλιακά κέρδη. Τα νότια προσανατολισμένα ανοίγματα αποδέχονται τα υψηλά ηλιακά θερμικά κέρδη κατά τη διάρκεια του χειμώνα και μπορούν εύκολα να σκιαστούν κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού.

Το ποσοστό κατάληψης των ανοιγμάτων σε κάθε εκτεθειμένη πλευρά του κτιρίου προς την ατμόσφαιρα πρέπει να καθοριστεί σύμφωνα με τις ετήσιες απαιτήσεις ενέργειας (θέρμανση, ψύξη, φωτισμός) του συγκεκριμένου κτιρίου. Αυτό μπορεί να καθοριστεί συνολικά, αλλά εξαρτάται από το γεωγραφικό πλάτος της θέσης, τη θέση, τις λειτουργίες και την αρχιτεκτονική του κτιρίου. Η κλίση των ανοιγμάτων μπορεί επίσης να συμβάλει σκιάζοντας ώστε να περιορίσει με αυτό τον τρόπο τα άμεσα ηλιακά κέρδη. Οι φεγγίτες παρουσιάζουν δυσκολίες στη σκίαση, δεδομένου ότι αντιμετωπίζουν τον υπερυψωμένο ήλιο μεσημεριού άμεσα. Τα παράθυρα φεγγιτών αποδίδουν καλύτερα σ' όλο το έτος, και στη σκίαση και τον φυσικό φωτισμό [53].

Στην μεταβλητή εισόδου που περιγράφεται ο προσανατολισμός των ανοιγμάτων του κτιρίου, ορίζονται οι πλευρές του κτιρίου που αποτελούνται από παράθυρα καθώς και ο προσανατολισμός των ανοιγμάτων αυτών. Για μεγαλύτερη ευκολία θεωρείται ότι, το κτίριο είναι πλήρως προσανατολισμένο με τους τέσσερις ορίζοντες (βορρά, νότο, δύση, ανατολή) και κάθε πλευρά που είναι εκτεθειμένη στην ατμόσφαιρα φέρει ανοιγμάτων. Στην Ελλάδα οι περιπτώσεις κτιρίων που συναντούνται είναι κτίρια που έχουν όλες τις πλευρές τους εκτεθειμένες στην ατμόσφαιρα, κτίρια γωνιακά που έχουν δύο συνεχόμενες πλευρές τους εκτεθειμένες και κτίρια που έχουν δύο απέναντι πλευρές τους εκτεθειμένες. Με τα παραπάνω προκύπτουν επτά συνδυασμοί προσανατολισμών των ανοιγμάτων. Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται οι προσανατολισμοί που μόλις προαναφέρθηκαν σε αντιστοιχία με την μορφή των δεδομένων ακριβώς όπως θα εισάγονται σαν δεδομένα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο. Τέλος, θα πρέπει να αναφερθεί ότι το ποσοστό κατάληψης των ανοιγμάτων στην εξωτερική επιφάνεια του κτιρίου σαν μεταβλητή εισόδου για το νευρωνικό δίκτυο θα κυμαίνεται από 40%-60%. Για την υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου προκειμένου να υλοποιηθούν οι προσανατολισμοί των κτιρίων γραφείου χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις είσοδοι που λειτουργούν σαν διακόπτες έναν για κάθε προσανατολισμό. Οι τιμές που παίρνουν αυτές οι είσοδοι είναι είτε μηδέν είτε

μονάδα. Η μονάδα υποδηλώνει ότι στον αντίστοιχο προσανατολισμό υπάρχουν υαλοπίνακες και αντίθετα ότι δεν υπάρχουν.

4.2.5. Είδη τζαμιών

Η διείσδυση της ηλιακής ενέργειας στο εσωτερικό των κτιρίων εξαρτάται από τη θερμική κατοχή της επιφάνειας, η οποία για λόγους ηλιακού ελέγχου καθορίζεται ως [53]:

- ανακλαστικότητα
- εκπομπή ηλιακής ενέργειας, το μέρος της προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας που διαβιβάζεται άμεσα μέσω του γυαλιού
- απορρόφηση, το μέρος της ηλιακής ακτινοβολίας που απορροφάται από το γυαλί.

Η συνολική εκπομπή ηλιακής ενέργειας είναι το μέρος της ηλιακής ακτινοβολίας που μεταφέρεται μέσω του γυαλιού, είναι αποτέλεσμα του άμεσου συστατικού της ηλιακής ακτινοβολίας (ακτινοβολία μικροκύματος) και του μέρους της ηλιακής ακτινοβολίας που απορροφάται στο γυαλί και που μεταφέρεται προς το εσωτερικό (ακτινοβολία μεγάλου μήκους κύματος).

Η θερμική κατοχή των διαφανών υλικών εξαρτάται από την γωνία πρόσπτωσης της ακτινοβολίας. Η άμεση εκπομπή ηλιακής ενέργειας παραμένει αρκετά σταθερή μέχρι περίπου τις 50° και πέφτει αισθητά επάνω από 60°. Η ανακλαστικότητα επίσης μειώνεται αισθητά επάνω από μια γωνία περίπου 60°. Για την απλότητα, στους περισσότερους υπολογισμούς λαμβάνεται μια μέση τιμή [53].

Ο έλεγχος της θερμότητας που περνά μέσω του γυαλιού στο εσωτερικό των κτιρίων μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση ειδικών γυαλιών, (πίνακας 4.3.1)όπως:

- βαμμένα γυαλιά, με υψηλή απορροφητικότητα.
- καλυμμένη επιφάνεια γυαλιού, με την αυξανόμενη ανακλαστικότητα.
- μεταβλητά μεταφερόμενα τζάμια
- διαφανή τοποθέτηση υαλοπινάκων και άλλα είδη.

Η μείωση της εκπομπής της ηλιακής ενέργειας συνδέεται συνήθως με τη μείωση του ορατού μέρος του ηλιακού φάσματος, αν και υπάρχουν μερικές αποχρώσεις και επιστρώματα σωμάτων που μειώνουν κατά προτίμηση το μη-ορατό μέρος του

ηλιακού φάσματος, αφήνοντας αμετάβλητο το μεγαλύτερο μέρος της ορατής ακτινοβολίας.

Στον πίνακα 4.2.3 φαίνονται τα αποτελέσματα μετρήσεων που έγιναν στην Μεγάλη Βρετανία για τα ποσά της ηλιακής ενέργειας που διέρχονται από μια ποικιλία τυπικών σταθερών διατάξεων σκίασης και από υλικά υαλοστασίων. Ο συντελεστής κέρδους (solar factor gain), είναι το ποσό της ενέργειας που γίνεται αποδεκτή εκφρασμένη ως ποσοστό της ολικής άμεσης ηλιακής ακτινοβολίας [53]. Στην υλοποίηση νευρωνικού δικτύου που γίνεται στην συγκεκριμένη διπλωματική εργασία θα χρησιμοποιηθούν τρία είδη τζαμιών που τα χαρακτηριστικά τους φαίνονται στον πίνακα που προαναφέρθηκε.

Οι τύποι τζαμιών που θα χρησιμοποιηθούν είναι:

- Μονό διαφανές (Single)
- Διπλό διαφανές (Double)
- Επίστρωσης με ανακλαστική βαφή (χαμηλής τιμής ϵ – LowE)

4.2.6. Αερισμός κτιρίου και διείσδυση αέρα από τις χαραμάδες

Ο αερισμός διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην επίτευξη ικανοποιητικής ποιότητας εσωτερικού αέρα (ΠΕΑ) είτε παρέχοντας το απαιτούμενο οξυγόνο για το μεταβολισμό είτε απομακρύνοντας και διαλύοντας τους ρύπους των εσωτερικών χώρων.

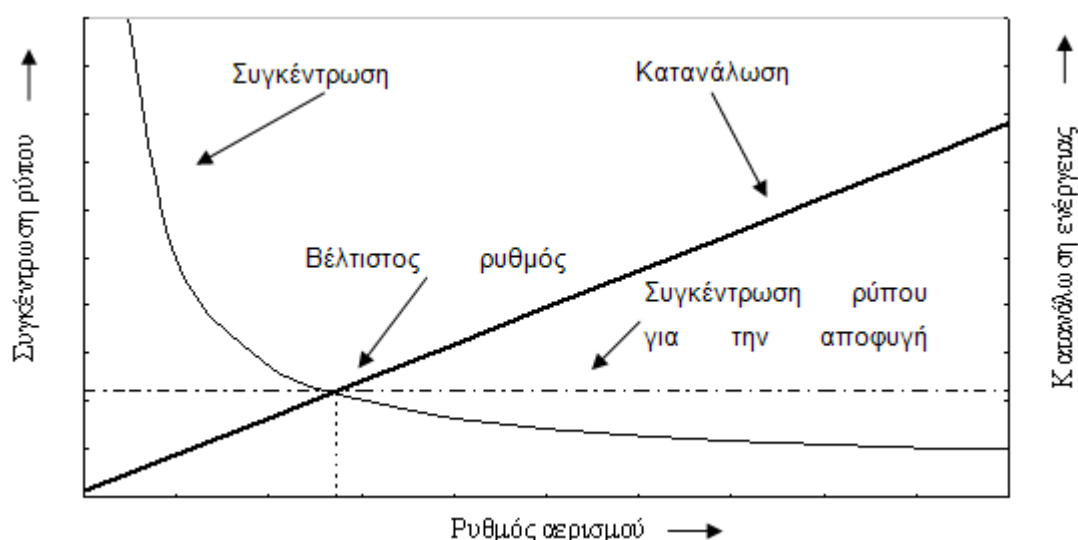
Ο αερισμός είναι ο μηχανισμός κατά τον οποίο παρέχεται καθαρός αέρας σε έναν εσωτερικό χώρο. Ο αερισμός των χώρων ενός κτιρίου έχει ως στόχο να ικανοποιήσει τις ανάγκες των χρηστών του χώρου σε οξυγόνο, να απομακρύνει και διαλύσει τις δυσάρεστες οσμές και ρύπους ελέγχοντας με αυτόν τον τρόπο τη ρύπανση του εσωτερικού χώρου και τέλος να παρέχει θερμική άνεση με βάση το ανθρώπινο ισοζύγιο θερμότητας. Από τους παραπάνω στόχους του αερισμού είναι σαφές πως ο τελευταίος αποτελεί κρίσιμη παράμετρο του σχεδιασμού των κτιρίων για την επίτευξη και διασφάλιση ικανοποιητικής ποιότητας εσωτερικού αέρα και θερμικής άνεσης. Ως εκ τούτου, ο ανεπαρκής αερισμός συνδέεται με την εμφάνιση συμπτωμάτων υγείας των ατόμων που βρίσκονται μέσα στα κτίρια. Για παράδειγμα, μειωμένος ρυθμός αερισμού σχετίζεται με αυξημένη βακτηριολογική συγκέντρωση. Αν και τα συμπτώματα του Συνδρόμου των Άρρωστων Κτιρίων (ΣΑΚ) λαμβάνουν χώρα για οποιοδήποτε ρυθμό αερισμού, η συσχέτιση ρυθμού αερισμού και

εμφάνισης συμπτωμάτων υγείας εξασθενίζει όταν ο ρυθμός αερισμού είναι μεγαλύτερος από 10 l/s κατά άτομο.

περιγραφή	Πάχος τζαμιού(mm)	Τιμή K(U) χειμώνα	Τιμή K(U) θέρους	Διείσδυση ορατή	Διείσδυση ηλιακή	Συντελεστής σκίασης(sc)
Μονό διαφανές	3	1,16	1,04	0,90	0,84	1,00
	6	1,13	1,04	0,89	0,78	0,95
	10	1,11	1,03	0,88	0,72	0,90
	13	1,09	1,03	0,86	0,67	0,86
Μονό με απορρόφη- ση θερμότητας	6	1,13	1,10	0,52	0,96	0,71
Διάκενο αέρα						
Διπλό	5	0,62	0,65		0,71	0,88
	6	0,58	0,61			
	13	0,49	0,57	0,80		0,82
	13					
Επίστρωση με ανακλαστική βαφή (χαμηλής τιμής ε)	ε=0,20	0,32	0,38			
	ε=0,40	0,42	0,49	0,14		0,25
	ε=0,60	0,43	0,51			
Τριπλό	6	0,39	0,44			0,71
Ακρυλικό με μονό φύλλο	6	0,96	0,89	0,92	0,85	0,98
Ακρυλικό με ανα- κλαστική βαφή	6	0,88	0,83	0,14	0,12	0,21

Πίνακας 4.2.3 Συντελεστής σκίασης, τιμή του K και διείσδυση για διάφορους τύπους τζαμιών

Ο απαιτούμενος ρυθμός αερισμού για την επίτευξη ικανοποιητικής ΠΕΑ εξαρτάται από το ποσότητα και τη φύση του ρύπου που βρίσκεται στον χώρο. Ωστόσο, ένας χώρος περιέχει περισσότερους από έναν ρύπους και ένας ρύπος παράγεται συνήθως από περισσότερες από μία πηγές. Συνεπώς, ο ρυθμός αερισμού εξαρτάται από την απαιτούμενη ποσότητα αερισμού για τον έλεγχο του επικρατέστερου ρύπου. Αντίστοιχα, η συγκέντρωση του ρύπου είναι συνάρτηση του ρυθμού εκπομπής ρύπων και του ρυθμού με τον οποίο αερίζεται ο χώρος. Η σχέση του ρυθμού αερισμού και της συγκέντρωσης του ρύπου παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 4.2.1 στο οποίο φαίνεται πως η αύξηση του ρυθμού αερισμού συνεπάγεται μείωση της συγκέντρωσης του ρύπου. Βέβαια η αύξηση της ποσότητας αέρα οδηγεί αναπόφευκτα σε αύξηση της κατανάλωσης ενέργειας για τη διαχείρισή του. [46]

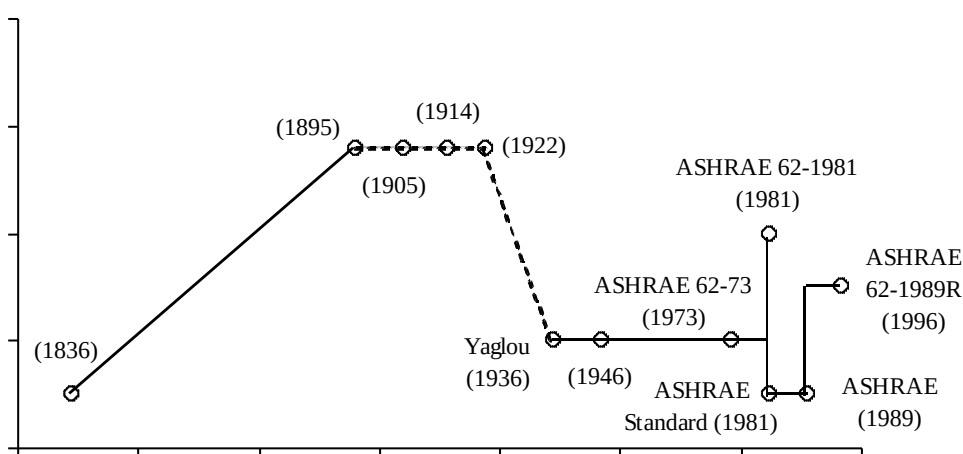


Διάγραμμα 4.2.1 Ο έλεγχος του επικρατέστερου ρύπου και η σχέση συγκέντρωσης ρύπου, ρυθμού αερισμού και κατανάλωσης ενέργειας

Η σημασία του αερισμού στην επίτευξη ικανοποιητικών επιπέδων ΠΕΑ αντικατοπτρίζεται στην ανάπτυξη οδηγιών και κανονισμών ΠΕΑ για τον προσδιορισμό του ενδεικνυόμενου ρυθμού αερισμού ανά χρήση κτιρίου. Στο Διάγραμμα 4.2.2 παρουσιάζεται η μεταβολή του ρυθμού αερισμού στις ΗΠΑ σε σχέση με το χρόνο. [47] Καθώς στο πέρασμα του χρόνου οι δυνατότητες έρευνας των ζητημάτων ΠΕΑ κατέστησαν πιο αποτελεσματικές, νέα και πιο έγκυρα στοιχεία συλλέχθηκαν και οδήγησαν στην αύξηση του ρυθμού αερισμού. Ωστόσο, σύμφωνα και με το Διάγραμμα 4.2.2 αυξημένοι ρυθμοί αερισμού συνεπάγονται υψηλότερη κατανάλωση ενέργειας και συνεπώς λόγω των κατά καιρών πολιτικών εξοικονόμησης ενέργειας, ιδιαίτερα τις δύο περιόδους της πετρελαϊκής κρίσης, ακολουθήθηκε η στρατηγική μείωσης του αερισμού για λόγους μείωσης της

κατανάλωσης ενέργειας στα κτίρια. Η ελάττωση του ρυθμού αερισμού συνοδεύτηκε τότε από αύξηση των συμπτωμάτων του ΣΑΚ.

Αν και ο ρυθμός αερισμού δεν επιδρά άμεσα στην υγεία των ανθρώπων, εν τούτοις επηρεάζει τις εσωκλιματικές συνθήκες συμπεριλαμβανομένου και τις συγκεντρώσεις των αέριων ρύπων που βρίσκονται στο εσωτερικό των κτιρίων οι οποίες είναι ικανές να επιδράσουν στην υγεία και στην ΠΕΑ. Στον Πίνακα 5 παρουσιάζονται συνοπτικά τα σημαντικότερα ευρήματα σε ότι αφορά τα αποτελέσματα στον άνθρωπο (μεταδοτική ασθένεια του αναπνευστικού ή βραχυχρόνια απουσία, συμπτώματα ΣΑΚ και αίσθηση λιγότερο ικανοποιητικής ΠΕΑ) που έχει ο ρυθμός αερισμού για ένα σημαντικό αριθμό μελετών [48].



Διάγραμμα 4.2.2. Μεταβολή του ρυθμού αερισμού στις ΗΠΑ σε σχέση με το χρόνο

Αποτελεσματικότητα αερισμού

Ο ρυθμός αερισμού, αυτός καθαυτός, δεν αποτελεί το μοναδικό παράγοντα καθορισμού της ικανότητας του αερισμού για την επίτευξη ικανοποιητικής ποιότητας εσωτερικού αέρα, αλλά η εκπλήρωση των στόχων του επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό και από το προφίλ της ροής του αέρα. [50] Η επάρκεια του αερισμού λοιπόν εξαρτάται τόσο από τον ρυθμό αερισμού όσο και από το προφίλ της ροής του αέρα που είναι αποτέλεσμα των χαρακτηριστικών του χώρου και του συστήματος αερισμού. Για τον λόγο αυτό εισήχθηκε η έννοια της αποτελεσματικότητας του αερισμού η οποία αφορά ουσιαστικά σε μία σειρά παραμέτρων και δεικτών που χαρακτηρίζουν την ανάμιξη του αέρα και τη διανομή των ρύπων μέσα στο χώρο, δηλαδή το κατά πόσο το σύστημα αερισμού εκπληρώνει τις σχετικές απαιτήσεις.

Στην πραγματικότητα αυτό που ενδιαφέρει πρωτίστως είναι η ποιότητα του αέρα στη ζώνη αναπνοής. Ένας τρόπος ποσοτικοποίησης της αποτελεσματικότητας του αερισμού είναι η ικανότητά του να απομακρύνει τους ρύπους που παράγονται στο εσωτερικό ενός χώρου μετρώντας τη συγκέντρωση στην απαγωγή και συγκρίνοντάς την με τη μέση συγκέντρωση στο χώρο. Ωστόσο, επειδή ένα σύστημα αερισμού σπανίως δημιουργεί στο χώρο μια κατάσταση πλήρους ανάμιξης του αέρα και οι πηγές ρύπων δεν είναι γνωστές ή σταθερές, ο τρόπος αυτός δεν είναι πάντα ο καταλληλότερος. Μια άλλη μέθοδος ποσοτικοποίησης της αποτελεσματικότητας του αερισμού είναι η ικανότητα εναλλαγής του αέρα στο χώρο. Γενικότερα λοιπόν η αποτελεσματικότητα του αερισμού βασίζεται στην εκτίμηση της 'ηλικίας' του αέρα και στην κατανομή της συγκέντρωσης του ρύπου στον αέρα. Οι δείκτες αφορούν είτε σε μέσες τιμές στο χώρο είτε σε τιμές σε συγκεκριμένο σημείο ή περιοχή του χώρου. Οι δείκτες αυτοί είναι πολύ σημαντικοί διότι επισημαίνουν περιοχές όπου τοπικά ο αερισμός χαρακτηρίζεται ανεπαρκής. Συνοπτικά, οι σχέσεις των δύο κατηγοριών δεικτών είναι:

Αποτελεσματικότητα απομάκρυνσης ρύπου (Contaminant Removal Effectiveness, CRE):

$$\text{Αποτελεσματικότητα απομάκρυνσης ρύπου} = \frac{\text{Συγκέντρωση στην απαγωγή}}{\text{Μέση συγκέντρωση στο χώρο}}$$

Απόδοση εναλλαγής αέρα (Air Change Efficiency):

$$\text{Απόδοση εναλλαγής αέρα} = \frac{\text{Ο ελάχιστος δυνατός χρόνος εναλλαγής αέρα}}{\text{Πραγματικός χρόνος εναλλαγής αέρα}}$$

Η εκτίμηση της αποτελεσματικότητας του αερισμού πραγματοποιείται με πειραματικές μεθόδους, ωστόσο η μοναδικότητα κάθε χώρου συχνά περιορίζει την εφαρμογή των αποτελεσμάτων τους ευρέως. Την παραπάνω αδυναμία έρχεται να καλύψει τα τελευταία χρόνια η υπολογιστική ρευστομηχανική (Computational Fluid Dynamics) με την οποία μπορούν να προβλεφθούν η ροή αέρα και η μεταφορά ρύπων σε κάθε σημείο ενός χώρου.

Στρατηγικές αερισμού

Ο αερισμός των χώρων στα κτίρια γίνεται κυρίως με δύο τρόπους: α) τον φυσικό αερισμό με τον οποίο δε γίνεται χρήση μηχανικών μέσων για την ψύξη, τον κλιματισμό, ή την κυκλοφορία του αέρα στους χώρους του κτιρίου αλλά επιτυγχάνεται

με τη βοήθεια του ανέμου και τη θερμοκρασιακή διαφορά μεταξύ εξωτερικού και εσωτερικού περιβάλλοντος και β) τον μηχανικό αερισμό με τον οποίο γίνεται χρήση τοπικών ή κεντρικών μηχανικών μέσων για την ψύξη ή τον κλιματισμό ή την κυκλοφορία του αέρα στους χώρους του κτιρίου. Ο φυσικός αερισμός, διαμπερής ή μη, επιτυγχάνεται είτε κατά τη διάρκεια της ημέρας και λειτουργίας του κτιρίου αποσκοπώντας στην απομάκρυνση των ρύπων και των θερμικών κερδών είτε τη νύχτα στοχεύοντας στην ψύξη της θερμικής μάζας του κτιρίου από τον ψυχρό αέρα του περιβάλλοντος και στην αποβολή των ρύπων. Ο φυσικός αερισμός είναι κατάλληλος για τα περισσότερα κτίρια σε περιοχές με ήπιο κλίμα και μακριά από τα αστικά κέντρα. Ωστόσο, η μεγάλη πλειοψηφία των κτιρίων, τουλάχιστον στη Ελλάδα, δε διαθέτει κεντρικό σύστημα αερισμού και ως εκ τούτου ο φυσικός αερισμός αποτελεί τη μοναδική επιλογή για την επίτευξη θερμικής άνεσης και ικανοποιητικής ΠΕΑ. Ο φυσικός αερισμός ως μοναδική επιλογή επιτείνεται και από το γεγονός ότι στα υφιστάμενα κτίρια η εγκατάσταση κεντρικών μηχανικών συστημάτων καθίσταται δύσκολη πολλές φορές ή και αδύνατη είτε λόγω υψηλού κόστους είτε λόγω προβλημάτων χώρου και σχεδιασμού. Ο φυσικός αερισμός μπορεί να είναι είτε διαμπερής είτε μη διαμπερής. Έχει αποδειχθεί ότι ο διαμπερής αερισμός είναι πιο αποτελεσματικός από το μη διαμπερή. [51] Ωστόσο, οι συνθήκες που επικρατούν στο αστικό δομημένο περιβάλλον συχνά καθιστούν το διαμπερή αερισμό αδύνατο. Το παραπάνω οφείλεται στο γεγονός ότι κατά κανόνα τα κτίρια που βρίσκονται στο κέντρο των πόλεων σπάνια διαθέτουν περισσότερες από μία όψεις εκτεθειμένες στο περιβάλλον.

Παρότι οι σύγχρονες απαιτήσεις αερισμού αξιώνουν υψηλή αξιοπιστία και έλεγχο, ο προσεκτικός σχεδιασμός ενός φυσικά αεριζόμενου κτιρίου είναι ικανός να παρέχει ικανοποιητικές συνθήκες εσωτερικού περιβάλλοντος. Ο μηχανικός αερισμός επιτυγχάνεται από ένα μεγάλο εύρος συστημάτων και τεχνικών (προσαγωγή αέρα, εξαερισμός, αερισμός εκτόπισης, αερισμός ανάμιξης, έλεγχος απαιτούμενου αερισμού) η επιλογή των οποίων εξαρτάται από οικονομικά, ενεργειακά, κλιματικά και κατασκευαστικά κριτήρια. Ωστόσο αν και θα ήταν λογικό τα κτίρια με κεντρικό μηχανικό σύστημα να παρέχουν καλύτερες συνθήκες ΠΕΑ σε σχέση με τα φυσικά αεριζόμενα κτίρια, αυτό δεν αποτελεί τον κανόνα. Αντιθέτως στατιστικά σημαντικά αυξημένα παρουσιάζονται τα συμπτώματα υγείας στα κλιματιζόμενα κτίρια (με ή χωρίς αφύγρανση) σε σχέση με τα κτίρια στα οποία ο αερισμός επιτυγχάνεται με φυσικό τρόπο. [52] Ομοίως, το ίδιο λαμβάνει χώρα και στη σύγκριση των κλιματιζόμενων κτιρίων σε σχέση με αυτά που διαθέτουν απλό μηχανικό σύστημα αερισμού, δηλαδή στα πρώτα εμφανίζονται πιο συχνά συμπτώματα υγείας από ότι στα δεύτερα. Η αιτία θα πρέπει να αναζητηθεί στο γεγονός ότι τα κεντρικά

συστήματα κλιματισμού μπορούν να ρυπάνουν τους χώρους είτε γιατί μπορεί τα ίδια να είναι ρυπασμένα και να μολύνουν τη ροή αέρα που τα διαπερνά ή να αποτελέσουν την οδό μεταφέροντας ρύπους από το εξωτερικό περιβάλλον στο εσωτερικό του κτιρίου ή τέλος να μεταφέρουν από χώρους υψηλής συγκέντρωσης ρύπων, ρύπους σε άλλους χώρους σε περίπτωση που διαθέτουν διάταξη ανακύκλωσης του εσωτερικού αέρα. Επομένως, πρέπει να επισημανθεί πως τα κεντρικά συστήματα δεν επηρεάζουν άμεσα τα συμπτώματα υγείας αλλά μπορεί υπό συνθήκες να αποτελέσουν την οδό για την έκθεση σε ρύπους που επιδρούν στην ανθρώπινη υγεία.

Για πολλά έτη ο μηχανικός και φυσικός αερισμός αναπτύχθηκαν ξεχωριστά, ωστόσο πρόσφατα υπό τον όρο υβριδικά συστήματα αερισμού οι δύο παραπάνω μέθοδοι αερισμού συνδυάζονται εναλλασσόμενες για διαφορετικές ώρες κατά τη διάρκεια μιας ημέρας ή εποχή του έτους. Τα υβριδικά συστήματα αερισμού είναι συστήματα που οι μηχανικές και φυσικές δυνάμεις συνδυάζονται μαζί. Η διαφορά τους από τα συμβατικά συστήματα είναι ότι είναι «έξυπνα» συστήματα με διατάξεις ελέγχου ώστε με αυτοματοποιημένο τρόπο να εναλλάσσουν τη λειτουργία τους μεταξύ του φυσικού και μηχανικού τρόπου με στόχο την εξοικονόμηση ενέργειας και την επίτευξη ικανοποιητικών εσωκλιματικών συνθηκών.

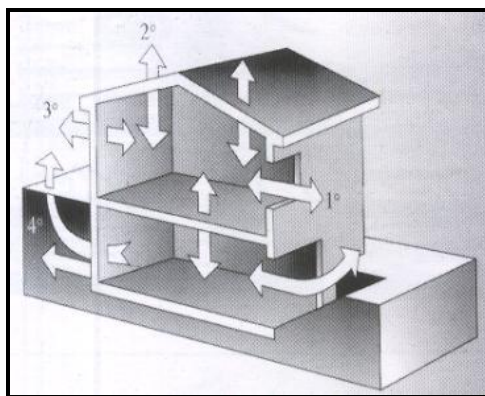
Ο εξαερισμός των εσωτερικών διαστημάτων, είτε φυσικά είτε μηχανικά, παρέχει τα μέσα να ελεγχθεί η εσωτερική ποιότητα αέρα και να επιτευχθεί η θερμική άνεση. Η θερμική άνεση στο εσωτερικό εξαρτάται από τη θερμοκρασία του αέρα, τη υγρασία και τη ταχύτητά του, η εσωτερική μετακίνηση του αέρα μπορεί επομένως να παρέχει τις κατάλληλες ταχύτητες αέρα για θερμική άνεση, ακόμα και όταν η θερμοκρασία και η υγρασία δεν είναι οι πιο κατάλληλες [53].

Ο μηχανικός εξαερισμός μπορεί να χρησιμοποιηθεί όταν οι εξωτερικοί όροι δεν είναι ευνοϊκοί για να παρέχουν ένα υγιές και άνετο εσωτερικό περιβάλλον για τους κατοίκους. Τα ενεργειακά κτίρια πρέπει να σχεδιαστούν για να εισαγάγουν τα συγκεκριμένα ποσά εξωτερικού αέρα, για να επιτύχουν έτσι εσωτερικές απαιτήσεις ποιότητας αέρα. Όμως, ο εξωτερικός αέρας μπορεί να μην θεωρείται πάντα σαν φρέσκο "αέρας" και η ποιότητά του είναι αμφισβητήσιμη, αν και μελετούνται, η περιβαλλοντική ρύπανση και οι κλιματολογικοί όροι, οι οποίοι είναι μακριά από τους επιθυμητούς εσωτερικούς όρους. Η παροχή του αέρα εξαερισμού σε ένα μηχανικά αεριζόμενο κτίριο συνήθως απαιτεί ότι ο εξωτερικός αέρας ρυθμίζεται προτού να εισαχθεί στους κατειλημμένους χώρους, οι οποίοι μπορούν να είναι ένας σημαντικός παράγοντας κόστους στη λειτουργία του κτιρίου. Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, τα μέτρα διατήρησης ενέργειας έχουν οδηγήσει στη μείωση της ποσότητας εξωτερικού αέρα που χρησιμοποιείται από τα σύστημα θέρμανσης,

αερισμού και κλιματισμού και αυτό έχει αποδείξει ότι έχει έναν σοβαρό αντίκτυπο στην εσωτερική ποιότητα αέρα.

Σε περιπτώσεις όπου οι εξωτερικοί όροι αέρα το επιτραπούν, ο φυσικός αερισμός μπορεί να αποδείξει να είναι ένας τρόπος να μειωθεί το εσωτερικό ψυκτικό φορτίο, να επιτευχθεί η θερμική άνεση και να διατηρηθεί ένα υγιές εσωτερικό περιβάλλον. Ο φυσικός αερισμός μπορεί να προκύψει από τη διείσδυση του αέρα μέσω ποικίλων ανοιγμάτων του κτιριακού κελύφους, αλλά εμφανίζεται επίσης ως αποτέλεσμα του χειρωνακτικού ελέγχου ανοιγμάτων μιας οικοδόμησης (πόρτες, παράθυρα). Και στις δύο περιπτώσεις, αέρας οδηγείται στο κτίριο ως αποτέλεσμα των διαφορών πίεσης στα ανοίγματα.

Ο φυσικός αερισμός μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για να παρέχει το φρέσκο αέρα για τους κατοίκους, αλλά και για την ψύξη, σε περιπτώσεις όπου οι κλιματολογικοί όροι το επιτρέπουν. Ο φυσικός αερισμός επιτυγχάνεται από τη διείσδυση ή και με την αποδοχή του αέρα να ρεύσει μέσα και έξω από ένα κτίριο με το άνοιγμα των παραθύρων και των πόρτων. Ο όρος διείσδυση χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη τυχαία ροή του εξωτερικού αέρα μέσω των μονοπατιών διαρροής από τα τοιχώματα της οικοδόμησης. Η παρουσία ρωγμών και ποικίλων ακούσιων ανοιγμάτων, τα μεγέθη και η διανομή τους καθορίζουν τα χαρακτηριστικά διαρροής ενός κτιρίου και της δυνατότητάς του για τη διείσδυση του αέρα. Η διανομή των μονοπατιών διαρροής αέρα σε ένα κτίριο καθορίζει το μέγεθος της διείσδυσης του αέρα και τη φύση των προτύπων ροής αέρα μέσα στο κτίριο. Τα χαρακτηριστικά μονοπάτια διαρροής αέρα σε ένα κτίριο οικιστικά εμφανίζονται στον σχήμα 3.4.2.1. Η σύγχρονη αρχιτεκτονική τείνει να ελαχιστοποιήσει τη διείσδυση αέρα με την εισαγωγή αεροστεγών κτιρίων, όπου οι ρωγμές στη δομή σφραγίζονται. [53]



Σχήμα 3.4.2.1 Μονοπάτια διαρροής αέρα σε ένα κτίριο.

Ροή αέρα μέσω μεγάλων ανοιγμάτων

Στον φυσικό αερισμό, οι δυνάμεις προκύπτουν από τις διαφορές της πίεσης των ανοιγμάτων του κτιρίου. Το ποσοστό ροής που προκύπτει δίνεται από μια εξίσωση ισχύος. Υπάρχουν πρώτιστα δύο ευδιάκριτες περιπτώσεις, ανάλογα με τον τύπο του ανοίγματος [53], δηλαδή:

- ρωγμές (χαρακτηριστικές διαστάσεις μικρότερες από 10 χιλ.)
- μεγάλα ανοίγματα (χαρακτηριστικές διαστάσεις μεγαλύτερες από το 10 χιλ.).

Για τις ρωγμές, ο ρυθμός της ροής του αέρα (Q) μπορεί να εκφραστεί σε m^3s^{-1} χρησιμοποιώντας την ακόλουθη έκφραση:

$$Q=kL(\Delta P)^n \quad (3.4.4.1)$$

K: είναι ο συντελεστής της ροής [$\text{m}^{-3}, \text{s}^{-1}, \text{m}^{-1}, \text{Pa}^{-n}$]

L: είναι το μήκος των ρωγμών [m]

n: είναι ο εκθέτης ροής.

Η τιμή του εκθέτη n ροής εξαρτάται από το καθεστώς ροής, κυμαίνεται από 0,5 για την πλήρως ταραχώδη ροή και σε 1,0 για την ελασματική ροή. Στην πράξη, η τιμή του εκθέτη ροής είναι ίση με 0,6 και 0,7. Ο συντελεστής k ροής είναι μια λειτουργία της γεωμετρίας των ρωγμών. Μια κλίμακα των τιμών του k για τις ρωγμές που διαμορφώνονται γύρω από τα κλειστά παράθυρα δίνεται στον πίνακα 3.4.4.1 για n = 0,67.

Είδος Υαλοπίνακα	Μέσος Όρος	Εύρος
Συρταρωτά	8	2- 30
Περιστρεφόμενα	21	6- 80
Περιστρεφόμενα (εκτεθειμένα στον καιρό)	8	0.5- 20

Πίνακας 3.4.4.1 Κλίμακα της σταθεράς k για τις τιμές των παραθύρων (n=0.67).

