



**Πολυτεχνείο Κρήτης**

**Σχολή Χημικών Μηχανικών & Μηχανικών Περιβάλλοντος**

**Συσχέτιση και συμπλήρωση  
βροχομετρικών δεδομένων  
της περιοχής Κάμπου Χανίων  
με χρήση τεχνητών νευρωνικών  
δικτύων**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Κυριάκου Νικόλαος

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

Καθηγητής : Καρατζάς Γεώργιος (Επιβλέπων)

Καθηγητής : Νικολαΐδης Νικόλαος

Δρ : Τριχάκης Ιωάννης

ΧΑΝΙΑ, Ιούνιος 2021

---

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για μη κερδοσκοπικό σκοπό, εκπαιδευτικού ή ερευνητικού χαρακτήρα, με την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για άλλη χρήση θα πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πολυτεχνείου Κρήτης.

## Περίληψη

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας εξετάζεται η χρήση και η εκπαίδευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων, με σκοπό την προσομοίωση τιμών βροχόπτωσης στην περιοχή του Σταλού που δεν καταγράφηκαν λόγω βλαβών στον σταθμό, λαμβάνοντας ως δεδομένα εισόδου τιμές βροχόπτωσης της ευρύτερης περιοχής του κάμπου Χανίων κατά την περίοδο 9/2018-11/2019.

Στον Κάμπο Χανίων εκτός από τον μετεωρολογικό σταθμό του Σταλού, εδρεύουν και εκείνοι της πόλης των Χανίων, των Κουνουπιδιανών (Πολυτεχνειούπολη), του Πλατανιά και του Αλικιανού. Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα χρονοσειρών βροχόπτωσης των 5 αυτών μετεωρολογικών σταθμών για ένα διάστημα ενός χρόνου που λειτουργούσαν όλοι, έγινε μια προεπεξεργασία των τιμών για να απομονωθούν οι μελετώμενες τιμές. Καθώς, οι χρονοσειρές που προκύπτουν από διαδικασία καταγραφής υψών βροχής είναι μη γραμμικές κρίθηκε εφαρμόσιμη η χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την πραγματοποίηση της εργασίας.

Αρχικά χρειαζόταν η δημιουργία ενός πίνακα εισόδου με τις τιμές της βροχής που καταγράφηκαν στους σταθμούς του Αλικιανού, του Πλατανιά, του κέντρου Χανίων και των Κουνουπιδιανών και ενός διανύσματος στόχου στο νευρωνικό δίκτυο με τις τιμές του σταθμού του Σταλού. Μετά την ολοκλήρωση αυτής της προεπεξεργασίας, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν με το εργαλείο Neural Fitting Tool (nftool) του περιβάλλοντος της Matlab. Οι δύο αλγόριθμοι εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι Levenberg-Marquardt και Bayesian Regularization. Η εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων πραγματοποιήθηκε με βάση τα παραπάνω για διαφορετικές παραμέτρους κάθε φορά ως προς τους κρυφούς κόμβους, τα ποσοστά εκπαίδευσης καθώς και τους αλγόριθμους εκπαίδευσης. Κατά την διάρκεια εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων, έγινε προσπάθεια να εντοπιστεί το μοντέλο με τις παραμέτρους από το οποίο θα πρόκυπταν τα βέλτιστα αποτελέσματα. Κριτήρια επιλογής για την επιλογή του βέλτιστου μοντέλου ήταν η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και ο συντελεστής συσχέτισης. Τέλος, συνοψίζοντας τα αποτελέσματα επιτεύχθηκε σφάλμα της τάξεως  $10^{-2}$  m με την χρήση του αλγόριθμου Bayesian Regularization.

## Abstract

In the context of this thesis, the use and training of artificial neural networks is examined to simulate the rainfall data in Stalos area, which they didn't recorded cause of damages in the station, processing rainfall data of the whole area of Kampos, Chania, during the period of 9/2018- 11/2019.

In Kampos, Chania, apart from the meteorological station of Stalos, are also located those of the city of Chania, Kounoupidiana (University's campus), Platanias and Alikianos. Using the rainfall time series data of these five (5) meteorological stations for a period of one year that all operated, a pre-processing of the values was done to isolate the studied values. As the time series resulting from the process of recording rainfall heights are non-linear, the use of Artificial Neural Networks to carry out the work was deemed feasible.

Initially, it was essential to create an input table with the rainfall values recorded at the stations of Alikianos, Platanias, the center of Chania and Kounoupidiana, and a target vector in the neural network with the values of the station of Stalos. After the data pre-processing was completed, artificial neural networks were trained with Neural Fitting tool (nftool) of Matlab. The two training algorithms used are Levenberg-Marquardt and Bayesian Regularization. The training of artificial neural networks was based on the above for different parameters each time in terms of hidden nodes, training percentages and training algorithms. During the training of artificial neural networks, an attempt was made to identify the model with the parameters from which the optimal results would be emerged. Selection criteria for selecting the optimal model were the square root of the mean square error and the correlation coefficient. Finally, summarizing our results, a fault of the order  $10^{-2}m$  was achieved using the Bayesian Regularization algorithm.

## Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας επιθυμώ να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλους εκείνους που συνέβαλαν άμεσα ή έμμεσα στην ολοκλήρωσή της.

Αρχικά τον επιβλέποντα Καθηγητή μου Κο Γεώργιο Καρατζά για την ενθάρρυνση να ασχοληθώ με το αντικείμενο και για την επιστημονική και συμβουλευτική του καθοδήγηση.

Πολύτιμη επίσης ήταν η βοήθεια του Δρ. Ιωάννη Τριχάκη, του οποίου οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ για την εποικοδομητική συνεργασία και την συμπαράσταση που μου παρείχε σε όλα τα στάδια εκπόνησης της εργασίας.

Επίσης ένα ευχαριστώ στα παιδιά του εργαστηρίου και στον Καθηγητή Κο Νικόλαο Νικολαΐδη για την συμμετοχή του στην εξεταστική επιτροπή.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου για την αγάπη, την κατανόηση και διαρκή υποστήριξή τους.

## Περιεχόμενα

Περίληψη.....	ii
Abstract.....	iii
Στόχος.....	1
Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή.....	2
1.1 Το νερό ως φυσικός πόρος .....	2
1.2 Υδρολογικός Κύκλος.....	2
1.3 Ατμοσφαιρικές Κατακρημνίσεις .....	3
1.3.1 Βροχόπτωση .....	3
1.3.1.1 Μέτρηση Βροχής .....	4
Κεφάλαιο 2. Θεωρητικό Υπόβαθρο .....	7
2.1 Νευρωνικά Δίκτυα .....	7
2.1.1 Από τα βιολογικά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	7
2.1.2 Περιγραφή ενός απλού τεχνητού νευρώνα .....	8
2.1.3 Δομή και Λειτουργία των νευρωνικών δικτύων .....	11
2.2 Δίκτυο Perceptron .....	13
2.2.1 Πολυεπίπεδο Δίκτυο Perceptron-Multi Layer Perceptron .....	14
2.3 Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου.....	15
2.3.1 Levenberg-Marquardt .....	15
2.3.2 Bayesian .....	16
2.3.3 Κριτήρια Τερματισμού της εκπαίδευσης .....	17
2.3.3.1 Υπερεκπαίδευση .....	17
2.3.4 Κριτήρια αξιολόγησης .....	17
Κεφάλαιο 3. Περιοχή Μελέτης.....	19
3.1 Περιγραφή της ευρύτερης περιοχής.....	19
3.2 Χαρακτηριστικά Περιοχής.....	21
3.2.1 Έκταση και Φυσική Διαμόρφωση .....	21
3.2.2 Κλιματικές Συνθήκες.....	24
3.3 Γεωλογική Δομή .....	26
3.3.1 Γεωλογία Ευρύτερης Περιοχής .....	26
3.3.2 Υδρογεωλογικές Συνθήκες.....	28
Κεφάλαιο 4. Μεθοδολογία .....	30
4.1 Βήματα εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου με Neural Fitting tool.....	39
4.1.1 Εισαγωγή δεδομένων εισόδου και στόχου .....	39

4.1.2 Επιλογή ποσοστών για εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο.....	39
4.1.3 Επιλογή κρυφών κόμβων .....	41
4.1.4 Επιλογή του αλγόριθμου εκπαίδευσης.....	41
Κεφάλαιο 5 : Αποτελέσματα .....	43
5.1 Χρήση αλγόριθμου Levenberg-Marquardt .....	43
5.2 Χρήση Αλγόριθμου Bayesian Regularization.....	58
5.3 Γραφική απεικόνιση της βροχόπτωσης ανά σταθμό και σύγκρισης παρατηρούμενων- προσομοιωμένων τιμών βροχόπτωσης.....	70
Κεφάλαιο 6. Συζήτηση .....	72
Βιβλιογραφία .....	76

## Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1 : Υδρολογικός κύκλος(www.usgs.gov).....	2
Εικόνα 2:Βροχομετρο-Βροχογράφος(ΑΠΘ,2014) .....	4
Εικόνα 3: Τύποι Βροχής(Φλόκας,1992) .....	5
Εικόνα 4:Δομή ενός νευρώνα (NBIS Pte Ltd).....	7
Εικόνα 5:Σχηματική αναπαράσταση τεχνητού νευρώνα(Βαχλάβας, 2002).....	9
Εικόνα 6 : Συνάρτηση Ενεργοποίησης Κατωφλίου (Simon Haykin, Neural network & learning mechanics)..	10
Εικόνα 7 : Σιγμοειδής συνάρτηση Ενεργοποίησης( Simon Haykin, Neural network & learning mechanics) ..	11
Εικόνα 8 : Πλήρως διασυνδεδεμένο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο απλής τροφοδότησης (Βλαχάβας 2002) .....	12
Εικόνα 9 : Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα (Simon Haykin, Neural network & learning mechanics).....	13
Εικόνα 10:Εισαγωγή δεδομένων εισόδου και στόχου .....	39
Εικόνα 11: Επιλογή ποσοστών για εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο .....	40
Εικόνα 12 : Επιλογή κρυφών κόμβων.....	41

## Κατάλογος Χαρτών

Χάρτης 1 : Δορυφορική απεικόνιση Δυτικής Κρήτης (Google Earth) .....	19
Χάρτης 2 : Όρια άμεσης και ευρύτερης περιοχής μελέτης. ....	20
Χάρτης 3:Περιοχή μελέτης ορισμένη από τους μετεωρολογικούς σταθμούς που εξετάζουμε .....	20
Χάρτης 4:Δήμοι και Δημοτικές Κοινότητες Δ.Κρήτης.....	22
Χάρτης 5:Δήμοι Νομού Χανίων πριν το 'Πρόγραμμα Καλλικράτης'.....	22
Χάρτης 6:Υδρολιθολογία περιοχής Κάμπου Χανίων .....	29

## Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1 : Πληθυσμιακά στοιχεία περιοχής μελέτης (ΕΛΣΤΑΤ, 2011).....	21
Πίνακας 2: Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt.....	50
Πίνακας 3: Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και τον συντελεστή συσχέτισης(R).....	50
Πίνακας 4:Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών (iterations), τον χρόνο εκπαίδευσης, το validation check και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE).....	50
Πίνακας 5: Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt με διαφορετικά ποσοστά.....	57
Πίνακας 6 : Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και τον συντελεστή συσχέτισης(R).....	57
Πίνακας 7 : Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών τον χρόνο το validation check και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.....	57
Πίνακας 8 : Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο Bayesian Regularization με διαφορετικά ποσοστά.....	64
Πίνακας 9 : Πίνακας 9: Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και τον συντελεστή συσχέτισης(R).....	64
Πίνακας 10 : Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών τον χρόνο το validation check και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.....	64
Πίνακας 11 : Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο Bayesian Regularization με διαφορετικά ποσοστά.....	69
Πίνακας 12 : Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και τον συντελεστή συσχέτισης(R).....	69
Πίνακας 13 : Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών τον χρόνο το validation check και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.....	69



## Κατάλογος Γραφημάτων

Γράφημα 1:Μέση μηνιαία βροχόπτωση για την χρονική περίοδο 1958-1997 .....	29
Γράφημα 2:Μέσος όρος μέγιστων και ελάχιστων θερμοκρασιών της πόλης των Χανίων .....	25
Γράφημα 3:Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό του Αλικιανού.....	70
Γράφημα 4:Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό των Κουνουπιδιανών.....	70
Γράφημα 5:Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό του κέντρου των Χανίων.....	70
Γράφημα 6:Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό του Πλατανιά.....	71
Γράφημα 7: Σύγκριση μεταξύ παρατηρούμενης-προσομοιωμένης τιμής της βροχόπτωσης στον σταθμό του Σταλού.....	71

## Κατάλογος Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης (Training Regression) με 3 κρυφούς κόμβους (Hidden Nodes) με ποσοστά 70% Training, 20% Validation και 10% Testing.....	43
Διάγραμμα 2 : : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training 20% validation και 10% testing.....	44
Διάγραμμα 3 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 7 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing.....	45
Διάγραμμα 4 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 15 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing.....	46
Διάγραμμα 5 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 30 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 20% .validation και 10% testing.....	47
Διάγραμμα 6 : : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 60 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing.....	48
Διάγραμμα 7 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 100 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing .....	49
Διάγραμμα 8 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% Training, 15% validation και 15% testing .....	51
Διάγραμμα 9 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 10% validation και 20% testing .....	52
Διάγραμμα 10 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 75% training, 10% validation και 15% testing .....	53
Διάγραμμα 11 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 55% training, 25% validation και 20% testing.....	54
Διάγραμμα 12 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 50% training, 25% validation και 25% testing.....	55
Διάγραμμα 13 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 45% training, 25% validation και 30% testing.....	56
Διάγραμμα 14 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing.....	58
Διάγραμμα 15 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing.....	59
Διάγραμμα 16 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 10 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15%. validation και 15% testing.....	60
Διάγραμμα 17 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 15 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing.....	61
Διάγραμμα 18 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 25 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing.....	62
Διάγραμμα 19 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 50 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing.....	63
Διάγραμμα 20 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 60% training, 20% validation και 20% testing.....	65
Διάγραμμα 21 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 55% training, 20% validation και 25% testing .....	66

Διάγραμμα 22 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστό 50% training, 25% validation και 25% testing .....	67
Διάγραμμα 23 : Παλινδρόμηση εκπαίδευση με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 45% training, 30% validation και 25% testing .....	68

# Στόχος

---

Το αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής είναι η ανάλυση των ημερήσιων βροχομετρικών υψών που καταγράφηκαν στον μετεωρολογικό σταθμό του Σταλού για την περίοδο λειτουργίας του (Σεπτέμβρης 2018 - Νοέμβρης 2019) και στους “γειτονικούς” μετεωρολογικούς σταθμούς του Πλατανιά, του Αλικιανού, του Κέντρου της πόλης των Χανίων, και της Πολυτεχνειούπολης, από την περίοδο : Σεπτέμβρης του 2011 μέχρι Σεπτέμβρης του 2019, η λειτουργία των οποίων προηγήθηκε.

Στόχος της είναι η ανάπτυξη ενός υπολογιστικού μοντέλου, το οποίο να προσαρμόζεται στις τιμές αυτές για τους μετεωρολογικούς σταθμούς όταν λειτουργούσαν όλοι (Σεπτέμβρης 2018 - Νοέμβρης 2019) ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αξιόπιστο εργαλείο πρόβλεψης των τιμών της βροχόπτωσης που θα κατέγραφε ο μετεωρολογικός σταθμός του Σταλού οι οποίες δεν καταχωρήθηκαν λόγω βλαβών στον σταθμό.

Για τον σκοπό αυτό, της κατασκευής του κατάλληλου μοντέλου, χρησιμοποιήθηκαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ). Στόχος του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου ήταν να εκπαιδευτεί με βάση τις τιμές εισόδου (Πλατανιάς, Χανιά, Κουνουπιδιανά, Αλικιανός) και εξόδου (Σταλός) που έχουν εισαχθεί, με διαφορετικούς αλγορίθμους εκπαίδευσης. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι Levenberg-Marquardt(LM) και η Bayesian Regularization. Σκοπός ήταν η συμπλήρωση των χρονοσειρών με όσο το δυνατόν μικρότερο σφάλμα. Ως κριτήρια αξιολόγησης επιλέχθηκαν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, και ο συντελεστής συσχέτισης. Με βάση τα κριτήρια αξιολόγησης θα κριθεί ποιο μοντέλο είναι το καταλληλότερο.

# Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή

## ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ

### 1.1 Το νερό ως φυσικός πόρος

Το νερό είναι η πλέον διαδεδομένη χημική ένωση στον πλανήτη. Ο όγκος του παγκόσμιου αποθέματος νερού ανέρχεται σε 1,3 - 1,5 δισεκατομμύρια  $\text{km}^3$ . Είναι σπάνιο να βρεθεί μια περιοχή του πλανήτη χωρίς νερό (στην υγρή, αέρια ή στερεά φάση του). Ωστόσο, το 97,3% του παγκόσμιου αποθέματος είναι αλμυρό νερό. Η συνολική ποσότητα γλυκού νερού υπολογίζεται σε 37,3 εκατομμύρια  $\text{km}^3$  και αντιπροσωπεύει το 2,7% των παγκόσμιων υδάτινων αποθεμάτων. Από αυτήν την ποσότητα, το 76% καταλαμβάνουν οι μορφές του πάγου (πολικό πάγοι και παγετώνες). Το 13% αντιστοιχεί στο υπόγειο νερό που βρίσκεται σε βάθος μεταξύ 800 και 4000 m και το 10% στο υπόγειο νερό που βρίσκεται σε βάθος μικρότερο των 800 m. Το 0,33% του γλυκού νερού καταλαμβάνεται από λίμνες, το 0,18% από την υγρασία του εδάφους, το 0,036% βρίσκεται σε αέρια, υγρή και στερεά φάση μέσα στην ατμόσφαιρα και μόνο το 0,004% βρίσκεται κάθε στιγμή στους ποταμούς και στους χείμαρρους. (U.S. Geological Survey)

### 1.2 Υδρολογικός Κύκλος

Ο υδρολογικός κύκλος (Εικόνα 1) αναπαριστά το φαινόμενο της κυκλοφορίας και κατανομής του νερού στην ατμόσφαιρα και στη γη. Το νερό της γης βρίσκεται σε μια συνεχή κίνηση και υφίσταται μια συνεχή μετάπτωση από την υγρή στην αέρια φύση του και αντίστροφα. Η αρχή του υδρολογικού κύκλου μπορεί να θεωρηθεί στην ατμόσφαιρα, όπου συγκεντρώνονται οι υδρατμοί και δημιουργούνται οι ατμοσφαιρικές κατακρήμνισεις.



Εικόνα 1 : Υδρολογικός κύκλος([www.usgs.gov](http://www.usgs.gov))

Οι υδρατμοί μεταφερόμενοι από αέριες μάζες διαχέονται και, κάτω από κατάλληλες συνθήκες, συμπυκνώνονται σε σύννεφα από όπου, με τη μορφή ατμοσφαιρικών κατακρημνίσεων (βροχή, χιόνι, χαλάζι κλπ.), φτάνουν στην επιφάνεια της γης. Από το σύνολο του νερού που φτάνει στην επιφάνεια της γης, ένα μέρος απορροφάται από τη βλάστηση και εξατμίζεται από τα φυλλώματα ή διαπνέεται από τα ίδια τα φυτά, ένα άλλο μέρος διηθείται στο έδαφος. Το υπόλοιπο απορρέει επιφανειακά μέσω ρεμάτων που καταλήγουν είτε σε θάλασσες είτε σε λίμνες είτε σε ποτάμια. Καταληκτικά, μέσω της εξάτμισης από τους επιφανειακούς υδάτινους αποδέκτες, το νερό επανέρχεται στην ατμόσφαιρα και με τον τρόπο αυτό κλείνει ο υδρολογικός κύκλος.

### **1.3 Ατμοσφαιρικές Κατακρημνίσεις**

Ο όρος κατακρημνίσματα χρησιμοποιείται συνήθως για να περιγράψει μαζικά τις μετρήσιμες ποσότητες νερού που φτάνουν στην επιφάνεια της γης ως συνέπεια της υγροποίησης των ατμοσφαιρικών υδρατμών. Τα φαινόμενα που έχουν ως αποτέλεσμα κατακρημνίσματα είναι η βροχόπτωση, το χιόνι, το χαλάζι, το χιονόβροχο, η δρόσος, η πάχνη.

Από τα κατακρημνίσματα περισσότερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν κυρίως οι βροχοπτώσεις καθώς είναι συνηθέστερες, υπερέχουν ποσοτικά των άλλων μορφών κατακρημνισμάτων, αλλά και δημιουργούν τα σημαντικότερα φαινόμενα επιφανειακής απορροής.

