

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ



Τίτλος διπλωματικής
ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΣΤΑΘΜΗΣ ΓΕΩΤΡΗΣΗΣ ΣΕ ΚΑΡΣΤΙΚΟ ΥΔΡΟΦΟΡΕΑ
ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

ΙΩΑΝΝΗΣ ΜΟΥΤΖΟΥΡΗΣ-ΣΙΔΗΡΗΣ
ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

ΚΑΡΑΤΖΑΣ Γ. (επιβλέπων)

ΝΙΚΟΛΑΪΔΗΣ Ν.

ΠΑΡΑΝΥΧΙΑΝΑΚΗΣ Ν.

Χανιά

20 Ιουλίου 2010

Περιεχόμενα

Περίληψη	5
Abstract	6
Κεφάλαιο 1	8
1.1 Σκοπός της Εργασίας	8
1.2 Ορισμός Προβλήματος	9
1.3 Δομή της Εργασίας	10
Κεφάλαιο 2	11
2.1 Φυσιολογία απλού νευρώνα στον άνθρωπο	11
2.2 Βασικά Στοιχεία Νευρωνικού Δικτύου	11
2.3 Μονάδες Επεξεργασίας	13
2.4 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης	14
2.5 Κατηγορίες Δικτύων Βάσει Διαμόρφωσης	15
2.6 Εκπαίδευση Δικτύου	16
2.7 Perceptron	18
2.8 Κανόνας Εκμάθησης Perceptron και Θεώρημα Σύγκλισης	20
2.9 Συνάρτηση XOR	21
2.10 Δίκτυα Πολλών Επιπέδων (MLP)	24
2.11 Γενικευμένος Κανόνας Δέλτα	25
2.12 Εφαρμογή Γενικευμένου Κανόνα Δέλτα	29
2.13 Ρυθμός Εκπαίδευσης	29
2.14 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων	30
2.15 Νευρωνικά Δίκτυα και Παλαιότερες Εργασίες	31
Κεφάλαιο 3	33
3.1 Περιγραφή Περιοχής	33
3.2 Κλιματολογικά στοιχεία	34
3.3 Γεωλογικά Στοιχεία	34
3.4 Διαθέσιμα Δεδομένα	36
Κεφάλαιο 4	37
4.1 Περιγραφή Υδατικού Ισοζυγίου	37
4.2 Περιγραφή Δικτύου	38
4.3 Εκπαίδευση Αρχικού Δικτύου	40
4.4 Ελαχιστοποίηση Σφαλμάτων	42

4.5 Χρονική Υστέρηση.....	43
4.6 Εύρεση Διαφοράς Στάθμης	46
4.7 Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη.....	47
Κεφάλαιο 5	51
5.1 Εκπαίδευση Αρχικού Δικτύου	51
5.2 Βελτίωση Σφαλμάτων.....	53
5.3 Χρονικές Υστερήσεις	57
5.4 Κάναβος.....	60
5.5 Υπολογισμός Υδραυλικών Σταθμών.....	62
Κεφάλαιο 6	68
6.1 Συμπεράσματα-Προτάσεις	68
Ορισμοί.....	70
Βιβλιογραφία.....	72
Παράρτημα 1	74

Ευχαριστίες

Ολοκληρώνοντας την παρούσα διπλωματική εργασία θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή και πρόεδρο του τμήματος Μηχανικών Περιβάλλοντος του Πολυτεχνείου Κρήτης κ. Καρατζά Γεώργιο για την δυνατότητα που μου έδωσε να ασχοληθώ με τα νευρωνικά δίκτυα και την υπόγεια ροή. Οφείλω επίσης να επισημάνω την σημαντική βοήθεια που είχα από τον κ. Ιωάννη Τριχάκη για την εκπόνηση της παραπάνω διπλωματικής.

Επίσης θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στον κ. Νικολαΐδη Νικόλαο καθηγητή του Τμήματος Μηχανικών Περιβάλλοντος του Πολυτεχνείου Κρήτης και τον κ. Παρανυχιανάκη Νικόλαο, Λέκτορα του Τμήματος Μηχανικών Περιβάλλοντος του Πολυτεχνείου Κρήτης για το χρόνο που διέθεσαν για την συγκεκριμένη εργασία.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τους γονείς μου για την συνεχή και πολύτιμη υποστήριξη τους.

Περίληψη

Η παρούσα εργασία πραγματεύεται την χρήση νευρωνικών δικτύων για την μοντελοποίηση των υδραυλικών σταθμών σε έναν υδροφορέα που βρίσκεται στην περιοχή της Αγυιάς στην Κρήτη.

Η εφαρμογή αυτή των νευρωνικών δικτύων βασίζεται σε υδρολογικά δεδομένα (αριθμός ημέρας, βροχοπτώσεις από δύο σταθμούς μέτρησης, θερμοκρασίες σε ημερήσια βάση και στάθμες της προηγούμενης μέρας) της περιοχής αυτής τα οποία αφού ταξινομηθούν για κοινό χρονικό διάστημα προκύπτουν τα δεδομένα εισόδου για το δίκτυο. Στη συνέχεια εκπαιδεύεται το δίκτυο με σκοπό να βρεθούν κάποια σφάλματα τα οποία αφορούν το πόσο συγκλίνουν τα αποτελέσματα εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων σε σχέση με τα πραγματικά ως προς τις διαφορές στάθμης ανά ημέρα.

Για την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων και την εύρεση πιο αξιόπιστων αποτελεσμάτων διαγράφεται μια παράμετρος (αριθμός ημέρας) από τις εισόδους και ξαναεκπαιδεύεται το δίκτυο. Για την περίπτωση κατά την οποία υπάρχουν μικρότερα σφάλματα αναζητάται να εισαχθεί η χρονική υστέρηση που χρειάζονται οι βροχοπτώσεις από τους δύο σταθμούς μέτρησης για να επηρεάσουν τις στάθμες. Έτσι εκτιμώνται οι συντελεστές συσχέτισης μεταξύ της διαφοράς στάθμης και των βροχοπτώσεων. Αφού γίνει αυτό δοκιμάζονται αλλά δίκτυα στα οποία έχει εισαχθεί η χρονική υστέρηση και ξαναυπολογίζονται τα σφάλματα. Για τα πιο μικρά σφάλματα βρίσκονται οι υδραυλικές στάθμες του δικτύου οι οποίες συγκρίνονται με τις πραγματικές.

Τέλος ένα άλλο τμήμα της εργασίας περιλαμβάνει την κατασκευή κώδικα για την μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη των υδραυλικών σταθμών για χρονική διάρκεια πάνω από μια μέρα.

Abstract

The following thesis is dealing with the use of neural networks in the modelling of the hydraulic head in a karstic aquifer which is located in the region of Agia in Crete.

Neural networks are used to predict the change of hydraulic head using only hydrological data (rainfall, temperatures per day and hydraulic head of the previous day) as the entry variables neglecting any geological characteristics of the aquifer. Another variable used, is the day number as an input which is associated with the hydraulic equilibrium. The network is trained in order to calculate errors (test error and training error) which give an evidence of how close are the modelled hydraulic changes per day to the real ones.

In order to minimize the errors the day number is deleted from the input variables and the new network is retrained and results (errors) are smaller. Moreover the correlation coefficient is going to be found between the hydraulic change and the rainfall per time step to determine the time needed for the rain to affect the water table. For the maximum correlation coefficient another network is developed taking as inputs the rainfall moved to the highest correlation coefficients, temperatures per day, hydraulic heads of the previous day and as output the hydraulic head change per day. It is shown that the test error is increased and the training error is reduced, which is probably a sign of overtraining not a desirable consequence.

In order to minimize the test error and avoid overtraining several other networks are trained which have the same outputs and inputs as the previous said. The only difference is that rainfall is moved according to the time lag each time. The smallest test error is found for the previous day's rainfall. As a result of that, the final network has as inputs the temperatures in a daily manner, the rainfalls and the hydraulic head for the previous day.

Furthermore a kanabos is constructed to find the smallest errors and for them through the neural network the hydraulic change per day is calculated in order to be compared with the actual values.

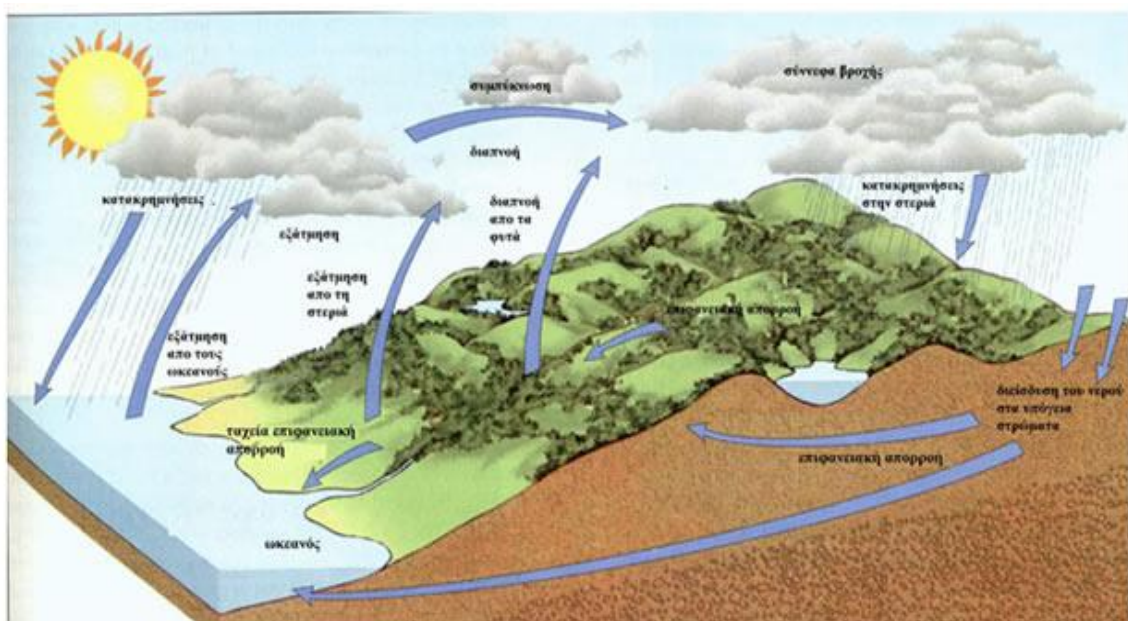
Finally the final network is used for midterm predictions of the hydraulic head for periods longer than one day.

Κεφάλαιο 1

1.1 Σκοπός της Εργασίας

Το νερό στην σημερινή εποχή είναι ένα από τα πιο σημαντικά αγαθά για την ανθρωπότητα. Δυστυχώς σε πολλές περιπτώσεις χρησιμοποιείται αλόγιστα χωρίς να γίνεται σωστή διαχείριση του. Ο τρόπος με τον οποίο κυκλοφορεί στη φύση περιγράφεται στον υδρολογικό κύκλο (Εικόνα 1).

Σε αυτόν οι υδρατμοί της ατμόσφαιρας συμπυκνώνονται σε σύννεφα που στη συνέχεια με μορφή ατμοσφαιρικών κατακρημνισμάτων (βροχές, χιονοπτώσεις) επανεμφανίζονται στην γη. Ένα μέρος του νερού αυτού συγκρατείται από τη βλάστηση και εξατμίζεται ή διαπνέεται από τα φυτά στην ατμόσφαιρα. Ένα άλλο τμήμα του διηθείται στο έδαφος και το υπόλοιπο απορρέει επιφανειακά προς τα ρεύματα που καταλήγουν σε λίμνες και θάλασσες. Έτσι το νερό διακρίνεται σε επιφανειακό και σε υπόγειο.



Εικόνα 1: Υδρολογικός κύκλος

(<http://www.kee.gr/perivallontiki/img/image48.jpg>)

Το επιφανειακό νερό βρίσκεται στις λίμνες και στα ποτάμια ενώ αντίθετα το υπόγειο είναι αποθηκευμένο ή κινείται μέσα στο υπέδαφος δηλαδή στους υδροφορείς. Ένα μεγάλο κομμάτι της κατανάλωσης του νερού από τον άνθρωπο προέρχεται από την άντληση υπόγειων υδροφορέων. (Τσακίρης, 1995)

Η άντληση του νερού μειώνει την ποσότητα που είναι αποθηκευμένη στους υπόγειους υδροφορείς ενώ οι βροχοπτώσεις και οι χιονοπτώσεις την αυξάνουν. Το ισοζύγιο του νερού στους υπόγειους υδροφορείς μεταφράζεται σε ανύψωση ή κάθοδο της στάθμης του νερού μέσα σε αυτούς, μετράται σε σχέση με την επιφάνεια της θάλασσας και ονομάζεται **υδραυλική στάθμη**.

Η αποτίμηση του υδάτινου ισοζυγίου επομένως, στους υπόγειους υδροφορείς είναι πολύ σημαντική στην ορθολογική χρήση τους και αποφυγή εξάντλησης τους. Αυτή είναι δυνατόν να γίνει με την προσομοίωση της διακύμανσης της υδραυλικής στάθμης με χρήση αριθμητικών μοντέλων ή **νευρωνικών δικτύων**.

Στην παρούσα εργασία μελετάται κατά πόσο είναι αποτελεσματική η χρήση των νευρωνικών δικτύων στην μοντελοποίηση της υδραυλικής στάθμης δίνοντας ως δεδομένα εισόδου μόνο υδρολογικά στοιχεία και καθόλου γεωλογικά. Μελετάται επίσης κατά πόσο μπορεί να προβλεφθεί η υδραυλική στάθμη του υπόγειου υδροφορέα για ένα χρονικό διάστημα μεγαλύτερο της μιας ημέρας. Αυτό γίνεται με την ανάπτυξη ενός **κώδικα** σε Visual basic, ο οποίος θα έχει σαν στόχο την εκτίμηση της στάθμης η οποία και θα συγκριθεί με την πραγματική.

1.2 Ορισμός Προβλήματος

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να προβλέψουν την απόκριση του συστήματος (διαφορά στάθμης ανά ημέρα), χωρίς να απαιτείται να γνωρίζουν ή να κατανοούν τη φύση των φαινομένων τα οποία

μοντελοποιούν. Κάνοντας χρήση του πλεονεκτήματος αυτού στην παρούσα εργασία επιχειρείται η μοντελοποίηση ενός υδροφορέα χωρίς να χρειάζεται να εισαχθούν τα γεωλογικά δεδομένα της περιοχής εφαρμογής. Σε αντίθεση τα αριθμητικά μοντέλα απαιτούν αρκετό χρόνο προκειμένου να προσομοιώσουν το σύστημα ροής και να δώσουν αξιόπιστα αποτελέσματα λόγω του μεγάλου υπολογιστικού φόρτου, καθώς επίσης απαιτούν να γίνει αναλυτική περιγραφή των μαθηματικών σχέσεων που συνδέουν τα δεδομένα (Maskey et al, 2000).

Η ταχύτητα και η ικανότητα προσομοίωσης χωρίς λεπτομερή γνώση της φύσης των φαινομένων τα οποία μοντελοποιούν ήταν οι λόγοι για τους οποίους τελικά επιλέχθηκαν τα νευρωνικά δίκτυα.

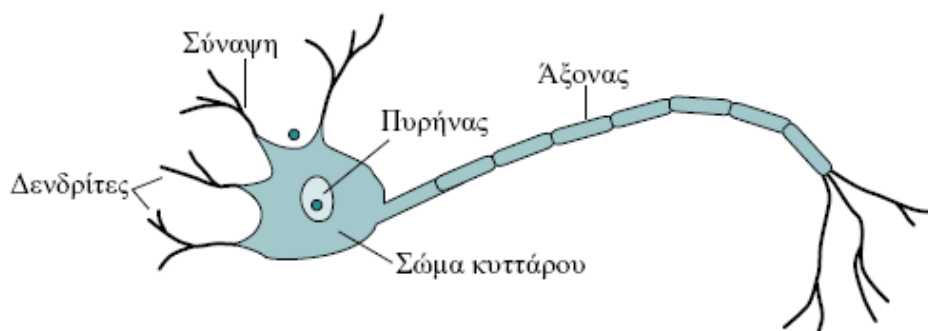
1.3 Δομή της Εργασίας

Στο κεφάλαιο 1 αναφέρεται ο σκοπός για τον οποίο πραγματοποιήθηκε η παρούσα εργασία καθώς και το πρόβλημα το οποίο έπρεπε να αντιμετωπιστεί. Στο κεφάλαιο 2 δίνεται η θεωρία πάνω στην οποία στηρίζεται το νευρωνικό δίκτυο το οποίο χρησιμοποιήθηκε. Στο κεφάλαιο 3 γίνεται μια σύντομη περιγραφή της περιοχής εφαρμογής η οποία μοντελοποιήθηκε. Στο κεφάλαιο 4 περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε έτσι ώστε στη συνέχεια να δοθούν τα αποτελέσματα τα οποία πρόέκυψαν. Τέλος στο κεφάλαιο 6 συνοψίζονται τα συμπεράσματα τα οποία προκύπτουν από την εργασία και γίνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2

2.1 Φυσιολογία απλού νευρώνα στον άνθρωπο

Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα βρίσκεται στον εγκέφαλο του. Δομική μονάδα του είναι ο νευρώνας. Ο τυπικός βιολογικός νευρώνας είναι ένα μεγάλο σε μέγεθος κύτταρο το οποίο αποτελείται από το σώμα, τον πυρήνα, τους δένδριτες, τον άξονα και τις συνάψεις. Οι δένδριτες είναι οι πύλες εισόδου των σημάτων του νευρώνα ενώ ο άξονας είναι η πύλη εξόδου του. Οι συνάψεις είναι τα σημεία ένωσης μεταξύ των διακλαδώσεων του άξονα ενός νευρώνα και των δένδριτών από άλλους νευρώνες και είναι υπεύθυνες για την μεταφορά των σημάτων μεταξύ τους. (Διαμαντάρας, 2007). Η σχηματική αναπαράσταση των παραπάνω παρουσιάζεται στο Σχήμα 1.



Σχήμα 1: Σχηματική αναπαράσταση νευρώνα (Αργυράκης, 2001, p. 47)

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) ή απλά Νευρωνικά Δίκτυα (Ν.Δ.) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από τον υπολογιστή.

2.2 Βασικά Στοιχεία Νευρωνικού Δικτύου

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο απλών **μονάδων** επεξεργασίας, τους νευρώνες, οι οποίοι επικοινωνούν μεταξύ τους.

Για έναν νευρώνα ή μονάδα, η οποία συμβολίζεται με το γράμμα k , δέχεται σήματα εισόδου y_i , τα οποία μπορούν να παράγονται από μια άλλη μονάδα ή να δίνονται από τον χρήστη. Τα σήματα εισόδου περιγράφονται από ένα βάρος w_{ik} η λειτουργία του οποίου είναι παρεμφερής με τις συνάψεις στον εγκέφαλο. Το w_{ik} δείχνει στα ΤΝΔ την επίδραση του σήματος εισόδου y_i στην μονάδα k . Ύστερα από επεξεργασία του y_i πρέπει να προκύψει ένα σήμα εξόδου (y_k) το οποίο είναι συνάρτηση των σημάτων εισόδου. Το εύρος του περιορίζεται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης F σε κάποιες συγκεκριμένες τιμές. Η μονάδα k δέχεται μια εξωτερική είσοδο θ που καλείται κατώφλι, η οποία έχει ως στόχο να αυξάνει ή να μειώνει την έξοδο της F ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ . Το κατώφλι όπως και τα βάρη είναι πραγματικοί αριθμοί (θετικοί ή αρνητικοί). Επίσης υπάρχει μια μαθηματική σχέση, που καθορίζει την ενεργό είσοδο s_k στη μονάδα k . (Krose & Van Der Smagt, 1996; Haykin, 1999)

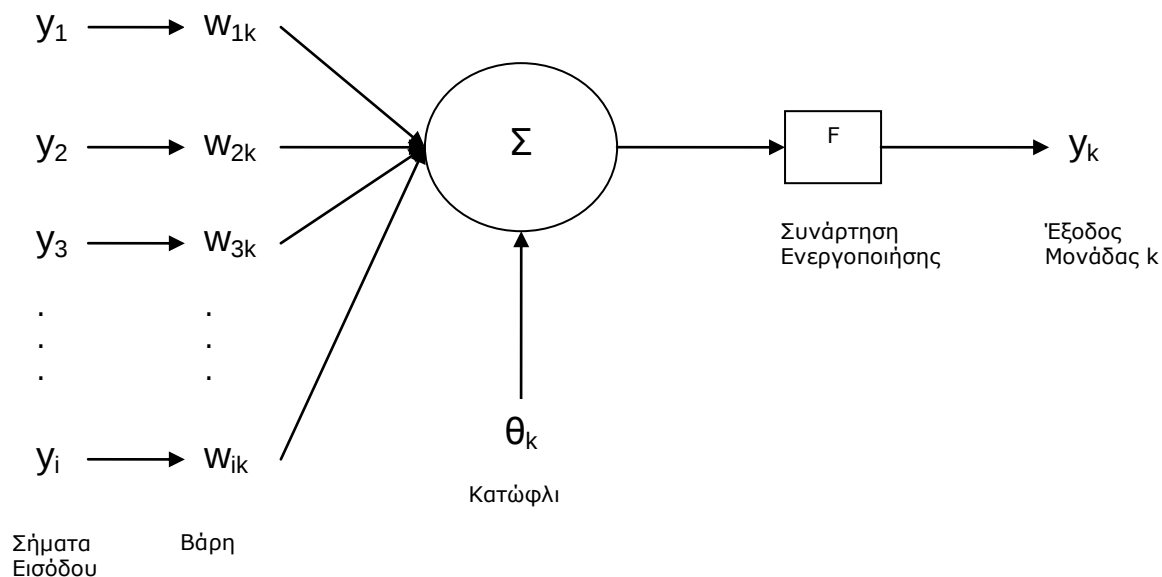
Αυτή διατυπώνεται ως εξής:

$$s_k = \sum_{i=1}^i w_{ik} * y_i + \theta_k \quad (\text{Krose \& Van Der Smagt, 1996})$$

Η έξοδος της k είναι συνάρτηση της s_k δηλαδή :

$$y_k = F(s_k) \quad (\text{Krose \& Van Der Smagt, 1996})$$

Η προσπάθεια αναπαράστασης όλων των παραπάνω καταλήγει στο Σχήμα 2:



Σχήμα 2: Αναπαράσταση μονάδας k

2.3 Μονάδες Επεξεργασίας

Οι μονάδες επεξεργασίας έχουν διπλό ρόλο σε ένα νευρωνικό δίκτυο. Αρχικά έχουν σαν σκοπό να λαμβάνουν εισόδους από γειτονικές πηγές τις οποίες χρησιμοποιούν για να υπολογίσουν τα σήματα εξόδου, τα οποία διαδίδονται σε άλλες μονάδες καθώς και να ρυθμίζουν τα βάρη του δικτύου.

Σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι χρήσιμο να διακριθούν τρεις διαφορετικές μονάδες (Krose & Van Der Smagt, 1996):

- ✚ Μονάδες Εισόδου (input units): λαμβάνουν δεδομένα από πηγές που βρίσκονται εκτός του νευρωνικού δικτύου
- ✚ Μονάδες Εξόδου (output units): στέλνουν δεδομένα έξω από το νευρωνικό δίκτυο
- ✚ Κρυφές Μονάδες (hidden units): στέλνουν σήματα εισόδου και εξόδου μέσα στο δίκτυο

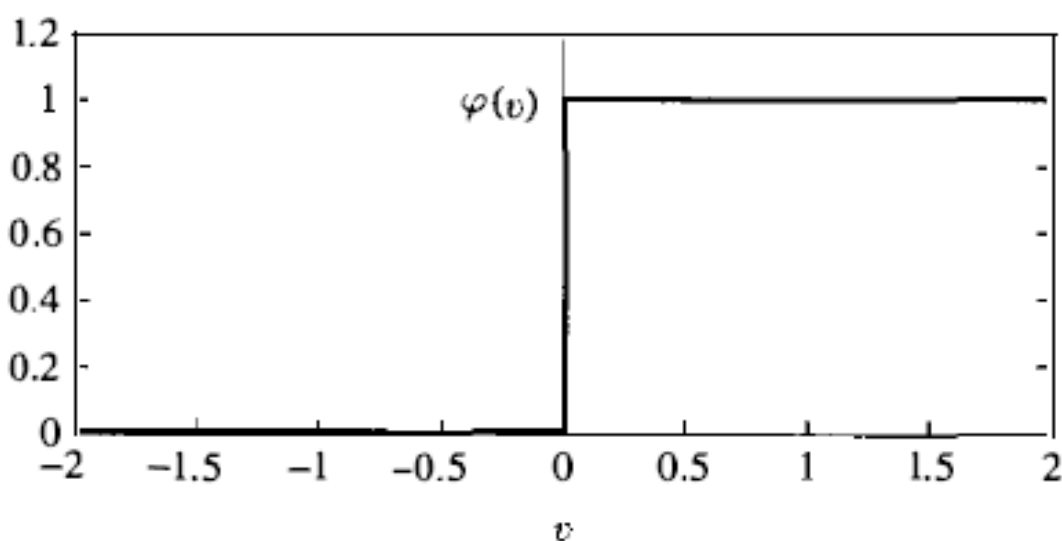
Μια άλλη χρήσιμη έννοια είναι τα **επίπεδα** (layers) τα οποία αποτελούνται από πολλές μονάδες. Έτσι προκύπτουν αντίστοιχα επίπεδα εισόδου, επίπεδα εξόδου και κρυφά επίπεδα τα οποία έχουν την ίδια λειτουργία όπως και οι αντίστοιχες μονάδες που αναφέρθηκαν.

2.4 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Η επίδραση του μαθηματικού τύπου της s_k στην έξοδο της μονάδας k καθορίζεται από μια **συνάρτηση ενεργοποίησης** είτε το σήμα εισόδου προέρχεται από μια εξωτερική πηγή ή είτε από μια άλλη μονάδα. Μια τέτοια συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η συνάρτηση κατωφλιού η οποία εμφανίζεται στο Σχήμα 3 και ορίζεται ως εξής:

$$F(s) = 1 \text{ αν } s > 0$$

$$F(s) = 0 \text{ αν } s < 0$$



Σχήμα 3: Συνάρτηση κατωφλιού όπου $F(s) = \varphi(u)$ και $s = u$ (Haykin, 1999, p.13)

Μια άλλη μορφή της παραπάνω συνάρτησης ονομάζεται Heaviside συνάρτηση και ορίζει τις εξόδους των μονάδων να λαμβάνουν τις εξής τιμές:

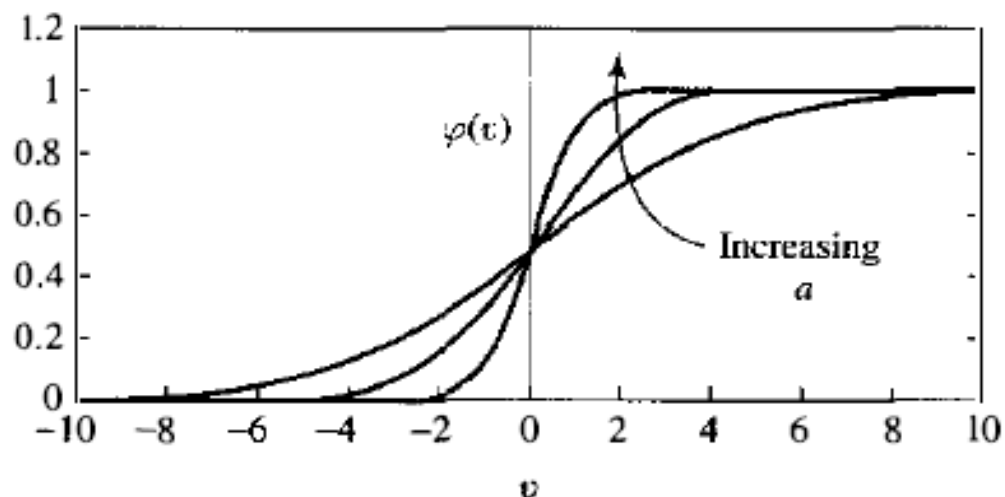
$$y = 1 \text{ αν } s > 0$$

$$y = 0 \text{ αν } s < 0 \text{ (Haykin, 1999)}$$

Επιπλέον άλλη μια συνάρτηση στην οποία δεν υπάρχει χαρακτηριστική τιμή κατωφλίου είναι η **σιγμοειδής συνάρτηση** η οποία φαίνεται στο Σχήμα 4 και ορίζεται ως εξής:

$$F(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}$$

όπου a είναι η κλίση. (Αργυράκης, 2001).



Σχήμα 4: Σιγμοειδής συνάρτηση όπου $F(s)=\varphi(u)$ και $s=u$ (Haykin, 1999, p.13)

2.5 Κατηγορίες Δικτύων Βάσει Διαμόρφωσης

Τα νευρωνικά δίκτυα, ανάλογα με την μορφή των συνδέσεων που διαθέτουν χωρίζονται σε δύο κατηγορίες (Krose & Van Der Smagt, 1996):

- ✚ Πρόσω-τροφοδότησης δίκτυα (feed-forward network) στα οποία η ροή των δεδομένων από την είσοδο στην έξοδο γίνεται αυστηρά και μόνο προς τα εμπρός. Η επεξεργασία των δεδομένων μπορεί να

γίνεται σε περισσότερες από μια μονάδες, ωστόσο δεν υπάρχουν συνδέσεις που να εκτείνονται από την έξοδο κάποιας μονάδας ως την είσοδο κάποιας άλλης μονάδας του ίδιου επιπέδου ή προηγούμενου.

- ✚ Δίκτυα με ανάδραση (recurrent network) τα οποία περιέχουν ανάδρομες συνδέσεις δηλαδή οι εξοδοί κάποιων μονάδων γίνονται είσοδοι σε άλλους του ίδιου ή προηγούμενου επιπέδου.

2.6 Εκπαίδευση Δικτύου

Ένας από τους πιο σημαντικούς σκοπούς ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να λύνει συγκεκριμένα προβλήματα που του παρουσιάζονται. Για να μπορεί όμως να γίνει αυτό, το νευρωνικό δίκτυο προηγουμένως πρέπει να **εκπαιδευθεί** κατάλληλα. (Αργυράκης, 2001).

Έτσι διακρίνονται οι δυο παρακάτω τρόποι εκπαίδευσης:

- ✚ με επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning)
- ✚ με μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning)

Η **επιβλεπόμενη μάθηση** είναι ο πιο συχνός τρόπος στην εκπαίδευση των δικτύων. Σε αυτήν δίνονται τιμές σημάτων εισόδων και των αντίστοιχων εξόδων (επιθυμητών εξόδων) που πρέπει να μάθει το δίκτυο. Τα ζεύγη εισόδων-εξόδων παρέχονται είτε από κάποιον εξωτερικό χρήστη είτε από το ίδιο το σύστημα που περιλαμβάνει το δίκτυο (Krose & Van Der Smagt, 1996).

Στην μη επιβλεπόμενη μάθηση δίνεται απλώς η πληροφορία στο δίκτυο, αλλά δεν δίνονται αντίστοιχα επιθυμητές τιμές εξόδου. Το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό έλεγχο, ψάχνει να βρει κάποιες τάσεις ή κανονικότητα στα σήματα εισόδου και προσπαθεί ώστε οι εξοδοί να έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά όπως και οι είσοδοι. Έτσι προκύπτει η αυτοεποπτευόμενη εκπαίδευση διότι το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανάδρασης

(feedback) (Αργυράκης, 2001). Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης τα βάρη του δικτύου αλλάζουν με βάση κάποιον κανόνα εκμάθησης. Ένας από αυτούς ονομάζεται **κανόνας δέλτα** και η αλλαγή των βαρών σε μια μονάδα k ακολουθεί τον παρακάτω τύπο:

$$\Delta w_{ik}(n) = \gamma * (d_k(n) - y_k(n)) * y_i(n)$$

όπου γ είναι μια θετική σταθερά που ονομάζεται ρυθμός της εκπαίδευσης, y_i σήματα εισόδου στην μονάδα k και y_k σήματα εξόδου από αυτή. Το n δηλώνει το βήμα μια επαναληπτικής διαδικασίας για τον προσδιορισμό των βαρών. Επίσης το γ θα πρέπει να επιλέγεται προσεχτικά έτσι ώστε να εξασφαλίζει την σταθερότητα και την σωστή απόδοση του παραπάνω κανόνα μάθησης.

Ένας άλλος κανόνας, είναι ο κανόνας του Hebb κατά τον οποίο η εξίσωση που περιγράφει την αλλαγή των βαρών στην μονάδα k είναι:

$$\Delta w_{ik}(n) = \gamma * y_k(n) * y_i(n)$$

Το n έχει την ίδια σημασία όπως πιο πάνω, όπως και τα υπόλοιπα σύμβολα.

Τέλος ένας άλλος κανόνας εκμάθησης, βασίζεται στην ανταγωνιστική μάθηση. Στην ανταγωνιστική μάθηση, οι έξοδοι από τις μονάδες ενός νευρωνικού δικτύου ανταγωνίζονται μεταξύ τους με σκοπό να αναδειχθεί κάποιος που να είναι ενεργός. Υπάρχουν δυο βασικά στοιχεία για έναν ανταγωνιστικό κανόνα μάθησης:

- ✚ Ένα σύνολο των μονάδων που είναι όλα τα ίδια εκτός από ορισμένα τυχαία βάρη και τα οποία ως εκ τούτου αντιδρούν διαφορετικά σε συγκεκριμένα σήματα εισόδου
- ✚ Ένας μηχανισμός που επιτρέπει στις μονάδες να ανταγωνίζονται για το δικαίωμα να ανταποκριθούν σε ένα συγκεκριμένο υποσύνολο των εισροών κατά τρόπο ώστε μόνο μία έξοδος τους ή μόνο μια μονάδα

ανά ομάδα να είναι ενεργή. Η μονάδα που κερδίζει τον ανταγωνισμό (ενεργή μονάδα) ονομάζεται winner takes all neuron.

Ως εκ τούτου οι επιμέρους μονάδες του δικτύου μαθαίνουν να εξειδικεύονται σε ομάδες παρόμοιων σημάτων εισόδου και ως εκ τούτου γίνονται ανιχνευτές στοιχείων.

Στην ανταγωνιστική μάθηση, μια μονάδα μαθαίνει με το να αλλάζει τα βάρη του από τους ανενεργούς στους ενεργούς κόμβους εισόδου. Εάν ένας από αυτούς δεν ανταποκρίνεται σε ένα συγκεκριμένο σήμα εισόδου, δεν λαμβάνει μάθηση. Αν μια μονάδα κερδίσει το διαγωνισμό, στη συνέχεια σε κάθε κόμβο εισόδου του, εκχωρείται κάποια αναλογία του βάρους και το βάρος κατανέμεται στη συνέχεια ισότιμα μεταξύ των ενεργών κόμβων εισόδου του. Σύμφωνα με όλα τα παραπάνω προκύπτει η εξής σχέση για την αλλαγή βαρών:

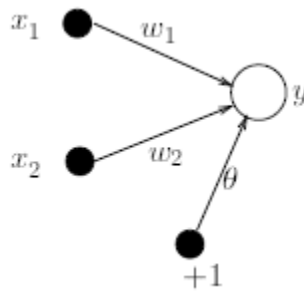
$$\Delta w_{ik} = \gamma * (y_i - w_{ik}) \text{ αν μια μονάδα κερδίσει τον διαγωνισμό}$$

$$\Delta w_{ik} = 0 \text{ αν μια μονάδα χάσει τον διαγωνισμό}$$

όπου γ είναι μια θετική σταθερά που ονομάζεται ρυθμός της εκπαίδευσης, y_i σήματα εισόδου στην μονάδα k και w_{ik} βάρος που προσδιορίζει την επίδραση σήματος εισόδου στην έξοδο της μονάδας k (Haykin, 1999).

2.7 Perceptron

Ο αισθητήρας (perceptron) αποτελεί την απλούστερη μορφή νευρωνικού δικτύου και σε αυτόν βασίζονται τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα. Σκοπός του είναι να διαχωρίσει σωστά τα σήματα εισόδων σε ομάδες (κλάσεις) ανάλογα με την έξοδο του δικτύου. Στην πιο απλή μορφή του, ο αισθητήρας περιλαμβάνει μια μονάδα που έχει δύο εισόδους x_1, x_2 (μπορεί να έχει και παραπάνω από μια εισόδους) και μια έξοδο y όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.



Σχήμα 5: Αναπαράσταση αισθητήρα με δύο εισόδους και μια έξοδο (Krose & Van Der Smagt, 1996,p. 23)

Η έξοδος του δικτύου υπολογίζεται από τον εξής τύπο:

$$y = F\left(\sum_{i=1}^2 w_i * x_i + \theta\right)$$

όπου F η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα η οποία παίρνει τις παρακάτω τιμές:

$$F = 1 \text{ αν } \left(\sum_{i=1}^2 w_i * x_i + \theta\right) > 0$$

$F = -1$ διαφορετικά

Η έξοδος του δικτύου είναι 1 ή -1 ανάλογα με την είσοδο. Ο τρόπος που γίνεται αυτή η ταξινόμηση είναι ο εξής:

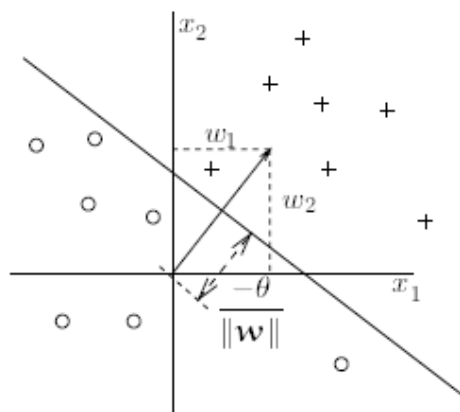
- ✚ Αν η έξοδος του αισθητήρα είναι θετική (+1) τότε τα x_1, x_2 θα ταξινομηθούν στην κλάση +1
- ✚ Αν η έξοδος του αισθητήρα είναι αρνητική (-1) τότε τα x_1, x_2 θα ταξινομηθούν στην κλάση -1

Ο διαχωρισμός μεταξύ των δυο κλάσεων γίνεται μέσω μιας ευθείας γραμμής η εξίσωση της οποίας δίνεται από τον τύπο:

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + \theta = 0$$

η οποία μπορεί να ξαναγραφεί ως εξής:

$$x_2 = -\frac{w_1}{w_2}x_1 - \frac{\theta}{w_2} \quad (\text{Σχήμα 6})$$



Σχήμα 6: Γεωμετρική αναπαράσταση της ευθείας (Krose & Van Der Smagt, 1996,p. 24)

Από τη γεωμετρική αναπαράσταση της (Σχήμα 6), προκύπτει ότι η κλίση της ευθείας δίνει το λόγο $-\frac{w_1}{w_2}$. (Krose & Van Der Smagt, 1996).

Τα x_1, x_2 τα οποία είναι πάνω από την ευθεία ανήκουν στην κλάση +1, ενώ τα x_1, x_2 που είναι κάτω από αυτή ανήκουν στην κλάση -1 (Haykin, 1999).

2.8 Κανόνες Εκμάθησης Perceptron και Θεώρημα Σύγκλισης

Έστω ότι υπάρχει ένα σύνολο σημάτων τα οποία αποτελούνται από σήματα εισόδου x και επιθυμητές εξόδους d . Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως οι εξοδοι του αισθητήρα δηλαδή οι επιθυμητές έξοδοι παίρνουν τιμές 1 ή -1. Το δίκτυο εκπαιδεύεται στον υπολογισμό των βαρών και των κατωφλιών με την παρακάτω επαναληπτική διαδικασία:

$$w(n+1) = w(n) + \Delta w(n)$$

$$\theta(n+1) = \theta(n) + \Delta \theta(n)$$

όπου n δηλώνει το ρυθμό της επαναληπτικής διαδικασίας

Ο κανόνας εκμάθησης έχει ως εξής:

- 1 Εκκίνηση με τυχαίες τιμές βαρών
- 2 Επιλέγεται ένα διάνυσμα εισόδου x από το σύνολο των σημάτων για εκπαίδευση
- 3 Αν $y \neq d(x)$ (το δίκτυο δίνει λάθος απάντηση) τροποποιούνται όλα τα βάρη σύμφωνα με τη σχέση $\Delta w = d(x) * x$
- 4 Επιστροφή στο βήμα 2

Αν η απάντηση του δικτύου είναι σωστή τότε τα βάρη δεν υφίστανται περαιτέρω τροποποίηση (Krose & Van Der Smagt, 1996). Για την τροποποίηση του κατωφλιού θεωρείται ότι το θ αντιμετωπίζεται σαν ένα βάρος το οποίο έχει τιμή $\chi=1$. (Haykin, 1999) Έτσι το κατώφλι μεταβάλλεται με τον εξής τρόπο:

$$\Delta \theta = \begin{cases} 0 & \text{αν ο perceptron απαντήσει σωστά } (y = d(x)) \\ \alpha \lambda \lambda \omicron \omega \varsigma & d(x) \end{cases}$$

Για τον κανόνα εκμάθησης υπάρχει ένα θεώρημα σύγκλισης που αναφέρει ότι, αν υπάρχει μια ομάδα βαρών w^* που να μπορεί να εκτελέσει τη μετατροπή $y=d(x)$, ο κανόνας εκμάθησης του θα συγκλίνει σε κάποια λύση (που μπορεί να είναι το w^* , μπορεί και όχι) μετά από ένα πεπερασμένο αριθμό βημάτων, για οποιαδήποτε αρχική επιλογή βαρών (Krose & Van Der Smagt, 1996).

2.9 Συνάρτηση XOR

Η συνάρτηση XOR δέχεται δύο εισόδους και δίνει μια έξοδο. Αν οι είσοδοι είναι ίδιοι τότε η έξοδος είναι -1. Αντίθετα αν οι είσοδοι είναι

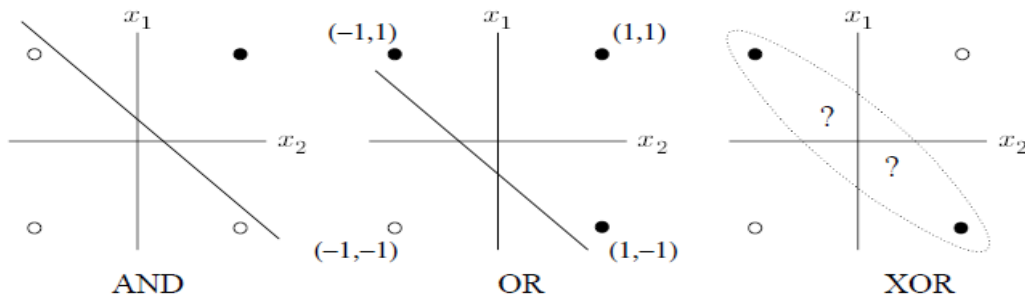
διαφορετικοί τότε η έξοδος είναι 1 (Αργυράκης, 2001). Τα παραπάνω συνοψίζονται στον ακόλουθο Πίνακα 1:

XOR Συνάρτηση		
x_0	x_1	d
-1	-1	-1
-1	1	1
1	-1	1
1	1	-1

Πίνακας 1 : Αναπαράσταση XOR (Krose & Van Der Smagt, 1996, p.29)

Στην περίπτωση που χρησιμοποιηθεί ο απλός αισθητήρας όπως έχει ήδη αναφερθεί με δύο εισόδους και μια έξοδο γίνεται η γραφική αναπαράσταση (Σχήμα 7) όλων των συνδυασμών x_1 και x_2 όπως ορίζονται από τη συνάρτηση XOR. Η ευθεία η οποία χωρίζει τα σημεία αντιπροσωπεύεται από την εξίσωση:

$$w_1 * x_1 + w_2 * x_2 = -\theta$$

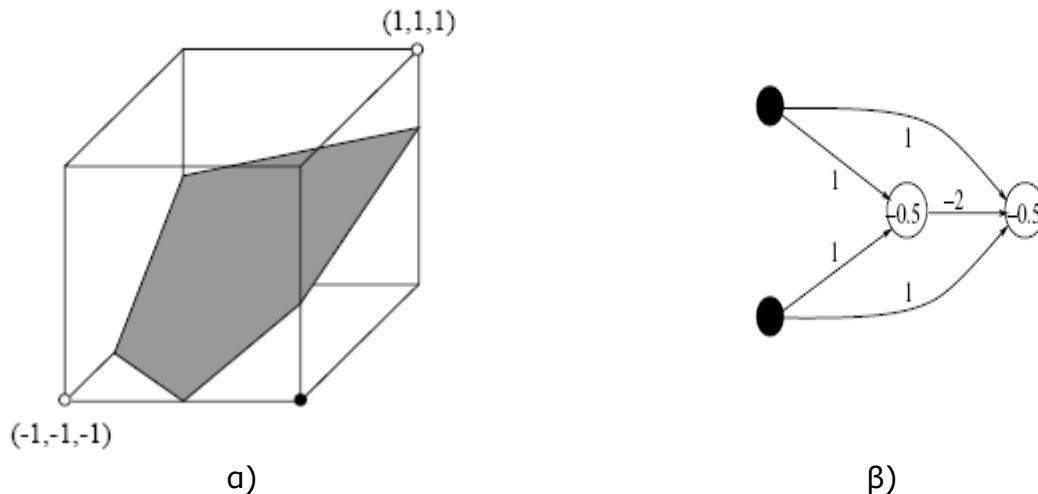


Σχήμα 7: Γεωμετρική αναπαράσταση πεδίων ορισμού συναρτήσεων AND, OR και XOR (Krose & Van Der Smagt, 1996, p.29)

Σύμφωνα με την γεωμετρική αναπαράσταση της ευθείας τα σημεία $(-1, -1)$ και $(1, 1)$ ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις. Αντίθετα σύμφωνα με την συνάρτηση XOR θα έπρεπε να βρίσκονται στην ίδια κλάση πράγμα που δεν ισχύει στον απλό αισθητήρα.

Οι συναρτήσεις σαν την XOR είναι γραμμικά μη διαχωρίσιμες δηλαδή δεν μπορούν να παρασταθούν με ένα δίκτυο μόνο μιας μονάδας. Αυτό έχει ως συνέπεια ο απλός αισθητήρας να μην μπορεί να αναπαραστήσει την συνάρτηση XOR (Αργυράκης, 2001).