Ο ρυθμός της ροής (Q) μέσω ενός ανοίγματος της σχετικά μεγάλης ελεύθερης περιοχής υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την κοινή εξίσωση ροής:

$$Q = C_d A \sqrt{2\Delta P / \rho} \quad (3.4.4.2)$$

C_d: είναι η αντικατάσταση της σταθεράς του ανοίγματος

A: είναι η περιοχή ανοίγματος [m²]

ΔP: είναι η διαφορά πίεσης των ανοιγμάτων [Pa]

P: η μέση πυκνότητα αέρα στην κατεύθυνση της ροής [kgm⁻³]

Ο συντελεστής απαλλαγής είναι μια λειτουργία της διαφοράς θερμοκρασίας, της ταχύτητας ανέμου και του ύψους του ανοίγματος. Διάφορες εκφράσεις έχουν προταθεί για τον υπολογισμό του, ειδικά για τα εσωτερικά ανοίγματα. Οι μετρήσεις ροής θερμότητας και μάζας σε ένα πραγματικό κτίριο έχουν δώσει την ακόλουθη έκφραση για το συντελεστή απαλλαγής στην περίπτωση εσωτερικών ανοιγμάτων:

$$C_d = 0.0835(\Delta T/T)^{-0.31} \quad (3.4.4.3)$$

Για μια σταθερή κατάσταση της ροής ο συντελεστής απαλλαγής για τα εσωτερικά ανοίγματα μπορεί να υπολογιστεί από την ακόλουθη έκφραση:

$$C_d = (0.4 + 0.0075\Delta T) \quad (3.4.4.4)$$

Τα πειραματικά αποτελέσματα έχουν αναλυθεί προκειμένου να εκφραστεί ο συντελεστής απαλλαγής για τα εσωτερικά ανοίγματα ως λειτουργία της διαφοράς της θερμοκρασίας, της ταχύτητας αέρος και του ύψους του ανοίγματος. Αποδείχθηκε ότι η τιμή του C_d, είναι μια λειτουργία των διαστάσεων του ανοίγματος. Για τα μικρά εσωτερικά ανοίγματα, μια αντιπροσωπευτική τιμή για τον συντελεστή είναι 0,65. Για τα μεγάλα εσωτερικά ανοίγματα η C_d έχει προτεινόμενη μέση τιμή για ένα πρότυπο άνοιγμα C_d = 0,78.

Μια αξιολόγηση του συντελεστή απαλλαγής ως λειτουργία του ύψους, για το ύψος του ανοίγματος 1,5 < H < 2 m, η προτεινόμενη σχέση είναι:

$$C_d = 0,21 H \quad (3.4.4.5)$$

Σύμφωνα με τις τιμές του C_d μπορεί να επιλεχτεί η κλίμακα από 0.6 ως 0.75, με λογική ακρίβεια[53].

Επανελημμένες μετρήσεις της ροής αέρα μέσω των μεγάλων ανοιγμάτων έχουν εμφανίσει ότι ο συντελεστής της απαλλαγής (C_d) ποικίλλει μεταξύ 0,67 και 0,73, το οποίο αντιστοιχεί στην τιμή του C μεταξύ 0,223 και 0,243.

Οι διαφορές της πίεσης οδηγούν στη συνδυασμένη ενέργεια δύο μηχανισμών:

- Αέρας που προκαλείται από τις διαφορές πίεσης. Η θετική πίεση δημιουργείται στις πλευρές οικοδόμησης που αντιμετωπίζουν τον αέρα (προσήμερες πλευρές) ενώ οι περιοχές αναρρόφησης διαμορφώνονται στις αντίθετες πλευρές. Αυτό οδηγεί σε μια αρνητική πίεση μέσα στο κτίριο, το οποίο είναι ικανοποιητικό να εισαγάγει τις μεγάλες ροές μέσω των ανοιγμάτων οικοδόμησης. Σε μια γενική περίπτωση, μια εισροή του αέρα προκαλείται στην προσήμεμη πλευρά και μια εκροή στη υπήνεμη πλευρά.
- Επίδραση καμινάδων. Η μετακίνηση του αέρα που οφείλεται στην επίδραση των καπνοδόχων εμφανίζεται με τη διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ θερμικών ζωνών. Η επίδραση καπνοδόχων εμφανίζεται στα ψηλά κτίρια, ιδιαίτερα στις θέσεις με τις κάθετες μεταβάσεις όπως τα κλιμακοστάσια και οι ανελκυστήρες. Για κάθε μια από τις περιπτώσεις που περιγράφονται ανωτέρω, είναι πιθανό να υπολογιστεί η προκύπτουσα διαφορά πίεσης.

Οι τιμές στις οποίες θα κυμανθούν οι είσοδοι που αντιπροσωπεύουν τον αερισμό του κτιρίου καθώς επίσης και την διείσδυση αέρα από χαραμάδες φαίνονται καθαρά στον πίνακα 4.1.1.

Νυχτερινός Δροσισμός

Ο πρωινός εξαερισμός εισάγει τον υπαίθριο φρέσκο αέρα, ο οποίος είναι απαραίτητος προκειμένου να διατηρηθεί η αποδεκτή εσωτερική ποιότητα αέρα. Εκτός από αυτά τα ποσά υπαίθριου αέρα, ο εξαερισμός μπορεί να παρέχει τα κατάλληλα μέσα για τον παθητικό δροσισμό, μόλις είναι ο υπαίθριος αέρας σε μια χαμηλότερη θερμοκρασία.

Εναλλακτικά, ο εξαερισμός μπορεί επίσης να συνεχιστεί την νύχτα, με τα θετικά αποτελέσματα στη μείωση του ψυκτικού φορτίου του κτιρίου. Κατά τη διάρκεια της νύχτας, οι υπαίθριες θερμοκρασίες είναι χαμηλότερες από τις εσωτερικές. Συνεπώς, είναι πιθανό να αεριστεί το κτίριο από την συμβολή του υπαίθριου αέρα, να εισαχθεί εξωτερικός αέρας και να αφαιρεθεί η καταχωρημένη θερμότητα που έχει παγιδευτεί κατά τη διάρκεια της ημέρας. Η μετακίνηση του αέρα αυξάνει την απώλεια

θερμότητας από τα υλικά οικοδόμησης. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται κατά τη διάρκεια της νύχτας και, κατά συνέπεια, η εσωτερική θερμοκρασία του αέρα και η μάζα του κτιρίου είναι στα χαμηλότερα επίπεδα όταν αρχίζει πάλι ο κύκλος αύξησης της θερμοκρασίας την επόμενη ημέρα. Συνεπώς, το πρωί, οι κάτοχοι απολαμβάνουν ένα πιο δροσερό περιβάλλον, το οποίο σημαίνει ότι ακόμα και στα κλιματιζόμενα κτίρια, θα μπορούσε να έχει ουσιαστική αποταμίευση ενέργειας με τη μειωμένη λειτουργία του μηχανικού συστήματος.

Η επιτυχία του εξαερισμού νύχτας εξαρτάται από τη σχετική διαφορά των εσωτερικών και υπαίθριων θερμοκρασιών του αέρα. Όσο χαμηλότερες οι υπαίθριες νυχτερινές θερμοκρασίες, τόσο υψηλότερη η αποτελεσματικότητα του νυχτερινού εξαερισμού. Είναι επίσης απαραίτητο να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή μετακίνηση του υπαίθριου αέρα μέσω των εσωτερικών διαστημάτων. Αυτή η διαδικασία μπορεί να διευκολυνθεί με την χρήση των ανεμιστήρων οροφής, οι οποίοι θα αυξήσουν την εσωτερική μετακίνηση του αέρα και, κατά συνέπεια, να αυξήσουν τον εκ μεταφοράς συντελεστή μεταδόσεων θερμότητας μεταξύ των διάφορων επιφανειών και του κινούμενου αέρα. Αυτή η τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αυξήσει τα ποσοστά νυχτερινών εξαερισμών. [53]

4.2.7. Εσωτερική και εξωτερική σκίαση

Ο κύριος ρόλος της σκίασης των συσκευών είναι να προστατευθούν τα ανοίγματα από την άμεση, διάχυτη και ανακλώμενη ηλιακή ακτινοβολία. Η σκίαση των συσκευών μπορεί να ταξινομηθεί σε [53]:

- Σταθερά συστήματα σκίασης
- Κινητά συστήματα σκίασης

Σταθερά συστήματα σκίασης

Τα σταθερά συστήματα σκίασης [53] περιλαμβάνουν δομικά στοιχεία, όπως είναι τα μπαλκόνια και οι πτέρυγες που εκτείνονται ή τα γεισώματα, και οι μη δομικές κατασκευές, όπως είναι οι τέντες, τα παντζούρια, τα ρολά και τα παραπετάσματα.

Ο προσανατολισμός και το σχήμα του ανοίγματος που πρόκειται να σκιαστεί σε συσχέτιση με τη θέση του ήλιου στις διάφορες χρονικές περιόδους της ημέρας και του έτους είναι κρίσιμα στοιχεία για τη μελέτη των σταθερών συστημάτων. Κάθε προσανατολισμός θα χρειαστεί να εξεταστεί χωριστά, λαμβάνοντας υπόψη τα άμεσα, διάχυτα και ανακλώμενα στοιχεία της συνολικής ηλιακής ακτινοβολίας στη διάρκεια της ημέρας και του έτους.

Τα σταθερά συστήματα σκίασης χρησιμοποιούνται συνήθως στις εξωτερικές όψεις όπου εμποδίζουν την άμεση ακτινοβολία να φτάσει στα υαλοστάσια ή τα άλλα ανοίγματα. Η θερμότητα που απορροφάται από το σύστημα σκίασης μπορεί να διαχυθεί στον εξωτερικό αέρα. Αν εγκατασταθούν εσωτερικά, η θερμότητα θα μείνει μεταξύ του συστήματος σκίασης και του υαλοστασίου με αποτέλεσμα να περιοριστεί η αποδοτικότητα του συστήματος τυπικά γύρω στο 30%.

Ο πίνακας 4.2.4 δείχνει τη μέγιστη αποτελεσματικότητα της εξωτερικής σκίασης που έχει ως αποτέλεσμα τον περιορισμό του άμεσου ηλιακού κέρδους μέχρι 90%. Η αποτελεσματικότητα των εσωτερικών περσίδων και των κουρτινών εξαρτάται από το ποσό της ενέργειας που ανακλάται πίσω προς το υαλοστάσιο και το ποσό αυτής της ενέργειας που μεταφέρεται προς τα έξω. Απορροφητικά και χαμηλής εκπομπής τζάμια δεν πρέπει κατά συνέπεια να χρησιμοποιούνται με εσωτερικά στόρια.

Κινητά συστήματα σκίασης

Τα κινητά συστήματα σκίασης [53] χρησιμοποιούνται εξωτερικά και εσωτερικά. Ο έλεγχος μπορεί να είναι είτε χειροκίνητος είτε με χρήση ενέργειας και μπορεί να αυτοματοποιηθεί ώστε να ανταποκρίνεται στις μεταβαλλόμενες συνθήκες, όπως είναι οι στάθμες τρέχουσας ακτινοβολίας και φυσικού φωτισμού ή οι θερμικές απαιτήσεις.

Οι τέντες μπορούν να περιορίσουν το θερμικό κέρδος μέχρι 6% κατά το θέρος στις νότιες όψεις και μέχρι 80% στις ανατολικές και δυτικές επιφάνειες. Η γεωμετρική μορφή των τεντών είναι παρόμοια με αυτή των οριζόντιων προστεγασμάτων αλλά οι αποδοτικότητες θα εξαρτώνται από το πόσο αδιαφανή είναι τα υλικά τόσο στην άμεση όσο και στην έμμεση ακτινοβολία καθώς και στην παρουσία σκόνης ή ρύπων που μπορούν να αλλάξουν τα χαρακτηριστικά απορροφητικότητας ή ακτινοβολίας

Θέση σκίασης και τύποι διατάξεων προστασίας από τον ήλιο		Συντελεστής ηλιακού κέρδους	
		Τύποι τζαμιών	
Σκίαση	Τύποι διατάξεων προστασίας από τον ήλιο	Απλό	Διπλό
Καμιά	Καμιά	0,76	0,64
	Τζάμι ελαφριάς απορρόφησης θερμότητας	0,51	0,38
	Τζάμι ισχυρής απορρόφησης θερμότητας	0,39	0,25
	Σκούρο τζάμι βαμμένο με βερνίκι	0,56	-
	Χρυσάφι τζάμι με ανάκλαση της θερμότητας	0,26	0,25
Εσωτερική	Πλαστικές περσίδες με σκούρο πράσινο και ανοιχτά φύλλα	0,62	0,56
	Λευκές ενετικές περσίδες	0,46	0,46
	Κουρτίνα από βαμβακερό ύφασμα	0,41	0,40
	Περσίδες από κρεμ ολλανδικό λινό	0,30	0,33
Ενδιάμεση	Λευκές ενετικές περσίδες	-	0,28
Εξωτερική	Πλαστικές περσίδες με σκούρο πράσινο και ανοιχτά φύλλα	0,22	0,17
	Τέντα από караβόπανο	0,14	0,11
	Λευκά φύλλα προστασίας, φύλλα σε γωνία 45°	0,14	0,11

Πίνακας 4.2.4 Παράγοντες ηλιακού κέρδους για διάφορους τύπους τζαμιών και σκιάσεων - παράγοντας ηλιακού κέρδους ενός διαφανούς υλικού είναι ο λόγος της ηλιακής ενέργειας που προσπίπτει προς την ηλιακή ενέργεια που διαπερνά το υλικό

της τέντας. Κανονικά, ένα διάκενο αέρα μεταξύ της τέντας και της όψης του κτιρίου πρέπει να εξασφαλίζεται ώστε να επιτρέπει την κυκλοφορία του αέρα. Η αποτελεσματικότητα της υφασμάτινης τέντας μπορεί να περιορίζεται με την ηλικία ή τη φθορά από τις καιρικές συνθήκες.

Τα ενετικά στόρια μπορούν να επιτρέπουν ταυτόχρονα αερισμό και σκίαση που να μπορούν να ελέγχονται και ίσως επιτρέπουν την ανάκλαση του φυσικού φωτισμού στην οροφή για παράδειγμα.

Ανακλαστικές περσίδες, κουρτίνες και στόρια εγκατεστημένα εσωτερικά είναι πιο λίγο ικανοποιητικά, καθώς παρέχουν σκιά μόνο αφού η ακτινοβολία διέλθει από τα τζάμια. Οι τυπικές θερινές τιμές του K (U) είναι 1.06 για ένα ακάλυπτο παράθυρο, 0,81 για ένα παράθυρο με απλό τζάμι με σφιχτά εφαρμοσμένη κουρτίνα και γύρω στο 0,65 όπου έχουν εφαρμοστεί διπλά στόρια ή κουρτίνες. Η χρήση κουρτινών ή εσωτερικών στοριών για σκίαση μπορεί να έρχεται σε αντίθεση με τις ανάγκες του κτιρίου για φυσικό φωτισμό και αερισμό.

Αξιολόγηση των δύο μεθόδων

Δύο μέθοδοι είναι συνήθως υιοθετημένες για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας των διαφορετικών ηλιακών προσπελάσεων [53]. Ένας που χρησιμοποιείται ευρέως είναι ο υπολογισμός του συντελεστή σκίασης. Ο συντελεστής σκίασης λαμβάνεται ως αναλογία των συνολικών ηλιακών θερμικών κερδών που εισάγονται μέσω του συνδυασμού γυαλιού- σκίασης του στοιχείου προς αυτό που εισάγει ένα ενιαίο ασκίαστο παράθυρο. Για τις σταθερές συσκευές σκίασης, η μέση καθημερινή ηλιακή μεταφορά λαμβάνεται συνήθως για τον υπολογισμό του συντελεστή. Για την αξιολόγηση της απόδοσης της σκίασης των σκέπαστρων παράγεται συνήθως, ο μέσος όρος των συντελεστών όλων των κατευθύνσεων, ενώ για τα στόρια, η τιμή που αναφέρεται σε όλα είναι ο μέσος όρος όλων των προσανατολισμών όπου οι πλευρές ρυθμίζονται για να αποτρέψουν τις άμεσες ακτίνες. Για οποιαδήποτε γωνία πρόσπτωσης, ο συντελεστής σκίασης συγκρίνεται με αυτόν του γυαλιού στην ίδια κατάσταση, η οποία οδηγεί στην παραγωγή των συντελεστών σκίασης που είναι σχεδόν σταθεροί σε όλες τις προσπίπτουσες γωνίες της ηλιακής ακτινοβολίας. Κατά συνέπεια, ο συντελεστής πρέπει να θεωρηθεί προσεγγιστικά, ως η θέση των αλλαγών του ηλίου κατά τη διάρκεια της ημέρας, μαζί με την αναλογία της άμεσης και της διάχυτης ηλιακής ακτινοβολίας στο σκιασμένο σύστημα θέρμανσης, αερισμού και κλιματισμού.

Αξιολόγηση των συσκευών σκίασης

Η επιλογή του κατάλληλου μηχανισμού σκίασης από τα σταθερά και κινητά συστήματα εξαρτάται από το γεωγραφικό πλάτος, τον προσανατολισμό, τον τύπο οικοδόμησης και το γενικό σχέδιο. Τα εξωτερικά σκίαστρα είναι αποτελεσματικότερα δεδομένου ότι εμποδίζουν την ηλιακή ακτινοβολία προτού να φθάσει στο εσωτερικό του κτιρίου. Τα εσωτερικά σκίαστρα αποβάλλουν ένα τμήμα της ηλιακής ακτινοβολίας που έχει περάσει μέσω των υαλοπινάκων στο εσωτερικό του κτιρίου ενώ το υπόλοιπο τμήμα το απορροφούν και το αποβάλλουν στο κτίριο. Η αποτελεσματικότητα των εσωτερικών σκιάστρων καθορίζεται από την ανακλαστικότητα τους. Επιπλέον, η εσωτερική σκίαση των συσκευών μπορεί να αυξήσει τις απαιτήσεις σε φυσικό φωτισμό και εξαερισμό. Ο συντελεστής σκίασης, κατά μέσον όρο, της εξωτερικής σκίασης είναι 35% περισσότερο αποτελεσματικός από ότι ο εσωτερικός. Η εφαρμογή των στεγάστρων μπορεί αποτελεσματικά να

μειώσει τα θερινά θερμικά κέρδη μέχρι και 65% στις νότιες προσόψεις και μέχρι 80% στις προσόψεις ανατολής και δύσης. Το χρώμα και το υλικό του σκιάστρου καθορίζουν τη αποτελεσματικότητά του. Μια μελέτη έχει δείξει ότι τα λευκά ενετικά στόρια δίνουν 20% περισσότερη σκιά από ότι τα σκουρόχρωμα. Ένα αλουμινένιο στόρι μπορεί να προσθέσει περισσότερη προστασία κατά 10%.

Σε πολλές περιπτώσεις τα σταθερά σκιάστρα προτιμώνται λόγω της απλότητας, του χαμηλού κόστους συντήρησης και μερικές φορές του χαμηλού κόστους κατασκευής τους. Εντούτοις, τα κινητά σκιάστρα είναι πιο εύκαμπτα, αποκρίνονται καλύτερα στην μετακίνηση του ήλιου, επιτρέπουν τον έλεγχο της διάχυτης ακτινοβολίας και του έντονου φωτός και, στις περισσότερες περιπτώσεις, προκαλούν λιγότερη ή αμελητέα παρεμπόδιση του ηλίου κατά τη διάρκεια του χειμώνα.

Στον πίνακα 4.1.1 φαίνονται τα διαστήματα των τιμών των συντελεστών σκίασης (εξωτερικής και εσωτερικής) τα οποία θα χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι για το νευρωνικό δίκτυο που θα υλοποιηθεί.

4.2.8. Κατάληψη χώρου από άτομα

Η κατάληψη χώρου από άτομα είναι ένας πολύ σημαντικός παράγοντας που δεν πρέπει να παραληφθεί σαν είσοδος από το νευρωνικό δίκτυο. Ο παράγοντας αυτός δηλώνει τον αριθμό των ατόμων που καταλαμβάνουν μια έκταση 100 τετραγωνικών μέτρων. Η σημαντικότητα του παράγοντα αυτού έγκειται στο γεγονός ότι στην εργασία αυτή γίνεται μελέτη σε κτίρια γραφείων. Όπως θα αναφερθεί και παρακάτω στην παράγραφο που περιγράφεται η θερμική άνεση, σε χώρους εργασίας όσο μεγαλύτερη είναι η άνεση που αισθάνεται ο εργαζόμενος στο περιβάλλον εργασίας του τόσο μεγαλύτερη γίνεται και η απόδοση κάθε εργαζομένου. Η κατάληψη χώρου από άτομα έχει και αρνητικές αλλά και θετικές επιπτώσεις.

Ας πάρουμε για παράδειγμα δύο ακραίες περιπτώσεις γραφείων το πρώτο με κατάληψη 10 άτομα ανά 100 τετραγωνικά μέτρα και το δεύτερο με κατάληψη 50 άτομα ανά 100 τετραγωνικά μέτρα. Στο πρώτο γραφείο αντιστοιχούν 10 τετραγωνικά μέτρα ανά άτομο και στο δεύτερο 2 τετραγωνικά μέτρα ανά άτομο. Στην πρώτη περίπτωση αν λάβουμε υπόψη το CO₂ που αποβάλλεται από την αναπνοή του ανθρώπου λόγω μικρότερου συνωστισμού η εσωτερική ποιότητα του αέρα θα επηρεάζεται πολύ πιο αργά από ότι στην περίπτωση του δεύτερου γραφείου. Αυτό συνεπάγεται ότι μειώνεται ο ρυθμός αερισμού του χώρου και παράλληλα μειώνεται η κατανάλωση ενέργειας για ψύξη ή θέρμανση λόγω ότι το εσωτερικό περιβάλλον εκτίθεται λιγότερο στο εξωτερικό περιβάλλον του κτιρίου. Αντίθετα στην δεύτερη

περίπτωση λόγω συνωστισμού και λαμβάνοντας υπόψη την θερμοκρασία που αποβάλλει το ανθρώπινο σώμα και οι προσωπικοί υπολογιστές του κάθε εργαζόμενου, αυξάνεται η εσωτερική θερμοκρασία του γραφείου με αποτέλεσμα τους χειμερινούς μήνες να γίνεται εξοικονόμηση ενέργειας για θέρμανση.

Όπως γίνεται κατανοητό είτε η μεταβλητή αυτή επηρεάζει θετικά είτε αρνητικά πρέπει να συμπεριληφθεί στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου που θα προβλέπει την ενεργειακή κατανάλωση των κτιρίων για γραφεία. Σαν είσοδο για την κατάληψη χώρου από άτομα θα χρησιμοποιηθεί το διάστημα που απεικονίζεται στον πίνακα 4.1.1.

4.2.9. Θερμοκρασίες έναρξης θέρμανσης και ψύξης

Οι θερμοστάτες των κεντρικών συστημάτων ψύξης ή θέρμανσης ενεργοποιούνται και απενεργοποιούνται σύμφωνα με την τιμή θερμοκρασίας που τους έχει οριστεί ώστε να πληρούνται όλες οι προϋποθέσεις θερμικής άνεσης. Η διαδικασία εξαγωγής της σωστής θερμοκρασίας για την έναρξη θέρμανσης ή ψύξης γίνεται σύμφωνα με κριτήρια θερμικής άνεσης που θα περιγραφούν παρακάτω. Σαν είσοδο του νευρωνικού δικτύου για αυτήν την μελέτη που γίνεται, η θερμοκρασία έναρξης θέρμανσης κυμαίνεται μεταξύ 20-26 °C και για έναρξη ψύξης μεταξύ 22-26 °C.

4.3. Δεδομένα εξόδου του νευρωνικού δικτύου

Τα δεδομένα εξόδου του νευρωνικού δικτύου που είτε θα δίνονται σε αυτό για την εκπαίδευση του (training data-set) είτε θα είναι οι τιμές αυτές που θα ζητά ο χρήστης μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου για δεδομένες τιμές εισόδου που θα εισάγει σε αυτό, φαίνονται επιγραμματικά και περιγράφονται παρακάτω:

- Ενεργειακή κατανάλωση που απαιτείται για ψύξη (Cooling energy consumption)
- Ενεργειακή κατανάλωση που απαιτείται για θέρμανση (Heating energy consumption)
- Θερμική άνεση στον εσωτερικό χώρο του κτιρίου (PMV)

Έξοδοι	
Ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση	kWh/m ² year
Ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη	kWh/m ² year
Δείκτης θερμικής άνεσης (PMV)	Ποσοστό % του χρόνου λειτουργίας του κτιρίου που $-0.7 < PMV < 0.7$ [8]

Πίνακας 4.3.1 Έξοδοι νευρωνικού δικτύου

4.3.1. Ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση και ψύξη

Για την λειτουργία συστημάτων θέρμανσης ή ψύξης απαιτείται κάποια μορφή ενέργειας που θα καταναλωθεί ώστε να παραχθεί θερμότητα ή ψύξη. Σκοπός όλων των ερευνών που γίνονται σε κτίρια είναι το κέλυφος κάθε κατασκευής να σχεδιαστεί έτσι ώστε να μειωθούν τα ποσά ενέργειας που απαιτούνται για την θέρμανση ή την ψύξη τους. Με την μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης δεν εξοικονομούνται μόνο χρήματα αλλά επίσης μειώνονται οι ρύποι διοξειδίου του άνθρακα που απελευθερώνονται στην ατμόσφαιρα και κάνουν πιο έντονο το φαινόμενο του θερμοκηπίου. Έτσι μπορεί να γίνει κατανοητό η σημαντικότητα την υλοποίησης του υπό μελέτη νευρωνικού δικτύου όταν έχουμε την ικανότητα γνωρίζοντας τα χαρακτηριστικά ενός κτιρίου να γνωρίζουμε την ενεργειακή του κατανάλωση και κατάταξη πριν ακόμα αυτό κατασκευαστεί.

4.3.2. Θερμική άνεση

Ο ολοκληρωμένος σχεδιασμός ενός κτιρίου θα πρέπει να έχει ως στόχο τη βελτιστοποίηση των περιβαλλοντικών παραμέτρων στο εσωτερικό του. Οι παράμετροι που θα μας απασχολήσουν σε αυτή την ενότητα οριοθετούν τη θερμική άνεση στο εσωτερικό του κτιρίου. Ως θερμική άνεση ορίζεται η κατάσταση του μυαλού κατά την οποία ένα άτομο δεν επιθυμεί καμία θερμική αλλαγή του εσωτερικού περιβάλλοντος και εκφράζει ικανοποίηση με τις επικρατούσες θερμικές συνθήκες. [34] Από τον ορισμό της θερμικής άνεσης είναι εμφανές ότι η κατάσταση στην οποία ένα άτομο αισθάνεται θερμικά άνετα έχει υποκειμενικό χαρακτήρα. Έτσι στον ίδιο χώρο είναι δυνατόν κάποιο άτομο να εκφράζει την ικανοποίησή του για τις θερμικές συνθήκες, ενώ κάποιο άλλο άτομο τη δυσaráεσκειά του. Η λέξη άνεση

εμπεριέχει ένα μεγάλο αριθμό παραγόντων που την ορίζουν κάθε φορά για κάθε άτομο. Πέρα από τους παράγοντες που συνδέονται με την κοινωνική και ψυχολογική κατάσταση του ατόμου, προκειμένου να αξιολογηθεί η θερμική άνεση και επομένως να αποκτήσει και αντικειμενικό χαρακτήρα, ορίστηκαν οι φυσικές παράμετροι οι οποίες την επηρεάζουν (Πίνακας 4.3.1).

1. Φυσικές παράμετροι
Θερμοκρασία του αέρα [$^{\circ}\text{C}$]
Μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας των εσωτερικών επιφανειών [$^{\circ}\text{C}$]
Η υγρασία και η σχετική υγρασία του αέρα [Pa]
Η ταχύτητα του εσωτερικού αέρα [m/s]
Χωροταξική κατανομή των παραπάνω μεγεθών
2. Βιολογικές παράμετροι
Το φύλλο των χρηστών του χώρου
Η ηλικία των χρηστών του χώρου
Οι συνήθειες των χρηστών του χώρου
3. Εξωτερικές παράμετροι.
Το είδος των δραστηριοτήτων των χρηστών του χώρου [met] (1 met = 58,15 W/m ²)
Ο τύπος του ρουχισμού των χρηστών του χώρου [clo] (1 clo = 0,155 m ² $^{\circ}\text{C}/\text{W}$)

Πίνακας 4.3.1. Παράμετροι που επηρεάζουν τη θερμική άνεση.

Όλες οι παραπάνω παράμετροι, και κυρίως οι φυσικές, επηρεάζουν τη ροή ενέργειας υπό τη μορφή θερμότητας από τον άνθρωπο προς το περιβάλλον και αντίστροφα. Ο άνθρωπος διαθέτει μηχανισμούς, οι οποίοι έχουν ως στόχο τη διατήρηση της θερμική κατάστασης του σώματος σταθερή και την προσαρμογή της στις συνθήκες του περιβάλλοντος. Εξισορροπώντας τα θερμικά κέρδη και τις απώλειες θερμότητας (μεταβολισμός, εφίδρωση), το σώμα μας καθορίζει την αναφερθείσα ροή θερμότητας.

Η φυσιολογία της θερμικής άνεσης

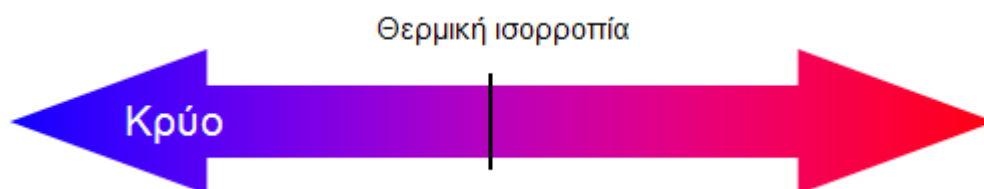
Το ανθρώπινο σώμα διαθέτει ένα αποτελεσματικό σύστημα ρύθμισης της θερμοκρασίας, η οποία διατηρείται περίπου στους 37 $^{\circ}\text{C}$. Όταν η θερμοκρασία του σώματος αρχίσει να αυξάνεται, είτε λόγω κλιματολογικών συνθηκών είτε λόγω

έντονης δραστηριότητας, δύο μηχανισμοί ενεργοποιούνται για την ελάττωσή της. Πρώτον, τα αιμοφόρα αγγεία διαστέλλονται αυξάνοντας τη ροή του αίματος στο δέρμα, ώστε να αυξηθούν οι απώλειες μέσω αγωγής και ακτινοβολίας και δεύτερον αρχίζει η λειτουργία της εφίδρωσης. Η εφίδρωση και το αποτέλεσμα της, η ψύξη μέσω εξάτμισης, είναι ο βασικός μηχανισμός ψύξης του δέρματος. Η αύξηση ενός βαθμού στη θερμοκρασία του πυρήνα του σώματος, μπορεί να ενεργοποιήσει το μηχανισμό της εφίδρωσης που τετραπλασιάζει τη μετάδοση θερμότητας από το ανθρώπινο σώμα προς το περιβάλλον.

Όταν η θερμοκρασία του ανθρωπίνου σώματος αρχίσει να μειώνεται, τα αιμοφόρα αγγεία συστέλλονται, μειώνοντας τη ροή του αίματος στο δέρμα, ώστε να μειωθεί η απώλεια θερμότητας μέσω αγωγής και ακτινοβολίας. Στη συνέχεια, η θερμοκρασία του πυρήνα του σώματος αυξάνεται με την αύξηση των εσωτερικών καύσεων, την ενεργοποίηση των μυών και την εμφάνιση ρίγους. Η κίνηση αυτή των μυών αυξάνει τις καύσεις, άρα και την παραγόμενη από το σώμα θερμότητα.

Το σύστημα ρύθμισης της θερμοκρασίας του σώματος λαμβάνει υπόψη εκτός από τα αισθητήρια όργανα του δέρματος και τα αισθητήρια όργανα του υποθαλάμου. Τα αισθητήρια όργανα του υποθαλάμου είναι υπεύθυνα για την ενεργοποίηση των μηχανισμών ψύξης του σώματος, όταν η θερμοκρασία του ξεπεράσει τους 37°C . Τα αισθητήρια όργανα του δέρματος ενεργοποιούν τους αμυντικούς μηχανισμούς του σώματος, όταν η θερμοκρασία του μειωθεί κάτω από τους 34°C . Τα αποτελέσματα λοιπόν της επίδρασης των περιβαλλοντικών παραγόντων γίνονται αισθητά από τις μεταβολές της θερμοκρασίας του δέρματος και το είδος των σημάτων που λαμβάνει ο εγκέφαλος από τα αισθητήρια όργανα του δέρματος.

Ο άνθρωπος θεωρεί το περιβάλλον του θερμικά άνετο όταν δεν υπάρχει κάποιο σήμα από τα αισθητήρια όργανα για πτώση ή άνοδο της θερμοκρασίας του σώματος. Αυτή η κατάσταση μπορεί να περιγραφεί ως θερμική ισορροπία (Σχήμα 4.3.1). Έτσι, σε μια τέτοια κατάσταση ένα άτομο δεν αισθάνεται ούτε κρύο ούτε ζέστη.



Σχήμα 4.3.1 Κατάσταση θερμικής ισορροπίας.

Σύμφωνα με τη φυσιολογία, η θερμοκρασία του δέρματος είναι ο κατάλληλος δείκτης για τη θερμική αίσθηση του περιβάλλοντος. Η θερμική άνεση όμως είναι μια

ολοκληρωτική μονάδα και απεικονίζει τη συνολική θερμική κατάσταση του σώματος. Συμπληρωματικά, έχει προταθεί η εισαγωγή και άλλων φυσικών παραμέτρων για την αξιολόγηση της θερμικής άνεσης όπως:

- Η μέση θερμοκρασία δέρματος.
- Ο ρυθμός εφίδρωσης.
- Η ξηρότητα του δέρματος.

Μοντέλα υπολογισμού της θερμικής άνεσης

Η θερμική ισορροπία του σώματος είναι μια δυναμική κατάσταση μεταξύ της παραγόμενης θερμότητας (ως αποτέλεσμα του ανθρώπινου μεταβολισμού) και της θερμότητας που μεταδίδεται με μεταφορά, αγωγή, ακτινοβολία και εξάτμιση από ή προς το περιβάλλον. Το θερμικό ισοζύγιο ανάμεσα στο ανθρώπινο σώμα και το περιβάλλον ρυθμίζεται από τη Σχέση 1. [35]

$$M - W = H + E_C + C_{res} + E_{res} \quad (1)$$

όπου:

M: ρυθμός μετατροπής της χημικής ενέργειας σε θερμότητα και μηχανικό έργο, μέσω αερόβιων και αναερόβιων διεργασιών μέσα στο σώμα [W/m²].

W: το ωφέλιμο μηχανικό έργο [W/m²].

H: οι απώλειες ενέργειας υπό την μορφή θερμότητας από την επιφάνεια του σώματος μέσω αγωγής, συναγωγής και ακτινοβολίας [W/m²].

E_C: το ποσό της θερμότητας που απάγεται λόγω εξάτμισης σε κατάσταση θερμικής ισορροπίας [W/m²].

C_{res}: το πόσο της θερμότητας που απάγεται με αγωγή κατά την αναπνοή [W/m²].

E_{res}: το ποσό της θερμότητας που απάγεται λόγω εξάτμισης κατά την αναπνοή [W/m²].

Η Σχέση 1 είναι ένα εργαλείο υπολογισμού της θερμικής άνεσης που μπορεί να επιτευχθεί σε ένα χώρο, μετρώντας ή γνωρίζοντας τις φυσικές παραμέτρους του Πίνακα 4.3.1. Ο υπολογισμός της θερμικής άνεσης με βάση αυτή την εξίσωση ανήκει στον P.O. Fanger (1970) και θεωρείται ο πρόδρομος και άλλων εξισώσεων ή μοντέλων υπολογισμού της θερμικής άνεσης.