Γενικά, οι κατακρημνίσεις συνιστούν υδρομετεωρολογικό φαινόμενο καθώς έχει να κάνει τόσο με την Υδρολογία όσο και με τη Μετεωρολογία. Η ανάλυση του μηχανισμού γένεσης των κατακρημνισμάτων δίνει σημαντικές πληροφορίες για τον τρόπο επεξεργασίας των δεδομένων των κατακρημνίσεων.

#### **1.3.1 Βροχόπτωση**

Η βροχή, ή βροχόπτωση ή υδατόπτωση είναι μια υγρή κατακρήμνιση και ανήκει στα υδατώδη μετεωρολογικά κατακρημνίσματα ή υδρομετέωρα όπως ονομάζονται τα διάφορα φαινόμενα του υετού, της πτώσης δηλαδή στο έδαφος προϊόντων του ύδατος σε υγρή ή στερεά μορφή. Η βροχή σχηματίζεται όταν τα μόρια των υδρατμών που υπάρχουν στην ατμόσφαιρα δημιουργούν τα νέφη ή σύννεφα, τα οποία με τη σειρά τους συμπυκνώνονται πάνω σε ένα κέντρο συμπύκνωσης, συνήθως έναν κόκκο σκόνης, αρχίζοντας να σχηματίζουν τις σταγόνες. Όταν η μάζα της σταγόνας ξεπεράσει ένα συγκεκριμένο όριο, έλκεται λόγω βαρύτητας και πέφτει στη Γη. Η ποσότητα του νερού που αποδίδεται μέσω της βροχής σε μια επιφάνεια εκφράζεται σε ύψος βροχής και αντιστοιχεί σε εκείνο το ύψος στο οποίο θα έφτανε η στάθμη του νερού της βροχής, αν έπεφτε πάνω σε μια οριζόντια επιφάνεια (Φλόκας, 1992). Στον παραπάνω ορισμό, δε λαμβάνονται υπόψη παράγοντες όπως η απορροή, η απορρόφηση και η εξάτμιση του νερού. Διεθνώς το ύψος της βροχής μετριέται σε χιλιοστά (mm) ύψους του υδάτινου στρώματος το οποίο σχηματίζει. Το πάχος του στρώματος αυτού, εκφράζει ποσοτικά τη βροχή που έπεσε σε ορισμένο χρονικό διάστημα.



### 1.3.1.1 Μέτρηση Βροχής

Η μέτρηση της βροχής γίνεται με βροχόμετρα, βροχογράφους, ραντάρ και δορυφόρους. Τα βροχόμετρα και οι βροχογράφοι αποτελούν όργανα σημειακής μέτρησης της βροχής

Τα βροχόμετρα δίνουν την ολική σημειακή βροχόπτωση ανά ορισμένα χρονικά διαστήματα (συνήθως 12ωρο ή 24ωρο), με την ανάγνωση της ένδειξης από έναν παρατηρητή. Αποτελούνται από χωνί με διάμετρο συνήθως 10-30 cm, του οποίου γνωρίζουμε το εμβαδόν στομίου. Το βροχόμετρο εγκαθίσταται μόνιμα και κατακόρυφα μέσα στο Μετεωρολογικό σταθμό και σε αρκετή απόσταση από υψηλά αντικείμενα. Το στόμιο του βροχόμετρου είναι εντελώς οριζόντιο και σε απόσταση συνήθως 150cm από την επιφάνεια του εδάφους



(α)



(β)

Εικόνα 2: (α) Βροχόμετρο- (β) Βροχογράφος(ΑΠΘ,2014)

Οι βροχογράφοι καταγράφουν με απλό ωρολογιακό μηχανισμό τη μεταβολή του ύψους της βροχής στο χρόνο, περιγράφοντας έτσι τη χρονική κατανομή της σημειακής βροχόπτωσης. Οι βροχογράφοι είναι σε γενικές γραμμές βροχόμετρα, στα οποία μεταξύ των δύο κυρίων τμημάτων τους προστίθενται μηχανισμοί αυτοματισμού της μέτρησης και καταγραφής του ύψους βροχής.

Το κύριο χαρακτηριστικό, που στην ουσία ξεχωρίζει τις μετρήσεις των βροχών από εκείνες των θερμοκρασιών είναι ότι οι βροχές είναι ασυνεχείς κατά τρόπο και χρόνο, γεγονός που σημαίνει ότι δεν βρέχει ποτέ την ίδια στιγμή, ακόμη και μικρές ποσότητες πάνω σ' ολόκληρη την επιφάνεια της Γης, ή σε μια εκτεταμένη ήπειρο.

Μία σημαντική βροχομετρική παράμετρο αποτελεί η ένταση ή ραγδαιότητα της βροχής (intensity). Η παράμετρος αυτή εκφράζεται ως το ύψος βροχής ανά μονάδα χρόνου και βάσει της οποίας η βροχόπτωση κατηγοριοποιείται σε τέσσερις τύπους:

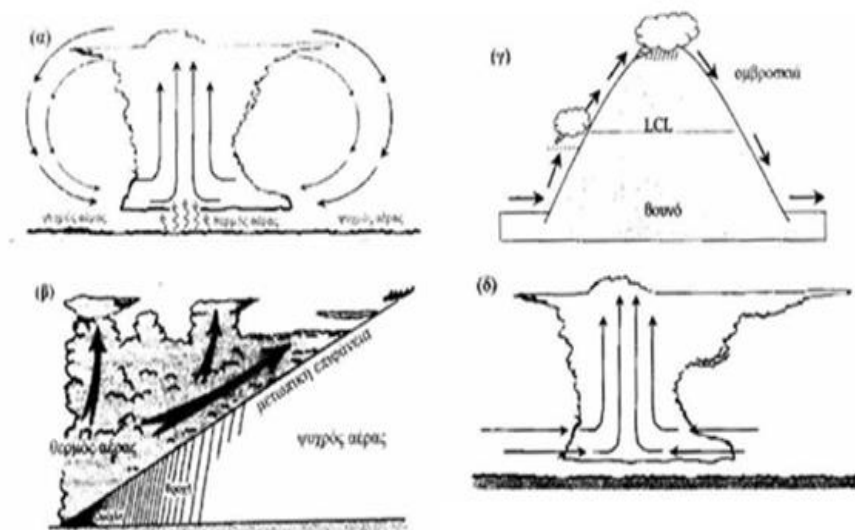
*ελαφρά/light (από 0.1 έως 0.5 mm/hr),*

μέτρια/moderate (από 0.5 έως 4.0 mm/hr),

ισχυρή/heavy (από 4.0 έως 10.0 mm/hr)

και πολύ ισχυρή/violent (πάνω από 10.0 mm/hr) βροχόπτωση.

Τα παραπάνω όρια διαφέρουν από χώρα σε χώρα και οι αναγραφόμενες τιμές αναφέρονται στη Γερμανία (Korpe, Stozek, 1999, Blüthgen, Weischet, 1980).



Εικόνα 3: Τύποι Βροχής(Φλόκας,1992)

### Χαρακτηριστικά της βροχόπτωσης

Η βροχόπτωση σε συνδυασμό με τη θερμοκρασία του αέρα, αποτελεί μία από τις βασικές μετεωρολογικές παραμέτρους που καθορίζουν το κλίμα σε ένα τόπο. Πιο συγκεκριμένα, η βροχόπτωση ανήκει στην κατηγορία των υδρομετεώρων και δύναται να σχηματιστεί με διάφορες διαδικασίες, οι οποίες εξαρτώνται από το βαθμό στον οποίο θα ψυχθούν οι αέριες μάζες προκειμένου οι υπάρχοντες στον αέρα υδρατμοί να συμπυκνωθούν και κατ' επέκταση να σχηματιστούν τα νέφη. Έτσι διακρίνονται τρεις τύποι βροχής: η βροχή μεταφοράς (convective precipitation), η υφειακή ή κυκλωνική βροχή (frontal precipitation), καθώς και η ορογραφική βροχή (orographic precipitation) (Φλόκας,1992).

Η βροχόπτωση, αποδίδεται με τις παρακάτω παραμέτρους(Μιμίκου, Μ., και Ε. Μπαλτάς,2012):

Α) Ημερήσια βροχόπτωση που ορίζεται το σύνολο της βροχής που πέφτει σε μια μέρα. Το μέγεθος αυτό καλύπτει το χρονικό διάστημα 0-24 ώρες (είτε το διάστημα 20<sup>η</sup> ώρα της προηγούμενης, μέχρι την 20<sup>η</sup> ώρα της επόμενης μέρας). Μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

Το σύνολο της ημερήσιας βροχόπτωσης ενός μετεωρολογικού σταθμού που ορίζεται από τη σχέση:

$$P_d = \sum_{i=1}^{24} P_{hi}, \text{ όπου } P_{hi} = \text{ωριαία τιμή της βροχόπτωσης (i=1,2,3,...,24)}$$

Β) Μηνιαία βροχόπτωση ή μηνιαίο ύψος βροχής που ορίζεται ως το άθροισμα των ημερήσιων βροχοπτώσεων σε ένα μήνα. Υπολογίζεται ως εξής:

$$P_{mo} = \sum_{i=1}^v P_i, \text{ όπου } v \text{ το πλήθος ημερών του θεωρημένου μήνα}$$

Γ) Ετήσια βροχόπτωση ή ετήσιο ύψος βροχής που ορίζεται ως το σύνολο της βροχής που πέφτει στους 12 μήνες ενός υδρολογικού έτους. Υπολογίζεται ως εξής:

$$T_E = \sum_{i=1}^{12} P_{mo(i)}$$

Οι παραπάνω παράμετροι, χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση της βροχόπτωσης στους σταθμούς για τους οποίους δόθηκαν ημερήσια βροχομετρικά δεδομένα.

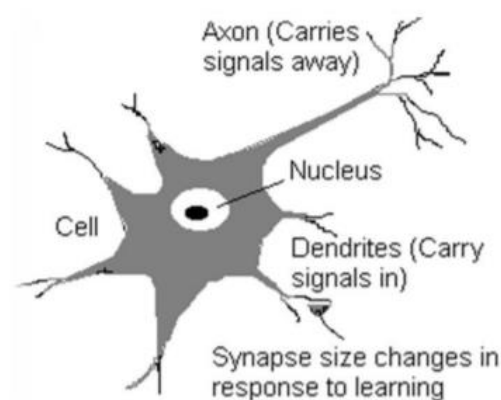


## Κεφάλαιο 2. Θεωρητικό Υπόβαθρο

### 2.1 Νευρωνικά Δίκτυα

#### 2.1.1 Από τα βιολογικά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Η βιολογία αποτελεί την πηγή έμπνευσης όλων των ειδών νευρωνικών δικτύων. Οι έμβιοι οργανισμοί, από τον πιο απλό έως τον πιο σύνθετο, διαθέτουν νευρικό σύστημα. Σε αυτό οφείλονται πολλές διεργασίες, όπως για παράδειγμα η λήψη σημάτων από το εξωτερικό περιβάλλον του οργανισμού, η μάθηση και η εκπαίδευση, η μνήμη, κ.ά. Το νευρικό σύστημα είναι ένα σύνολο από πολλά διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα, όπου το καθένα εξειδικεύεται σε κάποια από αυτές τις διεργασίες. Το νευρικό σύστημα ελέγχεται από τον εγκέφαλο, που κατέχει το ρόλο της κεντρικής μονάδας του δικτύου, ο οποίος αποτελείται επίσης από άλλα νευρωνικά δίκτυα. Οι μονάδες που απαρτίζουν το κάθε νευρωνικό δίκτυο ονομάζονται νευρώνες, οι οποίοι αποτελούν τη στοιχειώδη μονάδα του δικτύου, δηλαδή τη μικρότερη, ανεξάρτητη μονάδα δόμησης του εγκεφάλου. Η κύρια λειτουργία των νευρώνων είναι να δέχονται και να στέλνουν συνεχώς ηλεκτρικά σήματα στους άλλους νευρώνες με τις πληροφορίες από την επεξεργασία δεδομένων. Τα πρώτα νευρωνικά δίκτυα που μελετήθηκαν, καθώς υπάρχουν σε όλους τους έμβιους οργανισμούς, είναι τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα (Αργυράκης, 2001). Παρακάτω παρουσιάζεται η μορφή ενός φυσικού νευρώνα (Εικόνα 4), όπως είναι σε ένα τέτοιο δίκτυο



Εικόνα 4: Δομή ενός νευρώνα (NBIS Pte Ltd)

Για να δοθεί μια καλύτερη εικόνα του αριθμού των νευρώνων που υπάρχουν στους έμβιους οργανισμούς, στον ανθρώπινο εγκέφαλο, ο αριθμός τους είναι στην κλίμακα του 1010. Όσον αφορά τη δομή του ως κύτταρο, ο νευρώνας είναι ιδιαίτερα απλός, αποτελείται από το κυρίως σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονα. (Αργυράκης, 2001).

Το κεντρικό μέρος του νευρώνα ονομάζεται κυτταρικό σώμα και από αυτό εξέρχονται οι δενδρίτες, κάποιες επεκτάσεις με τη μορφή ρίζας. Το επίμηκες, λεπτό και σωληνοειδές νεύρο ονομάζεται νευράξονας, ο οποίος στο τέλος του διαχωρίζεται σε μικρούς κλάδους. Το τυπικό μέγεθος του κυτταρικού σώματος κυμαίνεται μεταξύ 10  $\mu\text{m}$  και 80  $\mu\text{m}$ , ενώ η διάμετρος του νευράξονα είναι μόλις λίγα  $\mu\text{m}$ . Η λειτουργία των δενδριτών είναι η λήψη

σημάτων από τους γειτονικούς νευρώνες και του νευράξονα είναι να μεταδίδει τη δραστηριότητα όλου του νευρώνα στις μυϊκές ίνες ή στα γύρω κύτταρα. (Πάνου, 2003).

Η ένωση που σχηματίζεται μεταξύ ενός νευρώνα και του αξονικού κλάδου ενός άλλου νευρώνα ονομάζεται σύναψη. Η σύναψη μπορεί να λάβει χώρα στο κυτταρικό σώμα, στους δενδρίτες ή στο σώμα επόμενων νευρώνων. Όσο αυξάνεται η απόσταση από το κυτταρικό σώμα, τόσο μειώνεται η ένταση της επίδρασης. Το μήκος των νευρώνων μπορεί να διαφέρει ανάλογα τη λειτουργία του νευρώνα, με χαμηλότερες τιμές το 0.01 mm στους νευρώνες που βρίσκονται στον εγκέφαλο και υψηλότερες το 1 m για αυτούς που βρίσκονται στα άκρα. (Γεωργούλη, 2015).

Ένας τυπικός νευρώνας του ανθρώπινου εγκεφάλου, συλλέγει σήματα άλλων νευρώνων μέσω των δενδριτών. Η επικοινωνία γίνεται με ηλεκτρικούς παλμούς δραστηριότητας που διατρέχουν τον νευράξονα, ο οποίος στο τέλος του χωρίζεται σε πολλά παρακλάδια. Καθένα από αυτά, καταλήγει σε μια σύναψη, η οποία μετατρέπει αυτήν τη δραστηριότητα σε ηλεκτρικά αποτελέσματα. Αυτά, με τη σειρά τους, διεγείρουν ή αποτρέπουν τη δραστηριότητα στους νευρώνες που είναι συνδεδεμένοι με τον εν λόγω νευρώνα. Εάν το σήμα που εισέρχεται στην είσοδο διέγερσης είναι ισχυρότερο από το αποτρεπτικό όριο, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται και στέλνει μέσα από το νευράξονα έναν ηλεκτρικό παλμό δραστηριότητας. Η έννοια της εκπαίδευσης εισέρχεται στην τροποποίηση της αποδοτικότητας των συνάψεων, με τρόπο που να αλλάζει η επίδραση του νευρώνα σε κάποιον άλλο. (Πάνου, 2003).

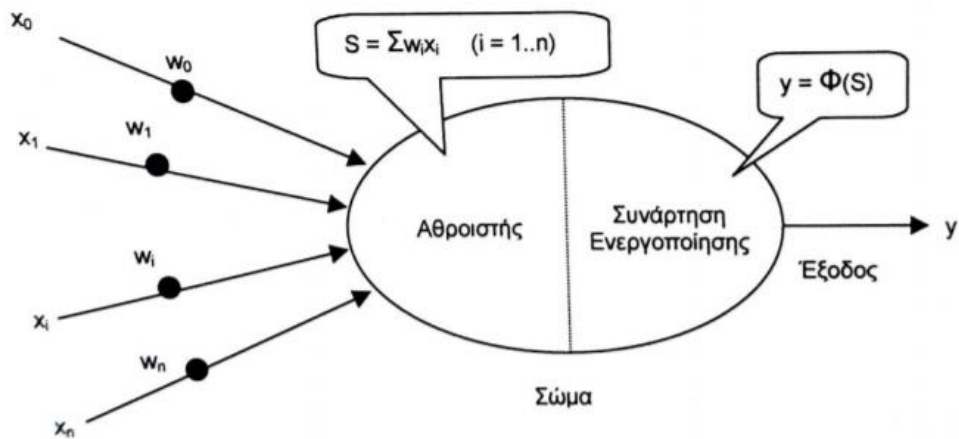
Ένα νευρωνικό δίκτυο έμβιου οργανισμού αποτελείται από ένα σύνολο νευρώνων και τις διασυνδέσεις τους. Στον ανθρώπινο οργανισμό, το σύστημα που απαρτίζεται από όλα τα νευρωνικά του δίκτυα, είναι το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα. (Αργυράκης, 2001)

### **2.1.2 Περιγραφή ενός απλού τεχνητού νευρώνα**

Ένας ορισμός που θα μπορούσε να δοθεί για τον τεχνητό νευρώνα (artificial neuron) είναι ο ακόλουθος:

«Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα.» (Βλαχάβας κ.ά., 2002)

Σε αντιστοιχία με το βιολογικό νευρώνα, στον τεχνητό νευρώνα υπάρχουν συνάψεις εισόδου, οι οποίες δέχονται μεταβλητές εισόδου ή σήματα από προηγούμενους νευρώνες τα οποία τροποποιούνται από μία τιμή βάρους  $w$  για την προσαρμογή του σήματος, όπως θα έκανε και ένας βιολογικός νευρώνας αντίστοιχα. Η τιμή του βάρους μίας σύναψης μπορεί να είναι θετική ή αρνητική με σκοπό να προσομοιώσει την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Αφού ληφθούν τα σήματα των συνάψεων, προστίθενται αθροιστικά εντός αυτού και το παραγόμενο άθροισμα εισάγεται στη συνάρτηση ενεργοποίησής του. Η συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) είναι μία συνάρτηση που υπάρχει εντός κάθε τεχνητού νευρώνα και έχει ως σκοπό τη μετατροπή του αθροίσματος σε μία τιμή εντός ενός συγκεκριμένου εύρους τιμών (το οποίο καθορίζεται από το είδος της συνάρτησης που επιλέγεται) και αποτελεί την τιμή εξόδου του νευρώνα.