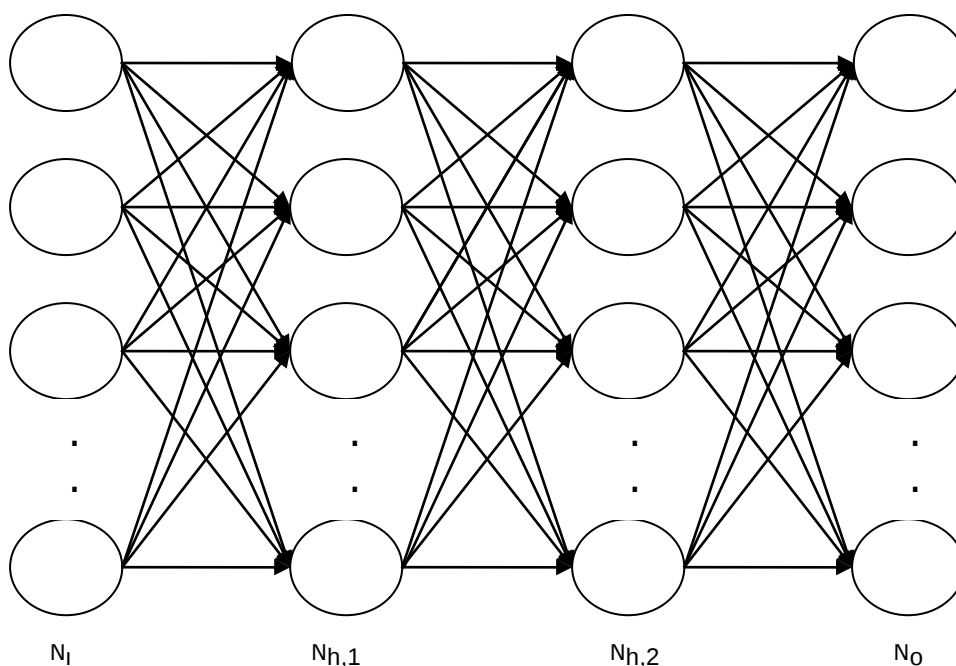
Έτσι είναι απαραίτητο για να αναπαρασταθεί η συνάρτηση XOR να χρησιμοποιηθεί ένα επίπεδο με κρυφές μονάδες με συνέπεια το δίκτυο από απλό Perceptron να μετατρέπεται σε ένα πολυεπίπεδο Perceptron. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα τέσσερα σημεία εισόδου να βρίσκονται στις κορυφές ενός τετραέδρου που αναπαρίστανται σε τρισδιάστατο χώρο στο Σχήμα 8α που ορίζεται από τις δυο μονάδες εισόδου και την κρυφή μονάδα. Τώρα τα τέσσερα σημεία μπορούν να χωριστούν μέσω ενός υπερεπιπέδου σε δυο ομάδες και έτσι λύνεται το πρόβλημα της αναπαράστασης της XOR. Τέλος στο Σχήμα 8β φαίνεται η δομή του δικτύου μετά την εισαγωγή της κρυφής μονάδας όπου οι αριθμοί δίπλα στα βέλη αφορούν τα βάρη κάθε σύνδεσης και οι αριθμοί μέσα στους κύκλους απεικονίζουν τα κατώφλια (Krose & Van Der Smagt, 1996).



Σχήμα 8:α) Αναπαράσταση υπερεπιπέδου β) Δομή δικτύου μετά την εισαγωγή της κρυφής μονάδας (Krose & Van Der Smagt, 1996, p.30)

2.10 Δίκτυα Πολλών Επιπέδων (MLP)

Τα δίκτυα MLP, διακρίνονται σε επίπεδα. Κάθε επίπεδο αποτελείται από μονάδες οι οποίες δέχονται εισόδους από άλλες, προγενέστερες και στέλνουν τις εξόδους στις μονάδες των επιπέδων μεταγενέστερες από αυτές. Πιο συγκεκριμένα στο επίπεδο εισόδου υπάρχει ένα πλήθος μονάδων N_i οι οποίες δέχονται σήματα εισόδου χωρίς να γίνεται οποιαδήποτε επεξεργασία που με τη σειρά τους τροφοδοτούν τις μονάδες του πρώτου κρυφού επιπέδου $N_{h,1}$. Στη συνέχεια οι εξοδοί των μονάδων από το επίπεδο $N_{h,1}$ περνούν στις μονάδες του $N_{h,2}$ και αυτές με την σειρά τους στις μονάδες του επιπέδου εξόδου N_o . Τα παραπάνω απεικονίζονται στο Σχήμα 9 (Krose & Van Der Smagt, 1996).



Σχήμα 9: Απεικόνιση δικτύου πολλών επιπέδων όπου οι κύκλοι αναπαριστούν τις μονάδες

Ένα Perceptron πολλών επιπέδων έχει δύο σημαντικά χαρακτηριστικά:

- ✚ Το μοντέλο κάθε μονάδας στο δίκτυο περιλαμβάνει μια μη γραμμικότητα στην έξοδο καθώς η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής συνάρτηση (μη γραμμική) και ακολουθεί τον εξής τύπο:

$$F(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}} \text{ όπου } a \text{ είναι η κλίση}$$

- ✚ Το δίκτυο περιέχει ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα από μονάδες οι οποίες δεν είναι τμήματα της εισόδου ή της εξόδου του δικτύου. (Haykin, 1999).

2.11 Γενικευμένος Κανόνας Δέλτα

Στην περίπτωση των πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων, είναι απαραίτητο να γενικευθεί ο κανόνας δέλτα που περιγράφηκε σε προηγούμενη παράγραφο, όταν αυτά έχουν μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης. Έστω ότι το δίκτυο τροφοδοτείται από ένα πρότυπο p το οποίο συμβολίζει ζεύγη γνωστών σημάτων εισόδου-επιθυμητών εξόδων (y_i^p, d_i^p) . Η έξοδος της μονάδας k για το πρότυπο p είναι η εξής:

$$y_k^p = F\left(\sum_i w_{ik} y_i^p + \theta_k\right) \quad (1)$$

όπου

$$s_k = \sum_i w_{ik} y_i^p + \theta_k \quad (2)$$

και

$$\Delta_p w_{ik} = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_{ik}} \quad (3)$$

όπου το τετραγωνικό σφάλμα ορίζεται για τη μονάδα k και για το πρότυπο p ως:

$$E^p = \frac{1}{2} \left(\sum_1^{N_o} (d_k^p - y_k^p)^2 \right) \quad (4)$$

και το N_o συμβολίζει το πλήθος των μονάδων εξόδου. Το ολικό τετραγωνικό σφάλμα (summed squared error) ορίζεται ως εξής:

$$E = \sum_p E^p$$

Ακόμα προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_{ik}} = \frac{\partial E^p}{\partial s_k^p} * \frac{\partial s_k^p}{\partial w_{ik}} \quad (5)$$

Από την (2) παραγωγίζοντας ως προς w_{ik} λαμβάνεται η εξής εξίσωση:

$$\frac{\partial s_k^p}{\partial w_{ik}} = y_i^p \quad (6)$$

Θέτοντας

$$\delta_k^p = -\frac{\partial E^p}{\partial s_k^p} \quad (7)$$

Συνδυάζοντας τις (3),(5),(6) και (7) καταλήγει κανείς στην εξής σχέση:

$$\Delta_p w_{ik} = \gamma * \delta_k^p * y_i^p$$

Για τον υπολογισμό του δ πραγματοποιείται μια επαναληπτική διαδικασία κατά την οποία σήματα σφάλματος διαδίδονται προς τα πίσω. Η (7) μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$\delta_k^p = -\frac{\partial E^p}{\partial y_k^p} * \frac{\partial y_k^p}{\partial s_k^p} \quad (8)$$

Ο υπολογισμός του δευτέρου όρου από την (8) υπολογίζεται αν παραγωγισθεί η (1) ως προς s_k^p και θα προκύψει:

$$\frac{\partial y_k^p}{\partial s_k^p} = F' \left(s_k^p \right) \quad (9)$$

Για τον υπολογισμό του πρώτου παράγοντα της (8) θα ληφθούν δύο περιπτώσεις.

1. Για μια μονάδα $k=0$ που βρίσκεται στο επίπεδο εξόδου

Παραγωγίζοντας την (4) προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial E^p}{\partial y_o^p} = -(d_o^p - y_o^p) \quad (10)$$

Αντικαθιστώντας τις (9) και (10) στην (8) λαμβάνεται η εξής σχέση:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) * F' \left(s_o^p \right) \quad (11)$$

όπου το δ απεικονίζει το σφάλμα στην μονάδα o . Θεωρώντας ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής, τότε η έξοδος της μονάδας o είναι:

$$y_o^p = F(s_o^p) = \frac{1}{1 + e^{-s_o^p}}$$

Η παράγωγος της εξίσωσης ως προς s_o^p είναι:

$$F'(s_o^p) = \frac{\partial}{\partial s_o^p} \frac{1}{1 + e^{-s_o^p}}$$

$$F'(s_o^p) = \frac{1}{(1 + e^{-s_o^p})^2} * (-e^{-s_o^p})$$

$$F'(s_o^p) = \frac{1}{(1 + e^{-s_o^p})} * \frac{-e^{-s_o^p}}{(1 + e^{-s_o^p})}$$

$$F'(s_o^p) = y_o^p * (1 - y_o^p)$$

Άρα η σχέση 11 παίρνει την εξής μορφή που απεικονίζει το σφάλμα (δ) της ο:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) * y_o^p * (1 - y_o^p)$$

όπου d_o^p επιθυμητή και y_o^p πραγματική τιμή εξόδου για ένα πρότυπο p σε μια μονάδα o που βρίσκεται στο επίπεδο εξόδου.

2: Για μια μονάδα $k=h$ που βρίσκεται στο κρυφό επίπεδο

Το σφάλμα εξόδου μπορεί να γραφεί σαν μια συνάρτηση από τις εισόδους του δικτύου από τα κρυφά επίπεδα στα επίπεδα εξόδου. Έτσι σύμφωνα με τον κανόνα της αλυσίδας προκύπτει το εξής:

$$\frac{\partial E^p}{\partial y_h^p} = \sum_{o=1}^{N_o} \frac{\partial E^p}{\partial s_o^p} * \frac{\partial s_o^p}{\partial y_h^p} = \sum_{o=1}^{N_o} \frac{\partial E^p}{\partial s_o^p} * \frac{\partial}{\partial y_h^p} \sum_{k=1}^{N_o} w_{ko} * y_k^p = \sum_{o=1}^{N_o} \frac{\partial E^p}{\partial s_o^p} * w_{ho} = - \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p * w_{ho}$$

Αντικαθιστώντας την παραπάνω σχέση στην (8) καταλήγει κανείς στα εξής:

$$\delta_h^p = F'(s_h^p) \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p * w_{ho} \quad (12)$$

Ομοίως όπως πιο πάνω αν η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής η (12) γίνεται:

$$\delta_h^p = y_h^p * (1 - y_h^p) * \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p * w_{ho}$$

όπου y_o^p, δ_o^p πραγματική τιμή του σήματος εξόδου και σφάλμα της μονάδας o , και w_{ho} βάρος που συνδέει της μονάδες o με αυτές του κρυφού επιπέδου h (Krose & Van Der Smagt, 1996).

2.12 Εφαρμογή Γενικευμένου Κανόνα Δέλτα

Η εφαρμογή του γενικευμένου κανόνα δέλτα γίνεται με ένα πολύ δημοφιλή αλγόριθμο γνωστό σαν **αλγόριθμο πίσω διάδοσης του σφάλματος**. Βασικά η διαδικασία της πίσω διάδοσης του λάθους, αποτελείται από δυο διελεύσεις διαμέσου των διαφορετικών επιπέδων του δικτύου, μία προς τα εμπρός διέλευση (forward pass) και μία προς τα πίσω διέλευση (backward pass).

Στην εμπρός διέλευση σήματα εισόδου (y_i) εφαρμόζονται στις μονάδες εισόδου του δικτύου, και η επίδραση τους διαδίδεται μέσα στο δίκτυο από επίπεδο σε επίπεδο (layer by layer). Ένα σύνολο από εξόδους παράγεται ως η πραγματική απόκριση (y_o) του δικτύου. Κατά τη διάρκεια της εμπρός διέλευσης τα βάρη του δικτύου είναι σταθερά. Από την άλλη μεριά κατά τη διάρκεια της πίσω διάδοσης το σφάλμα e προκύπτει από την αφαίρεση της πραγματικής από την επιθυμητή έξοδο του δικτύου, διαδίδεται προς τα πίσω στο δίκτυο, αντίθετα από την κατεύθυνση των συνδέσεων, από το οποίο προκύπτει και το όνομα της πίσω διάδοσης του λάθους. Τα βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε να κάνουν την πραγματική απόκριση (y_o) του δικτύου να πλησιάσει την επιθυμητή απόκριση (d_o).

Ο τρόπος εκπαίδευσης του δικτύου γίνεται με τον επιβλεπόμενο τρόπο δηλαδή σκοπός του είναι η ελαχιστοποίηση της τετραγωνικής συνάρτησης σφάλματος. Τερματίζεται όταν τα βάρη και οι τιμές των κατωφλίων, σταθεροποιηθούν ύστερα από έναν αριθμό επαναλήψεων (epochs). (Haykin, 1999)

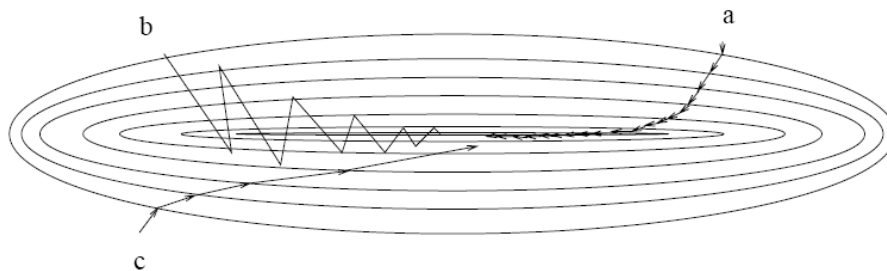
2.13 Ρυθμός Εκπαίδευσης

Η διαδικασία εκπαίδευσης στα πολυεπίπεδα perceptron απαιτεί, η αλλαγή των βαρών να δίνεται από την σχέση $\Delta_p w_{ik} = \gamma^* \frac{\partial E^p}{\partial w_{ik}}$. Για πρακτικούς λόγους αν χρησιμοποιηθεί ένα γ που είναι μεγάλο πολύ πιθανόν να οδηγηθεί το δίκτυο σε ανεπιθύμητες ταλαντώσεις και άρα σε αστάθεια. Ένας τρόπος για να αποφευχθεί κάτι τέτοιο είναι να

τροποποιηθεί ο κανόνας εκμάθησης έτσι ώστε τα βάρη να διορθώνονται για μια μονάδα k με τον εξής τύπο:

$$\Delta w_{ik}(n+1) = \gamma * \delta_k^p * y + \alpha * \Delta w_{ik}(n)$$

όπου n δηλώνει το βάρος το οποίο αλλάζει και α είναι μια σταθερά ορμής η οποία καθορίζει την επίδραση του προηγούμενου βάρους στο καθοριζόμενο. Στο σχήμα 10 φαίνεται η επίδραση του όρου ορμής στο σφάλμα (δ).



Σχήμα 10: Επίδραση όρου ορμής a) με μικρό ρυθμό εκπαίδευσης b) με μεγάλο ρυθμό εκπαίδευσης c) με μεγάλο ρυθμό εκπαίδευσης και προσθήκη όρου ορμής (Krose & Van Der Smagt, 1996, p.37)

Όταν δεν χρησιμοποιείται η σταθερά α τότε απαιτείται αρκετός χρόνος μέχρι να φτάσει το δίκτυο στο ελάχιστο σήμα σφάλματος (δ) με μικρό γ ενώ για μεγάλα γ το ελάχιστο (δ) δεν πετυχαίνεται λόγω των ταλαντώσεων. Όταν προστεθεί ο όρος α , το ελάχιστο σφάλμα πλησιάζεται πιο γρήγορα (Krose & Van Der Smagt, 1996).

2.14 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων

Συνοψίζοντας τα όσα έχουν αναφερθεί για τα νευρωνικά δίκτυα, τα σημαντικότερα πλεονεκτήματά τους για τη χρήση στην παρούσα εργασία είναι τα εξής:

- ✚ Ο νευρώνας είναι ένας μηχανισμός μη γραμμικός ή γραμμικός. Αυτό έχει ως συνέπεια να μπορεί να αναπαραστήσει σε ικανοποιητικό βαθμό συναρτήσεις μη γραμμικές, το οποίο συμβαίνει στα πολυεπίπεδα δίκτυα όπου η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής (Haykin, 1999).
- ✚ Εκπαιδεύονται με παραδείγματα. Επομένως είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος της επιβλεπόμενης μάθησης κατά την οποία δεν απαιτείται από τα δίκτυα να κατανοήσουν τις σχέσεις που υπάρχουν μεταξύ των δεδομένων στο εξεταζόμενο σύστημα για να εκπαιδευτούν αρκεί να δοθούν κάποια πρότυπα προς μάθηση.

2.15 Νευρωνικά Δίκτυα και Παλαιότερες Εργασίες

Υπάρχουν πολλά παραδείγματα χρήσης των νευρωνικών δικτύων σε ερευνητικό επίπεδο. Αναλυτικότερα τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί στην μεταπτυχιακή εργασία της Μ. Στεργιάδη με σκοπό να γίνει βέλτιστος σχεδιασμός διαχείρισης των υπόγειων υδάτων στο βόρειο τμήμα της νήσου Ρόδου. Σε αυτήν την εργασία υπήρχαν δεδομένα άντλησης για 5 διαφορετικά πηγάδια και με τη χρήση νευρωνικών δικτύων έγινε προσπάθεια να βρεθούν τα υδραυλικά ύψη στο καθένα από αυτά. Ένας άλλος στόχος της εργασίας ήταν να συγκριθούν τα αποτελέσματα των υδραυλικών υψών σε σχέση με αυτά που προκύπτουν από ένα άλλο μοντέλο ροής υπόγειων υδάτων που ονομάζεται PTC. Ακόμα σε αυτήν την εργασία έγινε βελτιστοποίηση, ώστε να υπολογιστούν οι μέγιστες παροχές άντλησης χωρίς όμως το υδραυλικό ύψος σε συγκεκριμένα σημεία να μειωθεί κάτω από μια ελάχιστη τιμή (Στεργιάδη, 2006).

Σε μια άλλη εργασία στην οποία έχουν χρησιμοποιηθεί νευρωνικά δίκτυα στην υπόγεια υδραυλική γίνεται πρόβλεψη των υδραυλικών υψών σε έναν καρστικό υδροφόρο στην περιοχή της Αττικής. Σε αυτήν γίνεται μακροπρόθεσμη πρόβλεψη των υδραυλικών υψών και δοκιμάζονται δύο σενάρια ως προς την έξοδο του δικτύου. Στο πρώτο η έξοδος του δικτύου είναι η διαφορά στάθμης ενώ στην άλλη περίπτωση η υδραυλική στάθμη

του υδροφορέα. Παρατηρήθηκε ότι όταν η έξοδος του δικτύου είναι η διαφορά στάθμης το δίκτυο προσομοιώνει καλύτερα την διακύμανση της ροής. Παράλληλα στην παραπάνω εργασία δοκιμάστηκε να βρεθούν οι χρονικές υστερήσεις μεταξύ της βροχόπτωσης και της διαφοράς στάθμης (Trichakis et al., 2009).

Ακόμα σε μια άλλη αντίστοιχη εργασία, σχετική με νευρωνικά δίκτυα, με περιοχή εφαρμογής την νότια Γαλλία χρησιμοποιήθηκε ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο για να μοντελοποιηθεί η απόκριση του υδροφορέα. Σε αυτήν σαν είσοδοι του δικτύου για κάθε μια ημέρα είναι η βροχόπτωση, η θερμοκρασία, η εξατμισοδιαπνοή από δυο σταθμούς μέτρησης και δώδεκα υδραυλικές στάθμες από κοντινά πηγάδια (Lallahem et al., 2005).

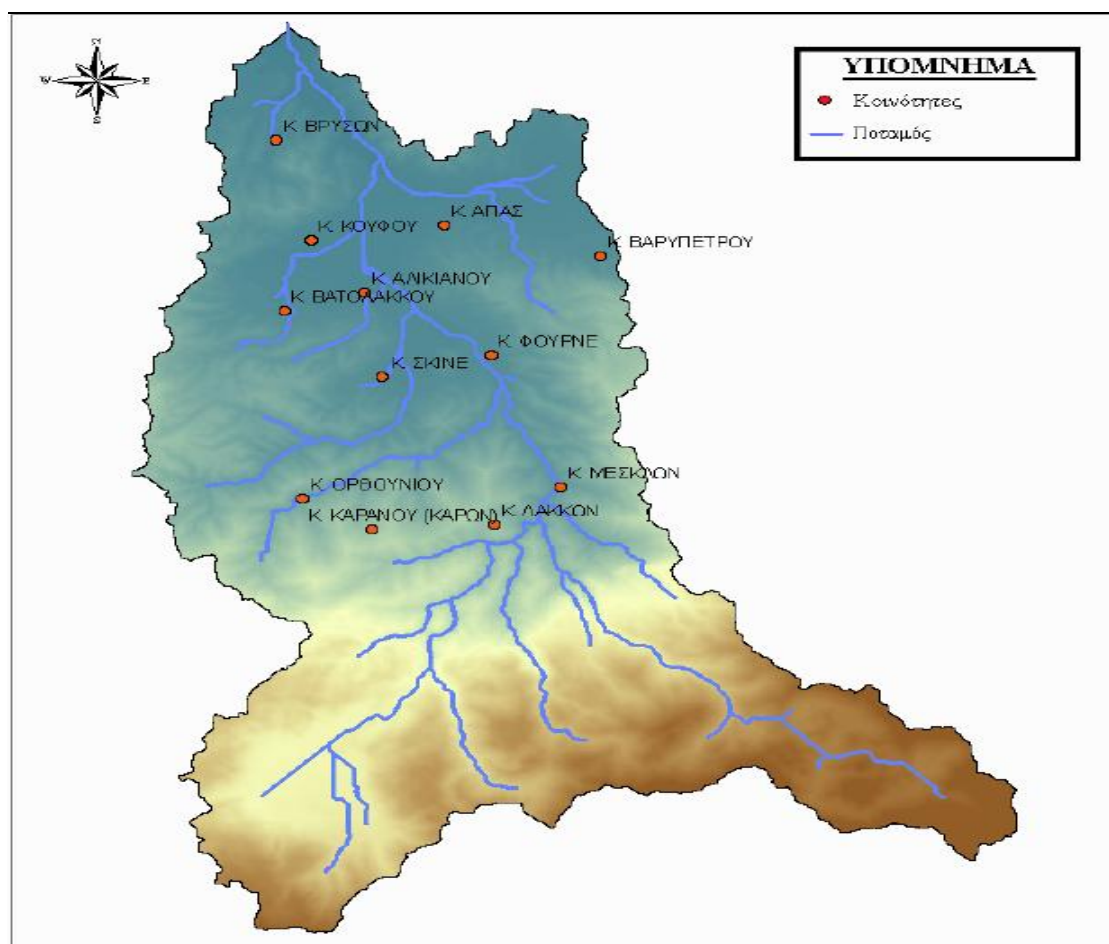
Μία άλλη περίπτωση όπου χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα αναφέρεται στην Ινδία. Στη χρήση αυτή των νευρωνικών δικτύων δόθηκαν σαν είσοδοι οι μηνιαίες βροχοπτώσεις, οι αρδεύσεις των καναλιών και οι υδραυλικές στάθμες του προηγούμενου μήνα αλλά για 4 μήνες πιο μπροστά σε σχέση με τα υπόλοιπα δεδομένα. Η έξοδος του δικτύου είναι η στάθμη του υδροφορέα σε δύο διαφορετικά πηγάδια παρατήρησης και τα αποτελέσματα που υπολογίστηκαν από την στάθμη είναι ακριβή για 4 μήνες πρόβλεψη (Nayak et al, 2006).