Η ικανοποίηση της εξίσωσης της θερμικής άνεσης είναι μία συνθήκη για την επίτευξη θερμικής ευεξίας. Ωστόσο, η εξίσωση παρέχει πληροφορίες μόνο για το πως οι

παράμετροι πρέπει να συνδυαστούν ώστε να δημιουργηθούν συνθήκες θερμικής ευεξίας στο εσωκλίμα. Ως εκ τούτου, δεν είναι κατάλληλη άμεσα για την εξακρίβωση της αίσθησης ενός τυχαίου θερμικού περιβάλλοντος από τους χρήστες των κτιρίων όπου οι παράμετροι δεν ικανοποιούν την εξίσωση θερμικής άνεσης. Για τον παραπάνω λόγο, ο P.O. Fanger ακολούθησε μια πειραματική διαδικασία με στόχο τη δημιουργία ενός απλού δείκτη για τον χαρακτηρισμό των θερμικών συνθηκών ενός χώρου. Συγκεκριμένα, ανέπτυξε το δείκτη της μέσης προβλεπόμενης τιμής ψηφοφορίας PMV (Predicted Mean Vote) και το δείκτη δυσαρέσκειας των ανθρώπων ή αλλιώς δείκτη PPD (Predicted Percent of Dissatisfied people). Οι δύο αυτοί δείκτες, ως συνέχεια της θεωρίας του P.O. Fanger, καθιστούν εύκολη την εξαγωγή συμπερασμάτων για την αίσθηση του θερμικού περιβάλλοντος που επικρατεί σε ένα χώρο. Οι δύο αυτοί δείκτες είναι σύνθετες μαθηματικές σχέσεις που λαμβάνουν υπόψη ένα πλήθος παραμέτρων.

Ο δείκτης PMV είναι μια κλίμακα 7 σημείων και αποτελεί τη μέση τιμή εκτίμησης της θερμικής άνεσης από τα άτομα που βρίσκονται μέσα σε ένα χώρο με δεδομένες συνθήκες. Η μηδενική τιμή είναι η τιμή στην οποία το άτομο αισθάνεται άνετα με τις θερμικές συνθήκες.

Η Σχέση 2 δίνει τον υπολογισμό του δείκτη PMV σύμφωνα με τα μεγέθη που εισήχθησαν στην εξίσωση θερμικής άνεσης.

$$PMV = (0,303 * e^{-0,036M} + 0,028) * [(M - W) - H - E_C - C_{res} - E_{res}] \quad (2)$$

Ο δείκτης PMV χρησιμοποιείται ταυτόχρονα με το δείκτη PPD, δηλαδή του ποσοστού των ατόμων που βρίσκονται σε ένα χώρο και δηλώνουν ότι δεν αισθάνονται θερμικά άνετα σε σχέση με το συνολικό αριθμό των ατόμων που βρίσκονται στον χώρο αυτό. Υπολογίζοντας το δείκτη PMV σύμφωνα με τη Σχέση 2, είναι δυνατόν μέσω του διαγράμματος PPD και με βάση τον τρόπο υπολογισμού που φαίνεται στο Σχήμα 4.3.2, να υπολογιστεί το ποσοστό των δυσαρεστημένων, με τις θερμικές συνθήκες, ατόμων σε ένα χώρο. Σύμφωνα με το διάγραμμα PPD φαίνεται ότι ακόμη και αν ο δείκτης PMV = 0, δηλαδή βρισκόμαστε σε κατάσταση θερμικής άνεσης, θα υπάρχει πάντα ένα ποσοστό PPD = 5% των ατόμων που θα είναι δυσαρεστημένοι με τις θερμικές συνθήκες του εξεταζόμενου χώρου. Επίσης, στις ακραίες τιμές, που είναι PMV = +3 ή -3, ο δείκτης PPD = 99,12%, γεγονός που σημαίνει ότι ακόμη και σε συνθήκες πολύ ζέστης ή κρύου θα υπάρχει πάντα ένα ποσοστό ατόμων, περίπου 1%, που θα είναι ικανοποιημένοι με τις θερμικές συνθήκες. Σε πολλές χώρες όπου έχει γίνει αποδεκτή η θεωρία του Fanger, θεωρείται ότι η κατάσταση που θα

επικρατεί σε έναν χώρο θα είναι ικανοποιητική, όταν το ποσοστό των δυσανεσθημένων (PPD) δε θα ξεπερνά το 10%. Η μαθηματική σχέση που συνδέει τους δύο δείκτες είναι:

$$PPM = 100 - 95 * e^{-(0,03353 * PMV^4 + 0,2179 * PMV^2)} \quad (3)$$

Η θεωρία του Fanger και εξισώσεις των PMV και PPD έχουν περιληφθεί σε πολλά πρότυπα που προσδιορίζουν τις παραμέτρους που επηρεάζουν τη θερμική άνεση. Έτσι, παρουσιάζεται στα παρακάτω πρότυπα:

- Αμερικανική Επιστημονική Εταιρία Θέρμανσης Ψύξης και Κλιματισμού, (ASHRAE, American Society of Heating Refrigerating and Air Conditioning).
- Γαλλικό Πρότυπο AFNOR.
- Ελβετικό Πρότυπο SIA 180.
- Διεθνές Πρότυπο ISO 7730.

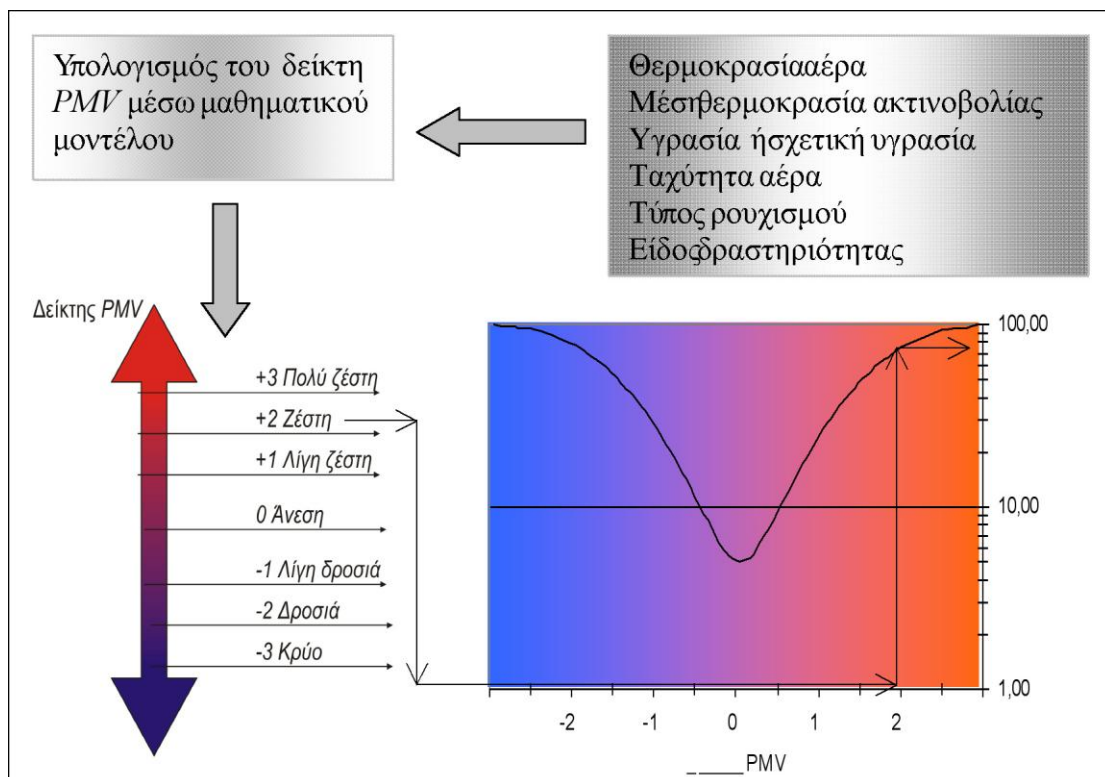
Η θεωρία του Fanger για τον υπολογισμό ή καλύτερα τη μοντελοποίηση της θερμικής αίσθησης των ατόμων δεν είναι η μόνη. Οι εξελίξεις τα τελευταία χρόνια έχουν αναδείξει και άλλα μοντέλα υπολογισμού της θερμικής άνεσης ως συνέπεια της κριτικής που έχει δεχθεί η θεωρία του Fanger.

Το δυναμικό μοντέλο θερμικής άνεσης

Τα υπάρχοντα πρότυπα θερμικής άνεσης διακρίνονται από δύο βασικά χαρακτηριστικά:

- Τη στατική τους μορφή
- Την καθολική τους ισχύ

Θεωρώντας το κτίριο ως ένα σύστημα, το οποίο αλληλεπιδρά με εξωτερικά και εσωτερικά στοιχεία, τα υπάρχοντα πρότυπα θερμικής άνεσης προδιαγράφουν τις 'ιδανικές' συνθήκες θερμικής άνεσης, βασισμένες σε ένα μοντέλο ανταλλαγής θερμότητας του σώματος με το περιβάλλον και δεν εισάγουν καμία ανάδραση στο σύστημα, γεγονός που τα καθιστά στατικά. Ωστόσο, η προσέγγιση αυτή απέχει πολύ από τη δυναμική κατάσταση ενός πραγματικού κτιρίου. Είναι σαφές ότι η εφαρμογή ενός προτύπου που αναπτύχθηκε σε ερευνητικό περιβάλλον, και άρα ελεγχόμενο, δε μπορεί να ανταποκριθεί αξιόπιστα στις πραγματικές συνθήκες ενός δυναμικού εσωτερικού περιβάλλοντος, όπως αυτό των κτιρίων.



Σχήμα 4.3.2 Ολοκληρωμένο σχήμα υπολογισμού του ποσοστού των δυσανεκτιμών PPD.

Τα σημερινά πρότυπα θερμικής άνεσης ISO 7730 και ASHRAE 55 βασίζονται στο στατικό μοντέλο θερμικής άνεσης, σύμφωνα με το οποίο ο άνθρωπος θεωρείται ως παθητικός αποδέκτης θερμικών ερεθισμάτων και η αλληλεπίδρασή του με το θερμικό περιβάλλον διαμορφώνεται αποκλειστικά με τους νόμους της φυσικής που περιγράφουν το φαινόμενο της μετάδοσης θερμότητας. Η διεθνής εφαρμογή των προτύπων του ASHRAE 55 – 92 και του ISO 7730, ανεξαρτήτως του κλίματος, του γεωγραφικού πληθυσμού και του τύπου του κτιρίου, έχει αναγνωριστεί ως προβληματική. Έτσι, σήμερα εκφράζονται μεγάλες διαφωνίες από μια μεγάλη μερίδα ερευνητών για την καθολική ισχύ των υπαρχόντων προτύπων θερμικής άνεσης. Ενώ τα πρότυπα λοιπόν, είχαν αναπτυχθεί για κτίρια με κεντρικά συστήματα κλιματισμού, η χρήση τους έχει λάβει γενικό χαρακτήρα και εφαρμόζονται σε όλους τους τύπους κτιρίων, υπό οποιοδήποτε κλίμα και για οποιοδήποτε πληθυσμό.

Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια αναπτύχθηκε η δυναμική θεωρία της θερμικής άνεσης που συμπληρώνει την κλασική αναγνωρίζοντας την ικανότητα του ανθρώπου να

προσαρμόζεται στις επικρατούσες κλιματικές συνθήκες και μάλιστα με μηχανισμούς που ξεπερνούν τη φυσική ή τη φυσιολογία και επεκτείνονται και στην ανθρώπινη ψυχολογία (μοντέλο προσαρμογής).

Η διαφορετική προσέγγιση από τη μέχρι τώρα συμβατική θεωρία της θερμικής άνεσης εισάγει καινούργιους παράγοντες, πέρα από τη φυσική και τη φυσιολογία, που επηρεάζουν τη θερμική αίσθηση και συνεπώς τα αποτελέσματα του προτύπου.

Οι παράγοντες αυτοί είναι:

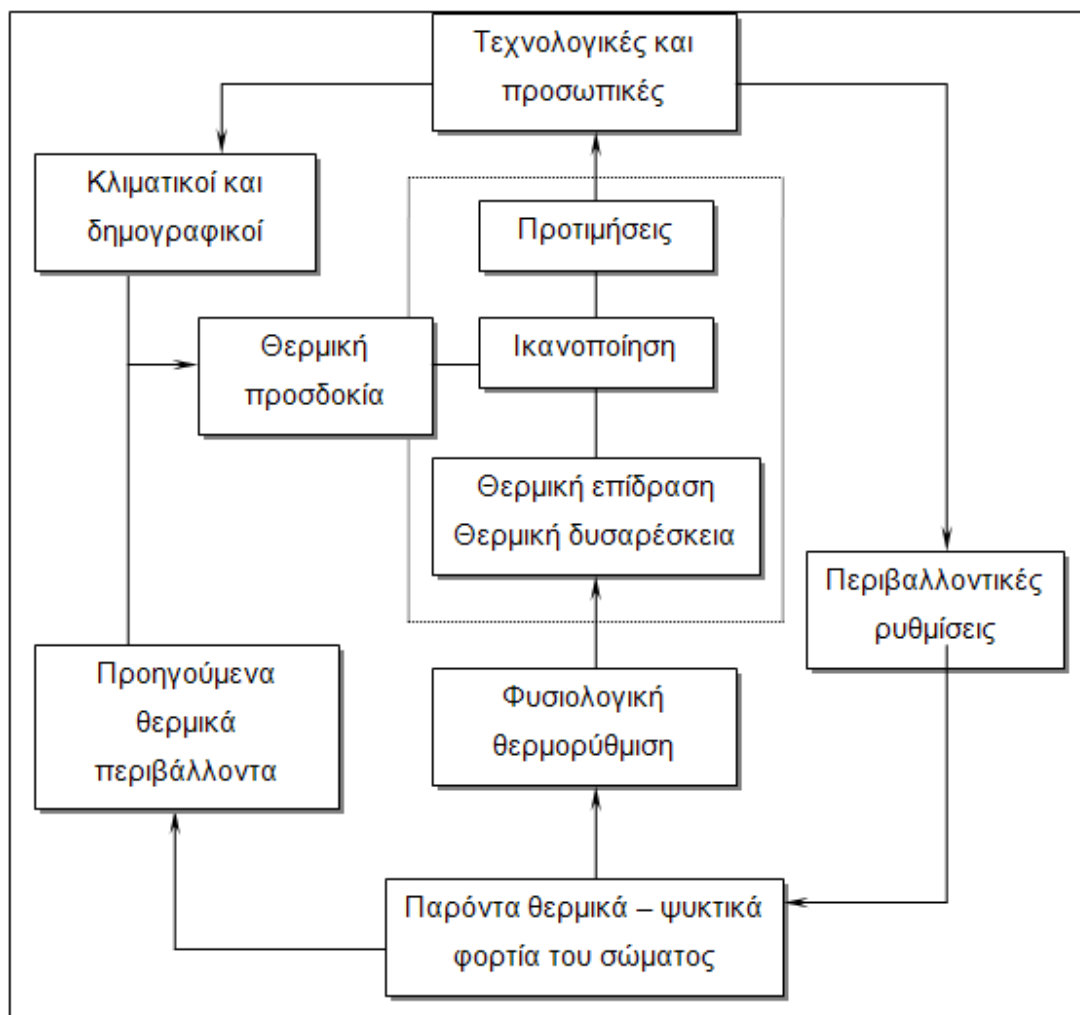
1. Δημογραφικοί παράγοντες (το φύλλο, η ηλικία, η οικονομική κατάσταση, το μορφωτικό επίπεδο).
2. Παράγοντες συναφείς με το εξωτερικό και εσωτερικό περιβάλλον (το εξωτερικό κλίμα, το τρίπτυχο σχεδιασμός – κατασκευή – λειτουργία του κτιρίου, η εποχή του χρόνου, η θέση του κτιρίου).
3. Παράγοντες συναφείς με τους χρήστες (ο τρόπος αλληλεπίδρασης των χρηστών με το περιβάλλον, ο τρόπος με τον οποίο οι χρήστες μεταβάλλουν τη συμπεριφορά τους όπως ο ρουχισμός ή η δραστηριότητά τους, η σταδιακή προσαρμογή των θερμικών τους προσδοκιών, ώστε να εναρμονίζονται με τα δεδομένα του θερμικού τους περιβάλλοντος).

Ο γενικός όρος της προσαρμογής στις θερμικές συνθήκες μεταφράζεται ως η σταδιακή υποβάθμιση των αποκρίσεων του οργανισμού στα συνεχή θερμικά ερεθίσματα του περιβάλλοντος και περιλαμβάνει όλες τις ενέργειες στις οποίες καταφεύγει ο χρήστης ενός χώρου (με τις οποίες το εσωτερικό κλίμα προσαρμόζεται στις προσωπικές προτιμήσεις του χρήστη ή στις συλλογικές προτιμήσεις μιας ομάδας χρηστών) ή ως οι αντιδράσεις ή ενέργειες των χρηστών ενός κτιρίου που εξυπηρετούν την επαναφορά της άνεσης μετά από την αλλαγή οποιασδήποτε παραμέτρου προς τέτοια κατεύθυνση, που να προκαλεί δυσφορία ή δυσαρέσκεια.

Στην διεθνή βιβλιογραφία παρουσιάζονται τρεις κατηγορίες προσαρμογής:

1. Ρυθμίσεις συμπεριφοράς
2. Φυσιολογικές ρυθμίσεις
3. Ψυχολογικές ρυθμίσεις

Η βασική υπόθεση της θεωρίας προσαρμογής είναι η εξής: η θερμοκρασία και η άνεση που προσδοκούν οι χρήστες του κτιρίου θα μετακινηθούν προς τέτοια κατεύθυνση, που ορίζεται από τις μέσες συνθήκες που βιώνουν οι χρήστες στην καθημερινή τους ζωή μέσα και έξω από το κτίριο (Διάγραμμα 4.3.1). [36]



Διάγραμμα 4.3.1. Το γενικό θερμικό μοντέλο προσαρμογής ως δυναμικό σύστημα.

Θερμοκρασία του ατμοσφαιρικού αέρα

Η θερμοκρασία του αέρα είναι αναμφισβήτητα καθοριστική παράμετρος όταν αναφερόμαστε στο εσωτερικό περιβάλλον του κτιρίου. Επηρεάζει την άνεση με πολλούς τρόπους και σε συνδυασμό με άλλους παράγοντες αποτελεί το κλειδί για το ενεργειακό ισοζύγιο μας, την αίσθηση του θερμικού περιβάλλοντος, την άνεση, τη δυσφορία και την αίσθηση της ποιότητας εσωτερικού αέρα. Οι παράμετροι που επηρεάζουν τη θερμοκρασία στο εσωτερικό των κτιρίων (Πίνακας 4.3.2) μπορούν να ενταχθούν σε τρεις κατηγορίες: το εξωτερικό περιβάλλον, το σχεδιασμό του κτιρίου και το σύστημα θέρμανσης, ψύξης και αερισμού.

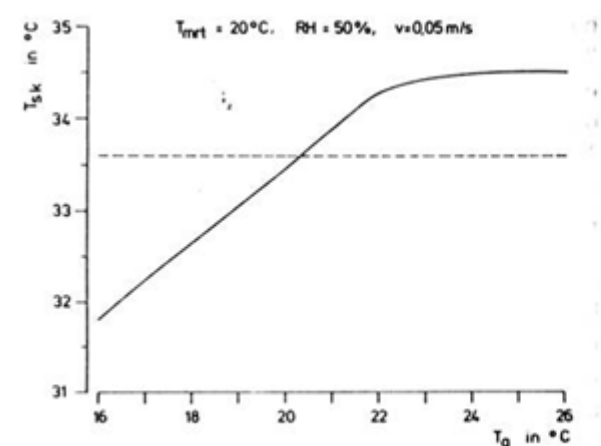
Το πρόβλημα που εντοπίζεται στη μελέτη της θερμοκρασίας ως παραμέτρου της θερμικής άνεσης έγκειται στο γεγονός ότι δεν υπάρχει μια τιμή της θερμοκρασίας που να αποτελεί τη βέλτιστη λύση, αλλά ένα πεδίο τιμών της ως συνάρτηση και άλλων

παραγόντων. Το σώμα μας αντιλαμβάνεται τη θερμοκρασία του αέρα (και των άλλων παραμέτρων του θερμικού περιβάλλοντος) από τα αισθητήρια όργανα του δέρματος και του υποθαλάμου ρυθμίζοντας τη θερμοκρασία του.

-
- ο Το εξωτερικό περιβάλλον
 - ο Ο προσανατολισμός του κτιρίου
 - ο Τα υλικά κατασκευής και τα υλικά θερμομόνωσης του κτιρίου
 - ο Ο τρόπος αερισμού του κτιρίου (μηχανικός ή φυσικός)
 - ο Ο τρόπος σχεδιασμού, κατασκευής, λειτουργίας και συντήρησης ενός μηχανικά αεριζόμενου κτιρίου
 - ο Ο τρόπος σχεδιασμού ενός φυσικά αεριζόμενου κτιρίου
 - ο Ο τρόπος σχεδιασμού, κατασκευής, λειτουργίας και συντήρησης του συστήματος θέρμανσης και του συστήματος ψύξης του κτιρίου
 - ο Ο τύπος και ο αριθμός των ηλεκτρικών συσκευών, μηχανημάτων ή εξοπλισμού γραφείων που υπάρχουν στο κτίριο και παράγουν θερμότητα (π.χ. οθόνες Η/Υ)
 - ο Ο τρόπος λειτουργίας του κτιρίου και των συστημάτων αερισμού, θέρμανσης και ψύξης από τους χρήστες του κτιρίου
-

Πίνακας 4.3.2. Παράμετροι που επηρεάζουν τη θερμοκρασία του αέρα στο εσωτερικό ενός κτιρίου

Πιο αναλυτικά, η θερμοκρασία επηρεάζει το ανθρώπινο σώμα και τις λειτουργίες ανταλλαγής ενέργειας υπό τη μορφή θερμότητας με το περιβάλλον. Η αύξηση της θερμοκρασίας του αέρα τείνει να μειώσει τις απώλειες θερμότητας με αγωγή και ακτινοβολία, ενώ αυξάνονται οι απώλειες θερμότητας λόγω εφίδρωσης. Η θερμοκρασία του αέρα επηρεάζει και τη μέση θερμοκρασία του δέρματος. Το φυσικό αυτό μέγεθος έχει εισαχθεί για την πληρέστερη αξιολόγηση της θερμικής άνεσης. Έρευνες του P. Horpe, που πραγματοποιήθηκαν με τη βοήθεια του μαθηματικού μοντέλου M.E.M.I., κατέληξαν στη συσχέτιση της θερμοκρασίας του αέρα και της μέσης θερμοκρασίας του δέρματος. [37] Όπως παρατηρούμε από το Διάγραμμα 4.3.2, η αύξηση της θερμοκρασίας του αέρα t_a οδηγεί σε συνεχή αύξηση της μέσης θερμοκρασίας του δέρματος έως και τους 21 °C. Η περαιτέρω αύξηση της t_a ενεργοποιεί το μηχανισμό της εφίδρωσης με άμεση συνέπεια τη ψύξη του δέρματος και γι' αυτό το λόγο η κλίση της ευθείας του Διαγράμματος 4.3.2 μειώνεται σημαντικά μετά τους 21 °C. Η μέση θερμοκρασία δέρματος που θεωρείται ως φυσιολογική, σε αντιστοιχία με τη θερμοκρασία ισορροπίας του σώματός μας στους 37,6 °C, είναι κοντά στους 33,5 °C, όπως φαίνεται και από την οριζόντια γραμμή του Διαγράμματος 4.3.2. Για τη διατήρηση αυτής της μέσης θερμοκρασίας δέρματος η θερμοκρασία του αέρα θα πρέπει να είναι κοντά στους 20 °C.



Συνθήκες μετρήσεων: άνδρας 35 ετών, τύπος ρουχισμού = 1 clo, καθιστική εργασία, μεταβολικός ρυθμός = 60W, μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας t_{ra} = 20 °C, σχετική υγρασία RH = 50%, ταχύτητα αέρα v = 0,05 m/s.

Διάγραμμα 4.3.2. Μεταβολή της θερμοκρασίας του αέρα t_a και της μέσης θερμοκρασίας του δέρματος t_{sk}

Δύο μεγέθη που επηρεάζουν επίσης ισχυρά τη θερμοκρασία άνεσης είναι ο τύπος του ρουχισμού και η μεταβολική δραστηριότητα. Στον Πίνακα 4.3.3 φαίνεται η μεταβολή της θερμοκρασία άνεσης καθώς μεταβάλλονται τα παραπάνω μεγέθη. [38] Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για τους υπολογισμούς είναι το MEMI.

Εργασία	Μεταβολική δραστηριότητα [W]	Ρουχισμός [clo]	Θερμοκρασία άνεσης $T_a(\text{comf})$ [°C]
Ηρεμία	0	0,5	31
	0	1,0	29
Καθιστική εργασία	43	0,5	27
	43	1,0	23
Ελαφριά εργασία	100	0,5	22
	100	1,0	16
Έντονη εργασία	20	0,5	12

Συνθήκες μετρήσεων: θερμοκρασία αέρα = μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας, πίεση ατμών = 10 hPa, ταχύτητα αέρα = 0,1 m/s.

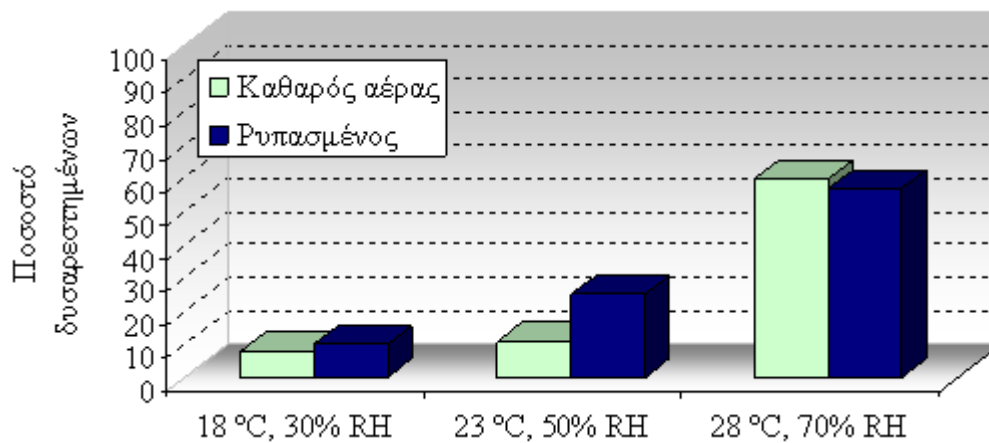
Πίνακας 4.3.3. Θερμοκρασία αέρα άνεσης σε σχέση με τη μεταβολική δραστηριότητα και τον τύπο του ρουχισμού

Η προδιαγραφή της θερμοκρασίας άνεσης, γενικότερα, είναι δύσκολη εξαιτίας κυρίως του μεγάλου αριθμού παραγόντων που επηρεάζουν τη διατήρηση μιας θερμοκρασίας σ' ένα χώρο και των παραγόντων που επηρεάζουν την 'καταγραφή' αυτής της θερμοκρασίας ως άνετης ή μη από το σώμα μας.

Η θερμοκρασία του αέρα πέρα από τη θερμική όχληση που προκαλεί στον άνθρωπο έχει αποδειχθεί ότι επιτείνει πολλά από τα συμπτώματα του Συνδρόμου του

Άρρωστου Κτιρίου (ΣΑΚ). Το αίσθημα ξηρασίας και ο ερεθισμός των ματιών αποτελούν δύο από τα παραπάνω συμπτώματα. Για παράδειγμα, αυξημένη θερμοκρασία αέρα σε συνδυασμό με αυξημένη ταχύτητα αέρα και χαμηλή υγρασία προκαλεί αύξηση της εξάτμισης από την επιφάνεια των ματιών, η οποία με τη σειρά της καθιστά τα μάτια πιο ευαίσθητα στα αιωρούμενα σωματίδια και σε άλλους ρύπους. Επιπρόσθετα, έχουν έρθει στο φως μελέτες που συσχετίζουν την αίσθηση της ποιότητας εσωτερικού αέρα με τη θερμοκρασία (και τη σχετική υγρασία). Η αλληλεξάρτηση μεταξύ της ΠΕΑ και του θερμικού περιβάλλοντος αποτελεί την πιο σημαντική αλληλεπίδραση από οποιεσδήποτε άλλες. Σημαντικές μελέτες αποδεικνύουν πως μεταβολές σε οποιονδήποτε παράγοντα μπορεί να προκαλέσουν μεταβολές στην αίσθηση των άλλων. Ως εκ τούτου, μεταβολές είτε της ΠΕΑ είτε του θερμικού περιβάλλοντος επιδρούν στην απόκριση των ανθρώπων. Μεταβολές στη θερμοκρασία (και υγρασία) έχει αποδειχθεί πως επηρεάζουν τις αντιδράσεις των ανθρώπων και την αίσθηση τους σε σχέση με το χημικό περιεχόμενο του αέρα. Αντίστοιχα βέβαια, μεταβολές της ΠΕΑ μπορούν να προκαλέσουν αλλαγές στην αίσθηση του θερμικού περιβάλλοντος από τους ανθρώπους. Οι μελέτες του Fang είναι ιδιαίτερα χαρακτηριστικές και καταδεικνύουν τη συσχέτιση της θερμοκρασίας (και της υγρασίας) όχι μόνο σε ότι αφορά τη θερμική άνεση αλλά και την αντίληψη της ΠΕΑ. [7,8] Οι εργαστηριακές μετρήσεις αφορούσαν τόσο στην έκθεση μόνο του προσώπου όσο και ολόκληρου του σώματος. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τη σημαντική μείωση της αποδοχής του αέρα όταν αυξάνεται η θερμοκρασία και η σχετική υγρασία. Επίσης, η αποδοχή του αέρα και η ενθαλπία του παρουσιάζουν γραμμική σχέση.

Στο Διάγραμμα 4.3.3 παρουσιάζεται το ποσοστό των δυσανεσθημένων ανθρώπων σε σχέση με την αίσθηση τόσο του καθαρού όσο και του ρυπασμένου αέρα για τρεις κλάσεις ζεύγους τιμών θερμοκρασίας και σχετικής υγρασίας: 18 °C – 30%, 23 °C – 50% και τέλος 28 °C και 70%. Στο διάγραμμα φαίνεται καθαρά ότι το ποσοστό των δυσανεσθημένων μειώνεται, όταν ελαττώνεται η θερμοκρασία και σχετική υγρασία του αέρα. Για παράδειγμα, στην περίπτωση που ο αέρας είναι ρυπασμένος το ποσοστό των δυσανεσθημένων ανέρχεται σε 25% για θερμοκρασία 23 °C και σχετική υγρασία 50%, τη στιγμή που το ποσοστό αυτό μειώνεται σε 10% αν η θερμοκρασία και σχετική υγρασία πάρουν τιμές 18 °C και 30% αντίστοιχα. Στην περίπτωση της θερμοκρασίας των 28 °C και 70% σχετικής υγρασίας, η μείωση τους θα αποτελούσε ακόμα πιο αποτελεσματικό τρόπο βελτίωσης της ΠΕΑ.



Διάγραμμα 4.3.3. Σύγκριση του ποσοστού δυσανεσσημένων σχετικά με την αίσθηση του καθαρού και του ρυπασμένου αέρα για τρεις κλάσεις ζεύγους τιμών θερμοκρασίας και σχετικής υγρασίας: 18 0C – 30%, 23 0C – 50% και τέλος 28 0C

Τέλος, τα επίπεδα της θερμοκρασίας (και υγρασίας) μπορούν να επιδράσουν αρνητικά και ως προς τον ρυθμό εκπομπής ρύπων από τις πηγές τους. Για παράδειγμα, αυξημένη θερμοκρασία οδηγεί σε αυξημένους ρυθμούς εκπομπής φορμαλδεΐδης από τα υλικά. Αντίστροφα, ο ρυθμός εκπομπής φορμαλδεΐδης είναι μικρότερος όταν τα επίπεδα θερμοκρασίας είναι και αυτά χαμηλότερα. [39] Η σημασία των εσωκλιματικών συνθηκών στα επίπεδα της φορμαλδεΐδης σε ένα τροχόσπιτο υπό ελεγχόμενες συνθήκες του εσωτερικού περιβάλλοντος παρουσιάζεται στον Πίνακα 4.3.4. [40] Η μείωση της θερμοκρασίας από τους 30 °C στους 20 °C με σταθερή σχετική υγρασία στα επίπεδα του 70% οδηγεί σε μείωση της συγκέντρωσης φορμαλδεΐδης κατά 67%. Αντίστοιχα, η ελάττωση της σχετικής υγρασίας από 70% σε 30% με σταθερή θερμοκρασία 30 °C έχει ως επακόλουθο τη μείωση της συγκέντρωσης φορμαλδεΐδης κατά 36%.

Γενικότερα, η εκπομπή ρύπων από τα υλικά είναι αποτέλεσμα διάφορων διεργασιών μεταφοράς μάζας που δημιουργούν ένα σύνθετο φαινόμενο. Ωστόσο, η εκπομπή ρύπων μπορεί να θεωρηθεί ότι πηγάζει από δύο κύριες διεργασίες, τη διάχυση μέσα στο υλικό και τις εκπομπές στην επιφάνειά του. Η διάχυση μέσα στο υλικό είναι συνάρτηση της συγκέντρωσης, της πίεσης, της θερμοκρασίας ή της βαθμωτής μεταβολής της πυκνότητας. Οι εκπομπές μεταξύ επιφάνειας και του υπερκείμενου αέρα εξαρτώνται από διάφορους μηχανισμούς όπως η εξάτμιση και η συναγωγή. Τα αποτελέσματα της βιβλιογραφικής έρευνας υποδηλώνουν ότι τόσο η θερμοκρασία

Θερμοκρασία °C ±1	Σχετική υγρασία % ±5%	Συγκέντρωση φορμαλδεΐδης (ppm)	Ποσοστό επί της μέγιστης τιμής (%)
30	70	0,36	100
25	70	0,29	81
30	50	0,28	78
30	30	0,23	64
25	50	0,17	47
25	30	0,14	39
20	70	0,12	33
20	50	0,09	25
20	30	0,07	19

Πίνακας 4.3.4 Επίδραση της θερμοκρασίας και της σχετικής υγρασίας στη συγκέντρωση φορμαλδεΐδης σε ένα τροχόσπιτο υπό ελεγχόμενες εσωκλιματικές συνθήκες

όσο και η σχετική υγρασία έχουν σημαντική επίδραση στις εκπομπές από τα χρώματα και το βερνίκι. [41] Ανάλογα, στο εύρος 30-70% σχετικής υγρασίας, η αύξηση της τελευταίας αυξάνει σημαντικά τις χημικές εκπομπές από δύο υλικά με βάση το νερό, το ακρυλικό βερνίκι πατωμάτων και τα χρώματα τοίχου. [42] Ωστόσο, στην ίδια έρευνα η μεταβολή της θερμοκρασίας στο εύρος 18-28 °C έχει μόνο μικρή επίδραση στις εκπομπές από 5 κοινά υλικά των κτιρίων. Η επίδραση τόσο της θερμοκρασίας όσο και της σχετικής υγρασίας στις εκπομπές είναι μεγαλύτερη τις πρώτες ώρες, ενώ μειώνεται σημαντικά με το πέρασ κάποιων ωρών. [42]

Σχετική υγρασία του ατμοσφαιρικού αέρα

Η υγρασία (μαζί με τη μέση θερμοκρασία ακτινοβολίας) αποτελεί ένα από τα δυσκολότερα μεγέθη κατά την αξιολόγηση του εσωκλίματος και εκφράζεται με σχετικούς και απόλυτους όρους. Ως ορισμός, η υγρασία είναι το ποσό των υδρατμών που υπάρχει στον αέρα. Η σχετική υγρασία, που χρησιμοποιείται συχνότατα στην αξιολόγηση της θερμικής άνεσης, εκφράζεται ως ποσοστό του κορεσμένου αέρα σε υδρατμούς. Η σχετική υγρασία επενεργεί στην εξάτμιση του νερού από την επιδερμίδα μεταβάλλοντας τη θερμοκρασία του δέρματος και επηρεάζοντας το

θερμικό ισοζύγιο του σώματος. Συνοπτικά, η υγρασία του αέρα επηρεάζει τους εξής τρεις μηχανισμούς του σώματός μας:

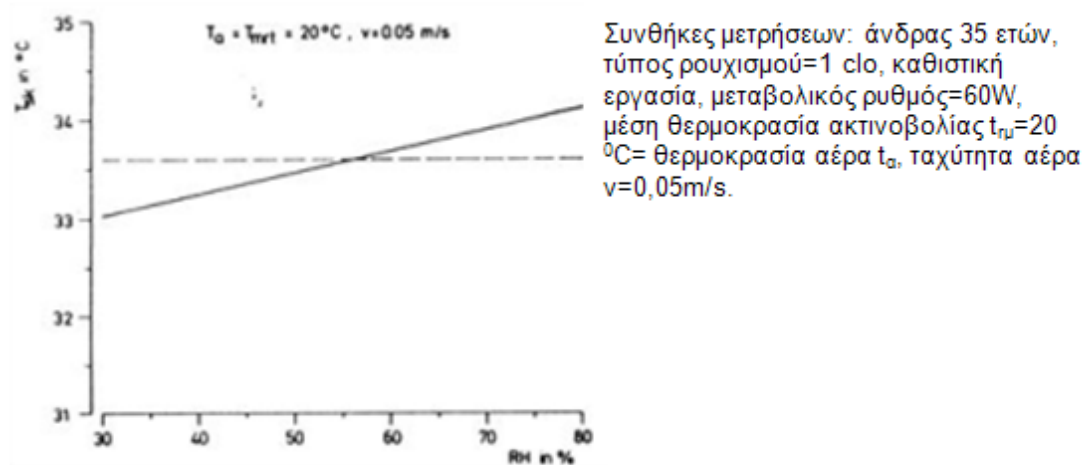
- το μηχανισμό διάχυσης των υγρών υπό τη μορφή αερίων του σώματός μας μέσω του δέρματος,
- το μηχανισμό εξάτμισης του ιδρώτα από την επιφάνεια του δέρματος και
- το μηχανισμό ύγρυνσης του εισπνεόμενου αέρα.