Εικόνα 5: Σχηματική αναπαράσταση τεχνητού νευρώνα (Βαχλάβας, 2002)

Οι μαθηματικές σχέσεις που περιγράφουν έναν τεχνητό νευρώνα είναι οι ακόλουθες:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j \quad \text{Εξίσωση 2.1}$$

$$y_k = \varphi(u_k) \quad \text{Εξίσωση 2.2}$$

Κάθε συνάρτηση ενεργοποίησης συμβολίζεται με  $\varphi(u)$ . Στη συνέχεια αναφέρονται και περιγράφονται δύο βασικές συναρτήσεις ενεργοποίησης:

- **Συνάρτηση Κατωφλιού (Threshold Function)**

Η συνάρτηση ενεργοποίησης κατωφλιού είναι η ακόλουθη:

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1 & \text{αν } u \geq 0 \\ 0 & \text{αν } u < 0 \end{cases}$$

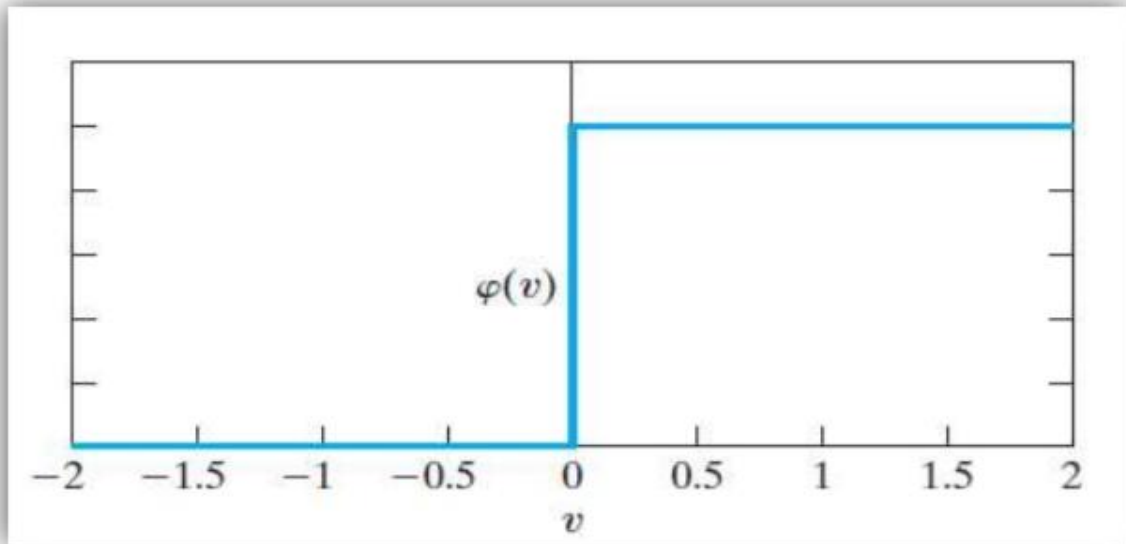
Για την έξοδο ενός νευρώνα έστω  $k$ , η συνάρτηση κατωφλιού αναφέρεται ως:

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{αν } u_k \geq 0 \\ 0 & \text{αν } u_k < 0 \end{cases}$$

όπου

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} * x_j + b_k \quad \text{Εξίσωση 2.3}$$

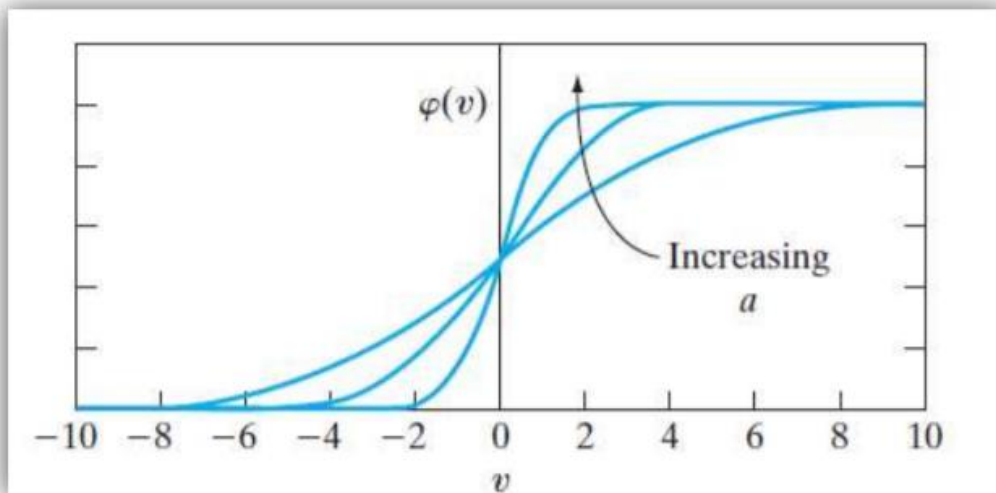
Στην Εικόνα 6 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της συνάρτησης κατωφλίου. Στον κλάδο των νευρωνικών δικτύων, ένας νευρώνας που χρησιμοποιεί συνάρτηση ενεργοποίησης κατωφλίου αναφέρεται ως μοντέλο McCulloch-Pitts, από τις εργασίες των McCulloch και Pitts το 1943. Σύμφωνα με το συγκεκριμένο μοντέλο, η έξοδος κάθε νευρώνα δίνει ως αποτέλεσμα 1 εάν η υπολογισμένη τιμή του αθροιστή  $u_k$  είναι μη αρνητική. Σε αντίθετη περίπτωση η τιμή της εξόδου του νευρώνα παίρνει την τιμή 0 (Haykin, 2009).



Εικόνα 6: Συνάρτηση Ενεργοποίησης Κατωφλίου (Simon Haykin, *Neural network & learning mechanics*)

- **Σιγμοειδής Συνάρτηση (Sigmoid Function)**

Στις μέρες μας, στα περισσότερα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιείται ως συνάρτηση ενεργοποίησης μια σιγμοειδή συνάρτηση. Πρόκειται για μια συνεχής, πραγματική συνάρτηση. Η παράγωγος της συγκεκριμένης συνάρτησης είναι θετική. Στην Εικόνα 7, που βρίσκεται παρακάτω, παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της σιγμοειδής συνάρτησης ενεργοποίησης.



Εικόνα 7: Σιγμοειδής συνάρτηση Ενεργοποίησης (Simon Haykin, *Neural network & learning mechanics*)

Ένα παράδειγμα συνάρτησης ενεργοποίησης μπορούμε να αναφέρομαι τη λογιστική συνάρτηση (logistic function). Ο τύπος της είναι ο ακόλουθος:

$$\varphi(u) = \frac{1}{1 + \exp(-au)} \quad \text{Εξίσωση 2.4}$$

Στον παραπάνω τύπο με την μεταβλητή  $a$  αναφερόμαστε στην παράμετρο κλίσης. Αλλάζοντας την τιμή της παραμέτρου  $a$ , δημιουργώντας συναρτήσεις διαφορετικών κλίσεων. Η λογιστική συνάρτηση τείνει στην βηματική, όταν η παράμετρος  $a$  τείνει προς το άπειρο (Αργυράκης, 2001).

Ως επιπλέον παραδείγματα σιγμοειδών συναρτήσεων μπορούν να αναφερθούν η συνάρτηση τόξου εφαπτόμενης (arctangent function) και η υπερβολική συνάρτηση (hyperbolic function).

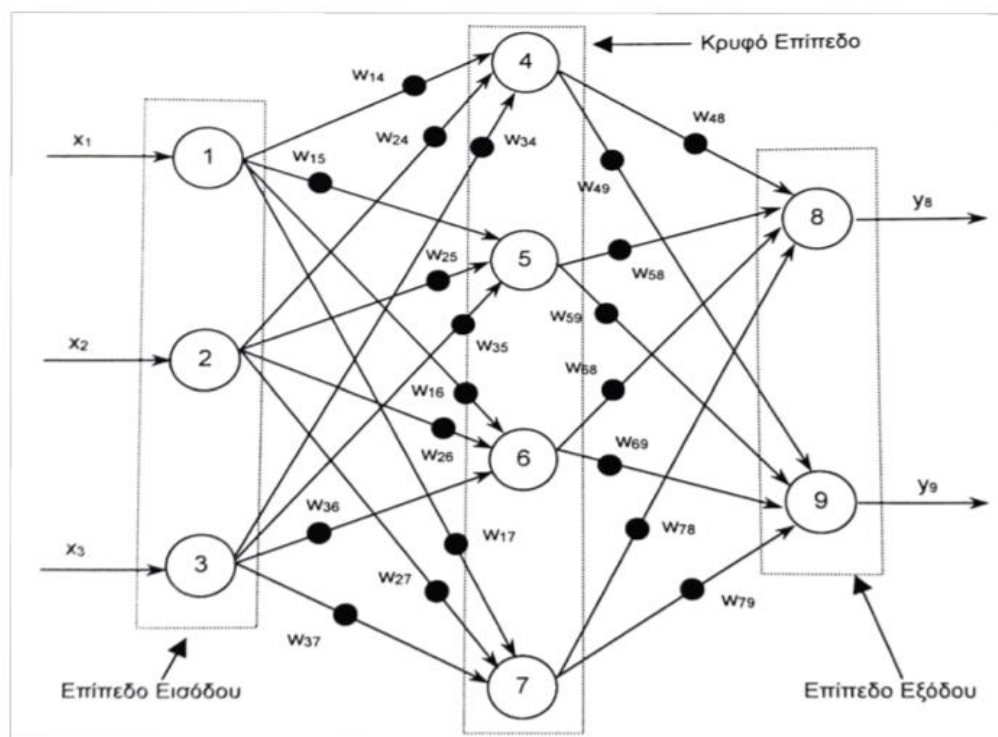
### 2.1.3 Δομή και Λειτουργία των νευρωνικών δικτύων

Ένα σύνθετο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο οργανώνεται σε επίπεδα (layers) τα οποία αποτελούνται από νευρώνες που συνδέονται με νευρώνες προγενέστερων και μεταγενέστερων επιπέδων, με σκοπό την εξαγωγή τιμής ή τιμών βάσει των δεδομένων που εισήχθησαν σε αυτό. Τεχνικά, σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο υπάρχει πάντα ένα επίπεδο εισόδου (input layer) του οποίου οι νευρώνες εισπράττουν τις τιμές εισόδου, τις επεξεργάζονται με το μηχανισμό που προαναφέρθηκε μέσω της συναρτήσεως ενεργοποίησης και τις προωθούν στο δεύτερο στοιχείο του δικτύου που είναι το κρυφό επίπεδο (hidden layer). Ένα ΤΝΔ αποτελείται πάντα από τουλάχιστον ένα κρυφό επίπεδο (προαιρετικά μπορούν να υπάρχουν και περισσότερα κρυφά επίπεδα τα οποία να συνδέονται σε σειρά μεταξύ τους, με την ίδια ακριβώς δομή νευρώνων). Τέλος, το τελευταίο κρυφό επίπεδο του δικτύου προωθεί τις τιμές του στο επίπεδο εξόδου (output

layer), όπου και τελικώς οι νευρώνες του εξάγουν τις τιμές εξόδου, που είναι άλλωστε και ο κύριος σκοπός ύπαρξης του νευρωνικού δικτύου.

Το δομικό στοιχείο του ΤΝΔ είναι ο τεχνητός νευρώνας και οι αμέσως μεγαλύτερες δομές είναι τα επίπεδα. Τα επίπεδα μπορούν να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένα μεταξύ τους, μέσω των συνάψεων του κάθε νευρώνα που τα αποτελεί. Επίσης, ένας διαχωρισμός που αφορά την κατεύθυνση της πληροφορίας είναι η ύπαρξη ή μη συνδέσεων νευρώνων μεταγενέστερων επιπέδων προς νευρώνες προγενέστερων επιπέδων. Όταν υπάρχουν τέτοιες συνδέσεις τότε το δίκτυο ορίζεται ως ΤΝΔ με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent), ενώ σε αντίθετη περίπτωση είναι ΤΝΔ με απλή τροφοδότηση (feedforward). (Βλαχάβας, 2002)

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 8) φαίνεται ένα πλήρως διασυνδεδεμένο ΤΝΔ απλής τροφοδότησης, με τρεις νευρώνες στο επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο τεσσάρων νευρώνων και δύο νευρώνες στο επίπεδο εξόδου.



Εικόνα 8 : Πλήρως διασυνδεδεμένο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο απλής τροφοδότησης (Βλαχάβας 2002)

Οι δύο βασικές λειτουργίες των ΤΝΔ, όπως και των βιολογικών νευρωνικών δικτύων είναι η μάθηση (learning) και η ανάκληση (recall). Η μάθηση πραγματοποιείται μέσω της διαδικασίας της εκπαίδευσης (training) του δικτύου και διαχωρίζεται σε:

- Μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning), όπου δίνεται στο δίκτυο ένα σύνολο δεδομένων που περιέχει κάποιες τιμές εισόδου και τις αντίστοιχες αναμενόμενες τιμές εξόδου που θα έπρεπε να έχει εξάγει εν τέλει. Έτσι για κάθε ένα σετ

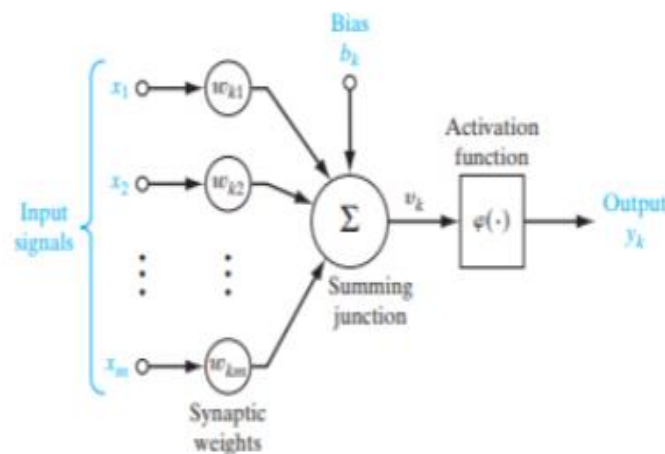
δεδομένων, αξιολογείται το σφάλμα που προέκυψε και ανάλογα με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που επιλέχθηκε τροποποιούνται οι τιμές των βαρών των συνάψεων των νευρώνων.

- Βαθμονομημένη μάθηση (graded learning), όπου πάλι γίνεται τροποποίηση των βαρών σύμφωνα όμως με μία αριθμητική κλίμακα που βαθμολογεί την ποιότητα της κάθε πρόβλεψης
- Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning), όπου το δίκτυο έχει μία πολύ πιο εύπλαστη δομή, με δυνατότητα αυτοπροσαρμογής και αλλαγής της δομής του, σύμφωνα με τα δεδομένα που το εκπαιδεύουν. Πραγματοποιεί δηλαδή μία υποτυπώδη κατηγοριοποίηση των δεδομένων.

## 2.2 Δίκτυο Perceptron

Το 1958, ο Rosenblatt εισήγαγε την ιδέα του Perceptron. Ανέφερε το Perceptron ως το πρώτο πρότυπο για μάθηση με επίβλεψη. Πρόκειται για την πιο απλή μορφή ενός Νευρωνικού Δικτύου (Haykin, 2009). Ο λόγος είναι ότι αποτελείται από έναν μόνο Νευρώνα. Αποτελεί το πρώτο μοντέλο ΤΝΔ το οποίο δημιουργήθηκε και αποτέλεσε βάση για την μετέπειτα ανάπτυξη πιο περίπλοκων και σύνθετων δικτύων.

Παρακάτω, παρουσιάζεται ο αισθητήρας Perceptron. Το συγκεκριμένο δίκτυο όπως είναι αντιληπτό αποτελείται αποκλειστικά από ένα πλήθος εισόδων ( $x_1, x_2, \dots, x_m$ ) και μια παραγόμενη έξοδο  $y$ .



Εικόνα 9 : Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα (Simon Haykin, *Neural network & learning mechanics*)

Στην Εικόνα 9 παρουσιάζεται ένα μη γραμμικό μοντέλο του νευρώνα κ το οποίο αποτελείται από τιμές εισόδου (input signals)  $x_m$  με τα αντίστοιχα συνοπτικά βάρη (synaptic wights) του νευρώνα  $w_{km}$ . Ο πρώτος δείκτης του συναπτικού βάρους

αναφέρεται αναφέρεται στον εν λόγω νευρώνα και ο δεύτερος στην τιμή εισόδου της σύναψης στην οποία αντιστοιχεί το βάρος. Ο κόμβος άθροισης (summing function) για την άθροιση των τιμών εισόδου, σταθμισμένων. Από τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη. Το  $u_k$  συμβολίζει την έξοδο του γραμμικού συνδυαστή με βάση τις τιμές εισόδου. Το  $b_k$  είναι η πόλωση (bias) του νευρώνα  $k$  δηλαδή ο σταθερός όρος της συνάρτησης ο οποίος δεν εξαρτάται από τις τιμές εισόδου. Η πόλωση  $b_k$  μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, αντίστοιχα με το πρόσημο της αυξάνει ή μειώνει την δικτυακή διέγερση της συνάρτησης ενεργοποίησης. Με το  $\phi$  συμβολίζεται η συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function). Τέλος, έχουμε το σήμα εξόδου  $y_k$  (output) (Haykin 2009).

Οι εξισώσεις που μπορούν να περιγράψουν το μη γραμμικό μοντέλο του νευρώνα  $k$  είναι οι παρακάτω:

$$u_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} \cdot x_i \quad \text{Εξίσωση 2.5}$$

$$y_k = \phi(\sum_{i=1}^m w_{ki} * x_i + b_k) \quad \text{Εξίσωση 2.6}$$

Παρατηρείται ότι η συνολική έξοδος του γραμμικού συνδυαστή  $u_k$  του συγκεκριμένου νευρώνα είναι θετική εάν η τιμή του αθροίσματος  $\sum_{i=1}^m w_{ki} \cdot x_i$  υπερβεί το κατώφλι ενεργοποίησης

Για την περίπτωση του δικτύου Perceptron διακρίνονται δύο διαφορετικές μορφές για τη συνάρτηση κατωφλίου, οι οποίες περιγράφονται παρακάτω:

$$1. \quad f(u) = \begin{cases} 1 & \text{αν } u > 0 \\ 0 & \text{αν } u \leq 0 \end{cases}$$

$$2. \quad f(u) = \begin{cases} 1 & \text{αν } u > 0 \\ -1 & \text{αν } u \leq 0 \end{cases}$$

Από τα όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, φτάνουμε στο συμπέρασμα ότι η διαδικασία ενεργοποίησης του συγκεκριμένου νευρώνα εξαρτάται από τρεις παραμέτρους. Πιο συγκεκριμένα, οι παράμετροι αυτοί είναι οι τιμές που δέχεται ως είσοδο, οι τιμές των βαρών των συνδέσεων του και τέλος η τιμή που έχει το κατώφλι (Haykin 2009).

### 2.2.1 Πολυεπίπεδο Δίκτυο Perceptron-Multi Layer Perceptron

Όπως έχει ήδη αναφερθεί και παραπάνω, η πιο απλή μορφή τεχνητού νευρωνικού δικτύου αποτελεί το δίκτυο Perceptron, το οποίο αποτελείται από έναν και μόνο νευρώνα. Το συγκεκριμένο δίκτυο δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί προκειμένου να



επιλυθούν αρκετά από τα προβλήματα που καλείται να επιλύσει. Για το λόγο αυτό οι επιστήμονες που ασχολήθηκαν με τον κλάδο των Νευρωνικών Δικτύων εξέλιξαν το απλό Perceptron ενός νευρώνα σε ένα δίκτυο Perceptron πολλών επιπέδων. Πρόκειται ουσιαστικά για μια γενίκευση του απλού δικτύου Perceptron (Haykin 2009).

## 2.3 Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου

Στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου, χρησιμοποιούνται τρία είδη δεδομένων. Τα είδη αυτά είναι τα παρακάτω (Πήτα ,2018):

(1) Εκπαίδευσης (Training Dataset): Τα δεδομένα εκπαίδευσης, συμβάλλουν στον υπολογισμό της κλίσης (μειώνεται σταδιακά με την εκπαίδευση) και για τις αλλαγές των βαρών των νευρώνων του δικτύου.

(2) Επαλήθευσης (Validation Dataset): Τα δεδομένα αυτά, προσανατολίζονται στον υπολογισμό και την παρακολούθηση του σφάλματος επαλήθευσης. Όπως είναι ήδη γνωστό, κατά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου το σφάλμα εκπαίδευσης, δηλαδή η διαφορά μεταξύ των τιμών της πραγματικής εξόδου με την επιθυμητή έξοδο, μειώνεται. Η σταδιακή μείωση του σφάλματος αυτού, εκφράζει την αποτελεσματικότητα στην εκπαίδευση του δικτύου. Ομοίως, με το σφάλμα εκπαίδευσης και με την ίδια σκοπιμότητα, ελαττώνεται και το λεγόμενο σφάλμα επαλήθευσης. Το σφάλμα αυτό, αποτελεί με λίγα λόγια μια ασφαλιστική δικλείδα που εξασφαλίζει την ορθή εκπαίδευση και λειτουργία του δικτύου. Στο φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης το σφάλμα επαλήθευσης αυξάνεται. Το εκάστοτε εκπαιδευμένο δίκτυο, υπολογίζει το σφάλμα επαλήθευσης σε κάθε κύκλο της εκπαίδευσης του. Έτσι, αν το σφάλμα αυτό δεν έχει μειωθεί μετά από κάποιες επαναλήψεις, τότε το δίκτυο σταματάει την μάθηση. Το δίκτυο αποθηκεύει στην εσωτερική του δομή, ως τελικές τιμές του, τις τιμές των παραμέτρων με τις οποίες το δίκτυο παρουσιάζει το μικρότερο δυνατό σφάλμα επαλήθευσης.

(3) Εφαρμογής ή Ελέγχου (Test Dataset): Η λειτουργία των δεδομένων ελέγχου, διαφοροποιείται από αυτή των άλλων δύο ειδών δεδομένων. Αυτό οφείλεται στο γεγονός, ότι τα δεδομένα αυτά δεν χρησιμοποιούνται, όπως τα άλλα δύο, κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Δεν επηρεάζουν την προσαρμογή των βαρών, αλλά ελέγχουν την επίδοση του δικτύου σε πρότυπα, τα οποία δεν έχουν ξαναεισραχθεί στο δίκτυο για εκπαίδευση. Ουσιαστικά, τα δεδομένα αυτά συμβάλλουν στον έλεγχο, προκειμένου το δίκτυο να είναι ικανό να γενικεύει.

