

ΓΡΑΜΜΑΤΕΙΑ ΜΗΧΑΝΟ- ΛΟΓΙΑΣ

Τ.Ε.Ι. ΠΕΙΡΑΙΑ

ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Δημιουργία ολοκληρωμένων αρχείων
μετεωρολογικών δεδομένων από μετρήσεις
Συνοπτικών Μετεωρολογικών Σταθμών στον
ελληνικό χώρο με τη χρήση Τεχνητών
Νευρικών Δικτύων»



Σπουδαστές : Κωνσταντόπουλος Μιλτιάδης

A.M. 34719

Λίγκος Θεοφάνης

A.M. 35402

ΕΙΣΗΓΗΤΗΣ: Δρ. Κωνσταντίνος Π. Μουστρής

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη	σελ. 3
Εισαγωγή	σελ. 4 – 5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο : ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	
1.1 Ιστορική αναδρομή	σελ. 6 – 7
1.2 Ορισμός και λειτουργία των ΤΝΔ	σελ. 8 – 14
1.3 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα πολυστρωματικής αντίληψης (Multi-Layer Perceptron - MLP)	σελ. 15 – 16
1.3.1 Η ανάκληση σε ένα ΤΝΔ της μορφής MLP	σελ. 17
1.3.2 Η εκπαίδευση των ΤΝΔ της μορφής MLP	σελ. 17
1.4 Χρήσεις και Εφαρμογές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	σελ. 18 – 21
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο : ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΔΕΔΟΜΕΝΑ	
2.1 Μεθοδολογία	σελ. 22 – 27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο : ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	
3.1 Γραφικές παραστάσεις θερμοκρασίας	σελ.28 – 31
3.2 Γραφικές παραστάσεις σχετικής υγρασίας	σελ.32 – 35
3.3 Γραφικές παραστάσεις ατμοσφαιρικής πίεσης	σελ.36 – 39
3.4 Πίνακες Αποτελεσμάτων	σελ.40 – 42
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο : ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	
Συμπεράσματα	σελ. 43 – 44
Βιβλιογραφία	σελ. 45 – 48

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι συνοπτικές μετεωρολογικές παρατηρήσεις σε όλο τον κόσμο πραγματοποιούνται συνήθως σε βάση τρίωρων διαστημάτων, όπως ορίζεται από τον Παγκόσμιο Οργανισμό Μετεωρολογίας (Π.Ο.Μ). Ωστόσο, σε πολλές περιπτώσεις, π.χ. για τον λεπτομερή υπολογισμό του ενεργειακού ισοζυγίου κτιρίων και την παραγωγή ενέργειας των ηλιακών συστημάτων παραγωγής ενέργειας, η γνωστική λειτουργία των ωριαίων χρονοσειρών κάποιων μετεωρολογικών παραμέτρων όπως η θερμοκρασία του αέρα, η σχετική υγρασία αέρα, η ατμοσφαιρική πίεση, κλπ είναι απαραίτητη. Για το σκοπό αυτό, στη συγκεκριμένη μελέτη, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που αναπτύσσονται, εφαρμόζονται με σκοπό να μετατρέπουν 3-ωρα μετεωρολογικά αρχεία δεδομένων (8 τιμές) της θερμοκρασίας του αέρα, της σχετικής υγρασίας και της ατμοσφαιρικής πίεσης διαφόρων περιοχών σε πλήρη 24-ωρα αρχεία δεδομένων (24 τιμές). Οι ωριαίες τιμές που προβλέπονται από τα ανεπτυγμένα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι σε πολύ καλή συμφωνία σε σχέση με τις πραγματικές ωριαίες τιμές των παραμέτρων που εξετάστηκαν σε ένα στατιστικό επίπεδο σημαντικότητας $p < 0,01$.

ABSTRACT

Synoptic meteorological observations all over the world are usually carried out on the basis of 3-hour intervals, as specified by the World Meteorology Organization. However, in many cases, e.g. for the detailed calculation of buildings' energy balance and the energy production of solar power systems, cognition of the hourly time series of some meteorological parameters such as air temperature, air relative humidity, atmospheric pressure, etc. is necessary. For this purpose, in the specific study, artificial neural networks are developed and applied in order to transform 3-hour meteorological data files (8 values) of air temperature, relative humidity and atmospheric pressure of different regions to full 24-hour data files (24 values). The hourly values predicted by the developed artificial neural networks are accordingly compared with the actual hourly values of parameters examined with the results obtained showing a very satisfying agreement at a statistical significance level of $p < 0.01$.

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Οι πιο σημαντικές συνοπτικές μετεωρολογικές παρατηρήσεις που πραγματοποιούνται από μετεωρολογικούς σταθμούς σε όλο τον κόσμο σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Μετεωρολογίας (Π.ΟΜ), πραγματοποιούνται με βάση τις τρεις ώρες. Από την άλλη πλευρά, σε πολλές περιπτώσεις, όπως ο λεπτομερής υπολογισμός της κατανάλωσης ενέργειας στα κτίρια ή η ενέργεια που παράγεται από ένα φωτοβολταϊκό σύστημα ή ένα αιολικό πάρκο, η χρήση των ωριαίων τιμών για διάφορες μετεωρολογικές παραμέτρους είναι αναγκαία. Πιο συγκεκριμένα, σε περίπτωση παραμετρικής έρευνας για τη βέλτιστη διαστασιολόγηση των αυτόνομων συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όσον αφορά την πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας (π.χ. του αιολικού πάρκου), η ακρίβεια των υπολογισμών εξαρτάται άμεσα από τα διαθέσιμα μετεωρολογικά δεδομένα τα οποία, προκειμένου να παρέχουν αξιόπιστα αποτελέσματα θα πρέπει να ανταποκρίνεται σε ένα ωριαίο το λιγότερο χρονικό βήμα (Kaldellis κ.α. 2004, 2006). Επιπλέον, η έρευνα της ενεργειακής απόδοσης ενός κτιρίου απαιτεί ωριαίες τιμές των μετεωρολογικών παραμέτρων καθώς χρησιμοποιώντας μέσες ημερήσιες τιμές η διαφορά μεταξύ της εκτιμώμενης κατανάλωσης ενέργειας και της πραγματικής, μπορεί να φθάσει το 15% (Hassan ,2009). Τέλος, η απουσία μετρήσεων ηλιακής ακτινοβολίας για μεγάλα διαστήματα έχει ως αποτέλεσμα την εκτεταμένη χρήση μοντέλων ηλιακής ακτινοβολίας τα οποία βασίζονται στις μετεωρολογικές παρατηρήσεις, με μερικά από τα μοντέλα να απαιτούν ωριαία μετεωρολογικά δεδομένα (Mehreen κ.α. 1998).

Σε αυτή την εργασία έχει γίνει μία προσπάθεια ώστε να δημιουργηθούν περιεκτικά αρχεία μετεωρολογικών δεδομένων κάποιων μετεωρολογικών παραμέτρων όπως η θερμοκρασία του αέρα, η σχετική υγρασία και η ατμοσφαιρική πίεση με τη χρήση μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ). Κατά την τελευταία δεκαετία, τα μοντέλα ΤΝΔ έχουν χρησιμοποιηθεί σε όλο και περισσότερα επιστημονικά πεδία και θέματα με αρκετά καλά αποτελέσματα επιστημονικά θέματα, όπως η μηχανική (M.S.S. Ashhab 2008), τη διαχείριση του περιβάλλοντος και την ατμοσφαιρική ρύπανση (Grivas and Chaloulakou 2006, Moustiris κ.α 2010) την βιομετεωρολογία και την Βιοκλιματολογία (Moustiris κ.α 2009, 2010) οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (Romeo and Gareta 2006, Mellit, κ.α 2009) και τα μικροκλιματικά δεδομένα (Chronopoulos κ.α 2010).

Σκοπός της εργασίας αυτής είναι να αναπτυχθούν Τ.Ν.Δ που θα δίνουν τη δυνατότητα δημιουργίας πληρών αρχείων μετεωρολογικών δεδομένων, 24 ωρών (24 τιμές) από αρχεία μετεωρολογικών δεδομένων τρίωρων (8 τιμές). Για το σκοπό αυτό, Τ.Ν.Δ εκπαιδεύονται κατάλληλα ώστε από υπάρχοντα αρχεία τρίωρων (8 τιμές) να αναπαράγονται αρχεία 24 ωρών (24 τιμές), για τη θερμοκρασία του αέρα, τη σχετική υγρασία και την ατμοσφαιρική πίεση.

Κεφάλαιο 1^ο

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

1.1 Ιστορική αναδρομή

Ο Donald Hebb (1942, 1949) στα τέλη της δεκαετίας του 1940, έκανε μια από τις πρώτες παγκοσμίως υποθέσεις για το μηχανισμό και τις ικανότητες των νευρώνων. Ο κλάδος των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) αρχίζει να αναπτύσσεται όταν οι McCulloch και Pitts (McCulloch, και Pitts, 1943) δημιουργούν το πρώτο μοντέλο τεχνητών νευρώνων. Ο Frank Rosenblatt (1958) επινόησε το μοντέλο τεχνητής αντίληψης-νόησης (perceptron model) προκαλώντας περισσότερο ενδιαφέρον στον επιστημονικό κόσμο για τα ΤΝΔ και τις ικανότητές τους να επιλύουν μερικά απλά στην αρχή τουλάχιστον προβλήματα.

Στις αρχές της δεκαετίας του 1950, ο Friedrich Hayek (1995) ήταν ένας από τους πρώτους που εισήγαγε την ιδέα της αυθόρμητης διαταγής στον ανθρώπινο εγκέφαλο, η οποία είναι αποτέλεσμα ενός συνόλου από αποκεντρωμένα δίκτυα απλών μονάδων, τους νευρώνες. Το Cognitron του Fukushima (1975) ήταν ένα από τα πρώτα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) πολυστρωματικής αντίληψης – νόησης (multilayer artificial neural network) στον κόσμο. Το πρόβλημα αυτών των πρώτων ΤΝΔ ήταν ότι μπορούσαν να προωθήσουν πληροφορίες προς μια μόνο κατεύθυνση. Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1970 η ιδέα των ΤΝΔ είχε εγκαταλειφθεί και ο κύριος λόγος της εγκατάλειψής τους ήταν όταν οι Minsky και Papert απέδειξαν το (Minsky και Papert 1969, 1987) τη μικρή σχετικά ικανότητά τους στην επίλυση προβλημάτων.

Τη δεκαετία του 1980 το πεδίο των ΤΝΔ αποκτά και πάλι ενδιαφέρον, καθώς ο Hopfield (Hopfield 1982) καταφέρνει την δημιουργία ΤΝΔ, το οποίο έχει την ικανότητα διπλής κατεύθυνσης επικοινωνίας των νευρώνων μέσω κόμβων.

Ένας από τους λόγους που τα επανέφεραν στο προσκήνιο και έστρεψαν το ενδιαφέρον του κόσμου στα ΤΝΔ ήταν και η εργασία των Rumelhart, Hilton και McClelland (1988a, 1988b). Η μελέτη αυτή επανάφερε στο προσκήνιο τον αλγόριθμο της οπισθοδρομικής διάδοσης του λάθους (back-propagation learning algorithm) και τον έκανε διάσημο.

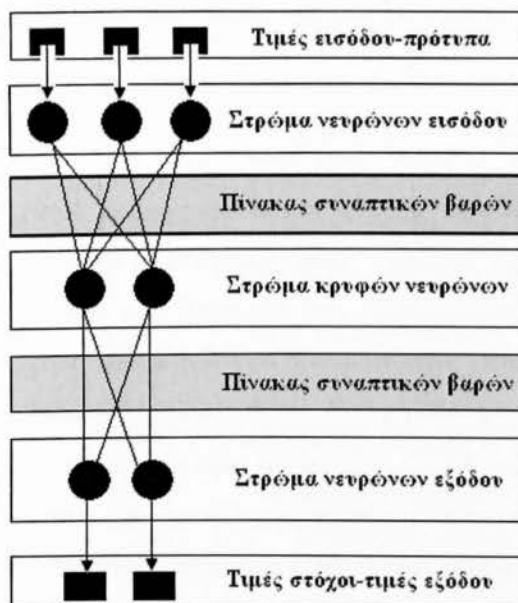
Ο αλγόριθμος αυτός είχε μελετηθεί ξανά αρκετές φορές στο παρελθόν. Ουσιαστικά ή πρώτη φορά που προτάθηκε ο αλγόριθμος αυτός ήταν από τον Paul Werbos (1974) τη δεκαετία του 1970, στα πλαίσια της ανάλυσης μοντέλων οικονομικής και πολιτικής πρόβλεψης. Αλλά τη δεκαετία του 1980 απογειώθηκε λόγω της τεχνολογικής εξέλιξης στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές οι οποίοι έγιναν αρκετά γρήγοροι έτσι ώστε να μπορούν να εκπαιδεύουν τα ΤΝΔ και να επιλύουν πιο σύνθετα προβλήματα.

Την τελευταία δεκαετία η συνεχής εξέλιξη των ΤΝΔ, των όλο πιο ισχυρών ηλεκτρονικών υπολογιστών αλλά και καλύτερων αλγόριθμων εκπαίδευσης και εκμάθησης συνέβαλε στην αναγέννηση του ενδιαφέροντος για τα ΤΝΔ. Το πεδίο αυτό δημιούργησε μεγάλο ενδιαφέρον στους ερευνητές σε πολλούς και διαφορετικούς τομείς όπως, η Φυσική, τα Μαθηματικά, η Ψυχολογία, η Ιατρική, η Οικονομία κλπ

1.2 Ορισμός και λειτουργία των ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ είναι μονάδες επεξεργασίας που αποτελούνται από αλγόριθμους ή και συσκευές που διαμορφώνονται αόριστα με μια ανάλογη δομή τεχνητών νευρώνων, όπως αυτή στον ανθρώπινο εγκέφαλο, αλλά σε πολύ μικρότερη κλίμακα. Στα περισσότερα λογισμικά ΤΝΔ οι τεχνητοί νευρώνες, που αποτελούν τη θεμελιώδη μονάδα τους, καλούνται ως στοιχεία επεξεργασίας (processing elements).

Γενικά τα ΤΝΔ έχουν μια οργάνωση με τη μορφή στρωμάτων – επιπέδων (layers). Τα στρώματα αυτά αποτελούνται από διάφορους διασυνδεδεμένους μεταξύ τους κόμβους, οι οποίοι περιέχουν μια λειτουργία – συνάρτηση ενεργοποίησης. Τα ΤΝΔ είναι ουσιαστικά η απλή συγκέντρωση των πρωτόγονων τεχνητών νευρώνων μέσα σε ένα στρώμα – επίπεδο. Τα στρώματα αυτά με τη σειρά τους έχουν τη δυνατότητα να συνδέονται μεταξύ τους. Ο τρόπος με τον οποίο συνδέονται μεταξύ τους αυτά τα στρώματα είναι το άλλο κομμάτι «τέχνης» των ΤΝΔ που τους δίνει τη δυνατότητα να αντιμετωπίζουν και να δίνουν αξιόπιστες λύσεις σε πραγματικά προβλήματα του κόσμου μας. Βασικά, όλα σχεδόν τα ΤΝΔ έχουν την ίδια δομή ή αρχιτεκτονική, όπως αυτή που φαίνεται στο Σχήμα 1 που ακολουθεί.



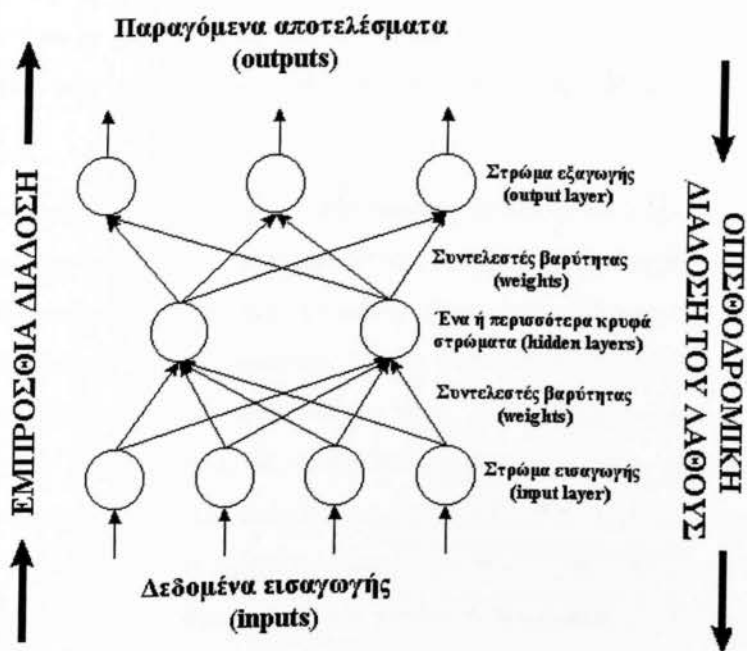
Σχήμα1. Αρχιτεκτονική δομή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.

Στη δομή αυτή, κάποιοι από τους νευρώνες είναι σε συνεχή επαφή με τον «εξωτερικό, πραγματικό κόσμο», λαμβάνοντας από αυτόν τα δεδομένα – ερεθίσματα εισαγωγής (inputs). Όλοι αυτοί οι νευρώνες αποτελούν το στρώμα εισαγωγής (input layer) των δεδομένων. Άλλοι νευρώνες δίνουν την εικόνα του «εξωτερικού, πραγματικού κόσμου», με τα αποτελέσματα που παράγονται από το εκπαιδευμένο πλέον ΤΝΔ. Οι νευρώνες αυτοί αποτελούν το στρώμα παραγωγής ή στρώμα εξαγωγής αποτελεσμάτων (output layer). Αυτό το στρώμα παραγωγής είναι ο ιδιαίτερος χαρακτήρας, ή η απόδειξη, που μας δείχνει ότι το δίκτυο «σκέφτεται» και ότι έχει ανιχνεύσει τη συγκεκριμένη εικόνα του προβλήματος που αντιμετωπίζει. Όλοι οι υπόλοιποι νευρώνες βρίσκονται κρυμμένοι και δεν είναι σε άμεση θέα ή άμεσα αναγνωρίσιμοι, αποτελώντας το σύνολο των κρυφών στρωμάτων (hidden layers).