Οι μηχανισμοί της διάχυσης και της εξάτμισης εξαρτώνται άμεσα από τη σχετική υγρασία του αέρα. Αν το περιεχόμενο του αέρα είναι υψηλό σε υδρατμούς (σχετική υγρασία μεγαλύτερη από 60–70%) και η θερμοκρασία του αέρα υψηλή, το σώμα μας ενεργοποιεί το μηχανισμό της εφίδρωσης. Ωστόσο, η εξάτμιση του ιδρώτα είναι αδύνατη σε αέρα με υψηλό περιεχόμενο υδρατμών και έτσι ο ιδρώτας παραμένει στο δέρμα διαβρέχοντας το. Η κατάσταση αυτή οδηγεί το σώμα μας στο να αισθάνεται τον αέρα πιο ζεστό απ' όσο πραγματικά είναι και η ατμόσφαιρα να μοιάζει να είναι κολλώδης. Αντίθετα, το μικρό περιεχόμενο υδρατμών του αέρα (σχετική υγρασία μικρότερη από 30%) καθιστά εφικτή την εξάτμιση μεγάλων ποσοτήτων υγρών, άρα και του ιδρώτα του δέρματος.

Πέρα από τις παραπάνω επιδράσεις της υγρασίας, περαιτέρω έρευνες έχουν γίνει για την εξακρίβωση της σχέσης των τιμών της σχετικής υγρασίας με το δέρμα και την αναπνευστική οδό. Το Διάγραμμα 4 παρουσιάζει τη μέση θερμοκρασία του δέρματος σε σχέση με τη μεταβολή της σχετικής υγρασίας. Στο διάγραμμα φαίνεται καθαρά η μικρή επίδραση της σχετικής υγρασίας στη μέση θερμοκρασία του δέρματος (50% μεταβολή σχετικής υγρασίας, επιφέρει μεταβολή 1,2–1,3 °C της μέσης θερμοκρασίας δέρματος). [37]

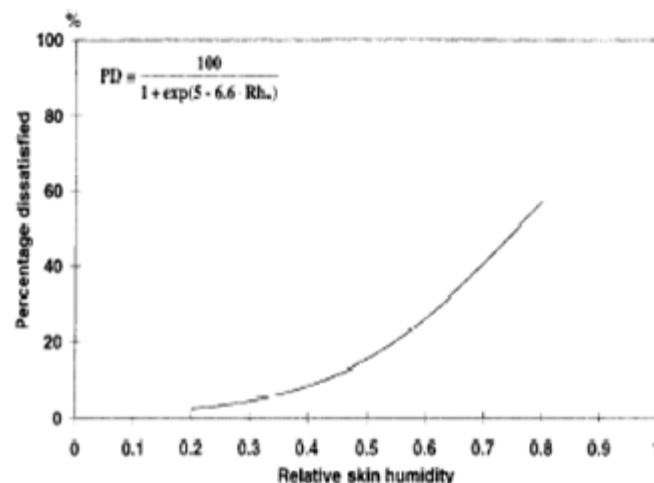
Σε γενικές γραμμές, η ανοσοποιητική ικανότητα του δέρματος μειώνεται όταν το δέρμα δεν υγραίνεται επαρκώς. Απ' την άλλη μεριά, το αίσθημα της δυσαρέσκειας εμφανίζεται όταν το δέρμα είναι έντονα βρεγμένο υπό την παρουσία υψηλών θερμοκρασιών, υψηλής σχετικής υγρασίας και δραστηριότητας εντονότερης της καθιστικής. Η έννοια της διαβροχής του δέρματος μελετάται από το 1937, χρονιά κατά την οποία ο Gagge έδωσε τον παρακάτω ορισμό: 'η διαβροχή του δέρματος είναι η διαφορά μεταξύ της πραγματικής απώλειας θερμότητας λόγω εξάτμισης του ιδρώτα προς τη μέγιστη που μπορεί να επιτευχθεί υπό τις ίδιες περιβαλλοντικές συνθήκες'. [43] Εναλλακτικά, η διαβροχή του δέρματος μπορεί να οριστεί λαμβάνοντας υπόψη την επιφάνεια του σώματος που είναι καλυμμένο με ιδρώτα λόγω εφίδρωσης. Η διαβροχή του δέρματος δηλώνει την ένταση που επιβάλλεται στο

θερμορυθμιστικό σύστημα του σώματος και αποτελεί πολύ καλό δείκτη δυσaráσκειας.



Διάγραμμα 4.3.4. Μεταβολή της σχετικής υγρασίας του αέρα και της μέσης θερμοκρασίας του δέρματος t_{sk}

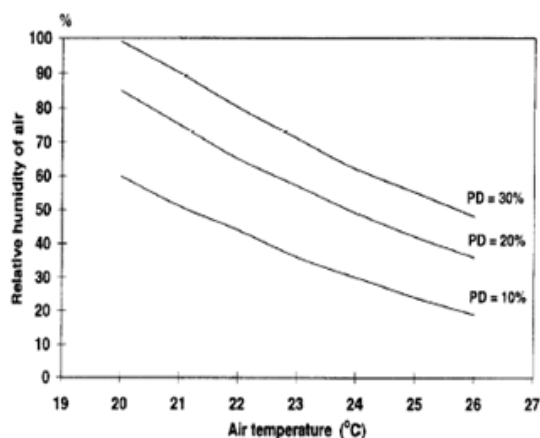
Οι παραπάνω μηχανισμοί και μεγέθη μελετήθηκαν από τον John Toftum με στόχο τον προσδιορισμό του ορίου διαβροχής του δέρματος και των άνω ορίων σχετικής υγρασίας, ώστε να αποφευχθεί το αίσθημα της δυσaráσκειας. Τα αποτελέσματα της παραπάνω μελέτης απέδειξαν ότι η κατάσταση του δέρματος είναι λιγότερη αποδεκτή καθώς αυξάνεται η σχετική υγρασία του δέρματος. [44] Το Διάγραμμα 4.3.5 αναπαριστά ακριβώς αυτό το συμπέρασμα.



Διάγραμμα 4.3.5. Ποσοστό δυσαρεστημένων χρηστών, σε σχέση με τη σχετική υγρασία του δέρματος

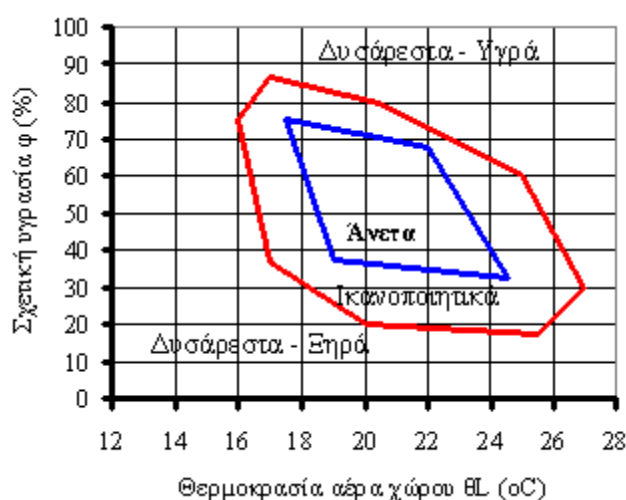
Η επίδραση της υγρασίας του αέρα στην αναπνευστική οδό λαμβάνει χώρα για δύο λόγους. Πρώτον, οι βλεννώδεις μεμβράνες της αναπνευστικής οδού ψύχονται κατά την εισπνοή του αέρα. Η ψύξη αυτή παίζει κυρίαρχο ρόλο στην αντίληψη του θερμικού περιβάλλοντος. Δεύτερον, η αναπνευστική οδός δρα ως ένα σύστημα κλιματισμού που ρυθμίζει την υγρασία και τη θερμοκρασία του εισπνεόμενου αέρα, πριν αυτός φτάσει στους πνεύμονες. Το σημείο της αναπνευστικής οδού στο οποίο γίνεται ο κλιματισμός του αέρα εξαρτάται από τη θερμοκρασία και το περιεχόμενο σε υδατμούς του εισπνεόμενου αέρα. Σε χαμηλούς ρυθμούς αναπνοής και τυπικές τιμές θερμοκρασίας και υγρασίας, ο κλιματισμός του αέρα γίνεται στο άνω μέρος της αναπνευστικής οδού. Να σημειωθεί ότι ο μηχανισμός της ψύξης μέσω του εισπνεόμενου αέρα είναι ένας πολύπλοκος μηχανισμός στον οποίο λαμβάνει χώρα ανταλλαγή ενέργειας υπό τη μορφή θερμότητας μέσω εξάτμισης και μεταφοράς. Σε υψηλή θερμοκρασία και υγρασία η ικανότητα της αναπνευστικής οδού για ψύξη του εισπνεόμενου αέρα μειώνεται και ο αέρας μοιάζει να είναι αποπνικτικός και θερμότερος απ' όσο πραγματικά είναι. Στην περίπτωση κατά την οποία η υγρασία του αέρα είναι πολύ χαμηλή, ο κίνδυνος να ξηραθούν οι βλεννώδεις μεμβράνες είναι μεγάλος. Η ξηρότητα των μεμβρανών μειώνει την προστατευτική τους ισχύ και ο καθαρισμός του αέρα, μαζί με τον κλιματισμό του πριν αυτός φτάσει στους πνεύμονες, που γίνεται στην αναπνευστική οδό δεν είναι δυνατός.

Στο Διάγραμμα 4.3.6 παρουσιάζεται η σχέση μεταξύ της υγρασίας και της θερμοκρασίας του αέρα ανάλογα με το ποσοστό των δυσανεσθημένων χρηστών. [45] Η δυσανεσθεια αφορά σ' αυτή την περίπτωση μόνο την αίσθηση που προκαλεί ο αέρας στην αναπνευστική οδό. Το Διάγραμμα 4.3.6 επιβεβαιώνει πλήρως τη σχέση ανάμεσα στην υγρασία, στη θερμοκρασία και στη θερμική αίσθηση του αέρα κατά την αναπνοή.



Διάγραμμα 4.3.6. Σχέση που συνδέει τη θερμοκρασία του αέρα, τη σχετική του υγρασία και το ποσοστό των δυσανεσθημένων χρηστών που συνδέεται με την αίσθηση του αέρα στην αναπνευστική οδό.

Τα αποδεκτά όρια σχετικής υγρασίας του αέρα είναι λιγότερο σαφή από αυτά της θερμοκρασίας με το ανώτερο επιτρεπτό επίπεδο της να εξακολουθεί ακόμη να βρίσκεται υπό μελέτη. Όπως και στην περίπτωση της θερμοκρασίας του αέρα, τα αποδεκτά όρια της σχετικής υγρασίας για την επίτευξη θερμικής άνεσης εξαρτώνται από συνδυασμό παραμέτρων. Το ζήτημα της θερμικής άνεσης είναι λοιπόν πολυπαραγοντικό με τη θερμοκρασία του αέρα, ιδιαίτερα, να παίζει κρίσιμο ρόλο στον προσδιορισμό της αποδεκτής σχετικής υγρασίας. Ως αποτέλεσμα του παραπάνω γεγονότος, τα διαγράμματα θερμικής άνεσης όπως αυτά της σχετικής υγρασίας σε συνάρτηση της θερμοκρασίας (Διάγραμμα 4.3.7) οριοθετούν το πεδίο θερμικής ευεξίας και προσδιορίζουν το κατάλληλο ζεύγος τιμών θερμοκρασίας και σχετικής υγρασίας.



Διάγραμμα 7. Διάγραμμα θερμικής άνεσης θερμοκρασίας και σχετικής υγρασίας

Σε σχέση με την ΠΕΑ, η σχετική υγρασία συνδέεται άμεσα διότι το δέρμα και η αναπνευστική οδός σχετίζονται με τον αέρα και το ποσό των υδρατμών που περιέχει. Αυτό οφείλεται αφενός στο γεγονός ότι η ανοσοποιητική ικανότητα του δέρματος μειώνεται όταν το δέρμα δεν υγραίνεται επαρκώς, αφετέρου διότι η ψύξη των βλεννωδών μεμβρανών της αναπνευστικής οδού διαδραματίζει κυρίαρχο ρόλο στην αντίληψη του θερμικού περιβάλλοντος και της ποιότητας του αέρα. Η αίσθηση του 'μπαγιάτικου' αέρα, η εντονότερη αίσθηση διάφορων οσμών, η ξηρότητα του δέρματος που προκαλεί φαγούρα, εξανθήματα και αλλεργικές αντιδράσεις, η δυσφορία από την αύξηση των δυνάμεων συνάφειας μεταξύ του δέρματος και των ινών των υφασμάτων των ρούχων είναι μερικές επιπτώσεις που σχετίζονται με τη σχετική υγρασία. Η σχετική υγρασία είναι επίσης ιδιαίτερα κρίσιμη παράμετρος για την ΠΕΑ για το λόγο ότι πιθανή συμπύκνωση των υδρατμών του αέρα οδηγεί στην

εμφάνιση μούχλας και αποτελεί ευνοϊκό περιβάλλον για το σχηματισμό και την ανάπτυξη μικροοργανισμών που απειλούν την υγεία των ανθρώπων.

Κεφάλαιο 5

Υλοποίηση Νευρωνικών Δικτύων

5. Υλοποίηση Νευρωνικών Δικτύων

Όπως έχει προαναφερθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι μια ιδιαίτερα περίπλοκη μηχανή ικανή να λύνει τα πιο σύνθετα προβλήματα. Αν και έχουμε μια καλή κατανόηση για τις βασικές διαδικασίες με τις οποίες λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος, είμαστε ακόμα μακριά από την κατανόηση όλων εκείνων των λειτουργιών που χαρακτηρίζουν την λειτουργία του. Προκειμένου να γίνει κατανοητή η λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Networks- ANN), θα πρέπει να υπάρξει μια βασική γνώση για το πώς λειτουργούν τα συστατικά μέρη του εγκεφάλου.

Ο εγκέφαλος είναι μέρος του κεντρικού νευρικού συστήματος και αποτελείται από ένα πολύ μεγάλο αριθμό νευρώνων. Η συνδεσμολογία αυτών είναι πραγματικά πολύπλοκη για τον λόγο αυτό θα γίνει μια μικρή εισαγωγή ώστε να γίνουν κατανοητές κάποιες λεπτομέρειες και να καταστεί εύκολη η κατανόηση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Το κέντρο του νευρώνα καλείται πυρήνας. Ο πυρήνας συνδέεται με άλλους πυρήνες με τη βοήθεια των δενδριτών και του νευρίτη. Αυτή η σύνδεση καλείται συναπτική σύνδεση. Ο κάθε νευρώνας μπορεί να πυροδοτήσει ηλεκτρικούς σφυγμούς μέσω των συναπτικών συνδέσεων του, οι οποίοι παραλαμβάνεται από τους δενδρίτες άλλων νευρώνων. Όταν ένας νευρώνας λάβει αρκετούς ηλεκτρικούς σφυγμούς μέσω των δενδριτών του, ενεργοποιείται και πυροδοτεί ο ίδιος μέσω του νευρίτη του. Κατ' αυτό τον τρόπο οι πληροφορίες μπορούν να διαδοθούν μέσω του νευρωνικού δικτύου του εγκεφάλου. Οι συναπτικές συνδέσεις καθώς επίσης και το ποσό εισερχόμενων σφυγμών που απαιτούνται για μια πυροδότηση αλλάζουν κατά την διάρκεια ζωής ενός νευρώνα. Αυτή η συμπεριφορά επιτρέπει στο NN την δυνατότητα να μάθει. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από ένα αριθμό 10^{11} νευρώνων που διασυνδέονται μεταξύ τους με περίπου 10^{15} συνδέσεις.

Στον ανθρώπινο εγκέφαλο οι νευρώνες συνδέονται με έναν φαινομενικά τυχαίο τρόπο και στέλνουν τις σήματα προς άλλους νευρώνες ασύγχρονα. Αντίθετα όταν δημιουργούμε ANNs, οι νευρώνες διατάσσονται συνήθως σε επίπεδα με τις συνδέσεις τους να ενώνουν τα επίπεδα μεταξύ τους. Το πρώτο επίπεδο περιέχει τους νευρώνες εισόδου και το τελευταίο επίπεδο περιέχει τους νευρώνες εξόδου. Μεταξύ αυτών των επιπέδων υπάρχουν κάποια κρυφά επίπεδα όπου οι σταθμισμένες συνδέσεις από ή προς αυτά τα επίπεδα καθορίζουν το πόσο καλά λειτουργεί το ANN. Στην πραγματικότητα αυτό που συμβαίνει είναι να δίνονται στο νευρωνικό δίκτυο κάποια παραδείγματα ώστε να προσαρμόσει τα βάρη του με τέτοιο

τρόπο που να παράγει τις ίδιες εξόδους με τα παραδείγματα. Αυτό που στοχεύουμε είναι για άγνωστες προς το ANN εισόδους να παράγει τις σωστές εξόδους.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία πρέπει να υλοποιηθεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο το οποίο αφού θα εκπαιδευτεί θα έχει την ικανότητα να προβλέπει την ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη και θέρμανση σε κτίρια γραφείων καθώς επίσης και τη θερμική άνεση των εργαζομένων όταν του δοθούν έγκυρες μεταβλητές εισόδου. Οι μεταβλητές αυτές εισόδου καθώς και οι εξοδοί έχουν περιγραφεί αναλυτικά στο προηγούμενο κεφάλαιο. Η υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων που θα περιγραφούν παρακάτω δεν έγινε με την βοήθεια του εργαλείου Matlab όπως είχε σχεδιαστεί από την αρχή για λόγους ανικανότητας του εργαλείου αυτού να υλοποιήσει ένα έγκυρο νευρωνικό δίκτυο σε χρονικό διάστημα που είναι λογικό. Η υλοποίηση έγινε με μια open source βιβλιοθήκη που βρέθηκε στο web, ονόματι Fast Artificial Neural Network Library- FANN την οποία υποστηρίζει η γνωστή σε όλους γλώσσα προγραμματισμού C. Ο λόγος για την προτίμηση της βιβλιοθήκης αυτής είναι η ικανότητα της να εκπαιδεύει ένα νευρωνικό δίκτυο μέχρι και 150 φορές γρηγορότερα από το εργαλείο Matlab. Οι απαραίτητες γνώσεις που πρέπει να έχει κάποιος για να χρησιμοποιήσει την βιβλιοθήκη αυτή περιγράφονται στην παράγραφο που ακολουθεί.

5.1. Εγχειρίδιο βιβλιοθήκης FANN

Ένα ANN οργανώνεται κανονικά με δύο διαφορετικούς τρόπους. Αρχικά έχουμε την διαδικασία εκπαίδευσης και στην συνέχεια την εκτέλεση του NN με άγνωστα προς αυτό δεδομένα εισόδου. Αν και είναι δυνατό να γίνει αυτό στο ίδιο πρόγραμμα, η χρησιμοποίηση δύο διαφορετικών προγραμμάτων προτιμήθηκε. Ο λόγος για τον οποίο προτιμήθηκε να οργανωθεί η υλοποίηση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου σε δύο διαφορετικά προγράμματα είναι το γεγονός ότι ένα ANN εκπαιδεύεται μόνο μία φορά ενώ εκτελείται πολλές φορές.

Πριν την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου πρέπει με κάποιο τρόπο να δοθεί το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training data set). Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης οργανώνεται σε ένα αρχείο τύπου κειμένου (.txt) το οποίο θα έχει την μορφή που φαίνεται στο σχήμα 5.1.1. Στο παράδειγμα που φαίνεται στο σχήμα, στην πρώτη γραμμή δηλώνεται πρώτα ο αριθμός των συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης, στην συνέχεια ο αριθμός των εισόδων και τέλος ο αριθμός των εξόδων τα οποία θα δεχτεί το νευρωνικό δίκτυο. Άρα στο παράδειγμα του σχήματος 5.1.1 στα δεδομένα εκπαίδευσης θα περιέχονται εικοσιέξι μεταβλητές εισόδου, δώδεκα σύνολα παραδειγμάτων εισόδων- εξόδων και τρεις μεταβλητές εξόδου. Στην συνέχεια τα

```

12 26 3

0.103 0.016 0.054 0.060 0.113 0.010 0.010 0.048 0.056
0.003 0.010 0.035 0.014 0.065 0.075 0.013 0.000 0.051
0.083 0.111 0.030 0.008 0.019 0.000 0.016 0.000

1 0 0

0.076 0.010 0.022 0.039 0.151 0.013 0.009 0.009 0.081
0.001 0.000 0.058 0.024 0.074 0.061 0.030 0.011 0.069
0.100 0.074 0.059 0.015 0.000 0.009 0.003 0.003

0 1 0

0.088 0.016 0.030 0.034 0.089 0.004 0.011 0.023 0.071
0.032 0.030 0.025 0.047 0.058 0.093 0.040 0.000 0.062
0.044 0.035 0.039 0.002 0.044 0.000 0.037 0.046

0 0 1

...

```

Σχήμα 5.1.1 Μορφοποίηση εισόδων εκπαίδευσης ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν από την βιβλιοθήκη FANN

```

#include "fann.h"

int main()
{
    struct fann *ann = fann_create(1, 0.7, 3, 26, 13, 3);
    fann_train_on_file(ann, "frequencies.data", 200, 10,
        0.0001);
    fann_save(ann, "language_classify.net");
    fann_destroy(ann);
    return 0;
}

```

Σχήμα 5.1.2 Βασικός κώδικας εκπαίδευσης σε C

δεδομένα εκπαίδευσης οργανώνονται σε μορφή όπου μία γραμμή περιέχει τις μεταβλητές εισόδου και η ακριβώς επόμενη τις εξόδους που αντιστοιχούν στις παραπάνω εισόδους. Αυτό επαναλαμβάνεται για όλο το σύνολο δεδομένων εισόδου.

Στο σχήμα 5.1.2 φαίνεται η ευκολία που παρουσιάζεται μέσω της βιβλιοθήκης FANN στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας απλά τέσσερις συναρτήσεις. Οι τέσσερις βασικές συναρτήσεις που είναι απαραίτητες για την εκπαίδευση και την δημιουργία ενός νευρωνικού δικτύου είναι οι: `fann_create`, `fann_train_on_file`, `fann_save` και `fann_destroy`. Η συνάρτηση `struct fann *ann = fann_create (float connection rate, float learning rate, unsigned int num layers,...)` χρησιμοποιείται για να δημιουργηθεί ένα πλήρως συνδεδεμένο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Μέσα σε αυτή την συνάρτηση παρατηρείται το όρισμα `learning rate` (ρυθμός εκμάθησης) το οποίο χρησιμοποιείται για να κάνει τον αλγόριθμο εκπαίδευσης πιο «επιθετικό». Με τις υπόλοιπες μεταβλητές περιγράφεται η δομή του νευρωνικού δικτύου. Πιο συγκεκριμένα στο παράδειγμα που δίνεται στο σχήμα 5.1.2 το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία επίπεδα. Ένα επίπεδο εισόδου ένα επίπεδο εξόδου και ένα κρυφό επίπεδο. Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από 26 νευρώνες το κρυφό επίπεδο από 13 νευρώνες και το επίπεδο εξόδου από τρεις νευρώνες. Ο αριθμός επιπέδων και ο αριθμός νευρώνων στο κρυμμένο στρώμα επιλέγονται πειραματικά, δεδομένου ότι δεν υπάρχει πραγματικά κανένας εμπειρικός κανόνας που να δίνει τον σωστό αριθμό αυτών των παραμέτρων για κάθε ένα από τα προβλήματα προς λύση. Βοηθά, εντούτοις, η γνώση ότι το ANN μαθαίνει με τη ρύθμιση των βαρών, έτσι εάν μια ANN περιέχει περισσότερους νευρώνες και ως συνέπεια αυτού περισσότερα βάρη μπορεί να μάθει όλο και πιο περίπλοκα προβλήματα. Αντίθετα η ύπαρξη πάρα πολλών βαρών μπορεί να προκαλέσει πρόβλημα. Αυτό γιατί κατά την εκπαίδευση το ANN από την εκμάθηση μπορεί να μάθει απλά τις εισόδους και τις εξόδους με τις οποίες εκπαιδεύτηκε παρά τους γενικούς κανόνες που διέπουν τις αλληλεξαρτήσεις που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα της εκπαίδευσης. Το φαινόμενο αυτό λέγεται *overtraining*.

Η συνάρτηση `void train_on_file(struct fann *ann, char *filename, unsigned int max_epochs between reports, float desired error)` είναι αυτή με την οποία γίνεται η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Η εκπαίδευση γίνεται με τέτοιο τρόπο που τα βάρη να πάρουν τέτοιες τιμές ώστε οι εξοδοί του νευρωνικού να ταιριάζουν με τις εξόδους στο αρχείο που περιέχονται τα δεδομένα εκπαίδευσης. Ένας κύκλος κατά τον οποίο τα βάρη ρυθμίζονται για να ταιριάζουν με τις εξόδους του αρχείου

εκπαίδευσης καλείται εποχή. Σε αυτό το παράδειγμα ο μέγιστος αριθμός εποχών έχει τεθεί 200, καθώς θα εμφανίζεται μια εκτύπωση της τιμής του μέσου τετραγωνικού

```
Max epochs      200. Desired error: 0.0001000000
Epochs         1. Current error: 0.7464869022
Epochs        10. Current error: 0.7226278782
Epochs        20. Current error: 0.6682052612
Epochs        30. Current error: 0.6573708057
Epochs        40. Current error: 0.5314316154
Epochs        50. Current error: 0.0589125119
Epochs        57. Current error: 0.0000702030
```

Σχήμα 5.1.3 Εκτυπώσεις στην κονσόλα κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης.

```
int main(int argc, char* argv[])
{
    if(argc != 2) error("Remember to specify an input file");
    struct fann *ann = fann_create_from_file(
        "language_classify.net");

    float frequencies[26];
    generate_frequencies(argv[1], frequencies);

    float *output = fann_run(ann, frequencies);
    std::cout << "English: " << output[0] << std::endl
              << "French : " << output[1] << std::endl
              << "Polish : " << output[2] << std::endl;

    return 0;
}
```

Σχήμα 5.1.4 Παράδειγμα κώδικα σε C τρέξιμο νευρωνικού δικτύου

λάθος (Mean Square Error) κάθε 10 εποχές. Το μέσο τετραγωνικό λάθος είναι η μέση τιμή της υψωμένης στο τετράγωνο διαφοράς μεταξύ της πραγματικής και επιθυμητής εξόδου του ANN. Ένα μικρό μέσο τετραγωνικό λάθος σημαίνει μια στενή αντιστοιχία της επιθυμητής εξόδου.

Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης θα γίνονται εκτυπώσεις στην κονσόλα του compiler όμοιες με αυτές στο σχήμα 5.1.3 για καλύτερο έλεγχο της προόδου εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Αφού ολοκληρωθεί η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου τότε η δομή του νευρωνικού δικτύου και τα βάρη αυτού σώζονται σε ένα αρχείο τύπου “.net” και τέλος καταστρέφεται από την μνήμη η δομή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

Στο σχήμα 5.1.4 φαίνεται ένα παράδειγμα κώδικα στον οποίο γίνεται το τρέξιμο (testing) του νευρωνικού δικτύου. Στο αρχείο αυτό με την εντολή `struct fann *ann = fann_create_from_file (“file.net”)` φορτώνεται το αρχείο στο οποίο είναι αποθηκευμένο το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο. Στην συνέχεια με την εντολή `fann_run (ann, testing data)` τρέχουμε στο παραπάνω νευρωνικό δίκτυο που φορτώθηκε κάποια άγνωστα για το νευρωνικό δίκτυο δεδομένα. Στην περίπτωση που αυτά τα δεδομένα είναι αποθηκευμένα σε κάποιο αρχείο τότε μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την εντολή `fann_run_from_file(ann, “test.txt”)`. Το αρχείο `test.txt` που θα περιέχει το testing data set πρέπει να είναι δομημένο όπως το αρχείο που περιγράφηκε παραπάνω που περιείχε το training data set.

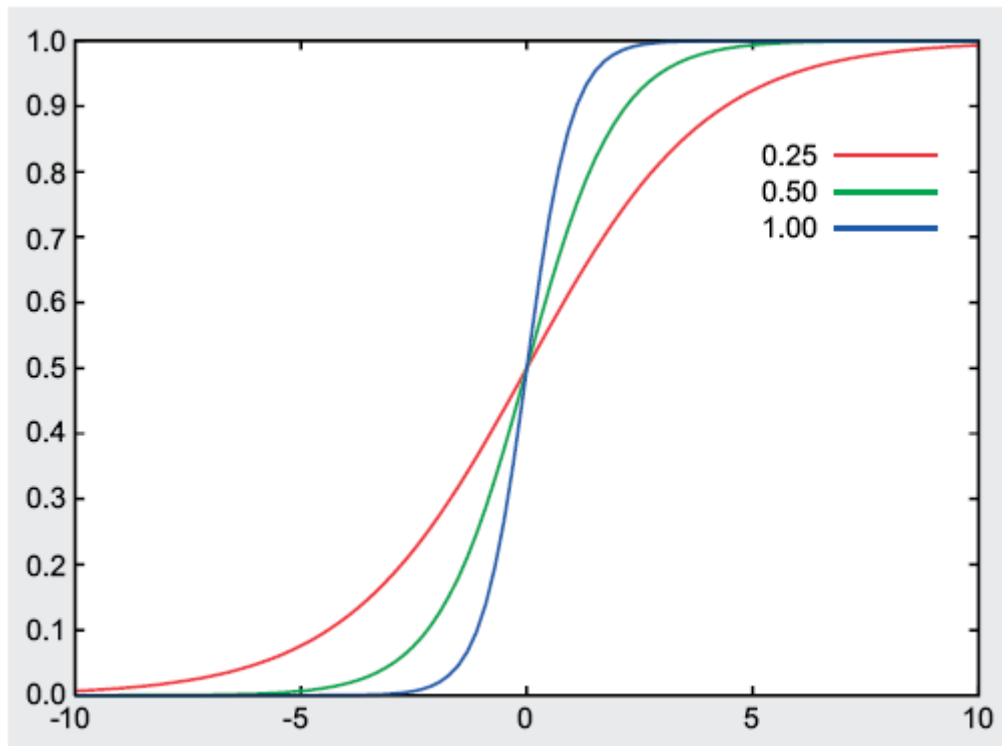
Από τα παραπάνω απλά παραδείγματα μπορεί να γίνει κατανοητή η ευκολία της υλοποίησης νευρωνικών δικτύων με την FANN για την επίλυση μικρών, απλών προβλημάτων που ταλαιπωρούν την επιστημονική κοινότητα καθημερινά. Παρόλα αυτά, υπάρχουν και πολλά προβλήματα για τα οποία δεν είναι εύκολο να εκπαιδεύσουμε νευρωνικό δίκτυο που να παράγει τα σωστά αποτελέσματα. Η βιβλιοθήκη FANN δίνει την ευκαιρία να μεταβάλλονται κάποιοι παράγοντες με μεγάλη ευκολία ώστε να έρθει το νευρωνικό δίκτυο σε κατάσταση ικανή να λύσει κάποιο πρόβλημα που ίσως είχε αρχικά κάποια δυσκολία να λυθεί.

Ο σημαντικότερος παράγοντας κατά την εκπαίδευση ενός ANN είναι το μέγεθος του. Αυτό μπορεί μόνο να προσδιοριστεί πειραματικά και με καλή κατανόηση του προβλήματος ώστε να επιτευχθούν καλές εικασίες. Με ένα εύλογου μεγέθους ANN, η εκπαίδευση μπορεί να γίνει με πολλούς διαφορετικούς τρόπους. Η βιβλιοθήκη FANN υποστηρίζει διάφορους διαφορετικούς αλγόριθμους εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος προεπιλογής (FANN _ TRAIN _ RPROP) δεν είναι πάντα ο καλύτερος για την λύση ενός προβλήματος. Εάν αυτό συμβαίνει, δίνεται η ικανότητα με την συνάρτηση `fann_set_training_algorithm` να ορίσει ο χρήστης τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που προτιμάει. Στην έκδοση 1.2.0 της βιβλιοθήκης FANN, που χρησιμοποιήθηκε για την συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, υπάρχουν τέσσερις διαφορετικοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης διαθέσιμοι, οι οποίοι χρησιμοποιούν κάποιο είδος την ανατροφοδότησης. Οι αλγόριθμοι ανατροφοδότησης αλλάζουν τα βάρη διαδίδοντας

το λάθος προς τα πίσω, από το επίπεδο εξόδου στο επίπεδο εισόδου. Η τιμή του λάθους ανατροφοδότησης θα μπορούσε είτε να είναι ένα λάθος που υπολογίστηκε για ένα συγκεκριμένο κύκλο εκπαίδευσης (incremental algorithm), ή θα μπορούσε να είναι ένα άθροισμα των λαθών που εξήχθησαν από όλη την διαδικασία της εκπαίδευσης (batch algorithm). Χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο εκπαίδευσης FANN_TRAIN_INCREMENTAL έχουμε το πλεονέκτημα να αλλάζουν πολλές φορές τα βάρη κατά την διάρκεια κάθε εποχής και δεδομένου ότι σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης αλλάζουν τα βάρη σε ελαφρώς διαφορετικές κατευθύνσεις, η εκπαίδευση παραμένει στα τοπικά ελάχιστα των εισόδων όπου οι μικρές αλλαγές στις τιμές των βαρών κάνουν το μέσο τετραγωνικό λάθος χειρότερο, ακόμα κι αν η βέλτιστη λύση μπορεί να μην έχει βρεθεί. Επίσης υπάρχουν και οι αλγόριθμοι FANN_TRAIN_BATCH, FANN_TRAIN_RPROP και FANN_TRAIN_QUICKPROP που είναι τύπου batch algorithms και αλλάζουν τα βάρη αφού υπολογίσουν τα λάθη για ένα ολόκληρο σύνολο εκπαίδευσης.