Στην περιοχή του New Jersey στην Αμερική σχεδιάστηκε ένα νευρωνικό δίκτυο που είχε σαν εισόδους τις θερμοκρασίες, τις βροχοπτώσεις, τους ρυθμούς άντλησης από τρία πηγάδια, το άθροισμα των παροχών για 30 ημέρες και την αρχική υδραυλική στάθμη από ένα πηγάδι παρατήρησης. Η έξοδος του δικτύου ήταν η πρόβλεψη της στάθμης για 30 ημέρες στο πηγάδι παρατήρησης (Coppola et al., 2005b).

Κεφάλαιο 3

3.1 Περιγραφή Περιοχής

Στην παρούσα εργασία αντικειμενικός σκοπός είναι η προσομοίωση της υδραυλικής στάθμης σε πηγάδι άντλησης που βρίσκεται στην περιοχή της Αγυιάς. Η περιοχή της Αγυιάς είναι τμήμα της ευρύτερης λεκάνης του Κερίτη. Έχει έκταση 30 km² περίπου και περιλαμβάνει τους οικισμούς Αγυιά, Κουφό, Αλικιανό και Σκινέ. Η Λεκάνη Κερίτη έχει έκταση 176 km² περίπου. Βρίσκεται στο βόρειο κεντρικό τμήμα της επαρχίας Κυδωνίας του νομού Χανίων με διεύθυνση Βορρά–Νότου σε απόσταση 12 περίπου km δυτικά της πόλης των Χανίων. Εκτείνεται από βορρά από το Γεράνι έως τον Γαλατά φτάνοντας νοτίως τις κορυφές των Λευκών Ορέων.



Χάρτης 1: Απεικόνιση της περιοχής της λεκάνης του Κερίτη (Τσιτσιλώνης, 2006, p.34)

3.2 Κλιματολογικά στοιχεία

Ο τύπος κλίματος της Κρήτης είναι ένας μεταβατικός ενδιάμεσος τύπος μεταξύ του χερσαίου Μεσογειακού και ερημοειδούς Μεσογειακού, στο οποίο υπάγεται κυρίως η νοτιοανατολική Κρήτη. Το κύριο χαρακτηριστικό του κλίματος είναι η γλυκύτητα και η ηπιότητα. Η ψυχρή εποχή είναι ήπια και σε αυτό συντελεί η συχνή άφιξη στην περιοχή των θερμών και υγρών ΝΔ αερίων μαζών. Ο νομός Χανίων ανήκει στις πεδινές και ημιορεινές περιοχές με χειμώνα θερμό ήπιο ή ψυχρό, ενώ οι ορεινές περιοχές του ανήκουν με χειμώνα ήπιο ή ψυχρό.

Επίσης η μέση ατμοσφαιρική σχετική υγρασία είναι σε ολόκληρη τη βόρεια Κρήτη ελάχιστη τον Ιούνιο και μέγιστη τον Δεκέμβριο. Οι χαμηλές τιμές υγρασίας τους καλοκαιρινούς μήνες, ιδιαίτερα στη νότια Κρήτη, καθιστούν το θέρος ευχάριστο και δε δημιουργούν συνθήκες δυσφορίας.

Στην περιοχή μελέτης το κλίμα είναι μεσογειακό με θερμό και ξηρό καλοκαίρι και βροχερό και ήπιο χειμώνα. Ο χειμώνας αρχίζει το δεύτερο δεκαήμερο του Νοεμβρίου και παρατείνεται μέχρι το Μάρτιο με πολλές βροχοπτώσεις. Η άνοιξη είναι μικρής διάρκειας, από τον Απρίλιο έως αρχές Μαΐου και παρουσιάζει μικρές βροχοπτώσεις. Το καλοκαίρι αρχίζει συνήθως μέσα Μαΐου και διαρκεί έως τέλη Σεπτεμβρίου με λίγες βροχοπτώσεις κατά το μήνα αυτό. Οι χιονοπτώσεις είναι σπάνιες και δεν δημιουργούν πρόβλημα στα χαμηλά υψόμετρα. Οι άνεμοι που παρατηρούνται συνήθως στην περιοχή είναι Δυτικοί και Βορειοδυτικοί μέσης έντασης (Βρυζώνης, 2001). Στο χάρτη 1 φαίνεται η περιοχή της λεκάνης του Κερίτη.

3.3 Γεωλογικά Στοιχεία

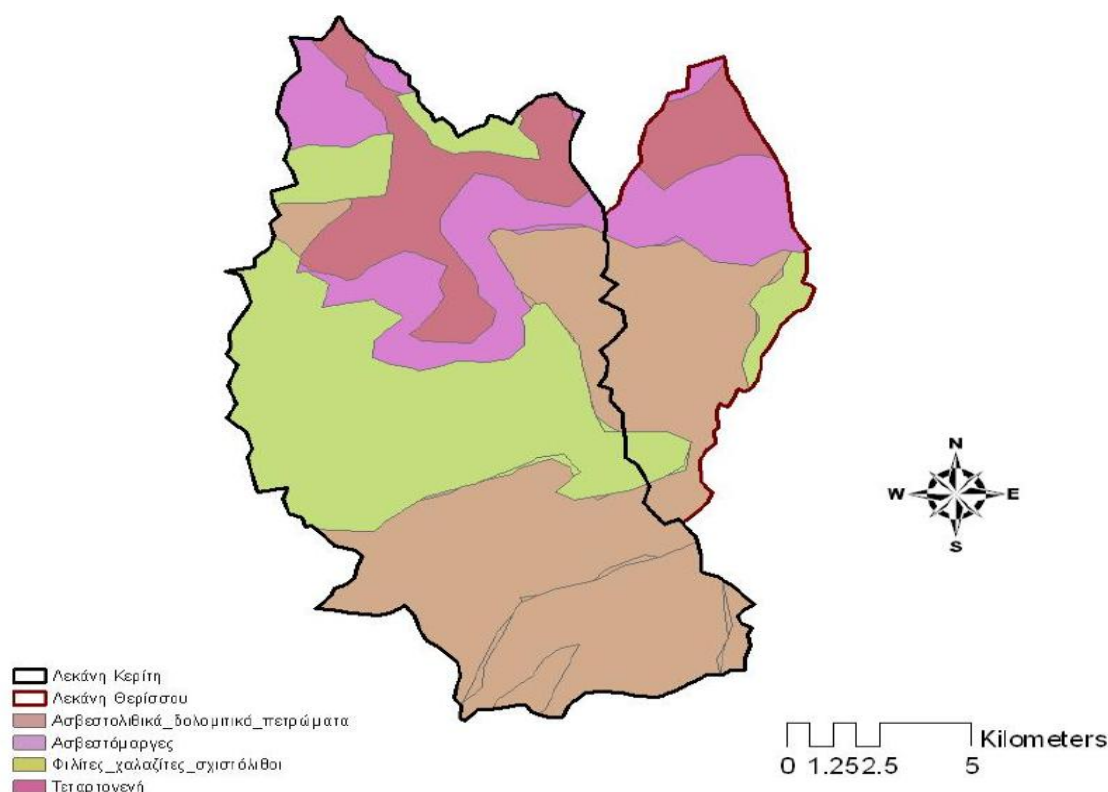
Η λεκάνη του Κερίτη χαρακτηρίζεται από 4 κύριους γεωλογικούς σχηματισμούς (Τσαϊμος, 2009).

- ✚ Ανθρακικά πετρώματα: Επικαλύπτουν το ΝΑ τμήμα της, και επεκτείνονται πολύ νοτιότερα, και πέραν των ορίων της εν λόγω υδρολογικής λεκάνης, έως τον κύριο αβεστολιθικό όγκο των

Λευκών Ορέων. Αποτελούνται από ασβεστολιθικά και δολομιτικά πετρώματα και μπορούν να ομαδοποιηθούν σε καρστικούς σχηματισμούς.

- ✚ Φυλλίτες-Χαλαζίτες: Βρίσκονται στο κεντρικό τμήμα της λεκάνης και εμφανίζονται σε μικρότερη έκταση και στο βόρειο τμήμα της. Πιο συγκεκριμένα δομούν την περιοχή βόρεια της Αγυιάς και του Κουφού. Πρόκειται για σχηματισμούς που είναι πρακτικά αδιαπέρατοι, δηλαδή δεν επιτρέπουν στο νερό να περάσει από μέσα τους.
- ✚ Νεογενείς σχηματισμοί: Στη λεκάνη αναπτύσσονται τα κροκαλοπαγή, νότια της Αγυιάς και στο βορειοδυτικό κομμάτι της λεκάνης στην περιοχή του Γερανιού και των Βρυσσών. Είναι ανθρακικής προέλευσης και διακρίνονται από μαργαικούς ασβεστόλιθους και μάργες.
- ✚ Τεταρτογενείς σχηματισμοί: Είναι νεότερες αποθέσεις και αποτελούνται κυρίως από άργιλους, άμμους και καταλαμβάνουν ένα σημαντικό κομμάτι της λεκάνης στην περιοχή της Αγυιάς, Αλικιανού, Βατόκαλου, Σκινέ και Κουφού.

Πιο συγκεκριμένα στην ευρύτερη περιοχή της Αγυιάς από όλα τα παραπάνω συμπεραίνονται ότι υπάρχει μια ποικιλία πετρωμάτων όπως άργιλοι και διάφορες μορφές ασβεστόλιθων (μαργαικοί ασβεστόλιθοι). Στο Χάρτη 2 παρουσιάζεται η γεωλογική σύνθεση της περιοχής της λεκάνης του Κερίτη. Το πηγάδι στο οποίο αναφέρεται η εργασία, βρίσκεται στην ευρύτερη περιοχή της Αγυιάς και ο υδροφορέας είναι καρστικός.



Χάρτης 2: Γεωλογική απεικόνιση περιοχής λεκάνης Κερίτη (Τσαϊμος, 2009, p.24)

Λόγω της καρστικότητας τα πετρώματα που υπάρχουν έχουν μεγάλη διαλυτότητα στο νερό και αφήνουν ελάχιστο χώρο μεταξύ τους με συνέπεια τα κενά που υπάρχουν να μεγαλώνουν κατά τη διαδικασία διάλυσης του νερού και να επιτρέπουν σε αυτό να διέλθει μεταξύ τους. (Trichakis et al., 2009)

3.4 Διαθέσιμα Δεδομένα

Τα διαθέσιμα δεδομένα στην περιοχή αποτελούνται από χρονοσειρές που περιέχουν μετρήσεις για βροχοπτώσεις από δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης καθώς και θερμοκρασίες και υδραυλικές στάθμες σε ημερήσια βάση. Οι βροχοπτώσεις από τον πρώτο σταθμό μέτρησης που βρίσκεται στην περιοχή του **Σάμωνα** αναφέρονται στο χρονικό διάστημα από 3-7-2007 μέχρι 31-5-2009 ενώ από τον δεύτερο που βρίσκεται στην περιοχή του **Αλικιανού** από 1-7-2007 μέχρι και 29-5-2009. Οι υδραυλικές στάθμες και οι θερμοκρασίες αναφέρονται στο χρονικό διάστημα από 4-4-2005 μέχρι και 12-5-2009.

Κεφάλαιο 4

4.1 Περιγραφή Υδατικού Ισοζυγίου

Η εξίσωση που γίνεται προσπάθεια να περιγραφεί με το νευρωνικό δίκτυο, είναι το υδατικό ισοζύγιο το οποίο δίνεται από την εξής σχέση:

$$\Delta S = I - O + P - EPT \pm Q$$

όπου

- ✚ ΔS η μεταβολή του ρυθμού αποθήκευσης στον υδροφόρα
- ✚ P οι βροχοπτώσεις
- ✚ EPT η εξατμισοδιαπνοή
- ✚ Q αντλήσεις στην περιοχή
- ✚ O έξοδοι σε άλλες υδατικές μορφές
- ✚ I είσοδοι από άλλες υδατικές μορφές

Λόγω της πολυπλοκότητας του φυσικού συστήματος δεν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα για όλες τις παραμέτρους. Αυτό έχει ως συνέπεια να είναι αναγκαίο να επιλεγθούν οι πιο σημαντικές που επηρεάζουν το σύστημα και υπάρχουν μετρήσεις. Έτσι επιλέχτηκαν για την περιοχή οι υδραυλικές στάθμες της προηγούμενης μέρας του υπόγειου υδροφόρα, οι βροχοπτώσεις (P) από δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης (Σάμωνας και Αλικιανός) και οι θερμοκρασίες σε ημερήσια βάση.

Μέσω της εξατμισοδιαπνοής EPT χάνεται μια ποσότητα νερού η οποία οφείλεται, είτε στην εξάτμιση του νερού από ελεύθερες υδάτινες επιφάνειες, είτε λόγω διαπνοής από τα φυτά. Ένας από τους βασικούς παράγοντες που την επηρεάζουν είναι η θερμοκρασία σε ημερήσια βάση η οποία λαμβάνεται υπόψη στην παρούσα εργασία.

Ο αριθμός ημέρας ο οποίος αρχίζει από 1 για την 1^η Ιανουαρίου και 365 για την 31^η Δεκεμβρίου θεωρείται ότι επηρεάζει την εξατμισοδιαπνοή και επομένως το υδατικό ισοζύγιο. Αυτό έχει ως συνέπεια να λαμβάνεται υπόψη αρχικά στα δεδομένα εισόδου και σε επομένο τμήμα της εργασίας να εξετάζεται η ορθότητα της ενέργειας αυτής.

Οι αντλήσεις είναι φανερό ότι λόγω της αφαίρεσης ποσότητας νερού από τον υδροφορέα επηρεάζουν την διαφορά στάθμης που προκύπτει σε ημερήσια βάση. Παρ' όλα αυτά δεδομένα για αντλήσεις στην περιοχή δεν υπάρχουν και αυτό έχει ως αποτέλεσμα για κάποιες ημέρες να αναμένεται να μην μπορούν να προβλεφθούν από το μοντέλο η μεταβολή της στάθμης λόγω της παρούσας επιρροής. Την ίδια περίπτωση είναι πιθανό να υπάρχει στην μεσοπρόθεσμη προσομοίωση της.

Το ΔS αποτελεί την διαφορά στάθμης (τωρινή υδραυλική στάθμη–προηγούμενη υδραυλική στάθμη) ανά ημέρα η οποία δείχνει την μεταβολή του νερού που αποθηκεύεται στον υδροφορέα. Στην περιοχή μελέτης λόγω έλλειψης δεδομένων για επιφανειακές εισροές και εκροές δεν εισήχθησαν σαν παράμετροι εισόδου (Trichakis et al., 2009).

4.2 Περιγραφή Δικτύου

Το δίκτυο που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία είναι ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο που εκπαιδεύεται με επιβλεπόμενη μάθηση με τη χρήση του αλγορίθμου πίσω διάδοσης του σφάλματος (back-propagation algorithm). (Trichakis et al., 2009)

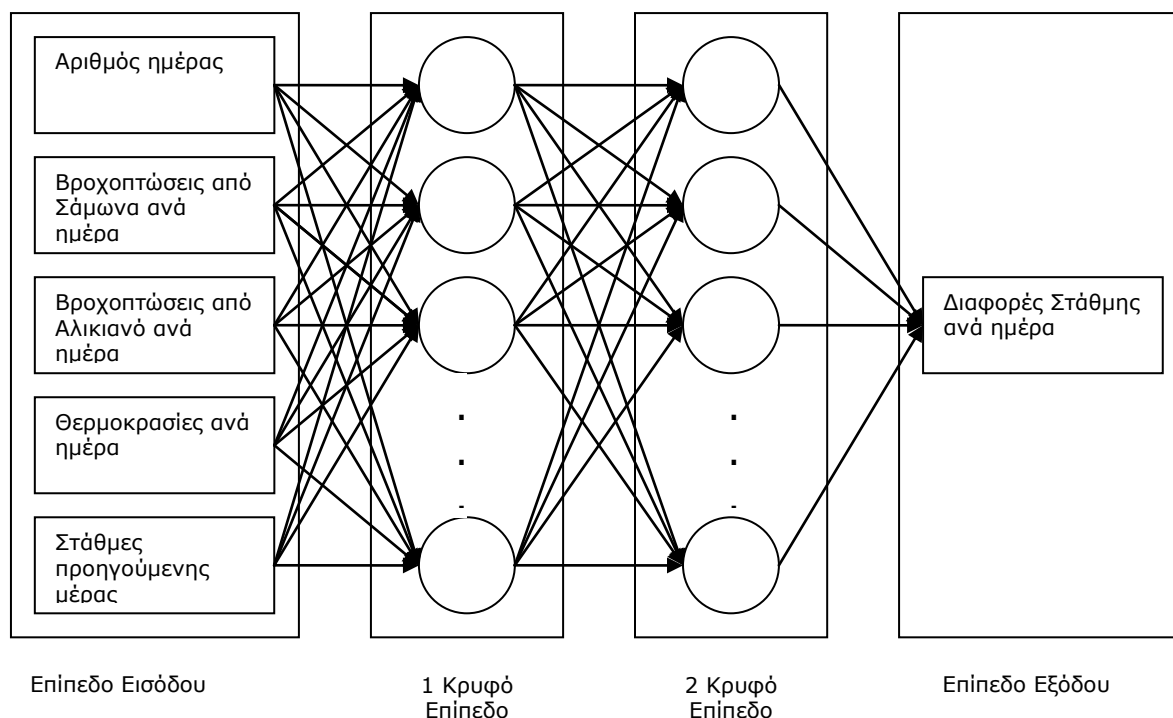
Σκοπός της χρήσης του, είναι να βρεθεί η διαφορά στάθμης ανά ημέρα που θα είναι η έξοδος του (μεταβλητή εξόδου), που προκύπτει από την αφαίρεση των υδραυλικών σταθμών (σημερινή υδραυλική στάθμη–προηγούμενη υδραυλική στάθμη). Οι είσοδοι (μεταβλητές εισόδου) είναι οι βροχοπτώσεις, οι θερμοκρασίες ανά ημέρα και η υδραυλική στάθμη της προηγούμενης μέρας που την επηρεάζουν. Οι **κόμβοι**, οι οποίοι θα αναφερθούν στην συνέχεια αναπαριστούν στο δίκτυο, τις μεταβλητές για

τα επίπεδα εισόδου και εξόδου. Το αρχικό δίκτυο επομένως θα αποτελείται από τα εξής επίπεδα:

- ✚ Επίπεδο Εισόδου (input layer): αποτελείται από 5 κόμβους (αριθμός ημέρας, δύο βροχοπτώσεις από δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης, θερμοκρασία και στάθμη προηγούμενης ημέρας) οι οποίοι αντιστοιχούν σε 5 μονάδες
- ✚ Επίπεδο Εξόδου (output layer): αποτελείται από 1 κόμβο (διαφορά στάθμης) ο οποίος αντιστοιχεί σε 1 μονάδα
- ✚ Δυο Κρυφά Επίπεδα (hidden layers): στα οποία υπάρχουν N_1 και N_2 κόμβοι αντίστοιχα οι οποίοι αντιστοιχούν στον αγνώστο αριθμό μονάδων που υπάρχουν σε αυτά

Για να προκύψουν οι διαφορές στάθμης, το δίκτυο είναι απαραίτητο να εκπαιδευτεί. Για να γίνει κάτι τέτοιο με επιτυχία χρησιμοποιείται το 80% των συνολικών δεδομένων ενώ το 20% εφαρμόζεται για αξιολόγηση του αργότερα. Μέσα στο δίκτυο το 80% ξαναχωρίζεται σε ένα υποσύνολο για εκπαίδευση και ένα άλλο για δοκιμή. Επομένως τα σφάλματα εκπαίδευσης και δοκιμής υπολογίζονται με βάση το ολικό τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ επιθυμητής και πραγματικής τιμής εξόδου για τις διαφορές στάθμης για τα δυο υποσύνολα αντίστοιχα (Trichakis et al., 2009).

Για να υπάρχουν δεδομένα για όλες τις παραμέτρους του δικτύου επιλέχθηκε το χρονικό διάστημα από 3-7-2007 μέχρι και 12-5-2009 το οποίο αριθμεί 679 ημέρες. Για το κοινό διάστημα δεν έλειπαν δεδομένα οπότε οι χρονοσειρές ήταν πλήρεις. Η μεταβολή των αριθμών ημέρας λαμβάνει υπόψη της το δίσεκτο ή όχι του έτους. Παρακάτω παρουσιάζεται η σχηματική αναπαράσταση του πρααναφερθέντος δικτύου στο Σχήμα 11.



Σχήμα 11: Αναπαράσταση αρχικού δικτύου όπου οι κύκλοι παριστάνουν τους κόμβους κρυφών επιπέδων

4.3 Εκπαίδευση Αρχικού Δικτύου

Για την εκπαίδευση του αρχικού δικτύου έπρεπε να δημιουργηθούν τα εξής αρχεία:

- ✚ Initialize.txt: αρχικά ορίζεται ο συνολικός αριθμός των κόμβων που θα χρησιμοποιηθούν στο επίπεδο εισόδου (5) καθώς και η μέγιστη και ελάχιστη τιμή που λαμβάνουν οι κόμβοι στο επίπεδο εισόδου. Παρακάτω αναγράφεται η μέγιστη και ελάχιστη τιμή που αντιστοιχεί στους κόμβους:

1. αριθμός ημέρας (1-365)
2. βροχόπτωση από τον πρώτο σταθμό μέτρησης (0-96mm)
3. βροχόπτωση από το δεύτερο σταθμό μέτρησης (0-89.4mm)
4. θερμοκρασία (2.73-35.02°C)
5. στάθμη προηγούμενης ημέρας (12.45-18.61mm)

- ✚ neural_init.txt: το αρχείο έχει σχέση με τη δομή του δικτύου. Αρχικά εισάγεται ότι το δίκτυο χρησιμοποιείται για εκπαίδευση (1), ο αριθμός των επιπέδων (4 δηλαδή επίπεδο εισόδου, εξόδου και δύο κρυφά επίπεδα), ο αριθμός των κόμβων των κρυφών επιπέδων αντίστοιχα (N_1, N_2), ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εισόδου (5), ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εξόδου (1) και ο αριθμός των επαναλήψεων (epochs).
- ✚ neural_data.txt: έχουν εισαχθεί όλα τα δεδομένα που αφορούν τους κόμβους των επιπέδων εκτός των κρυφών (αριθμό ημέρας, βροχοπτώσεις από δύο σταθμούς παρατήρησης, θερμοκρασίες, στάθμη προηγούμενης ημέρας και διαφορά στάθμης). Επίσης στην πρώτη γραμμή αναφέρεται ο αριθμός των ημερών με δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν για εκπαίδευση του δικτύου δηλαδή το 80% από το σύνολο των μετρήσεων.