Στα περισσότερα ΤΝΔ, κάθε νευρώνας σε ένα κρυφό στρώμα, λαμβάνει σήματα και επικοινωνεί ουσιαστικά με όλους τους νευρώνες στο στρώμα πάνω από το δικό του, που τυπικά είναι το στρώμα εισαγωγής δεδομένων. Αφού ο νευρώνας αυτός επεξεργαστεί το σήμα – πληροφορία και εφαρμόσει τη λειτουργία για την οποία έχει καθοριστεί, παράγει ένα αποτέλεσμα το οποίο περνάει – δίνει σε όλους τους άλλους νευρώνες που είναι στο επόμενο από το δικό του στρώμα, δημιουργώντας έτσι μια προς τα εμπρός τροφοδοσία του συστήματος με πληροφορίες, σήματα και αποτελέσματα. Αυτές οι γραμμές επικοινωνίας μεταξύ των στρωμάτων και των νευρώνων τους είναι οι πιο σημαντικές πτυχές των ΤΝΔ.

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων και των στρωμάτων τους. Ο πρώτος τύπος αναγκάζει έναν νευρώνα να παρεμποδίσει τη λειτουργία ενός άλλου νευρώνα που βρίσκεται στο ίδιο στρώμα με αυτόν (lateral inhibition). Η πιο συχνή χρήση αυτού του τύπου επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων συναντάται στο στρώμα εξαγωγής αποτελεσμάτων. Για παράδειγμα, σε ένα πρόβλημα αναγνώρισης κειμένου, εάν η πιθανότητα ένας χαρακτήρας να είναι το γράμμα «Α» είναι 85% και η πιθανότητα να είναι το γράμμα «Λ» είναι 65%, το ΤΝΔ πρέπει να αποφασίσει. Έτσι επιλέγει τη μεγαλύτερη από τις υπάρχουσες πιθανότητες, παρεμποδίζοντας όλες τις άλλες.

Ο δεύτερος τύπος επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων είναι η επικοινωνία με ανατροφοδότηση (feedback). Σε αυτή τη μορφή επικοινωνίας, το εξαγόμενο αποτέλεσμα από ένα στρώμα επιστρέφει σε ένα προηγούμενο από αυτό στρώμα. Εκεί γίνονται οι κατάλληλες επεξεργασίες των μέχρι τότε αποτελεσμάτων, οι απαραίτητες διορθώσεις και το νέο αποτέλεσμα μεταβιβάζεται στο επόμενο στρώμα. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται συνεχώς δημιουργώντας κύκλους εκμάθησης του ΤΝΔ. Ο τρόπος με τον οποίο γενικά συνδέονται μεταξύ τους και επικοινωνούν οι νευρώνες, έχει πολύ σημαντική επίδραση στην σωστή ανάπτυξη και λειτουργία του ΤΝΔ και συνεπώς και στην αξιοπιστία των αποτελεσμάτων του. Στα περισσότερα επαγγελματικά λογισμικά πακέτα που αφορούν ΤΝΔ, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να προσθέτει ή να αφαιρεί και γενικότερα να ελέγχει αυτούς τους τρόπους επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων και των στρωμάτων. Ένα παράδειγμα αυτού του είδους επικοινωνίας φαίνεται στο Σχήμα 2.



Σχήμα2. Αρχιτεκτονική της επικοινωνίας με ανατροφοδότηση.

Κάθε τεχνητός νευρώνας αποτελείται από επτά (7) βασικά συστατικά. Αυτά τα συστατικά είναι απαραίτητα είτε ο νευρώνας προορίζεται για το στρώμα εισαγωγής, είτε για το στρώμα εξαγωγής αποτελεσμάτων, είτε για τα ενδιάμεσα κρυφά στρώματα. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα επτά αυτά συστατικά:

1) Συντελεστές βαρύτητας-στάθμισης (weighting factors). Κάθε νευρώνας λαμβάνει ταυτόχρονα ένα μεγάλο πλήθος πληροφοριών και ερεθισμάτων. Κάθε πληροφορία έχει στον νευρώνα το δικό της συντελεστή βαρύτητας-στάθμισης, δίνοντάς της έτσι την απαραίτητη δυναμική που θα βοηθήσει στην περαιτέρω διαδικασία επεξεργασίας. Κάθε συντελεστής βαρύτητας μπορεί κατά τη διαδικασία επεξεργασίας να αλλάξει. Έτσι, κάποια από τα δεδομένα εισαγωγής γίνονται πιο σημαντικά από άλλα δίνοντας τη δυνατότητα στο ΤΝΔ να προχωρήσει πιο σωστά και αναλυτικά στην περαιτέρω επεξεργασία των δεδομένων.

2) Συνάρτηση αθροίσματος (summation function). Το πρώτο βήμα στην επεξεργασία είναι ο υπολογισμός του αθροίσματος των γινομένων των δεδομένων εισαγωγής επί των αντίστοιχων συντελεστών βαρύτητας, όλων των δεδομένων εισαγωγής

3) Συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης (transfer or activation function). Το αποτέλεσμα της παραπάνω απλής αθροιστικής συνάρτησης, μετασχηματίζεται σε ένα ικανό, για περαιτέρω επεξεργασία δεδομένο, μέσω ενός αλγόριθμου γνωστού ως συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης. Με τη συνάρτηση μεταφοράς, το συνολικό άθροισμα συγκρίνεται με κάποιο κατώτατο όριο, καθορίζοντας έτσι το εξαγόμενο αποτέλεσμα, από τον νευρώνα. Η συνάρτηση μεταφοράς είναι συνήθως μια μη γραμμική συνάρτηση. Γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς, είναι συνήθως περιορισμένων δυνατοτήτων εξ αιτίας του ότι πρέπει τα δεδομένα εισαγωγής να είναι, στην περίπτωση αυτή, ανάλογα με τα ζητούμενα από το ΤΝΔ αποτελέσματα. Αυτό ήταν και το σημαντικότερο πρόβλημα των πρώτων ΤΝΔ που οδήγησε στην αρχική εγκατάλειψή τους (Διαμαντάρας 2007).

4) Κλίμακα και περιορισμοί (scaling and limiting). Μετά από την επεξεργασία με τη συνάρτηση μεταφοράς, το αποτέλεσμα μπορεί να περάσει με μια πρόσθετη διαδικασία που είναι η κλίμακα και οι περιορισμοί. Η κλίμακα είναι ένας απλός πολλαπλασιασμός με έναν παράγοντα κλίμακας της τιμής της συνάρτησης μεταφοράς.

Ο περιορισμός είναι ο μηχανισμός που εξασφαλίζει ότι το κλιμακούμενο πλέον αποτέλεσμα δεν υπερβαίνει ένα ανώτερο ή ένα κατώτερο όριο.

5) Συνάρτηση παραγωγής – ανταγωνισμού (output function-competition). Κάθε στοιχείο επεξεργασίας, δημιουργεί ένα σήμα παραγωγής το οποίο μπορεί να είναι αποτέλεσμα και σε εκατοντάδες άλλους νευρώνες. Κάτι αντίστοιχο συμβαίνει και με τους βιολογικούς νευρώνες στον άνθρωπο, όπου ένα πλήθος πληροφοριών δημιουργεί ένα μόνο αποτέλεσμα. Οι νευρώνες τώρα, ανταγωνίζονται ο ένας τον άλλο, παρεμποδίζοντας ο ένας τον άλλο ώστε τελικά να επικρατήσει αυτός που έχει τη μεγαλύτερη δυναμική. Ο ανταγωνισμός αυτός μπορεί να γίνει σε ένα ή ακόμα και δύο ταυτόχρονα επίπεδα. Αρχικά ο ανταγωνισμός καθορίζει το ποιος τεχνητός νευρώνας θα είναι ενεργοποιημένος, ή παρέχει ένα αποτέλεσμα. Στη συνέχεια, τα προϊόντα του αρχικού ανταγωνισμού, βοηθούν στον καθορισμό του ποια διαδικασία επεξεργασίας ή προσαρμογής θα πάρει μέρος στην εκμάθηση των νευρώνων.

6) Συνάρτηση λάθους και οπισθοδρομική διάδοση τιμής (error function and back-propagated value). Στα περισσότερα ΤΝΔ, κατά την εκπαίδευσή τους υπολογίζεται η τυχόν διαφορά μεταξύ του παραγόμενου από το ΤΝΔ αποτελέσματος και του πραγματικού – επιθυμητού αποτελέσματος. Αυτό το αρχικά ακατέργαστο λάθος, μετασχηματίζεται με τη βοήθεια της συνάρτησης λάθους, δημιουργώντας έτσι μια ιδιαίτερη και σημαντική αρχιτεκτονική στο ΤΝΔ. Στη συνέχεια, με την οπισθοδρομική διάδοση, το λάθος μεταφέρεται πίσω σε ένα προηγούμενο στρώμα. Επαναλαμβάνεται εκ νέου η διαδικασία εκμάθησης με τη βοήθεια της συνάρτησης εκμάθησης και παραγωγής αποτελέσματος από το ΤΝΔ και υπολογίζεται το νέο λάθος, κλείνοντας έτσι ένας νέος κύκλος εκμάθησης.

7) **Συνάρτηση εκμάθησης (learning function).** Η συνάρτηση εκμάθησης έχει σαν στόχο να τροποποιήσει τους μεταβλητούς συντελεστές βαρύτητας στα δεδομένα εισαγωγής σε κάθε στοιχείο επεξεργασίας, σύμφωνα με κάποιους νευρωνικούς αλγόριθμους. Υπάρχουν δύο τύποι εκμάθησης. Η ελεγχόμενη ή εποπτευόμενη (supervised learning) εκμάθηση και η μη ελεγχόμενη ή μη εποπτευόμενη (unsupervised learning) εκμάθηση (Hopfield 1987).

Στη διαδικασία της ελεγχόμενης εκμάθησης το ΤΝΔ πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί ώστε στη συνέχεια να καθίσταται χρήσιμο και αποτελεσματικό. Η εκπαίδευσή του ουσιαστικά συνίσταται στην παρουσίαση τόσο των δεδομένων εισαγωγής όσο και των επιθυμητών – πραγματικών δεδομένων (αποτελεσμάτων) σε αυτό. Το σύνολο αυτών των δεδομένων συνηθίζεται να ονομάζεται ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training set). Δηλαδή, για κάθε σύνολο στοιχείων εισαγωγής που δίνεται στο ΤΝΔ, ταυτόχρονα του δίνεται και το αντίστοιχο σύνολο με τα πραγματικά – επιθυμητά αποτελέσματα. Έτσι το ΤΝΔ έχει τη δυνατότητα μέσω της λειτουργίας της οπισθοδρομικής διάδοσης του λάθους, να μεταβάλλει τις τιμές των συντελεστών βαρύτητας των νευρώνων και να επαναλάβει τον κύκλο εκμάθησης, αφού μπορεί να συγκρίνει το δικό του αποτέλεσμα, σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης, με το πραγματικό – επιθυμητό αποτέλεσμα. Η διαδικασία αυτή εκμάθησης μπορεί να είναι χρονοβόρα, κάτι που εξαρτάται κυρίως από τη δυσκολία του προβλήματος που καλείται να επιλύσει το ΤΝΔ, αλλά και από τον όγκο των πληροφοριών – δεδομένων. Όταν πλέον δεν είναι απαραίτητη η περαιτέρω εκμάθηση του ΤΝΔ, παγώνουν για τη συγκεκριμένη εφαρμογή οι συντελεστές βαρύτητας των νευρώνων.

Η σωστή εκπαίδευση του ΤΝΔ εξαρτάται κυρίως από το πόσο καλά γνωρίζουμε εμείς το πρόβλημα και από τα στοιχεία που διαθέτουμε για το πρόβλημα αυτό. Τα δεδομένα εκπαίδευσης, πρέπει τις περισσότερες φορές να είναι πολλά ή τόσα και τέτοια ώστε να είναι αρκετά για μια σωστή εκμάθηση του προβλήματος από το ΤΝΔ. Αν κάποιο απαραίτητο δεδομένο λείπει ή κάποιο δεδομένο που έχουμε δώσει δεν έχει σχέση με το συγκεκριμένο πρόβλημα, τότε δημιουργείται «θόρυβος» και το ΤΝΔ δυσκολεύεται στο να αποκτήσει την απαραίτητη εμπειρία για τη σωστή επίλυση του προβλήματος. Αν πάλι το πλήθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης είναι σχετικά μικρό, μπορεί το ΤΝΔ

να οδηγηθεί σε μια λάθος εμπειρία που θα οδηγήσει με τη σειρά της σε μια λάθος ή σε μια μη αξιόπιστη λύση.

Για παράδειγμα, αν προσπαθούμε να μάθουμε την πρόσθεση αριθμών σε ένα μαθητή της πρώτης τάξης του Δημοτικού, και αφού του δείξαμε τρεις τέσσερις προσθέσεις του ζητάμε να κάνει και αυτός άλλες προσθέσεις, προφανώς η εμπειρία που απέκτησε ο μαθητής δεν είναι αρκετή ώστε να μπορεί να δίνει αξιόπιστες και σωστές απαντήσεις σε όλες τις προσθέσεις που θα του ζητηθούν στη συνέχεια. Η εμπειρία αποκτάται αφού πρώτα έχουμε συναντήσει το ίδιο πράγμα πολλές φορές.

Όταν λοιπόν έχει εκπαιδευτεί σωστά το ΤΝΔ και έχει αποκτήσει την απαραίτητη εμπειρία, με τη βοήθεια της ελεγχόμενης εκμάθησης στο σύνολο των δεδομένων εισαγωγής και εκπαίδευσης, είναι σημαντικό να δούμε στη συνέχεια τι μπορεί αυτό να κάνει με ένα σύνολο δεδομένων τα οποία «βλέπει» για πρώτη φορά και για τα οποία βέβαια δεν έχει εκπαιδευτεί. Αν το σύστημα δεν μπορεί να δώσει στο άγνωστο αυτό σύνολο λογικά αποτελέσματα, αυτό σημαίνει ότι η περίοδος εκμάθησης για το ΤΝΔ δεν έχει τελειώσει. Ουσιαστικά, το κριτήριο αυτό είναι πολύ σημαντικό γιατί έτσι μπορούμε να διαπιστώσουμε αν το ΤΝΔ που εκπαιδεύσαμε είναι αξιόπιστο ή απλά έχει αποστηθίσει – παπαγαλίσει τα δεδομένα εισαγωγής και εκπαίδευσής του.

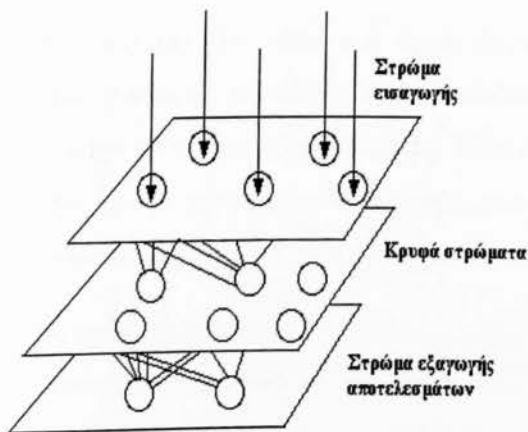
Στην μη ελεγχόμενη εκμάθηση το ΤΝΔ καλείται να δημιουργήσει ή να αποφασίσει με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης, για ένα αποτέλεσμα που του είναι άγνωστο και δεν περιέχεται στο σύνολο των δεδομένων εισαγωγής. Είναι ΤΝΔ που ουσιαστικά σήμερα δεν βρίσκονται σε ευρεία εφαρμογή και χρήση. Θα λέγαμε μάλλον ότι είναι μια ακαδημαϊκή καινοτομία. Σίγουρα η εξέλιξή τους υπόσχεται πολλά για το μέλλον, αφού ουσιαστικά θα μιλάμε πλέον για ηλεκτρονικούς υπολογιστές και υπολογιστικές μηχανές που θα μπορούν να μαθαίνουν με έναν δικό τους καθαρά τρόπο. Ο τρόπος εκμάθησης θα αποφασίζεται από τις ίδιες τις μηχανές, μέσω μιας πραγματικής ρομποτικής αίσθησης, περίπου όπως αυτή που έχει ο άνθρωπος.

Κλείνοντας, θα μπορούσαμε να πούμε ότι όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος μαθαίνει ουσιαστικά από την εμπειρία του, έτσι και τα ΤΝΔ μαθαίνουν και αυτά αφού πρώτα εκπαιδευτούν και αποκτήσουν μια σχετική εμπειρία στο πρόβλημα για το οποίο εκπαιδεύτηκαν.

1.3 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα πολυστρωματικής αντίληψης (Multi-Layer Perceptron - MLP)

Στην εργασία μας, χρησιμοποιήσαμε αυτό το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο το οποίο και θα αναλύσουμε παρακάτω.

Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πολυστρωματικής αντίληψης – νόησης (Multi-Layer-Perceptron) ή πιο απλά MLP ονομάζεται ένα ΤΝΔ με ένα ή και περισσότερα κρυφά στρώματα. Τα δεδομένα εισαγωγής, περνούν τις τιμές τους στο πρώτο κρυφό στρώμα όπου γίνεται η κατάλληλη επεξεργασία. Τα αποτελέσματα από αυτά οδηγούνται στο δεύτερο κρυφό στρώμα όπου γίνεται μια περαιτέρω επεξεργασία τους. Η λειτουργία αυτή ακολουθείται για όλα τα διαδοχικά κρυφά στρώματα μέχρι τελικά το παραγόμενο αποτέλεσμα να περάσει στο στρώμα εξαγωγής των αποτελεσμάτων όπως φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 3 .



Σχήμα3. ΤΝΔ Πολυστρωματικής Αντίληψης Multilayer Perceptron.