Το πλεονέκτημα αυτών των αλγορίθμων είναι ότι μπορούν να χρησιμοποιήσουν τις σφαιρικές πληροφορίες βελτιστοποίησης που δεν είναι διαθέσιμες στους επαναληπτικούς (incremental) αλγορίθμους εκπαίδευσης. Δεν υπάρχει καμία σαφής απάντηση στην ερώτηση ποιος αλγόριθμος εκπαίδευσης είναι καλύτερος. Ένας από τους προηγμένους αλγορίθμους ανατροφοδότησης όπως το rprop ή quickprop είναι συνήθως η καλύτερη λύση. Μερικές φορές, εντούτοις, η επαναληπτική εκπαίδευση είναι βέλτιστη – ειδικά εάν είναι διαθέσιμα πολλά σύνολα δεδομένων.

Μια παράμετρος, που είναι ανεξάρτητη από τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, και μπορεί πολύ εύκολα να μεταβληθεί είναι η κλίση (steepness) της συνάρτησης ενεργοποίησης. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η λειτουργία που καθορίζει πότε η έξοδος πρέπει να πάρει τιμή κοντά σε 0 και πότε στο 1. Το steepness αυτής της συνάρτησης καθορίζει πόσο «μαλακή» ή «σκληρή» είναι η μετάβαση από 0 έως 1. Εάν στο steepness δοθεί μια μεγάλη τιμή, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης θα συγκλίνει γρηγορότερα στις ακραίες τιμές 0 και 1 και αυτό θα κάνει την εκπαίδευση πολύ πιο γρήγορη. Για τον καθορισμό του steepness η βιβλιοθήκη FANN παρέχει δύο συναρτήσεις: fann_set_activation_steepness_hidden και την fann_set_activation_steepness_output. Υπάρχουν λειτουργίες για τις οποίες είναι συχνά επιθυμητό να υπάρξει διαφορετική τιμή steepness για τα κρυμμένα επίπεδα και το επίπεδο εξόδου. Στο σχήμα 5.1.5 φαίνεται η επίδραση του steepness στην συνάρτηση ενεργοποίησης.



Σχήμα 5.1.5 Επίδραση της μεταβλητής steepness

Μπορούν να χρησιμοποιηθούν πολλά τεχνάσματα ώστε να επιτευχθεί μεγαλύτερη ταχύτητα και ακρίβεια στην εκπαίδευση ενός ANN. Ένα απλό τέχνασμα που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να καταστήσει την εκπαίδευση γρηγορότερη και ακριβέστερη είναι να τοποθετηθούν οι έξοδοι στο διάστημα από -1 έως 1 αντί από 0 έως 1. Αυτό μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας τις `fann_set_activation_function_hidden` και `fann_set_activation_function_output` ώστε να αλλάξουμε την συνάρτηση ενεργοποίησης από `FANN_SIGMOID` σε `FANN_SIGMOID_SYMMETRIC`. Αυτό το τέχνασμα λειτουργεί ιδανικά επειδή οι μηδενικές τιμές σε ANNs έχουν ένα ανεπιτυχές χαρακτηριστικό γνώρισμα αφού για οποιαδήποτε τιμή των βαρών που πολλαπλασιάζουν τα σήματα το αποτέλεσμα θα είναι και πάλι μηδέν. Επίσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση `fann_set_activation_function_output` και να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση ενεργοποίησης `FANN_LINEAR` στο επίπεδο εξόδων ώστε το νευρωνικό δίκτυο να παράγει αυθαίρετα αποτελέσματα.

Επίσης πρέπει να επισημανθεί ότι αν χρησιμοποιηθούν πολλές εποχές κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης το ANN δεν θα είναι σε θέση να ταξινομήσει τα δεδομένα εκπαίδευσης. Εάν, εντούτοις, χρησιμοποιηθούν πάρα πολλές επαναλήψεις, το ANN θα είναι πάρα πολύ ειδικευμένο στις ακριβείς τιμές των στοιχείων εκπαίδευσης και δεν θα κάνει καλή ταξινόμηση των στοιχείων που είναι άγνωστα για αυτό. Για αυτόν τον λόγο, είναι συχνά μια καλή ιδέα να υπάρχουν δύο σύνολα στοιχείων. Το ένα από αυτά θα υλοποιεί την εκπαίδευση και το άλλο θα εφαρμόζεται για να ελέγχει την

ποιότητα του ANN. Για αυτόν τον λόγο υπάρχει μια συνάρτηση που μπορεί να χρησιμοποιηθεί `fann_test_data` κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης.

Κατά την εκπαίδευση ενός ANN είναι συχνό το φαινόμενο, το πρόβλημα προς αντιμετώπιση να χρειάζεται πάρα πολύ χρόνο π.χ. επειδή απαιτείται για να λυθεί το συγκεκριμένο πρόβλημα ένα πολύπλοκο νευρωνικό δίκτυο με πολλούς νευρώνες. Για αυτόν τον λόγο, διάφορα μέτρα μπορούν να εφαρμοστούν που θα βοηθήσουν την βιβλιοθήκη FANN να εκτελέσει ακόμα πιο γρήγορα την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Μια μέθοδος είναι να αλλαχτεί η συνάρτηση ενεργοποίησης σε μια σταδιακή γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (stepwise linear activation function), η οποία είναι γρηγορότερη για να εκτελέσει, αλλά λιγότερο ακριβής. Είναι επίσης μια καλή ιδέα να μειωθεί ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων εάν είναι δυνατόν, δεδομένου ότι αυτό θα μειώσει το χρόνο εκτέλεσης. Μια άλλη μέθοδος, αποτελεσματική στα ενσωματωμένα συστήματα χωρίς δυνατότητα ύπαρξης επεξεργαστή που να κάνει πράξεις μεταξύ μη ακεραίων είναι να επιτρέψουμε στην βιβλιοθήκη να κάνει πράξεις μεταξύ ακεραίων μόνο. Για να επιτευχθεί το παραπάνω υπάρχει μια συνάρτηση στην βιβλιοθήκη η οποία κάνει πράξεις μεταξύ ακεραίων και μπορεί να αυξήσει την απόδοση του νευρωνικού δικτύου περισσότερο από 5000%. [62]

5.2. Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου παρατηρήθηκε ότι δεν είναι εφικτή η υλοποίηση ενός μόνο νευρωνικού δικτύου που θα προβλέπει όλες τις επιθυμητές εξόδους. Η ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη και θέρμανση καθώς επίσης και η θερμική άνεση μέσα σε ένα κτίριο γραφείων που αποτελούν και τις επιθυμητές εξόδους για την συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, αποδείχτηκε ότι για την σωστή τους πρόβλεψη απαιτείται εκπαίδευση διαφορετικών νευρωνικών δικτύων και χρήση διαφορετικού αλγόριθμου εκπαίδευσης για κάθε έξοδο ώστε να εξασφαλιστεί μια ικανοποιητική ακρίβεια. Έτσι υλοποιήθηκαν δώδεκα νευρωνικά δίκτυα από τα οποία τα τρία προβλέπουν το κάθε ένα μία έξοδο εισάγοντας δεδομένα εκπαίδευσης και για τις τρεις κλιματικές ζώνες ενώ τα υπόλοιπα εννιά είναι εντελώς ανεξάρτητα νευρωνικά δίκτυα ένα για κάθε έξοδο και για μία κάθε φορά κλιματική ζώνη.

Επίσης είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι όλα τα διαθέσιμα δεδομένα που εξήχθηκαν από την προσομοίωση που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 4 κανονικοποιήθηκαν μεταξύ του διαστήματος τιμών 0 έως 1. Ο λόγος που έγινε η κανονικοποίηση αυτή είναι

προφανής. Οι μεγάλες διακυμάνσεις τιμών που υπάρχουν μεταξύ των δεδομένων από την μία μεταβλητή στην άλλη θα επηρέαζαν αρνητικά την ακρίβεια πρόβλεψης μετά την εκπαίδευση. Όπως είναι γνωστό από την θεωρία των νευρωνικών δικτύων κατά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου αυτό που στην πραγματικότητα το κάνει να μαθαίνει είναι η αλλαγή των βαρών και ο πολλαπλασιασμός αυτών με τις εισόδους ώστε να εξαχθεί το αποτέλεσμα. Άρα όπως είναι φυσιολογικό σε περίπτωση πολλαπλασιασμού ενός αριθμού που βρίσκεται στο διάστημα 0 έως 1 και ενός στο διάστημα 100 έως 1000 με έναν δεκαδικό αριθμό (εφόσον τα βάρη παίρνουν τιμές μεταξύ -1 έως 1 αλλά ποτέ μηδέν) το αποτέλεσμα δεν θα είναι ίδιο. Η μεθοδολογία της κανονικοποίησης είναι απλή. Αφού βρεθεί η μέγιστη τιμή για κάθε μεταβλητή που βρίσκεται εκτός του διαστήματος κανονικοποίησης τότε διαιρείται το κάθε δεδομένο της μεταβλητής αυτής με την μέγιστη τιμή αυτή. Αυτό που επιτυγχάνεται είναι όλα τα δεδομένα να κανονικοποιούνται στο διάστημα 0 έως 1 αλλά ποτέ να μην παίρνουν την τιμή 0.

5.2.1. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση.

Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι το πιο δύσκολο βήμα. Στην πραγματικότητα αυτό που είναι δύσκολο είναι να καταλήξει κανείς στην βέλτιστη επιλογή των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου. Η έλλειψη εμπειρικών κανόνων ώστε να καθοδηγήσουν τον ερευνητή στην σωστή επιλογή των τιμών, τον οδηγούν στον πειραματισμό μεταξύ ενός τεράστιου αριθμού συνδυασμών, αν όχι άπειρων, ώστε να επιλέξει εκείνον τον συνδυασμό που θα του εξάγει τα πιο ακριβή αποτελέσματα.

Ύστερα από αρκετό πειραματισμό και δημιουργώντας πολλούς συνδυασμούς μεταξύ των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου ο συνδυασμός με τον οποίο εξήχθηκαν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα φαίνονται στον πίνακα 5.2.1.

Στην πραγματικότητα υλοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από 3 επίπεδα. Ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. Όπως φαίνεται και στον πίνακα τα νευρώνα τα οποία αποτελούν το επίπεδο εισόδου είναι 15 αντί για 19 που θα περίμενε κανείς λόγω των 19 εισόδων που είναι διαθέσιμες από την προσομοίωση. Αρχικά το νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της

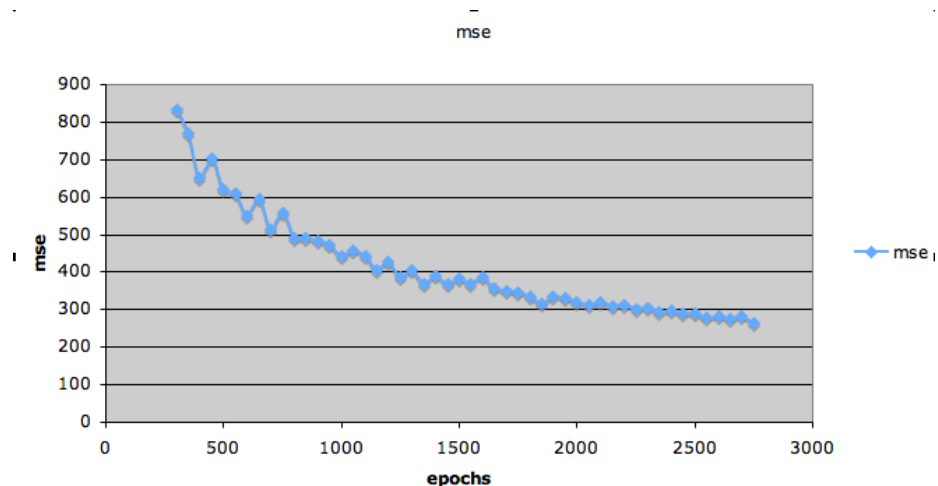
ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη υλοποιήθηκε με 19 εισόδους. Ύστερα από αρκετές προσπάθειες έγινε κατανοητό πως δεν ήταν δυνατό να επιτευχθεί μεγάλη

Number of Layers	3	Learning rate	0,7
Input Neurons	15	Steepness	0,25
Hidden Neurons	50	Algorithm	Batch
Output Neurons	1	Performance function	MSE
Activation function Hidden	Sigmoid	Activation function Output	Linear
Max epochs	60000	Print per epochs	50

Πίνακας 5.2.1. Μεταβλητές εκπαίδευσης για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση

ακρίβεια. Μετά από μελέτη των δεδομένων που ήταν διαθέσιμα έγινε εμφανής ότι υπάρχουν κάποιες μεταβλητές που στην πραγματικότητα «μπέρδευαν» το νευρωνικό δίκτυο αντί να το εκπαιδεύουν. Οι μεταβλητές που αφαιρέθηκαν από την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι η θερμοκρασία έναρξης ψύξης , η μέγιστη εγκατεστημένη ψυκτική ισχύς και τέλος η εσωτερική και εξωτερική σκίαση των κτιρίων που όπως είναι λογικό έχουν μηδαμινή επίδραση στην ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση.

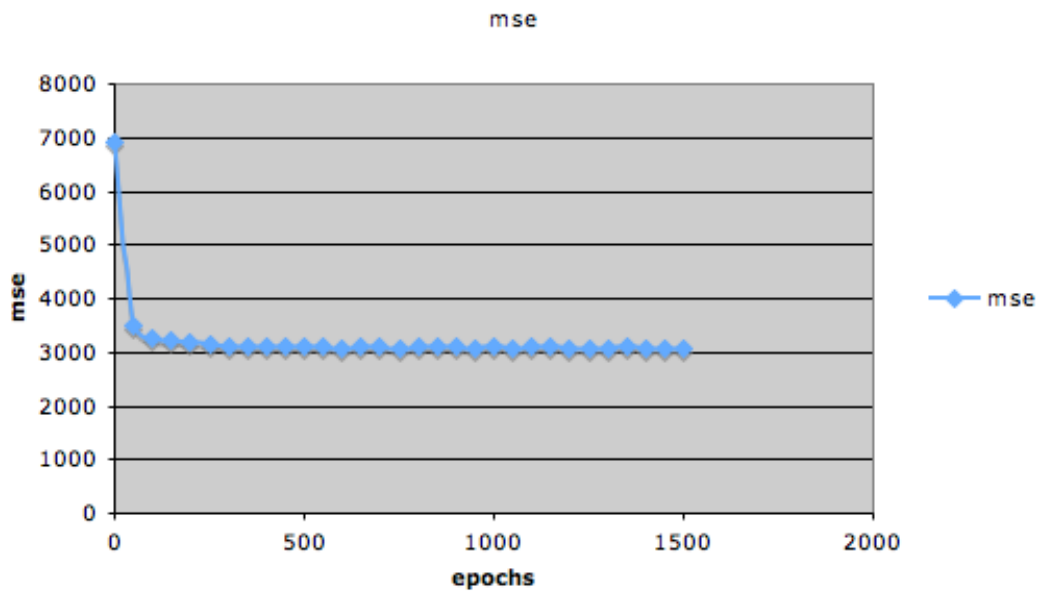
Στο κρυφό επίπεδο χρησιμοποιήθηκαν 50 νευρώνια που αποδείχτηκε και η πιο καλή επιλογή. Στην περίπτωση λιγότερων νευρώνων όπως φαίνεται και στο σχήμα 5.2.1 παρατηρήθηκε μια έντονα ασταθής μείωση του mse καθώς και μια τάση ανικανότητας του νευρωνικού δικτύου να μειώσει το mse λιγότερο από 200. Αυτό δηλώνει ότι το πρόβλημα είναι αρκετά πολύπλοκο ώστε να λυθεί με τόσα λίγα νευρώνια.



Σχήμα 5.2.1 Εκτύπωση μέσου τετραγωνικού λάθους για πολύ μικρό αριθμό νευρώνων στο κρυφό επίπεδο

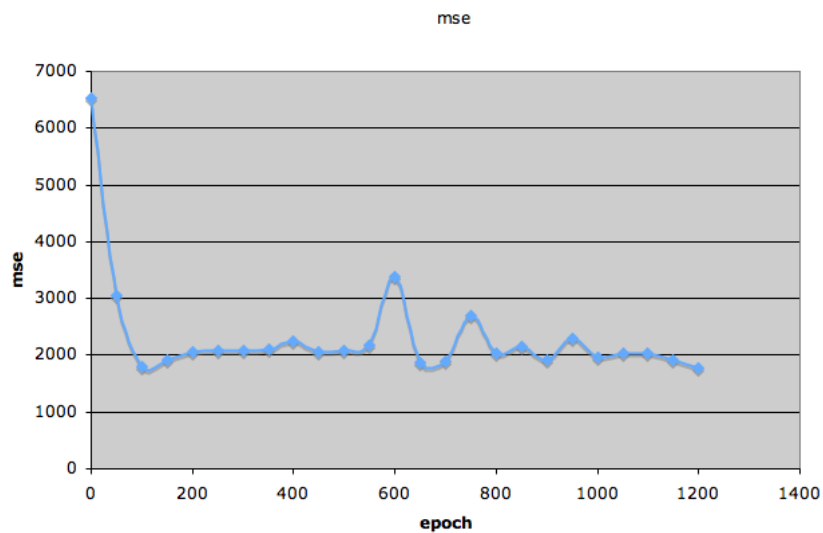
Στην αντίθετη περίπτωση χρήσης περισσότερων νευρώνων στο κρυφό επίπεδο για την επίλυση του προβλήματος σημειώθηκε μια αρκετά καλή σταθερή μείωση του mse όμοια με αυτή που θα φανεί παρακάτω χρησιμοποιώντας 50 νευρώνια στο κρυφό επίπεδο αλλά με μεγάλο αριθμό νευρώνων πάντα θα υπάρχει ο φόβος του overtraining καθώς και η μεγαλύτερη καθυστέρηση για να εξαχθούν τα αποτελέσματα. Αν αναλογιστεί κανείς ότι χρειάστηκαν 60000 εποχές για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας τα χαρακτηρίστηκα του πίνακα 5.2.1 αν διπλασιαστεί ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού επιπέδου σε 100 τότε όπως είναι φυσιολογικό θα πολλαπλασιαστούν και οι ώρες που απαιτούνται για να τρέξει το νευρωνικό δίκτυο κάτι το οποίο δεν είναι και τόσο επιθυμητό.

Τέλος για την τελική μορφολογία του νευρωνικού δικτύου μελετήθηκε και η ύπαρξη δεύτερου κρυφού επιπέδου. Ο καλύτερος συνδυασμός που επιτεύχθηκε είναι αυτός των 40 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και των 20 στο δεύτερο. Παρατηρώντας στο σχήμα 5.2.2 την ελάχιστη μείωση του λάθους που προσφέρεται απορρίπτεται ευθείς η χρήση δεύτερου κρυφού επιπέδου.

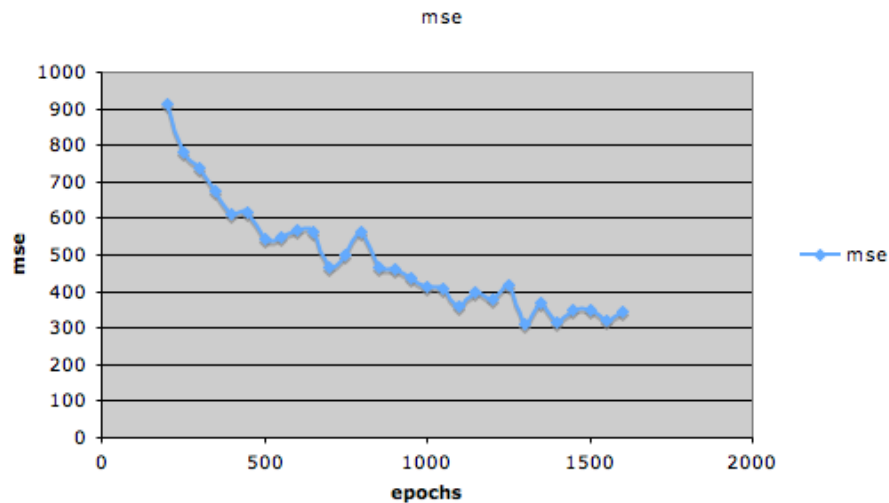


Σχήμα 5.2.2. Μείωση μέσου τετραγωνικού σφάλματος με χρήση 2 κρυφών επιπέδων

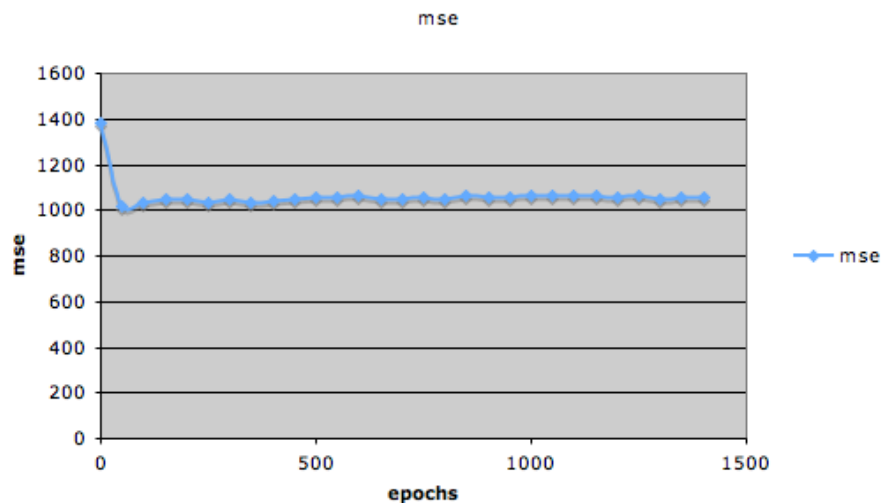
Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι ο BATCH που αναλύθηκε στο εγχειρίδιο της βιβλιοθήκης FANN. Στα σχήματα 5.2.3, 5.2.4 και 5.2.5 φαίνονται οι εκτυπώσεις για το mse κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους RPROP, QUICKPROP, INCREMENTAL.



Σχήμα 5.2.3. Μείωση μέσου τετραγωνικού σφάλματος με χρήση RPROP αλγόριθμου εκπαίδευσης.

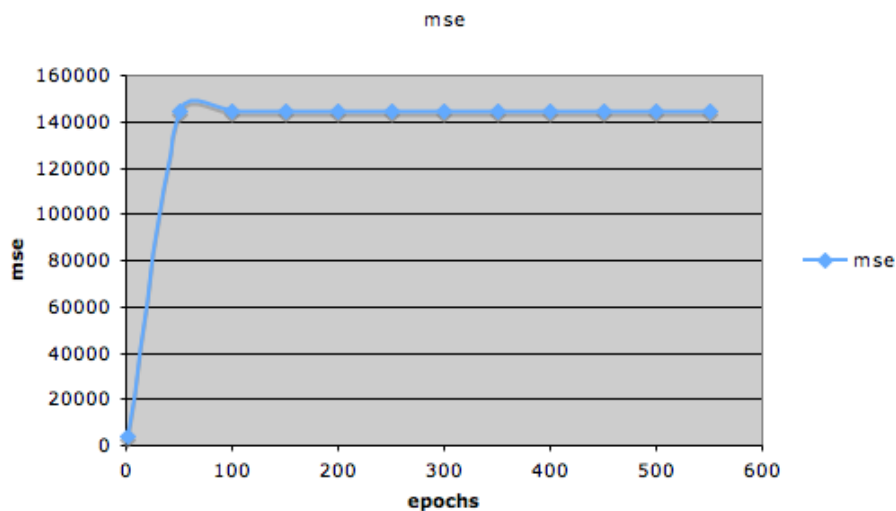


Σχήμα 5.2.4. Μείωση μέσου τετραγωνικού σφάλματος με χρήση QUICKPROP αλγόριθμου εκπαίδευσης.

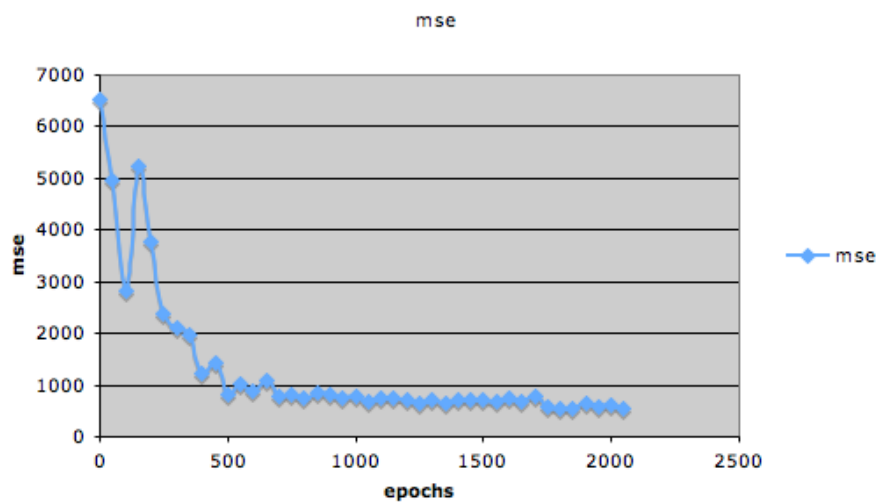


Σχήμα 5.2.5. Μείωση μέσου τετραγωνικού σφάλματος με χρήση INCREMENTAL αλγόριθμου εκπαίδευσης.

Από τα παραπάνω σχήματα φαίνεται ξεκάθαρα η ανικανότητα των αλγορίθμων αυτών να λύσουν το πρόβλημα της πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση. Συνεχίζοντας την ανάλυση του πίνακα 5.2.1, σαν συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου χρησιμοποιείται η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (LINEAR). Αυτό είναι λογικό παίρνοντας υπόψη ότι οι προβλέψεις του νευρωνικού είναι τυχαίες τιμές και όχι τιμές που βρίσκονται εντός διαστήματος από $[0 \ 1]$ ή $[-1 \ 1]$ στην περίπτωση που θα χρησιμοποιούνταν οι συναρτήσεις ενεργοποίησης SIGMOID ή SIGMOID_SYMMETRIC αντίστοιχα. Τέλος για το κρυφό επίπεδο επιλέγεται η συνάρτηση ενεργοποίησης SIGMOID αφού μετά την κανονικοποίηση των δεδομένων αυτά κυμαίνονται στο διάστημα $[0 \ 1]$. Στα σχήματα 5.2.6 και 5.2.7 φαίνεται η μείωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος που δεν είναι καθόλου ικανοποιητική για χρήση LINEAR και SIGMOID_SYMMETRIC συναρτήσεων ενεργοποίησης στο κρυφό επίπεδο αντίστοιχα.

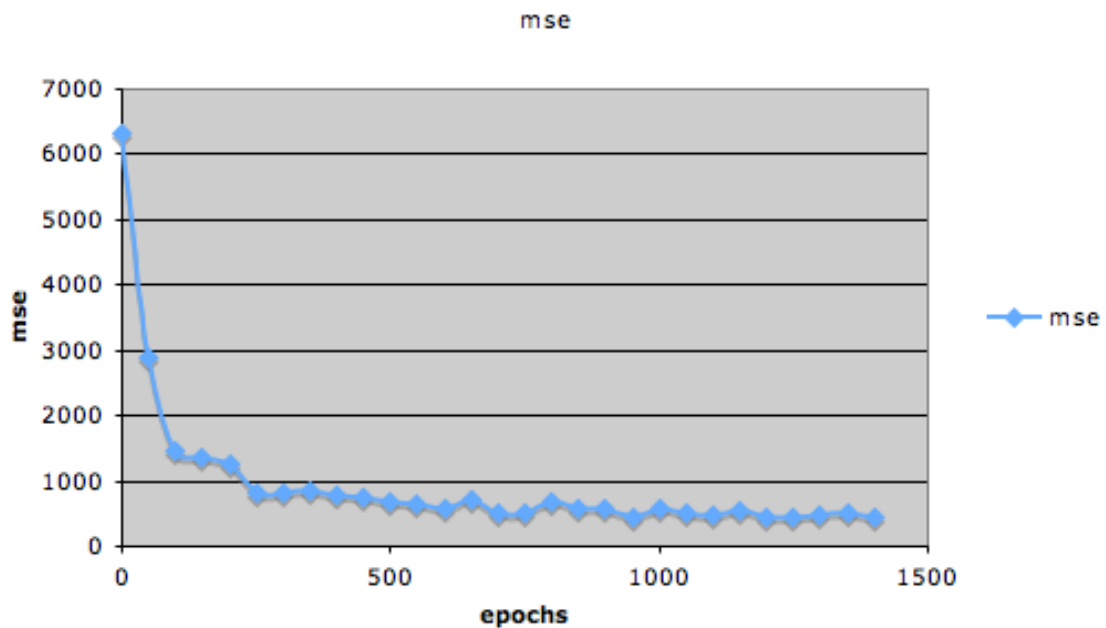


Σχήμα 5.2.6 MSE για LINEAR συνάρτηση ενεργοποίησης στο κρυφό επίπεδο



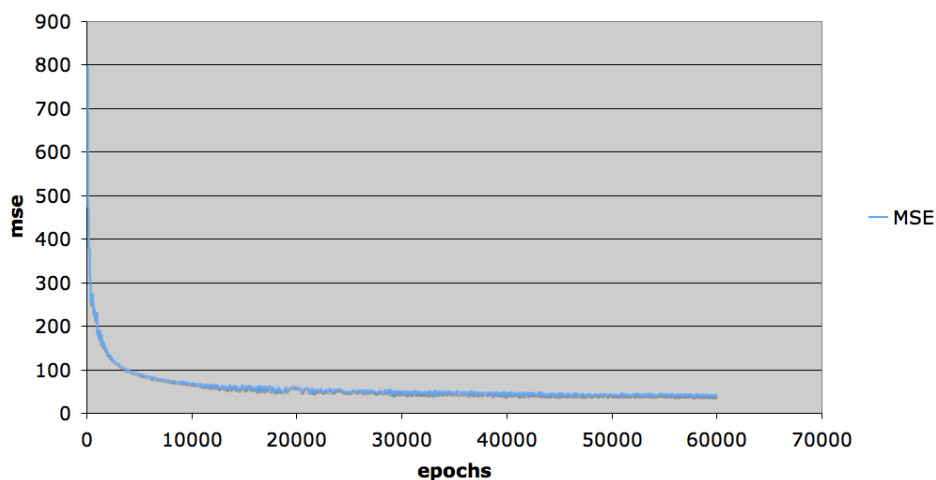
Σχήμα 5.2.7 MSE για SIGMOID_SYMMETRIC συνάρτηση ενεργοποίησης

Τέλος όπως φαίνεται και στον πίνακα 5.2.1 η τιμή του ρυθμού εκμάθησης (Learning rate) ορίστηκε 0,7. Για μικρότερη τιμή του ρυθμού εκμάθησης το μέσω τετραγωνικό σφάλμα πέφτει πιο αργά κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου (μετά από 1400 εποχές εκπαίδευσης $mse=332$ για Learning rate=0,1 ενώ $mse=87,3$ για Learning rate=0,7). Σε περίπτωση που ο ρυθμός εκμάθησης οριστεί ίσος με την μονάδα (μεγαλύτερος δηλαδή από 0,7) παρατηρείται ότι το νευρωνικό δίκτυο φτάνει σε αδιέξοδο και μετά από κάποιες εποχές δεν μπορεί να μειώσει το mse παρακάτω από την τιμή 356 λόγω της «επιθετικής» συμπεριφοράς του αλγόριθμου (Σχήμα 5.2.8). Στην πραγματικότητα αυτό μπορεί να παρομοιαστεί με έναν μαθητευόμενο που πιέζεται να μάθει κάτι πολύ πιο γρήγορα απ' ό,τι μπορεί.

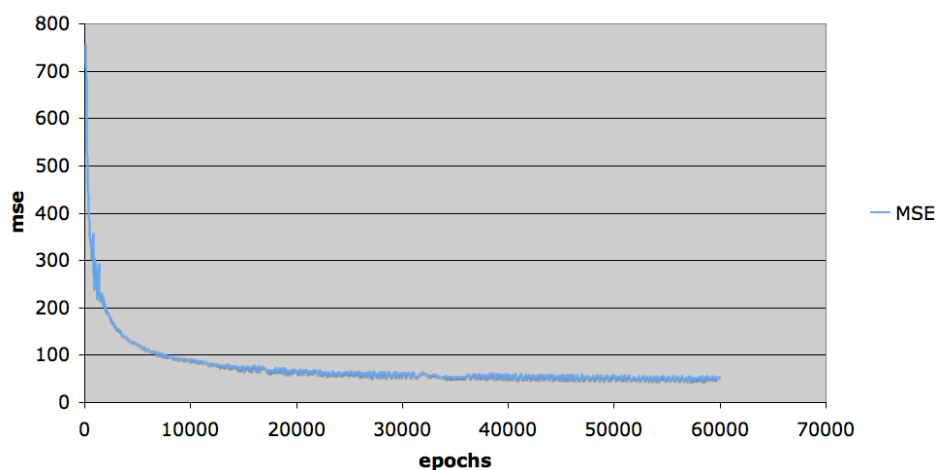


Σχήμα 5.2.8 Μείωση MSE για πολύ μεγάλο ρυθμό εκμάθησης

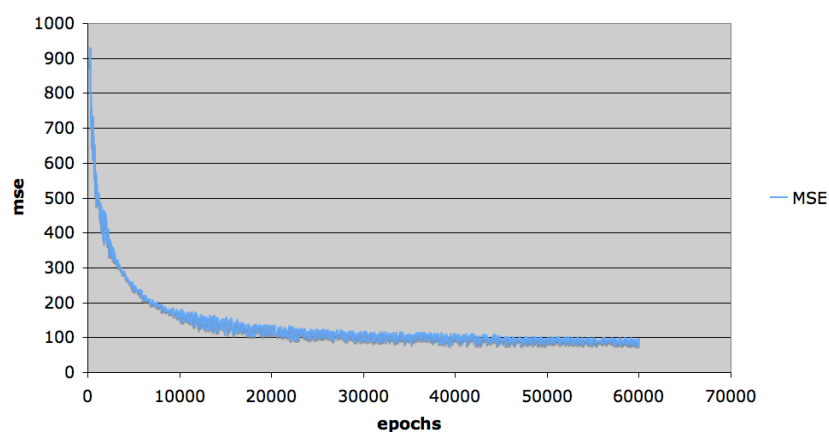
Παραπάνω παρουσιάστηκαν κάποια αποτελέσματα που προέκυψαν χρησιμοποιώντας λάθος συνδυασμούς των μεταβλητών για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Παρακάτω στα σχήματα 5.2.9, 5.2.10, 5.2.11 και 5.2.12 φαίνεται η μείωση του μέσου τετραγωνικού λάθους κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας τους συνδυασμούς του πίνακα 5.2.1, για την κλιματική ζώνη Α, Β, Γ και του νευρωνικού δικτύου που προβλέπει την ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση για όλες τις ζώνες μαζί αντίστοιχα. Στην τελευταία περίπτωση η μόνη διαφοροποίηση είναι ότι χρησιμοποιείται μια επιπρόσθετη μεταβλητή κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, που δηλώνει την κλιματική ζώνη στην οποία βρίσκεται το κτίριο.



