



**ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ**

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**«ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ  
ΤΗΣ ΣΤΑΘΜΗΣ ΤΟΥ ΥΔΡΟΦΟΡΟΥ ΟΡΙΖΟΝΤΑ ΚΑΙ  
ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗΝ ΠΕΔΙΑΔΑ ΤΗΣ ΜΕΣΣΑΡΑΣ»**

**ΓΙΑΝΝΗΣ Ν. ΔΑΛΙΑΚΟΠΟΥΛΟΣ**

**ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ**

**ΙΩΑΝΝΗΣ ΤΣΑΝΗΣ (επιβλέπων)**

**ΕΥΑΓΓΕΛΟΣ ΓΙΔΑΡΑΚΟΣ**

**ΔΙΟΝΥΣΙΟΣ ΧΡΙΣΤΟΠΟΥΛΟΣ**

**Χανιά**

**Ιούλιος 2003**

*Στους γονείς μου, Νίκο και Ευτυχία,  
με αγάπη και σεβασμό*

## *Περίληψη*

Η παρούσα εργασία επικεντρώνεται στην κατασκευή ενός αλγορίθμου και στην ανάπτυξη λογισμικού πρόβλεψης στάθμης υδροφόρου ορίζοντα με χρήση νευρωνικών δικτύων. Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, ασχοληθήκαμε με τη συλλογή και την επεξεργασία των δεδομένων ενώ έγινε μια προσπάθεια επιλογής της βέλτιστης αρχιτεκτονικής ενός παλινδρομικού νευρωνικού δικτύου που να προβλέπει τη στάθμη του ύδατος ενός πηγαδιού. Το λογισμικό που προέκυψε, εφαρμόστηκε στα υπάρχοντα υδρογεωλογικά δεδομένα της πεδιάδας της Μεσσαράς, στην τοποθεσία Πόμπια, με σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων για την τάση της διακύμανσης της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα της περιοχής.

## *Περιεχόμενα*

<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b>	<b>III</b>
<b>ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ</b>	<b>IV</b>
<b>ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b>	<b>1</b>
1.1 Η ΑΞΙΑ ΤΟΥ ΝΕΡΟΥ	1
1.2 ΥΠΟΓΕΙΑ ΥΔΑΤΑ	2
1.3 ΥΠΕΡΕΚΜΕΤΑΛΛΕΥΣΗ ΤΩΝ ΥΠΟΓΕΙΩΝ ΥΔΑΤΩΝ	4
1.4 Η ΑΝΑΓΚΗ ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΣΤΑΘΜΗΣ ΥΔΡΟΦΟΡΟΥ ΟΡΙΖΟΝΤΑ	5
<b>ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ</b>	<b>6</b>
2.1 ΟΡΙΣΜΟΣ	6
2.2 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	7
2.3 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	9
2.4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΥΔΡΟΛΟΓΙΑ	12
<b>ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ – ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ</b>	<b>13</b>
3.1 ΔΙΑΙΡΕΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	13
3.2 ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	13
3.3 ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΕΙΣΟΔΟΥ	15
3.4 ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ	16
3.5 ΣΦΑΛΜΑΤΑ	18
3.6 ΈΛΕΓΧΟΣ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ	20
<b>ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ</b>	<b>25</b>
4.1 Η ΚΟΙΛΑΔΑ ΤΗΣ ΜΕΣΣΑΡΑΣ	25
4.2 ΥΔΡΟΓΕΩΛΟΓΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	26
4.3 ΚΛΙΜΑΤΟΛΟΓΙΚΕΣ ΣΥΝΘΗΚΕΣ	28
4.4 ΥΔΑΤΙΝΟΙ ΠΟΡΟΙ	29
<b>ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΣΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΗΣ ΜΕΣΣΑΡΑΣ</b>	<b>31</b>
5.1 ΔΕΔΟΜΕΝΑ	31
5.2 ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	34
5.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΕΣ ΑΠΑΙΤΗΣΕΙΣ	34
5.4 ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ	36
5.5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ	40

## 5.6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

42

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

44

## **1.1 Η αξία του νερού**

Το νερό αποτελεί ένα στρατηγικό πόρο ζωτικής σημασίας για την ανθρώπινη κοινωνία. Χρησιμοποιείται, όχι μόνο για την παραγωγή πόσιμου νερού, τροφής, ενέργειας και βιομηχανικών προϊόντων, αλλά και στις μεταφορές και την ψυχαγωγία ενώ παίζει ουσιαστικό ρόλο στην αειφόρο ανάπτυξη και την προστασία του περιβάλλοντος.

Σήμερα, με την αύξηση του πληθυσμού και την σχετική εξάπλωση των αστικών και οικονομικών δραστηριοτήτων, γίνεται όλο και περισσότερο αντιληπτό ότι η ανεπάρκεια, η κακοδιαχείριση και η ρύπανση των υδάτων αποτελούν σοβαρά και ολοένα αυξανόμενα προβλήματα. Προβλήματα για την ποιότητα ζωής και την ανθρώπινη υγεία, για την συντήρηση του περιβάλλοντος και σε τελική ανάλυση για την οικονομική ανάπτυξη όλων των περιοχών του πλανήτη μας.

Στον Ευρωπαϊκό χώρο, οι υδάτινοι πόροι, με βάση τόσο την διαθεσιμότητα όσο και τη ζήτηση, κατανέμονται εξαιρετικά ανομοιόμορφα και μεταβάλλονται σε χωρική και χρονική κλίμακα. Πρόσφατα αποτελέσματα ερευνητικών προγραμμάτων υπό την αιγίδα της Ευρωπαϊκής Ένωσης, δείχνουν σημαντικές επιπτώσεις της μεταβολής του κλίματος, στις συνιστώσες της διαθεσιμότητας και της ζήτησης του νερού. Πιο συγκεκριμένα, τα αποτελέσματα δείχνουν μεγάλες τοπικές μεταβολές στη διακύμανση της βροχόπτωσης και αύξηση της συχνότητας των ακραίων καιρικών φαινομένων όπως η ξηρασία και η πλημμύρες. Οι αλλαγές των χρήσεων γης λόγω της επέκτασης των ποικίλων οικονομικών δραστηριοτήτων (αστικοποίηση, αποψίλωση δασών, καλλιέργεια) επιτείνουν το πρόβλημα του ελλείμματος υδάτινων πόρων και επηρεάζουν την ποιότητα τόσο των επιφανειακών όσο και των υπόγειων υδάτων. Η κατάσταση αναμένεται να επιδεινωθεί λόγω της αύξησης του πληθυσμού και της

αντίστοιχης επέκτασης της αστικού συστήματος διαχείρισης υδάτινων πόρων, που επιδρά αποφασιστικά στην παροχή και την κατανάλωση ύδατος.

Η διαχείριση των υδάτινων πόρων στην παράκτια ζώνη της Μεσογείου είναι ιδιαίτερα προβληματική. Κατά τη διάρκεια των τελευταίων 30 χρόνων, το ποσοστό της άρδευσης με της χρήση υπόγειων υδάτων έχει αυξηθεί στις χώρες της νοτίου Ευρώπης. Το γεγονός αυτό, οφείλεται από τη μια στο αρκετά ασθενές ισοζύγιο μεταξύ παροχής και ζήτησης αρδευτικού ύδατος και από την άλλη, στην έλλειψη μιας ολοκληρωμένης προσέγγισης της διαχείρισης των υδάτινων πόρων που να λαμβάνει υπόψη της τη χρήση εναλλακτικών υδάτινων πόρων και την κοινωνικοοικονομική ανάπτυξη των χωρών αυτών και στην απουσία μιας κατάλληλης πολιτικής της τιμής του νερού. Σαν αποτέλεσμα, οι υδάτινοι πόροι υφίστανται υπερεκμετάλλευση, με αποτέλεσμα την ξήρανση των υδροβιότοπων και των χερσαίων οικοσυστημάτων, την αύξηση της αλατότητας λόγω εισόδου θαλάσσιων υδάτων και την υποβάθμιση της ποιότητας των υπογείων υδάτων. [4]

Προφανώς, τα υδατικά μας αποθέματα διατρέχουν και άλλους κινδύνους όπως η ρύπανση από βαριά μέταλλα, οργανικές ουσίες και παθογόνα, αλλά η διερεύνησή των κινδύνων αυτών είναι πέρα από τις προθέσεις της εργασίας αυτής.

## **1.2 Υπόγεια ύδατα**

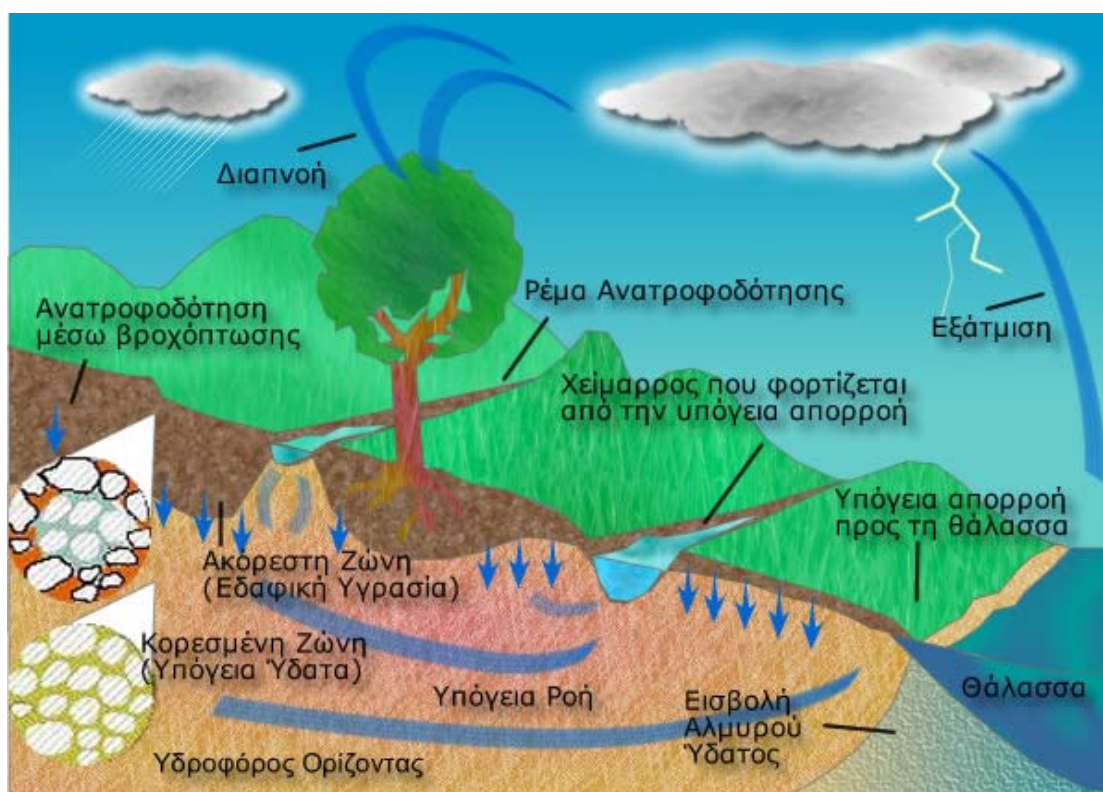
Τα υπόγεια νερά αποτελούν αναπόσπαστο τμήμα του υδρολογικού κύκλου. Ενώ κατακρημνίσματα και πηγές επιφανειακών υδάτων επανατροφοδοτούν τα υπόγεια νερά, αυτά αποστραγγίζονται με σταθερό ρυθμό, προς το σημείο απορροής.

Τα υπόγεια ύδατα δεν μένουν για πάντα κάτω από την επιφάνεια του εδάφους, περιμένοντας να αντληθούν με τεχνητά μέσα. Ο υδρολογικός κύκλος περιλαμβάνει μια σειρά μετασχηματισμών που εμφανίζονται κατά την κυκλοφορία του ύδατος από την ατμόσφαιρα στην επιφάνεια της γης ως το υπέδαφος και έπειτα πίσω από την επιφάνεια στην ατμόσφαιρα. Η βροχόπτωση δημιουργεί και τροφοδοτεί τους επιφανειακούς υδατικούς σχηματισμούς, μετατρέπεται σε εδαφική υγρασία και

κατέρχεται στα υπόγεια νερά. Τα υπόγεια νερά κυκλοφορούν πίσω στην επιφάνεια, και από την επιφάνεια όλες οι μορφές ύδατος επιστρέφουν στην ατμόσφαιρα μέσω της εξάτμισης και της διαπνοής.

Όταν τα κατακρημνίσματα πέφτουν στην επιφάνεια εδάφους, μέρος του ύδατος απορρέει στις λίμνες και τους ποταμούς. Ένα άλλο μέρος των υδάτων απορροφάται από το χώμα και διηθείται στη κορεσμένη ζώνη. Αυτή η διαδικασία καλείται εμπλουτισμός. Οι θέσεις όπου λαμβάνει χώρα ο εμπλουτισμός ονομάζονται περιοχές εμπλουτισμού.

Τελικά, τα ύδατα αυτά, επανεμφανίζονται στην επιφάνεια. Αυτό καλείται απορροή. Τα υπόγεια νερά απορρέουν σε ρέματα, ποταμούς, έλη, λίμνες και ωκεανούς, ή μπορούν να εμφανιστούν σε αρτεσιανές ή μη πηγές.

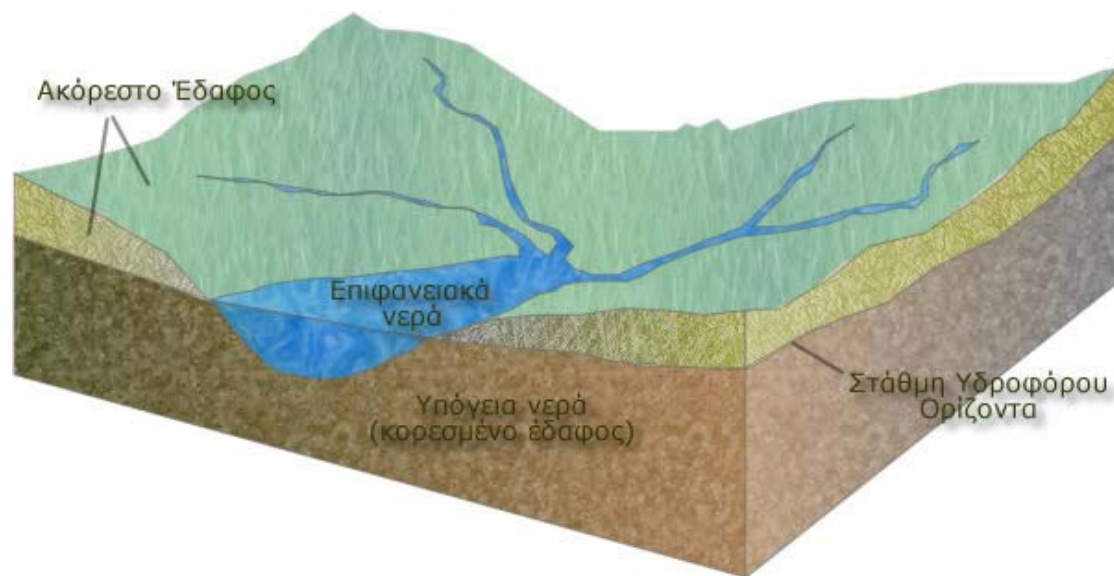


Εικόνα 1.1: Ο υδρολογικός κύκλος

Η απορροή των υπόγειων υδάτων συμβάλει σημαντικά στη ροή των επιφανειακών υδάτων. Στις ξηρές περιόδους, η ροή μερικών ρεμάτων προέρχεται εξολοκλήρου από τα υπόγεια νερά. Στην πραγματικότητα, καθ' όλη τη διάρκεια του έτους, η φύση των



υπόγειων σχηματισμών επιδρά σημαντικά στον όγκο της επιφανειακής απορροής. Ενώ το ποσοστό απορροής καθορίζει τον όγκο του ύδατος που κινείται από τη κορεσμένη ζώνη στους χείμαρρους, το ποσοστό εμπλουτισμού καθορίζει τον όγκο του επιφανειακά κινούμενου ύδατος. Όταν βρέχει, παραδείγματος χάριν, ο όγκος του ύδατος που απορρέει στα ρέματα και τους ποταμούς εξαρτάται από το ποσοστό της βροχόπτωσης που τα εδαφικά υλικά δύνανται να απορροφήσουν. Όταν το νερό που υπάρχει στην επιφάνεια είναι περισσότερο από αυτό που μπορεί να απορροφηθεί τότε αυτό απορρέει σε χείμαρρους και λίμνες.



Εικόνα 1.2: Τυπική τομή εδάφους

Ο χρόνος παραμονής των υπόγειων νερών, δηλαδή, το χρονικό διάστημα που το νερό παραμένει στο υπόγειο μέρος του υδρολογικού κύκλου, ποικίλλει. Το νερό μπορεί να παραμείνει υπόγεια από μέρες ως και χιλιάδες χρόνια. [36]

### 1.3 Υπερεκμετάλλευση των υπόγειων υδάτων

Η υπερεκμετάλλευση των υπόγειων υδάτινων πόρων λόγω της αυξημένης ζήτησης στη γεωργία, τη βιομηχανία και τη δημόσια χρήση είναι ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα σε πανευρωπαϊκό επίπεδο. Για παράδειγμα, στις σχεδόν άγονες Μεσογειακές περιοχές της Ευρώπης, η απουσία αρκετών βροχοπτώσεων και μόνιμων

ποταμών έχουν εντείνει τις πιέσεις που δέχονται οι υπόγειοι υδάτινοι πόροι. Η κυριότερη χρήση των πόρων αυτών είναι η άρδευση. Στη βόρεια Ευρώπη αντίθετα, η υπερεκμετάλλευση συμβαίνει γιατί εδώ και αιώνες τα υπόγεια ύδατα έδιναν μια οικονομική και ταυτόχρονα ποιοτική λύση στο πρόβλημα της δημόσιας ύδρευσης. Παρόλα αυτά, η ανάπτυξη έφερε την αύξηση της εκμετάλλευσης των πόρων αυτών, πολλές φορές με τρόπο μη αειφόρο. Έτσι, σε αρκετές φυσικές υδρολογικές λεκάνες, αντιμετωπίζονται ήδη σοβαρές οικονομικές, περιβαλλοντικές και κοινωνικές επιπτώσεις, οι οποίες με τη σειρά τους ασκούν οικονομικές, κοινωνικές και πολιτικές πιέσεις για την επίλυση της διαμάχης για την κατανάλωση των υπόγειων υδάτων.