Ένα ΤΝΔ πολυστρωματικής αντίληψης – νόησης που αποτελείται από ένα στρώμα εισαγωγής δεδομένων, ένα κρυφό στρώμα και το στρώμα εξαγωγής των αποτελεσμάτων, λέγεται ΤΝΔ ενός στρώματος. Αυτό που έχει 2 κρυφά στρώματα, λέγεται ΤΝΔ δύο (2) στρωμάτων κοκ. Ένα τέτοιας δομής ΤΝΔ προτάθηκε για πρώτη φορά από τους Minsky και Papert (1969, 1987). Είναι ουσιαστικά ένας αλγόριθμος τεχνητής νόησης ή τεχνητής σκέψης που περιλαμβάνει εκτός από το στρώμα εισαγωγής των δεδομένων και το στρώμα εξαγωγής των αποτελεσμάτων, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα τεχνητών νευρώνων. Εξ αιτίας αυτής της εκτεταμένης δομής τους, τέτοια ΤΝΔ είναι ικανά να

«μάθουν» να λύνουν κάθε σχεδόν λογικό πρόβλημα ή μη γραμμικές συσχετίσεις και λειτουργίες, όπως για παράδειγμα είναι οι σχέσεις μεταξύ των μετεωρολογικών παραμέτρων στο πρόβλημα της πρόγνωσης του καιρού. Κάθε δεδομένο στο στρώμα εισαγωγής, συνδέεται με όλους τους κόμβους στο πρώτο κρυφό στρώμα. Κάθε μονάδα του πρώτου κρυφού στρώματος συνδέεται με τη σειρά της με όλους τους κόμβους και τις μονάδες του επόμενου στρώματος κοκ.

Τα σήματα εισαγωγής (δεδομένα) αρχικά διαδίδονται από το στρώμα εισαγωγής, διαμέσου του ΤΝΔ, με μια προς τα εμπρός κατεύθυνση από στρώμα σε στρώμα (feed-forward multilayer networks). Δύο είδη σημάτων - δεδομένων διαδίδονται σε τέτοιου είδους ΤΝΔ (Hornik κ.α. 1989).

- Σήματα συναρτήσεων (function signals). Τα σήματα εισαγωγής ή δεδομένα, διαμέσου των κρυφών στρωμάτων ενεργοποιούν τις συναρτήσεις παραγωγής και καταλήγουν στο στρώμα εξαγωγής ως αποτελέσματα.
- Σήματα λάθους (error signals). Τα λάθη που εμφανίζονται στους κόμβους του τελευταίου στρώματος εξαγωγής αποτελεσμάτων, διαδίδονται προς τα πίσω από στρώμα σε στρώμα, μέχρι το πρώτο κρυφό στρώμα. Έτσι κάθε κόμβος επιστρέφει προς τα πίσω το λάθος του σε κόμβους του προηγούμενου κρυφού στρώματος για τις απαραίτητες διορθώσεις.

Τα βασικό αυτό θεώρημα για τα ΤΝΔ της μορφής MLP, λέει ουσιαστικά ότι τα δίκτυα αυτά μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε ομαλή συνάρτηση, τόσο κοντά όσο εμείς το επιθυμούμε (Cybenko 1989, Hornik κ.α. 1989, Barron 1991, Barron 1993, Funahashi 1989).

Το βασικό χαρακτηριστικό των ΤΝΔ πολυστρωματικής αντίληψης-νόησης (MLP) είναι ότι οι νευρώνες του κάθε στρώματος τροφοδοτούνται αποκλειστικά μόνο από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος. (Διαμαντάρας 2007).

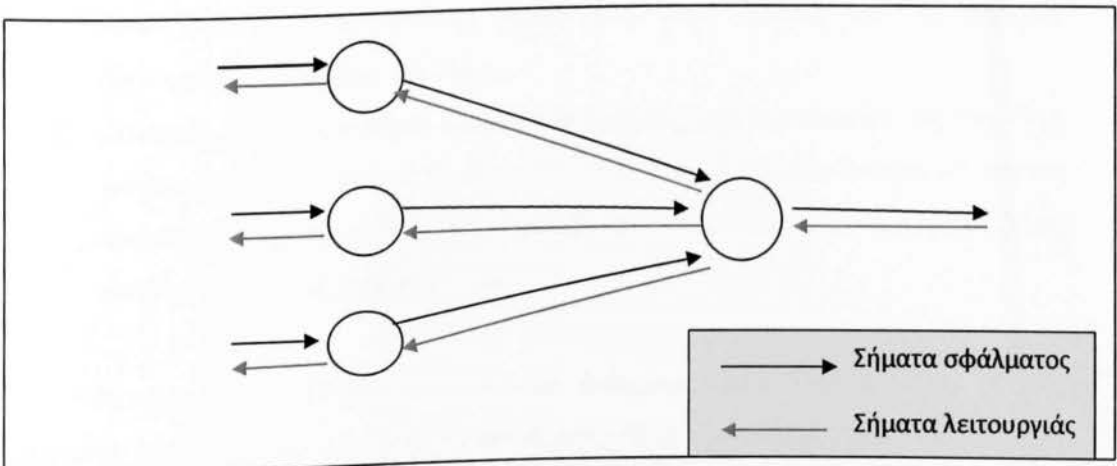
1.3.1 Η ανάκληση σε ένα ΤΝΔ της μορφής MLP

Ανάκληση είναι η διαδικασία υπολογισμού των τιμών όλων των τεχνητών νευρώνων του ΤΝΔ με δεδομένες τις τιμές των εισόδων. Κατά τη διαδικασία της ανάκλησης σε ένα ΤΝΔ, δίνονται αρχικά οι τιμές των εισόδων του δικτύου. Έτσι, με βάση τις εισόδους αυτές υπολογίζουμε πρώτα τις ενεργοποιήσεις των τεχνητών νευρώνων του στρώματος 1, κατόπιν και με βάση αυτές υπολογίζουμε τις ενεργοποιήσεις των τεχνητών νευρώνων του στρώματος 2, στη συνέχεια και με βάση αυτές υπολογίζουμε τις ενεργοποιήσεις των τεχνητών νευρώνων του στρώματος 3, κ.ο.κ..

1.3.2 Η εκπαίδευση των ΤΝΔ της μορφής MLP

Η διαδικασία της εκπαίδευσης ενός ΤΝΔ πολυστρωματικής αντίληψης, είναι ρύθμιση ουσιαστικά των συνοπτικών βαρών του, έτσι ώστε να ικανοποιείται κάποιο κριτήριο καταλληλότητας ή σύγκλισης (Διαμαντάρας 2007). Αυτό που κάνει την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ της δομής των MLP πολύ πιο ενδιαφέρουσα είναι η ιδιότητα του καθολικού προσεγγιστή που περιγράψαμε λίγο παραπάνω. Αν έχουμε ένα ΤΝΔ με το κατάλληλο μέγεθος, μπορούμε να το εκπαιδεύσουμε να «μάθει» οποιαδήποτε συνάρτηση επιθυμούμε, με οποιαδήποτε ποιότητα προσέγγισης εμείς επιθυμούμε..

Η εκπαίδευση πραγματοποιείται σε δυο περάσματα: ένα πέρασμα κατά την ευθεία φορά (forward propagation) και ένα κατά την αντίθετη φορά (back propagation), όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.



Σχήμα4. Η κατεύθυνση ροής των δύο σημάτων κατά την εκπαίδευση του MLP.

1.4 Χρήσεις και Εφαρμογές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Γενικά, υπάρχουν πέντε (5) διαφορετικές χρήσεις-εφαρμογές των ΤΝΔ (Zurada 1992).

1. **Ταξινόμηση (Classification).** Ένα ΤΝΔ που χρησιμοποιείται για ταξινόμηση οργανώνει τα στοιχεία ενός συνόλου σε υποσύνολα-ομάδες, τα οποία περιέχουν στοιχεία με κάποια κοινά χαρακτηριστικά ή ιδιότητες.
2. **Πρόβλεψη (Prediction).** Ένα ΤΝΔ μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να προβλέπει τιμές μεγεθών, μέσω κάποιων άλλων τιμών μεγεθών που του δίνονται ως δεδομένα εισαγωγής. Το προβλεπόμενο μέγεθος είναι η μέγιστη τιμή του δείκτη ατμοσφαιρικής ρύπανσης, μέσω δεδομένων εισαγωγής όπως είναι τα μετεωρολογικά δεδομένα της περιοχής και η ιστορία-πρόσφατο παρελθόν της περιοχής για την οποία γίνεται η πρόβλεψη.
3. **Συγκέντρωση ή φιλτράρισμα (Clustering or filtering).** Τα ΤΝΔ σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται ώστε να αναγνωρίσουν κάποια πιθανόν ειδικά χαρακτηριστικά των δεδομένων και να τα ταξινομήσουν σε διαφορετικές κατηγορίες. Δηλαδή φιλτράρουν τα δεδομένα και αναγνωρίζουν ειδικά χαρακτηριστικά τους και στη συνέχεια τα ταξινομούν.
4. **Ένωση (Data Association).** Ένα ΤΝΔ μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να «θυμάται» ένα πλήθος σχεδίων-προτύπων. Έτσι όταν εμφανιστεί ένα διαστρεβλωμένο σχέδιο ή πρότυπο, το ΤΝΔ το ενώνει-συσχετίζει με το πλησιέστερο σε αυτό σχέδιο, που υπάρχει στη μνήμη του, επαναφέροντας έτσι την αρχική του μορφή. Αυτό είναι χρήσιμο για τις περιπτώσεις όπου κάποια από τα στοιχεία δημιουργούν «θόρυβο» στο δίκτυο.
5. **Σύλληψη Δεδομένων (Data Conceptualization).** Στην περίπτωση αυτή, ένα ΤΝΔ μπορεί να αναλύει και να διαλέγει από ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων κάποια κοινά χαρακτηριστικά που έχουν μεταξύ τους και δημιουργεί ομάδες με βάση αυτά τα κοινά τους χαρακτηριστικά.

Στον παρακάτω Πίνακα 1, φαίνονται διάφοροι τύποι ΤΝΔ ανάλογα με την εφαρμογή τους, διάφοροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης ΤΝΔ και τέλος, η χρησιμότητά τους και οι εφαρμογές τους (Mechra και Wah 1992).

Τύπος ΤΝΔ	Δίκτυα	Χρήση των ΤΝΔ
Πρόβλεψη (Prediction)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Backpropagation ▪ Delta Bar Delta ▪ Extended Delta Bar Delta ▪ Directed Random Search ▪ Higher Order Neural Networks ▪ Self-organizing map into Back-propagation 	Εισαγωγή κάποιων δεδομένων για την αναπαραγωγή-πρόβλεψη άλλων (π.χ. πρόβλεψη καιρού ή μετεωρολογικών δεδομένων ή επιλογή των καλύτερων αποθεμάτων ενός προϊόντος στην αγορά κλπ)
Ταξινόμηση (Classification)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Learning Vector Quantization ▪ Counter-propagation ▪ Probabilistic Neural Networks 	Χρησιμοποιούνται τα δεδομένα εισαγωγής για τον καθορισμό τρόπου ταξινόμησής τους (π.χ. η αναγνώριση γραμμάτων σε κείμενο, η αναγνώριση εικόνων και αντικειμένων σε βιντεοταινίες ή φωτογραφίες κλπ)
Ένωση (Data Association)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Hopfield ▪ Boltzmann Machine ▪ Hamming Network ▪ Bidirectional associative Memory ▪ Spation-temporal Pattern Recognition 	Παρόμοια με αυτή της ταξινόμησης με επιπλέον δυνατότητα αναγνώρισης πιθανών λαθών που περιέχονται στα δεδομένα (π.χ. όχι μόνο αναγνωρίζει τα γράμματα που έχουν εισαχθεί με τη βοήθεια ενός scanner, αλλά αντιλαμβάνεται και τότε ο scanner δεν εργάζεται σωστά και δεν αναγνωρίζει τα σωστά γράμματα)
Σύλληψη Δεδομένων (Data Conceptualization)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Adaptive Resonance Network ▪ Self Organizing Map 	Αναλύει και διαλέγει από ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων κάποια κοινά χαρακτηριστικά που έχουν μεταξύ τους (π.χ. βρίσκει από μια βάση δεδομένων με ονόματα εκείνα που έχουν προτίμηση στο να αγοράζουν συχνότερα από τα άλλα, ένα συγκεκριμένο προϊόν)
Συγκέντρωση ή φιλτράρισμα (Clustering or filtering)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Recirculation 	Ομαλοποιεί τα σήματα-δεδομένα εισαγωγής (π.χ. αναγνωρίζει και απομακρύνει το θόρυβο σε μια τηλεφωνική συνδιάλεξη)

Πίνακας 1. Τύποι και εφαρμογές των Τ.Ν.Δ.

Επίσης τα νευρωνικά δίκτυα είναι εφαρμόσιμα σχεδόν σε κάθε κατάσταση στην οποία ισχύει μια σχέση μεταξύ μεταβλητών πρόβλεψης (ανεξάρτητες, εισροές) και προβλεπόμενες μεταβλητές (εξαρτημένες, εκροές), ακόμα και όταν αυτή η σχέση είναι πολύ περίπλοκη για να αποδοθεί με τους συνηθισμένους όρους της «συσχέτισης» ή των «διαφόρων ομάδων». Ενδεικτικά αντιπροσωπευτικά παραδείγματα προβλημάτων στα οποία η ανάλυση των νευρωνικών δικτύων έχει εφαρμοστεί με επιτυχία είναι τα εξής:

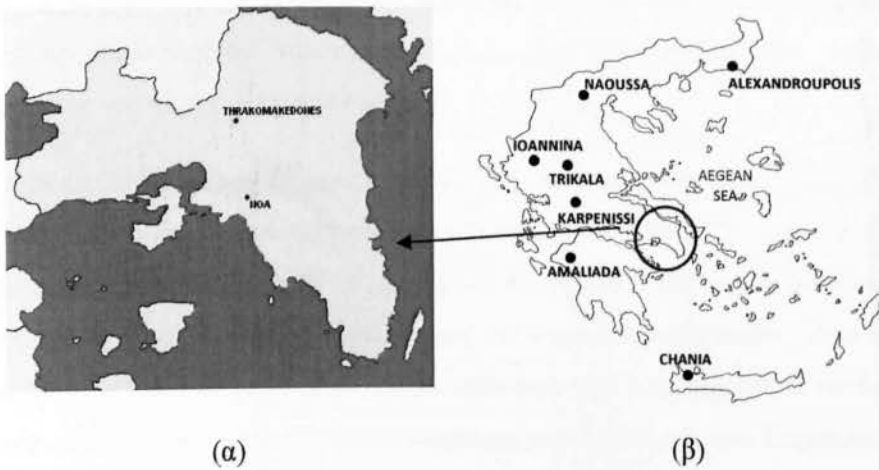
- **Ιατρική διάγνωση:** Ένα ευρύ φάσμα ιατρικά συσχετιζόμενων ενδείξεων, όπως ο συνδυασμός της καρδιακής συχνότητας, τα επίπεδα των διαφόρων ουσιών στο αίμα, ο ρυθμός της αναπνοής μπορούν να παρακολουθηθούν. Η εκδήλωση μιας συγκεκριμένης ιατρικής κατάστασης, γίνεται να συσχετιστεί με ένα πολύπλοκο συνδυασμό μεταβολών σε ένα υποσύνολο μεταβλητών που παρακολουθούνται. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για την αναγνώριση αυτού του προτύπου πρόβλεψης, ώστε να χορηγηθεί η κατάλληλη θεραπεία.
- **Χρηματιστηριακές προβλέψεις:** Οι διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών και των χρηματιστηριακών δεικτών είναι ακόμα ένα παράδειγμα ενός πολύπλοκου, πολυδιάστατου, αλλά και σε ορισμένες περιπτώσεις εν μέρει ντετερμινιστικού φαινομένου. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται από πολλούς τεχνικούς αναλυτές, ώστε να κάνουν προβλέψεις σχετικά με τις τιμές των μετοχών, βασιζόμενοι σε ένα μεγάλο αριθμό παραγόντων, όπως δηλαδή, τις προηγούμενες επιδόσεις άλλων αποθεμάτων και διαφόρων οικονομικών δεικτών.(site: <http://el.wikipedia.org>)
- **Πιστωτική ανάθεση:** Μια ποικιλία από κομμάτια πληροφοριών, τα οποία είναι συνήθως γνωστά για ένα απαιτούμενο δάνειο. Για παράδειγμα, η ηλικία του αιτούντος, η εκπαίδευση, το επάγγελμα και πολλά άλλα στοιχεία που μπορεί να είναι διαθέσιμα. Μετά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου σε ιστορικά δεδομένα η ανάλυση μπορεί να εκτοπίσει τα πιο κατάλληλα και σχετικά χαρακτηριστικά και να τα χρησιμοποιήσει για την ταξινόμηση των αιτούντων ως χαμηλού ή υψηλού κινδύνου.