### 2.3.1 Levenberg-Marquardt

Ένας από τους αλγόριθμους που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των δικτύων στην συγκεκριμένη εργασία είναι ο Levenberg-Marquardt. Ο αλγόριθμος αυτός συνδυάζει 2 διαφορετικούς αλγόριθμους εκπαίδευσης: τον αλγόριθμο gradient descent (EBP) (γνωστός και ως αλγόριθμος Back-Propagation) και τον αλγόριθμο Gauss-Newton. Ο EBP είναι ιδιαίτερα δημοφιλής λόγω της σταθερότητάς που παρουσιάζει. Ωστόσο έχει το μειονέκτημα ότι συγκλίνει γρήγορα, χαρακτηρίζεται ως ιδιαίτερα ασταθής. Αντιθέτως ο αλγόριθμος Gauss-Newton, από την άλλη πλευρά, είναι ταχύτερος αλλά ασταθής. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt συνδυάζει τις δύο αυτές μεθόδους με τέτοιο τρόπο

ώστε να χαρακτηρίζεται από σταθερότητα και ταχύτητα (Foresee & Hagan, 1997, Hagan et al., 1994, Haykin, 2009).

Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt (Hagan et al., 1994) είναι ένας γενικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης που ελαχιστοποιεί συναρτήσεις τετραγωνικής μορφής και εφαρμόζεται γενικότερα και σε άλλα προβλήματα πέραν των νευρωνικών δικτύων. Η ενημέρωση των βαρών στο συγκεκριμένο αλγόριθμο γίνεται με τον ακόλουθο τύπο:

$$W_{k+1} = W_k - [J^T * J + \mu * I]^{-1} * J^T * e \quad \text{Εξίσωση 2.7}$$

όπου W: ο πίνακας που περιέχει όλα τα βάρη του δικτύου

J: ο πίνακας που έχει ως στοιχεία του τις πρώτες παραγώγους των σφαλμάτων του κάθε νευρώνα ως προς τα βάρη του δικτύου της ίδιας στοιβάδας

e: το διάνυσμα που αποτελείται από τα σφάλματα του δικτύου για όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Τόσο τα σφάλματα του δικτύου όσο και τα στοιχεία του πίνακα J για τη κρυφή στοιβάδα και τη στοιβάδα εισόδου υπολογίζονται με χρήση των ανάστροφων σημάτων λάθους.

Επίσης, πρέπει να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης δεν εξασφαλίζει ότι το σύστημα θα σταθεροποιηθεί στην κατάσταση που ελαχιστοποιεί απόλυτα τη συνάρτηση σφάλματος. Συμβαίνει συχνά το δίκτυο που εκπαιδεύεται με τον αλγόριθμο της ανάστροφης διάδοσης να εγκλωβίζεται σε κάποιο τοπικό ελάχιστο.

Στο περιβάλλον MATLAB ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt υλοποιείται μέσω της εντολής «trainlm» και υποστηρίζει την εκπαίδευση με τη δυνατότητα αξιολόγησης και cross-training στην περίπτωση που έχουν οριστεί τα αντίστοιχα σύνολα. Τα διανύσματα με τις τιμές αξιολόγησης χρησιμοποιούνται για να τερματίζεται νωρίς η εκπαίδευση εάν η απόδοση του νευρωνικού δικτύου βάσει του συνόλου αξιολόγησης δεν βελτιώνεται ή παραμένει η ίδια για ένα καθορισμένο αριθμό συνεχόμενων επαναληπτικών βημάτων. Τα διανύσματα με τις τιμές που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της συνάρτησης επίδοσης κατά το crosstraining αποτελούν ένα επιπλέον έλεγχο που είναι σε θέση να εξασφαλίσει την καλή γενίκευση του νευρωνικού δικτύου, αλλά δεν έχουν κάποια επίδραση πάνω στην εκπαίδευση. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος μπορεί να εκπαιδεύσει οποιοδήποτε δίκτυο με την προϋπόθεση ότι τα βάρη, οι καθαρές εισοδοί του και οι συναρτήσεις μετάβασης είναι παραγωγίσιμες συναρτήσεις (Ανυφάντη, 2018).

### 2.3.2 Bayesian

Ο αλγόριθμος Bayesian Regularization αποτελεί μια τεχνική εκπαίδευσης, η οποία αναθεωρεί τα βάρη και τα συστηματικά σφάλματα του νευρωνικού δικτύου βάσει της μεθόδου βελτιστοποίησης Levenberg-Marquardt. Ουσιαστικά, ελαχιστοποιεί το συνδυασμό των τετραγώνων των σφαλμάτων και των βαρών, όπως εκφράζεται από την

εξίσωση 2.7 για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, και στη συνέχεια καθορίζει το σωστό συνδυασμό έτσι ώστε να παραχθεί ένα νευρωνικό δίκτυο με καλή γενίκευση.

Κατά την εφαρμογή της μεθόδου αυτού δεν εκτελείται διαδικασία αξιολόγησης, προκειμένου η εκπαίδευση να συνεχίζεται μέχρι να βρεθεί ο βέλτιστος συνδυασμός των βαρών και των σφαλμάτων. Επιπλέον, η μέθοδος χρησιμοποιεί για τους υπολογισμούς την Jacobian, γεγονός που θεωρεί ότι η συνάρτηση επίδοσης είναι ο μέσος όρος ή το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων. Επομένως, η εκπαίδευση πρέπει να γίνεται βάσει των δύο παραπάνω συναρτήσεων επίδοσης (Ανυφάντη, 2018).

### 2.3.3 Κριτήρια Τερματισμού της εκπαίδευσης

Κριτήρια τερματισμού της εκπαίδευσης αποτελούν:

- Η επίτευξη του μέγιστου αριθμού επαναλήψεων του αλγορίθμου
- Η υπέρβαση του μέγιστου χρονικού ορίου που έχει θέσει ο χρήστης (epochs).
- Η υπέρβαση της μέγιστης τιμής για την παράμετρο  $\mu$
- Η επίτευξη του μικρότερου σφάλματος εκπαίδευσης (Training error).
- Η ικανότητα του δικτύου να γενικεύει (Cross-Validation).

#### 2.3.3.1 Υπερεκπαίδευση

Σύμφωνα με το τελευταίο, καθώς το δίκτυο εκπαιδεύεται, παρακολουθείται η συμπεριφορά του σε σχέση με ένα σύνολο διανυσμάτων που χρησιμοποιούνται για δοκιμή και τα οποία δεν ανήκουν στο σύνολο εκπαίδευσης. Με την εξέλιξη της εκπαίδευσης, παρατηρούμε ότι αρχικά η συμπεριφορά του δικτύου ως προς τα διανύσματα αυτά φαίνεται να βελτιώνεται, κάποια στιγμή όμως αρχίζει να χειροτερεύει. Πρόκειται για τη λεγόμενη περίπτωση κορεσμού του δικτύου, όπου παραπέρα αύξηση του αριθμού των νευρώνων οδηγεί στην υπερεκπαίδευσή του, με συνέπεια την απομνημόνευση των διανυσμάτων του συνόλου εκπαίδευσης (Νικοπούλου, 2010).

Αυτό, συνεπάγεται και την κακή συμπεριφορά του συστήματος ως προς οποιοδήποτε άλλο σύνολο διανυσμάτων που παρουσιάζεται στην είσοδό του κατά τη διαδικασία της προσομοίωσης. Σε αυτό το σημείο, λοιπόν, επιβάλλεται να τερματιστεί ο αλγόριθμος εκμάθησης για μια σωστότερη και πιο ολοκληρωμένη επίλυση του προβλήματος.

### 2.3.4 Κριτήρια αξιολόγησης

Η αποτελεσματικότητα κάθε δικτύου ορίζεται από δύο διαφορετικούς δείκτες. Οι δύο αυτοί δείκτες είναι το RMSE (Root Mean Square Error) και το R που φαίνονται αντίστοιχα στις Εξισώσεις 2.13 και 2.14. Το RMSE υποδεικνύει την απόκλιση μεταξύ των παρατηρούμενων και υπολογισμένων τιμών. Ο συντελεστής συσχέτισης R δηλώνει την αναλογία της διακύμανσης στην εξαρτημένη μεταβλητή που είναι προβλέψιμη από την ανεξάρτητη μεταβλητή. Με βάση αυτούς του δύο δείκτες θα αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα του κάθε δικτύου και η ικανότητα του να κάνει ακριβείς προβλέψεις (Λάνδρος, 2018).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - S_i)^2}{N}}$$

Εξίσωση 2.8

$$R = \frac{(\sum(O_t - \bar{O}) * (S_t - \bar{S}))}{\sqrt{\sum(O_t - \bar{O})^2 * \sum(S_t - \bar{S})^2}} \quad \text{Εξίσωση 2.9}$$

Όπου  $S_t$  : είναι η προσομοιωμένη τιμή

$O_t$  : είναι η παρατηρούμενη τιμή

$\bar{O}$  : είναι ο μέσος όρος των παρατηρούμενων τιμών και

$\bar{S}$  : είναι ο μέσος όρος των παρατηρούμενων τιμών

Όσο μικρότερο είναι το RMSE και όσο το R τείνει στην μονάδα τόσο πιο ακριβής θα είναι η πρόβλεψη. Το βέλτιστο ζευγάρι που υπάρχει μεταξύ των δύο δεικτών, το οποίο είναι απίθανο να συμβεί είναι να έχει  $RMSE=0$  και  $R=1$ .

Σε περίπτωση που συνέβαινε κάτι τέτοιο το μοντέλο θα ήταν σε θέση να περιγράψει με απόλυτη ακρίβεια το φυσικό περιβάλλον.

Τέλος αναφέρονται άλλοι 2 δείκτες ο **NSE** και ο **MAE** οι οποίοι όμως δεν λήφθηκαν υπόψη σε παρούσα εργασία:

### 1. NSE (Nash-Sutcliffe model efficiency coefficient)

Ο συντελεστής απόδοσης NSE χρησιμοποιείται ευρέως για προβλήματα της υδρολογίας. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της προγνωστικής ισχύος των υδρολογικών μοντέλων και περιγράφεται από την εξίσωση 2.10 (Nash & Sutcliffe, 1970) :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (O_t - S_t)^2}{\sum_{t=1}^n (O_t - \bar{O})^2} \quad \text{Εξίσωση 2.10}$$

Ο συντελεστής απόδοσης NSE κυμαίνεται από το  $-\infty$  έως 1:

- Όταν  $NSE=1$  αντιστοιχεί στην τέλεια προσομοίωση του μοντέλου στα παρατηρούμενα δεδομένα.
- Όταν  $NSE=0$  υποδεικνύει ότι οι προβλέψεις του μοντέλου είναι τόσο ακριβείς όσο ο μέσος όρος των παρατηρούμενων δεδομένων.
- Όταν  $NSE<0$  σημαίνει ότι ο παρατηρούμενος μέσος όρος είναι καλύτερος προγνωστικός παράγοντας από του μοντέλου.

Όσο πιο κοντά είναι η απόδοση του μοντέλου στην μονάδα τόσο πιο ακριβές είναι το μοντέλο. Ένα μοντέλο θεωρείται ικανοποιητικό για τιμές του συντελεστή απόδοσης  $0,5 < NSE < 0,65$  (Moriassi et al., 2007 και Ritter & Munoz-Carpena, 2013).

### 2. MAE (Mean Absolute Error)

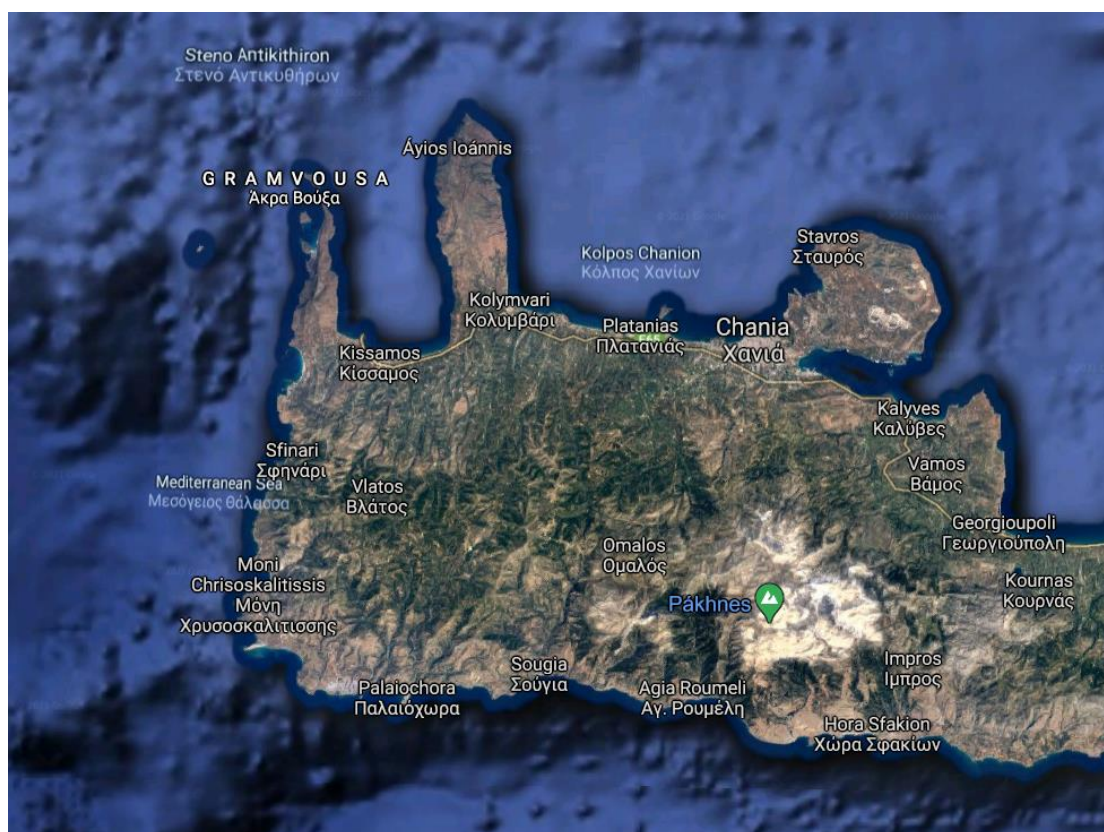
Το μέσο απόλυτο σφάλμα μεταξύ προσομοιωμένης και πραγματικής τιμής δίνεται από την Εξίσωση 2.11. Το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι απλώς η μέση απόλυτη κατακόρυφη η οριζόντια απόσταση μεταξύ κάθε σημείου σε ένα διάγραμμα σκέδασης και τις γραμμής  $Y=X$  δηλαδή είναι η μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ  $X$  και  $Y$ .

$$MAE = \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n |S_t - O_t| \quad \text{Εξίσωση 2.11}$$

## Κεφάλαιο 3. Περιοχή Μελέτης

### 3.1 Περιγραφή της ευρύτερης περιοχής

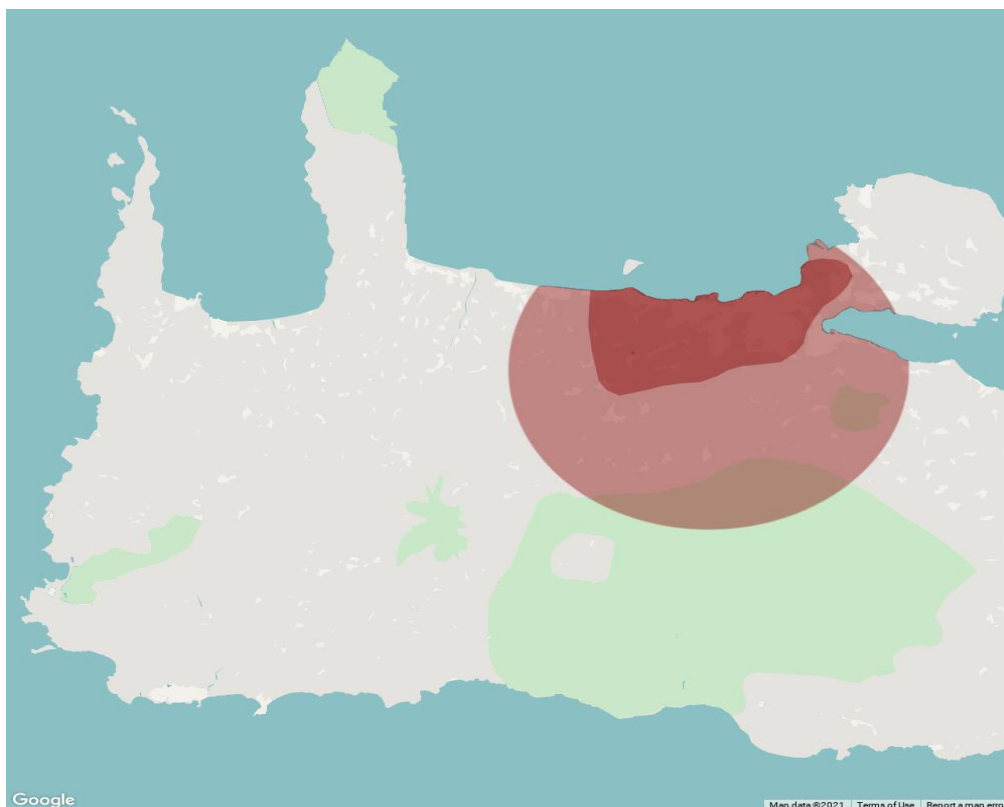
Ως ευρύτερη περιοχή μελέτης, στην παρούσα διπλωματική, είναι ο κάμπος Χανίων. Βρίσκεται στον νομό Χανίων και καταλαμβάνει την ευρύτερη περιοχή που περιβάλλει τον ποταμό Κερίτη. Η λεκάνη απορροής που περιβάλλει τον ποταμό έχει επιφάνεια 178km<sup>2</sup> και υπάγεται στην επαρχία Κυδωνιάς του νομού Χανίων, σε απόσταση περίπου 15Km από την πόλη των Χανίων. Τα όρια της λεκάνης είναι Βόρεια από το Γεράνι έως τον Πλατανιά και Νότια φτάνουν μέχρι τα Λευκά Όροι, ενώ ανήκει κυρίως στον δήμο Μουσουρών, σε μικρότερο ποσοστό στους δήμους Πλατανιά, Θερίσσου και Νέας Κυδωνιάς, περιλαμβάνοντας 19 κοινότητες εντός της όπως μερικές από αυτές είναι Φουρνές, Βαττόλακος, Αλικιανός, Αγιά. (Λιονής & Περλερός, 2001).



Χάρτης 1 : Δορυφορική απεικόνιση Δυτικής Κρήτης (Google Earth)

Ως κύρια περιοχή μελέτης ορίσθηκε ένα κομμάτι της Λεκάνης Κερίτη. Τα όρια των δύο περιοχών δίνονται στην Χάρτη 2.





Χάρτης 2 : Όρια κύριας και ευρύτερης περιοχής μελέτης. (Με σκούρο κόκκινο ορίζεται η άμεση περιοχή μελέτης και με ανοιχτό κόκκινο χρώμα έχει σκιαστεί η ευρύτερη περιοχή μελέτης.)



Χάρτης 3:Περιοχή μελέτης ορισμένη από τους μετεωρολογικούς σταθμούς που εξετάζουμε

Ο λόγος που η κύρια περιοχή μελέτης εκτείνεται σε τόσο μεγάλη έκταση γύρω από τον κάμπο Χανίων είναι για να γίνει πληρέστερη περιγραφή της περιοχής γύρω από τον μετεωρολογικό σταθμό του Σταλού, με την ένταξη των μετεωρολογικών σταθμών της ευρύτερης σχετιζόμενης περιοχής.

## 3.2 Χαρακτηριστικά Περιοχής

### 3.2.1 Έκταση και Φυσική Διαμόρφωση

Τα Χανιά είναι παραλιακή πόλη και πρωτεύουσα του Νομού Χανίων, βρίσκεται στο βόρειο- ανατολικό τμήμα του νομού και αποτελεί το διοικητικό, οικονομικό, εμπορικό και επικοινωνιακό κέντρο του νομού που φέρει το ίδιο όνομα. Καταλαμβάνει έκταση περίπου  $2,376 \text{ km}^2$  και ο πληθυσμός του νομού βάσει της τελευταίας μέτρηση του 2011 ανέρχεται στους 156.858 κατοίκους, με πυκνότητα πληθυσμού περίπου στους 65,90 κατοίκους ανά  $\text{km}^2$ . Δυτικότερα της πόλης των Χανίων και με γεωγραφικές συντεταγμένες  $35.4^\circ$  έως  $35.5^\circ$  Βόρειο Γεωγραφικό πλάτος και  $23.8^\circ$  έως  $24.1^\circ$  Ανατολικά του GREENWICH Γεωγραφικό μήκος βρίσκεται ο κάμπος Χανίων.