Κάποιες από τις περιοχές της Μεσογείου που αντιμετωπίζουν προβλήματα υπερεκμετάλλευσης των υπόγειων υδάτων, βρίσκονται στην Ελλάδα. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το δυτικό τμήμα της πεδιάδας της Μεσσαράς. [4]

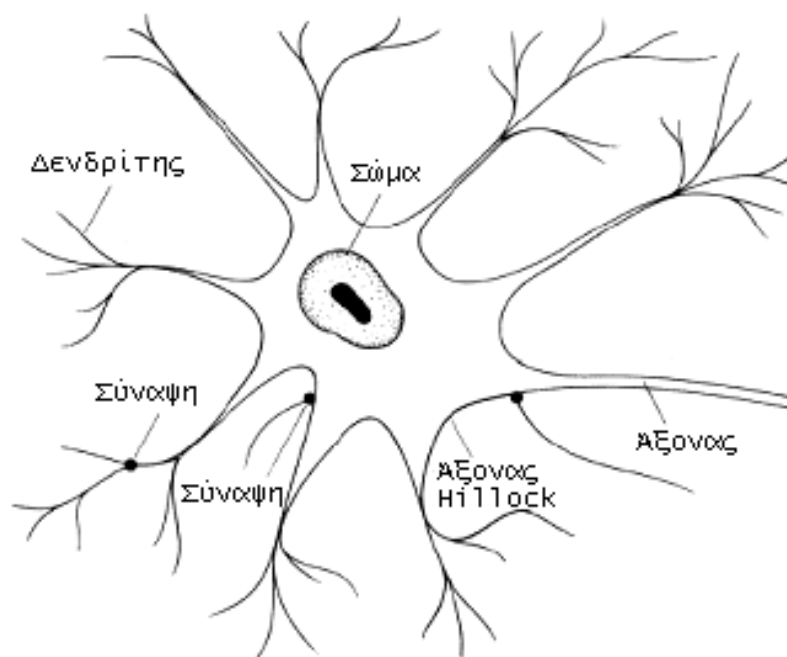
## **1.4 Η Ανάγκη για Πρόβλεψη της Στάθμης Υδροφόρου Ορίζοντα**

Η διαχείριση των φυσικών πόρων και του ανθρώπινου δυναμικού με τρόπο αειφόρο, αποτελεί σήμερα τον μόνο προφανή τρόπο για ανάπτυξη που να συμβαδίζει με τη φύση και βιωσιμότητα των επενδύσεων σε βάθος χρόνου. Ο ασφαλέστερη μέθοδος διαχείρισης είναι η εκτενής μοντελοποίηση των φυσικών συστημάτων, για τη πραγματοποίηση ασφαλών προβλέψεων και τη μείωση της αβεβαιότητας. Η πρόγνωση της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα, κάποιας περιοχής που αντιμετωπίζει πρόβλημα υπερεκμετάλλευσης των υπογείων υδάτων, αποτελεί ένα χρήσιμο εργαλείο οικονομικής διαχείρισης, διαχείρισης έκτακτων επεισοδίων αλλά και περιβαλλοντικού ελέγχου και προστασίας.

Η εργασία αυτή στρέφεται στην κατεύθυνση της δημιουργίας ενός εργαλείου πρόγνωσης που βασίζεται σε καινοτόμες τεχνολογίες όπως είναι τα νευρωνικά δίκτυα και βρίσκει εφαρμογή σε περιοχές που χαρακτηρίζονται από έλλειψη υδρογεωλογικών δεδομένων σαν την πεδιάδα της Μεσσαράς, καθιστώντας άλλου είδους μοντελοποιήσεις, δύσκολες αν όχι αδύνατες.

## 2.1 Ορισμός

Τα νευρωνικά δίκτυα, είναι υπολογιστικά συστήματα, που μιμούνται τις υπολογιστικές ικανότητες των βιολογικών συστημάτων χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο αριθμό από διασυνδεδεμένους τεχνητούς νευρώνες. Οι τεχνητοί νευρώνες είναι απλές αναπαραστάσεις των βιολογικών νευρώνων: δέχονται την πληροφορία από αισθητήρια ή από άλλους τεχνητούς νευρώνες, εκτελούν απλές πράξεις στα δεδομένα αυτά και έπειτα περνούν το αποτέλεσμα σε άλλους τεχνητούς νευρώνες.



Εικόνα 2.1: Βιολογικός Νευρώνας

Η αρχή της λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων είναι η επεξεργασία της πληροφορίας από πολλούς τεχνητούς νευρώνες κατ' αυτό τον τρόπο. Χρησιμοποιούν λογικό παραλληλισμό (αφού κάποιοι νευρώνες βρίσκονται στην ίδια στοιβάδα),

συνδυασμένο με γραμμικές πράξεις (η πληροφορίες μεταφέρονται από τη μια στοιβάδα στους νευρώνες μιας άλλης). Τα τρία κύρια χαρακτηριστικά που περιγράφουν ένα νευρωνικό δίκτυο και συνεισφέρουν στις δυνατότητες του είναι η διάρθρωση, η δυναμική και η δυνατότητα εκμάθησης. [26]

## 2.2 Μαθηματικό Υπόβαθρο

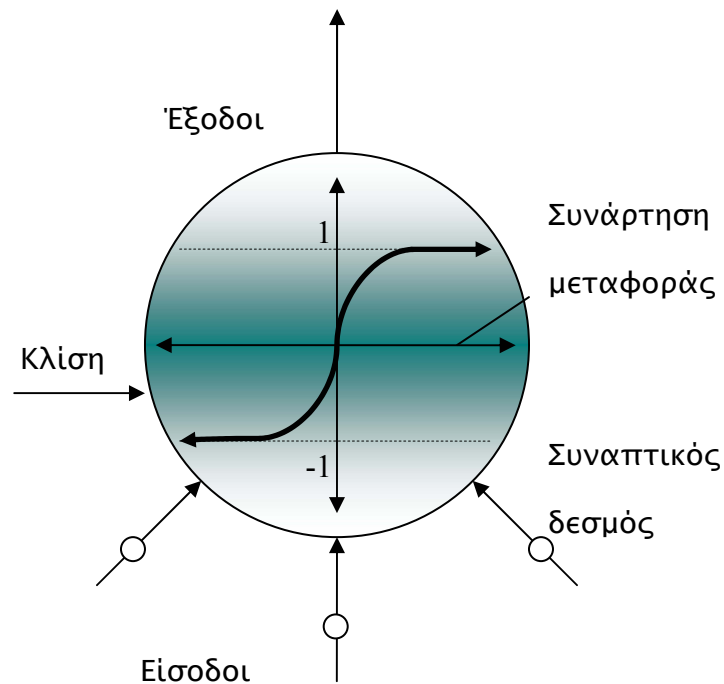
Ένα συνηθισμένο πρόβλημα της εφαρμοσμένης μηχανικής είναι ο υπολογισμός μια συνάρτησης με βάση την πληροφορία από κάποια ζεύγη δειγμάτων εισόδου – εξόδου (input – output). Η διαδικασία αυτή, στη γλώσσα των νευρωνικών δικτύων καλείται εκμάθηση με επίβλεψη (supervised learning). Άλλες ονομασίες είναι προσέγγιση συνάρτησης (function approximation – αριθμητική ανάλυση), ανάλυση παλινδρόμησης (regression analysis – στατιστική) και ταυτοποίηση συστήματος (system identification – θεωρία συστημάτων ελέγχου). Το σετ εκπαίδευσης (δείγματα) αποτελείται από ζεύγη τιμών από τις ανεξάρτητες (είσοδος) και εξαρτημένες (έξοδος) μεταβλητές. Γενικεύοντας, το νευρωνικό δίκτυο παίζει το ρόλο της συνάρτησης  $\phi(\cdot)$  στη σχέση

$$y = \phi(z) \quad (2.1)$$

όπου  $z$  είναι το διάνυσμα των δεδομένων εισόδου και  $y$  το διάνυσμα των δεδομένων εξόδου.

Το πρόβλημα της εκμάθησης με επίβλεψη, μπορεί να διαιρεθεί σε παραμετρικά και μη παραμετρικά μοντέλα. Στον παραμετρικό υπολογισμό, η μορφή της συναρτησιακής σχέσης είναι γνωστή αλλά μπορεί να περιέχει ελεύθερες παραμέτρους που καθορίζονται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκμάθησης. Συνήθως, οι ελεύθερες παράμετροι ενός παραμετρικού μοντέλου έχουν κάποια φυσική σημασία σε σχέση με τις φυσικές παραμέτρους του συστήματος. Ένα παράδειγμα παραμετρικού μοντέλου είναι η πολυωνυμική παλινδρόμηση. [9]

Τα μη παραμετρικά μοντέλα διαφέρουν υπό την έννοια ότι δεν γνωρίζουμε εκ των προτέρων τη μορφή της συνάρτησης προς υπολογισμό. Έτσι η συνάρτηση μοντελοποιείται με τη χρήση μιας εξίσωσης πολλών ελεύθερων παραμέτρων αλλά με τρόπο που να επιτρέπει η κλάση των συναρτήσεων που μπορούν να αναπαρασταθούν από το μοντέλο να είναι αρκετά ευρεία. Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως και οι σειρές Φουριέ και οι συναρτήσεις spline είναι μη παραμετρικά μοντέλα.



**Εικόνα 2.2: Τεχνητός Νευρώνας**

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας ευμεγέθης παράλληλα κατανεμημένος επεξεργαστής που έχει της ικανότητα να αποθηκεύει πληροφορία. Προσομοιάζει τον ανθρώπινο εγκέφαλο από τρεις απόψεις:

- Η πληροφορία (γνώση) αποκτάται από το δίκτυο μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης.
- Οι ισχύεις των δεσμών μεταξύ των νευρώνων, γνωστή και σαν συναπτικά βάρη, χρησιμοποιούνται για την αποθήκευση της γνώσης.
- Το δίκτυο είναι ικανό να κάνει γενικεύσεις.

Η διαδικασία της εκμάθησης πραγματοποιείται από έναν αλγόριθμο εκμάθησης. Ο σκοπός του αλγόριθμου αυτού είναι να μεταβάλλει τα βάρη του δικτύου ώστε να

επιτύχει τον επιθυμητό αντικειμενικό στόχο. Από τη στιγμή που ένα δίκτυο έχει εκπαιδευτεί, είναι ικανό να κάνει γενικεύσεις. Γενίκευση ορίζεται ως η αναπαραγωγή ικανοποιητικών αποτελεσμάτων (εξόδων) για δεδομένα (εισόδους) που το νευρωνικό δίκτυο δεν επεξεργάστηκε κατά τη διαδικασία της εκμάθησης.

Τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων που μας ενδιαφέρουν σε αυτή την εργασία είναι τα ακόλουθα:

- Χαρτογράφηση εισόδου – εξόδου. Μία δημοφιλής κλάση αλγορίθμων εκπαίδευσης είναι αυτή της εκμάθησης με επίβλεψη. Αφού τα δεδομένα εκπαίδευσης εισαχθούν στο δίκτυο, τα βάρη τροποποιούνται με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά μεταξύ των αποτελεσμάτων του δικτύου και των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Η διαδικασία εκμάθησης προχωρά μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε ένα στάδιο όπου η μεταβολή των βαρών δεν είναι σημαντική.
- Μη γραμμικότητα. Ένα νευρώνας είναι βασικά μια μη γραμμική συνάρτηση. Έτσι, ένα νευρωνικό δίκτυο, κατασκευασμένο με την σειρά του από μια συλλογή νευρώνων, είναι και αυτό μη γραμμικό.
- Προσαρμοστικότητα. Ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευμένο να εκτελεί μια συγκεκριμένη εργασία σε ένα συγκεκριμένο περιβάλλον (ζεύγη εισόδων – εξόδων) μπορεί εύκολα να ξαναεκπαιδευτεί ώστε να αντιμετωπίσει μικροαλλαγές στο περιβάλλον. [26]

## 2.3 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

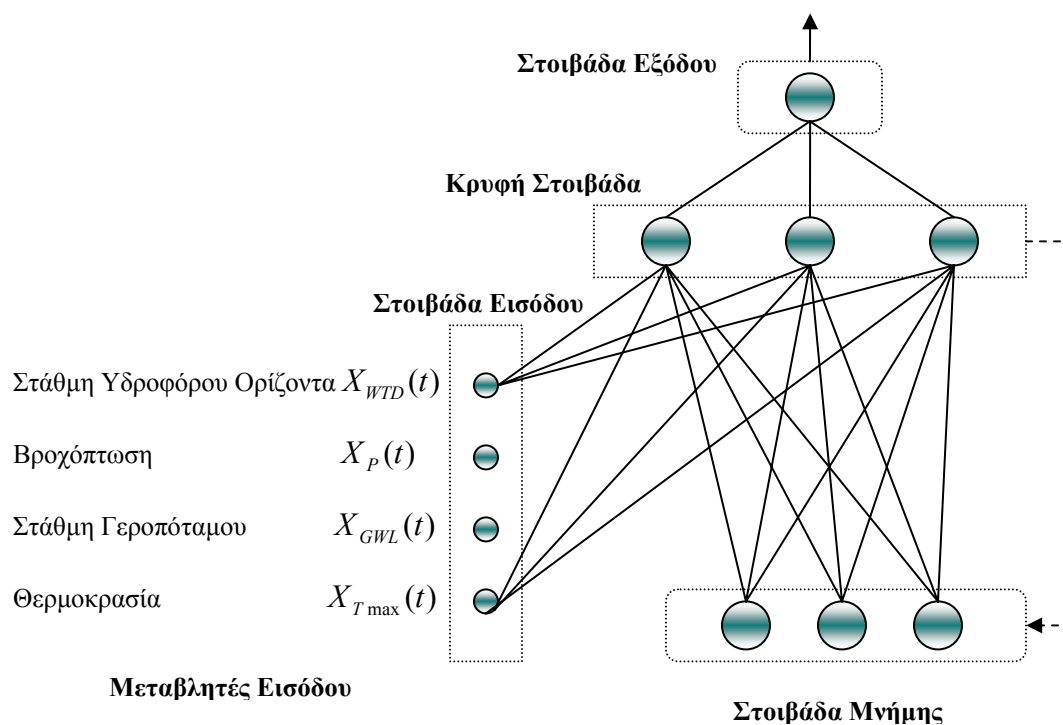
Ο τρόπος με τον οποίο οι νευρώνες ενός νευρωνικού δικτύου είναι κατανεμημένοι και διασυνδεδεμένοι, επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό το αλγόριθμο που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Υπάρχουν πολλές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων που μπορούν να ομαδοποιηθούν ως εξής:

- Mono-επίπεδα δίκτυα εμπρόσθιας ροής δεδομένων (Single-layer feedforward networks)

- Πολυ-επίπεδα δίκτυα εμπρόσθιας ροής δεδομένων (Multilayer feedforward networks)
- Παλινδρομικά δίκτυα (Recurrent networks)
- Πεπλεγμένα δίκτυα (Lattice networks)

### Παλινδρομικό νευρωνικό δίκτυο (Recurrent Neural Network – RNN)

Το παλινδρομικό νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε στη μελέτη αυτή, είναι ένα βασικό RNN δίκτυο του Elman, που συναντάται στη βιβλιογραφία και σαν συνολικά συνδεδεμένο δίκτυο. Το δίκτυο αυτό αποτελείται από τέσσερις στοιβάδες (Εικόνα 2.3): μία στοιβάδα εισόδου με τέσσερις κόμβους, μια κρυφή στοιβάδα με τρεις κόμβους, μία στοιβάδα «κατάστασης» με τρεις κόμβους και μια στοιβάδα εξόδου με ένα κόμβο. Κάθε κόμβος εισόδου, όπως και κάθε κόμβος της στοιβάδας κατάστασης, συνδέεται με κάθε κρυφό κόμβο. Αντίστροφα, υπάρχουν κατάντη συνδέσεις «ένα προς ένα» μεταξύ των κρυφών κόμβων και των κόμβων κατάστασης.



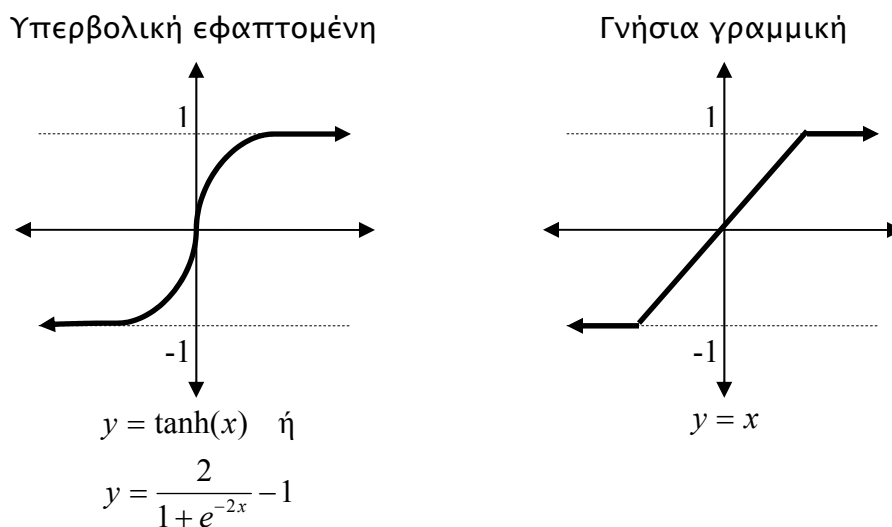
Εικόνα 2.3: Παράδειγμα Παλινδρομικού Νευρωνικού Δικτύου

Στην πραγματικότητα, οι κατάντη συνδέσεις επιτρέπουν στους κόμβους κατάστασης να αποθηκεύουν τα αποτελέσματα των κρυφών κόμβων σε κάθε χρονικό βήμα. Έπειτα, οι ανάντη συνδέσεις εισάγουν τα αποτελέσματα αυτά μαζί με τα νέα δεδομένα. Έτσι, οι παλινδρομικές συνδέσεις επιτρέπουν στους κρυφούς κόμβους να ανακυκλώσουν την πληροφορία για πολλά χρονικά βήματα και έτσι να ανακαλύψουν τις χρονικές πληροφορίες που περιέχονται στα δεδομένα και σχετίζονται με την αντικειμενική συνάρτηση. Ένα δίκτυο RNN λοιπόν, έχει μια έμφυτη δυναμική (ή προσαρμοζόμενη) μνήμη. Η μνήμη αυτή βρίσκεται στους κόμβους κατάστασης. Η έξοδος του δικτύου εξαρτάται όχι μόνο στα βάρη των συναπτικών δεσμών και την τρέχουσα είσοδο αλλά και από τις προηγούμενες καταστάσεις του δικτύου ως εξής:

$$y_j = Ax'(t) \quad (2.2)$$

$$x'(t) = G[W_h x'(t-1) + W_{h_0}(t-1)] \quad (2.3)$$

όπου  $x'(t)$  είναι η έξοδος της κρυφής στοιβάδας τη χρονική στιγμή  $t$  για δοσμένο διάνυσμα  $x(t)$ ,  $G(\cdot)$  είναι μια συνάρτηση λογιστικής μορφής (Εικόνα 2.4) που χαρακτηρίζει την κρυφή στοιβάδα, το μητρώο  $W_h$  παριστάνει τα βάρη των  $h$  κρυφών κόμβων που συνδέονται με τη στοιβάδα μνήμης,  $W_{h_0}$  είναι το μητρώο των βαρών των κρυφών κόμβων που συνδέονται με του κόμβους εισόδου,  $y_j$  είναι η έξοδος του δικτύου και  $A$  παριστάνει το μητρώο των βαρών των κόμβων που συνδέονται με του κρυφούς κόμβους. [10]



Εικόνα 2.4: Τυπικές Συναρτήσεις Μεταφοράς



## **2.4 Εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στην Υδρολογία**

Αν και τα νευρωνικά δίκτυα πρόσφατα βρήκαν πρακτικές εφαρμογές, στον κλάδο της Υδρολογίας έχουν χρησιμοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό και με αρκετή επιτυχία. Εκτός λοιπόν από εκτεταμένες μελέτες που αναλύουν σε βάθος τη θεωρία των νευρωνικών δικτύων [3, 26, 31, 33, 34, 35], και τις εργασίες που έχουν δημοσιευθεί ή τα εγχειρίδια που έχουν εκδοθεί σχετικά με τη μέθοδο κωδικοποίησης των νευρωνικών δικτύων σε γλώσσες προγραμματισμού [19, 22, 24], υπάρχει αρκετό δημοσιευμένο υλικό που αναφέρεται σε θεωρητικές πλευρές [1, 2, 16, 20, 25] ή ακόμα και σε πρακτικές εφαρμογές [5, 6, 10, 11, 13, 14, 15, 17, 21, 23, 27, 28, 29, 30] ανάλυσης υδρολογικών συνιστωσών. Η βιβλιογραφία αυτή, υπήρξε χρήσιμη στην σε βάθος κατανόηση του θεωρητικού υπόβαθρου, στην επιλογή παραμέτρων, στην διαμόρφωση του αλγορίθμου αλλά και στην κωδικοποίηση του σε Matlab.