Τα αρχεία εξόδου του νευρωνικού δικτύου είναι τα εξής:

- ✚ neuralerror.txt: σε αυτό δίνεται το σφάλμα εκπαίδευσης και δοκιμής τα οποία αναφέρονται στο 80% των συνολικών δεδομένων.
- ✚ neural_weights.txt: σε αυτό υπάρχουν τα βάρη τα οποία προκύπτουν από την εκπαίδευση για το σύνολο των δεδομένων και στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθούν για τον υπολογισμό των διαφορών στάθμης.

Κατά την εκπαίδευση του δικτύου ένα σημαντικό θέμα το οποίο χρήζει αντιμετώπισης είναι η εύρεση της καλύτερης διαμόρφωσης, με σκοπό να βρεθεί το σημείο ελαχίστου των σφαλμάτων. Αυτό λύνεται στην παρούσα εργασία με τη χρήση της μεθόδου δοκιμής και σφάλματος (trial and error method). Έτσι για να φανεί η διακύμανση των σφαλμάτων δοκιμάζεται να αλλαχθεί ο αριθμός των κόμβων των κρυφών επιπέδων N_1 , N_2 καθώς και ο αριθμός των επαναλήψεων (epochs) ως εξής:

- ✚ Κόμβοι κρυφού επιπέδου N_2 : Κρατώντας σταθερούς τους κόμβους του N_1 σε 15 και μεταβάλλοντας N_2 από 1-35 Ο αριθμός των επαναλήψεων κρατήθηκε σταθερός στις 1000.

- ✚ Κόμβοι κρυφού επιπέδου N_1 : Κρατώντας σταθερούς τους κόμβους του N_2 σε 15 και μεταβάλλοντας N_1 από 1-30. Ο αριθμός των επαναλήψεων κρατήθηκε σταθερός στις 1000.
- ✚ Αριθμός Επαναλήψεων (epochs): Κρατώντας σταθερούς τους κόμβους των κρυφών επιπέδων N_1 , N_2 σε 15, 15 αντίστοιχα έγινε αλλαγή του αριθμού των επαναλήψεων από 1-2000

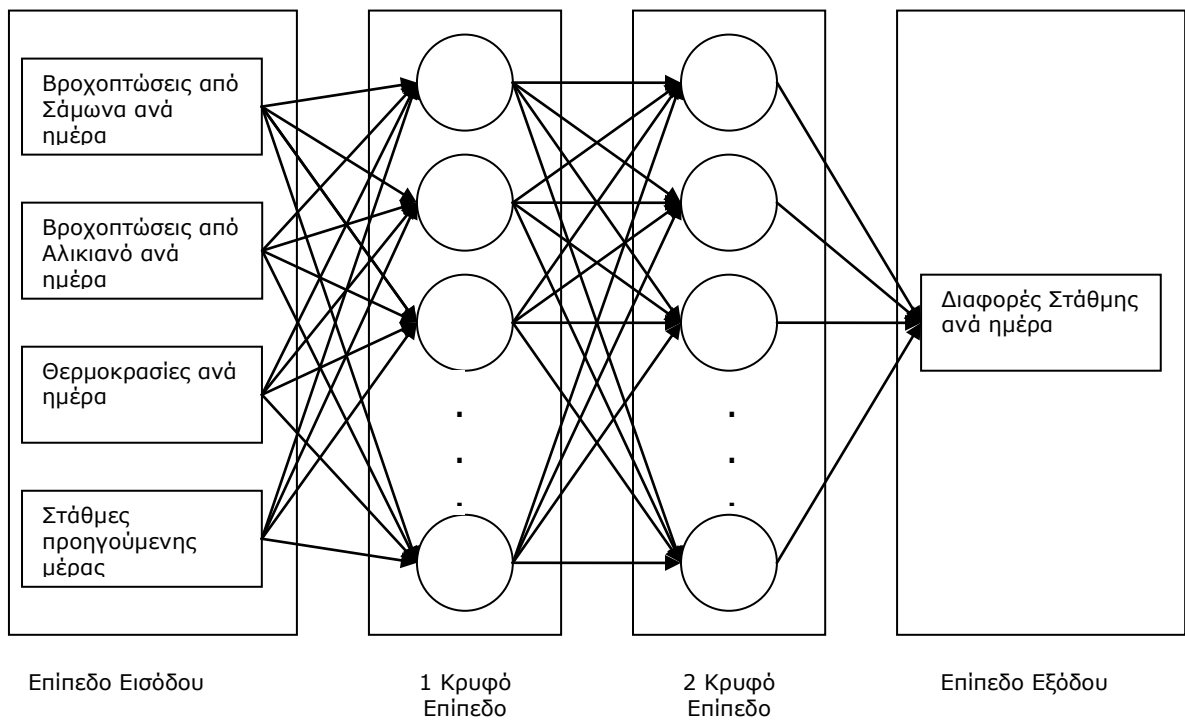
Σκοπός της εκπαίδευσης είναι να βρεθεί το ελάχιστο σφάλμα (δοκιμής και εκπαίδευσης αντίστοιχα) καθώς και να προσδιοριστούν από το δίκτυο τα βάρη μεταξύ των μονάδων.

4.4 Ελαχιστοποίηση Σφαλμάτων

Στην προσπάθεια να ελαχιστοποιηθούν περισσότερο τα σφάλματα έγιναν ακριβώς τα ίδια βήματα διαγράφοντας από τους κόμβους εισόδου τον αριθμό ημέρας. Στο αρχείο initialize.txt άλλαξε ο συνολικός αριθμός των κόμβων που χρησιμοποιήθηκαν στο επίπεδο εισόδου (4) λόγω της αφαίρεσης των αριθμών ημέρας. Παρακάτω παρουσιάζεται η μέγιστη και ελάχιστη τιμή που λαμβάνουν οι κόμβοι εισόδου:

1. βροχόπτωση από τον πρώτο σταθμό μέτρησης (0-96mm)
2. βροχόπτωση από τον πρώτο σταθμό μέτρησης (0-89.4mm)
3. θερμοκρασία (2.73-35.02°C)
4. στάθμη προηγούμενης ημέρας (12.45-18.61mm)

Στο αρχείο neural_init.txt τα επίπεδα παρέμειναν 4 (επίπεδο εισόδου, εξόδου και δυο κρυφά επίπεδα) και το μόνο που άλλαξε είναι ο αριθμός των μεταβλητών εισόδου σε 4. Στο neural-data.txt χρησιμοποιήθηκαν όλα τα δεδομένα που αφορούσαν κόμβους εισόδου και εξόδου (βροχόπτωση από τον πρώτο σταθμό μέτρησης, βροχόπτωση από τον δεύτερο σταθμό μέτρησης, θερμοκρασία, στάθμη προηγούμενης ημέρας και διαφορά στάθμης σε ημερήσια βάση). Σχηματικά το δίκτυο θα έχει την ακόλουθη μορφή (Σχήμα 12).



Σχήμα 12: Αναπαράσταση δικτύου όπου οι κύκλοι παριστάνουν τους κόμβους κρυφών επιπέδων (μετά την αφαίρεση του αριθμού ημέρας)

Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα διαγράμματα με τη διακύμανση των σφαλμάτων και γίνεται σύγκριση των δύο περιπτώσεων. Για την περίπτωση που υπάρχουν μικρότερα σφάλματα, δοκιμάζεται να εισαχθεί η **χρονική υστέρηση**.

4.5 Χρονική Υστέρηση

Η βροχή η οποία διεισδύει στο έδαφος χρειάζεται κάποιο χρονικό διάστημα για να φτάσει στον υπόγειο υδροφόρα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να υπάρχει μια χρονική υστέρηση (time lag), μεταξύ της βροχόπτωσης και της μεταβολής της στάθμης στον υπόγειο υδροφόρα. Αρχικά χρησιμοποιήθηκε ένας συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient) μεταξύ της διαφοράς της στάθμης και των βροχοπτώσεων για τον προσδιορισμό της βέλτιστης χρονικής υστέρησης. Ο τύπος του συντελεστή συσχέτισης (correlation coefficient) δίνεται σαν:

$$Correl(A,B) = \frac{\sum (a - \bar{a}) * (b - \bar{b})}{\sqrt{\sum (a - \bar{a})^2 \sum (b - \bar{b})^2}} \quad (\text{Trichakis et al., 2009})$$

όπου a, b είναι τα στοιχεία των χρονοσειρών A, B (διαφοράς της στάθμης, βροχοπτώσεις) και $\bar{a}, \bar{b}$ είναι μέσοι όροι των παραπάνω στοιχείων.

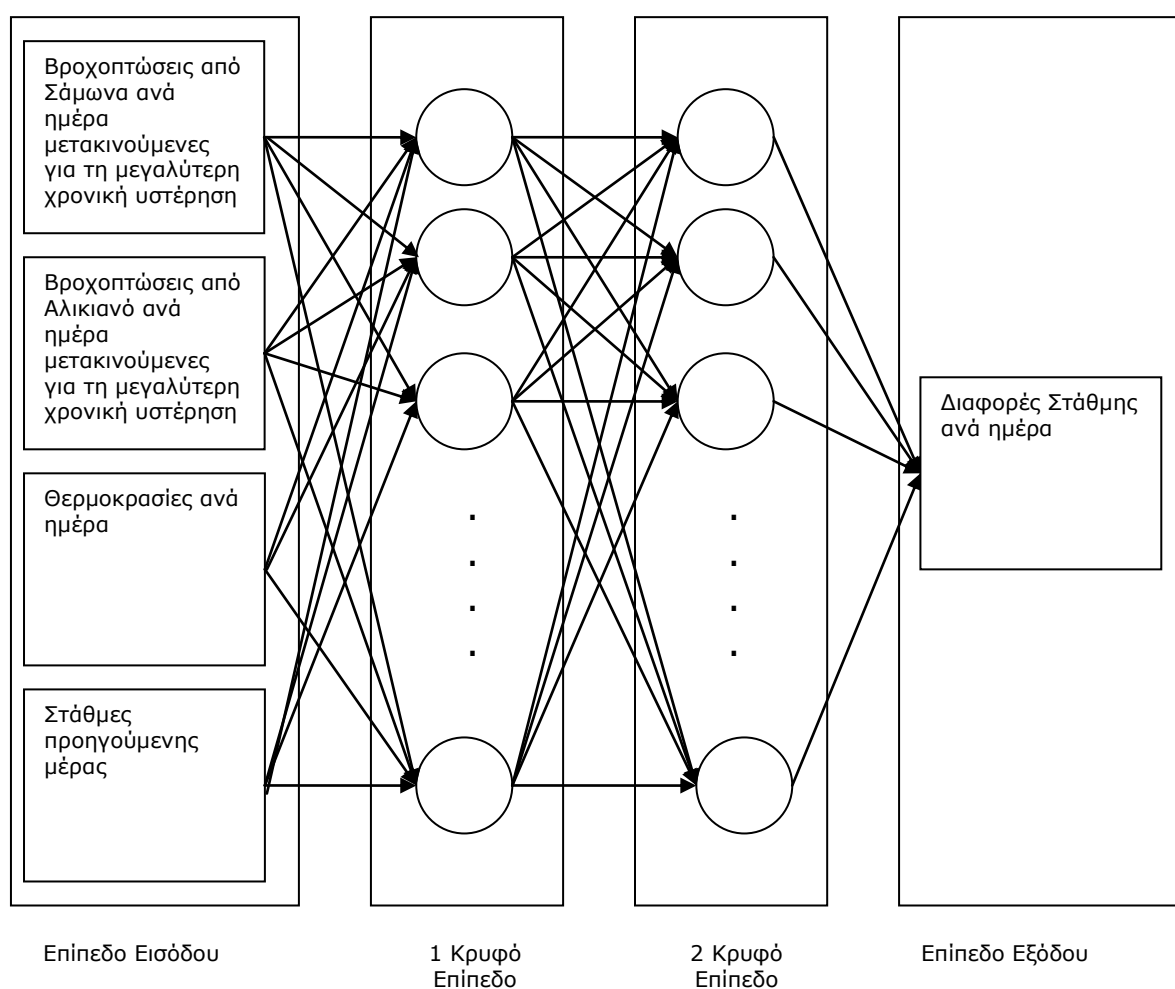
Χρησιμοποιώντας την εντολή `pearson` στο `excel` υπολογίστηκαν οι συντελεστές συσχέτισης ξεχωριστά για τις βροχοπτώσεις για τους δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης. Βέλτιστη χρονική υστέρηση θεωρήθηκε αυτή με τον μεγαλύτερο συντελεστή συσχέτισης.

Στη συνέχεια για τους αριθμούς κόμβων κρυφών επιπέδων N_1, N_2 και για έναν αριθμό επαναλήψεων στον οποίο παρατηρήθηκαν τα μικρότερα σφάλματα από την σύγκριση των δύο παραπάνω περιπτώσεων εκπαιδεύτηκε το νευρωνικό δίκτυο για τον μεγαλύτερο συντελεστή συσχέτισης.

Λόγω της χρονικής υστέρησης, μεταξύ της βροχόπτωσης και της μεταβολής της στάθμης στον υπόγειο υδροφόρο, ο αριθμός μεταβλητών εισόδου και εξόδου μειώθηκε, αφού για τις ημέρες αυτές δεν υπήρχαν δεδομένα. Αυτό έγινε γιατί διαφορετικά τα νευρωνικά δίκτυα δεν θα μπορούσαν να εκπαιδευτούν και να προκύψουν αποτελέσματα για τις διαφορές στάθμης. Τα επίπεδα παρέμειναν 5 στο αρχείο `neural_init.txt` (1 επίπεδο εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα, 1 επίπεδο εξόδου). Στο επίπεδο εξόδου ο αριθμός κόμβων παρέμεινε ένας, η διαφορά στάθμης. Πιο συγκεκριμένα οι κόμβοι εισόδου ήταν οι εξής:

1. βροχόπτωση από τον πρώτο σταθμό μέτρησης μετακινημένη για την μεγαλύτερη χρονική υστέρηση (0-96mm)
2. βροχόπτωση από το δεύτερο σταθμό μέτρησης μετακινημένη για την μεγαλύτερη χρονική υστέρηση (0-89.4mm)
3. θερμοκρασία (2.73-35.02°C)
4. στάθμη προηγούμενης ημέρας (12.45-18.61mm)

Στις παρενθέσεις αναφέρονται οι ελάχιστες και οι μέγιστες τιμές που αντιστοιχούν στους κόμβους εισόδου. Στο neural-data.txt έγινε τροφοδοσία όλων των δεδομένων που αφορούσαν κόμβους εισόδου και εξόδου (βροχοπτώση από τον πρώτο σταθμό μέτρησης μετακινημένη για την μεγαλύτερη χρονική υστέρηση, βροχοπτώση από τον δεύτερο σταθμό μέτρησης μετακινημένη για την μεγαλύτερη χρονική υστέρηση, θερμοκρασία, στάθμη προηγούμενης ημέρας και διαφορά στάθμης σε ημερήσια βάση). Το περιγραφόμενο δίκτυο παρουσιάζεται στο παρακάτω Σχήμα 13.



Σχήμα 13: Αναπαράσταση δικτύου όπου οι κύκλοι παριστάνουν τους κόμβους κρυφών επιπέδων (μετά την μετακίνηση των βροχοπτώσεων)

Ύστερα από την εκπαίδευση παρατηρήθηκε καλύτερο σφάλμα εκπαίδευσης και χειρότερο σφάλμα δοκιμής σε σχέση με την περίπτωση

που υπήρχε αφαίρεση του αριθμού ημέρας, το οποίο δείχνει πιθανή υπερεκπαίδευση. Στην υπερεκπαίδευση το δίκτυο χάνει την ικανότητα του να γενικεύει δηλαδή δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε δεδομένα που δεν έχει εκπαιδευτεί, το οποίο δεν είναι επιθυμητό και πιο συγκεκριμένα για το 20% των συνολικών δεδομένων. Έτσι στη συνέχεια αναζητήθηκε για ποιά περίπτωση χρονικής υστέρησης μπορεί να βρεθεί μικρότερο σφάλμα δοκιμής για να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση.

Ακολουθώντας κατασκευάζονται δίκτυα στα οποία μετακινούνται οι βροχοπτώσεις κατά των αριθμό ημερών που έχουν τους αντίστοιχους συντελεστές συσχέτισης για να βρεθεί που υπάρχει μικρότερο σφάλμα δοκιμής και όχι τεράστιο σφάλμα εκπαίδευσης σε σχέση με χρονική υστέρηση 0 (αρχική υπόθεση). Τα δίκτυα που προέκυψαν είχαν την ίδια δομή και εκπαιδεύονται για τους ίδιους αριθμούς κόμβων κρυφών επιπέδων N_1, N_2 και αριθμό επαναλήψεων όπως στην περίπτωση που παρατηρήθηκε μεγαλύτερος συντελεστής συσχέτισης.

Στη συνέχεια για την χρονική υστέρηση που προκύπτει μικρότερο σφάλμα δοκιμής «έτρεξε» το δίκτυο, αλλάζοντας κόμβους κρυφών επιπέδων N_1, N_2 από 1-20, κρατώντας σταθερές τις επαναλήψεις σε έναν αριθμό, για να κατασκευαστεί ένας κάναβος, όπου θα φαίνεται η πιο αναλυτική διακύμανση των σφαλμάτων σε τρισδιάστατη μορφή.

4.6 Εύρεση Διαφοράς Στάθμης

Για τους αριθμούς των κόμβων των κρυφών επιπέδων N_1, N_2 στα οποία παρατηρούνται μικρότερα σφάλματα δοκιμής και εκπαίδευσης στον κάναβο αντίστοιχα, τροφοδοτούνται τα δίκτυα με δεδομένα εισόδου τα οποία περιλαμβάνουν το πλήρες «σετ» των μετρήσεων (εκπαίδευσης και αξιολόγησης) για να βρεθούν οι προσομοιωμένες διαφορές στάθμης οι οποίες συγκρίνονται με τις πραγματικές. Για την παραπάνω λειτουργία το νευρωνικό δίκτυο χρειάζεται τα παρακάτω αρχεία:

- ✚ chromosome.txt: σε αυτό υπάρχει το σύνολο των δεδομένων που υπάρχουν στο neural_data χωρίς τις εξόδους (διαφορά στάθμης).

- ✚ neuralerror.txt: έχει ήδη δημιουργηθεί από την εκπαίδευση του νευρωνικού
- ✚ neural_weights.txt: έχει ήδη δημιουργηθεί από την εκπαίδευση του νευρωνικού
- ✚ neural_init.txt: το αρχείο έχει την ίδια δομή όπως περιγράφηκε πιο πάνω, απλώς η μόνη διαφορά είναι ότι, στη πρώτη σειρά εισάγεται ο αριθμός 0 δηλαδή ότι το δίκτυο χρησιμοποιείται για εξαγωγή αποτελεσμάτων
- ✚ Initialize.txt: έχει ήδη δημιουργηθεί από την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου

Το αρχείο που προκύπτει ύστερα από το «τρέξιμο» του νευρωνικού δικτύου είναι το Fitness.txt. Στο αρχείο αυτό φαίνονται οι προσομοιωμένες διαφορές στάθμης.

4.7 Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη

Ένα άλλο σημαντικό τμήμα της εργασίας αυτής είναι η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της υδραυλικής στάθμης. Αυτό γίνεται με την ανάπτυξη ενός κώδικα σε Visual Basic το οποίο παίρνει τη βροχοπτώση από τους δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης, τη θερμοκρασία της πρώτης μέρας (αριθμός ημέρας $i=1$) και τη στάθμη της προηγούμενης (αρχική στάθμη) από ένα αρχείο που ονομάζεται chromosome.txt.

Στη συνέχεια καλείται το νευρωνικό δίκτυο με σκοπό να υπολογιστεί η διαφορά στάθμης. Η διαφορά στάθμης αποθηκεύεται σε ένα αρχείο που έχει ονομαστεί fitness-full.txt. Για να υπολογιστεί η στάθμη της πρώτης ημέρας (στάθμης επομένης ημέρας) προστέθηκε η διαφορά στάθμης που έχει υπολογιστεί από το νευρωνικό δίκτυο στην στάθμη της προηγούμενης ημέρας (αρχικής στάθμης).

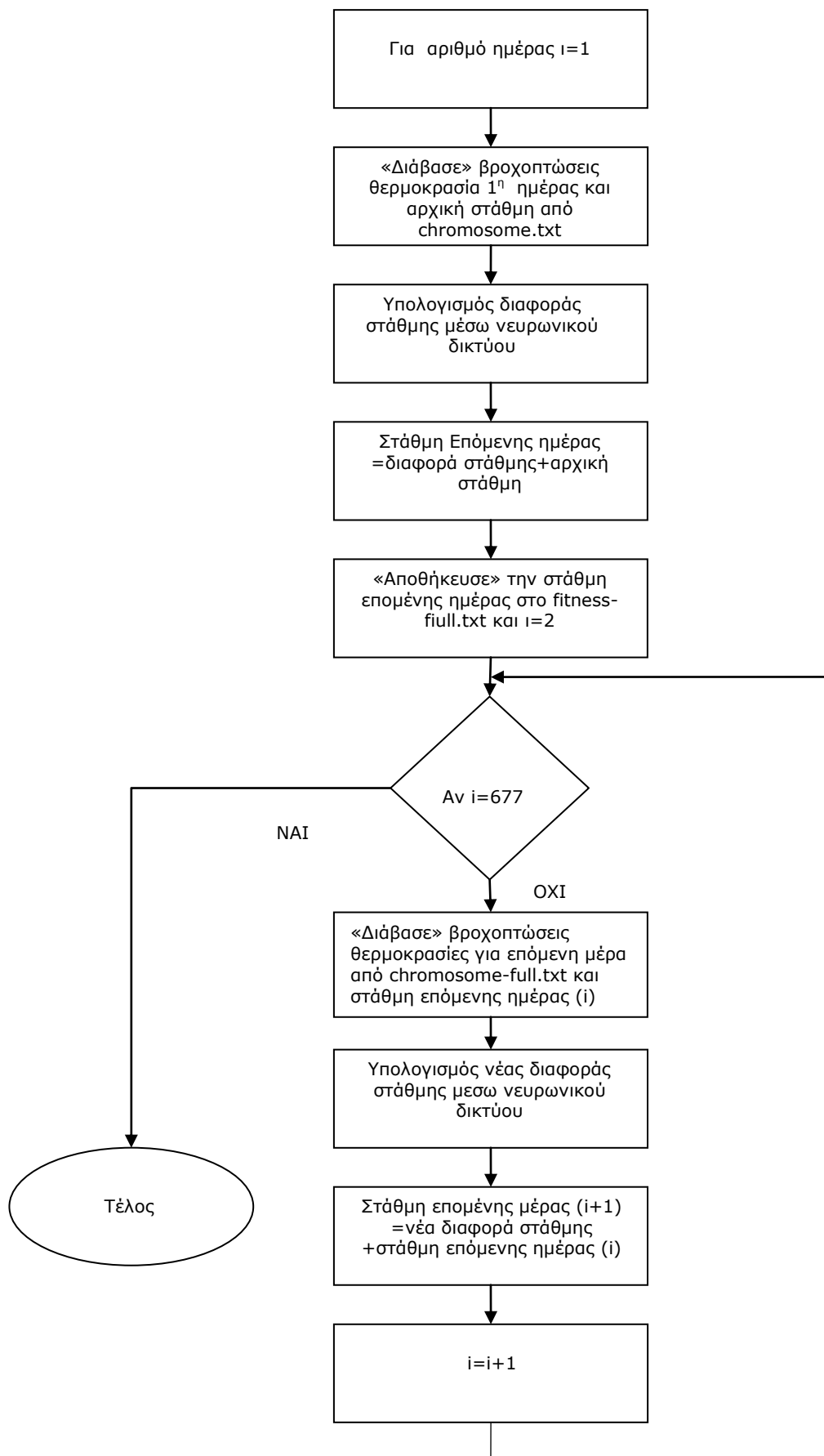
Σε ένα άλλο αρχείο chromosome-full.txt αποθηκεύονται οι βροχοπτώσεις, οι θερμοκρασίες για τις υπόλοιπες ημέρες και αφού ο κώδικας διαβάσει τα απαραίτητα στοιχεία για την δεύτερη ημέρα

(βροχοπτώσεις από δυο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης και θερμοκρασία) μαζί με τη στάθμη που υπολογίστηκε προηγουμένως, αποθηκεύει τα παραπάνω δεδομένα στο αρχείο chromosome.txt διαγράφοντας ταυτόχρονα τα αντίστοιχα δεδομένα που υπήρχαν.