Η έκταση της γεωργικής γης του κάμπου Χανίων σύμφωνα με τα στοιχεία της ΕΣΥΕ (Εθνική Στατιστική Υπηρεσία της Ελλάδος) είναι περίπου 165000 στρέμματα. Τα στοιχεία αυτά αφορούν το σύνολο των Δήμων που συναντώνται στην ευρύτερη περιοχή μελέτης, οι οποίοι απεικονίζονται στον Χάρτη 4 με την ονομασία τους πριν την συνένωση τους στους Δήμους Χανίων και Πλατανιά σύμφωνα με το «Πρόγραμμα Καλλικράτης» (Χάρτης 3). Στον Πίνακα 3.1 αναφέρονται για κάθε Δήμο τα πληθυσμιακά τους στοιχεία όπως αυτά προέκυψαν από την απογραφή του 2011.

Δήμοι/Δημοτικές Ενότητες	Αριθμός Μόνιμων Κατοίκων
	<b>Σύνολο:125.516</b>
<b>ΔΗΜΟΣ ΠΛΑΤΑΝΙΑ (Έδρα: Γεράνι)</b>	<b>16.874</b>
Δημοτική Ενότητα Βουκολιών	3.116
Δημοτική Ενότητα Πλατανιά	5.275
Δημοτική Ενότητα Κολυμβαρίου	4.457
Δημοτική Ενότητα Μουσουρών	4.026
<b>ΔΗΜΟΣ ΧΑΝΙΩΝ (Έδρα: Χανιά)</b>	<b>108.642</b>
Δημοτική Ενότητα Ακρωτηρίου	13.100
Δημοτική Ενότητα Ελευθερίου Βενιζέλου	13.145
Δημοτική Ενότητα Θερίσου	8.596
Δημοτική Ενότητα Κεραμίων	678
Δημοτική Ενότητα Νέας Κυδωνίας	10.771
Δημοτική Ενότητα Σούδας	8.442
Δημοτική Ενότητα Χανίων	53.910

Πίνακας 1 : Πληθυσμιακά στοιχεία περιοχής μελέτης (ΕΛΣΤΑΤ, 2011)





Αναλυτικότερα, στην περιοχή διακρίνονται τρεις κύριες μορφολογικές ζώνες, η ζώνη του καρστ, η μεταβατική και η πεδινή ζώνη:

- *Ζώνη του καρστ.* Στην ουσία πρόκειται για το ΒΔ τμήμα των Λευκών Ορέων. Χαρακτηρίζεται από πολύ μεγάλα υψόμετρα (κορυφή Μελινταού 2133m), έντονες κλίσεις και «γωνιώδη» περιγράμματα του ανάγλυφου. Το υψηλότερο τμήμα αυτής της ζώνης (υψόμετρα μεγαλύτερα των 1600m) είναι σχεδόν μόνιμα χιονισμένο με εξαίρεση τους μήνες Ιούλιο, Αύγουστο και Σεπτέμβριο. Πρόκειται για μια τυπική καρστική περιοχή όπου είναι σε πλήρη ανάπτυξη όλες εκείνες οι μορφές που προκύπτουν από τη διάλυση των ανθρακικών πετρωμάτων.

- *Ζώνη μετάβασης.* Έπεται της ζώνης του καρστ προς Βορρά και αποτελείται σχεδόν αποκλειστικά από σχηματισμούς της ενότητας Φυλλιτών - Χαλαζιτών και νεογενείς σχηματισμούς. Το μέσο υψόμετρο είναι κατά πολύ μικρότερο (250m) λόγω της ύπαρξης ρηγμάτων που έχουν υποβιβάσει τη συγκεκριμένη περιοχή αλλά και λόγω της φύσης των πετρωμάτων που παρουσιάζουν μεγαλύτερη ευαισθησία στην επιφανειακή διάβρωση σε σχέση με τους ασβεστόλιθους. Η διαφορετική λιθολογία δίνει ένα πολύ πιο ήπιο ανάγλυφο με «καμπυλόγραμμα» περιγράμματα. Η αδιαπερατότητα των φυλλιτών επιτρέπει την ανάπτυξη υδρογραφικού δικτύου, που είναι ανύπαρκτο στο καρστ ενώ η βλάστηση είναι καλά ανεπτυγμένη με αποτέλεσμα, όπου οι κλίσεις το επιτρέπουν, την ανάπτυξη καλλιεργείων. Χαρακτηριστική είναι η ύπαρξη μικρών οικισμών που λείπουν από την προηγούμενη ζώνη

- *Πεδινή ζώνη.* Είναι η περιοχή βόρεια του νοητού άξονα που συνδέει τους οικισμούς Φουρνέ και Σκινέ. Το κεντρικό της τμήμα καταλαμβάνεται από την πεδινή έκταση Βατόλακου – Αλικιανού - Αγυιάς, συνολικού εμβαδού 33km<sup>2</sup> , που περικλείεται από λοφώδεις εκτάσεις διαφορετικής λιθολογίας. Η συνέχεια της προσχωσιγενούς αυτής πεδιάδας προς ανατολή (περιοχές Βαμβακόπουλο - Περιβόλια - Μουρνιές - Νεροκούρου) αποτελεί και την στενή περιοχή του κάμπου Χανίων.

Νότια και δυτικά, συναντώνται λόφοι φυλλιτικής σύστασης καθώς και το ασβεστολιθικό ύψωμα του Κουφού από το οποίο παλαιότερα ανάβλυζαν οι ομώνυμες πηγές. Ανατολικά υπάρχει η ασβεστολιθική λοφώδης μάζα του Χοιροσπηλίου ενώ βόρεια υπάρχουν λόφοι φυλλιτικοί αλλά και αντιστοιχοί που αποτελούνται από ιζήματα του Νεογενούς. Οι λόφοι αυτοί, στην περιοχή Κερίτη, διασχίζονται από μια σχετικά «στενή» κοιλάδα (κοιλάδα Πατελαρίου), μήκους 3.5km και μέσου εύρους 400m.

Την περιοχή διαρρέουν ο χείμαρρος Κερίτης, ο χείμαρρος Κλαδισός και ο χείμαρρος Φτερόλακκος. Το κύριο τμήμα της περιοχής μελέτης καταλαμβάνεται από την υδρολογική λεκάνη του χείμαρρου Κερίτη στον οποίο καταλήγουν και τα νερά των κυριότερων πηγών, των Μεσκλών και της Αγυιάς. Ο χείμαρρος διασχίζει τον Δήμο Μουσούρων, διέρχεται από το δυτικό τμήμα του Δήμου Θερύσου και εκβάλλει στην περιοχή Γερανίου του Δήμου Πλατανιά. Ο Κερίτης στα τελευταία χιλιόμετρα πριν τις εκβολές του (κατάντη των πηγών Αγυιάς) μετονομάζεται σε Πλατανιά (ή Πλατανιανό). Σε φυσικές συνθήκες ο Κερίτης έχει παροχή καθ' όλη τη διάρκεια του χρόνου, φαινόμενο που την ξηρή περίοδο τείνει να εκλείψει εξ αιτίας της εντατικής εκμετάλλευσης των προαναφερόμενων πηγών του για άρδευση και ύδρευση.

Η λεκάνη του χείμαρρου Κλαδισού διασχίζει τον Δήμο Θερίσου, εφάπτεται στο δυτικό τμήμα του Δήμου Κεραμιών και εκβάλλει στην παραλία Χανίων του Δήμου Χανίων. Στον χείμαρρο Κλαδισό καταλήγουν τα νερά της πηγής Αναβάλλοντα (πηγή Θερίσου). Ο χείμαρρος Φτερόλακκος βρίσκεται δυτικά του χείμαρρου Κερίτη, εντός των ορίων του Δήμου Πλατανιά, στην παραλία του οποίου εκβάλλει (Χαρχούση, 2012).

### 3.2.2 Κλιματικές Συνθήκες

Η περιοχή μελέτης γενικότερα χαρακτηρίζεται από μεσογειακό εύκρατο κλίμα που προσεγγίζει κλίματα με υψηλότερες θερμοκρασίες. Πιο συγκεκριμένα είναι ένας μεταβατικός ενδιάμεσος τύπος μεταξύ του χερσαίου Μεσογειακού και του ερημοειδούς Μεσογειακού, με τη νοτιοανατολική Κρήτη να υπάγεται κυρίως στο τελευταίο. Κυριότερα χαρακτηριστικά του κλίματος είναι η ηπιότητα και η γλυκύτητα, με την ψυχρή περίοδο να είναι ήπια λόγω της συχνής έλευσης θερμών και υγρών αερίων μαζών από τα νοτιοδυτικά. Η περιοχή μελέτης καλύπτει ένα ευρύ φάσμα βιοκλιματικών ορόφων, με μεγάλες διακυμάνσεις από τα ανατολικά προς τα δυτικά και από τα ορεινά προς τα πεδινά. Οι πεδινές και ημιορεινές περιοχές του νομού Χανίων ανήκουν στον υγρό βιοκλιματικό όροφο με ήπιο προς θερμό χειμώνα, ενώ ένα πολύ μικρό μέρος των ορεινών περιοχών του ανήκει στον υγρό βιοκλιματικό όροφο με δριμύ χειμώνα (Γκούμας, 2016).

- **Βροχόπτωση**

Στην Γράφημα 1 παρουσιάζεται η διακύμανση των υψών των μέσων μηνιαίων βροχοπτώσεων για το χρονικό διάστημα 1958-1997 (Ε.Μ.Υ. Χανίων, 1958-1997).

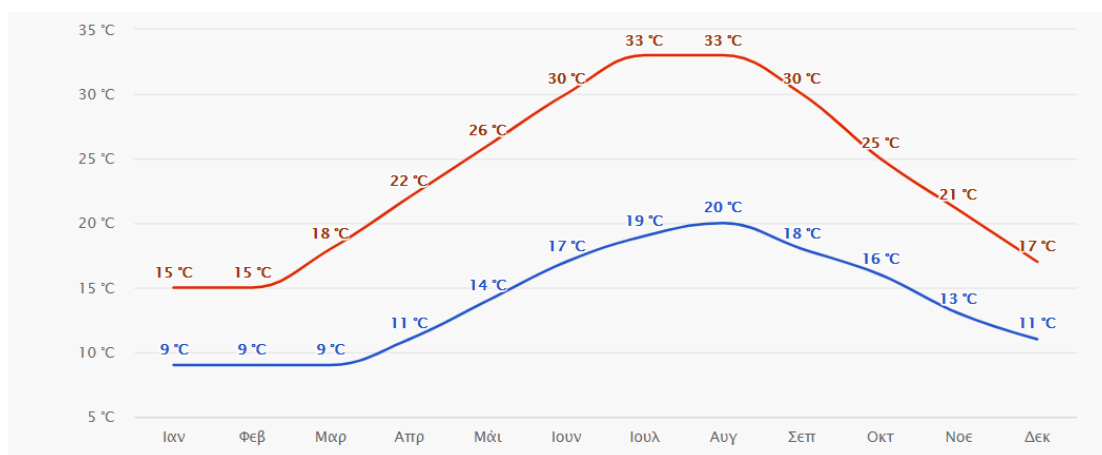


Γράφημα 1: Μέση μηνιαία βροχόπτωση για την χρονική περίοδο 1958-1997 (Νικολαΐδης & Καρατζάς, 2010).

Το μέσο ετήσιο ύψος βροχής για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο υπολογίστηκε 51,8 mm. Έντονη είναι η απόκλιση των τιμών βροχόπτωσης μεταξύ των χειμερινών και των θερινών μηνών. Κατά τους χειμερινούς μήνες το μέσο ύψος βροχόπτωσης κυμαίνεται στα 107 mm, σε πλήρη αντίθεση με τους θερινούς μήνες, όπου το μέσο ύψος βροχόπτωσης αγγίζει τα 0.1 mm. Το σύνολο των κατακρημνίσεων υπολογίζεται κυρίως τους μήνες από Οκτώβριο έως Μάρτιο, ενώ κατά τον Ιούλιο και Αύγουστο οι κατακρημνίσεις μειώνονται αισθητά. Από το συνολικό ύψος των βροχοπτώσεων έχει υπολογιστεί πως μόνο το 14% βρίσκεται στον υδροφόρο ορίζοντα, αντιθέτως το υπόλοιπο 65% χάνεται μέσω της διαδικασίας της εξατμισοδιαπνοής, ενώ το 21% διαφεύγει στη θάλασσα (Chartzoulakis et al., 2001).

- **Θερμοκρασία**

Αν και η θερμοκρασία της περιοχής μελέτης δεν ήταν απαραίτητη για τις ανάγκες της συγκεκριμένης έρευνας, λάβαμε δεδομένα ώστε να έχουμε πληρέστερη εικόνα της περιοχής. Τα δεδομένα που λάβαμε είναι από την αντιπροσωπευτική πόλη των Χανίων. Η «ημερήσια μέση μέγιστη» (συμπαγής κόκκινη γραμμή) δείχνει τη μέγιστη θερμοκρασία μιας μέσης ημέρας για κάθε μήνα για Χανιά. Ομοίως, η «ημερήσια μέση ελάχιστη» (συμπαγής μπλε γραμμή) δείχνει τη μέση ελάχιστη θερμοκρασία.



Γράφημα 2: Μέσος όρος μέγιστων και ελάχιστων θερμοκρασιών της πόλης των Χανίων ([www.meteoblue.com](http://www.meteoblue.com))

Περαιτέρω πρέπει να αναφέρουμε ότι από θερμοκρασιακής άποψης το κλίμα της Κρήτης θεωρείται προνομιούχο και αυτό έχει να κάνει με την κεντρική θέση της νήσου στην ανατολική Μεσόγειο. Ο χειμώνας αρχίζει συνήθως κατά τα μέσα Δεκεμβρίου και είναι ήπιος, με τον ψυχρότερο μήνα να είναι ο Φεβρουάριος, με μικρή όμως διαφορά από τον Ιανουάριο. Θερμότερος μήνας του έτους είναι ο Ιούλιος, με μέση υπερετήσια θερμοκρασία περίπου 33°C.

Στα ορεινά έχουμε χαμηλότερες μέσες θερμοκρασίες, εντονότερες θερμοκρασιακές αποκλίσεις και ειδικότερα για τους χειμερινούς μήνες η διαφορά με τα πεδινά είναι ακόμα μεγαλύτερη

Εν τέλει, οδηγούμαστε στα εξής συμπεράσματα:

- A. Η πεδινή ζώνη της Κρήτης αποτελεί κλιματικά μια μετάβαση από το μεσογειακό προς το ημιορεινικό κλίμα. Χαρακτηρίζεται από μικρό ύψος βροχοπτώσεων, ήπιο χειμώνα και ξηρή περίοδο μεγάλης διάρκειας. Το θέρος, λόγω της θαλάσσιας αύρας και των ετήσιων ανέμων είναι σχετικά δροσερό και διαρκεί από τον Ιούνιο μέχρι το Σεπτέμβριο. Θερμότεροι μήνες είναι ο Ιούλιος και ο Αύγουστος. Στην περιοχή αυτή δεν παρατηρείται ποτέ παγετός και η θερμοκρασία σπάνια πέφτει κάτω από τους 0°C, με ήπιες θερμοκρασιακές αποκλίσεις.
- B. Η ορεινή ζώνη της Κρήτης εμφανίζει μεγαλύτερες θερμοκρασιακές αποκλίσεις, μέση ετήσια θερμοκρασία 2-3°C χαμηλότερη από την πεδινή ζώνη. Η μέση θερμοκρασία του θερμότερου μήνα (Ιούλιος) είναι στα επίπεδα της μέσης θερμοκρασίας του θερμότερου μήνα των πεδινών σταθμών, η μέση όμως θερμοκρασία του ψυχρότερου μήνα (Φεβρουάριος) είναι περί τους 3°C χαμηλότερη (Λιονής και Περλέρους, 2001).

- **Υγρασία**

Η μέγιστη ατμοσφαιρική σχετική υγρασία στην Κρήτη παρουσιάζεται τον Δεκέμβριο και η ελάχιστη τον Ιούλιο, με ελάχιστες τιμές σχετικής υγρασίας 48.90% και μέγιστες τιμές 72% στη Σούδα. Στη νότια Κρήτη παρουσιάζεται μεγαλύτερη διακύμανση της υγρασίας απ' ό,τι στη βόρεια. Οι χαμηλές μέσες σχετικές υγρασίες το καλοκαίρι, παρά τις υψηλές θερμοκρασίες, οδηγούν σε ευχάριστο θέρος χωρίς συνθήκες δυσφορίας, γεγονός σημαντικό για τις τουριστικές ζώνες. (Λιονής και Περλέρους, 2001).

- **Άνεμοι**

Τα ανεμολογικά στοιχεία που ελήφθησαν από την ΕΜΥ είναι ετήσια, σε Beaufort και τομείς 45ο. Καθ' όλη τη διάρκεια του έτους επικρατούν κυρίως οι βόρειοι και οι βορειοδυτικοί άνεμοι, με τη νηνεμία να καλύπτει ετήσιο ποσοστό της τάξης του 20% στους πεδινούς σταθμούς, ενώ στους ορεινούς η νηνεμία φτάνει το 30%. Στη δυτική Κρήτη παρουσιάζεται μικρότερη διακύμανση της έντασης των ανέμων, με μέγιστη μέση μηνιαία ένταση ανέμων περίπου 4m/s, σημαντικά χαμηλότερη από την ανατολική Κρήτη, με τιμές έως και 6,8m/s. (Λιονής και Περλέρους, 2001).

### **3.3 Γεωλογική Δομή**

#### **3.3.1 Γεωλογία Ευρύτερης Περιοχής**

Σε γενικές γραμμές η γεωλογική δομή της ευρύτερης περιοχής του κάμπου Χανίων χαρακτηρίζεται από μια αλληλουχία τεκτονικών καλυμμάτων. Η σειρά, από τον κατώτερο προς τον ανώτερο σχηματισμό, έχει ως εξής (Χαρχούση, 2012):

- *Ενότητα Πλακωδών ασβεστόλιθων.* Με τον όρο αυτό ονομάζεται ένα σύνολο πετρωμάτων που στη βιβλιογραφία αναφέρονται και ως «ενότητα Κρήτης - Μάνης». Αποτελεί την κατώτερη ενότητα του νησιού και δομεί τον πυρήνα των Λευκών Ορέων. Υποδιαιρείται σε διάφορες υποενότητες. Η καθ' εαυτού σειρά των Πλακωδών ασβεστόλιθων εμφανίζεται εκτενώς στο νότιο τμήμα της περιοχής και δομεί το μεγαλύτερο μέρος των Λευκών Ορέων. Πρόκειται για κρυσταλλικούς ασβεστόλιθους. Κατά θέσεις εμφανίζονται μάρμαρα χρώματος τεφρού. Οι ασβεστοφυλλίτες που παρατηρούνται επάνω από τους Πλακώδεις ασβεστόλιθους αποτελούν ομαλή μετάβαση αυτών και χαρακτηρίζονται ως μεταφλύσχης (Φυτρολάκης, 1980). Έχουν πολύ μικρό πάχος που δεν ξεπερνά τα 50 m.

- *Ασβεστόλιθοι σειράς Τρυπαλίου.* Η ενότητα αυτή έχει μεγάλη επιφανειακή εμφάνιση στο νότιο και ανατολικό τμήμα της περιοχής ενδιαφέροντος. Στη βάση του σχηματισμού παρατηρούνται ενστρώσεις ψαμμιτών και χαρακτηριστικό λατυποπαγές που προσδίδει έντονο επικλυσιογενή χαρακτήρα. Το μέγιστο πάχος του σχηματισμού στην περιοχή μελέτης είναι 300 m.

- *Σειρά Φυλλιτών - Χαλαζιτών.* Τα πετρώματα της σειράς αυτής καταλαμβάνουν το κεντρικό και δυτικό τμήμα της περιοχής μελέτης, όλη δηλαδή την λοφώδη περιοχή που παρεμβάλλεται ανάμεσα στους βόρειους πρόποδες των Λευκών Ορέων και την πεδινή περιοχή Βατόλακου - Αλικιανού - Αγυιάς.