- **Παρακολούθηση της κατάστασης των μηχανημάτων:** Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να συμβάλλουν στη μείωση του κόστους με την εξασφάλιση της πρόσθετης εμπειρογνομosύνης για τον προγραμματισμό προληπτικής συντήρησης των μηχανημάτων. Ένα νευρωνικό δίκτυο, λοιπόν, μπορεί να εκπαιδευτεί με τέτοιο τρόπο, ώστε να διακρίνει από τους ήχους τους οποίους παράγει μια μηχανή είτε αν εκτελεί κανονικά τις λειτουργίες της, είτε βρίσκεται στα πρόθυρα εμφάνισης οποιασδήποτε δυσλειτουργίας. Μετά από αυτήν την περίοδο εκπαιδευτικής κατάρτισης, η εμπειρία του ίδιου δικτύου είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί με σκοπό την προειδοποίηση ενός τεχνικού για κάποια επικείμενη βλάβη προτού συμβεί και ενδεχομένως προκαλέσει πολυδάπανες και απρόβλεπτες χρονικές καθυστερήσεις (Ματσατσίνης 2010)
- **Συστήματα διαχείρισης κινητήρα:** Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση των εισροών που δέχονται οι αισθητήρες ενός κινητήρα. Το νευρωνικό δίκτυο ελέγχει μια ποικιλία παραμέτρων με τις οποίες λειτουργεί ο κινητήρας, προκειμένου να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος. Για παράδειγμα, το δίκτυο αυτό επιχειρεί την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης των καυσίμων (site: available: <http://statsoft.com/textbook/neural-networks/>).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

2.1 Μεθοδολογία

Για τη σωστή εκπαίδευση των μοντέλων ΤΝΔ και για την εκτίμηση της ικανότητάς τους να παρέχουν αξιόπιστα αποτελέσματα, αρχικά χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα που παρέχονται από το δίκτυο του Ελληνικού Υπουργείου Περιβάλλοντος, Ενέργειας και Κλιματικής Αλλαγής (ΥΠΕΚΑ), λαμβάνοντας υπόψη το σταθμό Θρακομακεδόνες. Αυτά τα μετεωρολογικά δεδομένα αφορούν ωριαίες τιμές της θερμοκρασίας του αέρα, της σχετικής υγρασίας και της ατμοσφαιρικής πίεσης κατά τη χρονική περίοδο 2001-2005. Ταυτόχρονα, χρησιμοποιήθηκαν αντίστοιχα μετεωρολογικά στοιχεία από τις ελληνικές πόλεις της Αλεξανδρούπολης, των Ιωαννίνων, της Νάουσας, των Τρικάλων, του Καρπενησίου, της Αμαλιάδας και των Χανίων, που καλύπτουν την περίοδο 2008 - 2009. Τα στοιχεία αυτά έχουν παρασχεθεί από το Εθνικό Αστεροσκοπείο Αθηνών (NOA), από το δίκτυο των μετεωρολογικών σταθμών στην Ελλάδα. Τέλος, χρησιμοποιήθηκαν επίσης ωριαίες τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης από το σταθμό του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών (NOA), που καλύπτουν τη χρονική περίοδο 2001-2005. Οι σταθμοί που χρησιμοποιούνται στην παρούσα μελέτη παρουσιάζονται στο Σχήμα. 5.



Σχήμα 5. Κατανομή των Μετεωρολογικών για τις πέντε εξεταζόμενες περιφέρειες της ευρύτερης περιοχής της Αθήνας (α) και τις επτά εξεταζόμενες πόλεις της Ελλάδας (β).

Πιο συγκεκριμένα με τα δεδομένα των 24 ωριαίων τιμών της σχετικής υγρασίας του σταθμού Θρακομακεδόνες εκπαιδεύτηκε ένα Τ.Ν.Δ. που διαβάζει τις 8 τρίωρες τιμές (03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00 τοπική ώρα) και αναπαράγει τις υπόλοιπες 16 ωριαίες τιμές. Στην συνέχεια αυτό τον Τ.Ν.Δ. εφαρμόστηκε ξεχωριστά για κάθε έναν από τους παρακάτω σταθμούς της Αλεξανδρούπολης, της Νάουσας, των Ιωαννίνων, των Τρικάλων, του Καρπενησίου, της Αμαλιάδας και των Χανίων, όπου γνωρίζουμε τις 24 ωριαίες τιμές για τον κάθε σταθμό και έγινε σύγκριση μεταξύ των παραγόμενων τιμών του Τ.Ν.Δ. και των πραγματικών τιμών των σταθμών.

Στην συνέχεια με τα δεδομένα των 24 ωριαίων τιμών της θερμοκρασίας του αέρα από τον σταθμό Θρακομακεδόνες εκπαιδεύτηκε ένα Τ.Ν.Δ. που διαβάζει τις 8 τρίωρες τιμές (03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00 τοπική ώρα) και αναπαράγει τις υπόλοιπες 16 ωριαίες τιμές. Αυτό το Τ.Ν.Δ. εφαρμόστηκε ξεχωριστά για κάθε έναν από τους παρακάτω σταθμούς της Αλεξανδρούπολης, της Νάουσας, των Ιωαννίνων, των Τρικάλων, του Καρπενησίου, της Αμαλιάδας και των Χανίων, όπου και γνωρίζουμε τις 24 ωριαίες τιμές της θερμοκρασίας του αέρα για τον κάθε σταθμό και έγινε σύγκριση μεταξύ των παραγόμενων τιμών του Τ.Ν.Δ. και των πραγματικών τιμών της θερμοκρασίας του αέρα αυτών των σταθμών.

Τέλος με τα δεδομένα των 24 ωριαίων τιμών της ατμοσφαιρικής πίεσης από το σταθμό του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών (NOA) εκπαιδεύτηκε ένα Τ.Ν.Δ. που διαβάζει τις 8 τρίωρες τιμές (03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00 τοπική ώρα) και αναπαράγει τις υπόλοιπες 16 ωριαίες τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης. Στην συνέχεια αυτό το Τ.Ν.Δ. εφαρμόστηκε ξεχωριστά για κάθε έναν από τους παρακάτω σταθμούς της Αλεξανδρούπολης, της Νάουσας, των Ιωαννίνων, των Τρικάλων, του Καρπενησίου, της Αμαλιάδας και των Χανίων, όπου γνωρίζουμε τις 24 ωριαίες τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης για τον κάθε σταθμό και έγινε σύγκριση μεταξύ των παραγόμενων τιμών του Τ.Ν.Δ. και των πραγματικών τιμών της ατμοσφαιρικής πίεσης των σταθμών.

Στον Πίνακα 2 παρουσιάζεται ο αριθμός και το είδος των τεχνητών νευρώνων για κάθε στρώμα και για καθένα από τα τρία μοντέλα ΤΝΔ που δημιουργήθηκαν.

No	Στρώμα εισαγωγής (Input Layer)	Κρυφό στρώμα (Hidden Layer)	Στρώμα εξαγωγής (Output Layer)
ΤΝΔ#1	Του μήνα (1, 2, 3,..., 12) και οι οκτώ γνωστές τιμές της θερμοκρασίας του αέρα στις 03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00 τοπική ώρα.	16 κρυμμένοι τεχνητοί νευρώνες.	Οι άγνωστες δεκαέξι (16) τιμές της θερμοκρασίας του αέρα από τις υπόλοιπες τοπικές ώρες.
ΤΝΔ#2	Του μήνα (1, 2, 3, ..., 12) και οι οκτώ γνωστές τιμές της σχετικής υγρασίας αέρα στις 03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00 τοπική ώρα.	16 κρυμμένοι τεχνητοί νευρώνες.	Οι άγνωστες δεκαέξι (16) τιμές τη σχετικής υγρασίας από τις υπόλοιπες τοπικές ώρες.
ΤΝΔ#3	Του μήνα (1, 2, 3, ..., 12) και οι οκτώ γνωστές τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης στις 03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00 τοπική ώρα.	16 κρυμμένοι τεχνητοί νευρώνες.	Οι άγνωστες δεκαέξι (16) τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης από τις υπόλοιπες τοπικές ώρες.

Πίνακας 2. Δομή των τριών μοντέλων ΤΝΔ για την κατασκευή ολοκληρωμένων αρχείων μετεωρολογικών δεδομένων στην Ελλάδα.

Το ΤΝΔ # 1 αναπαράγει τα αρχεία δεδομένων με τις ωριαίες τιμές της θερμοκρασίας του αέρα. Το ΤΝΔ # 2 αναπαράγει αρχεία δεδομένων με τις ωριαίες τιμές της σχετικής υγρασίας και το μοντέλο ΤΝΔ # 3 αναπαράγει τα αρχεία δεδομένων με τις ωριαίες τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης. Όλα τα παραπάνω μοντέλα ΤΝΔ ανήκουν στην MLP (Multi-Layer Perceptron) δομή, με ένα στρώμα εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα στρώμα εξόδου. Για την "εκπαίδευση" των μοντέλων ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος της οπισθοδρόμησης διάδοσης του λάθους, ο οποίος είναι ο πιο συχνά χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος για την κατάρτιση (Rumelhart κ.α. 1986), σε συνδυασμό με τη λειτουργία ενεργοποίησης για τις κρυφές μονάδες και τη λειτουργία TanhAxon για τις μονάδες παραγωγής. Για την εύρεση του βέλτιστου αριθμού των στρωμάτων που επιλέχθηκαν και του βέλτιστου αριθμού των κρυφών τεχνητών νευρώνων στο κρυφό επίπεδο, κατασκευάστηκαν, εκπαιδεύτηκαν και εξετάστηκαν πολυάριθμα μοντέλα ΤΝΔ με τη μέθοδο της δοκιμής και λάθους.

Μετά από πολλαπλές δοκιμές επιλέχθηκαν τα μοντέλα ΤΝΔ με την συγκεκριμένη δομή που περιγράφεται στον Πίνακα 1, καθώς δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Όπως αναφέρεται σε θέματα κατάρτισης, για την θερμοκρασία του αέρα και για την σχετική υγρασία, χρησιμοποιήθηκαν οι ωριαίες τιμές του σταθμού των Θρακομακεδόνων που καλύπτουν τη χρονική περίοδο 2001-2005. Στη συνέχεια, κάθε εκπαιδευμένο μοντέλο ΤΝΔ παρήγαγε τις 16 άγνωστες τιμές χρησιμοποιώντας τις 8 γνωστές μετρούμενες τιμές στις τοπικές ώρες που αναφέρονται στον Πίνακα 1. Η ίδια διαδικασία χρησιμοποιήθηκε για την ατμοσφαιρική πίεση. Ως αρχείο της εκπαίδευσης των Τ.Ν.Δ, χρησιμοποιήθηκαν οι ωριαίες τιμές του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών που καλύπτουν τη χρονική περίοδο 2001-2005. Τέλος, και σε κάθε περίπτωση οι 16 προβλεπόμενες "άγνωστες" τιμές της θερμοκρασίας του αέρα, της σχετικής υγρασίας και της ατμοσφαιρικής πίεσης, αντίστοιχα, συγκρίθηκαν με τις 16 πραγματικές τιμές που παρατηρήθηκαν – μετρήθηκαν, προκειμένου να εκτιμηθεί η ικανότητα και η αξιοπιστία των οι τριών μοντέλων ΤΝΔ που δημιουργήθηκαν.

Για την αξιολόγηση της ικανότητας και της αξιοπιστίας των ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις στατιστικοί δείκτες, δηλαδή ο συντελεστής προσδιορισμού, το μέσο σφάλμα προκατάληψης – εμμονής, το σφάλμα της μέσης τετραγωνικής ρίζας και ο δείκτης της συμφωνίας.

Ο συντελεστής προσδιορισμού- R^2 (coefficient of determination) είναι αδιάστατο μέγεθος και αντιπροσωπεύει το ποσοστό των στοιχείων που είναι πιο κοντά προς τη γραμμή της καλύτερης εφαρμογής (ήτοι, η ποσοστό της διακύμανσης) (Comrie 1997 , Kolehmainen κ.α. 2001).

Η τιμή του R^2 ενός μοντέλου ΤΝΔ δεν παρέχει πληροφορίες σχετικά με τη συμφωνία – ταύτιση μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των τιμών που παρατηρούνται και δεν είναι κατάλληλο για σύγκριση μοντέλων (Kukkonen κ.α 2003, Legates κ.α. 1985), αλλά πρέπει να χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλους στατιστικούς δείκτες.

Ένα άλλο σχετικό μέτρο προσδιορισμού του λάθους σε μια πρόγνωση είναι και ο αποκαλούμενος δείκτης συμφωνίας (Index of Agreement-IA). Ο δείκτης συμφωνίας υπολογίζεται σύμφωνα με τον τύπο (Willmott κ.α. 1985):

$$IA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O_{i,ave}| + |O_i - O_{i,ave}|)^2}$$

όπου $O_{i,ave}$ είναι ο μέσος όρος των πραγματικών τιμών του μεγέθους για το οποίο γίνεται η πρόγνωση, στην αντίστοιχη χρονική περίοδο που αφορά η πρόγνωση.

Αυτός ο στατιστικός δείκτης είναι ένα αδιάστατο μέγεθος με τιμές μεταξύ του μηδέν και της μονάδας ($0 \leq IA \leq 1$). Όταν $IA=0$ δεν υπάρχει καμία απολύτως συμφωνία μεταξύ της πρόβλεψης και της παρατήρησης. Όταν $IA=1$, τότε έχουμε την τέλεια συμφωνία μεταξύ της πρόβλεψης και της παρατήρησης (Willmott 1982, Willmott κ.α. 1985, Walker κ.α. 1999).

Ο δείκτης της συμφωνίας (IA) από την άλλη πλευρά παρέχει ένα μέτρο της συσχέτισης των προβλεπόμενων τιμών και των τιμών που παρατηρούνται και χρησιμοποιείται συχνά για να συμπληρώσει τις τιμές R^2 , ενώ οι υψηλότερες τιμές του IA είναι ενδεικτικές της ισχυρής συμφωνίας μεταξύ των παρατηρούμενων και των προβλεπόμενων τιμών.

Το *MBE* (μέσο σφάλμα προκατάληψης-εμμονής) χρησιμοποιείται για την περιγραφή του πόσο το προγνωστικό μοντέλο υπερεκτιμά ή υποεκτιμά την κατάσταση. Τιμές μεγαλύτερες του μηδέν ($MBE > 0$) σημαίνουν ότι κατά μέσο όρο το προγνωστικό μοντέλο υπερεκτιμά με την πρόγνωση του την κατάσταση, ενώ τιμές αρνητικές ($MBE < 0$) σημαίνουν υποεκτίμηση της κατάστασης από την πλευρά του προγνωστικού μοντέλου. Γενικά τιμές του *MBE* που τείνουν στο μηδέν δείχνουν την καλή σύμπτωση-προσέγγιση της πρόγνωσης του μοντέλου μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών

$$\text{Mean Bias Error: } MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)$$

Τέλος, η μέση τετραγωνική απόκλιση (*RMSE*) είναι ένα κοινά χρησιμοποιούμενο μέτρο των διαφορών μεταξύ των τιμών που παρέχονται από ένα προγνωστικό μοντέλο ή έναν εκτιμητή και των πραγματικά παρατηρούμενων τιμών.

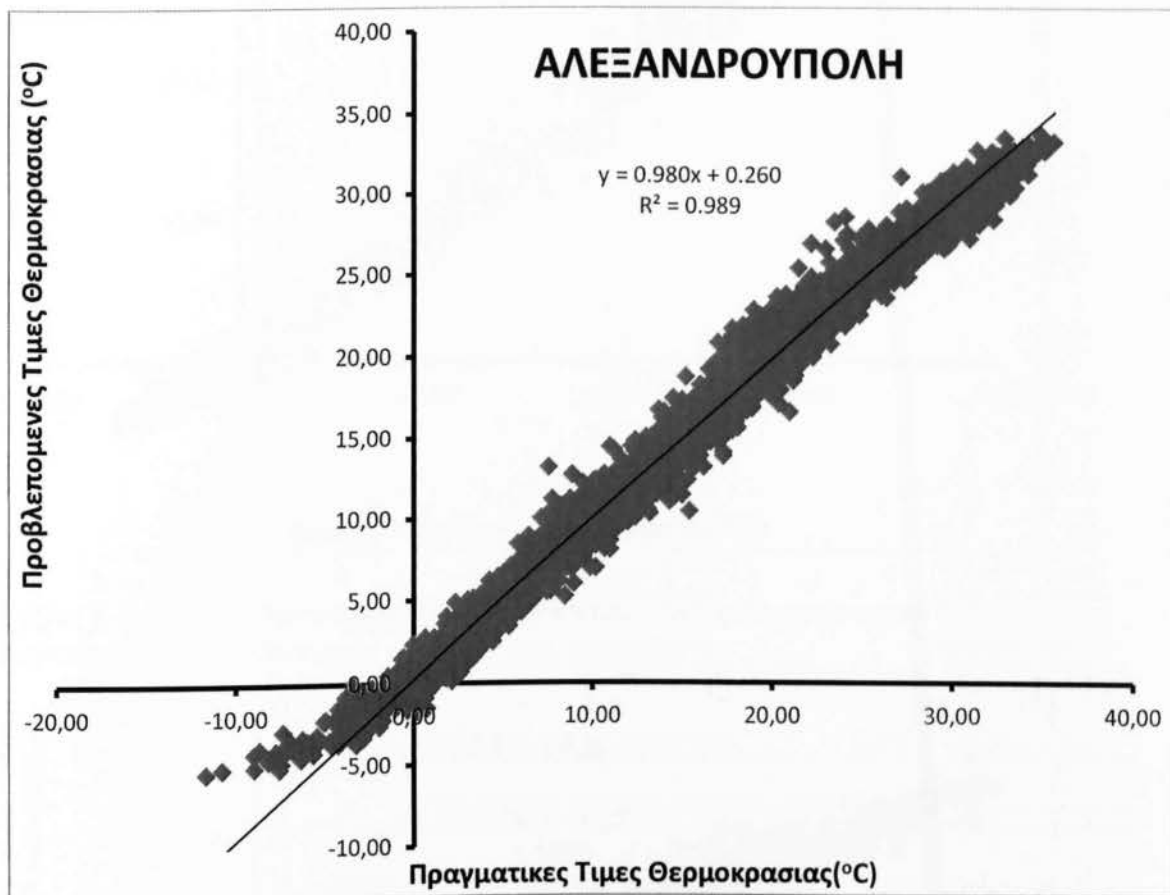
Η μέση τετραγωνική απόκλιση εμφανίζει τις ίδιες μονάδες με το μέτρο μεταβλητή - παράμετρο, η οποία προβλέπεται από τα μοντέλα, ενώ όσο μικρότερη είναι η *RMSE*, τόσο πιο κοντά είναι οι προβλεπόμενες τιμές που παρέχονται από το προγνωστικό μοντέλο με τις πραγματικά παρατηρούμενες τιμές.

$$\text{Root Mean Square Error: } RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