Στη συνέχεια «ξανατρέχει» το νευρωνικό δίκτυο, για να υπολογτεί η νέα διαφορά στάθμης. Η διαφορά στάθμης αυτή αφού καταχωρηθεί στο fitness-full.txt χωρίς να διαγραφεί η προηγούμενη προστίθεται στην στάθμη της πρώτης ημέρας για να υπολογιστεί η επόμενη. Η ίδια διαδικασία πραγματοποιείται και για τις υπόλοιπες μέρες που αριθμούνται σε 678.

Για να ολοκληρωθούν τα παραπάνω, το νευρωνικό δίκτυο έχει ήδη εκπαιδευτεί οπότε έχουν βρεθεί ήδη τα βάρη, που χαρακτηρίζουν την σύνδεση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου και τα σφάλματα. Στις παρενθέσεις του κεφαλαίου αυτού παρουσιάζονται τα ονόματα των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στο διάγραμμα που ακολουθεί.

Η μεγάλη διαφορά της προσέγγισης της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης, σε σχέση με τον προηγούμενο υπολογισμό της διαφοράς στάθμης είναι ότι για τον υπολογισμό της, λαμβάνεται ως δεδομένο η στάθμη της πρώτης μέρας και υπολογίζονται οι υπόλοιπες με βάση τις προσομοιωμένες τιμές, οι οποίες εκτιμώνται από το νευρωνικό δίκτυο. Το διάγραμμα ροής το οποίο απεικονίζει την παραπάνω μεθοδολογία απεικονίζεται στο Σχήμα 14.



Σχήμα 14: Διάγραμμα ροής

Οι εντολές που χρησιμοποιήθηκαν κατά την πραγματοποίηση του αλγόριθμου είναι οι εξής:

- ✚ Για να εκτελεστεί το νευρωνικό δίκτυο μέσα από τον κώδικα:

```
Vall = Shell("NEURAL_5.EXE", vbHide)
```

- ✚ Για να «διαβάσει» ο κώδικας από ένα αρχείο τιμές:

```
Open "file1" For Input As #1
Input #1
Close #1
```

- ✚ Για να αποθηκευτούν σε ένα αρχείο οι τιμές που υπολογίζονται με ταυτόχρονη διαγραφή αυτών που υπήρχαν:

```
Open "file2" For Output As #4
Close #4
```

- ✚ Για να αποθηκευτούν σε ένα αρχείο οι τιμές που υπολογίζονται χωρίς να διαγράφονται αυτές που υπήρχαν:

```
Open "file2" For append As #4
Close #4
```

- ✚ Όσον αφορά την επαναληπτική διαδικασία που περιγράφηκε χρησιμοποιήθηκε το εξής:

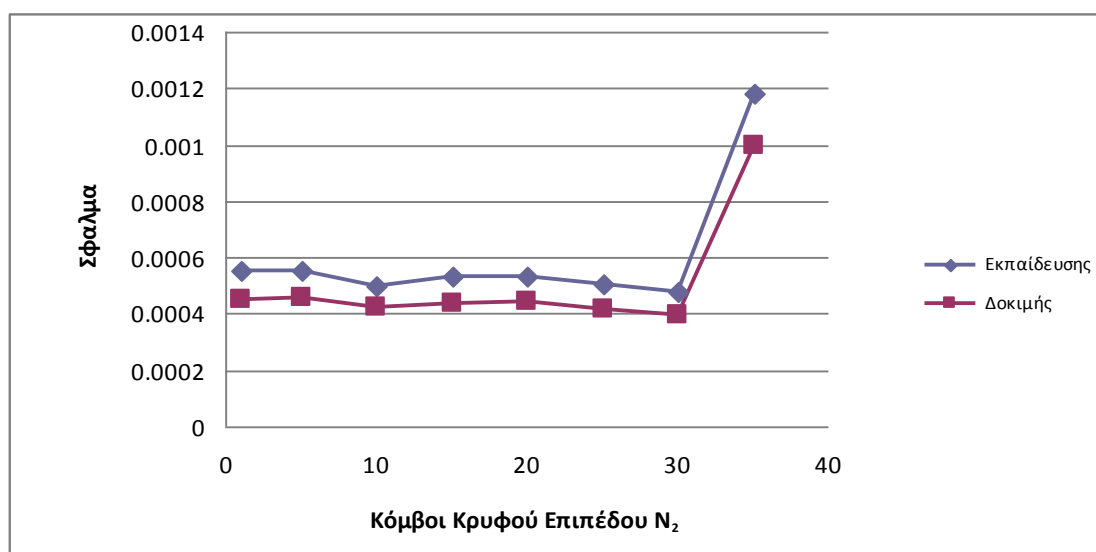
```
For i=1 to 677
Next i
```

Ο αλγόριθμος παρουσιάζεται αναλυτικά στο Παράρτημα 1.

Κεφάλαιο 5

5.1 Εκπαίδευση Αρχικού Δικτύου

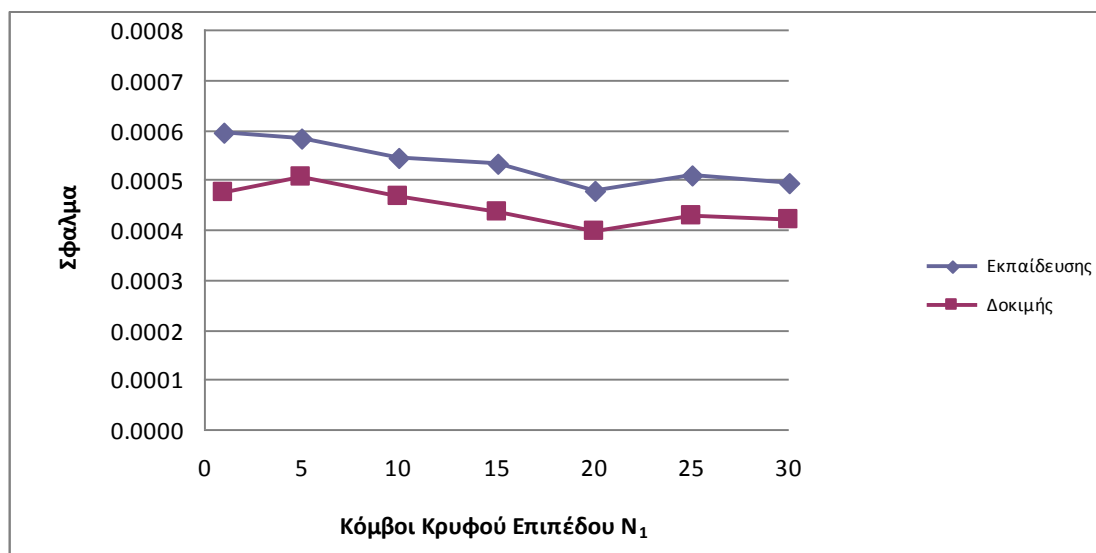
Αρχικά στο νευρωνικό δίκτυο δοκιμάστηκε να μεταβάλλεται ο αριθμός των κόμβων N_2 από 1-35 οπότε τα σφάλματα ακολουθούν την παρακάτω πορεία (Διάγραμμα 1).



Διάγραμμα 1: Σταθερός αριθμός κόμβων κρυφού επιπέδου N_1 15 και επαναλήψεις 1000

Παρατηρήθηκε ότι τα δύο σφάλματα έχουν αρκετά σταθερή πορεία μέχρι και το σημείο $(N_1, N_2) = (15, 30)$. Από το σημείο αυτό και μετά, τα σφάλματα αυξάνονται και προσεγγίζουν στο σημείο $(N_1, N_2) = (15, 35)$ όπου παίρνουν την μέγιστη τιμή τους. Το ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης αντιστοιχεί για $(N_1, N_2) = (15, 30)$ και είναι $4.8 \cdot 10^{-4}$. Επίσης το ελάχιστο σφάλμα δοκιμής βρίσκεται για $(N_1, N_2) = (15, 30)$ και είναι $3.97 \cdot 10^{-4}$.

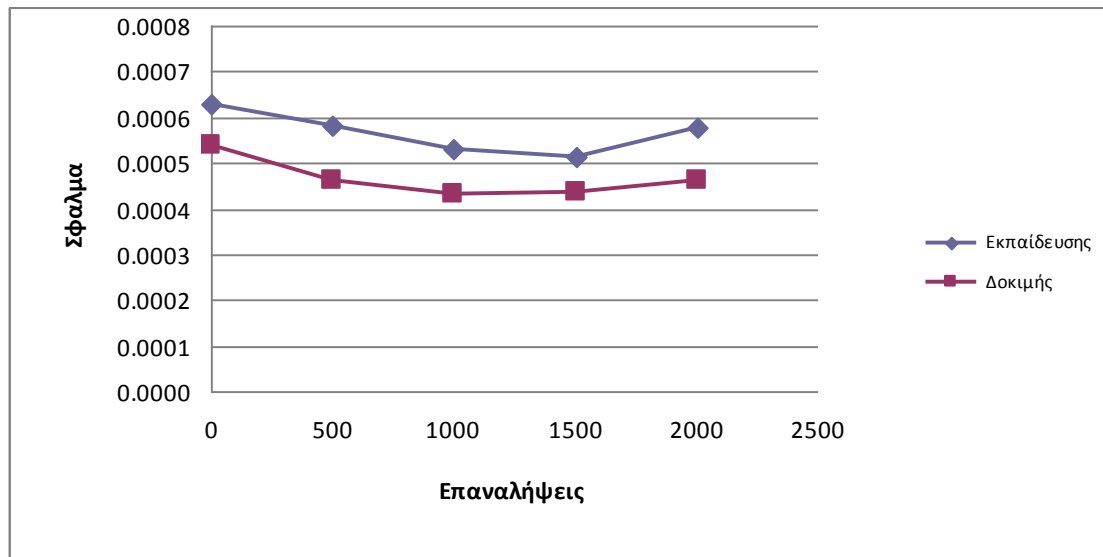
Ακολουθώς δοκιμάζονται οι κόμβοι του κρυφού επιπέδου N_1 από 1-30 και τα σφάλματα ακολουθούν την πορεία που παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 2.



Διάγραμμα 2: Σταθερός αριθμός κόμβων κρυφού επιπέδου N_2 15 και επαναλήψεις 1000

Το σφάλμα εκπαίδευσης αποκτά την μέγιστη του τιμή για $(N_1, N_2) = (1, 15)$ και μετά μειώνεται μέχρι και το σημείο $(N_1, N_2) = (20, 15)$. Από το σημείο $(N_1, N_2) = (20, 15)$ το σφάλμα αυξάνεται ελάχιστα μέχρι το $(N_1, N_2) = (25, 15)$ και στη συνέχεια μειώνεται. Το ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης αντιστοιχεί στο $(N_1, N_2) = (20, 15)$ και είναι $4.78 \cdot 10^{-4}$. Αντίστοιχα με το σφάλμα δοκιμής ενώ στην αρχή παρατηρείται μια μικρή αύξηση η οποία το οδηγεί στο μέγιστο του για $(N_1, N_2) = (5, 15)$ από εκεί και πέρα ακολουθεί την πορεία του σφάλματος εκπαίδευσης. Η πιο μικρή τιμή του είναι $3.97 \cdot 10^{-4}$.

Στη συνέχεια τροποποιούνται οι επαναλήψεις από 0-2000 και τα σφάλματα ακολουθούν την πορεία που παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 3.



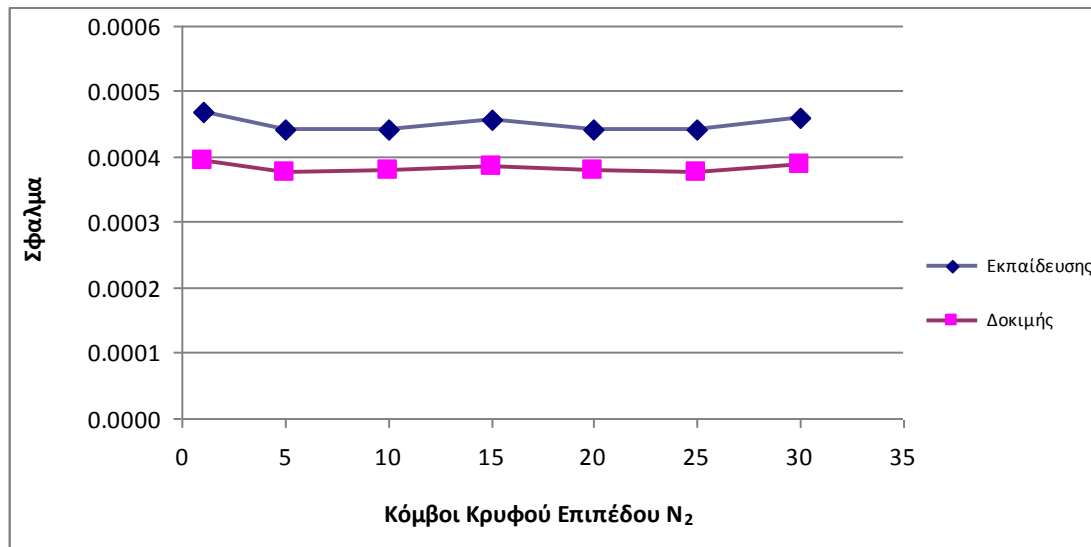
Διάγραμμα 3: Σταθερός αριθμός κόμβων κρυφού επιπέδου N_1 , N_2 σε 15,15 αντίστοιχα

Από τη γραφική παράσταση (Διάγραμμα 3) είναι φανερό ότι όσο αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων τα δύο σφάλματα μειώνονται. Από τις 1500 επαναλήψεις και μετά τα σφάλματα αυξάνονται. Το ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης αντιστοιχεί σε 1500 επαναλήψεις και είναι $5.14 \cdot 10^{-4}$. Επίσης το ελάχιστο σφάλμα δοκιμής αντιστοιχεί σε 1000 επαναλήψεις και είναι $4.38 \cdot 10^{-4}$.

Συνοψίζοντας από την εξέταση όλων των γραφικών παραστάσεων, τα μικρότερα σφάλματα εκπαίδευσης, δοκιμής είναι $4.78 \cdot 10^{-4}$ και $3.97 \cdot 10^{-4}$ αντίστοιχα για $(N_1, N_2) = (20, 15)$ και επαναλήψεις 1000.

5.2 Βελτίωση Σφαλμάτων

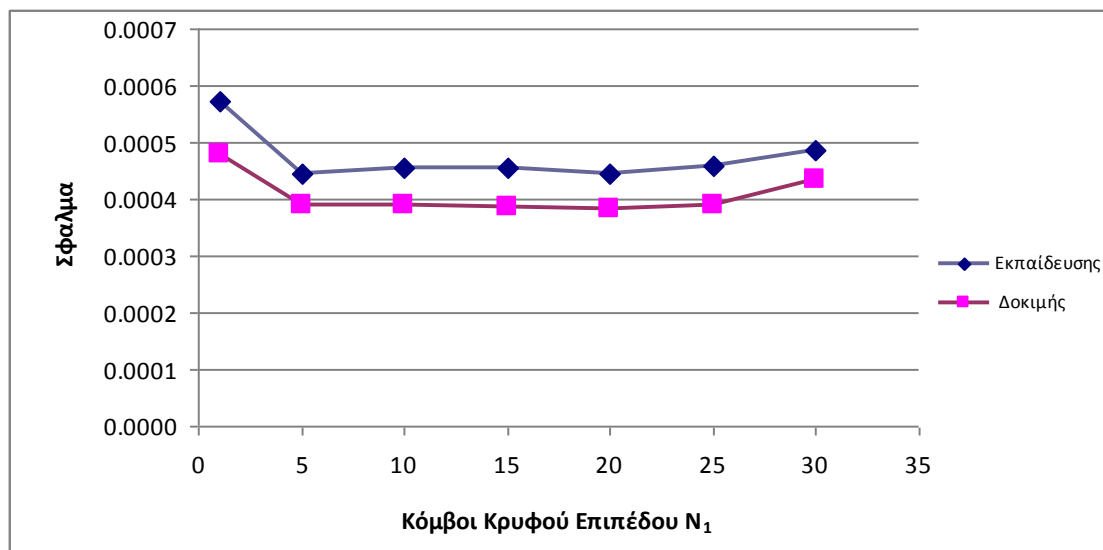
Για να ελαχιστοποιηθούν περισσότερο τα σφάλματα έτσι ώστε το νευρωνικό δίκτυο να μπορεί να δώσει σωστότερα αποτελέσματα δοκιμάστηκε να αφαιρεθούν οι αριθμοί ημέρας. Αρχικά μεταβάλλεται ο αριθμός των κόμβων N_2 από 1-30 οπότε τα σφάλματα ακολουθούν την πορεία του Διαγράμματος 4.



Διάγραμμα 4: Σταθερός αριθμός κόμβων κρυφού επιπέδου N_1 15 και επαναλήψεις 1000 (χωρίς αριθμούς ημέρας)

Παρατηρήθηκε ότι το δύο σφάλματα αυξομειώνονται. Το ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης παρατηρείται για $(N_1, N_2) = (15, 25)$ και είναι $4.41 \cdot 10^{-4}$. Επίσης το ελάχιστο σφάλμα δοκιμής βρίσκεται στο σημείο $(N_1, N_2) = (15, 25)$ και είναι $3.76 \cdot 10^{-4}$.

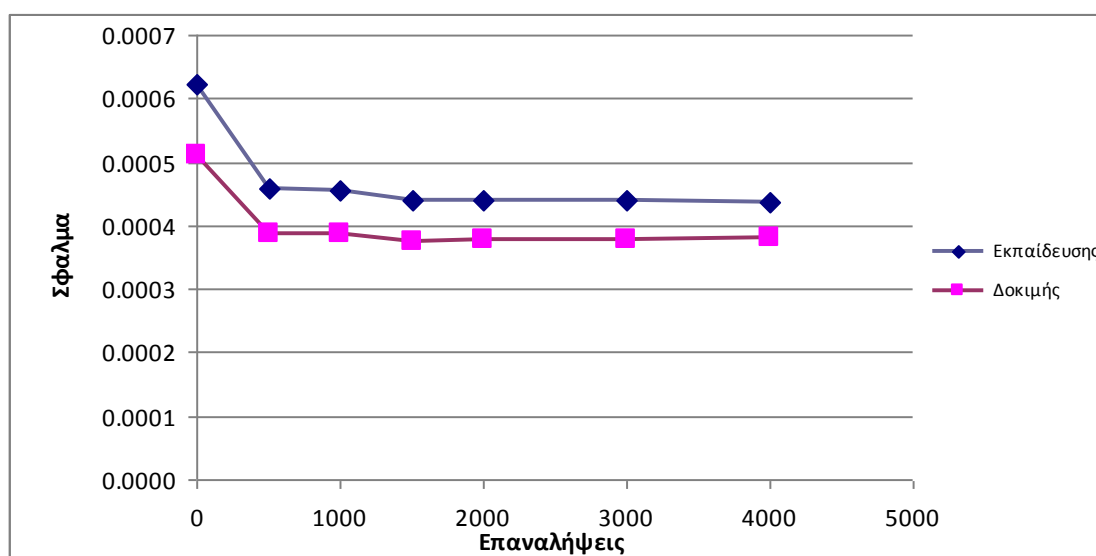
Επίσης δοκιμάζονται οι κόμβοι του κρυφού επιπέδου N_1 από 1-30 και τα σφάλματα ακολουθούν την πορεία που φαίνεται στο Διάγραμμα 5:



Διάγραμμα 5: Σταθερός αριθμός κόμβων κρυφού επιπέδου N_2 15 και επαναλήψεις 1000 (χωρίς αριθμούς ημέρας)

Στο Διάγραμμα 5 παρατηρείται ότι ενώ τα σφάλματα ξεκινούν από ένα μέγιστο σημείο και τα δύο στη συνέχεια μειώνονται μέχρι το σημείο $(N_1, N_2) = (20, 15)$ από όπου και μετά αυξάνονται. Το ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης αντιστοιχεί στο σημείο $(N_1, N_2) = (20, 15)$ και είναι $4.44 \cdot 10^{-4}$ και το ελάχιστο σφάλμα δοκιμής βρίσκεται στο $(N_1, N_2) = (20, 15)$ και είναι $3.84 \cdot 10^{-4}$.

Τέλος δοκιμάζονται περισσότερες επαναλήψεις (0-4000) και τα σφάλματα ακολουθούν την πορεία που παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 6.



Διάγραμμα 6: Σταθερός αριθμός κόμβων κρυφού επιπέδου N_1 , N_2 σε 15,15 αντίστοιχα (χωρίς αριθμούς ημέρας)

Από το διάγραμμα 6 παρατηρήθηκε ότι όσο αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων τα δυο σφάλματα μειώνονται. Πιο συγκεκριμένα το σφάλμα δοκιμής από τις 3000 επαναλήψεις και πέρα παρουσιάζει μια πολύ μικρή αύξηση. Αντίθετα το σφάλμα εκπαίδευσης από τις 2000 επαναλήψεις και πέρα σταθεροποιείται. Το ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης ($4.39 \cdot 10^{-4}$) και δοκιμής ($3.77 \cdot 10^{-4}$) βρίσκεται για 3000 επαναλήψεις.

Από τα αποτελέσματα τα μικρότερα σφάλματα εκπαίδευσης, δοκιμής είναι $4.39 \cdot 10^{-4}$ και $3.77 \cdot 10^{-4}$ αντίστοιχα για $(N_1, N_2) = (15, 15)$ και επαναλήψεις 3000.