### **3.1 Διαίρεση δεδομένων**

Είναι συνηθισμένη πρακτική να διαιρούνται τα υπάρχοντα δεδομένα σε δυο σετ δεδομένων. Το πρώτα από αυτά είναι το σετ εκπαίδευσης ενώ το δεύτερο, που είναι ανεξάρτητο, καλείται σετ επιβεβαίωσης ή ελέγχου (validation set). Συνήθως, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν έχουν τη δυνατότητα να κάνουν εκτιμήσεις για δεδομένα εισόδου που βρίσκονται έξω από την περιοχή των δειγμάτων εκπαίδευσης. Κατά συνέπεια, μπορούμε να περιμένουμε αρκετά ανακριβείς προβλέψεις όταν το σετ επιβεβαίωσης περιέχει τιμές εκτός του πεδίου των τιμών που χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση. Είναι επίσης σημαντικό ότι και τα δύο σετ θα πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά για το ίδιο πλήθος δεδομένων. Όταν τα δεδομένα μας είναι περιορισμένα, η κατασκευή ενός αντιπροσωπευτικού σετ επιβεβαίωσης είναι δύσκολη. [20]

### **3.2 Προ-επεξεργασία δεδομένων**

Για την απόδοση ενός μοντέλου, έχει μεγάλη σημασία η προ-επεξεργασία των δεδομένων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν αποτελούν εξαίρεση. Γενικά, οι διάφορες μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είτε σαν είσοδοι, είτε σαν έξοδοι του δικτύου, έχουν διαφορετικά πεδία τιμών. Για να εξασφαλίσουμε ότι όλες οι μεταβλητές μας θα τύχουν της ίδιας προσοχής κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, θα πρέπει να προηγηθεί η τυποποίησή τους. Εδώ πρέπει να σημειώσουμε ότι η διαδικασία αυτή θα πρέπει να λάβει χώρα μετά τον διαχωρισμό των δεδομένων σε διαφορετικά σετ. [20]

Επίσης, στην τυποποίηση, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη τα όρια των συναρτήσεων ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται. Για παράδειγμα, αφού οι τιμές της λογιστικής συνάρτησης:

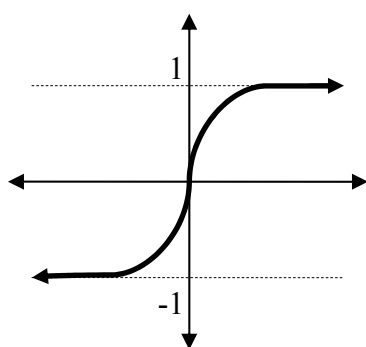
$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.1)$$

βρίσκονται στο διάστημα  $[0,1]$ , τα δεδομένα θα πρέπει να βρίσκονται στο ίδιο διάστημα. Αν τα δεδομένα κανονικοποιηθούν έτσι ώστε να φτάνουν μέχρι τα όρια της συνάρτησης ενεργοποίησης, τότε τα βάρη στα σημεία αυτά ενδέχεται να γίνουν πολύ μικρά και να παρουσιαστούν υπολογιστικά προβλήματα κατά την εκπαίδευση. Έτσι, τα δεδομένα κανονικοποιούνται μεταξύ μικρότερων ορίων π.χ.  $[0.1,0.9]$  ή  $[0.2,0.8]$ . Αντίστοιχα, για την συνάρτηση ενεργοποίησης της υπερβολικής εφαπτομένης:

$$y = \tanh(x) \quad \text{ή} \quad y = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (4.2)$$

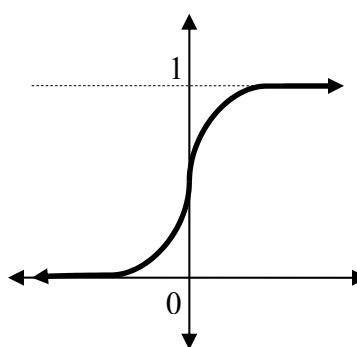
το σύνολο τιμών είναι το  $[-1,1]$ , οπότε τα δεδομένα ενδείκνυται να κανονικοποιηθούν στο διάστημα  $[-0.9,0.9]$ . [20]

Υπερβολική εφαπτομένη



$$y = \tanh(x) \quad \text{ή} \quad y = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$$

Λογιστική συνάρτηση



$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

**Εικόνα 4.1: Τυπικές συναρτήσεις ενεργοποίησης**

Για να κανονικοποιήσουμε τις τιμές ενός διάνυσματος εισόδου χρησιμοποιούμε τη σχέση:

$$P_n = \frac{2 \cdot k(P - P_{\min})}{P_{\max} - P_{\min}} - k \quad 3.3$$

όπου  $P_n$  το κανονικοποιημένο διάνυσμα στο διάστημα  $[-k, k]$ ,  $P$  το αρχικό διάνυσμα εισόδου και  $P_{\min}, P_{\max}$  το ελάχιστο και μέγιστο στοιχείο του διανύσματος, αντίστοιχα.

### 3.3 Καθορισμός των παραμέτρων εισόδου

Ο στόχος ενός νευρωνικού δικτύου είναι η γενίκευση μιας σχέσης της μορφής:

$$Y^m = f(X^n) \quad 3.4$$

όπου το  $X^n$  είναι ένα διάνυσμα  $n$  διαστάσεων αποτελούμενο από μεταβλητές  $x_1, \dots, x_2, \dots, x_n$ , και  $Y^m$  είναι ένα διάνυσμα εξόδου  $m$  διαστάσεων που περιέχει τα αποτελέσματα που μας ενδιαφέρουν στις τιμές των μεταβλητών  $y_1, \dots, y_2, \dots, y_m$ . Ο όρος «γενίκευση» υποδηλώνει ότι η συνάρτηση  $f(\cdot)$  δεν θα εμφανίζεται αναλυτικά, αλλά θα αναπαριστάται από τις παραμέτρους του δικτύου. Στην υδρολογία, οι τιμές των  $x_i$  μπορούν να είναι συνηθισμένες μεταβλητές όπως η βροχόπτωση, η θερμοκρασία, προηγούμενες ροές, το υψόμετρο, η κλίση του εδάφους, η κατάσταση λειτουργίας μιας αντλίας, το φορτίο ενός ρυπαντή, μετεωρολογικά δεδομένα, και ούτω καθεξής. Οι τιμές του  $y_i$  μπορούν να είναι υδρολογικά αποτελέσματα όπως η απορροή, η παροχή ενός ποταμού, οι συντεταγμένες ενός υδρογραφήματος, το βέλτιστο σχέδιο άντλησης, η στάθμη του υδροφόρου ορίζοντα, η υδραυλική αγωγιμότητα, η συγκέντρωση ενός ρυπαντή και άλλες.

Η επιλογή του κατάλληλου διανύσματος εισόδου που θα επιτρέψει σε ένα νευρωνικό δίκτυο να αποδώσει αποτελεσματικά το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου έχει μεγάλη σημασία. Σε αντίθεση με μοντέλα που βασίζονται σε φυσικούς νόμους, η ομάδα των μεταβλητών που επηρεάζουν το σύστημα δεν είναι γνωστή εκ των προτέρων. Έτσι, ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που έχει ως ρόλο την ταυτοποίηση μιας μη γραμμικής διεργασίας δεν θα πρέπει να θεωρείται σαν ένα «μαύρο κουτί». Αναγκαία

προϋπόθεση για μια σωστή μοντελοποίηση είναι η ολοκληρωμένη γνώση των παραμέτρων του υπό μελέτη υδρολογικού συστήματος. Για παράδειγμα, η επίγνωση της φυσικής του συστήματος μπορεί να οδηγήσει στη σωστότερη διαμόρφωση της εισόδου του νευρωνικού δικτύου. Έτσι θα αποφύγουμε την απώλεια πληροφορίας που μπορεί να οδηγήσει στην παράληψη βασικών μεταβλητών εισόδου και τον συνυπολογισμό ψευδών ή μη σημαντικών δεδομένων που τείνουν να περιπλέκουν τη διαδικασία εκπαίδευσης. Μια ανάλυση ευαισθησίας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό της σχετικής επίδραση κάθε μεταβλητής στην έξοδο, όταν τα δεδομένα είναι αρκετά. Οι μεταβλητές εισόδου με μικρή επίδραση, μπορούν να παραληφθούν με αποτέλεσμα το δίκτυο να γίνει πιο συνεπτυγμένο. [20]

Στην περίπτωση που μελετάμε, τα δεδομένα που διαθέτουμε είναι πολύ περιορισμένα. Έτσι, δεν έχουμε την ευχέρεια να απορρίψουμε ένα μέρος παρά μόνο αυτά που η βιβλιογραφία δέχεται ότι παίζουν πολύ μικρό ρόλο στην μεταβολή της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα. Έτσι ως δεδομένα εισόδου επιλέξαμε το ύψος βροχής, τη θερμοκρασία και το ύψος της στάθμης ενός πηγαδιού της περιοχής της Πόμπια και την παροχή του Γεροποτάμου.

### **3.4 Καθορισμός της αρχιτεκτονικής του δικτύου**

Η αρχιτεκτονική του δικτύου βασίστηκε τόσο στη βιβλιογραφία όσο και σε μετατροπές που έγιναν με δοκιμή και σφάλμα. Μπορούμε να διαλέξουμε μέσα από μια ποικιλία αρχιτεκτονικών και να μεταβάλλουμε αρκετές παραμέτρους για να βελτιστοποιήσουμε τα αποτελέσματα του μοντέλου. Στην παρούσα εργασία οι μεταβολές που έγιναν σχετίζονται με τις παρακάτω παραμέτρους:

- i. Αρχιτεκτονική κόμβων (αριθμός κόμβων σε κάθε επίπεδο του δικτύου)
- ii. Αλγόριθμος εκπαίδευσης
- iii. Αριθμός επαναλήψεων ή κύκλων εκπαίδευσης
- iv. Μορφή και περιεχόμενο του διανύσματος εισόδου
- v. Μορφή του διανύσματος εξόδου.

Για να καθοριστεί η τελική μορφή των παραπάνω παραμέτρων απαιτείται οργανωμένη και συστηματική μελέτη τόσο της επίδρασής τους στα αποτελέσματα

όσο και της αλληλεπίδρασής τους. Παρακάτω γίνεται μια αναλυτικότερη παρουσίαση των παραμέτρων αυτών.

### **3.4.1 Αρχιτεκτονική κόμβων**

Η αρχιτεκτονική των κόμβων του νευρωνικού δικτύου εξαρτάται από τη μορφή του διανύσματος εισόδου, τον αριθμό των κρυφών κόμβων και τη μορφή του διανύσματος εξόδου. Τα διανύσματα εισόδου και εξόδου θα εξεταστούν παρακάτω. Ο αριθμός των κρυφών κόμβων του δικτύου επιλέγεται εμπειρικά και μετά από δοκιμή και σφάλμα. Στη βιβλιογραφία αναφέρεται ότι για προβλήματα της φύσης που εξετάζουμε στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιούνται δίκτυα με μία κρυφή στοιβάδα τριών έως δέκα κόμβων. Ανάλογα όμως με την περιπλοκότητα της συσχέτισης που επιδιώκουμε ο αριθμός των κόμβων θα πρέπει να αυξάνεται.

### **3.4.1 Αλγόριθμοι εκπαίδευσης**

Δοκιμάστηκαν δύο τυπικοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης. Ο πρώτος και πιο συνηθισμένος για την εκπαίδευση παλινδρομικών νευρωνικών δικτύων είναι ο αλγόριθμος της βαθμωτής καθόδου με την ορμή και οπισθοδρόμησης με μεταβλητό ρυθμό εκμάθησης (Gradient descent with momentum & adaptive learning rate backpropagation - GDBP). Ο αλγόριθμος αυτός, ανανεώνει τις τιμές των βαρών και των κλίσεων με βάση την παραπάνω μέθοδο. Ο δεύτερος αλγόριθμος, βασίζεται στη μέθοδο βελτιστοποίησης των Levenberg-Marquardt (LM) και είναι θεωρητικά ταχύτερος από τον πρώτο. [24]

Είναι πολύ δύσκολο να γνωρίζει κάποιος, εκ των προτέρων, ποιος από τους αλγόριθμους εκπαίδευσης θα αποδειχθεί ο ταχύτερος για ένα δεδομένο πρόβλημα. Θα εξαρτηθεί από πολλούς παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων της πολυπλοκότητας και της φύσης του προβλήματος, τον όγκο των δεδομένων του σετ εκπαίδευσης, της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου, την τάξη του σφάλματος που έχουμε θέσει ως στόχο. Προκύπτει επίσης το ζήτημα του αν και κατά πόσο ένας αλγόριθμος που είναι ταχύτερος μπορεί να εκπαιδεύσει ένα δίκτυο σωστότερα. Το ερώτημα αυτό θα εξεταστεί παρακάτω.

### **3.4.1 Αριθμός Επαναλήψεων**

Ο αριθμός των επαναλήψεων ή κύκλων εκπαίδευσης, μας δείχνει πόσες φορές θα μεταβληθούν τα βάρη σε κάθε κόμβο του δικτύου μέχρι να σταματήσει η εκπαίδευση. Οι κύκλοι εκπαίδευσης αποτελούν κριτήριο τερματισμού της εκπαίδευσης του δικτύου, όπως και η τιμή της συνάρτησης MSE που θα εξετάσουμε παρακάτω. ο αριθμός των επαναλήψεων καθορίζεται εμπειρικά και εξαρτάται άμεσα από την πολυπλοκότητα του προβλήματος. Θα πρέπει να δοθεί όμως αρκετή προσοχή στην μεταβολή της παραμέτρου αυτής, αφού μεγάλος αριθμός κύκλων μπορεί να οδηγήσει σε overfitting και να ελαττώσει τη δυνατότητα του μοντέλου για γενίκευση.

### **3.4.1 Διάνυσμα εισόδου**

Το διάνυσμα εισόδου περιέχει τις μετρημένες τιμές των δεδομένων του προβλήματός μας κατά τις χρονικές στιγμές  $t-1, t-1, \dots, t-n$ , όπου  $n$ , ο αριθμός των προηγούμενων χρονικών βημάτων που θέλουμε να συσχετίσουμε με τις προβλέψεις. Ο αριθμός των χρονικών βημάτων θα πρέπει να είναι τέτοιος ώστε να επιτυγχάνεται ικανή συσχέτιση χωρίς το δίκτυο να επιβαρύνεται με άσχετα στοιχεία.

### **3.4.1 Διάνυσμα εξόδου**

Το διάνυσμα εξόδου περιέχει τις μετρημένες τιμές της στάθμης του πηγαδιού για τις χρονικές στιγμές  $t, t+1, \dots, t+n-1$ , όπου  $n$ , ο αριθμός των χρονικών βημάτων που θέλουμε να προβλέψουμε. Όπως είναι αναμενόμενο, όσο μεγαλύτερο το χρονικό εύρος της πρόβλεψης που ζητάμε, τόσο η αβεβαιότητα της συσχέτισης των δεδομένων με τα αποτελέσματα μεγαλώνει.