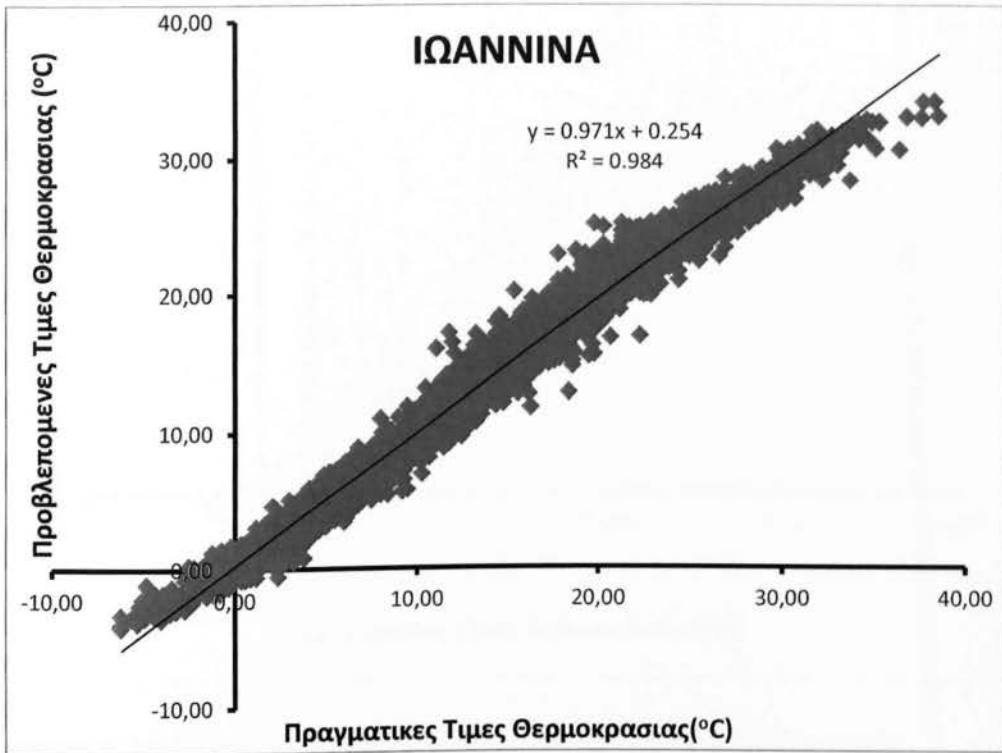
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο

ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ

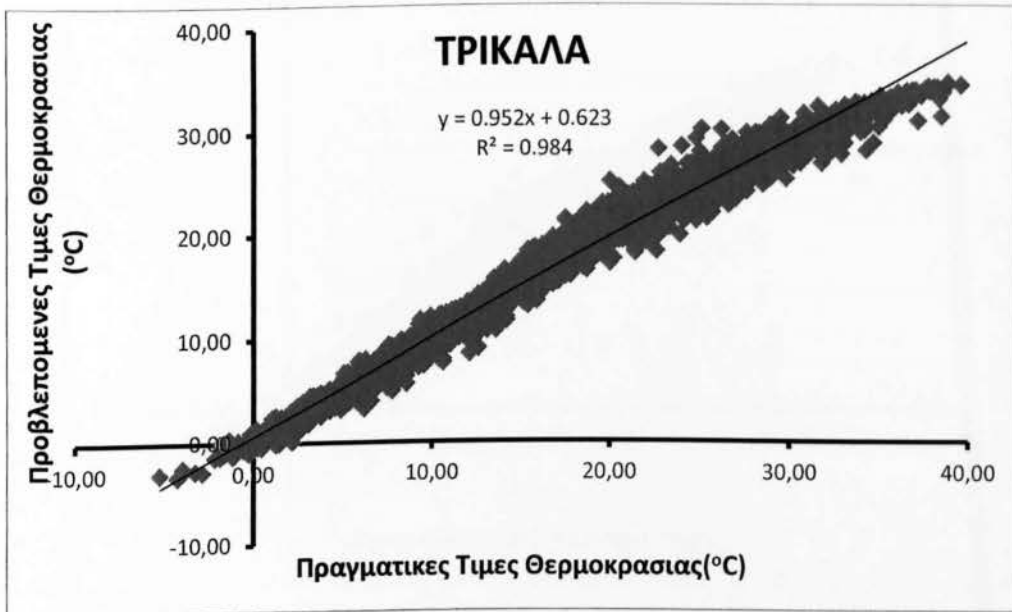
3.1 ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ



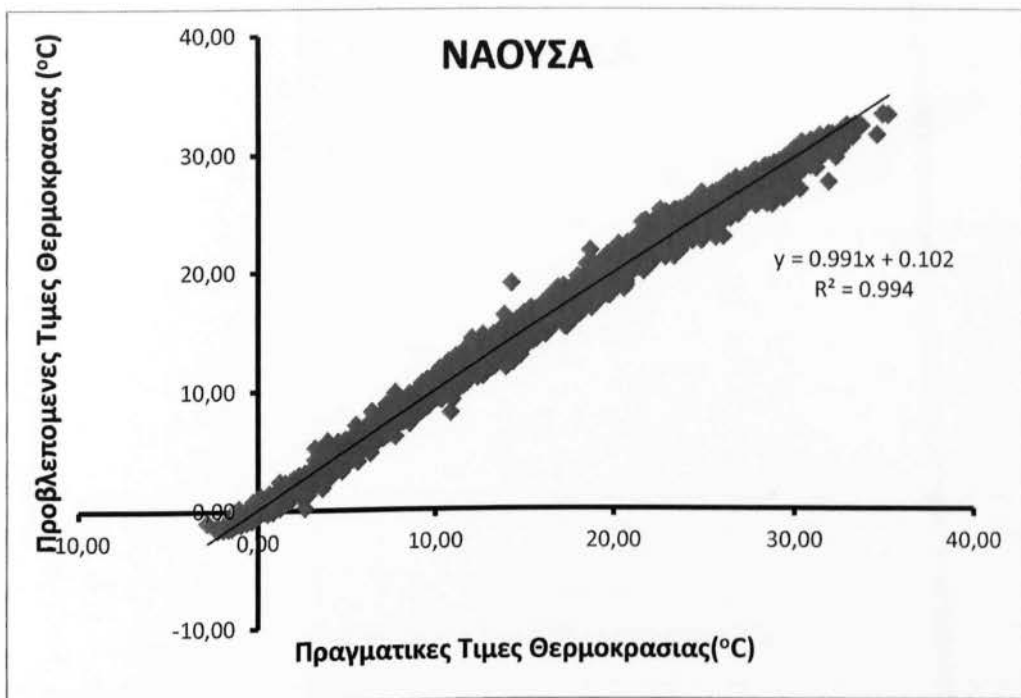
Σχήμα6. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Αλεξανδρούπολης.



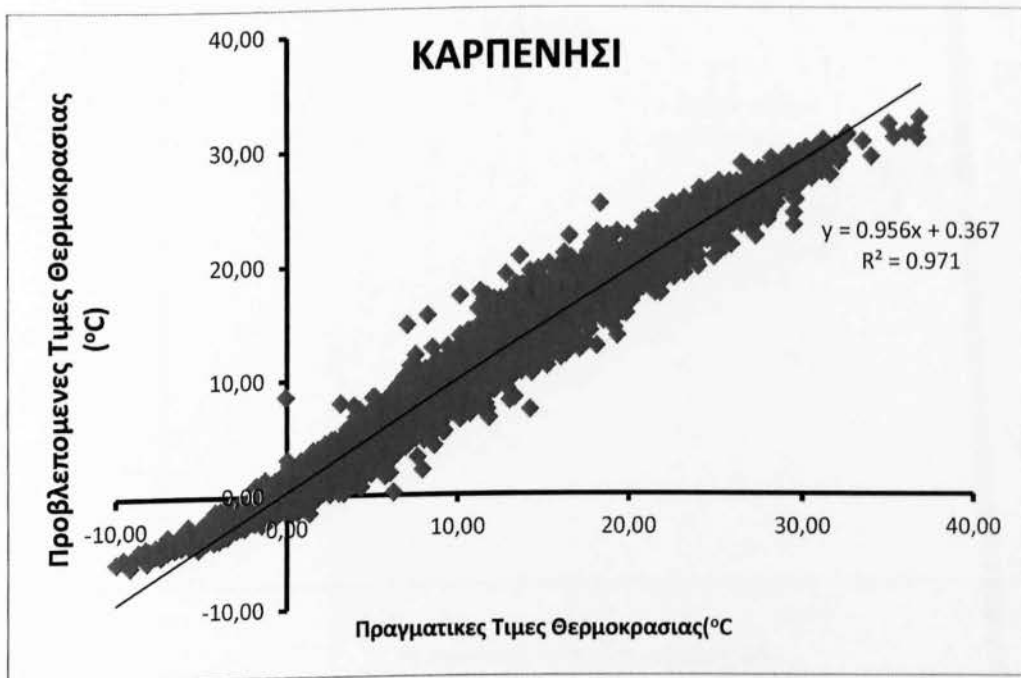
Σχήμα 7. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Ιωαννίνων.



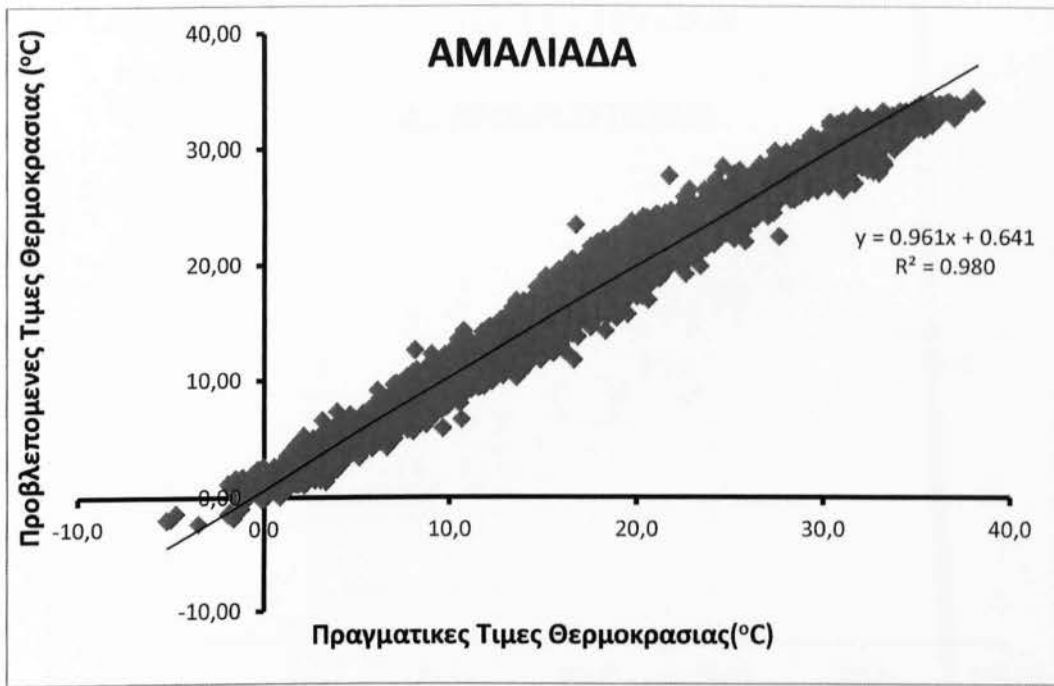
Σχήμα 8. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Τρικάλων.



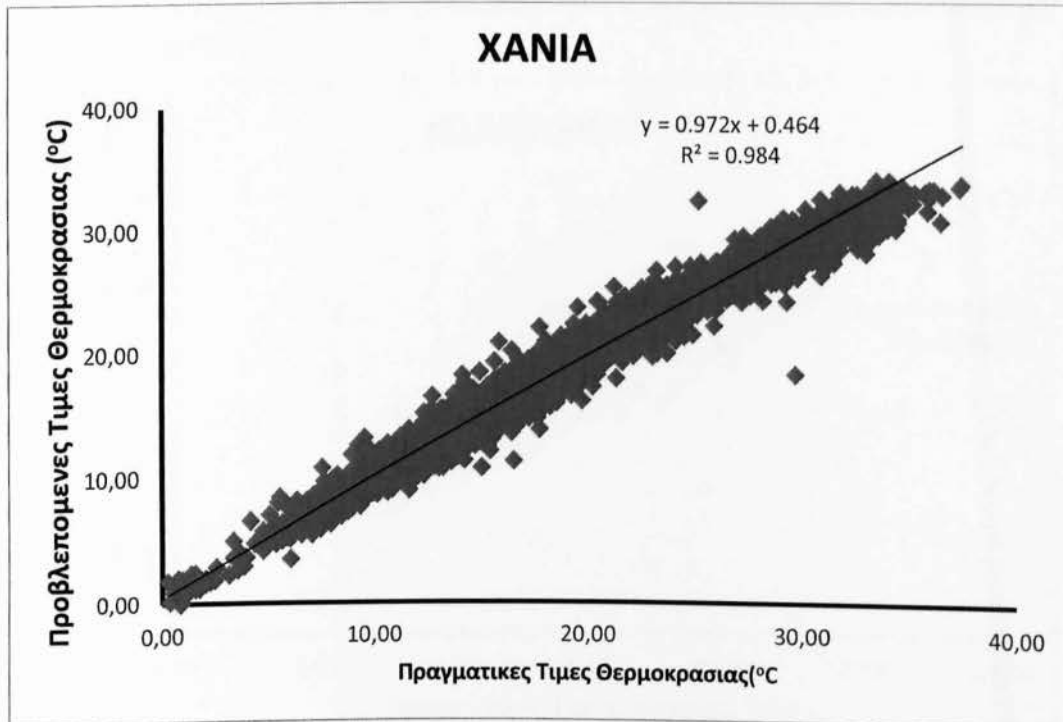
Σχήμα 9. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Νάουσας.



Σχήμα 10. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Καρπενησίου.

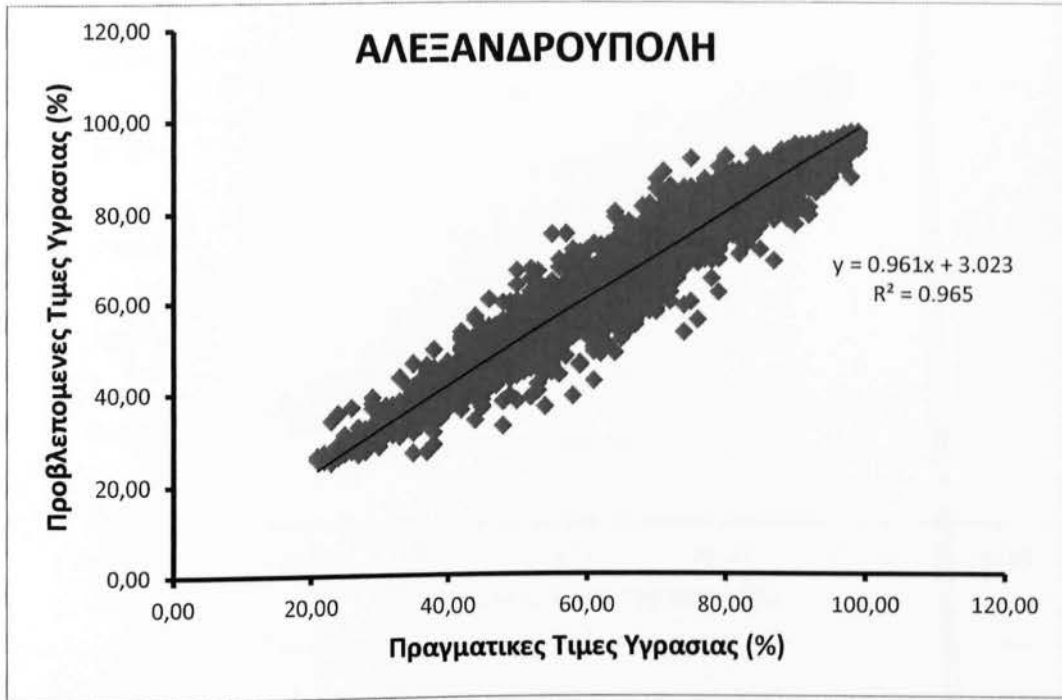


Σχήμα 11. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Αμαλιάδας.

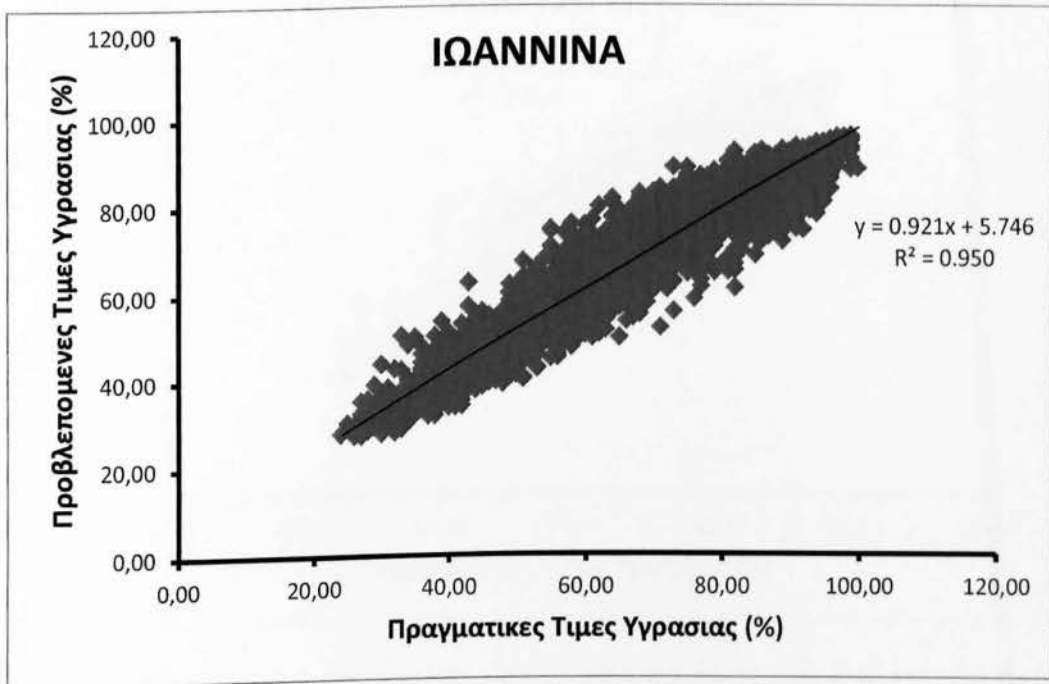


Σχήμα 12. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών θερμοκρασίας αέρα Χανίων.