Το ποσοστό βελτίωσης του σφάλματος εκπαίδευσης αφαιρώντας τους αριθμούς ημέρας είναι ίσο με:

$$P_1 = \frac{4.78 \cdot 10^{-4} - 4.39 \cdot 10^{-4}}{4.78 \cdot 10^{-4}} * 100 = 8.5\%$$

Αντίστοιχα για το σφάλμα δοκιμής το ποσοστό είναι ίσο με:

$$P_2 = \frac{3.97 \cdot 10^{-4} - 3.77 \cdot 10^{-4}}{3.97 \cdot 10^{-4}} * 100 = 5\%$$

Επομένως λόγω της μείωσης των ποσοστών των σφαλμάτων προτιμάται να αφαιρεθούν οι αριθμοί ημέρας από τις μεταβλητές εισόδου και να κρατηθεί το σημείο $(N_1, N_2, \text{επαναλήψεις}) = (15, 15, 3000)$ για να εκπαιδευτούν τα επόμενα δίκτυα στα οποία θα εισαχθεί η χρονική υστέρηση.

5.3 Χρονικές Υστερήσεις

Στον Πίνακα 2 παρατίθενται οι συντελεστές συσχέτισης για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις μεταξύ βροχόπτωσης και διαφοράς στάθμης από τον πρώτο σταθμό μέτρησης χρησιμοποιώντας την εντολή pearson στο φύλλο εργασίας (Microsoft Excel).

Χρονική Υστέρηση	Συντελεστής Συσχέτισης
0	0.10
1	0.09
2	0.09
3	0.15
4	0.10
5	0.10
6	0.15
7	0.14
8	0.14
9	0.14
10	0.14
11	0.12
12	0.17
13	0.14
14	0.03
15	0.10
16	0.11
17	0.16
18	0.12
19	0.01
20	0.06

Πίνακας 2: Εύρεση συντελεστή συσχέτισης μεταξύ βροχόπτωσης και διαφοράς στάθμης από τον πρώτο σταθμό μέτρησης βροχόπτωσης

Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε η ίδια διαδικασία για τη βροχόπτωση από τον δεύτερο σταθμό μέτρησης και προέκυψε ο Πίνακας 3 χρησιμοποιώντας την ίδια εντολή pearson.

Χρονική Υστέρηση	Συντελεστής Συσχέτισης
0	0.05
1	0.04
2	0.14
3	0.12
4	0.15
5	0.17
6	0.13
7	0.12
8	0.18
9	0.15
10	0.17
11	0.16
12	0.20
13	0.18
14	0.15
15	0.12
16	0.14
17	0.15
18	0.11
19	0.13
20	0.12

Πίνακας 3: Εύρεση συντελεστή συσχέτισης μεταξύ βροχόπτωσης και διαφοράς στάθμης από το δεύτερο σταθμό μέτρησης βροχόπτωσης

Είναι φανερό ότι η βροχόπτωση από τους δυο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης χρειάζεται το ίδιο χρονικό διάστημα (χρονική υστέρηση=12) για να έχει την μεγαλύτερη επιρροή στη διαφορά στάθμης στον υδροφόρα. Η ελάχιστη τιμή των σφαλμάτων έχει ήδη βρεθεί να είναι $4.39 \cdot 10^{-4}$ (σφάλμα εκπαίδευσης) και $3.77 \cdot 10^{-4}$ (σφάλμα δοκιμής) για $(N_1, N_2, \text{Επαναλήψεις}) = (15, 15, 3000)$ αφαιρώντας τον αριθμό ημέρας από τις εισόδους του δικτύου. Για αυτή την περίπτωση εισάγοντας το χρονικό διάστημα που υπάρχει μεγαλύτερη χρονική υστέρηση δηλαδή μετακινώντας τις βροχοπτώσεις κατά 12 μέρες το σφάλμα εκπαίδευσης προέκυψε να είναι $4 \cdot 10^{-4}$. Το σφάλμα δοκιμής έγινε $5.08 \cdot 10^{-4}$.

Το σφάλμα εκπαίδευσης μειώθηκε κατά 9% αποτέλεσμα που είναι επιθυμητό. Όμως το άλλο αυξήθηκε αρκετά κατά 35% αποτέλεσμα το οποίο είναι δείγμα υπερεκπαίδευσης. Αυτό έχει ως συνέπεια ενώ θεωρητικά το δίκτυο μπορεί να δώσει καλύτερα αποτελέσματα δεν μπορεί να γενικευτεί.

Αφού ο συντελεστής συσχέτισης δεν κατάφερε να βοηθήσει να βρεθεί μια τιμή χρονικής υστέρησης που να βελτιώνει το σφάλμα δοκιμής εξετάστηκαν όλες οι πιθανές τιμές υστέρησης από 0 έως 20. Έτσι «έτρεξε» το δίκτυο για $(N_1, N_2) = (15, 15)$ και επαναλήψεις 3000 για όλες τις χρονικές υστερήσεις (1-20) έχοντας ως κριτήριο να βρεθεί το ελάχιστο σφάλμα δοκιμής.

Τα αποτελέσματα παρατίθενται στον Πίνακα 4.

Χρονική Υστέρηση	Σφάλμα Εκπαίδευσης	Σφάλμα Δοκιμής
0	$4.39 \cdot 10^{-4}$	$3.77 \cdot 10^{-4}$
1	$4.62 \cdot 10^{-4}$	$3.45 \cdot 10^{-4}$
2	$4.33 \cdot 10^{-4}$	$4.22 \cdot 10^{-4}$
3	$3.92 \cdot 10^{-4}$	$5.89 \cdot 10^{-4}$
4	$3.88 \cdot 10^{-4}$	$5.40 \cdot 10^{-4}$
5	$4.12 \cdot 10^{-4}$	$4.95 \cdot 10^{-4}$
6	$4.43 \cdot 10^{-4}$	$3.93 \cdot 10^{-4}$
7	$4.11 \cdot 10^{-4}$	$5.67 \cdot 10^{-4}$
8	$4.07 \cdot 10^{-4}$	$5.16 \cdot 10^{-4}$
9	$4.51 \cdot 10^{-4}$	$4.27 \cdot 10^{-4}$
10	$4.06 \cdot 10^{-4}$	$5.80 \cdot 10^{-4}$
11	$3.77 \cdot 10^{-4}$	$6.39 \cdot 10^{-4}$
12	$4.00 \cdot 10^{-4}$	$5.08 \cdot 10^{-4}$
13	$4.13 \cdot 10^{-4}$	$4.90 \cdot 10^{-4}$
14	$4.05 \cdot 10^{-4}$	$5.48 \cdot 10^{-4}$
15	$4.63 \cdot 10^{-4}$	$3.83 \cdot 10^{-4}$
16	$4.54 \cdot 10^{-4}$	$4.13 \cdot 10^{-4}$
17	$4.75 \cdot 10^{-4}$	$4.08 \cdot 10^{-4}$
18	$4.75 \cdot 10^{-4}$	$4.22 \cdot 10^{-4}$
19	$4.46 \cdot 10^{-4}$	$4.85 \cdot 10^{-4}$
20	$4.21 \cdot 10^{-4}$	$5.64 \cdot 10^{-4}$

Πίνακας 4: Εξέλιξη σφαλμάτων για τις διαφορετικές χρονικές υστερήσεις

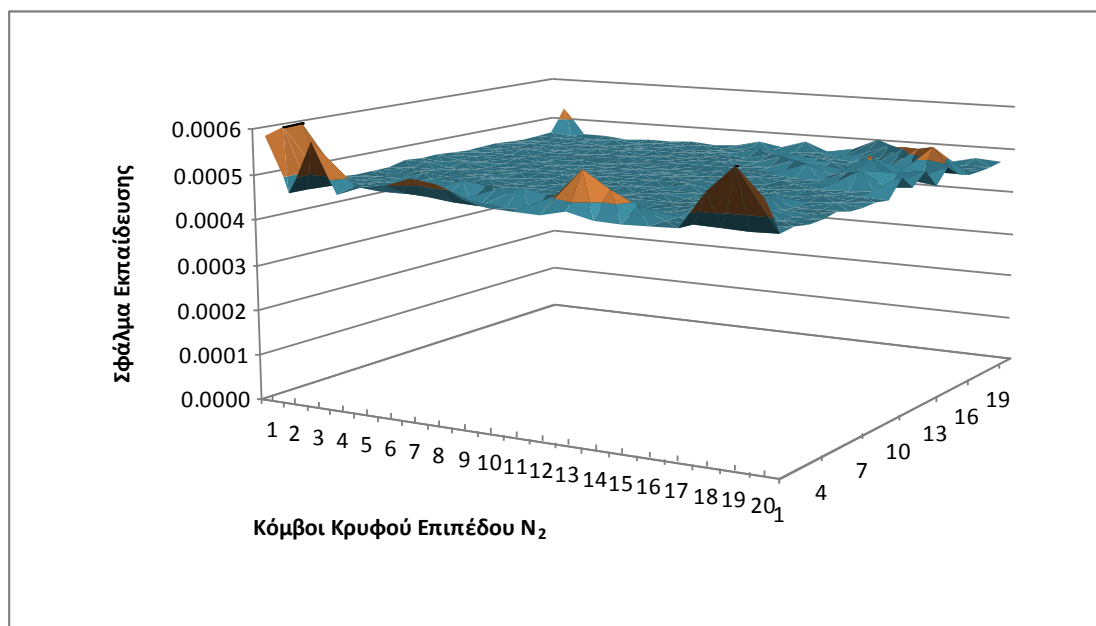
Ένα συμπέρασμα που προκύπτει από τον παραπάνω Πίνακα 4, είναι ότι στις χρονικές υστερήσεις (π.χ. 8,11) στις οποίες προηγουμένως έχουν βρεθεί μεγαλύτεροι συντελεστές συσχέτισης, δηλαδή οι βροχοπτώσεις επηρεάζουν περισσότερο τις στάθμες, τα σφάλματα δοκιμής αυξάνονται ενώ μειώνονται τα σφάλματα εκπαίδευσης το οποίο πιθανώς να αντιστοιχεί σε υπερεκπαίδευση.

Έτσι για το σημείο στο οποίο υπάρχει η μεγαλύτερη μείωση σφάλματος δοκιμής από $3.77 \cdot 10^{-4}$ σε $3.45 \cdot 10^{-4}$ δηλαδή 8.4% και αύξηση του σφάλματος εκπαίδευσης από $4.39 \cdot 10^{-4}$ σε $4.62 \cdot 10^{-4}$ δηλαδή 5% αντιστοιχεί σε χρονική υστέρηση (1,1) για τις δύο βροχοπτώσεις αντίστοιχα. Άρα η βέλτιστη αρχιτεκτονική του δικτύου θα προκύψει αν μετακινηθούν κατά μια ημέρα.

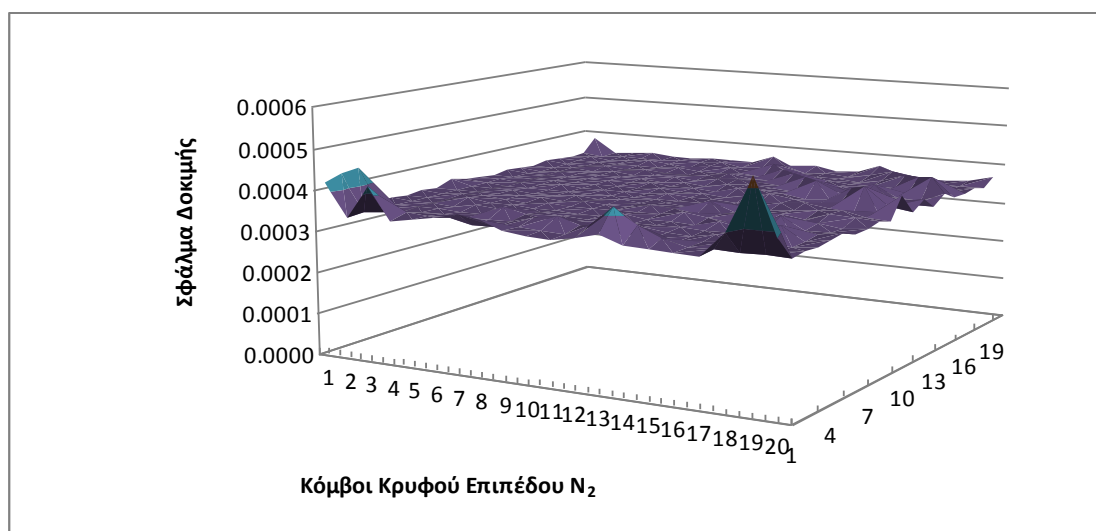
Το τελικό δίκτυο θα έχει ως εισόδους τις χθεσινές βροχοπτώσεις, την σημερινή θερμοκρασία, τη στάθμη της προηγούμενης ημέρας και θα προκύπτει η διαφορά στάθμης σε ημερήσια βάση.

5.4 Κάναβος

Στη συνέχεια μεταβλήθηκαν οι αριθμοί κόμβων του κρυφού επιπέδου N_1 και N_2 από 1-20 αντίστοιχα και παρακολουθήθηκε η εξέλιξη του σφάλματος εκπαίδευσης και του σφάλματος δοκιμής για το τελικό δίκτυο που επιλέχθηκε. Οι επαναλήψεις κρατήθηκαν στις 3000 και χρησιμοποιήθηκε το 80% των δεδομένων.



Διάγραμμα 7: Αναπαράσταση σφάλματος εκπαίδευσης για κόμβους κρυφών επιπέδων N_1 και N_2 από 1-20 αντίστοιχα και επαναλήψεις 3000



Διάγραμμα 8: Αναπαράσταση σφάλματος δοκιμής για κόμβους κρυφών επιπέδων N_1 και N_2 από 1-20 αντίστοιχα και επαναλήψεις 3000

Το σφάλμα δοκιμής σε κάποια σημεία τα οποία βρίσκονται στις άκρες του Διαγράμματος 8 παίρνει τις πιο μεγάλες τιμές ενώ σε κάποια άλλα που τοποθετούνται προς το κέντρο του Διαγράμματος 8 δηλαδή σε ενδιάμεσα σημεία, το σφάλμα σταθεροποιείται σε πολύ μικρότερες τιμές. Τα ίδια ισχύουν για το σφάλμα εκπαίδευσης (Διάγραμμα 7).

Για το σημείο $(N_1, N_2) = (3, 15)$ υπάρχει το ελάχιστο σφάλμα δοκιμής $3.40 \cdot 10^{-4}$ με αντίστοιχο σφάλμα εκπαίδευσης $4.66 \cdot 10^{-4}$. Για το σημείο $(N_1, N_2) = (19, 5)$ υπολογίστηκε το μικρότερο σφάλμα εκπαίδευσης $4.56 \cdot 10^{-4}$ ενώ το αντίστοιχο σφάλμα δοκιμής είναι $3.47 \cdot 10^{-4}$. Στον Πίνακα 5 παρατίθενται τα δυο σημεία καθώς και οι τιμές που παίρνουν τα σφάλματα.

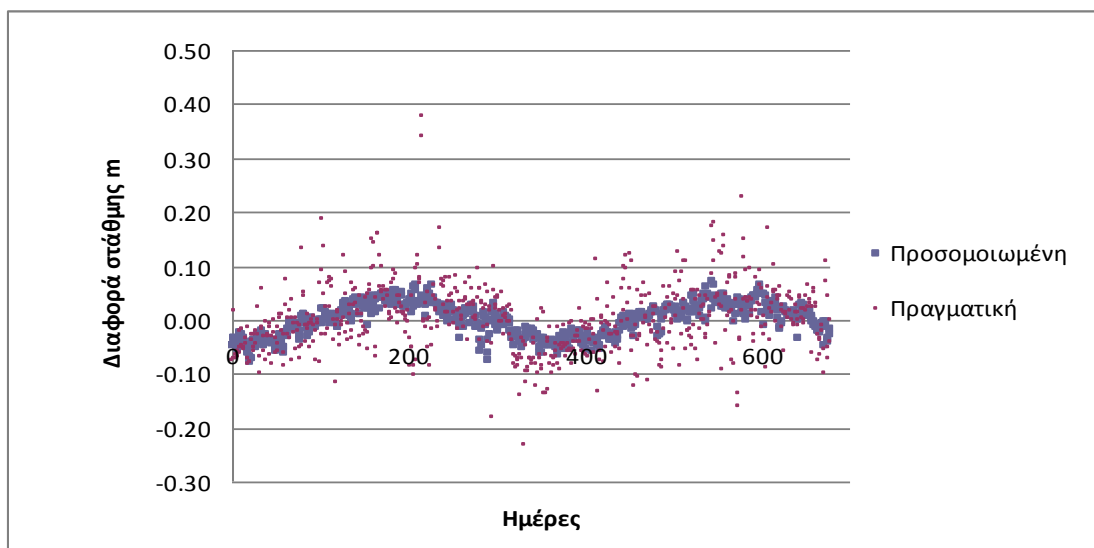
N_1	N_2	Επαναλήψεις	Σφάλμα Εκπαίδευσης	Σφάλμα Δοκιμής
3	15	3000	$4.66 \cdot 10^{-4}$	$3.40 \cdot 10^{-4}$
19	5	3000	$4.56 \cdot 10^{-4}$	$3.47 \cdot 10^{-4}$

Πίνακας 5: Σημεία ελαχίστου στον κানাβο

Από προηγούμενη διαπίστωση (κεφάλαιο 5.3 – προτελευταία παράγραφος) το σφάλμα δοκιμής που βρέθηκε είναι $3.45 \cdot 10^{-4}$ οπότε για το σημείο στον κানাβο $(N_1, N_2) = (3, 15)$, το ποσοστό βελτίωσης είναι 1.4%. Αντίστοιχα για αυτό της εκπαίδευσης είναι $4.62 \cdot 10^{-4}$ και μειώνεται σε $4.56 \cdot 10^{-4}$ δηλαδή το ποσοστό βελτίωσης είναι 1.2%.

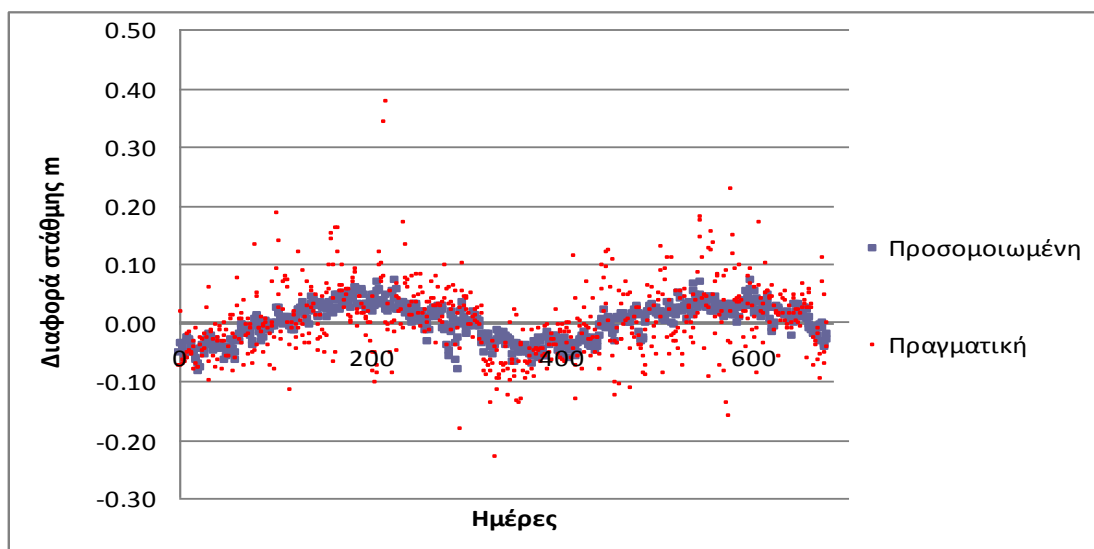
5.5 Υπολογισμός Υδραυλικών Σταθμών

Στο σημείο που υπάρχει το μικρότερο σφάλμα δοκιμής για $(N_1, N_2) = (3, 15)$ και για επαναλήψεις 3000 υπολογίστηκε από το δίκτυο η διαφορά στάθμης (προσομοιωμένη διαφορά στάθμης) η οποία συγκρίνεται με την πραγματική. Έτσι πρόεκυψε το παρακάτω Διάγραμμα 9.



Διάγραμμα 9: Απεικόνιση προσομοιωμένης και πραγματικής διαφοράς στάθμης για ελάχιστο σφάλμα δοκιμής

Ακολούθως έγινε σύγκριση της πραγματικής διαφοράς στάθμης με την προσομοιωμένη για το μικρότερο σφάλμα εκπαίδευσης που παρατηρήθηκε στον κানাβο για $(N_1, N_2)=(19,5)$ και επαναλήψεις 3000 με αποτέλεσμα να προκύψει το Διάγραμμα 10.

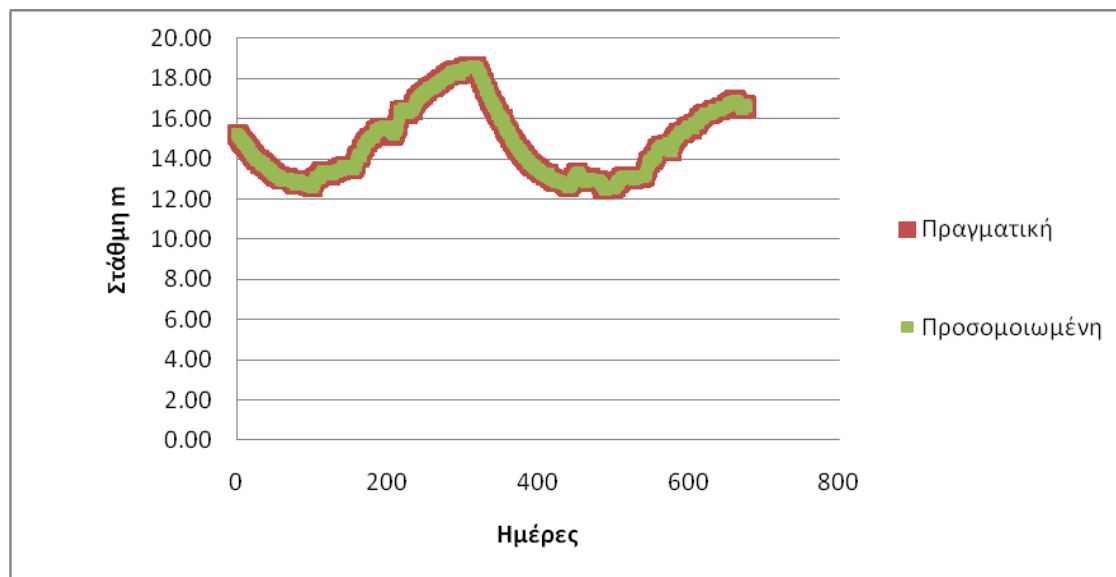


Διάγραμμα 10: Απεικόνιση προσομοιωμένης και πραγματικής διαφοράς στάθμης για ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης

Από την εξέταση των δύο Διαγραμμάτων (9, 10) διαπιστώθηκε ότι η προσομοιωμένη διαφορά στάθμης ακολουθεί την ίδια πορεία με την πραγματική, αποτέλεσμα που είναι επιθυμητό. Λόγω των αντλήσεων υπάρχει μείωση της ποσότητας του νερού που είναι αποθηκευμένο στον υδροφόρα με αποτέλεσμα να παρατηρείται μια απότομη μεταβολή της στάθμης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να υπάρχουν σημεία στα οποία η πραγματική διαφορά στάθμης να διαφέρει αρκετά από την προσομοιωμένη.