## **3.5 Σφάλματα**

Για το έλεγχο της ικανοποιητικής λειτουργία του αλγόριθμου χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι. Η συνάρτηση MSE μας επιτρέπει να ελέγξουμε την απόδοση του νευρωνικού μας δικτύου σε σχέση με τον μέσο του τετραγώνου του σφάλματος των αποτελεσμάτων. Είναι ο πιο συνηθισμένος τρόπος για να περιγράψουμε την αξιοπιστία ενός δικτύου και αποτελεί ένα κριτήριο τερματισμού ή όχι της εκπαίδευσης του. Δίνεται από τη σχέση:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2}{N} \quad (3.5)$$

Η πιστότητα των αποτελεσμάτων ελέγχεται με τη βοήθεια του συντελεστή προσαρμογής που δίνει σαν αποτέλεσμα το ποσοστό της αρχικής αβεβαιότητας που εξηγείται από το γραμμικό μοντέλο:

$$R^2 = \frac{N \sum y_t \hat{y}_t - (\sum y_t)(\sum \hat{y}_t)}{\sqrt{N \sum y_t^2 - (\sum y_t)^2} \sqrt{N \sum \hat{y}_t^2 - (\sum \hat{y}_t)^2}} \quad (3.6)$$

όπου  $y_t$  και  $\hat{y}_t$  είναι οι τιμές του βάθους του υδροφόρου ορίζοντα που παρατηρήθηκαν και υπολογίστηκαν αντίστοιχα τη χρονική στιγμή  $t$  και  $N$  είναι ο αριθμός των μετρήσεων. Όπως φαίνεται από τις παραπάνω σχέσεις, για να έχουμε τέλεια προσαρμογή, η τιμή της συνάρτησης MSE θα πρέπει να ισούται με μηδέν, ενώ ο συντελεστής προσαρμογής να είναι ίσος με 1. Πρακτικά, η τιμή του MSE μπορεί να βρίσκεται στην περιοχή του  $10^{-2}$ - $10^{-4}$  ενώ για  $R^2$  η τιμή 0.95 είναι πολύ ικανοποιητική. [7]

Στην παρούσα μελέτη, μας ενδιαφέρει περισσότερο η ακρίβεια στην πρόβλεψη μεγάλων βαθών υδροφόρου ορίζοντα, για το σχεδιασμό της διαχείρισης της παροχής ύδατος κατά τη διάρκεια της ξηρής περιόδου. Έτσι, από τη βιβλιογραφία εισάγεται μια νέα συνάρτηση, η LDC, που ορίζεται σαν κριτήριο υδροφόρου ορίζοντα μεγάλου βάθους και υπολογίζεται από τη σχέση:

$$LDC = \frac{\left( \sqrt{\sum_{t=1}^{T_L} (y_t - \hat{y}_t)^2 y_t^2} \right)^{1/4}}{\left( \sqrt{\sum_{t=1}^{T_L} y_t^2} \right)^{1/2}} \quad (4.7)$$

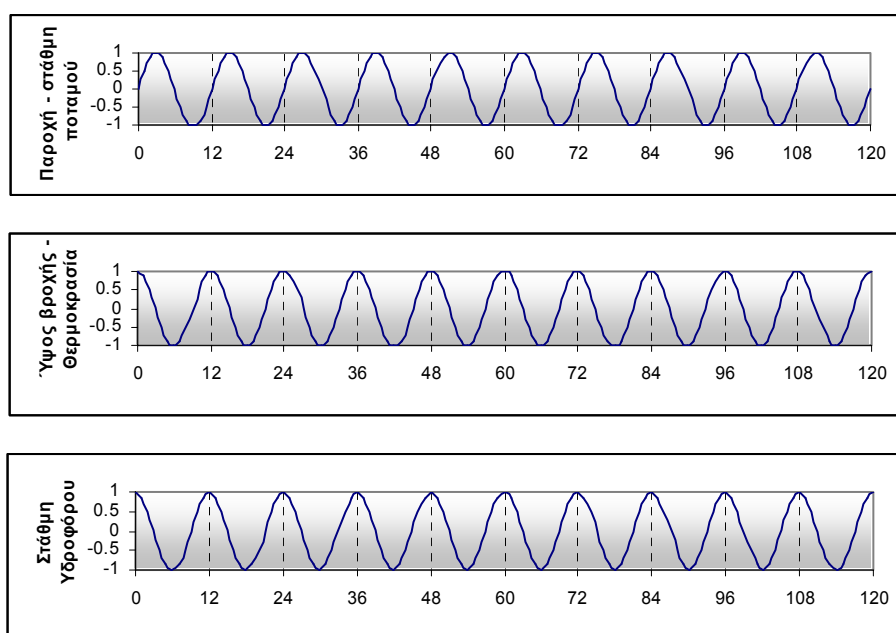
όπου  $T_L$  είναι ο αριθμός των μεγάλων βαθών, μεγαλύτερων από το μισό των μεγάλων βαθών που έχουν παρατηρηθεί. Η συνάρτηση LDC περιγράφει ικανοποιητικά την απόδοση του μοντέλου στις ξηρές περιόδους. Αν η τιμή της συνάρτησης ισούται με μηδέν τότε έχουμε τέλεια προσαρμογή, ενώ αν είναι μεγαλύτερη από 0.2, η πρόβλεψή μας εμπεριέχει σφάλμα μεγαλύτερο από  $\pm 1$  m στις περιοχές μεγάλων βαθών. [10] Σημαντικό, τέλος, είναι και το πραγματικό σφάλμα  $y_t - \hat{y}_t$ .



### 3.6 Έλεγχος του μοντέλου

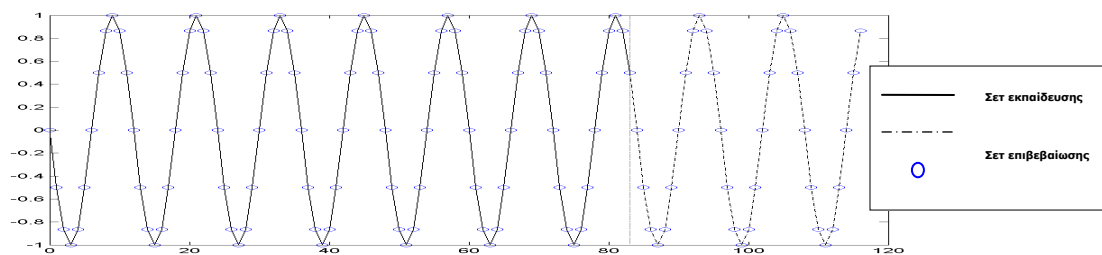
Για τον έλεγχο του μοντέλου θεωρήσαμε συνθετικά σει μετρήσεων. Η κατασκευή των συνθετικών αυτών σει βασίστηκε στην περιοδικότητα των φαινομένων για τα οποία έχουμε μετρήσεις. Το χρονικό διάστημα του ελέγχου ορίστηκε σαν μια περίοδος 10 ετών με μηνιαίες μετρήσεις ύψους βροχής, θερμοκρασίας, παροχής ενός ποταμού ή ρέματος της λεκάνης και ύψος της στάθμης ενός πηγαδιού.

Σε μια απλουστευμένη προσέγγιση των φαινομένων θεωρούμε ένα διάστημα  $A[0,20\pi]$  απ' όπου το  $t$  παίρνει διακριτές τιμές σε σταθερά διαστήματα ίσα με  $\frac{\pi}{6}$  ώστε να έχουμε 120 μετρήσεις. Στο διάστημα αυτό, ανάλογα με τις εποχιακές μεταβολές του κάθε μεγέθους μεταβάλλουμε την φάση μιας ημιτονοειδούς συνάρτησης. Έτσι παίρνουμε τα παρακάτω διαγράμματα:



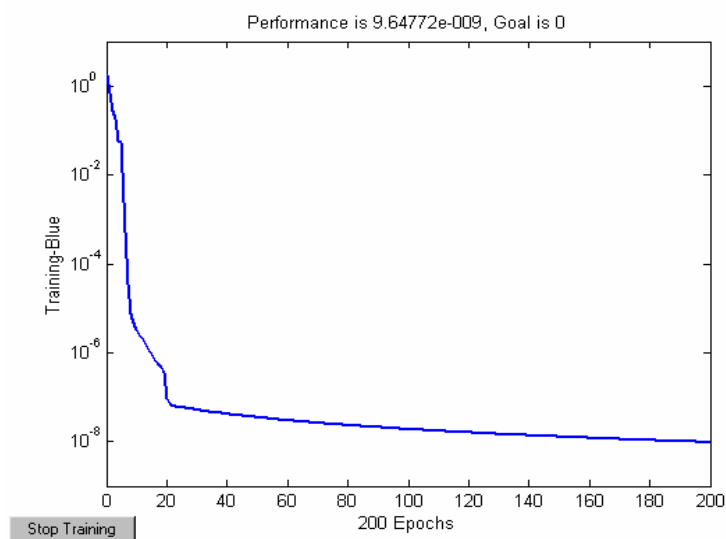
**Εικόνα 4.2: Εποχικά μεγέθη συναρτήσεϊ του χρόνου (συνθετικά δεδομένα) – Στον οριζόντιο άξονα απεικονίζεται ο χρόνος σε μήνες ενώ στον κατακόρυφο το βάθος σε μέτρα**

Τα παραπάνω δεδομένα εισάγονται στο μοντέλο μας αφού πρώτα χωριστούν σε δύο σει, ένα των 7 πρώτων ετών για εκπαίδευση και ένα των 3 τελευταίων ετών για επιβεβαίωση των προβλέψεων. Τα αποτελέσματα φαίνονται παρακάτω:



**Εικόνα 4.3: Αποτελέσματα μοντέλου (συνθετικά δεδομένα) – Στον οριζόντιο άξονα απεικονίζεται ο χρόνος σε μήνες ενώ στον κατακόρυφο το βάθος σε μέτρα**

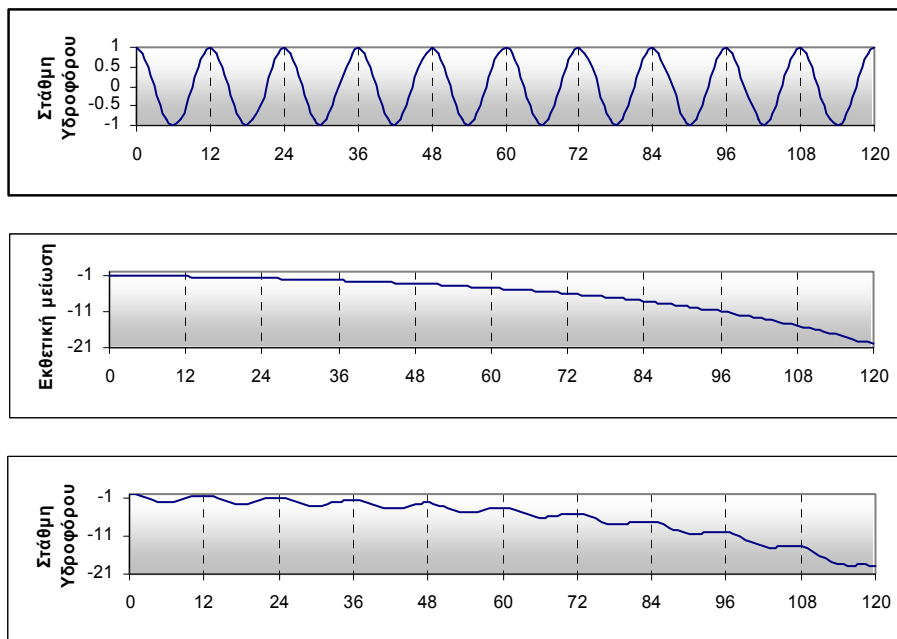
Όπως φαίνεται, το μοντέλο ακολουθεί πιστά τα συνθετικά δεδομένα και η πρόβλεψη για τα τελευταία 3 χρόνια συμφωνεί απόλυτα. Πράγματι, στην περίπτωση αυτή, το MSE και το LDC ήταν πολύ κοντά στο μηδέν, γεγονός που σημαίνει ότι το μοντέλο αναπαριστά τέλεια την πραγματικότητα. Η τιμές αυτές επιτεύχθηκαν σε 200 περάσματα των δεδομένων από το δίκτυο. Όπως φαίνεται από το παρακάτω διάγραμμα, θα μπορούσαμε να είχαμε σταματήσει την εκπαίδευση του δικτύου ακόμα και μετά από 40 ως 60 περάσματα, αφού από εκεί και πέρα ο ρυθμός εκμάθησης (κλίση της καμπύλης) ήταν πολύ αργός και δεν υπήρχε ουσιαστική βελτίωση της απόδοσης.



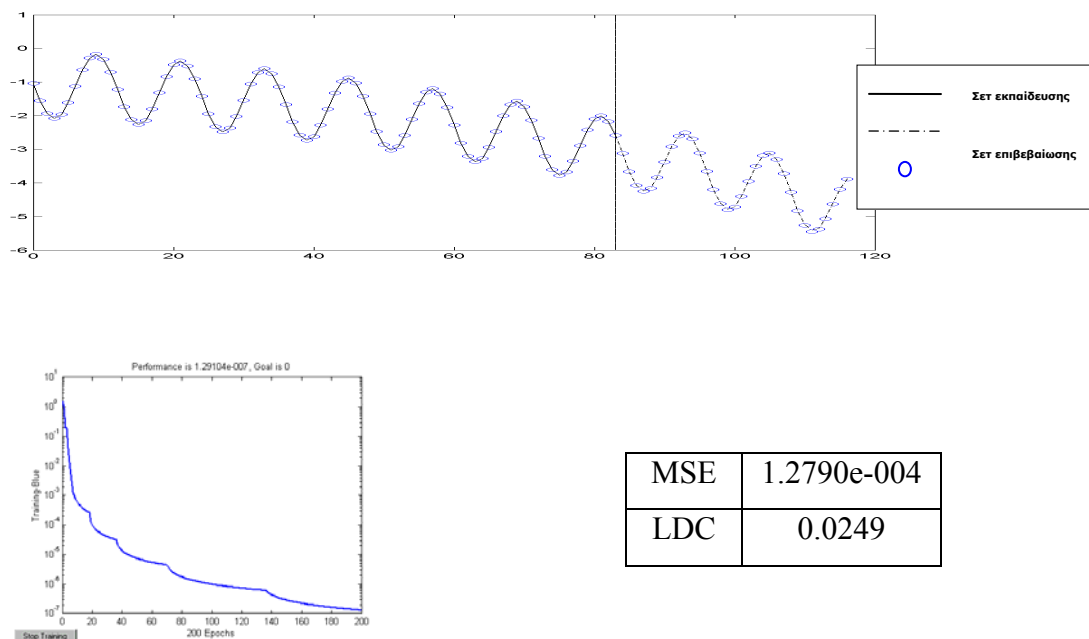
**Εικόνα 4.4: Η απόδοση του μοντέλου συναρτήσει του αριθμού των περασμάτων των δεδομένων**

Έχοντας υπόψη ότι στα πραγματικά μας δεδομένα εισέρχεται η ελάττωση της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα, εισάγουμε στα συνθετικά δεδομένα μια συνάρτηση εκθετικής μείωσης. Ο συνδυασμός της περιοδικής συνάρτησης με την

εκθετική μείωση φαίνονται στην Εικόνα 3.5. Και αυτή τη φορά το μοντέλο ακολουθεί πιστά τις μεταβολές της συνθετικής χρονοσειράς.

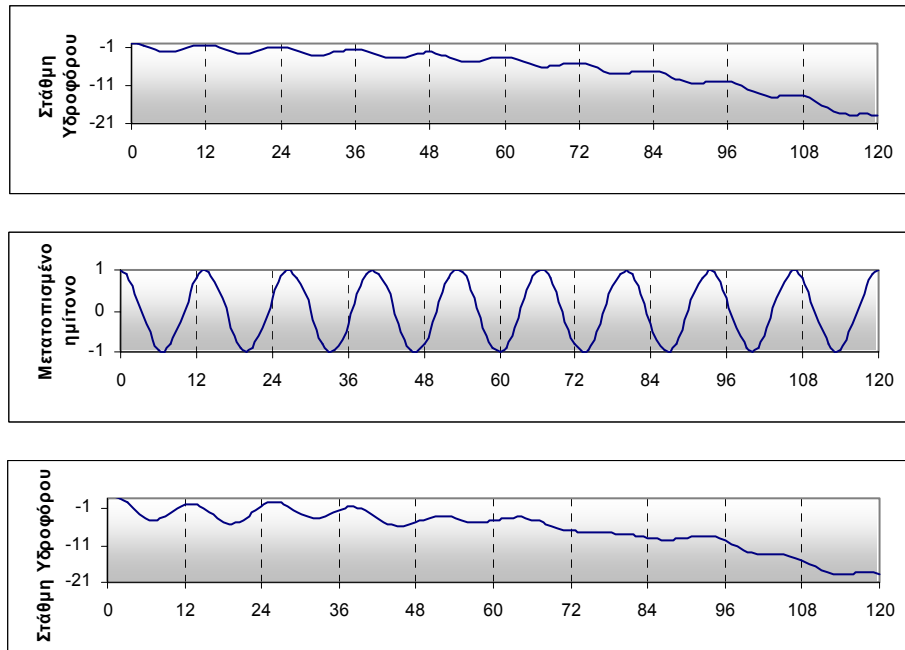


**Εικόνα 3.5: Στάθμη υδροφόρου ορίζοντα με εκθετική μείωση (συνθετικά δεδομένα) – Στον οριζόντιο άξονα απεικονίζεται ο χρόνος σε μήνες ενώ στον κατακόρυφο το βάθος σε μέτρα**

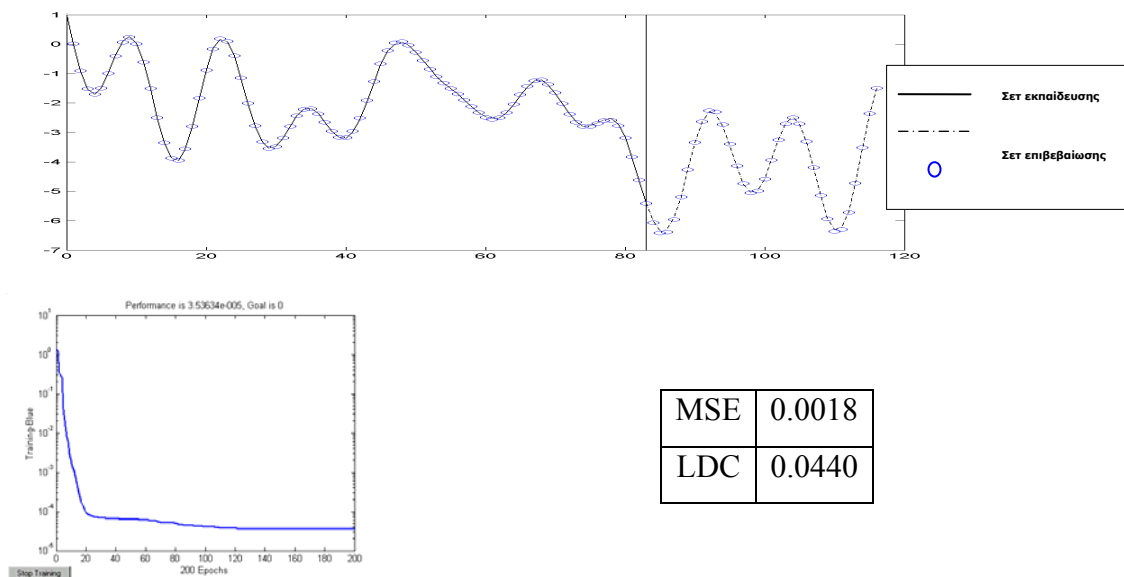


**Εικόνα 4.6: Αποτελέσματα μοντέλου (συνθετικά δεδομένα)**

Παρόλα αυτά, τα πραγματικά δεδομένα αποτελούνται από πολύ πιο σύνθετες χρονοσειρές και για το λόγο αυτό εισάγουμε κάποιες παραμέτρους περιοδικού θορύβου. Ο στόχος είναι να ελέγξουμε αν το μοντέλο μπορεί να ανταποκριθεί ικανοποιητικά σε σχετικά απρόβλεπτες μεταβολές των δεδομένων.