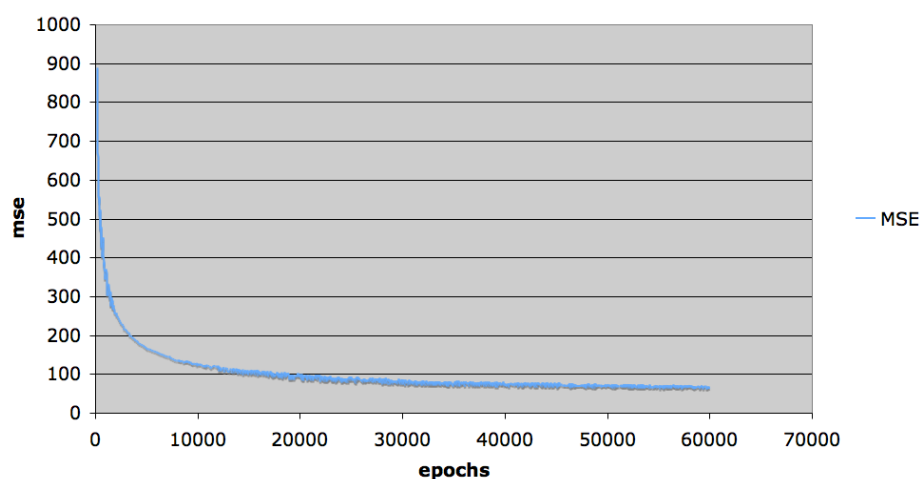
Σχήμα 5.2.9. Μείωση του mse για Eheat στην κλιματική ζώνη Α



Σχήμα 5.2.10. Μείωση του mse για Eheat στην κλιματική ζώνη Β



Σχήμα 5.2.9. Μείωση του mse για Eheat στην κλιματική ζώνη Γ



Σχήμα 5.2.9. Μείωση του mse για Eheat για όλες τις κλιματικές ζώνες

Στον πίνακα 5.2.2 δίνονται οι ελάχιστες τιμές που κατάφερε να πάρει το mse για κάθε μια από τις παραπάνω περιπτώσεις. Ίσως κάποιος θεωρήσει τις τιμές αυτές αρκετά μεγάλες για να γίνεται σωστή πρόβλεψη από το νευρωνικό δίκτυο. Αυτό δεν ισχύει γιατί τα δεδομένα έχουν μια τεράστια ποικιλομορφία. Λέγοντας μεγάλη ποικιλομορφία εννοείται ότι με το εύρος και τις πιθανές τιμές των μεταβλητών των δεδομένων μπορούν να εξαχθούν περίπου 10.000.000 συνδυασμοί κτιρίων. Κατά την επιλογή των δεδομένων εκπαίδευσης από τα 10.000.000 των συνδυασμών επιλέχτηκαν με την μέθοδο δειγματοληψίας Monte Carlo μόνο 30.000 συνδυασμοί κτιρίων. Εκπαιδεύοντας το νευρωνικό δίκτυο μόνο με αυτούς τους συνδυασμούς, δεν είναι δυνατό να γενικοποιηθεί τόσο τέλεια η εκπαίδευση ώστε να μειωθεί παραπάνω το μέσω τετραγωνικό λάθος. Αυτό βέβαια έχει και τις θετικές του επιπτώσεις εφόσον το νευρωνικό δίκτυο θα είναι πιο ελαστικό, έχοντας τόσο μεγάλο mse, για άγνωστες τιμές προς αυτό, τις οποίες όπως θα φανεί παρακάτω θα προβλέψει με μεγάλη ακρίβεια. Τέλος να σημειωθεί ότι σε περίπτωση επανεκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων υπάρχει πιθανότητα οι τιμές του μέσου τετραγωνικού λάθους να πάρουν μικρότερες ή ακόμα και μεγαλύτερες τιμές. Αυτό συμβαίνει γιατί οι τιμές των βαρών αρχικοποιούνται τυχαία και άλλες φορές μπορεί να είναι ιδανικές ενώ άλλες μη ιδανικές κατά την αρχικοποίηση.

Climatic zones	Minimum mse
A	40,89
B	46,45
C	74,67
A,B,C	61,97

Πίνακας 5.2.2. Ελάχιστες τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

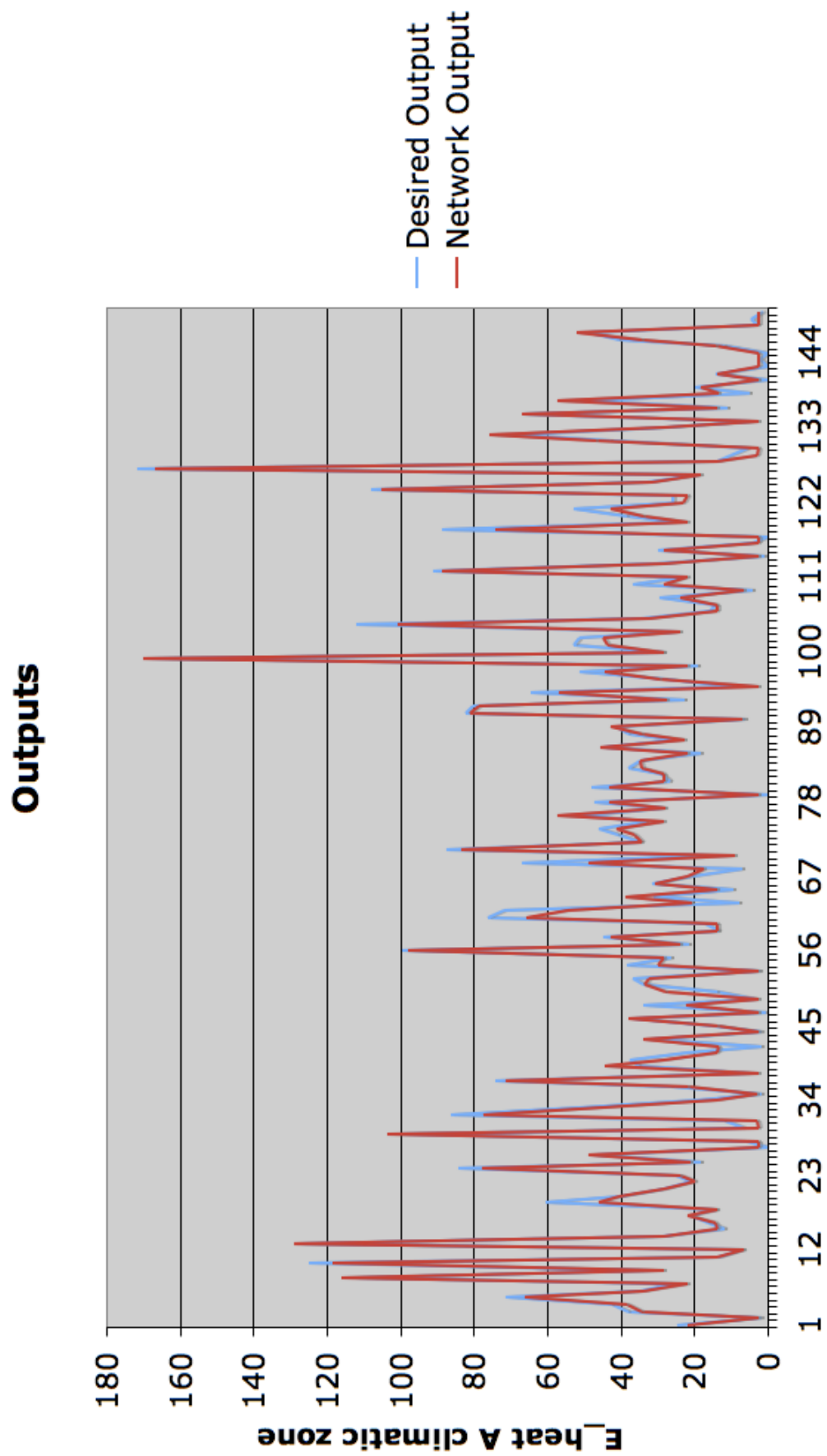
5.2.2. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση

Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σειρά έχει το τρέξιμο αυτού. Με τον τρόπο αυτό γίνεται φανερό το κατά πόσο το νευρωνικό δίκτυο κατάφερε να γενικοποιήσει το πρόβλημα ώστε να κάνει ακριβείς προβλέψεις. Υπάρχουν ένας σημαντικός κίνδυνος μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Ο κίνδυνος αυτός είναι γνωστός με το όνομα *overtraining*. Σε τέτοια περίπτωση το νευρωνικό δίκτυο από την εκμάθηση μπορεί να μάθει απλά τις εισόδους και τις εξόδους με τις οποίες εκπαιδεύτηκε παρά τους γενικούς κανόνες που διέπουν τις αλληλεξαρτήσεις που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα της εκπαίδευσης. Τα δεδομένα με τα οποία γίνεται το τρέξιμο του νευρωνικού δικτύου εξάγονται με ακριβώς τον ίδιο τρόπο που εξήχθηκαν και τα δεδομένα εκπαίδευσης. Για την κάθε μια κλιματική ζώνη διατίθενται 150 περιπτώσεις κτιρίων όπου περιλαμβάνεται και η επιθυμητή τιμή εξόδου. Τα δεδομένα αυτά οργανώνονται επίσης σε μορφή κειμένου (.txt) με τον ίδιο τρόπο που περιγράφηκε για τα δεδομένα εκπαίδευσης στην παράγραφο 5.1.

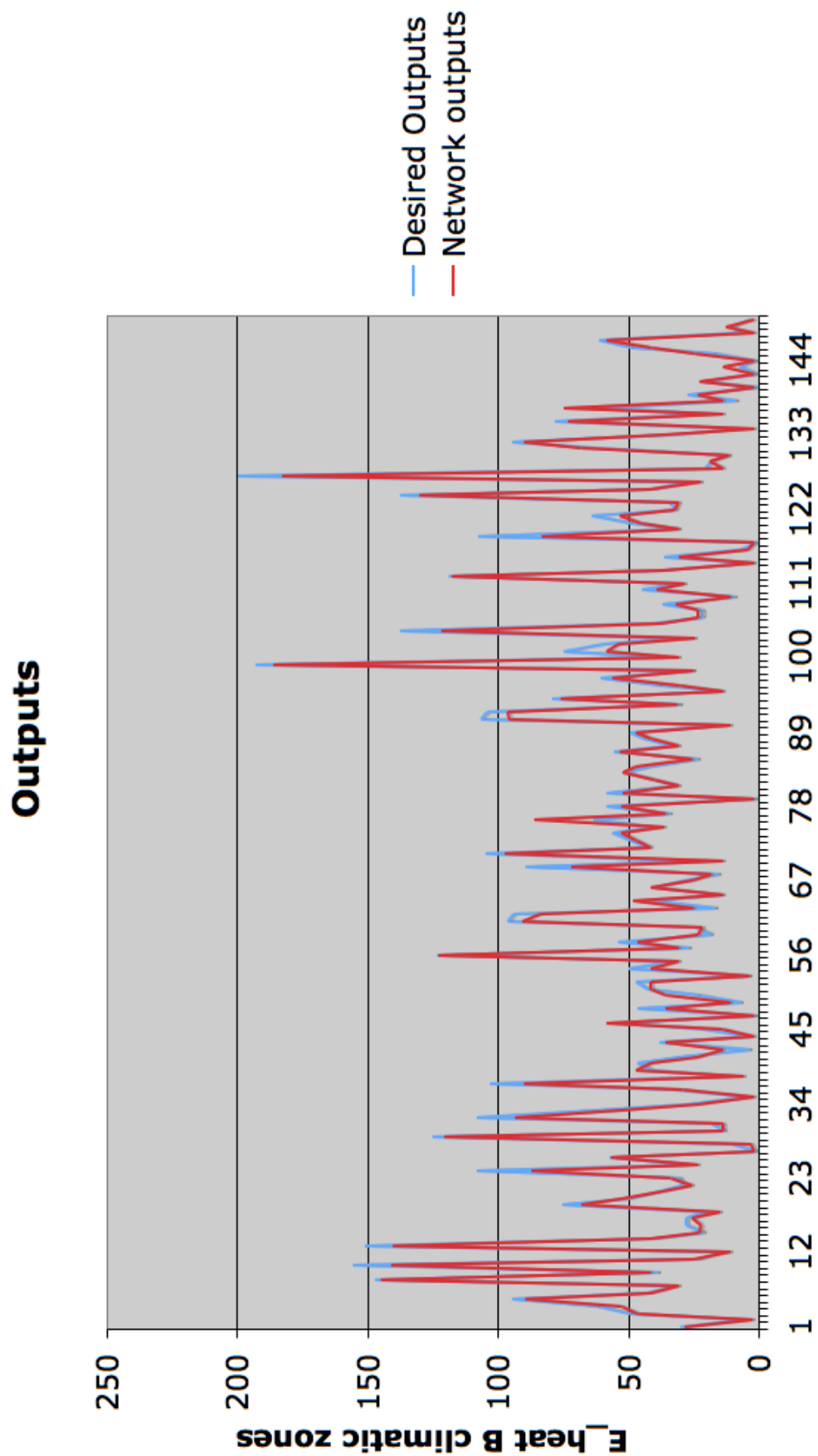
Στα σχήματα 5.2.10- 5.2.13 φαίνονται οι επιθυμητές τιμές εξόδου για την ενεργειακή κατανάλωση για θέρμανση σε αντιστοιχία με τις τιμές εξόδου που προβλέπουν τα αντίστοιχα νευρωνικά δίκτυα. Γίνεται φανερό ότι οι προβλέψεις των νευρωνικών δικτύων είναι πάρα πολύ καλές με εξαίρεση κάποιες ακραίες τιμές στις οποίες σημειώνεται μια μικρή απόκλιση. Για μεγαλύτερη ακρίβεια στην διεξαγωγή συμπερασμάτων στον πίνακα 5.2.3 φαίνονται οι αριθμητικές τιμές για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του testing data set. Από αυτόν τον πίνακα μπορεί να γίνει κατανοητό, λόγω του μεγάλου mse για το νευρωνικό δίκτυο που κάνει προβλέψεις για όλες τις κλιματικές ζώνες, ότι είναι προτιμότερο να χρησιμοποιούνται τα ανεξάρτητα για την κάθε κλιματική ζώνη νευρωνικά δίκτυα ώστε να παρέχεται μεγαλύτερη ακρίβεια.

Climatic zones	Minimum mse
A	38,58
B	45,29
C	56,23
A,B,C	91,07

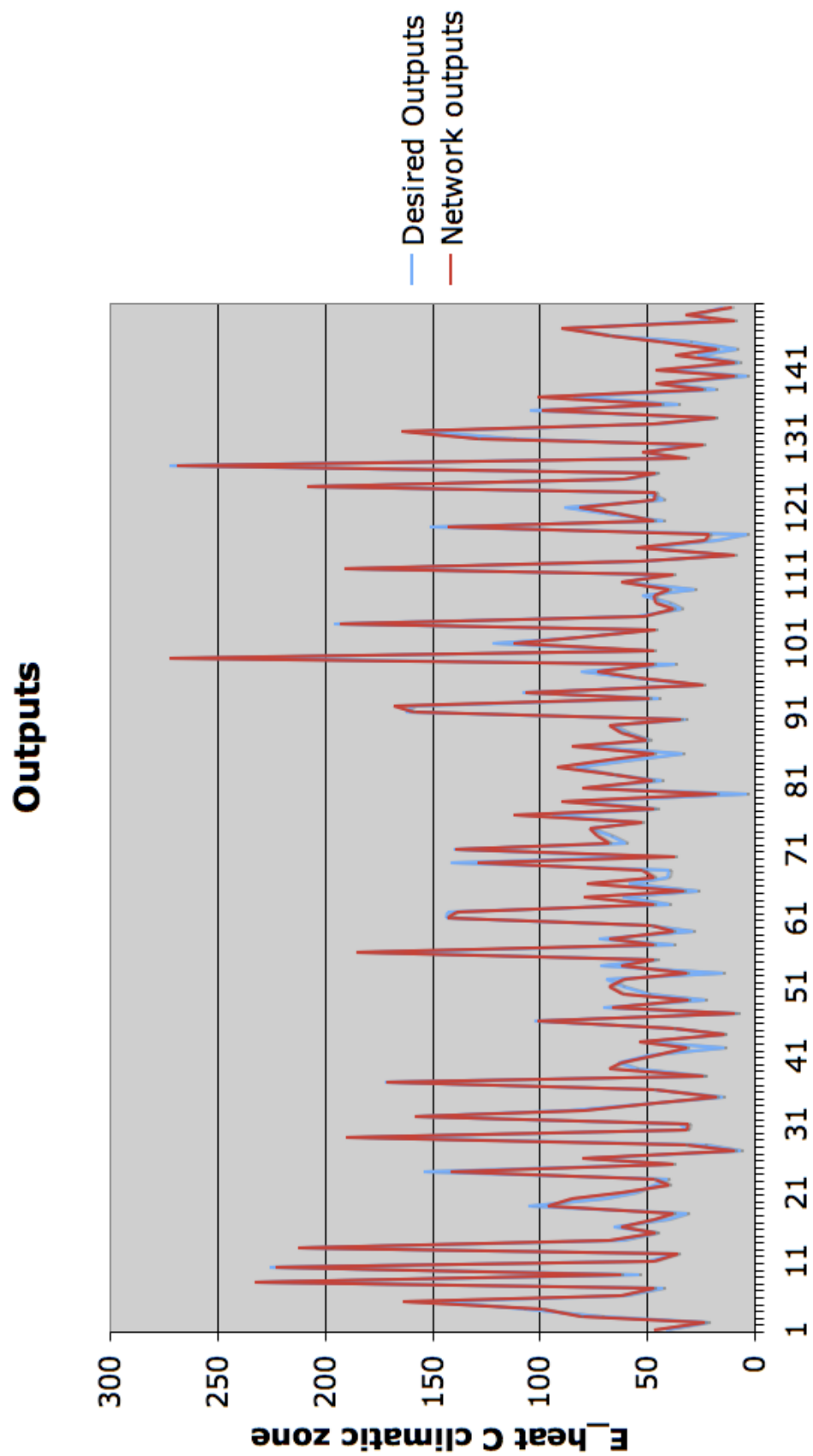
Πίνακας 5.2.3. Τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για το test data set



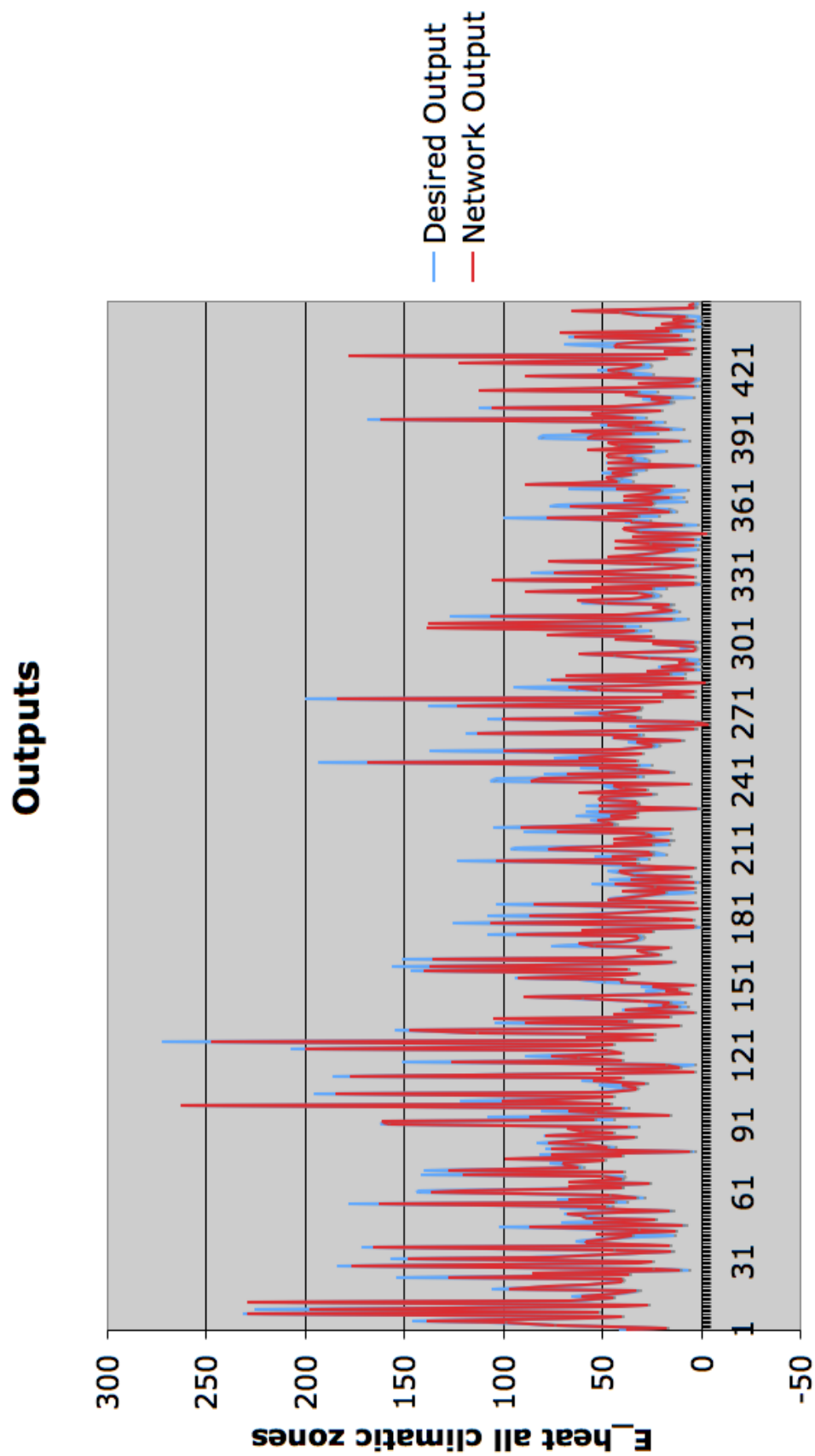
Σχήμα 5.2.10. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση στην κλιματική ζώνη Α



Σχήμα 5.2.11. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση στην κλιματική ζώνη B



Σχήμα 5.2.12. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση στην κλιματική ζώνη Γ



Σχήμα 5.2.13. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση για όλες τις κλιματικές ζώνες

5.2.3. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη.

Ύστερα από αρκετό πειραματισμό και δημιουργώντας πολλούς συνδυασμούς μεταξύ των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου ο συνδυασμός με τον οποίο εξήχθηκαν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα φαίνονται στον πίνακα 5.2.4.

Στην πραγματικότητα υλοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από 3 επίπεδα. Ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. Όπως φαίνεται και στον πίνακα τα νευρώνια τα οποία αποτελούν το επίπεδο εισόδου είναι 17 αντί για 19 που θα περίμενε κανείς λόγω των 19 εισόδων που είναι διαθέσιμες από την προσομοίωση. Αρχικά το νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη υλοποιήθηκε με 19 εισόδους. Ύστερα από αρκετές προσπάθειες έγινε κατανοητό πως δεν ήταν δυνατό να επιτευχθεί μεγάλη

Number of Layers	3	Learning rate	0,7
Input Neurons	17	Steepness	0,25
Hidden Neurons	50	Algorithm	RPROP
Output Neurons	1	Performance function	MSE
Activation function Hidden	Sigmoid	Activation function Output	Linear
Max epochs	60000	Print per epochs	50

Πίνακας 5.2.4. Μεταβλητές εκπαίδευσης για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη

ακρίβεια. Μετά από μελέτη των δεδομένων που ήταν διαθέσιμα έγινε εμφανής ότι υπάρχουν κάποιες μεταβλητές που στην πραγματικότητα «μπέρδευαν» το νευρωνικό δίκτυο αντί να το εκπαιδεύουν. Οι μεταβλητές που αφαιρέθηκαν από την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι η θερμοκρασία έναρξης θέρμανσης και η μέγιστη εγκατεστημένη θερμική ισχύς που όπως είναι λογικό έχουν μηδαμινή επίδραση στην ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη.

Στο κρυφό επίπεδο χρησιμοποιήθηκαν 50 νευρώνια που αποδείχτηκε και η πιο καλή επιλογή. Στην περίπτωση λιγότερων νευρώνων παρατηρήθηκε μια έντονα ασταθής μείωση του mse καθώς και μια τάση ανικανότητας του νευρωνικού δικτύου να μειώσει το mse λιγότερο από 280. Αυτό δηλώνει ότι το πρόβλημα είναι αρκετά

πολύπλοκο ώστε να λυθεί με τόσα λίγα νευρώνια (όμοια όπως αποδείχτηκε στην παράγραφο 5.2.1).

Στην αντίθετη περίπτωση χρήσης περισσότερων νευρώνων στο κρυφό επίπεδο για την επίλυση του προβλήματος σημειώθηκε μια αρκετά καλή σταθερή μείωση του mse όμοια με αυτή που θα φανεί παρακάτω χρησιμοποιώντας 50 νευρώνια στο κρυφό επίπεδο αλλά με μεγάλο αριθμό νευρώνων πάντα θα υπάρχει ο φόβος του overtraining καθώς και η μεγαλύτερη καθυστέρηση για να εξαχθούν τα αποτελέσματα. Αν αναλογιστεί κανείς ότι χρειάστηκαν 60000 εποχές για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας τα χαρακτηρίστηκα του πίνακα 5.2.4 αν διπλασιαστεί ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού επιπέδου σε 100 τότε όπως είναι φυσιολογικό θα πολλαπλασιαστούν και οι ώρες που απαιτούνται για να τρέξει το νευρωνικό δίκτυο κάτι το οποίο δεν είναι και τόσο επιθυμητό.

Τέλος για την τελική μορφολογία του νευρωνικού δικτύου μελετήθηκε και η ύπαρξη δεύτερου κρυφού επιπέδου. Ο καλύτερος συνδυασμός που επιτεύχθηκε είναι αυτός των 40 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και των 20 στο δεύτερο και το αποτέλεσμα που δόθηκε πάλι δεν ήταν ικανοποιητικό με αποτέλεσμα να απορριφθεί η χρήση δεύτερου κρυφού επιπέδου.

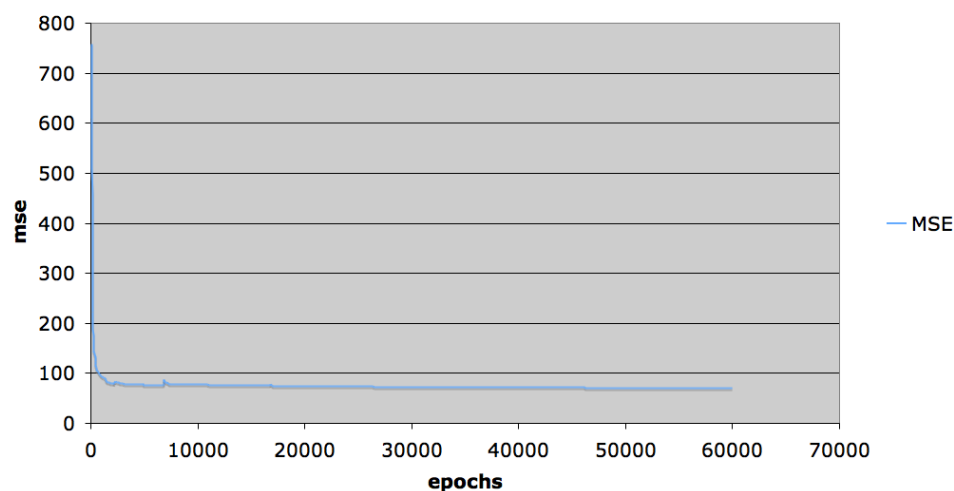
Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι ο RPROP που αναλύθηκε στο εγχειρίδιο της βιβλιοθήκης FANN αφού σε αυτή την περίπτωση οι αλγόριθμοι BATCH, QUICKPROP και INCREMENTAL δεν βρέθηκαν ικανοποιητικοί.

Συνεχίζοντας την ανάλυση του πίνακα 5.2.4, σαν συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου χρησιμοποιείται η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (LINEAR). Αυτό είναι λογικό παίρνοντας υπόψη ότι οι προβλέψεις του νευρωνικού είναι τυχαίες τιμές και όχι τιμές που βρίσκονται εντός διαστήματος από $[0 \ 1]$ ή $[-1 \ 1]$ στην περίπτωση που θα χρησιμοποιούνταν οι συναρτήσεις ενεργοποίησης SIGMOID ή SIGMOID_SYMMETRIC αντίστοιχα. Τέλος για το κρυφό επίπεδο επιλέγεται η συνάρτηση ενεργοποίησης SIGMOID αφού μετά την κανονικοποίηση των δεδομένων αυτά κυμαίνονται στο διάστημα $[0 \ 1]$. Η μείωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος με χρήση LINEAR και SIGMOID_SYMMETRIC συναρτήσεων ενεργοποίησης δεν ήταν καθόλου ικανοποιητική όπως και στην περίπτωση πρόβλεψης ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση.

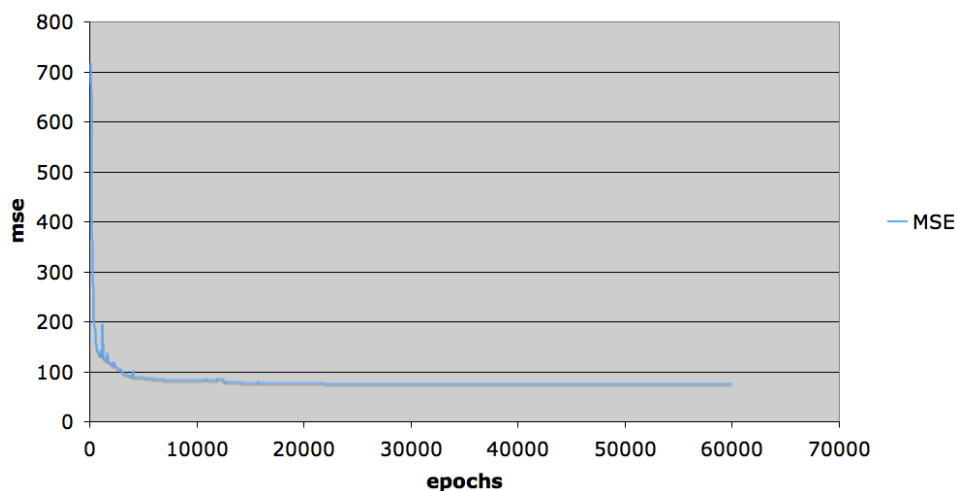
Τέλος όπως φαίνεται και στον πίνακα 5.2.4 η τιμή του ρυθμού εκμάθησης (Learning rate) ορίστηκε 0,7. Για μικρότερη τιμή του ρυθμού εκμάθησης το μέσω τετραγωνικό σφάλμα πέφτει πιο αργά κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Σε περίπτωση που ο ρυθμός εκμάθησης οριστεί ίσος με την μονάδα (μεγαλύτερος δηλαδή από 0,7) παρατηρείται ότι το νευρωνικό δίκτυο φτάνει σε αδιέξοδο και μετά

από κάποιες εποχές δεν μπορεί να μειώσει το mse περαιτέρω λόγω της «επιθετικής» συμπεριφοράς του αλγόριθμου. Στην πραγματικότητα αυτό μπορεί να παρομοιαστεί όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 5.2.1 με έναν μαθητευόμενο που πιέζεται να μάθει κάτι πολύ πιο γρήγορα απ' ό,τι μπορεί.

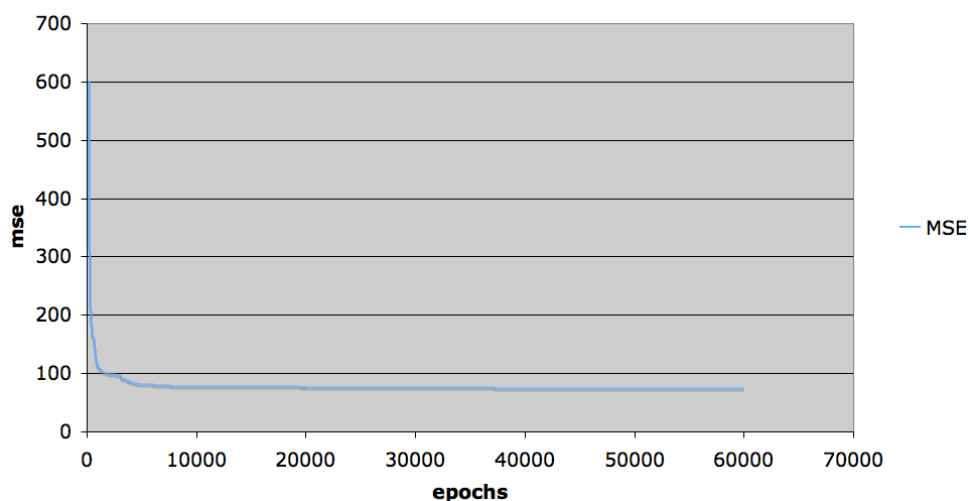
Παρακάτω στα σχήματα 5.2.14, 5.2.15, 5.2.16 και 5.2.17 φαίνεται η μείωση του μέσου τετραγωνικού λάθους κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας τους συνδυασμούς του πίνακα 5.2.4, για την κλιματική ζώνη Α, Β, Γ και του νευρωνικού δικτύου που προβλέπει την ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη για όλες τις ζώνες μαζί αντίστοιχα. Στην τελευταία περίπτωση η μόνη διαφοροποίηση είναι ότι χρησιμοποιείται μια επιπρόσθετη μεταβλητή κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, που δηλώνει την κλιματική ζώνη στην οποία βρίσκεται το κτίριο.



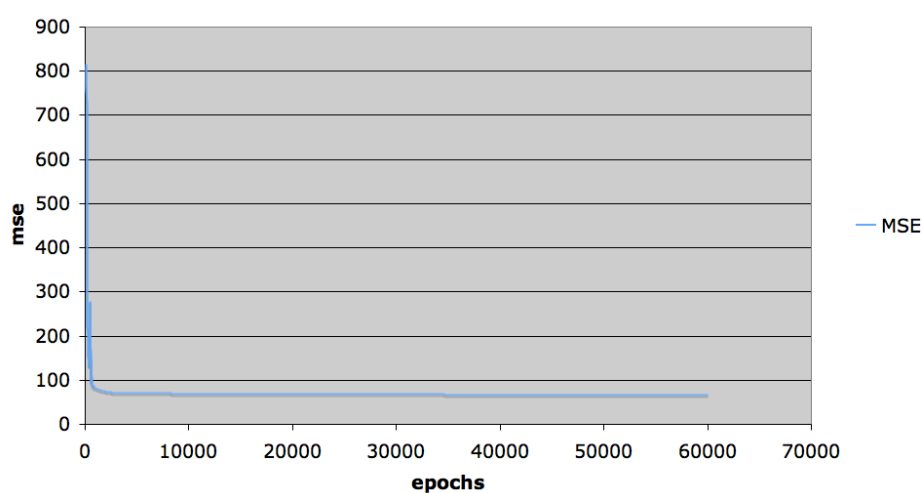
Σχήμα 5.2.14. Μείωση του mse για Ecoool στην κλιματική ζώνη Α



Σχήμα 5.2.15. Μείωση του mse για Ecoool στην κλιματική ζώνη Β



Σχήμα 5.2.16. Μείωση του mse για Ecoool στην κλιματική ζώνη Γ



Σχήμα 5.2.17. Μείωση του mse για Ecoool για όλες τις κλιματικές ζώνες

Στον πίνακα 5.2.5 δίνονται οι ελάχιστες τιμές που κατάφερε να πάρει το mse για κάθε μια από τις παραπάνω περιπτώσεις. Ίσως κάποιος θεωρήσει τις τιμές αυτές αρκετά μεγάλες για να γίνεται σωστή πρόβλεψη από το νευρωνικό δίκτυο αλλά όπως ήδη εξηγήθηκε στην παράγραφο 5.2.1 αυτό δεν ισχύει.