- *Ενότητα Τρίπολης.* Στην περιοχή μελέτης, η ενότητα αυτή έχει πολύ μικρή επιφανειακή εξάπλωση. Εμφανίζεται στο βόρειο τμήμα, μεταξύ των οικισμών Πατελάρι και Λουτράκι καθώς και στην περιοχή «Τρούλοι». Εμφανίζεται επίσης και στο ανατολικό όριο της περιοχής μελέτης (Μαλάξα - Τσικαλαριά). Τα κατώτερα μέλη συνίστανται από παχυστρωματώδεις δολομίτες και ασβεστόλιθους. Τα πετρώματα αυτά παρουσιάζονται έντονα καρστικοποιημένα και τεκτονισμένα στη βάση τους. Τα ανώτερα μέλη είναι οι χαρακτηριστικοί για την ενότητα αυτή τεφρόμαυροι βιτουμενιούχοι ασβεστόλιθοι. Η ενότητα Τρίπολης εμφανίζεται είτε με τη μορφή τεκτονικών ρακών (υπολειμμάτων) κατευθείαν επάνω στους φυλλίτες είτε σε θέσεις έντονης διάβρωσης των Νεογενών σχηματισμών με τη μορφή ενός είδους «παραθύρου».

- *Ιζήματα του Νεογενούς.* Η επιφανειακή εξάπλωση των ιζημάτων αυτών χωροθετείται κυρίως στα περιθώρια της προσχωσιογενούς περιοχής Σκινέ - Βατολάκκου - Αγυιάς - Περιβολίων - Μουρνιών - Νεροκούρου, σε λοφώδεις εκτάσεις. Παρατηρούνται εναλλασσόμενα στρώματα άμμων, κροκαλοπαγών, ψαμμιτών, αργίλων, ορίζοντες μάργων διαφόρων αποχρώσεων και μαργαϊκοί και λατυποπαγείς ασβεστόλιθοι. Κατά θέσεις το πάχος τους είναι σημαντικό ξεπερνώντας τα 80 m.

- *Τεταρτογενή ιζήματα.* Εντοπίζονται στην πεδινή ζώνη, στην περιοχή από Βατόλακο-Κουφό (δυτικά) έως Τσικαλαριά - Νεροκούρου (ανατολικά), η οποία αναπτύσσεται κατά τη διεύθυνση Α-Δ. Πρόκειται για ερυθρούς σχηματισμούς χειμαρρώδους, ποτάμιας προέλευσης που αποτελούνται από μάργες, ψαμμίτες, πηλούς, αργίλους και από κροκαλοπαγή με αργιλικό συνδετικό υλικό και κροκάλες που προέρχονται από τη Φυλλιτική - Χαλαζιτική σειρά. Το πάχος τους ξεπερνά τα 100 m σε ορισμένες θέσεις.

- *Σύγχρονες αποθέσεις.* Στην ουσία είναι ασύνδετα υλικά που αποτελούνται από άμμους, λατύπες ποικίλης σύστασης και αργίλους. Καταλαμβάνουν το κεντρικό τμήμα της

πεδινής ζώνης όπου έχουν αποτεθεί από τη δράση του υδρογραφικού δικτύου. Τα υλικά αυτά (σημαντικού πάχους) έχουν αποτεθεί επάνω στα σχετικά αδιαπέρατα ιζήματα του Νεογενούς και Τεταρτογενούς με αποτέλεσμα να σχηματίζεται φρεάτιος ορίζοντας μεγάλης δυναμικότητας.

### 3.3.2 Υδρογεωλογικές Συνθήκες

Οι γεωλογικοί σχηματισμοί που συμμετέχουν στην δομή της περιοχής, διακρίνονται σε (Χαρχούση, 2012):

- καρστικούς - υψηλής έως μέτριας υδροπερατότητας. Περιλαμβάνουν τους παχυστρωματώδεις, ενίοτε λατυποπαγείς, έντονα καρστικοποιημένους ασβεστόλιθους της σειράς Τρυπαλίου, καθώς και τους ασβεστόλιθους της ενότητας Τριπόλεως.

- καρστικούς - μέτριας έως μικρής υδροπερατότητας. Περιλαμβάνουν τους πλακώδεις ασβεστόλιθους καθώς και τους συμπαγείς άστρωτους δολομίτες που συναντώνται κυρίως στην ενότητα Τρίπολης.

- πορώδεις σχηματισμοί μέτριας έως μεγάλης υδροπερατότητας. Περιλαμβάνουν τις αδρομερείς φάσεις των νεογενών σχηματισμών (αδρόκοκκοι ψαμμίτες, χαλαρά κροκαλοπαγή) καθώς και τις σύγχρονες επιφανειακές αδρομερείς αποθέσεις (άμμοι, κροκάλες κλπ), όπου δύναται να συναντηθούν αξιόλογες υδροφόρες ζώνες. Στην πρώτη περίπτωση (νεογενή) η υδροφορία συναντάται συνήθως με τη μορφή μερικώς υπό πίεση ή υπό πίεση επάλληλων υδροφόρων οριζόντων ενώ στη δεύτερη περίπτωση σχηματίζονται φρεάτιοι συνήθως υδροφόροι ορίζοντες.

- πορώδεις σχηματισμοί μέτριας έως μικρής υδροπερατότητας. Περιλαμβάνουν τις λιγότερο υδατοπερατές φάσεις των νεογενών στρωμάτων (π.χ. αμμόμαργες, λεπτόκοκκοι αργιλικοί ψαμμίτες κλπ), καθώς και τις μικτές φάσεις των τεταρτογενών σχηματισμών (αμμώδεις άργιλοι κλπ), όπου το λεπτόκοκκο κλάσμα συμμετέχει σε αρκετά μεγάλο ποσοστό.

- πρακτικά αδιαπέρατοι σχηματισμοί. Περιλαμβάνουν την ενότητα φυλλιτών χαλαζιτών στο σύνολό της καθώς και τις αμιγώς αργιλικές φάσεις των νεογενών και τεταρτογενών σχηματισμών (στιφρές άργιλοι, μάργες).

Οι κύριοι υδροφορείς της ευρύτερης περιοχής είναι:

#### *(α) Καρστικός υδροφορέας Αγυιάς - Μεσκλών - Κουφού - Αναβάλλοντα*

Αποτελεί τον σημαντικότερο - από άποψη υδατικού δυναμικού - υδροφορέα της περιοχής. Η επιφανειακή του εξάπλωση έχει επιφάνεια κατ' εκτίμηση 168 km<sup>2</sup>. Η εκφόρτιση του υδροφορέα γίνεται μέσω τεσσάρων κύριων ομάδων πηγών, οι οποίες κατά σειρά σπουδαιότητας έχουν ως εξής:

Πηγές Αγυιάς: Αποτελούνται από δέκα συνολικά σημεία αναβλύσεων. Η τροφοδοσία των πηγών αυτών από το ανάντη τμήμα των Λευκών Ορέων

Πηγές Μεσκλών: Εκδηλώνονται εντός των ασβεστολίθων Τρυπαλίου σε τρεις κύριες θέσεις (Ποταμός, Παναγιά και Νικολιανά) σε απόλ. υψόμετρο +223.52, +213.48 και

+197.16 αντίστοιχα. Κύριο χαρακτηριστικό τους είναι η μεγάλη διακύμανση της παροχής τους, τόσο μεταξύ υγρής - ξηράς περιόδου, όσο και σε υπερετήσια βάση.

Πηγές Αναβάλλοντα: Εκφορτίζουν σημαντικές ποσότητες νερού σε περιόδους έντονης κατείσδυσης. Εκδηλώνονται σε τρεις κύριες θέσεις σε απόλυτο υψόμετρο +136.12, +137.01 και +121.64 αντίστοιχα.

Πηγές Κουφού: Εκδηλώνονται κοντά στον ομώνυμο οικισμό, υπό μορφή μικρών αναβλύσεων σε απόλυτο υψόμετρο από +51.93 έως +53.25. Οι πηγές αυτές έχουν πρακτικά αναρρυθμιστεί, αφού από τις αντλήσεις που πραγματοποιούνται από τις γειτονικές γεωτρήσεις, οι πηγές παρουσιάζουν πρακτικά μηδενική απορροή.

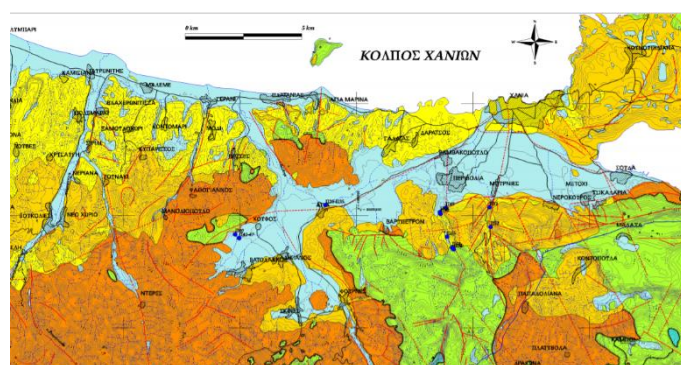
Το υδατικό δυναμικό του καρστικού υδροφορέα βρίσκεται υπό εντατική εκμετάλλευση, ιδιαίτερα κατά τους καλοκαιρινούς μήνες, μέσω υδρογεωτρήσεων αλλά και υδρομαστεύσεων στην εγγύς περιοχή των πηγών Αγυιάς και Μεσκλών.

### *(β) Υδροφορία νεογενών σχηματισμών*

Οι νεογενείς σχηματισμοί παρουσιάζουν επιφανειακή εξάπλωση στις περιοχές Βατολάκκου, Αλικιανού, Σκινέ, Φουννέ, Βαρυπέτρου, Περιβολίων, Μουρνιών, Νεροκούρου. Εμφανίζονται επίσης, βορειότερα, στην περιοχή Γαλατά, Δαράτσου, Αγ. Μαρίνας καθώς και στα δυτικά της κοιλάδας Κερίτη, κοντά στις εκβολές του. Η συνολική επιφάνεια που καλύπτουν ανέρχεται σε 77.7 km<sup>2</sup>, από τα οποία τα 68.6 βρίσκονται εντός των ορίων της περιοχής μελέτης. Από πλευράς δυναμικότητας, ο υδροφορέας αυτός δεν παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Αυξημένη υδροπερατότητα αναμένεται στην περιοχή Περιβολίων - Μουρνιών, όπου σημειώνεται και εκδήλωση πέντε συνολικά πηγών (Κρυονέρι, Μπουστουνάρια, Αγ. Χαράλαμπος, Αγ. Βαρβάρα και Βάντες). Οι πηγές υδρομαστεύονται για άρδευση ή/και ύδρευση.

### *(γ) Προσχωματικός υδροφορέας Κερίτη και κάμπου Χανίων*

Ουσιαστικά, πρόκειται για τους υδροφόρους ορίζοντες που φιλοξενούνται επί των τεταρτογενών αποθέσεων της πεδινής ζώνης, η οποία εκτείνεται από την περιοχή Αλικιανού - Βατολάκκου - Κουφού (δυτικά) έως την περιοχή της Σούδας (ανατολικά), ενώ προς βορρά συναντάται μικρή εμφάνιση των αποθέσεων αυτών κατά μήκος της κοιλάδας Κερίτη.



Χάρτης 6:Υδρολιθολογία περιοχής Κάμπου Χανίων(Μανούσος, κ.ά.,2008)





## Κεφάλαιο 4. Μεθοδολογία

Τα δεδομένα της βροχόπτωσης όσων αφορά όλους τους μετεωρολογικούς σταθμούς και αυτά που θα χρειαστούν για την εκπαίδευση του νευρωνικού περιέχουν τιμές από τις 23/9/2018 έως 31/11/2019 από την διαδραστική βάση δεδομένων του εθνικού αστεροσκοπείου Αθηνών ([www.meteosearch.meteo.gr](http://www.meteosearch.meteo.gr)). Σκοπός ήταν η δημιουργία ενός πίνακα εισόδου και το διάνυσμα στόχου (target) τα οποία είναι απαραίτητα για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Επειδή όμως οι εξεταζόμενοι μετεωρολογικοί σταθμοί έχουν διαφορετικές ημερομηνίες έναρξης λειτουργίας έπρεπε να δημιουργηθεί ένας πίνακας με τις τιμές της χρονικής περιόδου που όλοι οι σταθμοί λειτουργούσαν, ο οποίος θα είναι και ο πίνακας εισόδου που προαναφέρθηκε.

Αρχικά, δημιουργήθηκε ο παρακάτω κώδικας ο οποίος θα επεξεργαζόταν τα txt αρχεία της βάσης δεδομένων και θα δημιουργούσε 5 πίνακες για κάθε έναν από τους σταθμούς επεξεργασίας, με 4ις στήλες, όπου η 1<sup>η</sup>, η 2<sup>η</sup>, και η 3<sup>η</sup> στήλη περιέχουν δεδομένα χρονολογίας και η 4<sup>η</sup> τα δεδομένα της βροχόπτωσης.

### *Κώδικας δημιουργίας πινάκων των δεδομένων προς επεξεργασία (ημερομηνία-βροχόπτωση)*

```
stnames={'alikianos','platanias','stalos','chania','chaniacenter'};
for st=1:length(stnames)
    stnam=char(stnames{st});
    assignin('base',stnam,0);
    for ii=2006:2019
        for jj=1:12
            mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
            filnam=[num2str(pwd),'\',stnam,'\ ',num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
            try
                fid = fopen(filnam, 'r' );
                ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
                indata=textscan(fid,'%s',1);
                while not(strncmp('-----',indata{1,1},4))
                    indata=textscan(fid,'%s',1);
                end
                cac = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'ReturnOnError', false);
                fclose( fid );
                results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj
double(cac{1,1}) double(cac{1,2})];
                if exist('nrr','var')
                    nrr=[nrr;results];
                else
                    nrr=results;
                end
            catch
            end
        end
    end
    try
        a=isnan(nrr(:,4));
        FullData=nrr(not(a),:);
        assignin('base',stnam,nrr);
        clear FullData nrr
    catch
    end
end
clear a ans b c cac dataread fid filnam ii jj mon ndata results st stnam stnames
```



Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν 5 κώδικες (πρακτικά ένας ο οποίος τροποποιήθηκε ανάλογα με τα στοιχεία των διαθέσιμων ημερομηνιών) με τον οποίο θα απομονώνονται τα δεδομένα των 5 προαναφερθέντων πινάκων για το χρονικό διάστημα που γίνεται η μελέτη (23/9/2018 έως 31/11/2019) τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευσή του νευρωνικού.

### Για το Κέντρο των Χανίων :

```
dataread=0;
for ii=2010:2019
    for jj=1:12
        if ~(ii==2010 && jj<10) || (ii==2019 && jj>8))
            mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
            filnam=[num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
            fid = fopen(filnam, 'r' );
            ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
            dataread=dataread+ndata;
            [cac, pos] = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'Headerlines', 11 ,
            'ReturnOnError', false);
            fclose( fid );
            results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj double(cac{1,1})
            double(cac{1,2})];
            if exist('nrr','var')
                nrr=[nrr;results];
            else
                nrr=results;
            end
        end
    end
end
```

### Για τον Πλατανιά:

```
dataread=0;
for ii=2015:2019
    for jj=1:12
        if ~(ii==2015 && jj<7) || (ii==2019 && jj>8))
            mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
            filnam=[num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
            fid = fopen(filnam, 'r' );
            ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
            dataread=dataread+ndata;
            [cac, pos] = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'Headerlines', 11 ,
            'ReturnOnError', false);
            fclose( fid );
            results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj double(cac{1,1})
            double(cac{1,2})];
            if exist('nrr','var')
                nrr=[nrr;results];
            else
                nrr=results;
            end
        end
    end
end
end
a=isnan(nrr(:,4));
fulldata=nrr(not(a),:);
```

## Για τον Σταλό:

```
dataread=0;
for ii=2018:2019
    for jj=1:12
        if ~(ii==2018 && jj<9) || (ii==2019 && jj>8))
            mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
            filnam=[num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
            fid = fopen(filnam, 'r' );
            ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
            dataread=dataread+ndata;
            [cac, pos] = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'Headerlines', 11, 'ReturnOnError', false);
            fclose( fid );
            results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj double(cac{1,1})
double(cac{1,2})];
            if exist('nrr','var')
                nrr=[nrr;results];
            else
                nrr=results;
            end
        end
    end
end
a=isnan(nrr(:,4));
fulldata=nrr(not(a),:);
```

## Για τον Αλικιανό:

```
dataread=0;
for ii=2012:2019
    for jj=1:12
        if ~(ii==2012 && jj<9) || (ii==2019 && jj>9))
            mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
            filnam=[num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
            fid = fopen(filnam, 'r' );
            ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
            dataread=dataread+ndata;
            [cac, pos] = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'Headerlines', 11, 'ReturnOnError', false);
            fclose( fid );
            results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj double(cac{1,1})
double(cac{1,2})];
            if exist('nrr','var')
                nrr=[nrr;results];
            else
                nrr=results;
            end
        end
    end
end
```

## για τα Κουνουπιδιανά:

```
dataread=0;
ii=2006
for jj=2:12
    if ~(jj<2) || (jj>12))
        mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
        filnam=[num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
        fid = fopen(filnam, 'r' );
        ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
        dataread=dataread+ndata;
        [cac, pos] = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'Headerlines', 11 ,
'ReturnOnError', false);
        fclose( fid );
        results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj double(cac{1,1})
double(cac{1,2})];
        if exist('nrr','var')
            nrr=[nrr;results];
        else
            nrr=results;
        end
    end
end

for ii=2013:2019
    for jj=1:12
        if ~(ii==2013 && jj<1) || (ii==2019 && jj>8))
            mon=['01';'02';'03';'04';'05';'06';'07';'08';'09';'10';'11';'12'];
            filnam=[num2str(ii),'-',mon(jj,:),'.txt'];
            fid = fopen(filnam, 'r' );
            ndata=day(datetime(ii,jj+1,1))-1;
            dataread=dataread+ndata;
            [cac, pos] = textscan( fid, '%d %s %s %s %s %s %s %s %f %s %s %s %s', ndata, 'TreatAsEmpty', '---', 'CollectOutput', true, 'Headerlines', 11 ,
'ReturnOnError', false);
            fclose( fid );
            results=[ones(size(cac{1,1}))*ii ones(size(cac{1,1}))*jj double(cac{1,1})
double(cac{1,2})];
            if exist('nrr','var')
                nrr=[nrr;results];
            else
                nrr=results;
            end
        end
    end
end
a=isnan(nrr(:,4));
fulldata=nrr(not(a),:);
```

Έτσι δημιουργήθηκαν, ο πίνακας εισόδου input 434x4 των 4<sup>ων</sup> σταθμών και ο πίνακας εξόδου output διαστάσεων 434x1 των δεδομένων του σταθμού του Σταλού.

Στην συνέχεια εκπαιδεύτηκαν τα νευρωνικά δίκτυα με την χρήση δύο διαφορετικών αλγορίθμων:

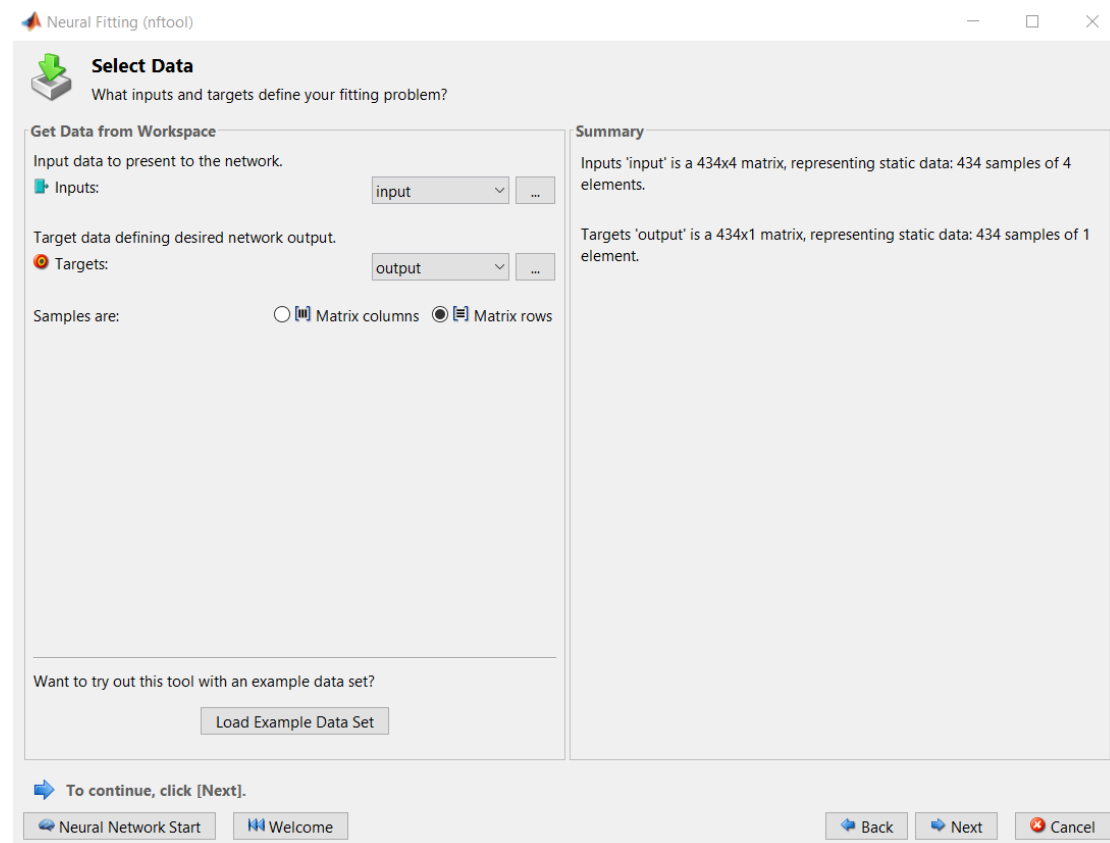
- Levenberg-Marquardt και
- Bayesian Regularization

## 4.1 Βήματα εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου με Neural Fitting tool

Κατά τη χρήση του Neural Fitting (nftool) σε περιβάλλον Matlab, ακολουθούνται τα παρακάτω βήματα.