**Εικόνα 3.7:** Στάθμη υδροφόρου ορίζοντα με εκθετική μείωση και εισαγωγή μετατοπισμένου ημίτονου στο ρόλο θορύβου (συνθετικά δεδομένα) – Στον οριζόντιο άξονα απεικονίζεται ο χρόνος σε μήνες ενώ στον κατακόρυφο το βάθος σε μέτρα

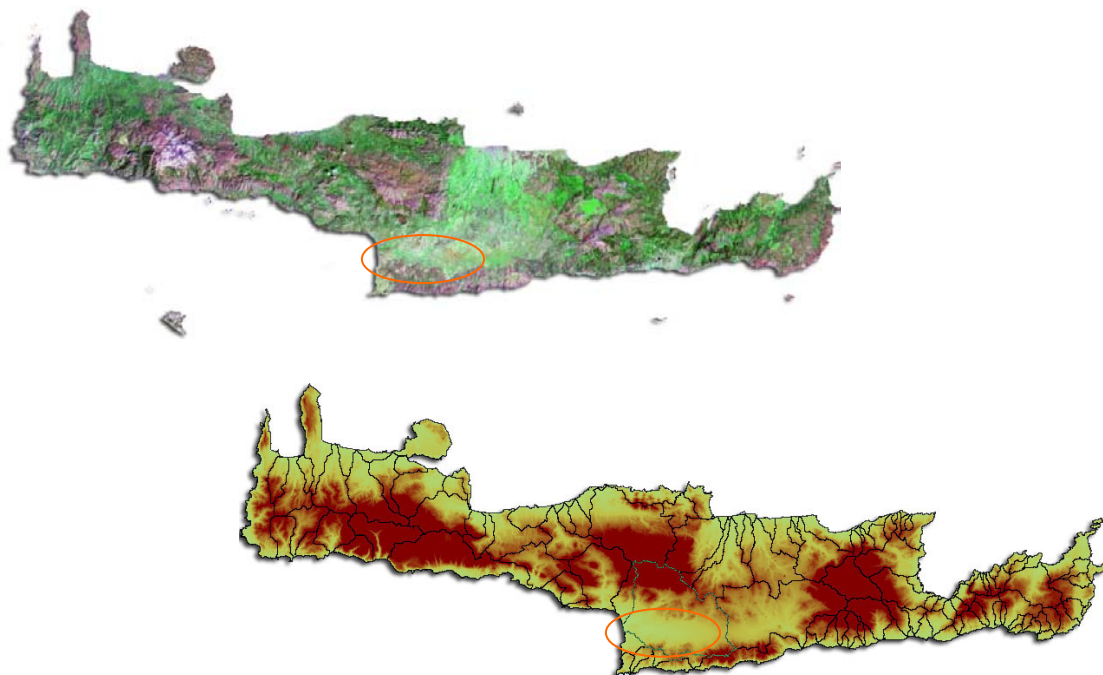


**Εικόνα 4.8:** Αποτελέσματα μοντέλου (συνθετικά δεδομένα)

Αφού λοιπόν διαπιστώσαμε ότι το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιούμε μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη περιοδικά μεταβαλλόμενων μεγεθών, θα προχωρήσουμε σε μια εφαρμογή με πραγματικά δεδομένα και πρακτική σημασία.

### **4.1 Η κοιλάδα της Μεσσαράς**

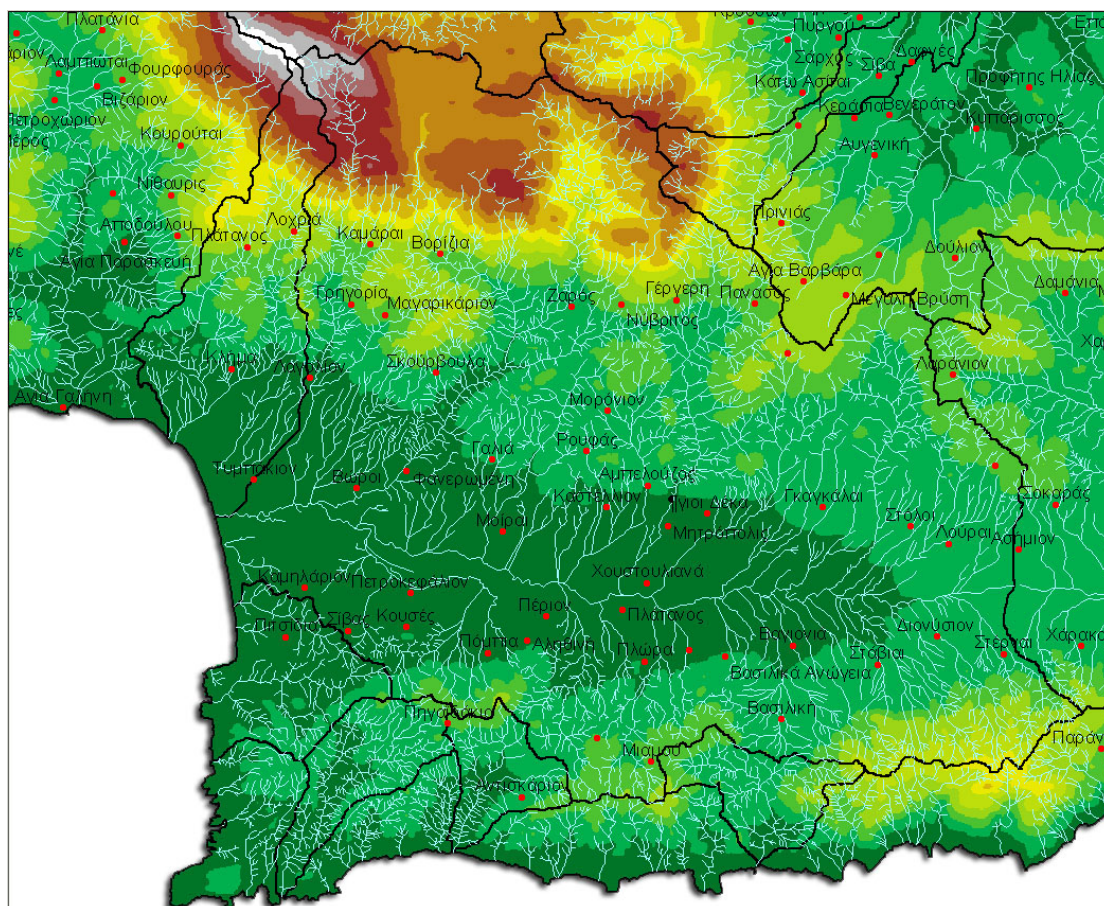
Η κοιλάδα Μεσσαράς καλύπτει μια περιοχή 398 χλμ.<sup>2</sup> και βρίσκεται στο κεντρικό-νότιο μέρος της Κρήτης, περίπου 50 χλμ. νότια της πόλης του Ηρακλείου (Εικόνες 4.1, 4.2). Η κοιλάδα αποτελεί τη σημαντικότερη γεωργική περιοχή της Κρήτης. Στην περιοχή της Μεσσαράς βρίσκονται επίσης το παλάτι της Φαιστού και τη ρωμαϊκή πόλη Γκόρτης. Περίπου 250 χλμ.<sup>2</sup> από την συνολική έκταση της κοιλάδας είναι καλλιεργημένα.



**Εικόνα 4.1:** Το ανάγλυφο της Κρήτης – Δορυφορική φωτογραφία και ψηφιακό μοντέλο εδάφους

Οι κυριότερες χρήσεις γης είναι ελαιόδεντρα (περίπου 175 χλμ.<sup>2</sup>) και καλλιέργεια αμπέλων (40 χλμ.<sup>2</sup>). Το υπόλοιπο του αγροτικά εκμεταλλεύσιμου εδάφους χρησιμοποιείται για την καλλιέργεια λαχανικών, φρούτων και δημητριακών. Η

κοιλάδα της Μεσσαράς έχει διατηρήσει τον αγροτικό της χαρακτήρα με έναν μικρό πληθυσμό περίπου 40.000 κατοίκων. Η βασική πηγή ύδατος άρδευσης είναι τα υπόγεια νερά, δεδομένου ότι υπάρχει μικρή ροή επιφανειακών υδάτων εκτός από τους χειμερινούς μήνες. [32]



Εικόνα 4.2: Πεδιάδα της Μεσσαράς και γύρω περιοχές – ποτάμια, μορφολογία εδάφους, διοικητικές πληροφορίες

## 4.2 Υδρογεωλογικό υπόβαθρο

Η υδρολογική λεκάνη της κοιλάδας της δυτικής Μεσσαράς, καλύπτει μια περιοχή 398 χλμ.<sup>2</sup> περιλαμβάνοντας μια πεδιάδα με ανατολικοδυτικό προσανατολισμό, συνολικής έκτασης 112 χλμ.<sup>2</sup>. Η λεκάνη αυτή, οποία είναι περίπου 25 χλμ. μακριά και περίπου 3 χλμ. πλατιά με απότομες πλαγιές βουνών στις βόρειες και νότιες πλευρές της. Στα βόρεια, ο διαχωρισμός μεταβάλλεται υψομετρικά από τα 1700 μ στα 600 μ από τη δύση στην ανατολή, με το υψηλότερο σημείο που είναι μέρος της



οροσειράς Ίδη (Ιδαίον Άνδρο - κορυφή στα 2540 μ.) που είναι ένας ορεινός όγκος από ασβεστολιθικά πετρώματα. Στα νότια βρίσκεται η οροσειρά Αστερουσία που υψώνεται από τα 600 μ στη δυτική της πλευρά ως τα 1200 μ. στην ανατολική και αποτελεί τη νοτιότερη οροσειρά της Ευρώπης. Στο στένωμα της Φαιστού στη δύση, η έξοδος της λεκάνης του ποταμού Γεροπόταμος βρίσκεται στα 30 μ πάνω από την επιφάνεια της θάλασσας. Η υδρολογική λεκάνη των βορινών πλαγιών έχει έκταση 160 χλμ.<sup>2</sup> ενώ οι νότιες κλίσεις σχηματίζουν μια υδρολογική λεκάνη 126 χλμ.<sup>2</sup>.



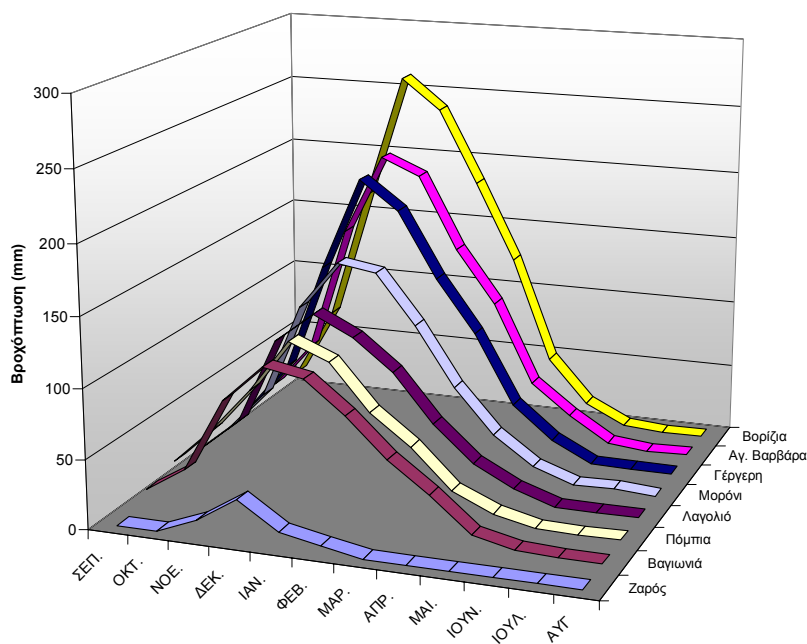
**Εικόνα 4.3: Ιδαίον Άνδρο - κορυφή στα 2540 μ.**

Η πεδιάδα καλύπτεται κυρίως από τεταρτογενείς αλλούβιες αποθέσεις αργίλων, ιλύων, άμμων και κροκάλων σε στρώματα με πάχος από μερικά μέτρα μέχρι 100μ ή και περισσότερα. Η ανομοιογένεια των αποθέσεων της πεδιάδας προκαλεί μεγάλες παραλλαγές στις υδρογεωλογικές συνθήκες ακόμα και σε μικρές αποστάσεις. Οι βόρειες πλαγιές είναι κυρίως αργιλικόι μαργαϊκοί νεογενείς σχηματισμοί ενώ οι νότιες πλαγιές είναι κυρίως σχιστολιθικοί και ασβεστόλιθοί σχηματισμοί της μεσοζωικής περιόδου. [18]



### 4.3 Κλιματολογικές συνθήκες

Το υδρολογικό έτος της Μεσσαράς μπορεί να διαιρεθεί σε υγρή και ξηρά εποχή. Περίπου 40% της βροχόπτωσης εμφανίζεται τους μήνες του Δεκεμβρίου και του Ιανουαρίου ενώ από τον Ιούνιο μέχρι τον Αύγουστο υπάρχουν αμελητέες βροχοπτώσεις. Αν και η κοιλάδα λαμβάνει κατά μέσον όρο (μακροπρόθεσμο) περίπου 600 χιλ. βροχόπτωσης ανά έτος, υπολογίζεται ότι περίπου 65% χάνεται μέσω της εξατμησοδιαπνοής, 10% εκρέει προς τη θάλασσα και μόνο 25% πηγαίνει στον εμπλουτισμό των αποθεμάτων υπόγειων νερών. Οι βροχοπτώσεις αυξάνουν με το υψόμετρο από περίπου 500 χιλ. στα πεδινά σε περίπου 800 χιλ. στις πλαγιές της κοιλάδας ενώ στον ορεινό όγκο της Ίδης η ετήσια βροχόπτωση ανέρχεται σε περίπου 2000 χιλ. και στα Αστερούσια είναι 1100 χιλ. Η ολική εξάτμιση υπολογίζεται σε  $1500 \pm 300$  χιλ. ανά το έτος ενώ οι άνεμοι είναι κυρίως δυτικοί. Η δυνατή εξάτμιση υπολογίζεται σε 1300 χιλ. ανά το έτος και έτσι η αναλογία της μέσης ετήσιας βροχόπτωσης με τη δυνατή εξάτμιση για την πεδιάδα είναι περίπου 0,5. Ως εκ τούτου κατατάσσεται ως ξηρή υπο-υγρή σύμφωνα με τους ορισμούς της UNCED (1994). Η μέση χειμερινή θερμοκρασία είναι  $12^{\circ}\text{C}$  ενώ η καλοκαιρινή  $28^{\circ}\text{C}$ . Αντίστοιχα, η σχετική υγρασία το χειμώνα είναι περίπου 70% ενώ στο καλοκαίρι είναι περίπου 60%. [32]



Εικόνα 4.4: Μηνιαίος μέσος όρος βροχής για τα τελευταία 30 χρόνια σε διάφορους βροχομετρικούς σταθμούς του Ν. Ηρακλείου

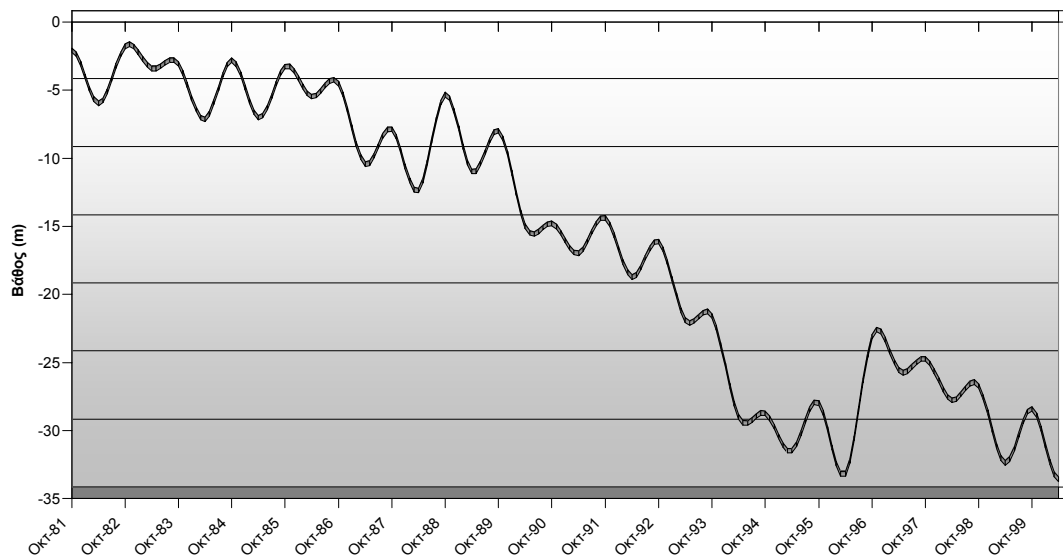
Στην ευρύτερη περιοχή της Κρήτης, πνέουν συνήθως βόρειοι άνεμοι. Κατά τους καλοκαιρινούς μήνες οι βόρειοι άνεμοι δημιουργούν συνθήκες μεγάλης ξηρασίας, που εντείνονται από την απουσία βαρομετρικών χαμηλών στην ανατολική Μεσόγειο και διακόπτονται μόνο από μερικές τοπικές βροχοπτώσεις τροπικού τύπου. Στα πεδινά, τα κύματα καύσωνα έχουν συχνά μεγάλη διάρκεια, επηρεασμένα από τους βόρειους ανέμους που πνέουν από την Αφρική. Παρουσιάζονται επίσης μεγάλες θερμοκρασιακές μεταβολές. Η Κρήτη βρίσκεται μεταξύ των ισόθερμων  $18.5 - 19^{\circ}\text{C}$  με ετήσιο διάστημα μεταβολής  $14 - 15^{\circ}\text{C}$ . Το νοτιότερο τμήμα του νησιού είναι θερμότερο από το βόριο και το θερμότερο σε όλη την Ελλάδα. Κατά τη διάρκεια της ψυχρής περιόδου η θερμοκρασία αυξάνεται καθώς ταξιδεύουμε προς μικρότερα γεωγραφικά πλάτη, ενώ κατά τη θερμή περίοδο και ειδικά τους μήνες Μάιο και Αύγουστο, η θερμοκρασία αυξάνεται από τα παράλια προς τα πεδινά και ιδιαίτερα στις πεδιάδες. Το χειμώνα, οι χαμηλότερες θερμοκρασίες στα πεδινά είναι σπάνια κάτω από  $0^{\circ}\text{C}$  ενώ το καλοκαίρι ξεπερνούν αρκετές φορές τους  $40^{\circ}\text{C}$ . Η ετήσια θερμοκρασία έχει αυξηθεί τις τελευταίες δύο δεκαετίες κατά  $0.3^{\circ}\text{C}$ .