Climatic zones	Minimum mse
A	73,89
B	66,54
C	70,22
A,B,C	75,72

Πίνακας 5.2.5. Ελάχιστες τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

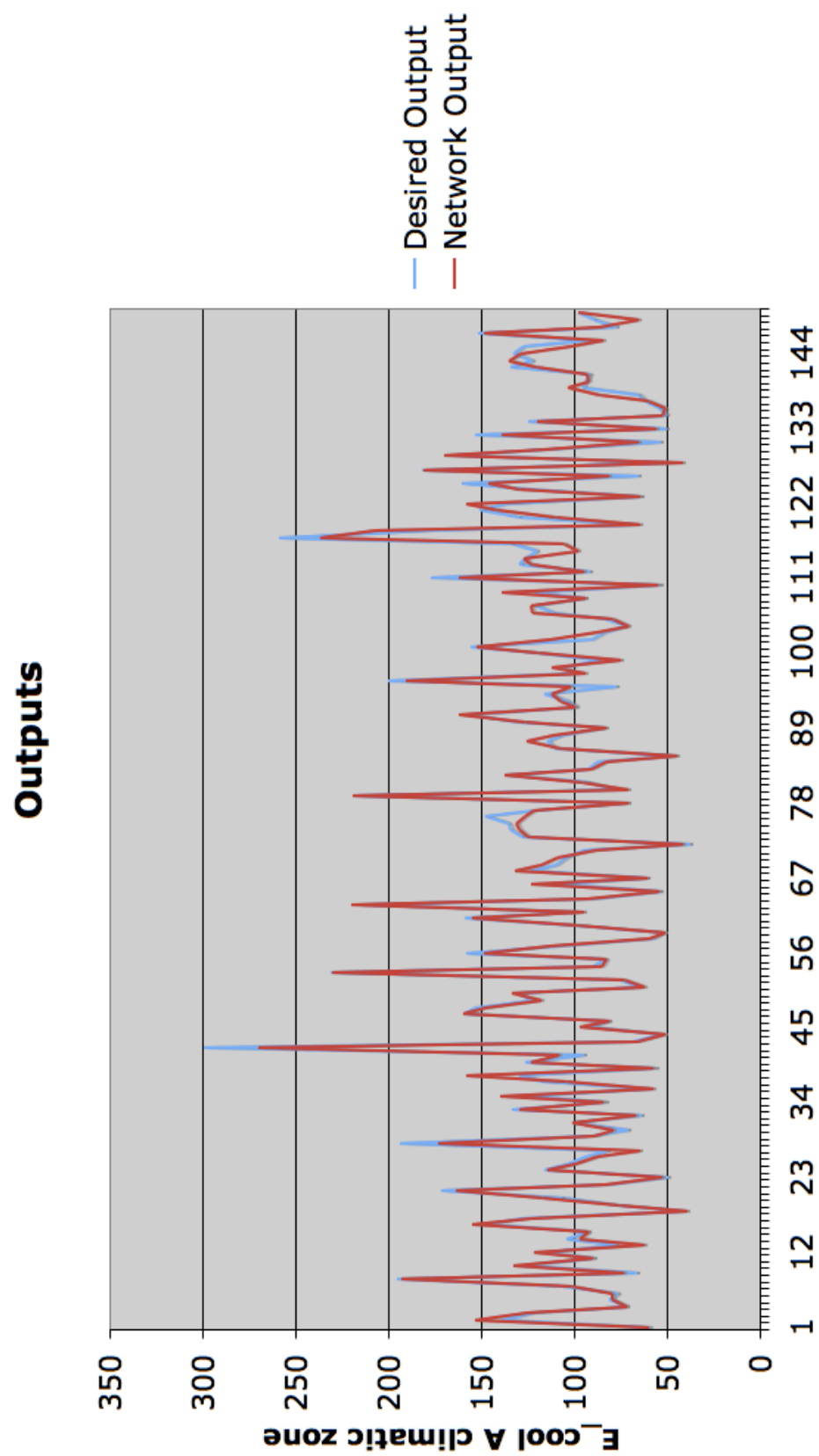
5.2.4. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη

Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σειρά έχει το τρέξιμο αυτού. Με τον τρόπο αυτό γίνεται φανερό το κατά πόσο το νευρωνικό δίκτυο κατάφερε να γενικοποιήσει το πρόβλημα ώστε να κάνει ακριβείς προβλέψεις. Υπάρχουν ένας σημαντικός κίνδυνος μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Οι κίνδυνος αυτός είναι γνωστός με το όνομα *overtraining* . Σε τέτοια περίπτωση το νευρωνικό δίκτυο από την εκμάθηση μπορεί να μάθει απλά τις εισόδους και τις εξόδους με τις οποίες εκπαιδεύτηκε παρά τους γενικούς κανόνες που διέπουν τις αλληλεξαρτήσεις που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα της εκπαίδευσης. Τα δεδομένα με τα οποία γίνεται το τρέξιμο του νευρωνικού δικτύου εξάγονται με ακριβώς τον ίδιο τρόπο που εξήχθηκαν και τα δεδομένα εκπαίδευσης. Για την κάθε μια κλιματική ζώνη διατίθενται 150 περιπτώσεις κτιρίων όπου περιλαμβάνεται και η επιθυμητή τιμή εξόδου. Τα δεδομένα αυτά οργανώνονται επίσης σε μορφή κειμένου (.txt) με τον ίδιο τρόπο που περιγράφηκε για τα δεδομένα εκπαίδευσης στην παράγραφο 5.1.

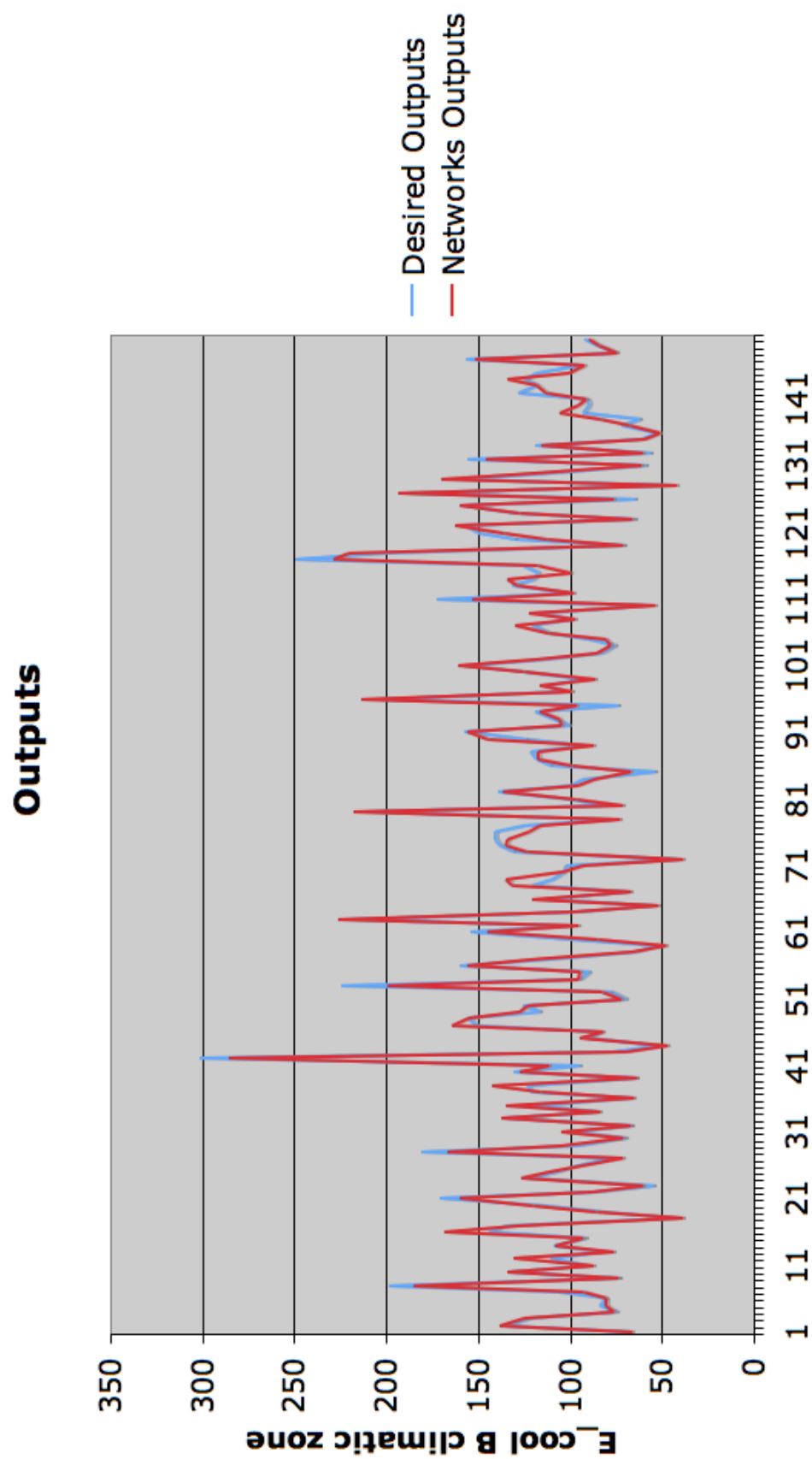
Στα σχήματα 5.2.18- 5.2.21 φαίνονται οι επιθυμητές τιμές εξόδου για την ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη σε αντιστοιχία με τις τιμές εξόδου που προβλέπουν τα αντίστοιχα νευρωνικά δίκτυα. Γίνεται φανερό ότι οι προβλέψεις των νευρωνικών δικτύων είναι πάρα πολύ καλές με εξαίρεση κάποιες ακραίες τιμές στις οποίες σημειώνεται μια μικρή απόκλιση. Για μεγαλύτερη ακρίβεια στην διεξαγωγή συμπερασμάτων στον πίνακα 5.2.6 φαίνονται οι αριθμητικές τιμές για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του testing data set. Από αυτόν τον πίνακα μπορεί να γίνει κατανοητό, λόγω του μεγάλου mse για το νευρωνικό δίκτυο που κάνει προβλέψεις για όλες τις κλιματικές ζώνες, ότι είναι προτιμότερο να χρησιμοποιούνται τα ανεξάρτητα για την κάθε κλιματική ζώνη νευρωνικά δίκτυα ώστε να παρέχεται μεγαλύτερη ακρίβεια.

Climatic zones	Minimum mse
A	76,38
B	72,1
C	62,057
A,B,C	99,14

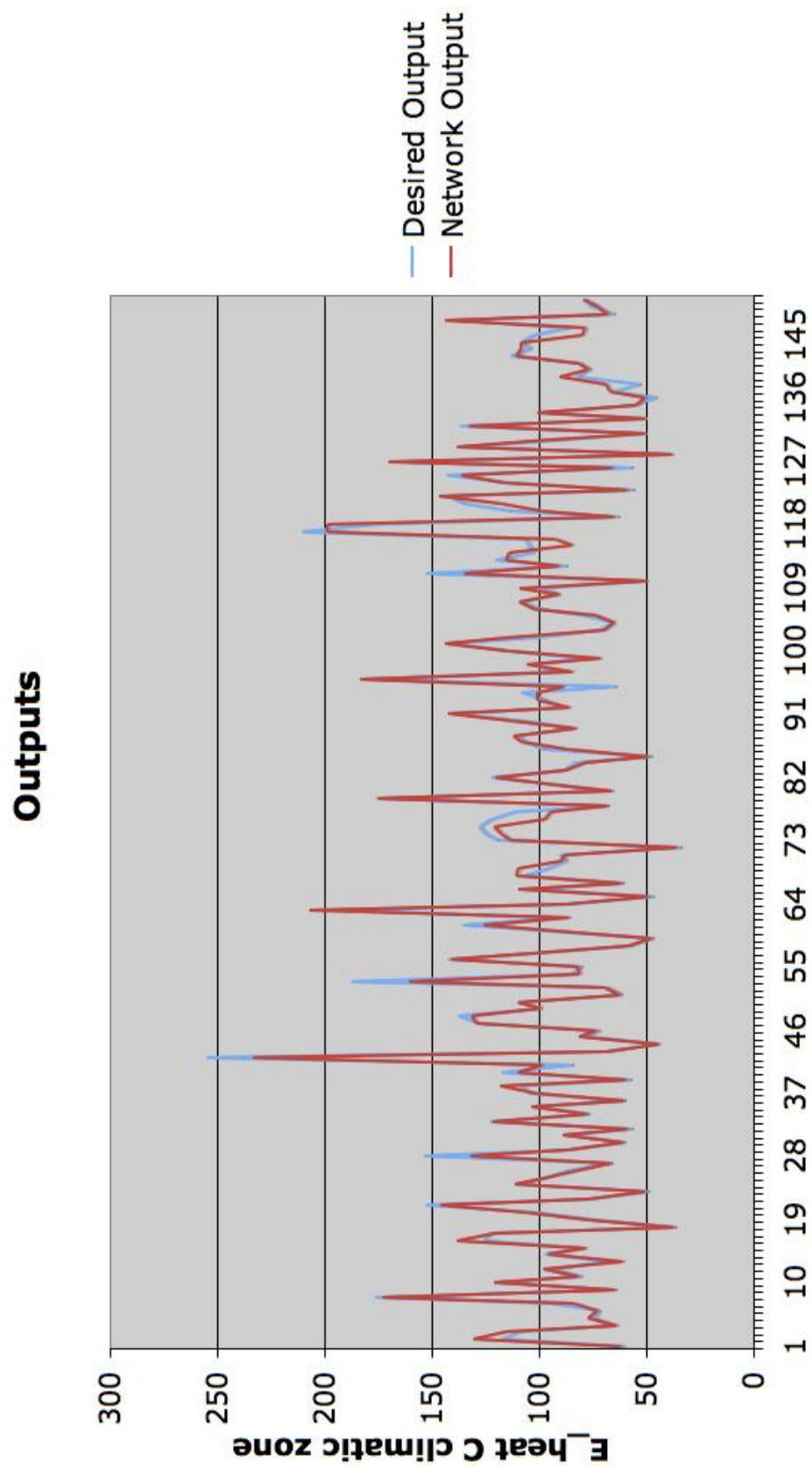
Πίνακας 5.2.6. Τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για το test data set



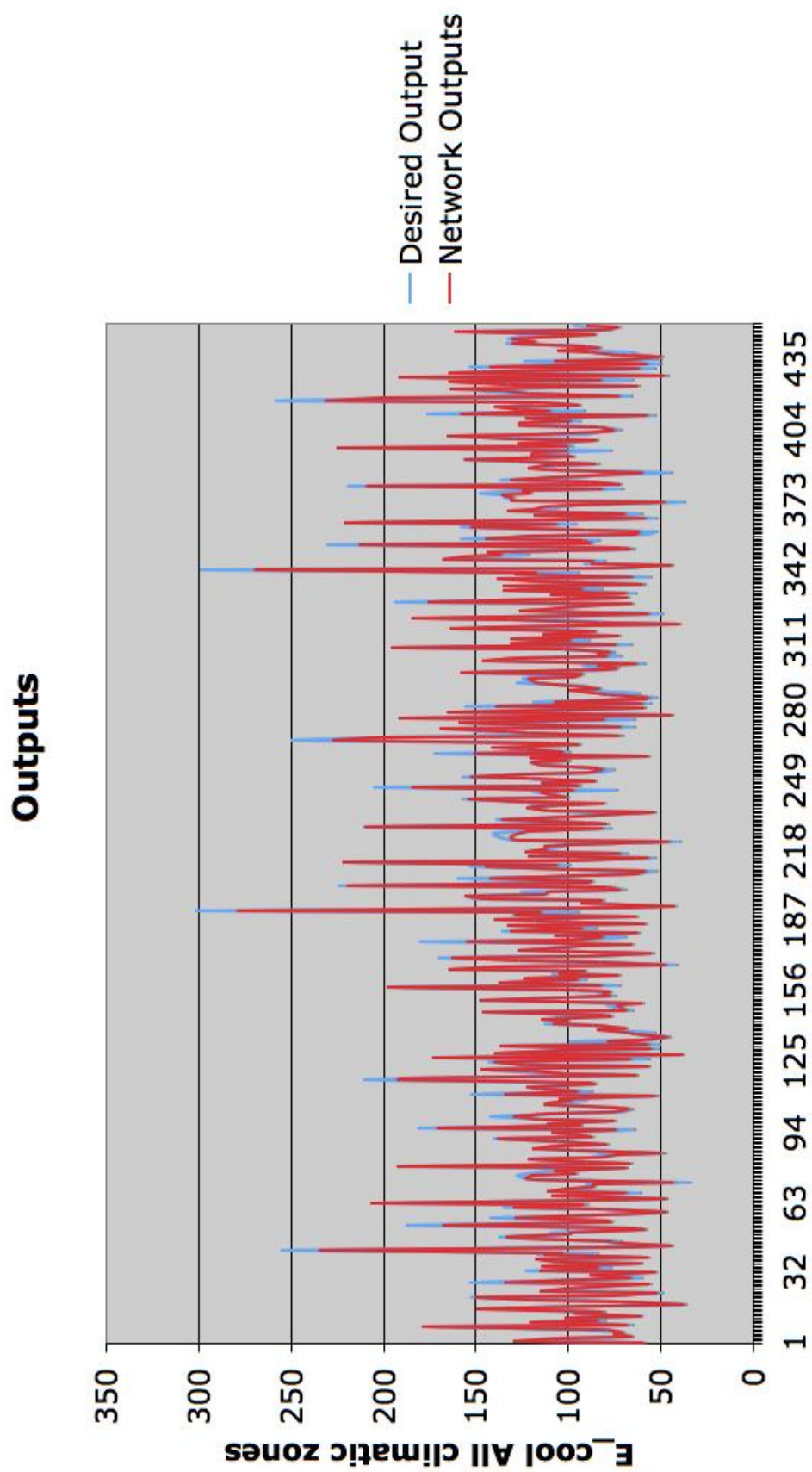
Σχήμα 5.2.18. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη στην κλιματική ζώνη Α



Σχήμα 5.2.19. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη στην κλιματική ζώνη Β



Σχήμα 5.2.20. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη στην κλιματική ζώνη Γ



Σχήμα 5.2.21. Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης για ψύξη για όλες τις κλιματικές ζώνες

5.2.5. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη της θερμικής άνεσης σε κτίρια γραφείου.

Ύστερα από αρκετό πειραματισμό και δημιουργώντας πολλούς συνδυασμούς μεταξύ των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου ο συνδυασμός με τον οποίο εξήχθηκαν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα φαίνονται στον πίνακα 5.2.7.

Στην πραγματικότητα υλοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από 3 επίπεδα. Ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. Όπως φαίνεται και στον πίνακα τα νευρώνια τα οποία αποτελούν το επίπεδο εισόδου είναι 19 αφού όπως εξηγήθηκε στο κεφάλαιο 4 η θερμική άνεση εξαρτάται από όλες τις μεταβλητές που διατίθενται.

Number of Layers	3	Learning rate	0,7
Input Neurons	19	Steepness	0,25
Hidden Neurons	50	Algorithm	RPROP
Output Neurons	1	Performance function	MSE
Activation function Hidden	Sigmoid	Activation function Output	Linear
Max epochs	60000	Print per epochs	50

Πίνακας 5.2.7. Μεταβλητές εκπαίδευσης για πρόβλεψη θερμικής άνεσης σε κτίρια γραφείων

Στο κρυφό επίπεδο χρησιμοποιήθηκαν 50 νευρώνια που αποδείχτηκε και η πιο καλή επιλογή. Στην περίπτωση λιγότερων νευρώνων παρατηρήθηκε μια έντονα ασταθής μείωση του mse καθώς και μια τάση ανικανότητας του νευρωνικού δικτύου να μειώσει το mse λιγότερο από 350. Αυτό δηλώνει ότι το πρόβλημα είναι αρκετά πολύπλοκο ώστε να λυθεί με τόσα λίγα νευρώνια (όμοια όπως αποδείχτηκε στην παράγραφο 5.2.1).

Στην αντίθετη περίπτωση χρήσης περισσότερων νευρώνων στο κρυφό επίπεδο για την επίλυση του προβλήματος σημειώθηκε μια αρκετά καλή σταθερή μείωση του mse όμοια με αυτή που θα φανεί παρακάτω χρησιμοποιώντας 50 νευρώνια στο κρυφό επίπεδο αλλά με μεγάλο αριθμό νευρώνων πάντα θα υπάρχει ο φόβος του overtraining καθώς και η μεγαλύτερη καθυστέρηση για να εξαχθούν τα αποτελέσματα. Αν αναλογιστεί κανείς ότι χρειάστηκαν 60000 εποχές για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας τα χαρακτηριστικά του πίνακα

5.2.7 αν διπλασιαστεί ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού επιπέδου σε 100 τότε όπως είναι φυσιολογικό θα πολλαπλασιαστούν και οι ώρες που απαιτούνται για να τρέξει το νευρωνικό δίκτυο κάτι το οποίο δεν είναι και τόσο επιθυμητό.

Τέλος για την τελική μορφολογία του νευρωνικού δικτύου μελετήθηκε και η ύπαρξη δεύτερου κρυφού επιπέδου. Ο καλύτερος συνδυασμός που επιτεύχθηκε είναι αυτός των 50 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και των 30 στο δεύτερο και το αποτέλεσμα που δόθηκε πάλι δεν ήταν ικανοποιητικό με αποτέλεσμα να απορριφθεί η χρήση δεύτερου κρυφού επιπέδου.

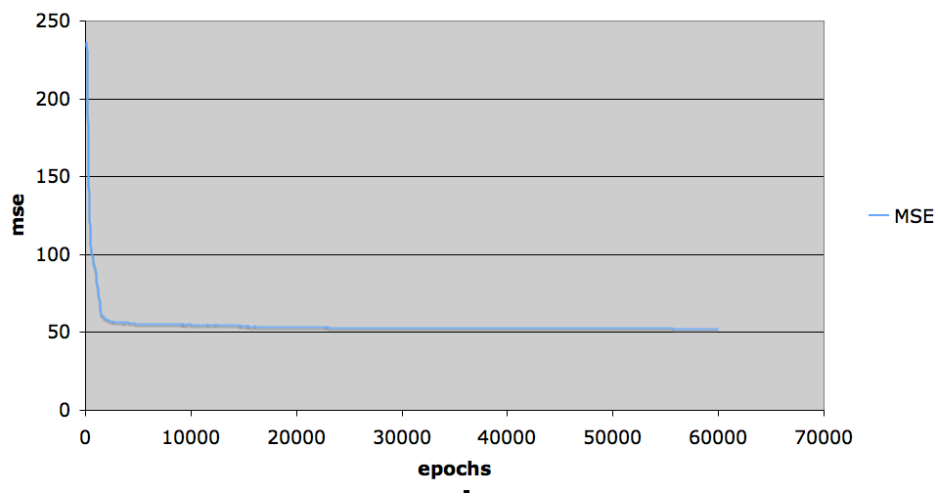
Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι ο RPROP που αναλύθηκε στο εγχειρίδιο της βιβλιοθήκης FANN αφού σε αυτή την περίπτωση οι αλγόριθμοι BATCH, QUICKPROP και INCREMENTAL δεν βρέθηκαν ικανοποιητικοί.

Συνεχίζοντας την ανάλυση του πίνακα 5.2.7, σαν συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου χρησιμοποιείται η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (LINEAR). Αυτό είναι λογικό παίρνοντας υπόψη ότι οι προβλέψεις του νευρωνικού είναι τυχαίες τιμές και όχι τιμές που βρίσκονται εντός διαστήματος από $[0 \ 1]$ ή $[-1 \ 1]$ στην περίπτωση που θα χρησιμοποιούνταν οι συναρτήσεις ενεργοποίησης SIGMOID ή SIGMOID_SYMMETRIC αντίστοιχα. Τέλος για το κρυφό επίπεδο επιλέγεται η συνάρτηση ενεργοποίησης SIGMOID αφού μετά την κανονικοποίηση των δεδομένων αυτά κυμαίνονται στο διάστημα $[0 \ 1]$. Η μείωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος με χρήση LINEAR και SIGMOID_SYMMETRIC συναρτήσεων ενεργοποίησης δεν ήταν καθόλου ικανοποιητική όπως και στην περίπτωση πρόβλεψης ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση και ψύξη.

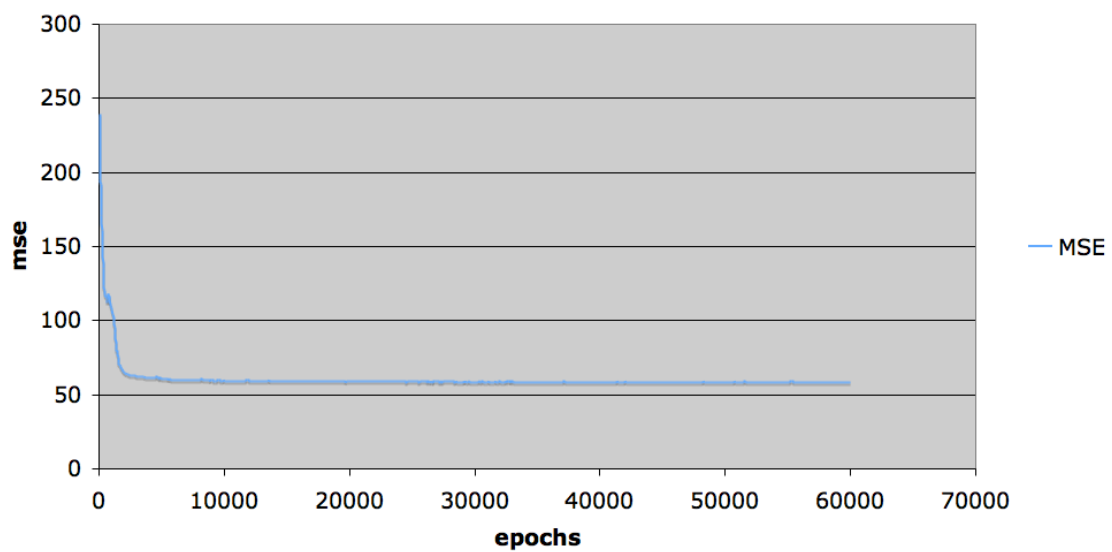
Τέλος όπως φαίνεται και στον πίνακα 5.2.7 η τιμή του ρυθμού εκμάθησης (Learning rate) ορίστηκε 0,7. Για μικρότερη τιμή του ρυθμού εκμάθησης το μέσω τετραγωνικό σφάλμα πέφτει πιο αργά κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Σε περίπτωση που ο ρυθμός εκμάθησης οριστεί ίσος με την μονάδα (μεγαλύτερος δηλαδή από 0,7) παρατηρείται ότι το νευρωνικό δίκτυο φτάνει σε αδιέξοδο και μετά από κάποιες εποχές δεν μπορεί να μειώσει το mse περαιτέρω λόγω της «επιθετικής» συμπεριφοράς του αλγόριθμου. Στην πραγματικότητα αυτό μπορεί να παρομοιαστεί όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 5.2.1 με έναν μαθητευόμενο που πιέζεται να μάθει κάτι πολύ πιο γρήγορα απ' ότι μπορεί.

Παρακάτω στα σχήματα 5.2.22, 5.2.23, 5.2.24 και 5.2.25 φαίνεται η μείωση του μέσου τετραγωνικού λάθους κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας τους συνδυασμούς του πίνακα 5.2.7, για την κλιματική ζώνη Α, Β, Γ και του νευρωνικού δικτύου που προβλέπει την θερμική άνεση για όλες τις ζώνες μαζί αντίστοιχα. Στην τελευταία περίπτωση η μόνη διαφοροποίηση είναι ότι

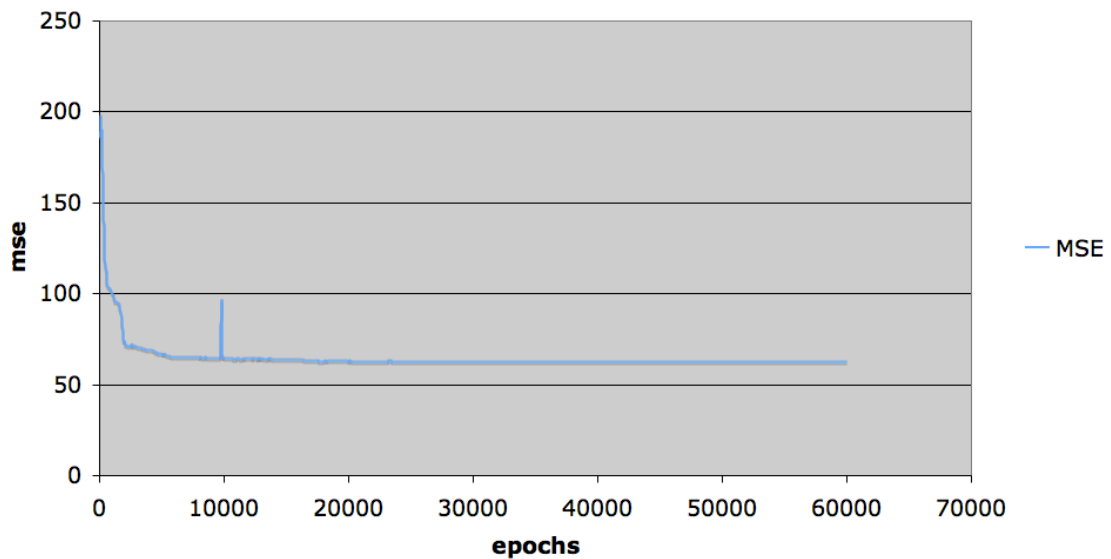
χρησιμοποιείται μια επιπρόσθετη μεταβλητή κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, που δηλώνει την κλιματική ζώνη στην οποία βρίσκεται το κτίριο.



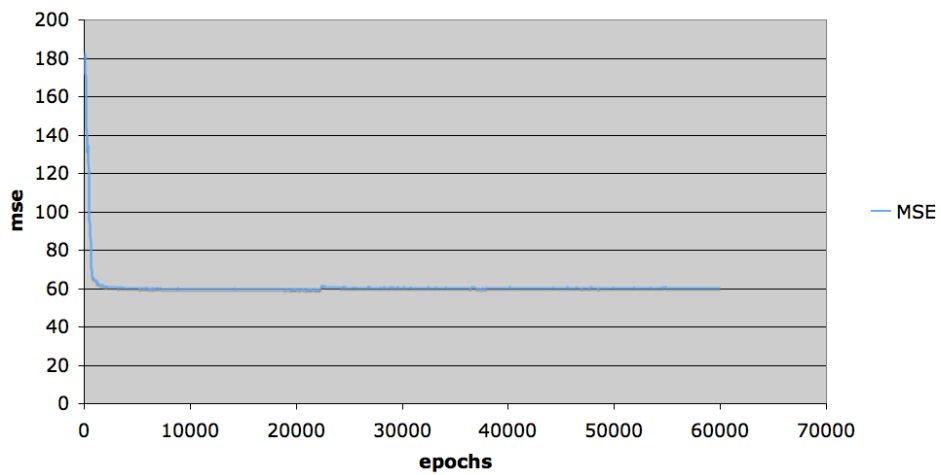
Σχήμα 5.2.22. Μείωση του mse για PMV στην κλιματική ζώνη Α



Σχήμα 5.2.23. Μείωση του mse για PMV στην κλιματική ζώνη Β



Σχήμα 5.2.24. Μείωση του mse για PMV στην κλιματική ζώνη Γ



Σχήμα 5.2.25. Μείωση του mse για PMV για όλες τις κλιματικές ζώνες

Στον πίνακα 5.2.8 δίνονται οι ελάχιστες τιμές που κατάφερε να πάρει το mse για κάθε μια από τις παραπάνω περιπτώσεις. Ίσως κάποιος θεωρήσει τις τιμές αυτές αρκετά μεγάλες για να γίνεται σωστή πρόβλεψη από το νευρωνικό δίκτυο αλλά όπως ήδη εξηγήθηκε στην παράγραφο 5.2.1 αυτό δεν ισχύει.

Climatic zones	Minimum mse
A	52,08
B	58,24
C	62,74
A,B,C	59,97

Πίνακας 5.2.8. Ελάχιστες τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

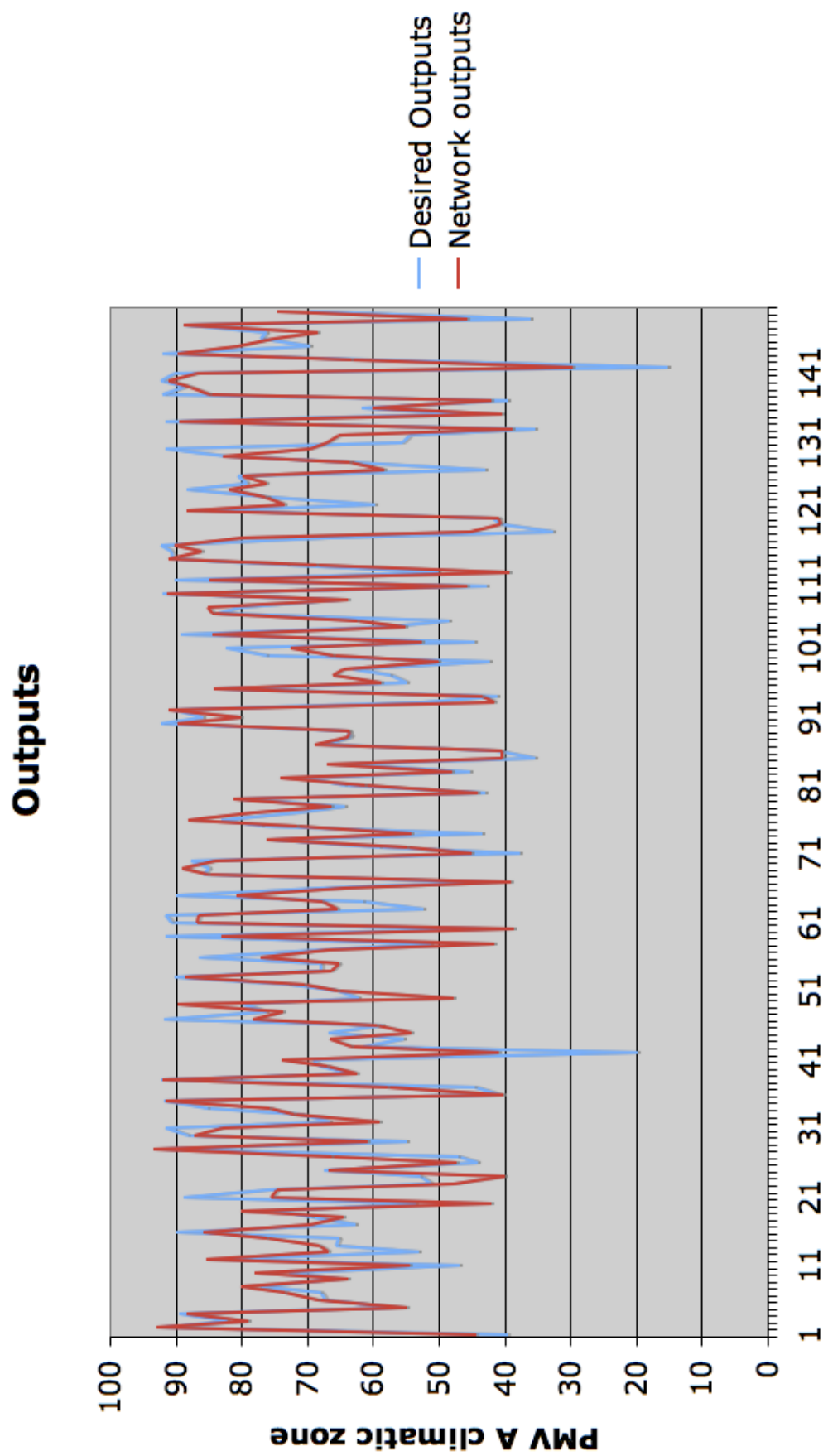
5.2.6. Πρόβλεψη θερμικής άνεσης σε κτίρια γραφείων

Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σειρά έχει το τρέξιμο αυτού. Με τον τρόπο αυτό γίνεται φανερό το κατά πόσο το νευρωνικό δίκτυο κατάφερε να γενικοποιήσει το πρόβλημα ώστε να κάνει ακριβείς προβλέψεις. Υπάρχουν ένας σημαντικός κίνδυνος μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Οι κίνδυνος αυτός είναι γνωστός με το όνομα *overtraining* . Σε τέτοια περίπτωση το νευρωνικό δίκτυο από την εκμάθηση μπορεί να μάθει απλά τις εισόδους και τις εξόδους με τις οποίες εκπαιδεύτηκε παρά τους γενικούς κανόνες που διέπουν τις αλληλεξαρτήσεις που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα της εκπαίδευσης. Τα δεδομένα με τα οποία γίνεται το τρέξιμο του νευρωνικού δικτύου εξάγονται με ακριβώς τον ίδιο τρόπο που εξήχθηκαν και τα δεδομένα εκπαίδευσης. Για την κάθε μια κλιματική ζώνη διατίθενται 150 περιπτώσεις κτιρίων όπου περιλαμβάνεται και η επιθυμητή τιμή εξόδου. Τα δεδομένα αυτά οργανώνονται επίσης σε μορφή κειμένου (.txt) με τον ίδιο τρόπο που περιγράφηκε για τα δεδομένα εκπαίδευσης στην παράγραφο 5.1.