### 4.1.1 Εισαγωγή δεδομένων εισόδου και στόχου

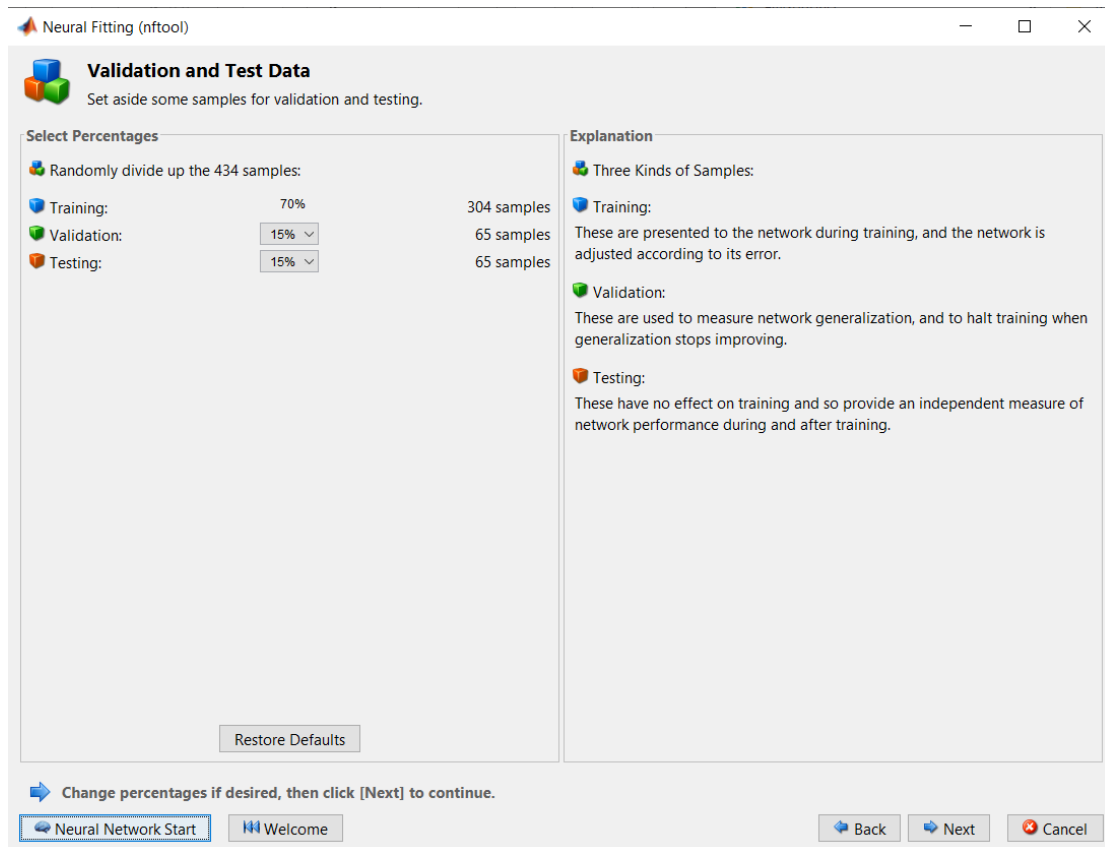
Στο **Βήμα 1**, γίνεται η επιλογή του πίνακα εισόδου και διανύσματος στόχου



Εικόνα 60:Εισαγωγή δεδομένων εισόδου και στόχου

### 4.1.2 Επιλογή ποσοστών για εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο

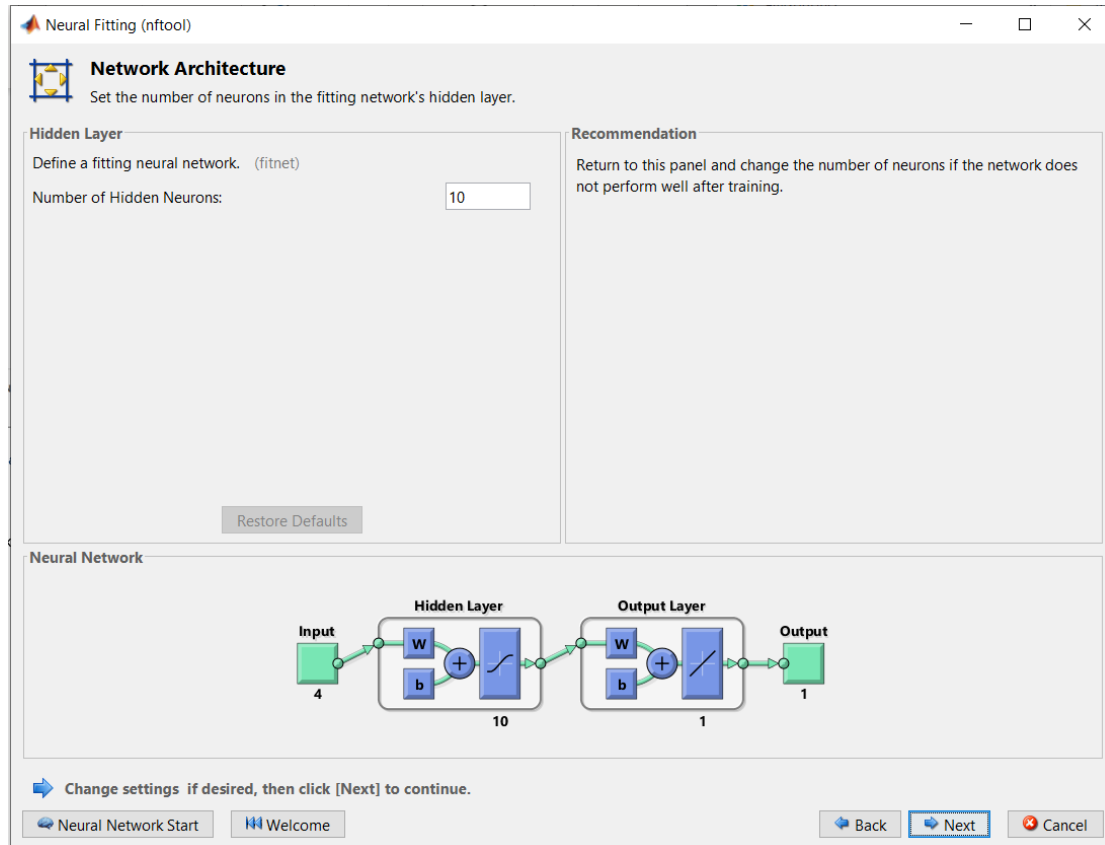
Στο **Βήμα 2** γίνεται η τυχαία κατανομή δεδομένων που κρατούνται για εκπαίδευση (Training), για επικύρωση (Validation) και για έλεγχο (Testing). Τα δεδομένα που κρατιούνται για εκπαίδευση παρουσιάζονται στο δίκτυο κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης και το δίκτυο προσαρμόζονται ανάλογα με το σφάλμα του. Τα δεδομένα που κρατιούνται για επικύρωση χρησιμοποιούνται για την μέτρηση της γενίκευσης του δικτύου και η εκπαίδευση του δικτύου σταματάει όταν η γενίκευση σταματάει να βελτιώνεται. Τέλος τα δεδομένα που κρατούνται για έλεγχο δεν επηρεάζονται την εκπαίδευση, παρέχουν όμως ένα ανεξάρτητο μέτρο της απόδοσης του δικτύου κατά τη διάρκεια και μετά την εκπαίδευση. Αξίζει να σημειωθεί ότι το ελάχιστο ποσοστό για εκπαίδευση είναι 30% και για επικύρωση και έλεγχο κυμαίνονται από 5% έως 35%(Λανδρος, 2019).



Εικόνα 71: Επιλογή ποσοστών για εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο

### 4.1.3 Επιλογή κρυφών κόμβων

Στο **Βήμα 3** γίνεται η επιλογή κρυφών κόμβων. Τα όρια των κρυφών κόμβων κυμαίνονται από 1 έως 10000 κόμβους.



Εικόνα 12 : Επιλογή κρυφών κόμβων

Αξίζει να σημειωθεί ότι το κρυφό επίπεδο (Hidden Layer) ενεργοποιείται με βάση μια σιγμοειδή συνάρτησης ενώ το επίπεδο εξόδου (Output Layer) ενεργοποιείται με βάση μια γραμμική συνάρτηση. Νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν όπου και τα δύο επίπεδα εκφράζονται από σιγμοειδή συνάρτηση.

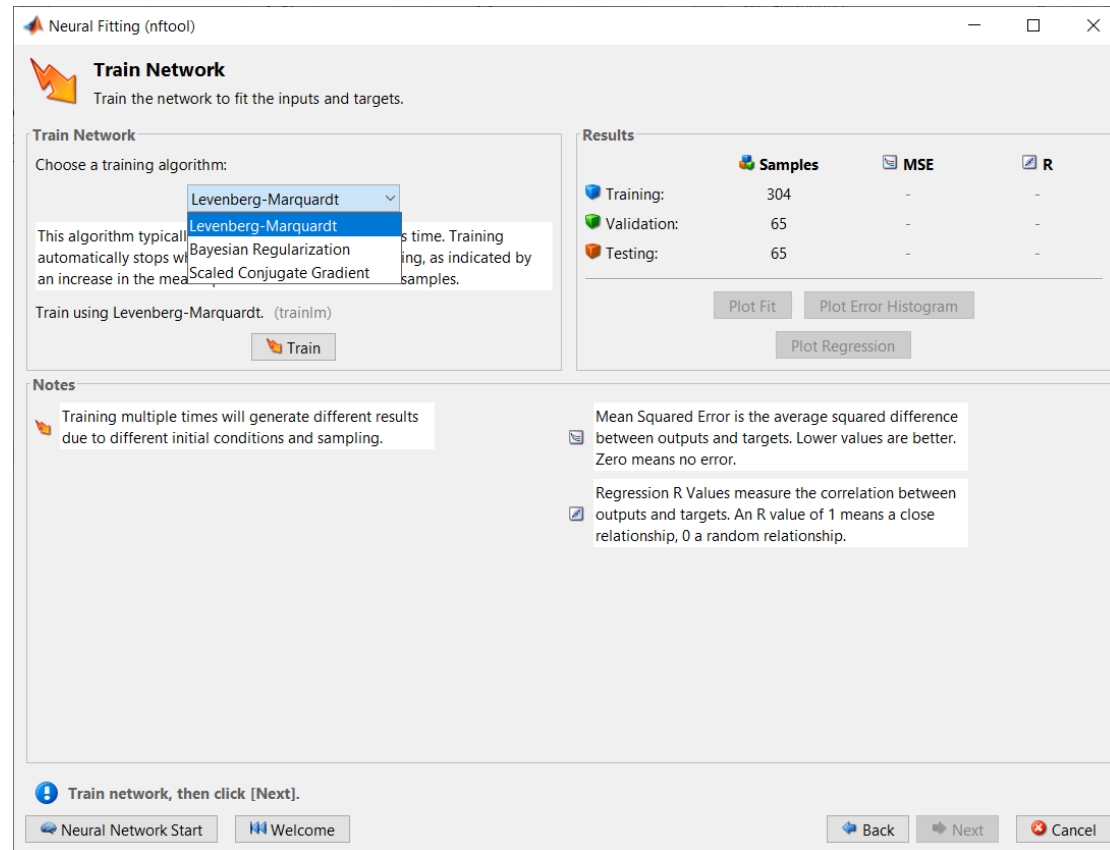
### 4.1.4 Επιλογή του αλγόριθμου εκπαίδευσης

Στο **Βήμα 4** γίνεται η επιλογή του αλγορίθμου εκπαίδευσης.

Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt απαιτεί τυπικά περισσότερη μνήμη αλλά λιγότερο χρόνο. Η εκπαίδευση σταματάει αυτόματα όταν η γενίκευση σταματάει να βελτιώνεται όπως φαίνεται από την αύξηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των δεδομένων επικύρωσης.

Ο αλγόριθμος Bayesian Regularization απαιτεί περισσότερο χρόνο, αλλά μπορεί να οδηγήσει σε καλή γενίκευση για δύσκολα, μικρά ή θορυβώδη σύνολα δεδομένων. Η εκπαίδευση σταματάει σύμφωνα με την ελαχιστοποίηση του προσαρμοστικού

βάρους(κανονικοποίηση). Το ποσοστό του Validation συμπεριλαμβάνεται στο ποσοστό του Training κατά την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

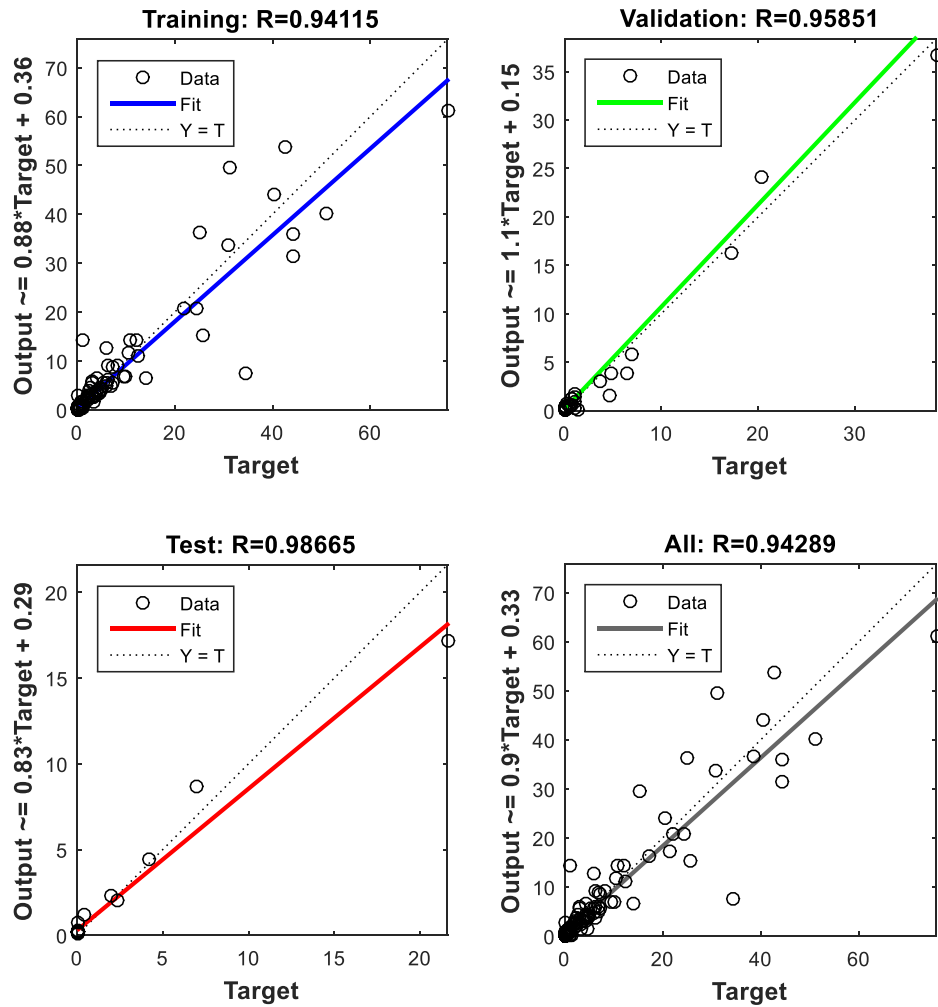


Εικόνα 13 : Επιλογή αλγόριθμου εκπαίδευσης

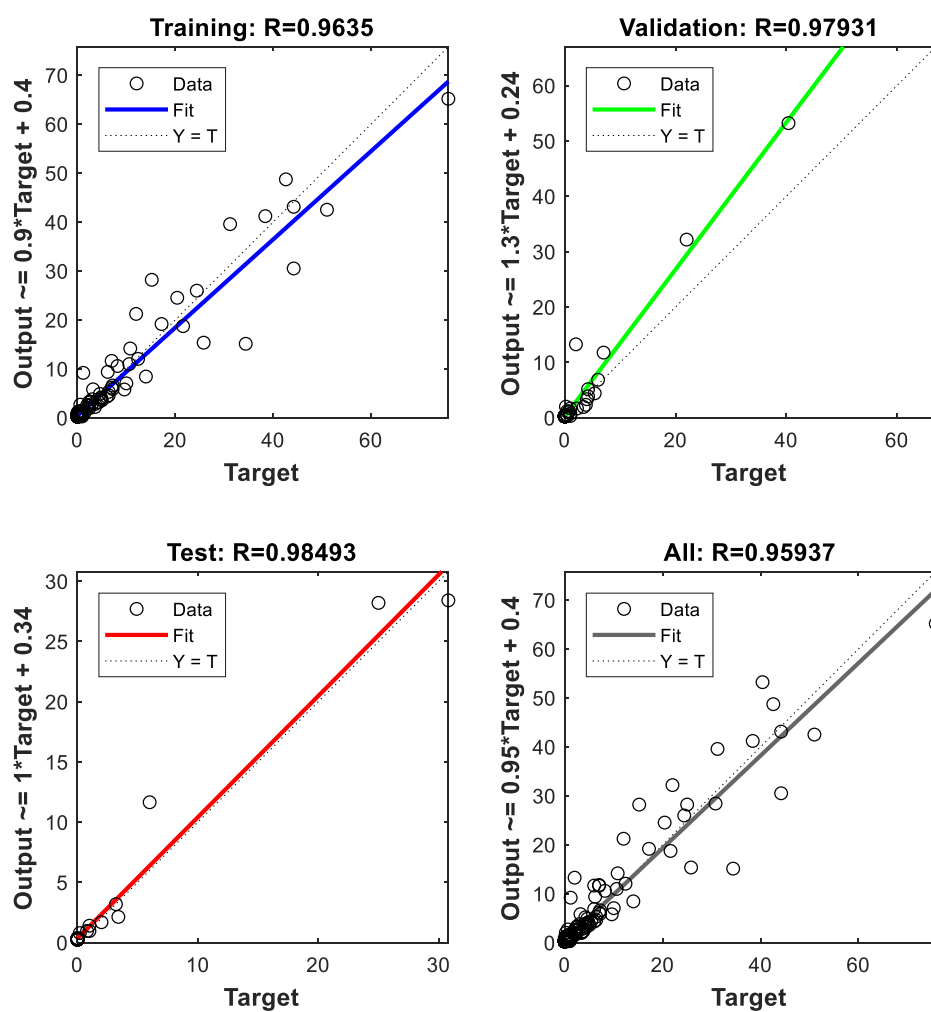


# Κεφάλαιο 5 : Αποτελέσματα

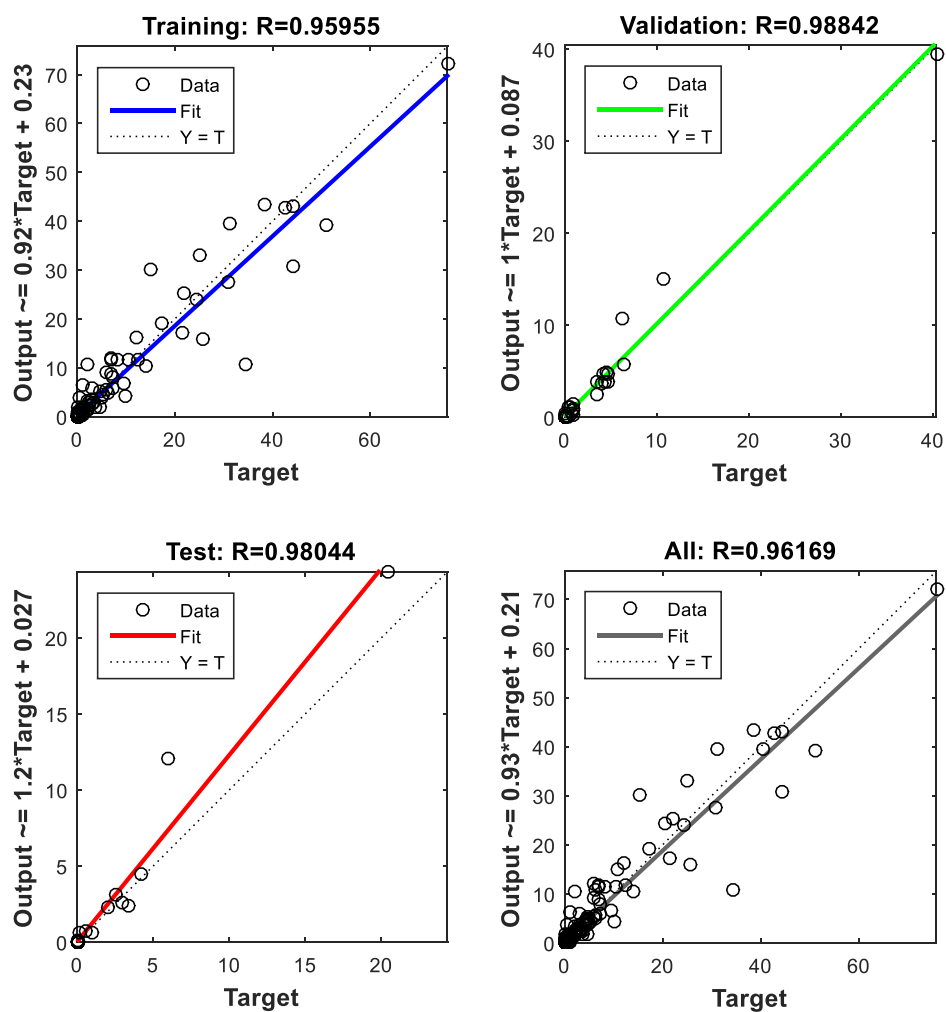
## 5.1 Χρήση αλγόριθμου Levenberg-Marquardt