#### 4.4 Υδάτινοι Πόροι

Η πεδιάδα περιέχει διάφορα υδροφόρα στρώματα και έγκυλα σύνθετης κατανομής και ιδιοτήτων. Η στάθμη των υπόγειων υδάτων είναι μέγιστη το Μάρτιο ή τον Απρίλιο με μεγάλες υποχωρήσεις έως το χειμώνα όπου γίνεται η ανατροφοδότηση του υδροφόρου ορίζοντα. Στις αρχές της δεκαετίας του '70, τα υδροφόρα στρώματα ήταν μεγάλης παραγωγικότητας με ρυθμούς υπόγειας απορροής ως και  $300 \mu^3/\omega\rho$ .

Σήμερα, οι τιμές αυτές έχουν ελαττωθεί περίπου στο ένα δέκατο. Από δοκιμές άντλησης, η συγκεκριμένη παραγωγή κυμαίνεται μεταξύ 0,05 και 0,15 ενώ οι οριζόντιες σειρές μεταβιβασιμότητας μεταξύ 0,1 και 0,01. Η πλευρικές εκροές υπόγειων νερών  $\text{m}^2/\text{s}$  από την κοιλάδα είναι μικρές σε σύγκριση με την κάθετη εκροή υπόγειων νερών. Πριν από την εγκατάσταση των συστημάτων άρδευσης, η μέση απαλλαγή της κοιλάδας ήταν περίπου 20 χιλ. ανά τριετία, που αντιστοιχούν σε 50 χιλ. ετήσιας βροχόπτωσης τα οποία χάνονται ως απορροή στη θάλασσα. [32]

Πρέπει να σημειωθεί ότι η επάρκεια ύδατος σε μέσες τιμές, δεν είναι ο περιοριστικός παράγοντας. Μεγαλύτερη σημασία έχουν οι τοπικές και εποχιακές αποκλίσεις που εμφανίζονται στην ευρύτερη περιοχή της Κρήτης τόσο στη διαθεσιμότητα όσο και στη ζήτηση.



**Εικόνα 4.5: Μεταβολή του βάθους πηγαδιού της Μεσσαράς αντιπροσωπευτικού για τη διακύμανση του υδροφόρου ορίζοντα της περιοχής**

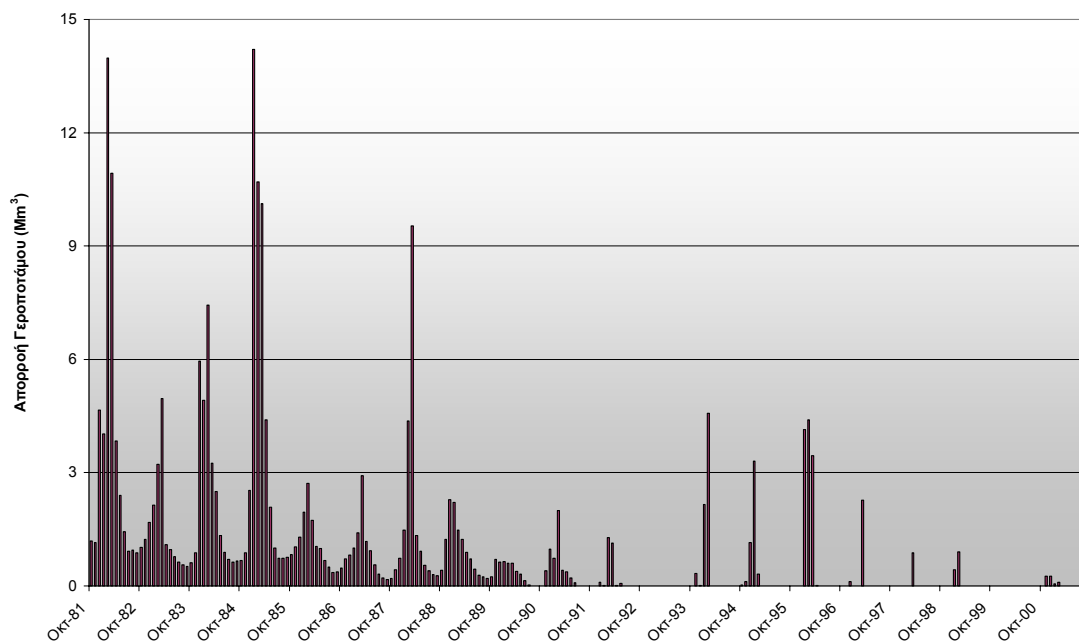
Περίπου 70 – 80% του ετήσιου ύψους βροχής πέφτει μέσα σε τρεις με τέσσερις μήνες, ενώ τα καλοκαίρια έχουν μεγάλη διάρκεια και είναι ξηρά. Η κατάσταση εντείνεται με τις τοπικές και εποχιακές μεταβολές της ζήτησης νερού. Η γεωργία και ο τουρισμός απαιτούν αυξανόμενα αποθέματα αργά της άνοιξης, το καλοκαίρι και νωρίς το φθινόπωρο όπου το νερό βρίσκεται σε μεγαλύτερη αφθονία. Επιπλέον, η οικιακή χρήση του νερού αυξάνεται τις ζεστές και ξηρές περιόδους. Κατά μέσο όρο, σε όλη την Κρήτη υπάρχει χαμηλή κατά κεφαλήν επάρκεια νερού, περίπου  $4800\text{m}^3/\text{inh yr}$ , που είναι χαμηλότερη από αυτή της υπόλοιπης Ελλάδας ( $6700\text{m}^3/\text{inh yr}$ ). [8]

## 5.1 Δεδομένα

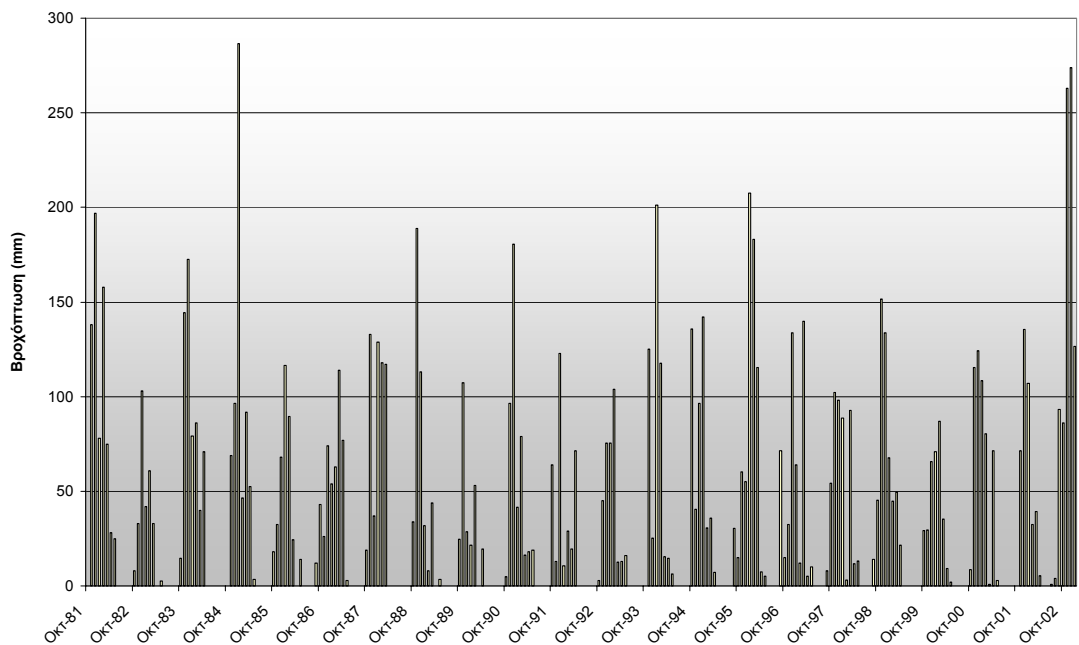
Τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε για να εφαρμόσουμε το μοντέλο στην πεδιάδα της Μεσσαράς, προήλθαν από μετρήσεις που γίνονται τα τελευταίες δεκαετίες στην περιοχή της Πόμπιας. Από το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων, απομονώσαμε τις χρονοσειρές της θερμοκρασίας, του ύψους της βροχόπτωσης, του όγκου νερού που απορρέει στο χείμαρρο Γεροπόταμο και της στάθμης ενός πηγαδιού της περιοχής. Αναλυτικότερα στοιχεία για τα δεδομένα αυτά δίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Μεταβλητή	Μετρήσεις		
	Μονάδες	Συχνότητα	Διάστημα
Θερμοκρασία	°C	μηνιαία	10/81-08/01
Βροχόπτωση	Mm	μηνιαία	10/81-01/03
Απορροή	Mm <sup>3</sup>	μηνιαία	10/81-08/01
Στάθμη Πηγαδιού	m	δαμηνιαία	10/81-04/00

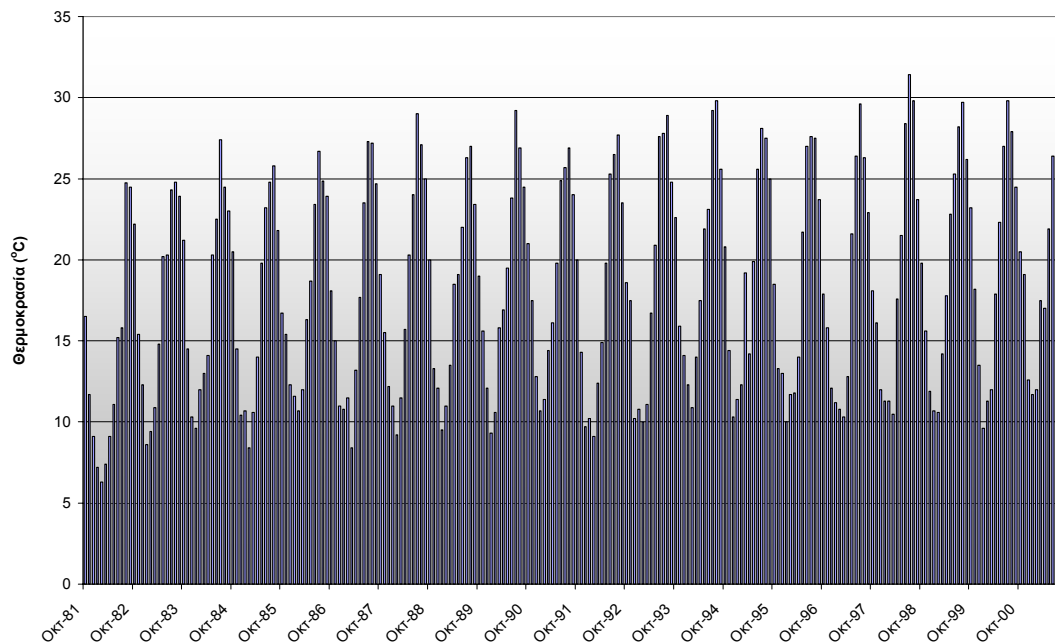
Όπως φαίνεται, δεν είναι δυνατή η αντιστοίχιση ένα προς ένα των τιμών της θερμοκρασίας, της βροχόπτωσης και της απορροής με τη στάθμη του πηγαδιού γιατί τα μεγέθη δεν έχουν την ίδια συχνότητα μέτρησης. Για το λόγο αυτό, με παρεμβολή τύπου *spline*, υπολογίστηκαν οι τιμές της στάθμης του πηγαδιού για κάθε μήνα του χρόνου. Η παραδοχή αυτή βασίζεται στο γεγονός ότι οι μετρήσεις της στάθμης του πηγαδιού λαμβάνουν χώρα τους μήνες όπου ο υδροφόρος ορίζοντας έχει τα μεγαλύτερα και τα μικρότερα αποθέματα, δηλαδή Οκτώβριο και Απρίλιο. Έτσι, οι μεταβολές της τιμής της στάθμης ανάμεσα στους δύο αυτούς μήνες θα πρέπει να είναι ομαλές και έτσι να μπορούν να αποδοθούν με τη μέθοδο της παρεμβολής που χρησιμοποιήσαμε.



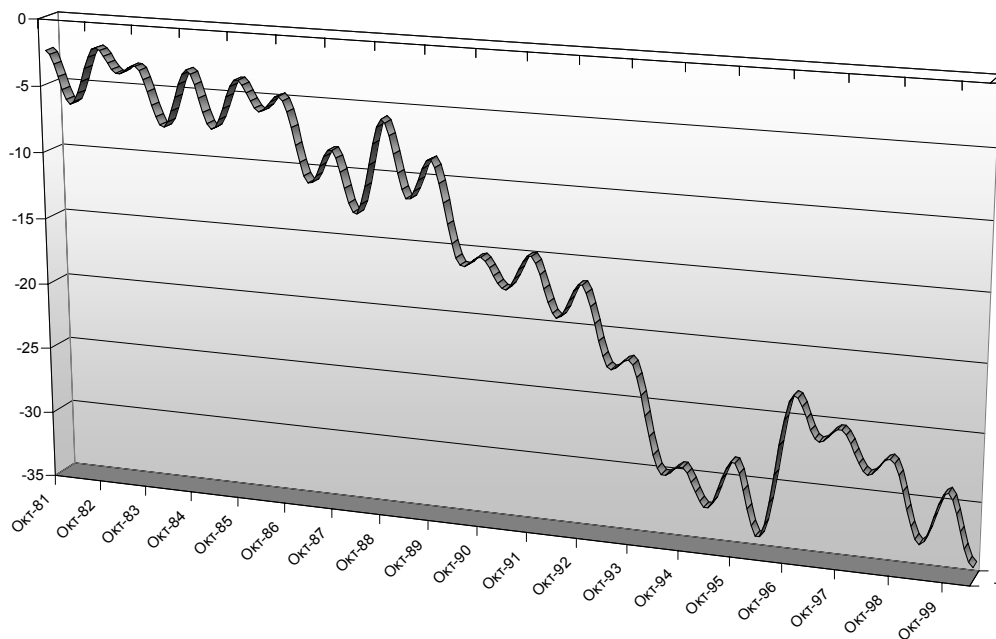
**Εικόνα 5.1: Χρονική μεταβολή απορροής του χειμάρρου Γεροπόταμου**



**Εικόνα 5.2: Χρονική μεταβολή της βροχόπτωσης όπως μετρήθηκε από το βροχομετρικό σταθμό στην περιοχή της Πόμπιας**



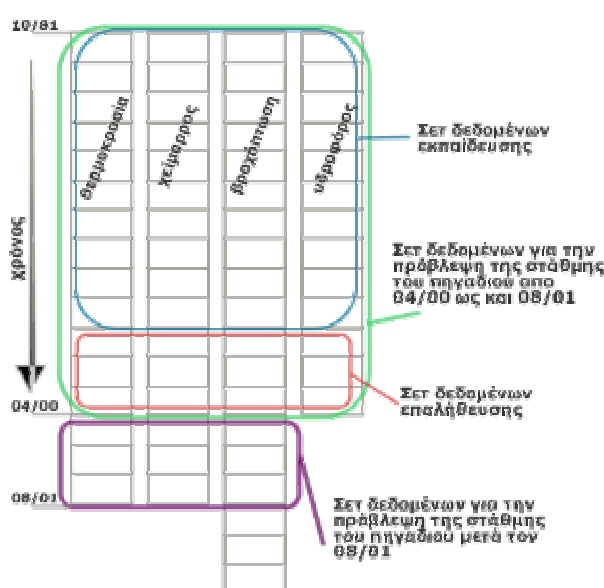
**Εικόνα 5.3: Χρονική μεταβολή θερμοκρασίας όπως μετρήθηκε από τον μετεωρολογικό σταθμό στην περιοχή της Πόμπιας**



**Εικόνα 5.4: Χρονική μεταβολή της στάθμης πηγαδιού της περιοχής της Μεσσαράς. Θεωρείται αντιπροσωπευτική της μεταβολής της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα της περιοχής**

## 5.2 Ομαδοποίηση των δεδομένων

Το σετ των δεδομένων χωρίστηκε σε δυο τμήματα, ένα με χρονοσειρές από τον 10/81 ως τον 04/00 όπου υπάρχουν μετρήσεις για όλες τις μεταβλητές που μας ενδιαφέρουν, και ένα από τον 10/81 ως τον 08/01 όπου απουσιάζουν τα δεδομένα στάθμης του πηγαδιού. Το πρώτο σετ χωρίστηκε στη συνέχεια σε δυο υποομάδες δεδομένων, η πρώτη για εκπαίδευση και η δεύτερη για έλεγχο της ακρίβειας της πρόβλεψης. Μια συνοπτική μορφή της ομαδοποίησης των δεδομένων φαίνεται στην Εικόνα 5.5.