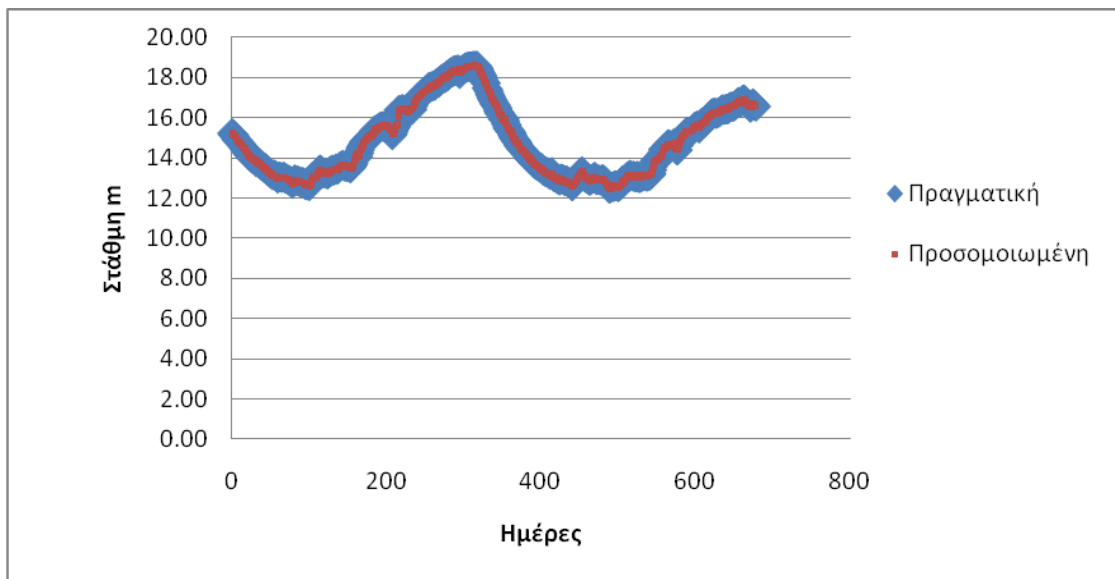
Οι υπολογιζόμενες τιμές των προσομοιωμένων διαφορών στάθμης στις δύο περιπτώσεις των ελάχιστων σφαλμάτων δοκιμής και εκπαίδευσης διαφέρουν ελάχιστα, το οποίο είναι δύσκολο να φανεί ευκρινώς στα απεικονιζόμενα Διαγράμματα 9 και 10.

Για το μικρότερο σφάλμα δοκιμής υπολογίστηκε η υδραυλική στάθμη σε ημερήσια βάση (προσομοιωμένη στάθμη) προσθέτοντας στην προσομοιωμένη διαφορά στάθμης την πραγματική στάθμη της προηγούμενης ημέρας. Η διακύμανση της προσομοιωμένης υδραυλικής στάθμης παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 11.



Διάγραμμα 11: Απεικόνιση προσομοιωμένης και πραγματικής στάθμης για ελάχιστο σφάλμα δοκιμής

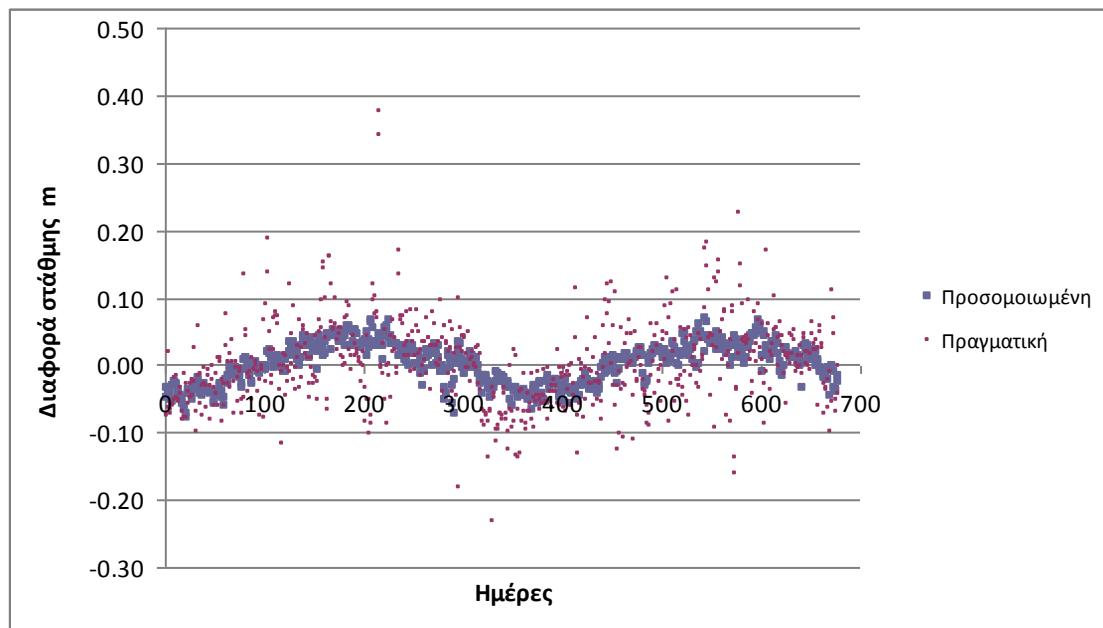
Με την ίδια διαδικασία προέκυψε το αντίστοιχο Διάγραμμα 12 για την περίπτωση του ελαχίστου σφάλματος εκπαίδευσης.



Διάγραμμα 12: Απεικόνιση προσομοιωμένης και πραγματικής στάθμης για ελάχιστο σφάλμα εκπαίδευσης

Από τα δύο διαγράμματα είναι φανερό ότι οι προσομοιωμένες στάθμες προσεγγίζουν τις πραγματικές, σημάδι σωστής εκπαίδευσης. Για το 20 % των μετρήσεων που αντιστοιχούν από την 542η μέχρι και 678η ημέρα, οι τιμές των προσομοιωμένων σταθμών που προκύπτουν από το δίκτυο, διαφέρουν ελάχιστα από την πραγματικότητα, σημάδι σωστών τιμών στα βάρη. Τα σφάλματα που είχαν υπολογιστεί και σχολιαστεί προηγουμένως αναφέρονται στο υπόλοιπο 80% των δεδομένων δηλαδή από την 1η μέχρι και 542η ημέρα.

Στη συνέχεια έγινε μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη για την περίπτωση που υπάρχει μικρότερο σφάλμα δοκιμής. Δόθηκαν ως είσοδοι στο δίκτυο οι βροχοπτώσεις, οι θερμοκρασίες ανα ημέρα και η παρατηρούμενη (πραγματική) στάθμη μόνο για την πρώτη ημέρα. Με τα δεδομένα αυτά υπολογίστηκαν από το δίκτυο οι διαφορές στάθμης για τις υπόλοιπες ημέρες με βάση την προσομοιωμένη στάθμη η οποία προκύπτει από το νευρωνικό δίκτυο για όλες τις ημέρες πλην της πρώτης. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στο Διάγραμμα 13.



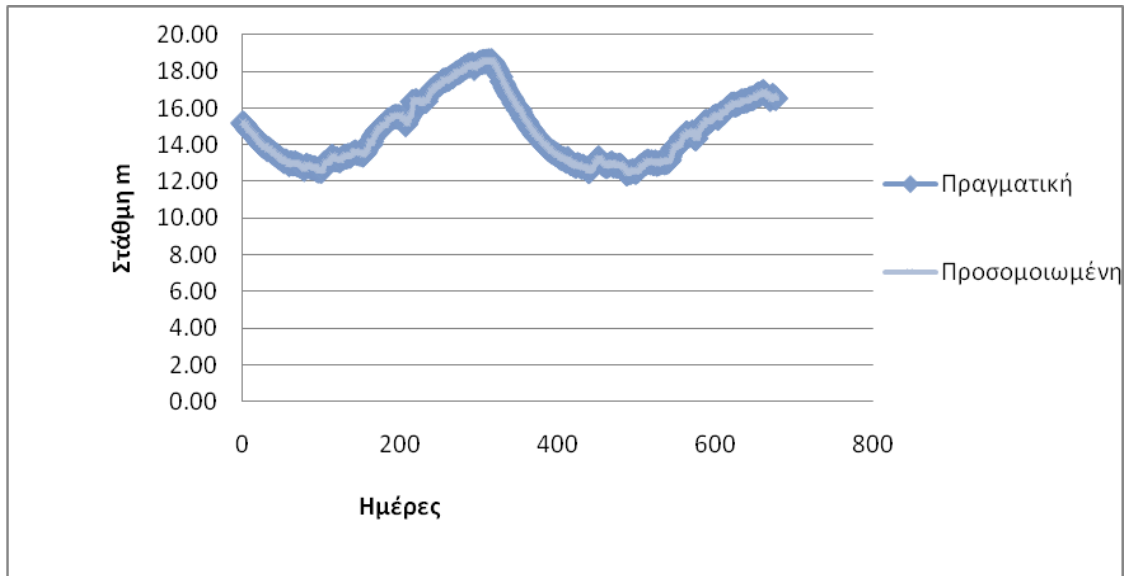
Διάγραμμα 13: Παρουσίαση προσομοιωμένης και πραγματικής διαφοράς στάθμης ύστερα από μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη

Οι προσομοιωμένες διαφορές στάθμης προσεγγίζουν τις πραγματικές παρόλο που το δίκτυο είχε σαν δεδομένο τις στάθμες της πρώτης ημέρας μόνο και όχι των υπολοίπων ημερών όπως αντιμετωπίστηκε το πρόβλημα στα Διαγράμματα 9 - 12. Το γεγονός ότι η διακύμανση της υδραυλικής διαφοράς στάθμης εξακολουθεί να έχει την ίδια τάση, σημαίνει ότι το δίκτυο δίνει σωστά αποτελέσματα. Τα προβλήματα προσομοίωσης λόγω έλλειψης δεδομένων για τυχόν αντλήσεις εξακολουθούν να υπάρχουν.

Αντίστοιχα η διακύμανση της προσομοιωμένης υδραυλικής στάθμης παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 14.

Το ότι η πραγματική στάθμη με την προσομοιωμένη δεν διαφέρει σχεδόν καθόλου, σημαίνει ότι το δίκτυο μπορεί να προβλέψει τις στάθμες για τις υπόλοιπες μέρες εκτός της πρώτης, διαπίστωση που είναι δυνατόν να οδηγήσει στο συμπέρασμα ότι ένας από τους σημαντικούς σκοπούς της εργασίας επιτεύχθηκε.

Παρόμοια αποτελέσματα έδωσε και η περίπτωση του ελαχίστου σφάλματος εκπαίδευσης και για αυτό δεν παρουσιάζονται αναλυτικά.



Διάγραμμα 14: Απεικόνιση προσομοιωμένης και πραγματικής στάθμης ύστερα από μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη

Ο κώδικας που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία θα μπορούσε να εφαρμοστεί για την πρόβλεψη υδραυλικών σταθμών διαφορετικών σεναρίων. Πιο συγκεκριμένα αλλάζοντας κάποιες από τις τιμές των υδρολογικών στοιχείων για την περιοχή, για παράδειγμα με τη δημιουργία διαφόρων σεναρίων βροχόπτωσης, θα ήταν δυνατόν να εξεταστεί η επιρροή τους στις υδραυλικές στάθμες του υδροφορέα με τη βοήθεια του κώδικα που αναπτύχθηκε.

Κεφάλαιο 6

6.1 Συμπεράσματα-Προτάσεις

Στην παρούσα εργασία αρχικά ένα νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται για να προσομοιώσει την αλλαγή στην στάθμη ενός υδροφορέα με δεδομένα εισόδου υδρολογικές παραμέτρους που σχετίζονται με το υδατικό ισοζύγιο. Για την απόφαση υπέρ της χρήσης ή μη του αριθμού ημέρας επειδή υπήρχε αβεβαιότητα εξετάστηκαν διαφορετικές περιπτώσεις. Τα αποτελέσματα έδειξαν ύστερα από την αφαίρεση της παραμέτρου του αριθμού ημέρας βελτίωση των σφαλμάτων εκπαίδευσης και δοκιμής κατά 8.5% και 5% αντίστοιχα, το οποίο οδηγεί αφενός σε σωστότερα αποτελέσματα για τις διαφορές υδραυλικής στάθμης και αφετέρου καλύτερη μοντελοποίηση του καρστικού υδροφορέα.

Για την περαιτέρω βελτίωση της προσομοίωσης του υδροφορέα εισήχθη η χρονική υστέρηση στην οποία υπάρχει μεγαλύτερη συσχέτιση μεταξύ της διαφοράς στάθμης και της βροχόπτωσης από τους δυο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης ανά ημέρα. Το αναμενόμενο ήταν να μειωθούν τα σφάλματα εκπαίδευσης και δοκιμής πράγμα που έγινε εν μέρει αφού το πρώτο ελαττώθηκε κατά 9% και το άλλο αυξήθηκε κατά 35%. Αυτό έδειξε πιθανή υπερεκπαίδευση και συνεκδοχικά μείωση της ικανότητας γενίκευσης του δικτύου. Επομένως η χρήση του συντελεστή συσχέτισης για την εύρεση της βέλτιστης χρονικής υστέρησης απέτυχε να βελτιώσει το σφάλμα δοκιμής. Έτσι στη συνέχεια ζητούμενο ήταν να βρεθεί το μικρότερο σφάλμα δοκιμής για διαφορετικές χρονικές υστερήσεις το οποίο υπολογίστηκε για τις χθεσινές βροχοπτώσεις. Έπειτα κατασκευάστηκε κάναβος από τον οποίο φάνηκε ότι οι κόμβοι των κρυφών επιπέδων επηρεάζουν τα σφάλματα δοκιμής και εκπαίδευσης προσπαθώντας πάντα να μειωθούν, το οποίο έγινε κατά 1.4% και 1.2% αντίστοιχα.

Οι προσομοιωμένες στάθμες που απεικονίζονται στις γραφικές παραστάσεις της παρούσας εργασίας, επειδή παντού ακολουθούν την ίδια

πορεία και λαμβάνουν σχεδόν ίδιες τιμές σε σχέση με τις πραγματικές οδηγούν στο συμπέρασμα ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να προβλέψουν την συμπεριφορά του υδροφορέα επιτυχώς, γνωρίζοντας τα υδρολογικά στοιχεία της περιοχής, χωρίς να είναι απαραίτητο να περιγραφούν τα γεωλογικά χαρακτηριστικά της.

Σχεδόν σε όλα τα διαγράμματα τα οποία απεικονίζουν την διαφορά στάθμης, οι αντλήσεις τις επηρεάζουν σε ορισμένα σημεία. Οπότε μια μελλοντική πρόταση που θα μπορούσε να γίνει για να υπάρξουν πιο αξιόπιστα αποτελέσματα από το δίκτυο, θα ήταν να προστεθούν και χρονοσειρές οι οποίες θα αφορούσαν αντλήσεις. Επιπλέον μια άλλη βελτίωση η οποία θα μπορούσε να μελετηθεί σε μελλοντική εργασία θα ήταν να χρησιμοποιηθούν παραπάνω κρυφά επίπεδα από δύο. Αυτό θα είχε ως συνέπεια να δοθεί στο σύστημα μεγαλύτερη ευελιξία. Η μοντελοποίηση θα ήταν ακόμα πιο σωστή αν υπήρχαν χρονοσειρές που θα αφορούσαν υγρασία, ταχύτητα ανέμου και ποσότητα ηλιακής ακτινοβολίας στην περιοχή.

Στην προσπάθεια μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης υπολογίστηκαν οι προσομοιωμένες στάθμες έχοντας σαν δεδομένο μόνο τη στάθμη της πρώτης ημέρας και τις τιμές των βαρών από την εκπαίδευση. Από τα αποτελέσματα οι στάθμες πλησιάζουν τις πραγματικές το οποίο είναι πολύ ενθαρρυντικό. Επίσης όπως ήδη έχει αναφερθεί ο κώδικας θα ήταν πολύ χρήσιμος στην εύρεση της αλλαγής στις στάθμες με την επεξεργασία κάποιων σεναρίων διαφοροποίησης των υδρολογικών δεδομένων της περιοχής.

Ορισμοί

Δενδρίτης: η λεπτή απόληξη ενός κυττάρου νευρώνα που δέχεται σήματα από άλλους νευρώνες.

Σήμα: πληροφορία η οποία καταφθάνει στην είσοδο (σήμα εισόδου) ενός νευρωνικού δικτύου, μεταδίδεται μέσα σε αυτό και προκαλεί την δημιουργία μιας νέας πληροφορίας στην έξοδο (σήμα εξόδου).

Νευρώνας (μονάδα): η στοιχειώδης μονάδα από την οποία αποτελείται ένα νευρωνικό δίκτυο.

Επίπεδο Εισόδου αποτελείται από μονάδες που λαμβάνουν δεδομένα από πηγές που βρίσκονται εκτός του νευρωνικού δικτύου.

Κρυφά Επίπεδα: αποτελείται από μονάδες που έχουν ως σκοπό να στέλνουν σήματα εισόδου και εξόδου μέσα στο δίκτυο.

Επίπεδο Εξόδου: αποτελείται από μονάδες που στέλνουν δεδομένα έξω από το νευρωνικό δίκτυο.

Αισθητήρας (Perceptron): το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο το οποίο είναι η βάση για την ανάπτυξη των πολυεπίπεδων δικτύων.

Κανόνας Εκμάθησης: ο κανόνας ο οποίος υπολογίζει βάσει κάποιου μαθηματικού τύπου τις αλλαγές στα βάρη, ούτως ώστε οι εξοδοί του δικτύου να πλησιάσουν περισσότερο προς τις επιθυμητές. Τέτοιοι είναι ο κανόνας δέλτα, ο κανόνας Hebb και ο γενικευμένος κανόνας δέλτα.

Αλγόριθμος Πίσω Διάδοσης (Back Propagation Algorithm): η πιο γνωστή μέθοδος εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου με πολλά επίπεδα. Βασίζεται στην προώθηση των σημάτων από την είσοδο στην έξοδο του δικτύου και στην διόρθωση των τιμών των βαρών του δικτύου από την ελαχιστοποίηση του σφάλματος από την έξοδο πίσω στην είσοδο.

Επιβλεπόμενη Μάθηση: μία περίπλοκη διεργασία στην οποία υπόκειται ένα νευρωνικό δίκτυο, στο οποίο παρουσιάζεται ένας αριθμός ζευγών σημάτων εισόδου-επιθυμητών εξόδων (πρότυπα), τα οποία το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται να αναγνωρίζει.

Ρυθμός Εκπαίδευσης: μια σταθερά, η οποία υποδηλώνει πόσο μεγάλες είναι οι αλλαγές που γίνονται στα βάρη κατά την εκπαίδευση του δικτύου.

Βιβλιογραφία

Ελληνική

Αργυράκης, Π., 2001, *Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές* τόμος Β Πάτρα: Εκδόσεις Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο.

Βρυζώνης, Δ., 2007. *Διπλωματική εργασία: Υδρολογική μελέτη και σενάρια διαχείρισης υπόγειου υδροφορέα περιοχής Αγιάς Χανίων με χρήση μοντέλων προσομοίωσης*. Χανιά: Τμήμα Μηχανικών Περιβάλλοντος, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Διαμαντάρας, Κ., 2007. *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα* Αθήνα: εκδόσεις Κλειδάριθμος.

Στεργιάδη, Μ., 2006. *Μεταπτυχιακή διατριβή: Βέλτιστος Σχεδιασμός Διαχείρισης Υδάτων του Βόρειου Τμήματος της Νήσου Ρόδου με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων*. Χανιά: Τμήμα Μηχανικών Περιβάλλοντος, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Τσαϊμος, Γ., 2009. *Διπλωματική εργασία: Διαχειρηστική μελέτη Υδατικών Πόρων στις λεκάνες απορροής Κερίτη-Θερίσσου*. Χανιά: Τμήμα Μηχανικών Περιβάλλοντος, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Τσακίρης, Γ., 1995, *Υδατικοί πόροι: Ι Τεχνική Υδρολογία* Αθήνα: Εκδόσεις Συμμετρία.

Τσιτσιλώνης, Σ., 2006. *Διπλωματική εργασία :Ανάλυση Υδατικού Ισοζυγίου της Λεκάνης του Κερίτη με Σύγχρονη Μελέτη Επιφανειακών και Υπόγειων Απορροών*. Χανιά: Τμήμα Μηχανικών Περιβάλλοντος, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Διεθνής

Coppola EA, et. al., 2005b *A neural network model for predicting aquifer water level elevations* Ground Water 43: pp. 231-241.

Haykin, S., 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd ed. New Jersey: Prentice-Hall Inc.

Krose, B. & Van Der Smagt, P., 1996 *An introduction to Neural networks* 8th ed. Amsterdam: University of Amsterdam.

Lallahem. S., Mania, J., Hani A, & Najjar Y,. 2005 *On the use of neural networks to evaluate groundwater level in fractured media*, Journal of Hydrology, 307:pp. 92-11.

Maskey, S., Dibike, Y.B., Jonoski, A., & Solomatine, D.P. 2000 *Groundwater Model Approximation with artificial Network for selecting Optimum Pumping Strategy for Plume removal*. In: *AI methods in Civil Engineering Applications* Cotbus pp. 67-80.

Nayak, P., Rao, Y. & Sudheer K., 2006 *Groundwater Level Forecasting in a Shallow Aquifer Using Artificial Neural Network Approach* Water Resources Management, 20, pp. 77-90.

Trichakis, I., Nikolos I. & Karatzas G., 2009. *Optimal selection of artificial neural network parameters for the prediction of a karstic aquifer 's response*, Hydrological Processes, 25 August, 23, pp. 2956-2969.

Ιστοσελίδες

<http://www.kee.gr/perivallontiki/img/image48.jpg>

Παράρτημα 1

Στο Παράρτημα 1 παρουσιάζεται ο κώδικας για την μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της διαφοράς στάθμης ο οποίος αναπτύχθηκε σε Visual basic:

```

Sub Main()
Dim var1 As Integer
Dim diaforastathmis As Double
Dim stathmi As Double
Dim thermokrasia(678)
Dim broxoptosi1(678)
Dim broxoptosi2(678)

Open "chromosome.txt" For Input As #1
Input #1, var1
Input #1, var1
Input #1, broxoptosi1(1), broxoptosi2(1), thermokrasia(1), stathmi
Close #1
Vall = Shell("NEURAL_5.EXE", vbHide)
Open "fitness.txt" For Input As #3
Input #3, var1
Input #3, var1
Input #3, diaforastathmis
Close #3
Open "fitness-full.txt" For Output As #4
Print #4, diaforastathmis
Close #4
stathmi = stathmi + diaforastathmis

Open "chromosome-full.txt" For Input As #1
'Input #1, var1
For i = 1 To 677 'var1
Input #1, broxoptosi1(i), broxoptosi2(i), thermokrasia(i)

```

```

Open "chromosome.txt" For Output As #2
Print #2, 1
Print #2, 1
Print #2, broxoptosi1(i), broxoptosi2(i), thermokrasia(i)
Print #2, stathmi
Close #2
Vall = Shell("NEURAL_5.EXE", vbHide)
Open "fitness.txt" For Input As #3
Input #3, var1
Input #3, var1
Input #3, diaforastathmis
Close #3
Open "fitness-full.txt" For Append As #4
Print #4, diaforastathmis
Close #4
stathmi = stathmi + diaforastathmis
Next

Close #1

End Sub

```