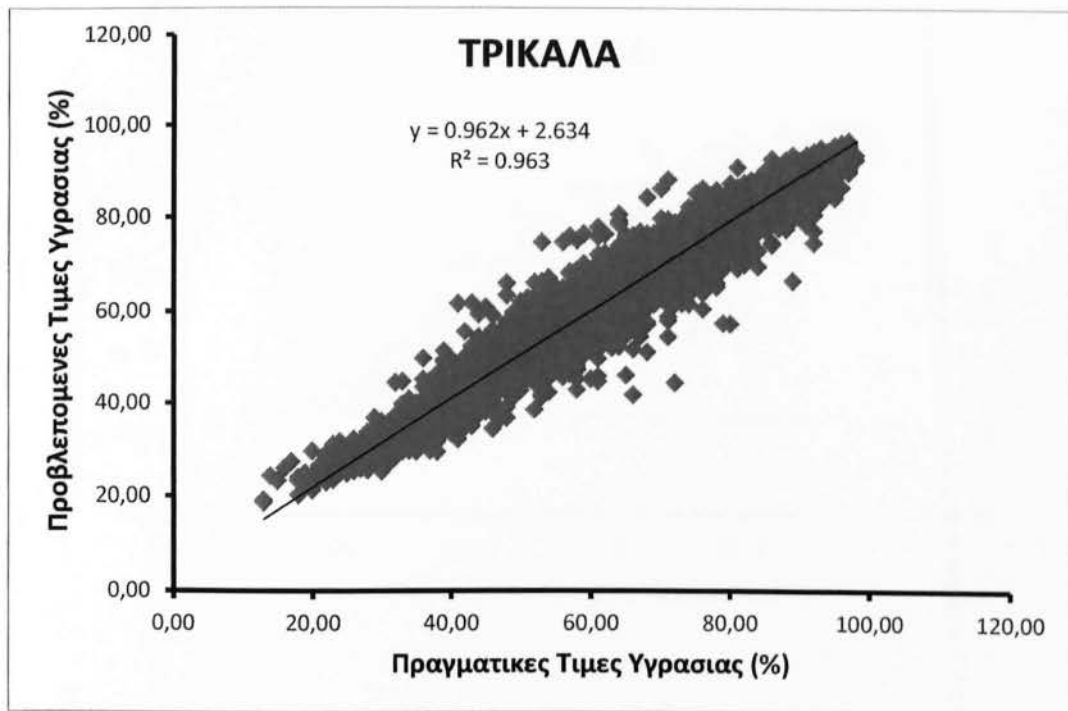
3.2 ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΣΧΕΤΙΚΗΣ ΥΓΡΑΣΙΑΣ



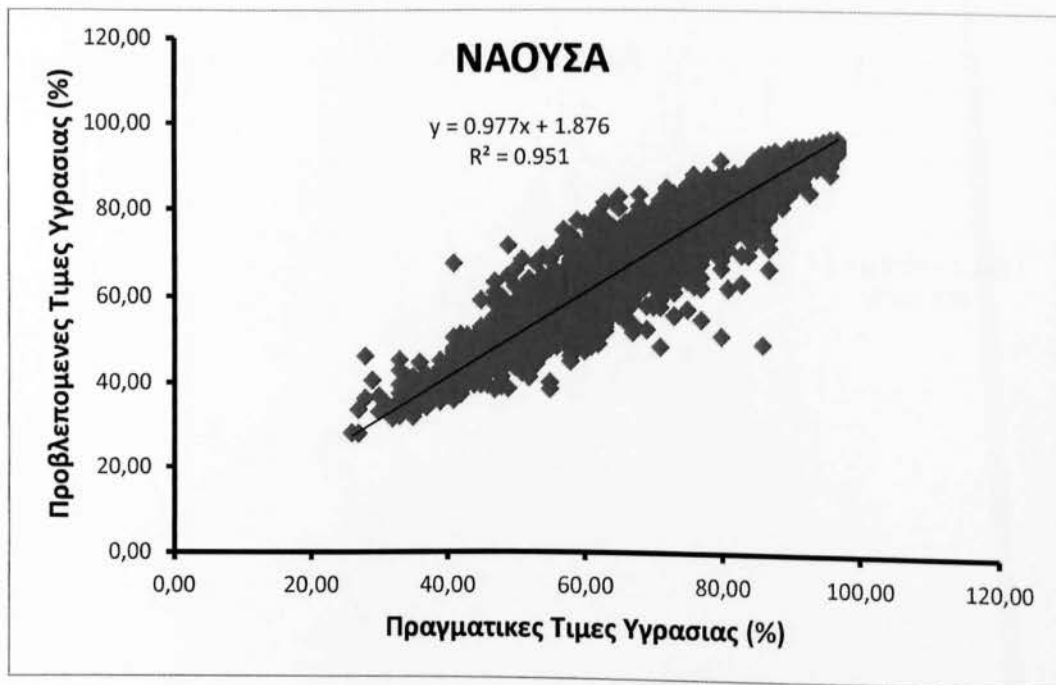
Σχήμα 13. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Αλεξανδρούπολης.



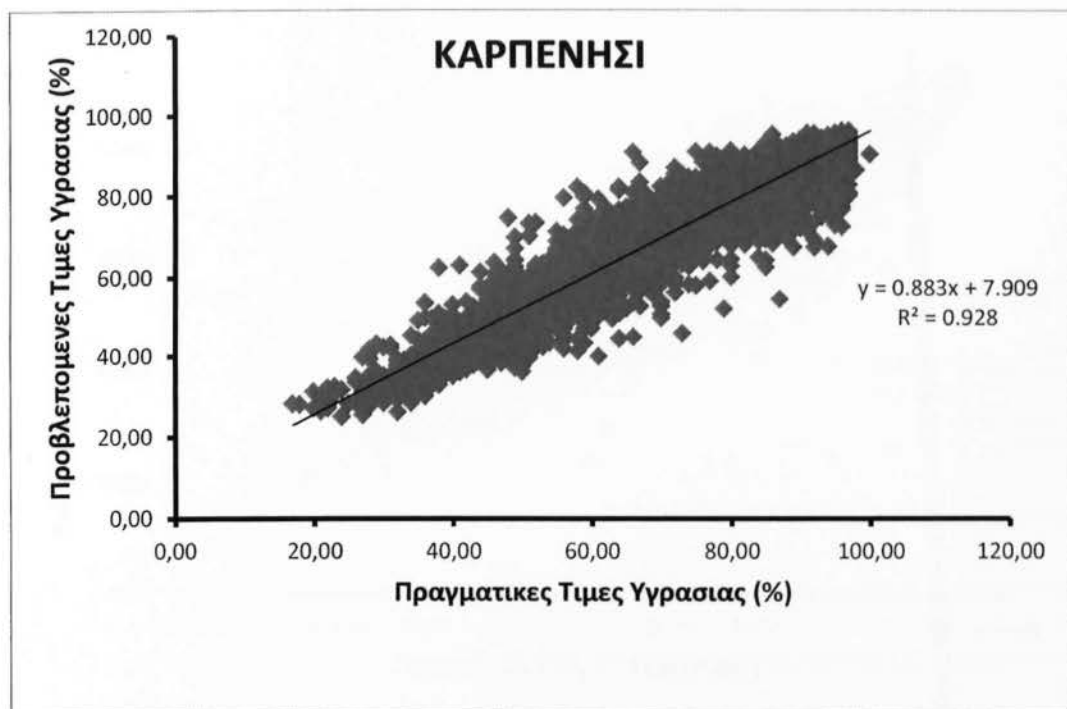
Σχήμα 14. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Ιωαννίνων.



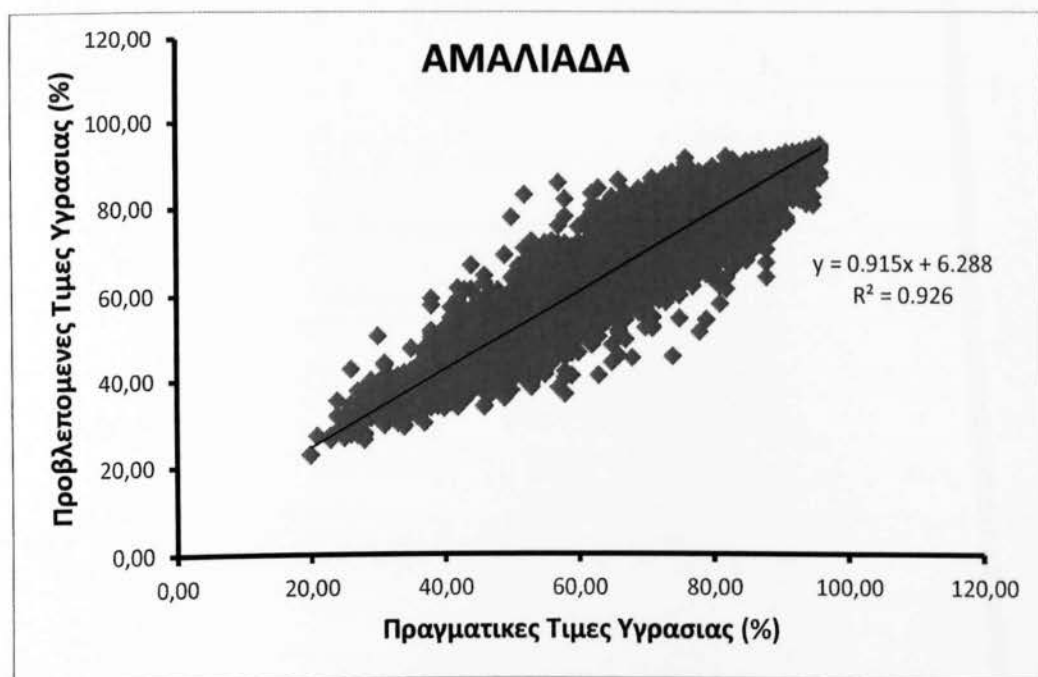
Σχήμα 15. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Τρικάλων.



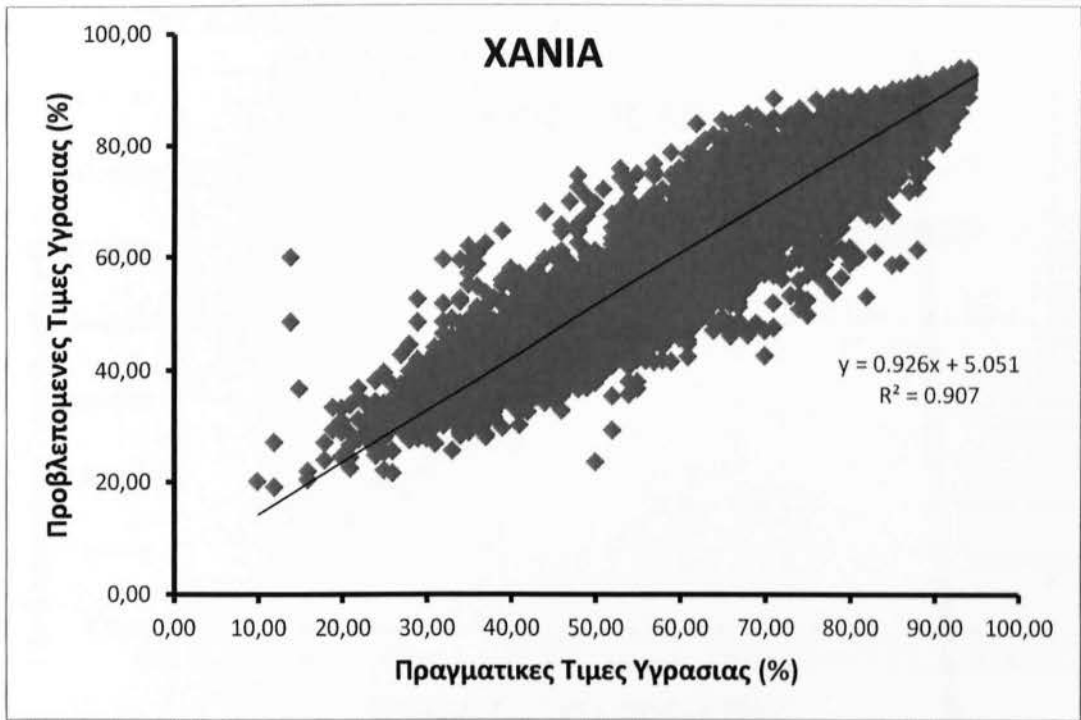
Σχήμα 16. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Νάουσας.



Σχήμα 17. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Καρπενησίου.

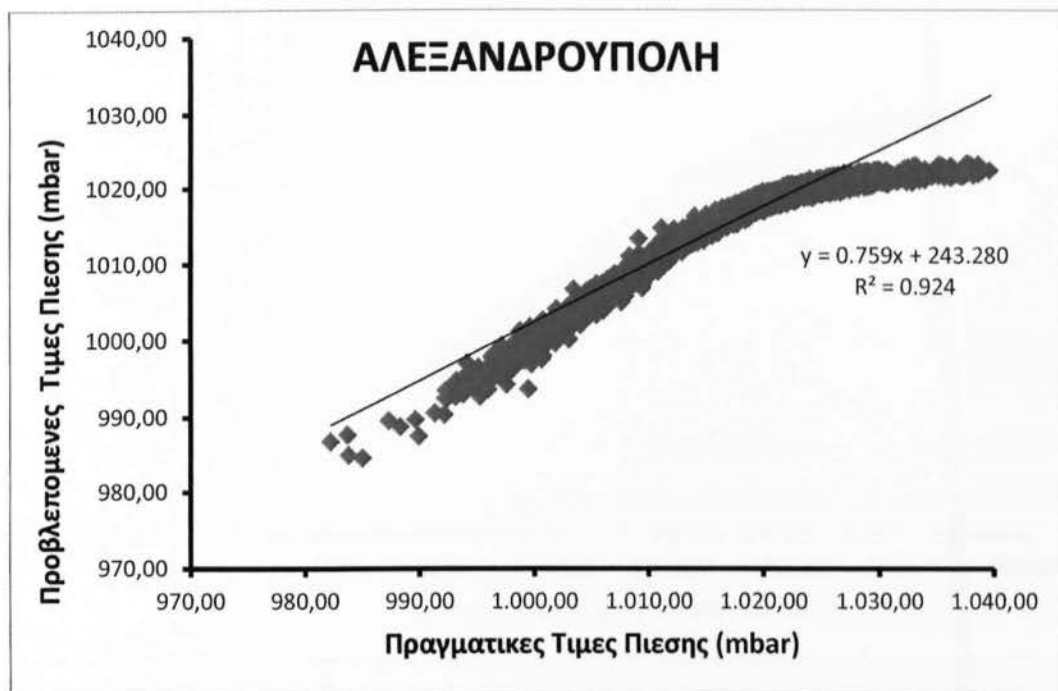


Σχήμα 18. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Αμαλιάδας.

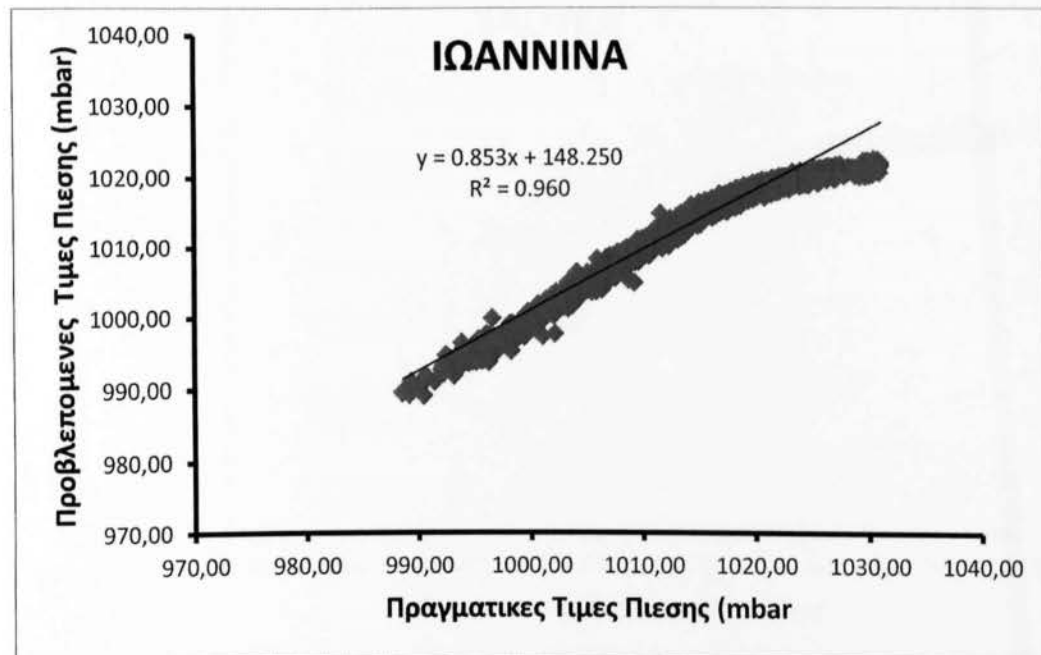


Σχήμα 19. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών υγρασίας αέρα Χανίων.