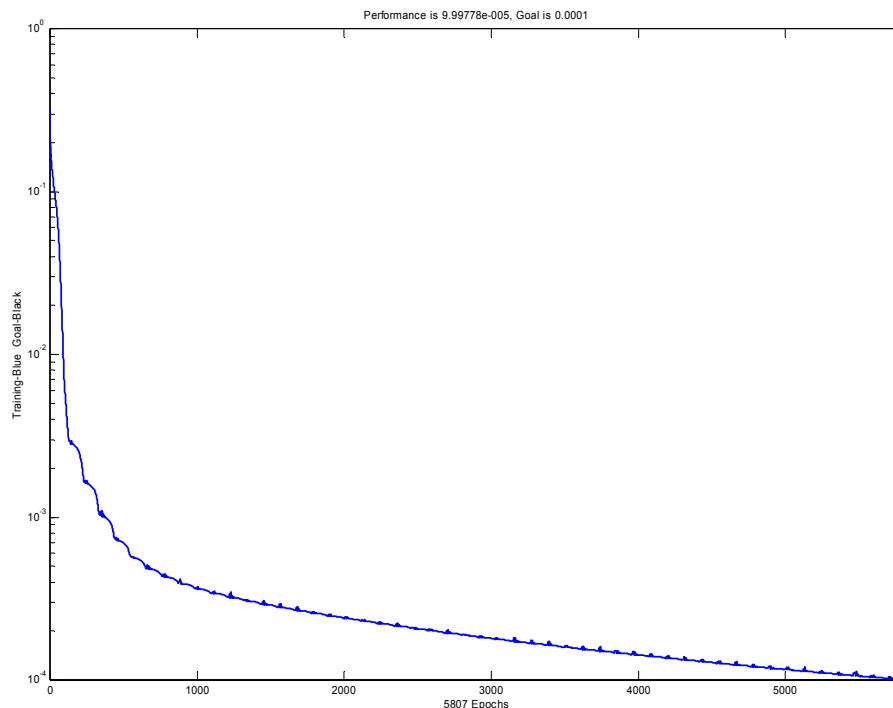


Εικόνα 5.5: Σχηματική αναπαράσταση των δεδομένων και της ομαδοποίησής τους

## 5.3 Αλγόριθμοι πρόβλεψης και υπολογιστικές απαιτήσεις

Από τους δύο αλγόριθμους εκπαίδευσης που δοκιμάστηκαν, ο LM συγκλίνει ταχύτερα σε σχέση τη μέθοδο GDBP, δηλαδή εκπαιδεύει το δίκτυο με λιγότερους κύκλους εκπαίδευσης στον ίδιο βαθμό (ίδιο MSE). Η διαφορά ταχύτητας είναι αρκετά μεγάλη, αφού ο LM χρειαζόταν συνήθως 25 με 50 επαναλήψεις για επίτευξη  $MSE = 10^{-4}$  ενώ ο GDBP 4000 με 6000. Παρόλα αυτά, επειδή ο LM έχει μεγαλύτερες υπολογιστικές απαιτήσεις, το χρονικό διάστημα που απαιτείται για κάθε κύκλο είναι πολλαπλάσιο. Επιπλέον, όπως φαίνεται από τη βιβλιογραφία [24], σε κάποια

προβλήματα, η ταχύτερη σύγκλιση δεν δίνει απαραίτητα και καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά τη δυνατότητα γενίκευσης του εκπαιδευμένου δικτύου. Έτσι μετά από αρκετές δοκιμές, επιλέξαμε τον αλγόριθμο GDBP ως τον βέλτιστο από άποψη λιγότερων υπολογιστικών απαιτήσεων (μικρότεροι χρόνοι εκπαίδευσης) και ακριβέστερων αποτελεσμάτων.



**Εικόνα 5.6: Μεταβολή του δείκτη απόδοσης MSE, που δείχνει την απόδοση (performance) του δικτύου, με τους κύκλους εκπαίδευσης, για δίκτυο διάταξης 20-9-1, με τη μέθοδο GDBP**

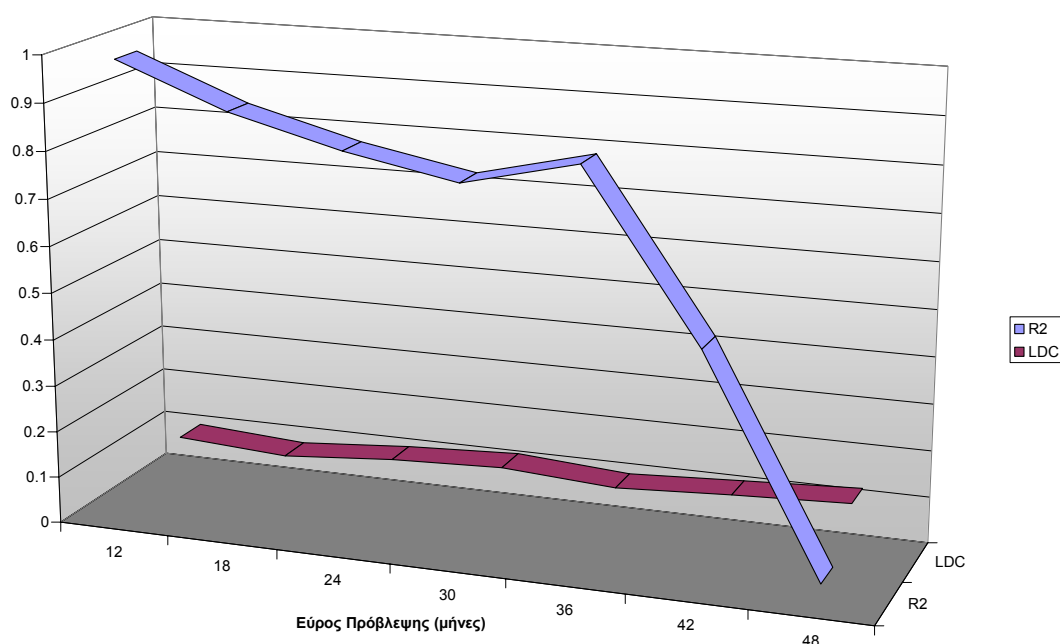
Στο σημείο αυτό, θα πρέπει να σημειώσουμε ότι η υπολογιστική ισχύς που απαιτείται για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι αρκετά μεγάλη και εξαρτάται άμεσα από την πολυπλοκότητα του δικτύου και τον όγκο των δεδομένων. Για τις δικές μας μετρήσεις, χρησιμοποιήθηκε υπολογιστής με δύο επεξεργαστές Intel Xeon 2.6GHz, με 1024Mb μνήμη τυχαίας προσπέλασης. Ο χρονική διάρκεια μιας τυπικής δοκιμής ήταν 50 ως 150 δευτερόλεπτα. Για την δοκιμή πρόβλεψης 16 μηνών από 5/00 ως 8/01 σε δίκτυο με διάταξη 20-9-1 (20 τιμές εισόδου-9 κρυφοί κόμβοι-1 τιμή εξόδου) χρειάστηκαν 141.3sec με τον αλγόριθμο GDBP για προσέγγιση με  $MSE = 10^{-4}$ .



## 5.4 Βελτιστοποίηση του δικτύου

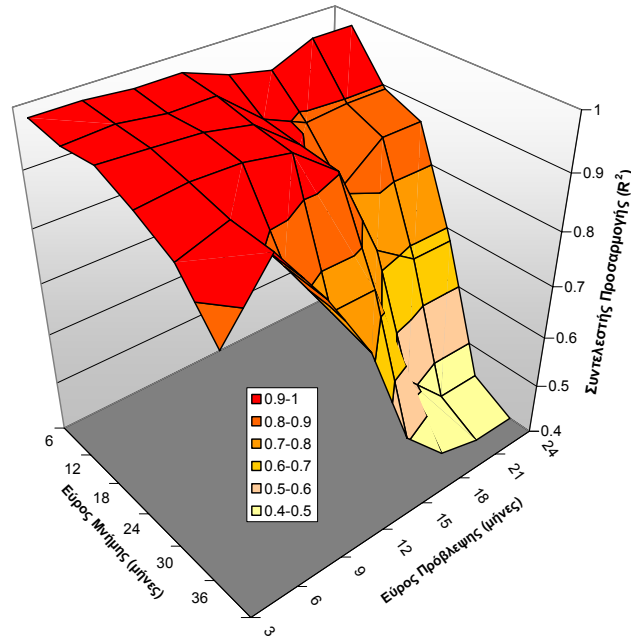
Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, η μορφή του δικτύου, η μέθοδος εκπαίδευσης και γενικότερα όλες οι παράμετροι που μπορούν να επηρεάσουν την αποτελεσματικότητά του, σχετίζονται άμεσα με τη φύση του προβλήματος που εξετάζουμε. Για να καταλήξουμε σε μια τελική μορφή του νευρωνικού δικτύου χρειάστηκαν αναρίθμητες δοκιμές και αλλαγές στον κώδικα που εκτελεί τον αλγόριθμο.

Στα παρακάτω διαγράμματα, φαίνονται τα αποτελέσματα μερικών αντιπροσωπευτικών δοκιμών που έγιναν για την επιλογή της βέλτιστης μορφής του δικτύου. Η μόνη παράμετρος που διατηρήθηκε σταθερή σε όλη τη διάρκεια των δοκιμών, ήταν το κριτήριο τερματισμού της εκπαίδευσης που ορίστηκε είτε όταν η τιμή του MSE γίνει μικρότερη από  $5 \cdot 10^{-4}$ , είτε οι κύκλοι εκπαίδευσης να ξεπεράσουν τους  $10^4$ , όποιο από τα δύο συμβεί πρώτο.

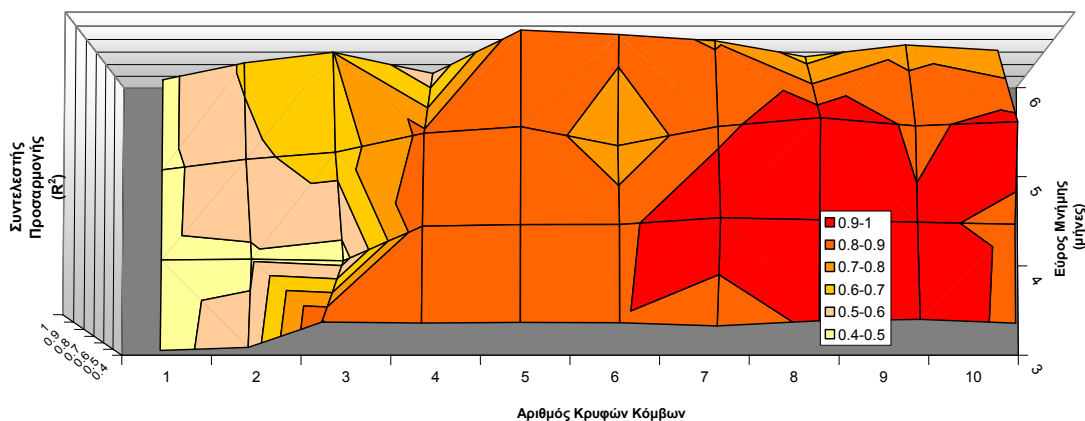


**Εικόνα 5.7:** Μεταβολή του δείκτη απόδοσης LDC και του συντελεστή προσαρμογής, σε σχέση με το εύρος της πρόβλεψης, για δίκτυο με 9 κρυφούς κόμβους και 5 μήνες μνήμης

Από τα γραφήματα της Εικόνας 5.8, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι αν και το εύρος πρόβλεψης μπορεί να φτάσει μέχρι και 2 χρόνια (24 χρονικά βήματα) μπροστά, όσο περισσότερες απαιτήσεις πρόβλεψης έχουμε, τόσο η μορφή του δικτύου μας πρέπει να πλησιάζει το βέλτιστο.

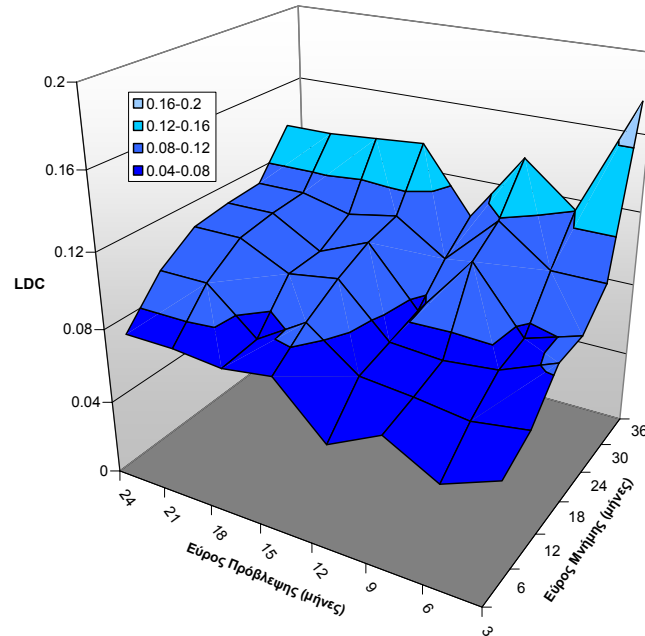


**Εικόνα 5.8:** Μεταβολή του συντελεστή προσαρμογής, σε σχέση με το εύρος της πρόβλεψης και το εύρος της μήκους του δικτύου



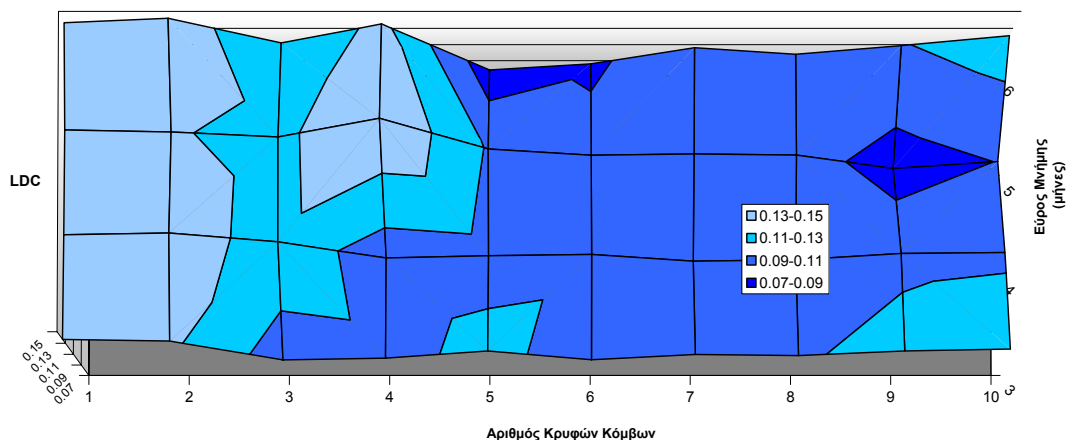
**Εικόνα 5.9:** Μεταβολή του συντελεστή προσαρμογής, σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών κόμβων και το εύρος της μήκους του δικτύου

Από το διάγραμμα της Εικόνας 5.7, φαίνεται και το μέγιστο χρονικό διάστημα που το μοντέλο μας έχει τη δυνατότητα να εκτελεί πρόβλεψη. Διαπιστώθηκε ότι μετά από διάστημα 36 μηνών τα αποτελέσματα παύουν να παρουσιάζουν ικανοποιητική προσαρμογή με τα δεδομένα πεδίου.



**Εικόνα 5.10: Μεταβολή του δείκτη απόδοσης LDC, σε σχέση με το εύρος της πρόβλεψης και το εύρος της μνήμης του δικτύου**

Από τις δοκιμές αυτές συμπεράναμε επίσης, ότι ο βέλτιστος αριθμός κόμβων της κρυφής στιβάδας του δικτύου είναι 9. Για τιμές μεταξύ 7 – 10 η απόδοση του δικτύου είναι επίσης ικανοποιητική ενώ εκτός του πεδίου αυτού γίνεται ολοένα και χειρότερη.

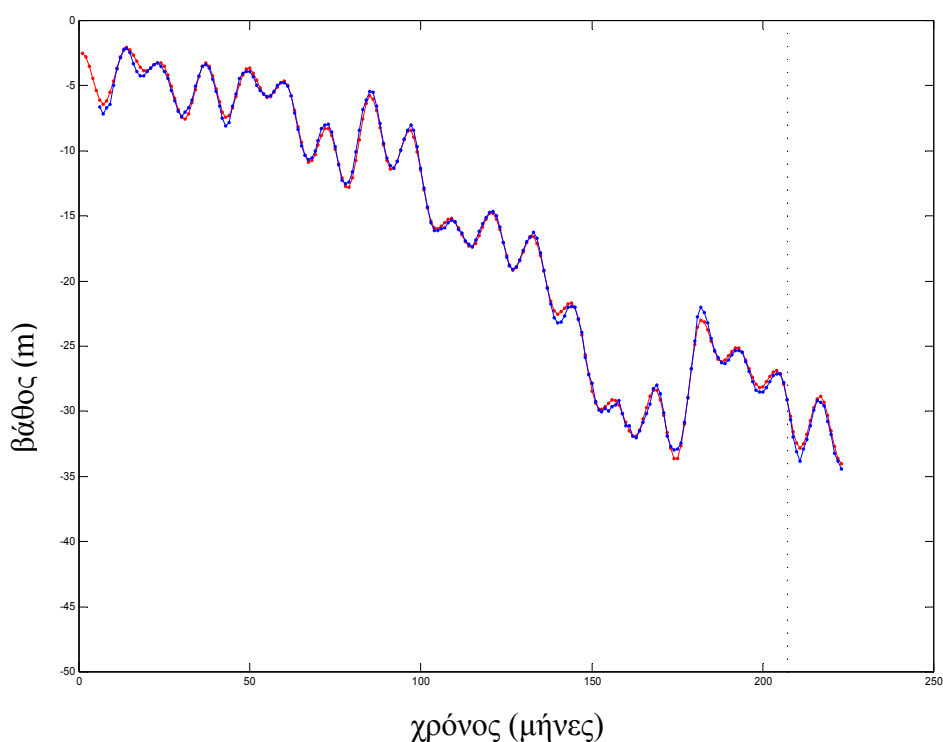


**Εικόνα 5.11: Μεταβολή του δείκτη απόδοσης LDC, σε σχέση με τον αριθμό των κρυφών κόμβων και το εύρος της μνήμης του δικτύου**

Ο αριθμός των προηγούμενων χρονικών βημάτων (μηνών) που συσχετίζεται με την πρόβλεψη θα πρέπει να βρίσκεται στην περιοχή του 6. Αν και από 3 ως 12 μήνες τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά, βέλτιστη προσαρμογή των τιμών του μοντέλου με τις τιμές του πεδίου έχουμε για «εύρος μνήμης» 5 μηνών. Τα παραπάνω απεικονίζονται γραφικά στην Εικόνα 5.9.