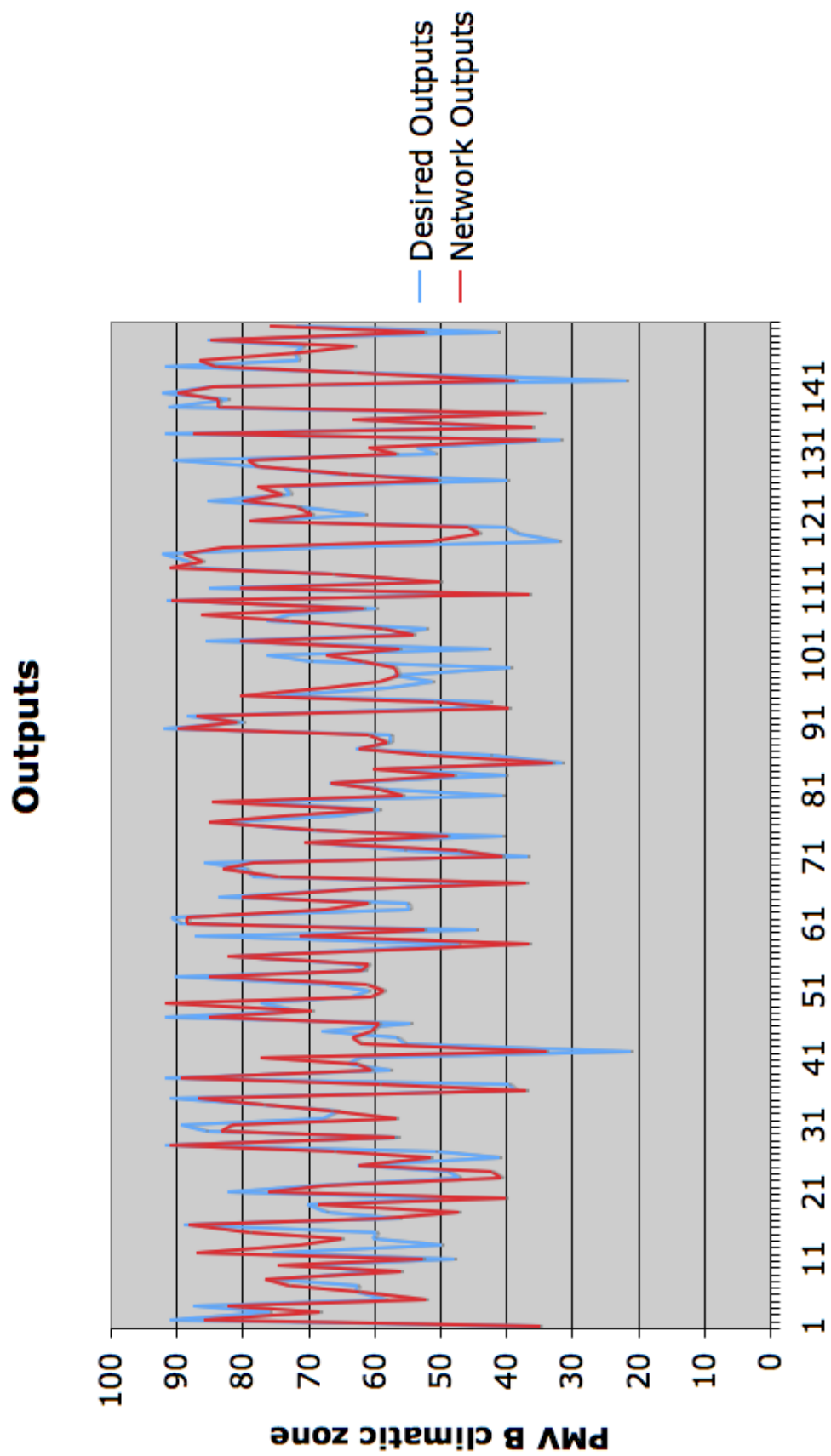
Στα σχήματα 5.2.26- 5.2.29 φαίνονται οι επιθυμητές τιμές εξόδου για την θερμική άνεση σε κτίρια γραφείων σε αντιστοιχία με τις τιμές εξόδου που προβλέπουν τα αντίστοιχα νευρωνικά δίκτυα. Γίνεται φανερό οι προβλέψεις είναι καλές μόνο για τα πρώτα τρία νευρωνικά δίκτυα τα οποία προβλέπουν την θερμική άνεση μόνο για μια κλιματική ζώνη. Το ίδιο γίνεται φανερό και στον πίνακα 5.2.9 όπου φαίνονται οι αριθμητικές τιμές για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του *testing data set*. Από αυτόν τον πίνακα μπορεί να γίνει κατανοητό, λόγω του μεγάλου *mse* για το νευρωνικό δίκτυο που κάνει προβλέψεις για όλες τις κλιματικές ζώνες, ότι είναι προτιμότερο να χρησιμοποιούνται τα ανεξάρτητα για την κάθε κλιματική ζώνη νευρωνικά δίκτυα ώστε να παρέχεται μεγαλύτερη ακρίβεια.

Climatic zones	Minimum mse
A	49,46
B	56,82
C	39,67
A,B,C	138,56

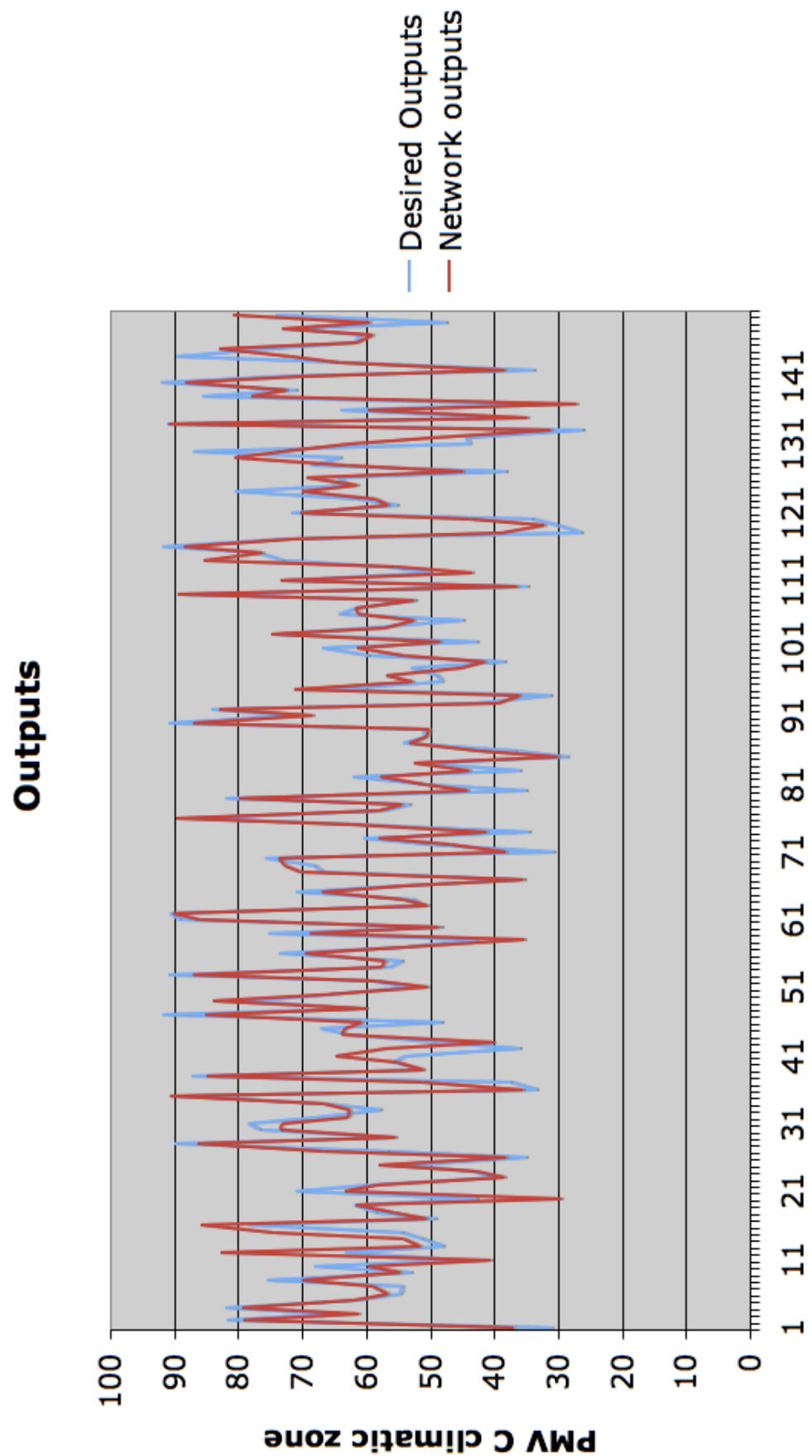
Πίνακας 5.2.9. Τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για το *test data set*



Σχήμα 5.2.26. Πρόβλεψη θερμικής άνεση σε κτίρια γραφείων στην κλιματική ζώνη Α

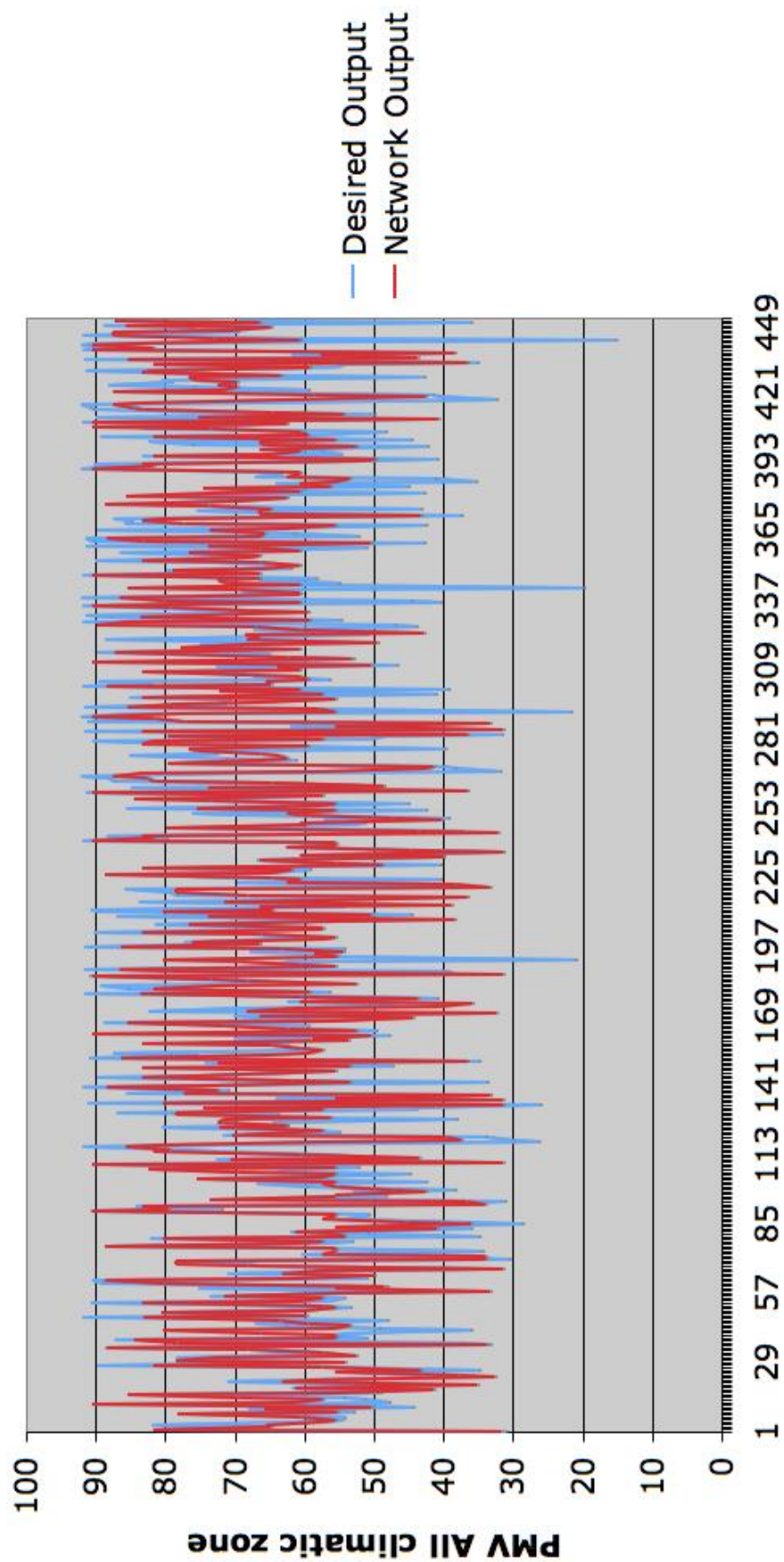


Σχήμα 5.2.27. Πρόβλεψη θερμικής άνεσης σε κτίρια γραφείων στην κλιματική ζώνη Β



Σχήμα 5.2.28. Πρόβλεψη θερμικής άνεση σε κτίρια γραφείων στην κλιματική ζώνη Γ

Outputs



Σχήμα 5.2.29. Πρόβλεψη θερμικής άνεση σε κτίρια γραφείων για όλες τις κλιματικές ζώνες

5.3. Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις

Όπως αναφέραμε και στην εισαγωγή αυτού του συγγράμματος, η πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης κτιρίων, για θέρμανση και ψύξη, στα οποία στεγάζονται γραφεία στην Ελλάδα καθώς και της θερμικής άνεσης μέσα σε αυτά είναι ένα ζήτημα μείζονος σημασίας. Η εύρεση ενός αρκετά γρήγορου τρόπου με τον οποίο θα γίνεται η πρόβλεψη αυτή, κρίνεται επιτακτική. Η επιτακτικότητα εύρεσης μιας λύσης γρήγορης καθώς και πρακτικής, ώστε να μην απαιτείται θεωρητική μελέτη για την εύρεση της ενεργειακής κατάταξης σε κτίρια, οφείλεται σε πολλούς λόγους.

Ο πρώτος και σημαντικότερος λόγος είναι το νομοσχέδιο που περιγράφηκε στην παρούσα διπλωματική εργασία. Το νομοσχέδιο αυτό περιγράφει τα όρια της ενεργειακής κατανάλωσης των κτιρίων γραφείων καθώς επίσης και τους νόμους θερμομόνωσης που απαιτείται να εφαρμοστούν στην χώρα μας. Τα χρονικά όρια εφαρμογής αυτού του νομοσχεδίου έχουν στενέψει πλέον εφόσον μέχρι και το 2009 κάθε καινούργιο ή ανακαινιζόμενο κτίριο απαιτείται να πληρεί τις απαιτήσεις του νομοσχεδίου αυτού.

Επιπλέον, για την λειτουργία συστημάτων θέρμανσης ή ψύξης απαιτείται κάποια μορφή ενέργειας που θα καταναλωθεί ώστε να παραχθεί θερμότητα ή ψύξη. Σκοπός όλων των ερευνών που γίνονται σε κτίρια είναι να μειωθούν τα ποσά ενέργειας που απαιτούνται για την θέρμανση ή την ψύξη τους. Με την μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης δεν εξοικονομούνται μόνο χρήματα αλλά επίσης μειώνονται οι ρύποι διοξειδίου του άνθρακα που απελευθερώνονται στην ατμόσφαιρα και κάνουν πιο έντονο το φαινόμενο του θερμοκηπίου. Έτσι μπορεί να γίνει ακόμα περισσότερο κατανοητό η σημαντικότητα εύρεσης μιας λύσης για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης κτιρίων για θέρμανση και ψύξη, στα κτίρια γραφείων των οποίων το πλήθος καταλαμβάνει ένα μεγάλο ποσοστό του συνολικού αριθμού κτιρίων στην Ελλάδα.

Γνωρίζοντας τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων που έχουν παρουσιαστεί στο Κεφάλαιο 3 και δεδομένων των εξαρτήσεων που υπάρχουν μεταξύ των δεδομένων που είναι διαθέσιμα και των μεταβλητών που επιθυμούμαι να προβλεφθούν, η έρευνα της ικανότητας των νευρωνικών δικτύων να λύσουν τέτοιου είδους πρόβλημα ακούγεται ελκυστική. Έχοντας ολοκληρώσει την έρευνα μπορεί πλέον να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα για την ικανότητα τους αυτή.

Πρωταρχικός στόχος ήταν η κατασκευή ενός μοναδικού νευρωνικού δικτύου το οποίο θα έχει την ικανότητα να προβλέπει όλες τις επιθυμητές εξόδους για όλες τις κλιματικές ζώνες. Αυτή η υπόθεση απορρίφθηκε αμέσως, εφόσον μετά από έρευνα,

που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 5, αποδείχτηκε ότι ένας μόνο αλγόριθμος εκπαίδευσης δεν φάνηκε ικανός να κατανοήσει τις συσχετίσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων. Αντίθετα κάθε μια έξοδος μπορούσε να προβλεφθεί ύστερα από εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου με διαφορετικό αλγόριθμο. Από το παραπάνω αποδεικνύεται ότι κάθε έξοδος έχει διαφορετικές συσχετίσεις με τις εισόδους που είναι διαθέσιμες και επηρεάζεται διαφορετικά στις αλλαγές των τιμών των μεταβλητών εισόδων.

Το αμέσως επόμενο βήμα ήταν να κατασκευαστούν τρία διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα ένα για κάθε έξοδο για όλες τις κλιματικές ζώνες. Τα αποτελέσματα που εξήχθηκαν και περιγράφηκαν παραπάνω δεν ήταν τόσο ικανοποιητικά εφόσον παρατηρήθηκαν μεγάλες αποκλίσεις στις προβλέψεις για ακραίες τιμές. Για λόγους απαίτησης μεγαλύτερης ακρίβειας στις προβλέψεις κατασκευάστηκαν τρία νευρωνικά δίκτυα για κάθε μια έξοδο, ένα για κάθε κλιματική ζώνη. Τα αποτελέσματα που εξήχθηκαν σε σύγκριση με αυτά που μόλις αναφέρθηκαν ήταν ακόμα καλύτερα με μικρότερες αποκλίσεις.

Σύμφωνα με τα παραπάνω παρατηρούνται τα εξής:

- Η απαιτήσις ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση και ψύξη επηρεάζονται διαφορετικά για κάθε κλιματική ζώνη (κάτι που είναι προφανές για τον ερευνητή) ακόμα κι αν οι μεταβλητές εισόδου είναι ίδιες. Το γεγονός αυτό κάνει το νευρωνικό δίκτυο ανέκδοτο να μοντελοποιήσει το πρόβλημα για διαφορετικές κλιματικές ζώνες, εφόσον π.χ. για δεδομένες εισόδους η ενεργειακή κατανάλωση για ψύξη στην ζώνη Α να μειώνεται ενώ στην Β να αυξάνεται.
- Η θερμική άνεση των εργαζομένων για κάθε κλιματική ζώνη αλλάζει και αυτό εξαρτάται από πολλούς παράγοντες που περιγράφηκαν στο κεφάλαιο 4. Αυτό γίνεται φανερό και από τις προβλέψεις που έγιναν και περιγράφηκαν παραπάνω. Οι ακρίβεια των προβλέψεων για το PMV δεν ήταν τόσο καλή όσο για το Eheat και το Ecool. Για επίτευξη μεγαλύτερης ακρίβειας της θερμικής άνεσης, πρέπει να εισαχθούν στις εισόδους μεταβλητές δεδομένων όπως ο ρουχισμός καθώς και βιολογικοί παράγοντες που είναι πιο σχετικοί με την θερμική άνεση.

Κατά την υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων παρατηρήθηκε αρκετά μεγάλο σφάλμα όταν χρησιμοποιούνταν για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης για θέρμανση και ψύξη όλες οι μεταβλητές εισόδου. Το σφάλμα αυτό μειώθηκε αφαιρώντας από το training data set τις περιττές αυτές μεταβλητές. Για την

ενεργειακή κατανάλωση θέρμανσης αποδείχτηκε ότι επηρέαζαν ελάχιστα μεταβλητές όπως η εγκατεστημένη ψυκτική ισχύ, η θερμοκρασία ενεργοποίησης του κλιματισμού και τέλος η εσωτερική και εξωτερική σκίαση. Για την ενεργειακή κατανάλωση ψύξης αποδείχτηκε ότι επηρέαζαν ελάχιστα η εγκατεστημένη θερμική ισχύ και η θερμοκρασία ενεργοποίησης της θέρμανσης.

Τέλος πρέπει να αναφερθεί την ανικανότητα του νευρωνικού δικτύου να μειώσει πάρα πολύ το μέσω τετραγωνικό λάθος. Αυτό συμβαίνει λόγω της μεγάλης ποικιλομορφίας των δεδομένων. Λέγοντας μεγάλη ποικιλομορφία εννοείται ότι με το εύρος και τις πιθανές τιμές των μεταβλητών των δεδομένων μπορούν να εξαχθούν περίπου 10.000.000 συνδυασμοί κτιρίων. Κατά την επιλογή των δεδομένων εκπαίδευσης από τα 10.000.000 των συνδυασμών επιλέχτηκαν με την μέθοδο δειγματοληψίας Monte Carlo μόνο 30.000 συνδυασμοί κτιρίων. Εκπαιδεύοντας το νευρωνικό δίκτυο μόνο με αυτούς τους συνδυασμούς, δεν είναι δυνατό να γενικοποιηθεί τόσο τέλεια η εκπαίδευση ώστε να μειωθεί παραπάνω το μέσω τετραγωνικό λάθος. Από το παραπάνω βγαίνει το συμπέρασμα ότι διαθέτοντας όλο και μεγαλύτερο αριθμό δεδομένων τόσο μικρότερο θα ήταν το mse που θα μπορούσε να επιτευχθεί από το νευρωνικό δίκτυο κατά την εκπαίδευση.

Η έρευνα του συγκεκριμένου προβλήματος μπορεί να πάει ένα βήμα παρακάτω. Αρχικά θα μπορούσε να κατασκευαστεί ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο θα κρατάει τα δεδομένα εκπαίδευσης σε μια βάση δεδομένων και θα έχει την ικανότητα να ανανεώνει την βάση δεδομένων αυτή με νέα δεδομένα που θα γίνονται διαθέσιμα. Αυτό απαιτεί συνεχώς εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου μία διαδικασία αρκετά χρονοβόρα για να γίνεται συνέχεια. Τέλος η βιβλιοθήκη FANN που χρησιμοποιήθηκε περιλαμβάνει εντολές διαχείρισης ή μετατροπής δεδομένων σε ακέραιους ώστε ο κώδικας υλοποίησης του νευρωνικού δικτύου να μπορεί να ενσωματωθεί σε κυκλώματα μικροεπεξεργαστών (FPGA).

Με μία τέτοια υλοποίηση:

- επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ταχύτητα κάτι που απαιτείται στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου
- απαιτείται χαμηλή ενέργεια για την λειτουργία του
- προσφέρεται αυτονομία εφόσον είναι ένα μικρό κύκλωμα που εξάγει αποτελέσματα σαν ένα «μαύρο κουτί»
- παρουσιάζεται μεγάλη ευκολία στην προσαρμογή του κώδικα ώστε να προγραμματιστεί ο μικροεπεξεργαστής
- είναι "portable" ώστε εύκολα να μπορεί να προσαρμοστεί σε δίκτυο και να χρησιμοποιηθεί μέσω του web.

Αναφορές

6. Αναφορές

- [1] Margaret B. Bailey, Peter S. Curtiss, Neural Network Modeling and Control Application in Building Mechanical Systems.
- [2] Merih Aydinalp, V. Ismet Ugursal, Alan S. Fung, Modeling of the appliance, lighting and space cooling energy consumption in the residential sector using neural networks, Applied Energy 71 (2002) 87-110.
- [3] In-Ho Yang, Myoung-Souk Yeo, Kwang-Woo Kim, Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building, Energy Conversion and Management 44 (2003) 2791-2809.
- [4] Kuentai Chen, Yue Jiao, E. Stanley Lee, Fuzzy adaptive neural networks in thermal comfort, Applied Mathematics Letters 19 (2006) 420-426
- [5] Soteris A. Kalogirou, Constantinos C. Neocleous, Christos N. Schizas, Building heating load estimation using artificial neural networks.
- [6] S. Karatasou, M. Santamouris, V. geros, Using ANNs to predict cooling requirements for residential buildings.
- [7] David A. Cohen, Moncef Krarti, A neural network modelling approach applied to energy conservation retrofits.
- [8] D. Datta, S.A. Tassou, D. Marriott, Application of Neural Network for the prediction of the Energy consumption in a Supermarket.
- [9] Bing Yu, Dolf H.C. van Paassen, Fuzzy neural networks model for building energy Diagnosis, Eighth International IBPSA Conference Eindhoven Netherlands, August 11-14, 2003.
- [10] Pedro A. Gonzalez, Jesus M. Zamarreno, Prediction of hourly consumption in buildings based on a feedback artificial neural network, Energy and Buildings 37 (2005) 595-601
- [11] Abhullatif E. Ben-Nakhi, Mohamed A. Mahmoud, Energy conservation in buildings through efficient A/C control using neural network, Applied Energy 73 (2002) 5-23.
- [12] Abhullatif E. Ben-Nakhi, Mohamed A. Mahmoud, Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks, Energy Conversion and Management 45 (2004) 2127-2141.
- [13] Jin Yang, Hugues Rivard, Radu Zmeureanu, Building energy prediction with adaptive artificial neural network, Ninth International IBPSA Conference Montreal, Canada August 15-18, 2005.
- [14] Soteris Kalogirou, Mahroo Eftekhari, Ljiljana Marjanovic, Predicting the pressure coefficients in a naturally ventilated test room using artificial neural networks, Building and Environment 38 (2003) 399-407.
- [15] Directive 2002/91/EC on the energy performance of buildings of 16th December 2002, Official Journal of the European Communities L1/65
- [16] Bowie, R. & Jahn A. (2003). European Union-The new Directive on the Energy performance of buildings-Moving closer to Kyoto, European Commission, Directorate General for Energy & Transport, Unit D1-Regulatory Policy & Promotion of New Energies and of Demand Management.
- [17] Χ. Πίππος, Σύμβουλος Ενέργειας ΜΕΑΕΕ, «Η πολιτική της Ε. Ένωσης για τις ΑΠΕ και την Εξοικονόμηση Ενέργειας στον κτιριακό τομέα – Η Κοινοτική Οδηγία 2002/91/ΕΚ για τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων(ΕΡΒΔ)», ΔΙΗΜΕΡΙΔΑ ΚΑΠΕ 14-15 Οκτωβρίου 2004.
- [18] Γ. Καμάρας, «Η Ελληνική Πολιτική για τις ΑΠΕ και την Εξοικονόμηση Ενέργειας στα κτίρια-Υφιστάμενο κανονιστικό και χρηματοδοτικό πλαίσιο», ΔΙΗΜΕΡΙΔΑ ΚΑΠΕ 14-15 Οκτωβρίου 2004.
- [19] T.Nikolaou, E.Maria, P.Zalimidis, D.Kolokotsa, “Recent Market Assessment and Legal Framework for BEMS in Greece”, 1st International Conference “Passive and Low Energy Cooling for Built Environment, Palenc 2005, Santorini, Greece, 19-21 May 2005, Book of Proceedings, page 971.
- [20] Υπουργική Απόφαση 21475/2707, ΦΕΚ 880/8/19-8-98.
- [21] Εισήγηση του Προέδρου της ΠΟΜΙΔΑ κ. Στράτου Παραδιά στην Ημερίδα του ΚΑΠΕ 14-15/10/2004 με θέμα «Προτάσεις βελτίωσης των κανονιστικών πλαισίων για την προώθηση της ενεργειακής αναβάθμισης των κτιρίων κατοικίας».
- [22] Simon Haikyn, Neural networks and Comprahensive foundation, Printice Hall.
- [23] A.H.EL. Zooghby, C.G. Christodoulou, M. Georgiopoulos, Radial-basis Function Neural Network Algorithm, University of Central Florida.
- [24] Βλαχάβας Ιωάννης, Κεφάλας Πέτρος, Βασιλειάδης Νικόλαος, Τεχνητή Νοημοσύνη Εκδόσεις Γαργατάνη (Ιανουάριος 2002).
- [25] Νικόλαος Ι. Παπαδόπουλος Διπλωματική εργασία, ΣΗΜΜΥ. Εφαρμογές εφυών τεχνικών στον προγραμματισμό παραγωγής (2003).
- [26] <http://www.nd.com/neurosolutions/products/ns/whatisNN.html>
- [27] S.Nagendra. Practical Aspects of Using Neural Networks: Necessary Preliminary Specifications (January 1998).

- [28] Christos Stergiou, Dimitrios Siganos, Neural networks, http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html#References
- [29] Aleksander, I. and Morton, H. An introduction to neural computing, 2nd edition
- [30] Σταμάτιος Θ. Γεωργόπουλος. Μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία, ΣΗΜΜΥ. Χρονοπρογραμματισμός παραγωγής με χρήση Ευφυών τεχνικών (2001).
- [31] Daniel J. Fonseca, Daniel Navarrese. Artificial Neural Network for job shop simulation (2002).
- [32] ANNA Π. ΑΠΟΣΤΟΛΟΥ, Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην Επίλυση Προβλημάτων Χρονοπρογραμματισμού Συστημάτων Παραγωγής, Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
- [33] Οδηγός εξοικονόμησης ενέργειας μέσω θερμομόνωσης, Κεντρο ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, πλαίσιο προγράμματος «Ε.Π.Ε.3.4.6» Δεκέμβριος 1999, Υπουργείο Εργασίας και διεύθυνση κοινοτικών πρωτοβουλιών.
- [34] ANSI/ASHRAE Standard 55-1992, Thermal environmental conditions for human occupancy, Atlanta, American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers, Inc.
- [35] Fanger P. O. (1982), Thermal comfort : analysis and applications in environmental engineering, Krieger Pub. Co
- [36] de Dear R., Brager G. and Cooper D. (1997), Developing an adaptive model of thermal comfort and preference, ASHRAE Technical Data Bulletin, 14, 27-49
- [37] Peter Höppe (1988), Comfort Requirements in Indoor Climate, Energy and Buildings, 11, 1-3, 249-257
- [38] Peter Höppe and Ivo Martinac (1998), Indoor Climate and Air Quality, International Journal of Biometeorology
- [39] An Update on formaldehyde (1997), Revision, U.S. Consumer Safety Commission, Washington DC 20207
- [40] Godish T. (1989), Indoor air pollution control
- [41] Haghighat F. and De Bellis L. (1998), Material emission rates: literature review, and the impact of indoor air temperature and relative humidity, Building and Environment, 33, 5, 261-277
- [42] Fang, L., Clausen, G. and Fanger P.O. (1999), Impact of temperature and humidity on chemical and sensory emissions from building materials, Indoor Air, 9, 193-201
- [43] Δελλής Ν. και Τραγουδάρας Δ. (2002), Ενεργειακοί έλεγχοι, ποιότητα εσωτερικού αέρα και θερμική άνεση σε κτίρια γραφείων, Διπλωματική εργασία, Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών ΑΠΘ, Οκτώβριος
- [44] Fanger P.O., Toftum J. and Jorgensen A.S. (1998), Upper limits of indoor air humidity to avoid uncomfortably humid skin, Energy and Buildings, 28, 1, 1-13
- [45] Fanger P.O., Toftum J. and Jorgensen A.S. (1998), Upper limits of indoor air humidity for preventing warm respiratory discomfort, Energy and Buildings, 28, 1, 15-23
- [46] Liddament M.W. (1996) A guide to energy efficient ventilation, AIVC, Great Britain
- [47] Awbi B. H.: (1998), Chapter 7 – Ventilation, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2, 157-188
- [48] Seppanen O., Fisk J.W. and Mendell J. M. (2002), Ventilation rates and health, ASHRAE Journal, 56-58
- [49] Liddament M.W. (2001), AIVC Technical Note 53, Occupant Impact on Ventilation, Belgium
- [50] Mundt E., Mathisen H. M., Nielsen P. V. and Moser A. (2004), Ventilation Effectiveness REHVA Guidebook, Federation for European Heating and Air Conditioning Associations
- [51] Souris G. and Santamouris (1999), 'The problematics of ventilation in buildings: IAQ and Energy', Proceeding of the Workshop on 'Efficient ventilation systems in buildings', CIENE , 10 December 1999, Athens, Greece
- [52] Seppanen O. and Fisk W. J. (2002), Association of ventilation system type with SBS symptoms in office workers, Indoor Air, 12, 98-112
- [53] Θεοδωρίδου Ευανθία, Μελέτη ηλιακών παθητικών συστημάτων σε πρότυπο κτίριο του ΤΕΙ κρήτης παραρτήματος Χανίων
- [54] Solar Energy Laboratory, 2004. TRNSYS 16 Manual. University of Wisconsin, USA.
- [55] T. Nikolaou, G. Stavrakakis, I. Skias D. Kolokotsa, "Contribution of Shading in Improving the Energy Performance of Buildings", 2nd PALENC Conference and 28th AIVC Conference, Building Low Energy Cooling and Advanced Ventilation Technologies in the 21st Century, 27-29 September 2007, Crete Island, Greece.
- [56] Kreider, J.F., Curtiss, P. and Rabl, A., 2002. Heating and Cooling for Buildings, Design for Efficiency. McGraw-Hill, New York.
- [57] Τεχνική Οδηγία Τεχνικού Επιμελητηρίου Ελλάδος, Τ.Ο.Τ.Ε.Ε. 2425/86 «Εγκαταστάσεις σε κτήρια: Στοιχεία υπολογισμού φορτίων κλιματισμού κτηριακών χώρων».
- [58] ASHRAE 62-1999 Standard, "Ventilation for Acceptable Indoor Air Quality", American Society of Heating, Refrigerating, Air-Conditioning Engineers, Inc.
- [59] Krarti, M., 2000, Energy Audit Of Building Systems: An Engineering Approach, CRC Press.
- [60] Α. Αυγέρης, Α. Γεράνιος, Ε. Γιαμά. Ι. Δεληγιαννάκης, Α. Κατσογιάννης, Σ. Κεφαλόπουλος, Δ. Κολοκοτσά, Δ. Μαθόπουλος, Π. Μιχαλακάκου, Τ. Νικολάου, Μ. Παπαγλάστρα, Α.

- Παπαδόπουλος, Μ. Σανταμούρης, Π. Τσέζος, 2007, Ρύπανση και Ποιότητα Εσωτερικού Περιβάλλοντος στα Κτίρια, ΣΕΛΚΑ 4Μ ΤΕΚΔΟΤΙΚΗ.
- [61] prEN 15251:2005, 2005, Criteria for the indoor environment, Beuth Verlag, Berlin.
- [62] Documentation of Fast Artificial Neural Networks Library