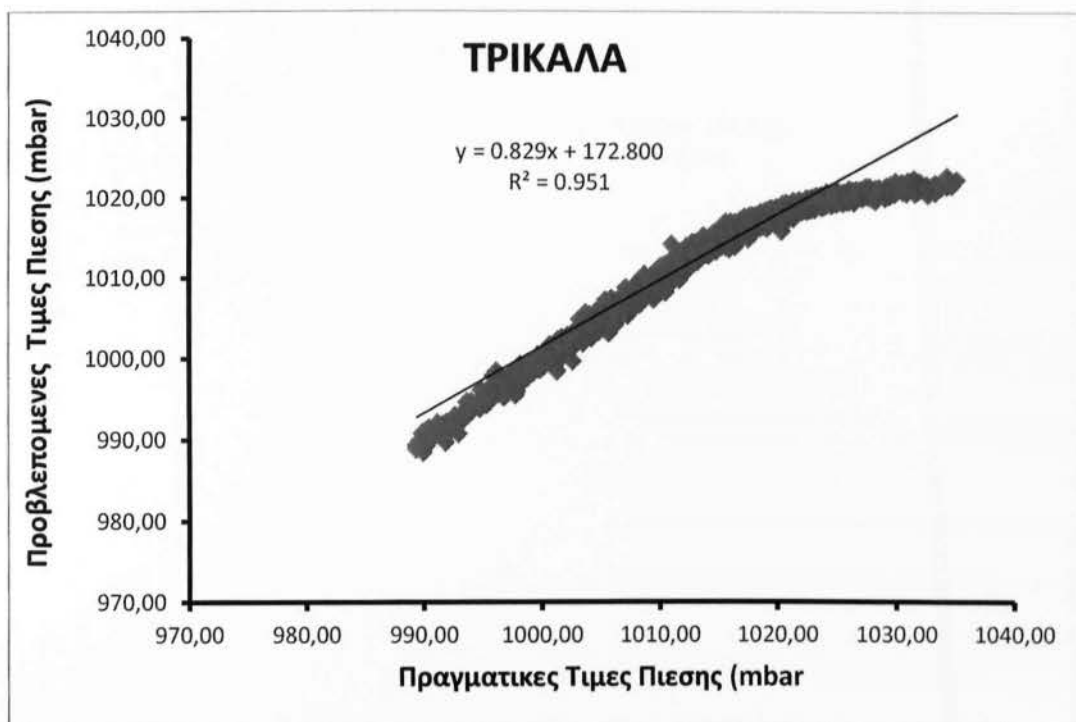
3.3 ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΑΤΜΟΣΦΑΙΡΙΚΗΣ ΠΙΕΣΗΣ



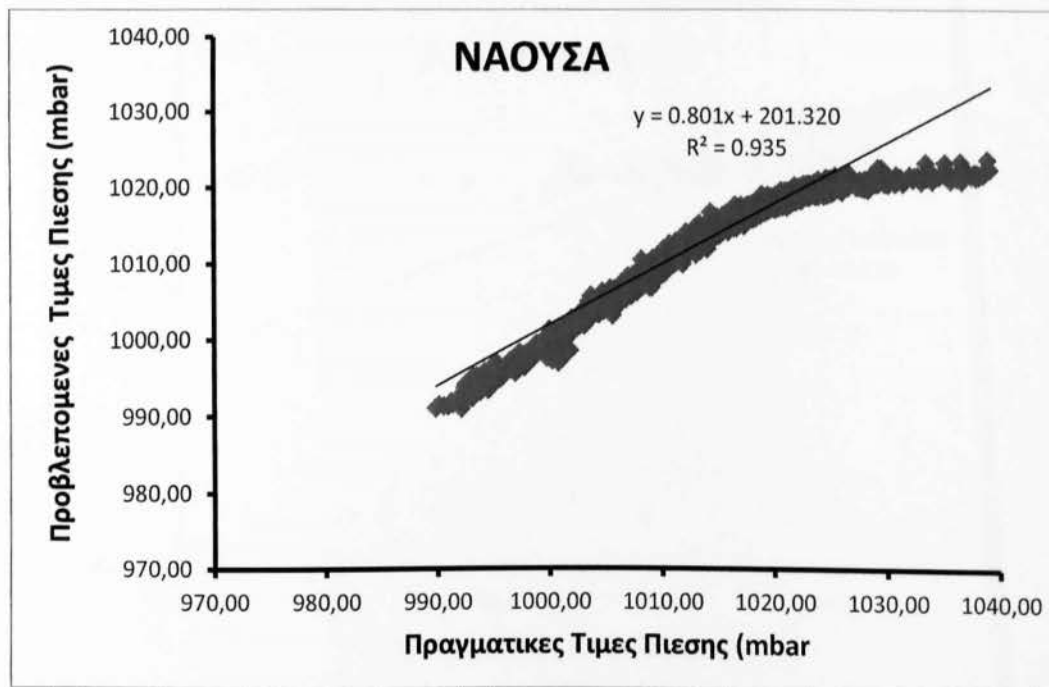
Σχήμα 20. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Αλεξανδρούπολης.



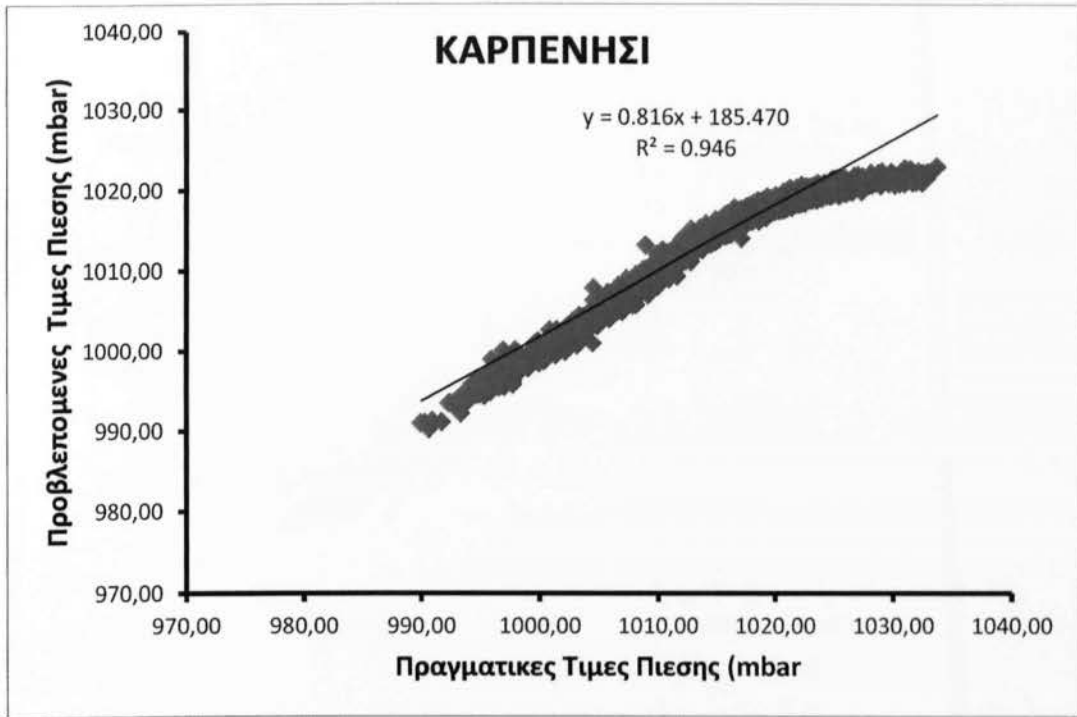
Σχήμα 21. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Ιωαννίνων.



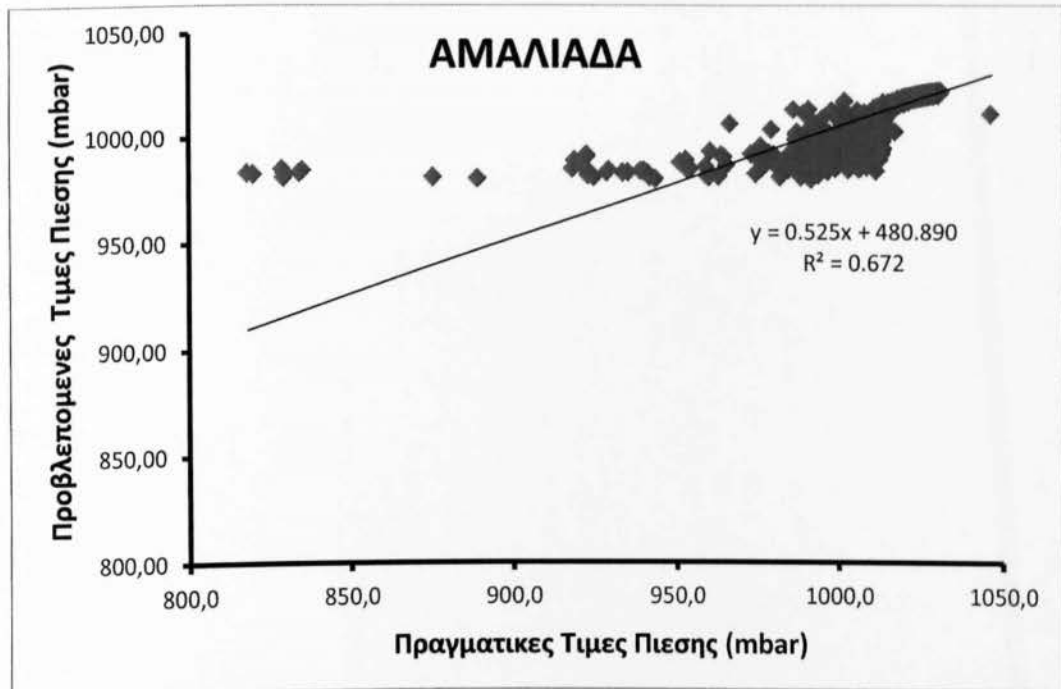
Σχήμα 22. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Τρικάλων.



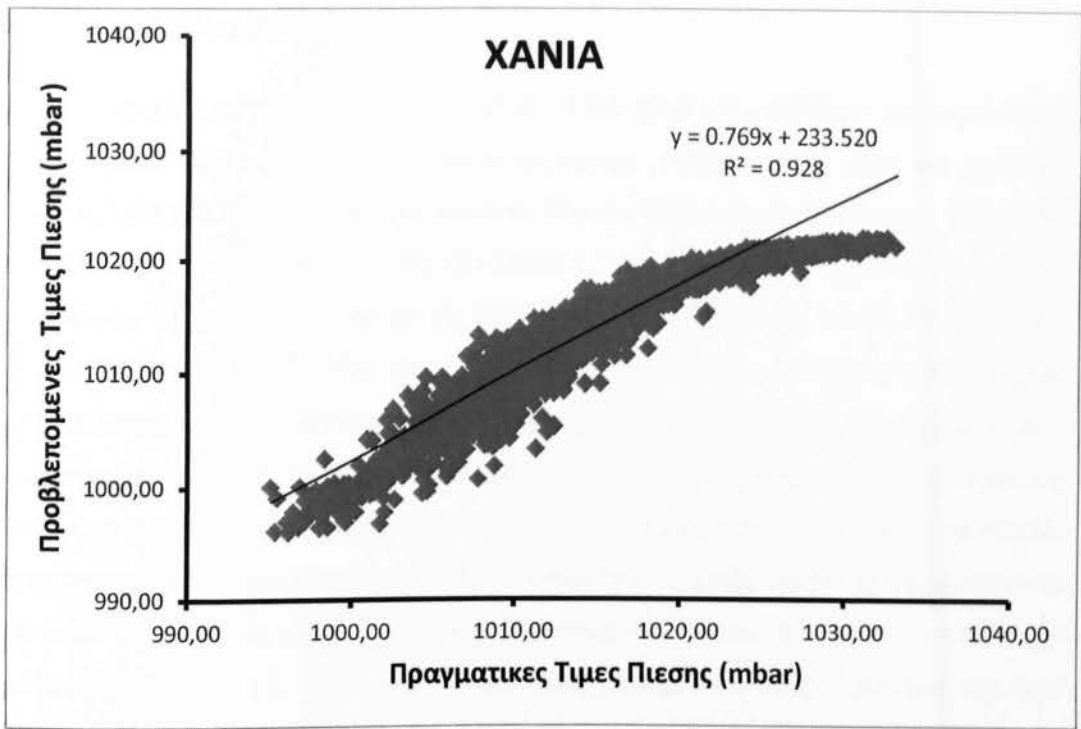
Σχήμα 23. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Νάουσας.



Σχήμα 24. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Καρπενησίου.



Σχήμα 25. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Αμαλιάδας.



Σχήμα 26. Διάγραμμα διασποράς προβλεπόμενων και παρατηρούμενων τιμών πίεσης αέρα Χανίων.

3.4 ΠΙΝΑΚΕΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Για τη σωστή εκπαίδευση των μοντέλων ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα από τους σταθμούς των Θρακομακεδόνων (θερμοκρασία αέρα και σχετικής υγρασίας) και του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών (ατμοσφαιρικής πίεσης). Μετά από τη διαδικασία εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκαν, μετεωρολογικά δεδομένα από άλλες περιφέρειες – πόλεις, που αφορούν τις τοπικές ώρες 03:00, 06:00, 09:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00 και 24:00. Με τον τρόπο αυτό, παρήχθησαν ολοκληρωμένα αρχεία μετεωρολογικών δεδομένων για κάθε μία από τις εξεταζόμενες πόλεις. Τα αρχεία αυτά – τιμές συγκριθήκαν στην συνέχεια με τις πραγματικές – παρατηρούμενες τιμές στις πόλεις αυτές. Στο πλαίσιο αυτό, ο πίνακας 3 παρουσιάζει τις τιμές των R^2 , IA, MBE και RMSE μεταξύ των προβλεπόμενων και των παρατηρούμενων ωριαίων τιμών της θερμοκρασίας του αέρα για όλες τις εξεταζόμενες η περιφέρειες και πόλεις. Επιπλέον, ο πίνακας 4 παρουσιάζει τις R^2 , IA, MBE και RMSE τιμές μεταξύ των προβλεφθέντων και των παρατηρούμενων ωριαίων τιμών της σχετικής υγρασίας για όλες τις εξεταζόμενες τοποθεσίες και πόλεις. Τέλος ο πίνακας 5 παρουσιάζει τις R^2 , IA, MBE και RMSE τιμές μεταξύ των προβλεφθέντων και των παρατηρούμενων ωριαίων τιμών για την ατμοσφαιρική πίεση.

ΣΤΑΘΜΟΙ	MBE (°C)	R^2	IA	RMSE (°C)
ΑΛΕΞΑΝΡΟΥΠΟΛΗ	-0,02	0,99	0,97	0,86
ΙΩΑΝΝΙΝΑ	-0,12	0,98	0,99	1,04
ΤΡΙΚΑΛΑ	-0,21	0,98	0,99	1,12
ΝΑΟΥΣΑ	-0,04	0,99	0,95	0,59
ΚΑΡΠΕΝΗΣΙ	-1,39	0,92	0,99	1,37
ΑΜΑΛΙΑΔΑ	-0,05	0,98	0,97	1,04
ΧΑΝΙΑ	-0,07	0,98	0,98	0,98

Πίνακας 3 – Στατιστικοί δείκτες αξιοπιστίας μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών παρατηρούμενων τιμών της θερμοκρασίας του αέρα (ΤΝΔ # 1).

ΣΤΑΘΜΟΙ	MBE (%)	R ²	IA	RMSE (%)
ΑΛΕΞΑΝΡΟΥΠΟΛΗ	0,09	0,96	0,85	3,18
ΙΩΑΝΝΙΝΑ	-0,31	0,95	0,97	4,09
ΤΡΙΚΑΛΑ	0,16	0,96	0,89	3,75
ΝΑΟΥΣΑ	0,27	0,95	0,97	3,51
ΚΑΡΠΕΝΗΣΙ	-1,39	0,92	0,99	5,25
ΑΜΑΛΙΑΔΑ	-0,02	0,92	0,98	4,37
ΧΑΝΙΑ	0,14	0,91	0,90	4,67

Πίνακας 4 - Στατιστικοί δείκτες αξιοπιστίας μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών παρατηρούμενων τιμών της σχετικής υγρασίας (ΤΝΔ που # 2).

ΣΤΑΘΜΟΙ	MBE (mbars)	R ²	IA	RMSE (mbars)
ΑΛΕΞΑΝΡΟΥΠΟΛΗ	-1,22	0,94	0,99	2,67
ΙΩΑΝΝΙΝΑ	-0,53	0,96	0,99	1,45
ΤΡΙΚΑΛΑ	-0,81	0,95	0,99	0,59
ΝΑΟΥΣΑ	-0,86	0,93	0,99	2,07
ΚΑΡΠΕΝΗΣΙ	-0,76	0,94	0,99	1,83
ΑΜΑΛΙΑΔΑ	-0,48	0,67	0,99	5,26
ΧΑΝΙΑ	-0,72	0,92	0,99	1,92

Πίνακας 5 - Στατιστικοί δείκτες αξιοπιστίας μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών παρατηρούμενων τιμών της ατμοσφαιρικής πίεσης (ΤΝΔ # 3).

Από τα αποτελέσματα που προκύπτουν, οι τιμές του R^2 κυμαίνονται μεταξύ 0,92 και 0,99 για τη θερμοκρασία του αέρα και από 0,91 έως 0,96 για την σχετική υγρασία. Ακολούθως, οι τιμές του IA κυμαίνονται μεταξύ 0,95 και 0,99 για τη θερμοκρασία του αέρα και από 0,85 έως 0,99 για τη σχετική υγρασία, οι τιμές του RMSE κυμαίνονται από 0,59 °C σε 1,37 °C και από 3,18% σε 5,25%, για τη θερμοκρασία του αέρα και της σχετικής υγρασίας, αντίστοιχα ενώ οι τιμές του MBE κυμαίνονται από -1,39 °C σε -0,21 °C για τη θερμοκρασία του αέρα και από -1,39 % σε 0,27 %, της σχετικής υγρασίας.

Στη συνέχεια, όπως προκύπτει από τον πίνακα 4, οι τιμές RMSE μεταξύ των παρατηρούμενων και των προβλεπόμενων ωριαίων τιμών της σχετικής υγρασίας είναι αρκετά υψηλές, ιδίως στους σταθμούς του ΚΑΡΠΕΝΗΣΙΟΥ και ΧΑΝΙΩΝ, γεγονός που υποδηλώνει δυνατότητα για περαιτέρω βελτίωση του μοντέλου.