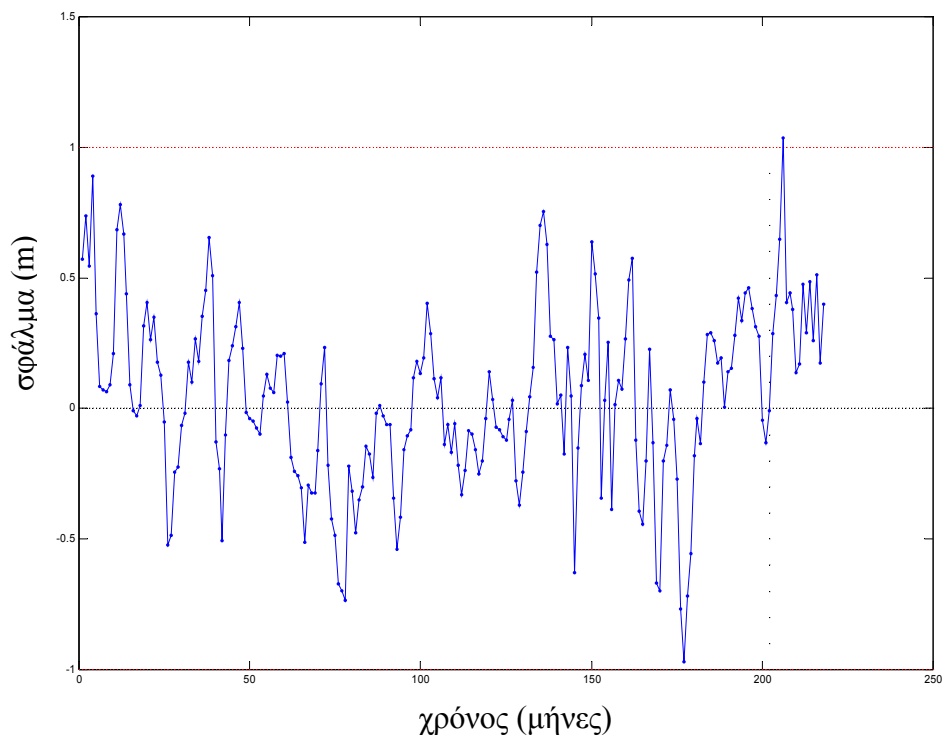
Αξίζει να σημειωθεί ότι ο δείκτης LDC που εισάγεται από τη βιβλιογραφία, ήταν με όλες τις δοκιμές μικρότερος από 0.2 (Εικόνες 5.10, 5.11), γεγονός που σημαίνει ότι το συνολικό σφάλμα του μοντέλου για τη στάθμη του πηγαδιού σε ξηρές περιόδους, ήταν μικρότερο του 1m.

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζονται τα αποτελέσματα του μοντέλου για πρόβλεψη της στάθμης του πηγαδιού κατά την περίοδο 1/99 ως 4/00. Στον οριζόντιο άξονα δίνεται ο χρόνος σε μήνες, ενώ στον κατακόρυφο το βάθος της στάθμης σε μέτρα.



**Εικόνα 5.12: Αποτελέσματα δικτύου διάταξης 20-9-1 για πρόβλεψη 16 γνωστών τιμών**

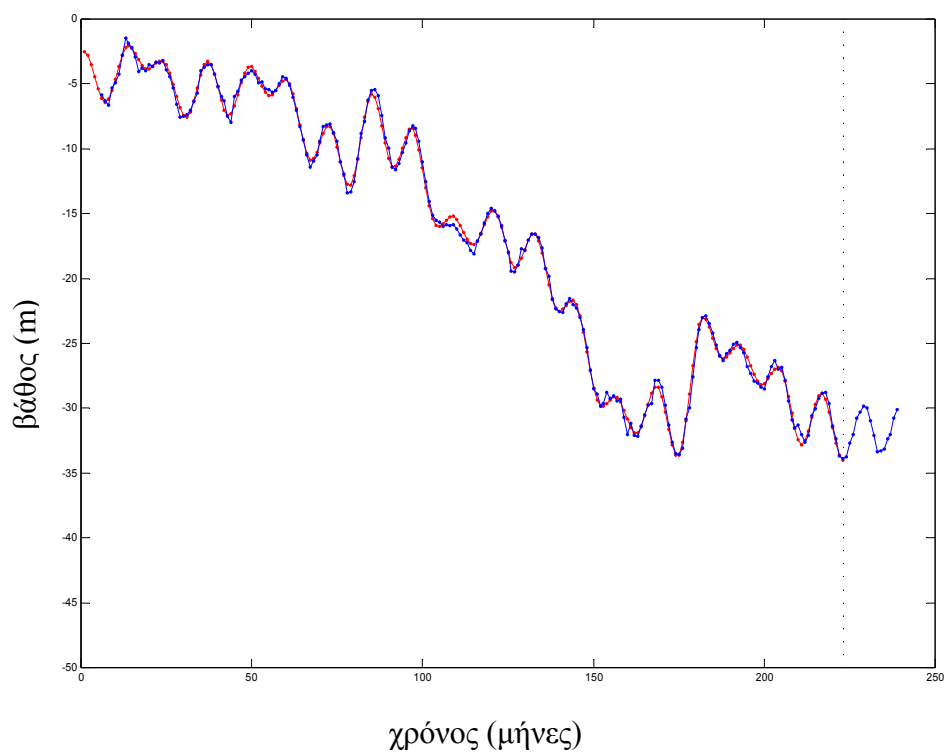
Με μπλε φαίνεται η προσομοίωση της στάθμης ενώ με κόκκινο οι πραγματικές τιμές. Η πρόβλεψη αρχίζει μετά τη διακεκομμένη κάθετη γραμμή. Το  $R^2$  ήταν 0.9859 και το LDC 0.0611, τιμές πολύ ικανοποιητικές. Στην ουσία οι τιμές της πρόβλεψης εξηγούν πάνω από 98% τις πραγματικές τιμές. Η Εικόνα 5.13 δείχνει το πραγματικό σφάλμα για χρονικό βήμα του μοντέλου.



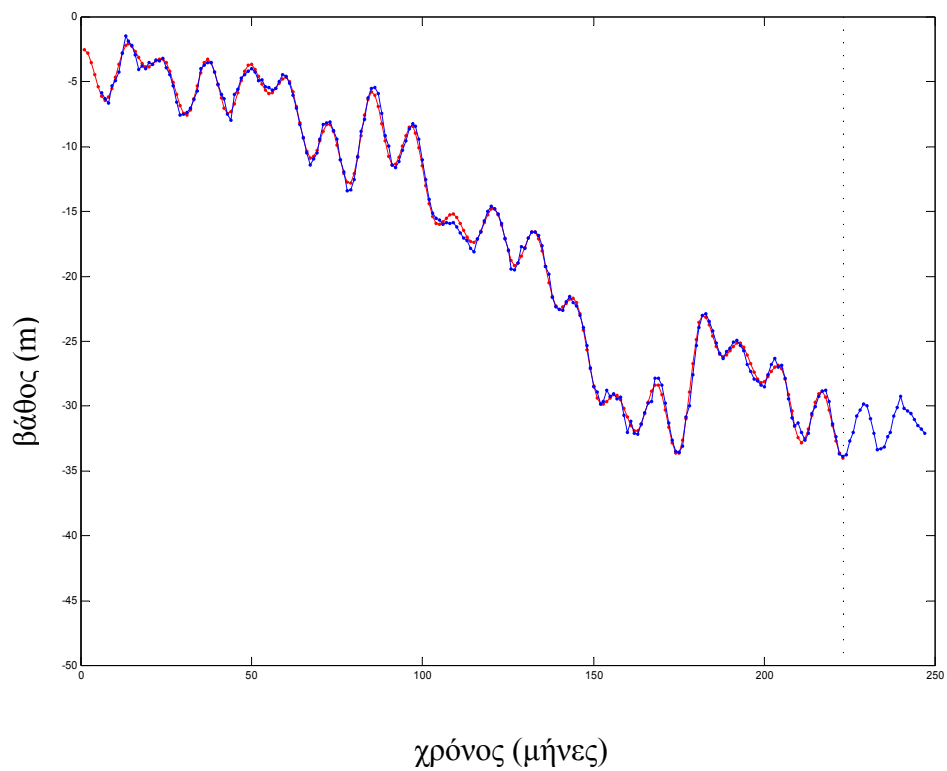
Εικόνα 5.13: Πραγματικό σφάλμα, δικτύου διάταξης 20-9-1 για πρόβλεψη 16 γνωστών τιμών

## 5.5 Αποτελέσματα και συζήτηση

Αρχικά χρησιμοποιήσαμε τη βέλτιστη διάταξη δικτύου που δημιουργήσαμε παραπάνω για να προβλέψουμε τις τιμές στάθμης του υπό μελέτη πηγαδιού κατά την περίοδο 5/00 ως 8/01. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνονται παρακάτω. Όπως και προηγουμένως, με μπλε φαίνεται η προσομοίωση της στάθμης ενώ με κόκκινο οι πραγματικές τιμές. Η πρόβλεψη αρχίζει μετά τη διακεκομμένη κάθετη γραμμή. Τα αποτελέσματα μας δείχνουν ότι η στάθμη του πηγαδιού παρουσιάζει μια σταθεροποιητική τάση.



**Εικόνα 5.14:** Αποτελέσματα δικτύου διάταξης 20-9-1 για πρόβλεψη 16 άγνωστων τιμών



**Εικόνα 5.15:** Πραγματικό σφάλμα δικτύου διάταξης 20-9-1 για πρόβλεψη 19 γνωστών τιμών

Σαν δεύτερο βήμα, χρησιμοποιήσαμε ίδια διάταξη δικτύου, προσθέτοντας στη χρονοσειρά των τιμών στάθμης του πηγαδιού τους 16 μήνες από 5/00 ως 8/01 που προβλέψαμε παραπάνω. Οι τιμές αυτές σε συνδυασμό με τις υπόλοιπες χρονοσειρές αναμένουμε να μας δώσουν μια πρόβλεψη για το 2002 (4/02). Παρόλο που η πρόβλεψη αυτή δεν αναμένεται να είναι αξιόπιστη, θα αποδίδει μια τάξη μεγέθους για τη στάθμη του πηγαδιού και κατά συνέπεια την κατάσταση του υδροφόρου ορίζοντα. Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 5.15, η τάση της στάθμης του πηγαδιού και κατά συνέπεια του υδροφόρου ορίζοντα είναι ελαφρώς ανοδική.

## 5.6 Συμπεράσματα

Τα νευρωνικά δίκτυα βρίσκονται ακόμα και σήμερα, δεκαετίες μετά την εμφάνισή τους, σε πρώιμο στάδιο ανάπτυξης. Παρόλα αυτά, στην παρούσα εργασία, διαπιστώσαμε ότι έχουν μεγάλες δυνατότητες και μπορούν να εφαρμοστούν με άριστα αποτελέσματα στην υδρολογία, και πιθανώς σε άλλους παραπλήσιους τομείς για την πρόβλεψη περιβαλλοντικών συνιστωσών. Μέχρι στιγμής, έχει αναπτυχθεί ένας αλγόριθμος με βάση τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, για τον οποίο έχει ελεγχθεί η απόδοση του με τη μεταβολή μιας σειράς παραμέτρων. Με τον τρόπο αυτό έχουμε καταλήξει σε μια βέλτιστη δομή η οποία προσομοιώνει ικανοποιητικά την πραγματικότητα. Από το μοντέλο που δημιουργήθηκε, κάναμε αρκετά αξιόπιστες προβλέψεις 2 ετών μπροστά από τα δεδομένα που είχαμε συλλέξει. Έτσι, βγάλαμε υποτυπώδη συμπεράσματα για την τάση της διακύμανσης της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα στην πεδιάδα της Μεσσαράς, η οποία αντιμετωπίζει σοβαρό πρόβλημα εξάντλησης των υδάτινων πόρων.

Στο μέλλον, θα πρέπει να ερευνηθούν σε μεγαλύτερο βάθος οι παράμετροι που καθορίζουν τη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, καθώς και άλλες παράμετροι που σχετίζονται με την εκπαίδευση και την προσομοίωση. Επίσης πρέπει να γίνουν αρκετά βήματα για μια πληρέστερη συλλογή δεδομένων (μετεωρολογικών, υδρολογικών, χρήσεων γης) είτε αυτά είναι περασμένων ετών είτε πρόσφατων, αφού όπως είδαμε παραπάνω η έλλειψη τους είναι αισθητή. Θα πρέπει να γίνει ανάλυση ευαισθησίας του δικτύου στα δεδομένα αυτά για να επιλεγούν οι καλύτερες εισοδοί

για το μοντέλο. Επιπλέον, για την αντικειμενική πρόβλεψη της στάθμης του υδροφόρου ορίζοντα δεν αρκούν δεδομένα για ένα μόνο πηγάδι αλλά απαιτούνται χρονοσειρές για περισσότερα πηγάδια σε όλη την επιφάνεια της περιοχής μελέτης. Οι μετρήσεις πεδίου θα πρέπει να συνδυαστούν κατάλληλη με την εφαρμογή υδρογεωλογικών μεθόδων και έπειτα να εισαχθούν στο μοντέλο. Για την ευκολότερη χρήση του μοντέλου, θα πρέπει αυτό να εκτελείται από ένα ευέλικτο και φιλικό, γραφικό περιβάλλον. Τα παραπάνω, με τη βοήθεια των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών μπορούν να δώσουν μια συνολική εικόνα της χωροχρονικής κατανομής των μεταβλητών και θα αποτελέσουν ένα χρήσιμο εργαλείο για τη διαχείριση των υδάτινων πόρων και τη λήψη αποφάσεων.



## **Βιβλιογραφία**

1. ASCE Task Committee on Applications of Artificial Neural Networks in Hydrology, the, 2000, “Artificial Neural Networks in Hydrology. I: Preliminary Concepts”, Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 5, No 2, 115-123.
2. ASCE Task Committee on Applications of Artificial Neural Networks in Hydrology, the, 2000, “Artificial Neural Networks in Hydrology. II: Hydrologic Applications”, Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 5, No 2, 124-137.
3. Atalla, M. J., 1996, “Model Updating Using Neural Networks”, Dissertation submitted to the faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University in partial fulfilment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy in Engineering Mechanics.
4. Balabanis, P., 1999, “Water in Europe. Research achievements and future perspectives within the framework of european research activities in the field of environment”, European Commission, Directorate General for Science, Research and Technological Development. Brussel, Belgium.
5. Bennis, S., Berradda, F., Kang, N., 1997, “Improving single-variable and multivariable techniques for estimating missing hydrological data”, Journal of Hydrology, 191, 87-105.
6. Bodri, L., Cermak, V., 2000, “Prediction of extreme precipitation using a neural network: application to summer flood occurrence in Moravia”, Advances in Engineering Software 31, 311-321.
7. Carpa, S. C., Canale, R. P., “Numerical Methods for Engineering”, WCB McGraw-Hill, ISBN 0-07-561254-2.
8. Chartzoulakis, K.S., Paranychianakis, N.V., Angelakis, A.N., 2001, “Water resources management in the Island of Crete, Greece, with emphasis on the agricultural use”, Water Policy, 3, 193-205.

9. Clifford, R. P. et al., "Handbook of neural computing applications", Academic Press Inc., ISBN 0-12-471260-6.
10. Coulibaly, P. et al, 2001, "Artificial neural network modelling of water table depth fluctuations", *Water Resource Research*, Vol. 37, No. 4, 885-896
11. Coulibaly, P., Bobée, B. and Anctil, F., 2001a "Improving extreme hydrologic events forecasting using a new criterion for ANN selection", *Hydrological Processes*, 15(8), 1533-1536.
12. Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobée, B., 2001b, "Multivariate reservoir inflow forecasting using temporal neural networks", *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*, 6(5), 367-376.
13. Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R. and Bobée, B., 2001c, "Artificial neural network modelling of water table depth fluctuations", *Water Resources Research*, 37(4), 885-896.
14. Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobée, B., 2000a, "Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach", *Journal of Hydrology*, 230, 244-257.
15. Coulibaly, P., Rasmussen, P.F., Anctil, F. and Bobée, B., 2000b, "A recurrent neural networks approach using indices of low-frequency climatic variability to forecast annual runoff", *CGU-HS Special Issue of Hydrological Processes*, 14(15), 2755-2777.
16. Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobée, B., 2000c, "Neural network-based long-term hydropower forecasting system", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 15, 355-364.
17. Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobée, B., 1999, "Hydrological forecasting using artificial neural networks: The state of the art (in French)", *Canadian Journal of Civil Engineering*, 26(3), 293-304.
18. Croke, B., Cleridou, N., Kolovos, A., Vardavas, I., Papamastorakis, J., 2000, "Water resources in the desertification-threatened Messara Valley of Crete: estimation of the annual water budget using a rainfall-runoff model", *Environmental Modelling & Software*, 15, 387-402.
19. Hines, J. W., "Matlab Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", Wiley-Interscience Publications, ISBN 0-471-19247-3

20. Holger, R. M. and Graeme C. D., 2000, "Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modeling issues and applications", *Environmental Modelling & Software* 15, 101-124.
21. Islam, S. & Kothari, R., 2000, "Artificial Neural Networks in Remote Sensing of Hydrologic Processes", *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, No 2, 138-144.
22. Koivo, H. N., 2000, "Neural Networks: Basics Using Neural Network Toolbox"
23. Luk, K. C., Ball, J. E., Sharma, A., 2001, "An Application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting", *Mathematical and Computer Modeling* 33, 683-693.
24. Matlab 6 Neural Network Toolbox Manual
25. Maier, H. R., Dandy, G. C., 2000, "Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications", *Environmental Modelling & Software* 15, 101-124.
26. Sajeeth, P. N., 2001, "Studies in Artificial Neural Network Modeling", Thesis submitted to Cochin University of Science and Technology in partial fulfilment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy in Physics.
27. Sajeeth, P. N., Babu, J. K., 2003, "A neural network tool for analysing trends in rainfall", *Computers & Geosciences* 29, 215-223
28. Sajikumar, N., Thandaveswara, B.S., 1999, "A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network", *Journal of Hydrology*, 216, 32-55.
29. Shamseldin, A. Y., 1997, "Application of a neural network technique to rainfall – runoff modelling", *Journal of Hydrology* 199, 272-294.
30. Wei, Y., Xu, W., Fan, Y., Tasi, H., 2002, "Artificial neural network based predictive method for flood disaster", *Computers & Industrial Engineering* 42, 383-390.
31. Werbos, P. J., 1990, "Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 10., 1550-1560
32. Vardavas, I.M., Papamastorakis, J., Fountoulakis, A., Manousakis, M., 1997, "Water resources in the desertification-threatened Messara Valley of Crete: estimation of potential lake evaporation", *Ecological Modelling* 102, 363-374.

33. Μπουντής, Τ., Πνευματικός Σ., «Δυναμικά Συστήματα, Τόμος Έκτος, Τάξη και Χάος στα Μη Γραμμικά Δυναμικά Συστήματα», Εκδόσεις Γ. Α. Πνευματικός, ISBN 960-7258-47-9

Από το Internet:

34. Artificial Neural Computation Systems: [www.eas.asu.edu/~eee511](http://www.eas.asu.edu/~eee511)  
35. Introduction to NN's: [www.willamette.edu/~gorr/classes/cs449/intro.html](http://www.willamette.edu/~gorr/classes/cs449/intro.html)  
36. USGS (U.S. Geological Survey): [www.usgs.gov/](http://www.usgs.gov/)