Οι παρατηρούμενες και οι προβλεπόμενες ωριαίες τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης για όλες τις εξεταζόμενες περιπτώσεις συγκρίθηκαν επίσης με τους όρους των R^2 , IA και RMSE (Πίνακας 5). Οι τιμές του R^2 κυμαίνονται 0,67 - 0,96 και οι τιμές του IA κυμαίνονται στο 0,99 ενώ οι RMSE τιμές κυμαίνονται από 0,59 έως 5,26 mbars. Οι επιδόσεις του μοντέλου ΤΝΔ # 3, όπως φαίνεται στον πίνακα 5 ήταν λιγότερο ικανοποιητικές από εκείνες των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν για τη θερμοκρασία του αέρα και της σχετικής υγρασίας, με τα παρατηρούμενα αποτελέσματα να είναι, στην καλύτερη περίπτωση συγκρίσιμα με εκείνα του ΤΝΔ # 2 μοντέλου. Αυτά τα στοιχεία υπογραμμίζουν τον σημαντικό ρόλο του υψομέτρου του σταθμού για την πρόβλεψη των τιμών της ατμοσφαιρικής πίεσης και επίσης κάνουν φανερό ότι η υψηλή ποιότητα μετεωρολογικών παραμέτρων είναι ζωτικής σημασίας για την επίτευξη αποτελεσμάτων βέλτιστης πρόβλεψης.

Εν κατακλείδι, η ανάλυση των στατιστικών δεικτών ποιότητας δείχνει ότι το ΤΝΔ # 1 μοντέλο παρέχει εύλογη ακρίβεια στην πρόγνωση των ωριαίων τιμών της θερμοκρασίας του αέρα, με το συντελεστή προσδιορισμού που κυμαίνονται μεταξύ 0,92 και 0,99, $IA > 0,99$ και $RMSE < 1,37$ °C. Για την πρόβλεψη της σχετικής υγρασίας, το μοντέλο ΤΝΔ # 2 έδειξε μέτρια απόδοση πρόβλεψης όπως αποδεικνύεται από το συντελεστή προσδιορισμού, IA και RMSE. Αντιθέτως, για την πρόβλεψη της ατμοσφαιρικής πίεσης, αποδεδειγμένο το μοντέλο ΤΝΔ # 3 έδειξε αρκετά καλή απόδοση πρόβλεψης όπως αποδεικνύεται από τον δείκτη της συμφωνίας IA.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο

Συμπεράσματα

Από τα αποτελέσματα που προκύπτουν, παρατηρούμαι ότι οι τιμές του R^2 κυμαίνονται μεταξύ 0,92 και 0,99 για τη θερμοκρασία του αέρα και από 0,91 έως 0,96 για την σχετική υγρασία. Ακολούθως, οι τιμές του IA κυμαίνονται μεταξύ 0,95 και 0,99 για τη θερμοκρασία του αέρα και από 0,85 έως 0,99 για τη σχετική υγρασία, οι τιμές του RMSE κυμαίνονται από 0,59 °C σε 1,37 °C και από 3,18% σε 5,25%, για τη θερμοκρασία του αέρα και της σχετικής υγρασίας, αντίστοιχα ενώ οι τιμές του MBE κυμαίνονται από -1,39 °C σε -0,21 °C για τη θερμοκρασία του αέρα και από -1,39 % σε 0,27 %, της σχετικής υγρασίας.

Παρατηρούμε ότι οι τιμές RMSE μεταξύ των παρατηρούμενων και των προβλεπόμενων ωριαίων τιμών της σχετικής υγρασίας είναι αρκετά υψηλές, ιδίως στους σταθμούς του Καρπενησίου και Χανίων, γεγονός που υποδηλώνει δυνατότητα για περαιτέρω βελτίωση του μοντέλου.

Οι παρατηρούμενες και οι προβλεπόμενες ωριαίες τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης για όλες τις εξεταζόμενες περιπτώσεις συγκρίθηκαν επίσης με τους όρους των R^2 , IA και RMSE (Πίνακας 5). Οι τιμές του R^2 κυμαίνονται 0,67 - 0,96 και οι τιμές του IA κυμαίνονται στο 0,99 ενώ οι RMSE τιμές κυμαίνονται από 0,59 έως 5,26 mbars. Οι επιδόσεις του μοντέλου ΤΝΔ # 3, όπως φαίνεται στον πίνακα 5 ήταν λιγότερο ικανοποιητικές από εκείνες των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν για τη θερμοκρασία του αέρα και της σχετικής υγρασίας, με τα παρατηρούμενα αποτελέσματα να είναι, στην καλύτερη περίπτωση συγκρίσιμα με εκείνα του ΤΝΔ # 2 μοντέλου. Αυτά τα στοιχεία υπογραμμίζουν τον σημαντικό ρόλο του υψομέτρου του σταθμού για την πρόβλεψη των τιμών της ατμοσφαιρικής πίεσης και επίσης κάνουν φανερό ότι η υψηλή ποιότητα μετεωρολογικών παραμέτρων είναι ζωτικής σημασίας για την επίτευξη αποτελεσμάτων βέλτιστης πρόβλεψης.

Τέλος, η ανάλυση των στατιστικών δεικτών ποιότητας δείχνει ότι το ΤΝΔ # 1 μοντέλο παρέχει εύλογη ακρίβεια στην πρόγνωση των ωριαίων τιμών της θερμοκρασίας του αέρα, με το συντελεστή προσδιορισμού που κυμαίνονται μεταξύ 0,92 και 0,99, $IA > 0,99$ και $RMSE < 1,37$ °C.

Για την πρόβλεψη της σχετικής υγρασίας, το μοντέλο ΤΝΔ # 2 έδειξε μέτρια απόδοση πρόβλεψης όπως αποδεικνύεται από το συντελεστή προσδιορισμού, ΙΑ και RMSE. Αντιθέτως, για την πρόβλεψη της ατμοσφαιρικής πίεσης, αποδεδειγμένο το μοντέλο ΤΝΔ # 3 έδειξε αρκετά καλή απόδοση πρόβλεψης όπως αποδεικνύεται από τον δείκτη της συμφωνίας ΙΑ.

Η εργασία αυτή αποδεικνύει με επιτυχία τη δυναμική των ΤΝΔ μοντέλων, ως εργαλείο για την πρόβλεψη χαμένων τιμών μετεωρολογικών παραμέτρων, όπως η θερμοκρασία του αέρα, η σχετική υγρασία και η ατμοσφαιρική πίεση, ως συνάρτηση των μετεωρολογικών παραμέτρων περιοχών με όμοια μορφολογικά χαρακτηριστικά. Συνολικά, τα επιτευχθέντα αποτελέσματα δείχνουν μια πολύ ικανοποιητική συμφωνία σε ένα στατιστικό επίπεδο σημαντικότητας $p < 0,01$. Τα αποτελέσματα που παράγονται από τα μοντέλα ΤΝΔ θεωρούνται πολύ ικανοποιητικά δεδομένου ότι η κατάρτιση των μοντέλων βασίστηκε σε ωριαίες τιμές από τρία μετεωρολογικές μετρήσεις από ένα μόνο σταθμό (ΘΡΑΚΟΜΑΚΕΔΟΝΕΣ), σχετικά με τη θερμοκρασία του αέρα και τη σχετική υγρασία και μόνο ένας σταθμός (ΕΘΝΙΚΟ ΑΣΤΕΡΙΣΚΟΠΕΙΟ ΑΘΗΝΩΝ) σχετικά με την ατμοσφαιρική πίεση. Εκτός αυτού, η ύπαρξη ενός σχετικά μεγάλου αριθμού χρονοσειρών μετεωρολογικών δεδομένων είναι ένα θέμα μεγάλης σημασίας, καθώς υπό την προϋπόθεση ότι γίνεται η ενσωμάτωση αυτών των εισροών αναμένεται σημαντική βελτίωση στην προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων. Η προσέγγιση που προτείνεται στην παρούσα μελέτη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για οποιαδήποτε δεδομένη θέση – περιοχή, με την παραδοχή ότι τα μοντέλα ΤΝΔ είναι επαρκώς καταρτισμένα. Τέλος, το έργο αυτό έδειξε ότι μοντέλα ΤΝΔ, όταν είναι επαρκώς καταρτισμένα, θα μπορούσαν να έχουν υψηλή εφαρμογή κατά την εκτίμηση των τιμών των μετεωρολογικών δεδομένων σε απομακρυσμένες περιοχές με ένα αραιό δίκτυο μετεωρολογικών σταθμών, βασισμένο σε μια σειρά από ένα σχετικά περιορισμένο αριθμό μετρήσεων που ποικίλουν μεταξύ μετεωρολογικών σταθμών με ομοειδή μορφολογικά χαρακτηριστικά.

Βιβλιογραφία

- Ashhab M.S.S. (2008). Fuel economy and torque tracking in camless engines through optimization of neural networks, *Energy Conversion and Management* 49 (2), pp. 365-372.
- Attoh-Okine Nii , 1999. Analysis of learning rate and momentum term in backpropagation neural network algorithm trained to predict pavement performance. *Advances in Engineering Software* 30, 4, pp 291-302.
- Barron A. R., 1991. Approximation and Estimation Bounds for Artificial Neural Networks. Technical Report TR. #59, Department of Statistics, University of Illinois at Urbana – Champaign, IL, 61820, February 1991.
- Barron A. R., 1993. Universal Approximation Bounds for Superpositions of Sigmoidal Functions. *IEEE Tr. Information Theory*, 39, 3, pp. 930-945.
- Bharath R., Drosen J., 1994. *Neural Network Computing*. McGraw-Hill.
- Carpenter G., Grossberg S., 1988. The ART of Adaptive Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Network. *IEEE Computer*, 21, pp. 77-88.
- Chronopoulos K.I., Tsiros I.X., Alvertos N. and Dimopoulos I.F. (2010). Estimation of microclimatic data in remote mountainous areas using an artificial neural network model-based approach, *Global NEST Journal* (in press). comparison of models, *Journal of Geophysical Research Oceans* 90 (c5), pp. 8995-
- Comrie A.C. (1997). Comparing neural networks and regression models for ozone
- Cybenko G., 1989. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function.
- Friedrich Hayek., 1995. Degrees of Explanation. *British Journal for Philosophy of*
- Fukushima K., 1975. Cognitron: A self-organizing multi-layered neural network. *Biological Cybernetics*, 20, pp. 121-136.
- Funahashi K., 1989. On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks. *Neural Networks*, 2, pp. 183-192.
- Grivas G. και Chaloulakou A. (2006). Artificial neural network models for prediction of PM10 hourly concentrations, in the Greater Area of Athens, Greece, *Atmospheric Environment* 40 (7), pp. 1216–1229.
- Hassan R. (2009). A comparison of the accuracy of building energy analysis in Bahrain using data from different weather periods, *Renewable Energy* 34 (3), 869-875.
- Hebb D.O., 1942. The Effects of early and late brain injury upon test scores and the nature of normal adult intelligence. *Proceedings of the American Philosophical Society*, 85, pp. 275-292.
- Hebb D.O., 1949. *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. New York, Wiley.
- Hopfield J.J., 1982. Neural Networks and Physical Systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 9(2554).
- Hopfield J.J., 1987. Learning algorithms and probability distributions in feed-forward and feed-back networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 84, pp. 8429-8433.
- Hopfield J.J., Tank D.W., 1986. Computing with Neural Circuits. *A Model Science*, 233, pp. 625-633.
- Hornik K., Stinchcombe M., White H., 1989. Multilyear Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural Networks Archive*, vol.2, issue 5, pp. 359-366.

Kaldellis J.K. και Kavadias K.A. (2006). Optimum sizing of a stand-alone wind-diesel system on the basis of life cycle cost analysis, European Wind Energy Conference and Exhibition 2006, Athens, Greece, 27 February – 2 March 2006.

Kaldellis J.K., Koronakis P. και Kavadias K. (2004). Energy balance analysis of a stand-alone photovoltaic system, including variable system reliability impact, Renewable Energy 29 (7), pp. 1161-1180.

Kaldellis J.K., Kavadias K.A, Korbakis G. και Vlachou D.S. (2004). The impact of local ambient conditions on the energy production of contemporary wind power stations, 7th Panhellenic (International) Conference of Meteorology, Climatology and Atmospheric Physics, Nicosia, Cyprus, 28-30 September 2004.

Kohonen T., 1988. Self-Organization and Associative Memory. New York, Springer-Verlag.

Kolehmainen M., Martikainen H. and Ruuskanen J. (2001). Neural networks and periodic components used in air quality forecasting, Atmospheric Environment 35 (5), pp. 815-825.

Kukkonen J., Partanen L., Karppinen A., Ruuskanen J., Junninen H., Kolehmainen M., Niska H., Dorling S., Chatterton T., Foxall R. και Cawley G. (2003). Extensive evaluation of neural network models for the prediction of NO₂ and PM₁₀ concentrations, compared with a deterministic modelling system and measurements in central Helsinki, Atmospheric Environment 37, pp. 4539-4550.

Legates D.R., Odonnell J., Rowe C.M. (1985). Statistics for the evaluation and

Lippmann R.P., 1987. An Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP

Magazine.MA, MIT Press, Cambridge.

McCulloch W. and Pitts W., 1943. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics 5, pp 33-115.

Mechra P. and Wah B.W., 1992. Artificial Neural Networks. Concepts and Theory. IEEE Comput. Society Press.

Mehreen G., Munner T. και Kambezidis H.D. (1998) Models for obtaining solar radiation from other meteorological data, Solar Energy 64 (1-3), 99-108.

Mellit, Kalogirou S.A., Hontoria L. και S. Shaari (2009). Artificial intelligence

Minsky M., Papert S., 1969. Perceptrons. Cambridge, MA: MIT Press, 1969.

Minsky M., Papert S., 1987. Perceptrons – Expanded Edition: An Introduction to Computational Geometry. MIT Press, 1987.

models, Journal of Geophysical Research 90 (c5), pp. 8995-9005.

Moustris K., Ziomas I. and Paliatsos A.G., 2008. Use of artificial neural networks for the forecast of thermal comfort-discomfort for three consecutive days during the hot period of the year at representative locations in the wider region of Athens, Greece. Proceedings of the 9th Conference of Meteorology, Climatology and Atmospheric Physics. Thessaloniki, Greece, 28-31 May 2008 , pp 917-924

Moustris K.P., Tsiros I.X., Ziomas I.C. and Paliatsos A.G. (2010). Artificial neural network models as a useful tool to forecast human thermal comfort using microclimatic and bioclimatic data in the great Athens area (Greece), Journal of Environmental Science and Health, Part A 45 (4), pp. 447-453.

Moustris K.P., Ziomas I.C. and Paliatsos A.G (2009). 24 hours in advance forecasting of thermal comfort-discomfort levels during the hot period of the year at representative locations of Athens city, Greece, Fresenius Environmental Bulletin 18 (5), pp. 601-608.

Moustris K.P., Ziomas I.C. και Paliatsos A.G. (2010). 3-Day-Ahead forecasting of regional pollution index for the pollutants NO₂, CO, SO₂ and O₃ using artificial neural networks in Athens, Greece, *Water, Air, & Soil Pollution* 209 (1-4), pp. 29-43.

O'Donnell J. και Rowe C. (1985) Statistics for the evaluation and comparison of
of American Meteorological Society 63 (11), pp. 1309-1313.

Romeo L.M. and Gareta R. (2006). Hybrid System for fouling control in biomass boilers, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 19 (8), pp. 915-925.

Rosenblatt Frank., 1958. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. Cornell Aeronautical Laboratory. *Psychological Review*, V (65), No (6), pp. 386-408.

Rumelhart D.E. and McClelland J.L., 1986. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. MIT Press, 1986.

Rumelhart D.E. και McClelland J.L. & the PDP research group (1986) . *Parallel*

Rumelhart D.E., Hinton G.E. και Williams R.J. (1986). Learning internal representations by error propagation, In: *Parallel distributed processing, Volume I*, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland eds., MA, MIT Press, Cambridge, pp. 318-364.

Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J., 1986. Learning internal representations by error propagation. In *Parallel Distribution Processing: Vol 1: Foundations*, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland editors, pp 318-364, MIT Press, 1986.

Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J., 1988. Learning internal representations by error propagation. In *Neurocomputing*, edited by Anderson J. and Rosenfeld E. Cambridge, Massachusetts, MIT Press, pp 675-695, 1988.

Science.

Stone M.H., 1937. Applications of the Theory of Boolean Rings to General Topology. *Transactions of the American Mathematical Society*, 41, 3, pp. 375-481.

Stone M.H., 1948. The Generalized Weierstrass Approximation Theorem. *Mathematics Magazine*, 21, 4, pp 167-184 and 21, 5, pp. 2237-254.

techniques for sizing photovoltaic systems: A review, *Renewable and Sustainable*

Viotti P., Liuti G. and Di Genova P., 2002. Atmospheric urban pollution: applications of an artificial neural network (ANN) to the city of Perugia. *Ecological Modeling* 148(1), pp. 27-46.

Walker S.E., Slordal H.L., Guerreiro C., Gram F. and Gronskei E.K (1999). Air pollution exposure monitoring and estimation. Part II. Model evaluation and population exposure, *Journal of Environmental Monitoring* 1, pp. 321-326.

Werbos P., 1974. *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis on the Behavior Sciences*. Ph.D. Thesis, Harvard University.

WIKIPEDIA. Διαθέσιμο στο <http://el.wikipedia.org>

Willmott C.J. (1982) Some comments on the evaluation of model performance, *Bulletin*

Willmott C.J., Ackleson S.G., Davis R.E., Feddema J.J., Klink K.M., DLegates, .R.

Zurada J.M., 1992. *Introduction to Artificial Neural Systems*. St. Paul, MN: West, 1992.

ΑΤΤΙΚΟ ΜΕΤΡΟ Α.Ε., 2000. Διαθέσιμο στο www.ametro.gr

Βαλκανάς Γ., 1992. *Ρύπανση περιβάλλοντος: Επιστήμη & τεχνικές αντιμετώπισης*. Εκδόσεις Παπαζήση, Αθήνα.

Διαμαντάρας Κ., 2007. *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*. Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα. ISBN 978-960-461-080-8.

Μαχαίρας Π., Μπαλαφούτης Χ., 1984. Γενική Κλιματολογία με στοιχεία Μετεωρο-λογίας. University Studio Press, Θεσσαλονίκη, 1984.

Υπουργείο Περιβάλλοντος Χωροταξίας και Δημοσίων Έργων (ΥΠΕΧΩΔΕ). Γενική Διεύθυνση Περιβάλλοντος. Διεύθυνση Ελέγχου Ατμοσφαιρικής Ρύπανσης και Θορύβου. Available at: <http://www.minerv.gr>