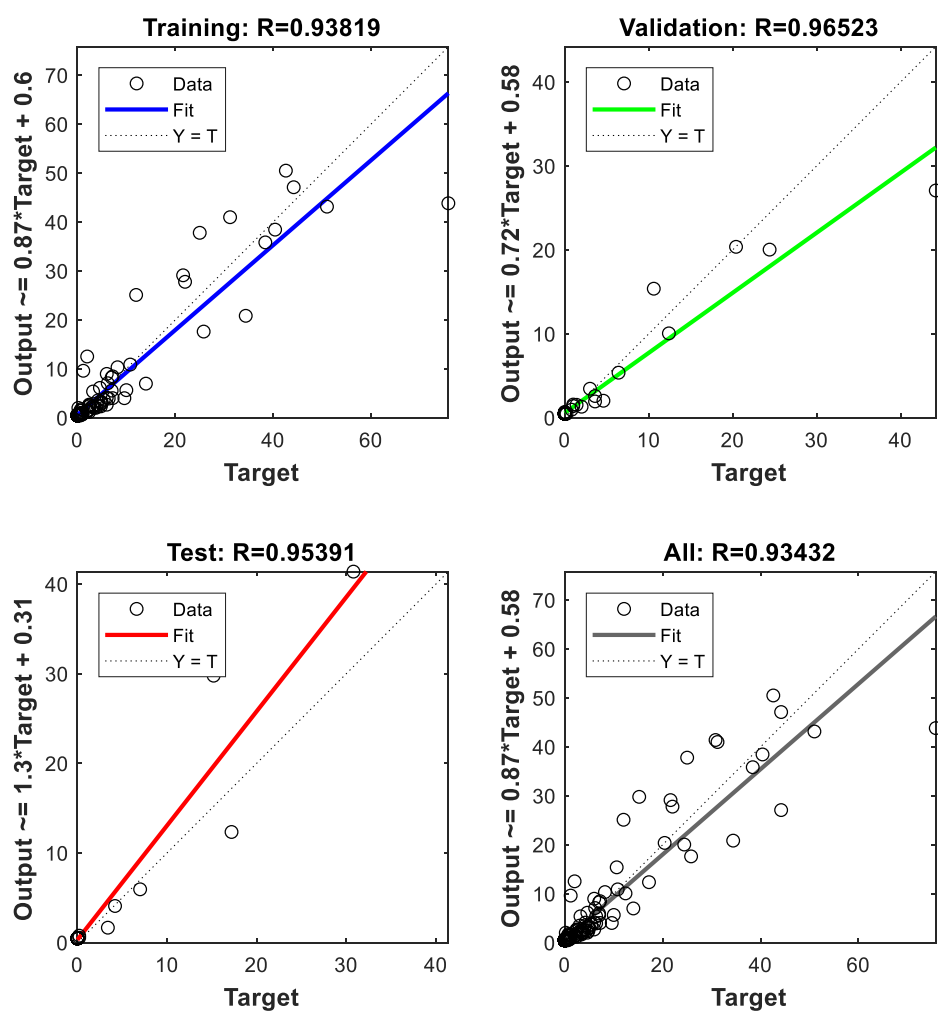
Διάγραμμα 1 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης (Training Regression) με 3 κρυφούς κόμβους (Hidden Nodes) με ποσοστά 70% Training, 20% Validation και 10% Testing



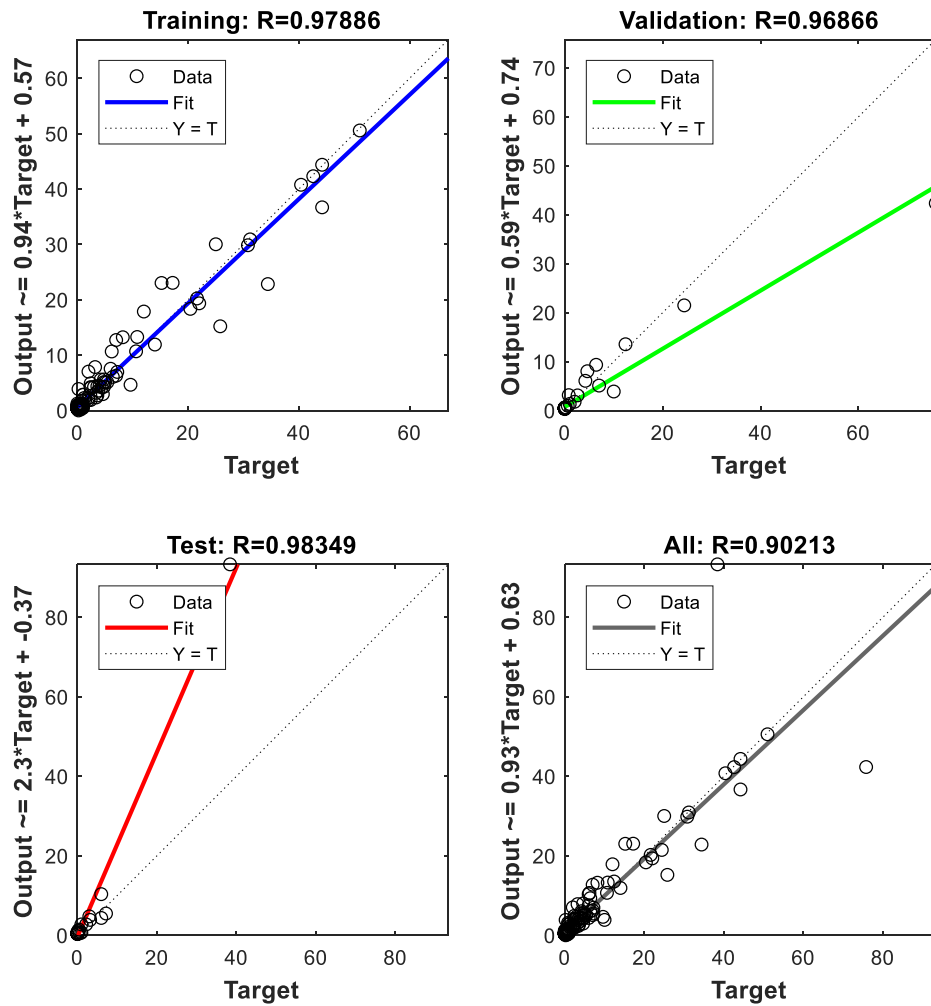
Διάγραμμα 1 : Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training 20% validation και 10% testing



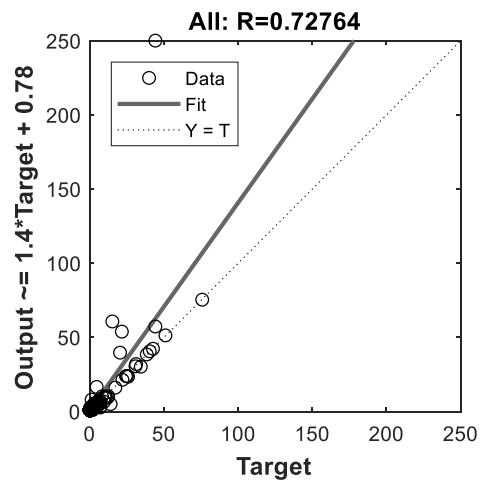
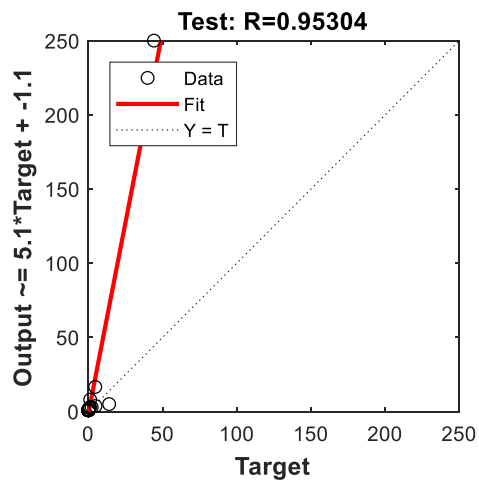
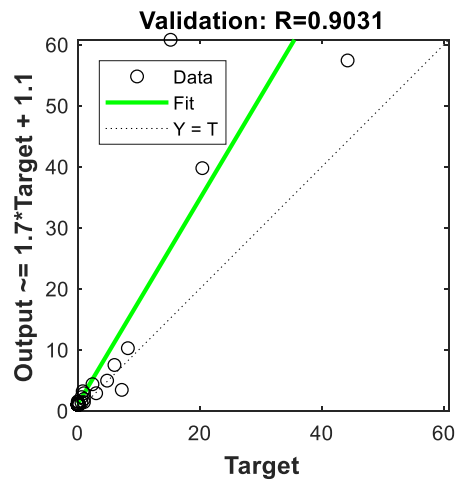
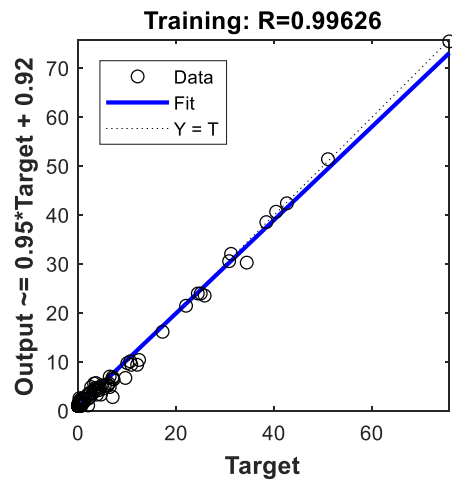
Διάγραμμα 2: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 7 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing



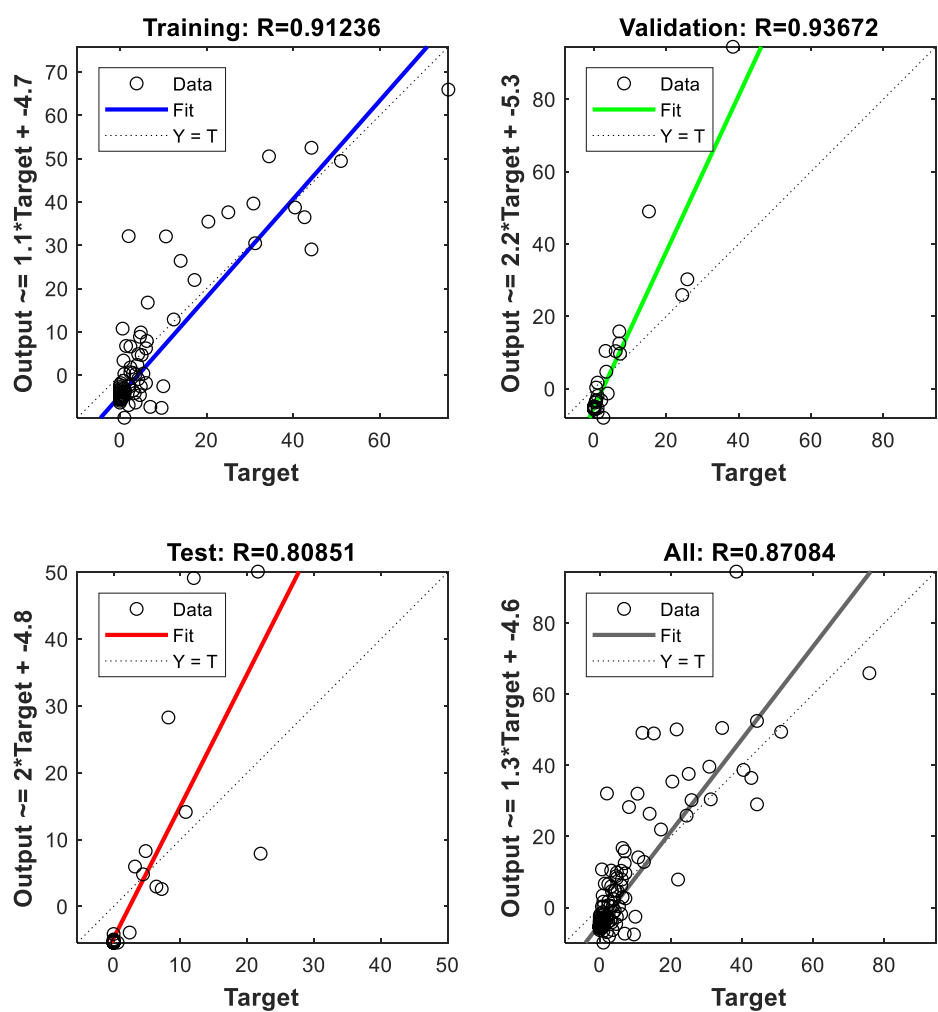
Διάγραμμα 3: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 15 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing



Διάγραμμα 4: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 30 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing



Διάγραμμα 5: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 60 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing



Διάγραμμα 6: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 100 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 20% validation και 10% testing



Πίνακας 2: Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt

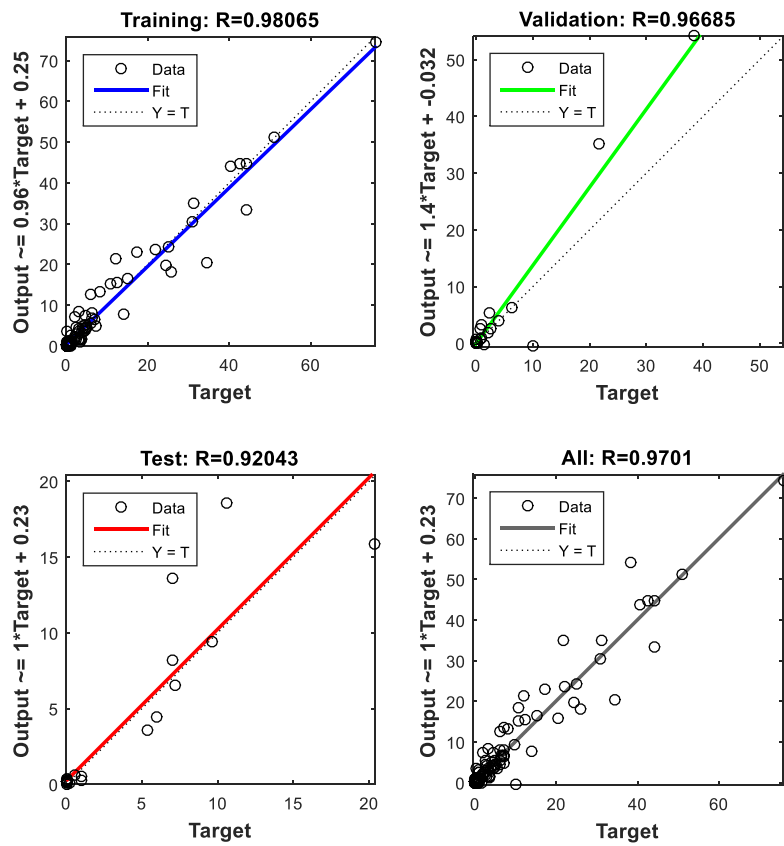
Διάγραμμα	Κρυφοί κόμβοι	Percentages			Epochs
		Training	Validation	Testing	
1	3	70%	20%	10%	1000
2	4	70%	20%	10%	1000
3	7	70%	20%	10%	1000
4	15	70%	20%	10%	1000
5	30	70%	20%	10%	1000
6	60	70%	20%	10%	1000
7	100	70%	20%	10%	1000

Πίνακας 3: Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και τον συντελεστή συσχέτισης(R)

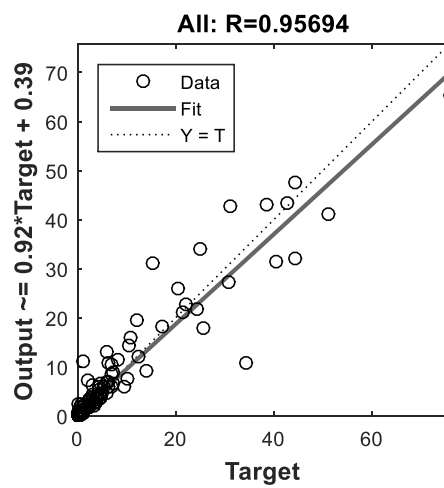
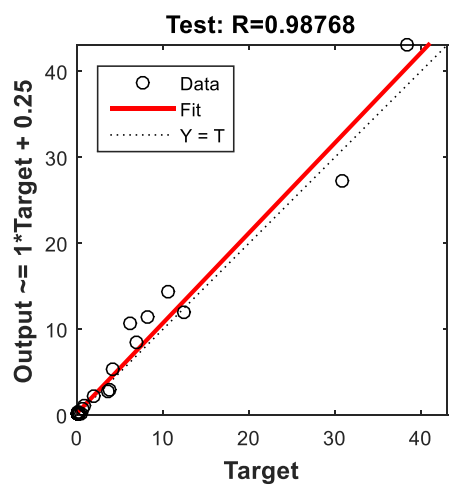
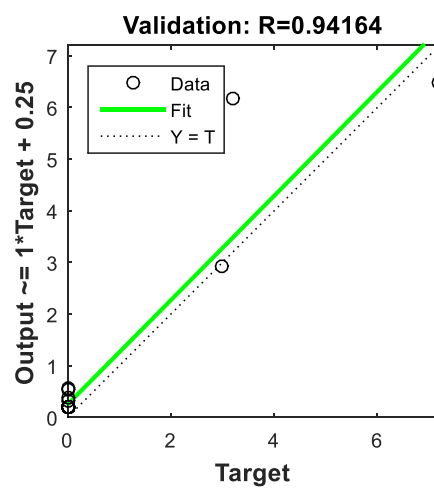
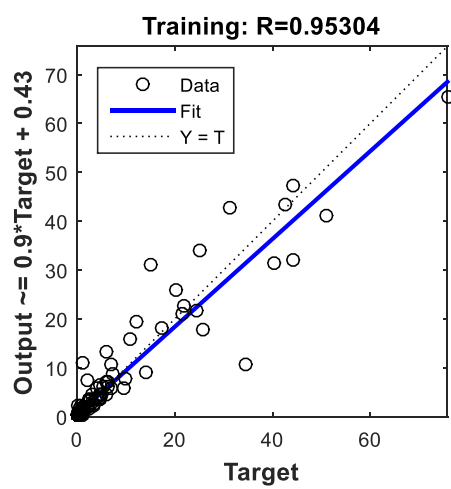
Διάγραμμα	Κόμβοι	MSE			R		
		Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
1	3	8.0751	2.9744	0.6001	0.9411	0.9585	0.9866
2	4	5.0078	0.5061	1.2251	0.9634	0.9793	0.9849
3	7	5.7813	0.5284	1.2609	0.9595	0.9884	0.9804
4	15	7.9969	4.3041	8.5901	0.9381	0.9652	0.9539
5	30	2.4782	14.135	72.7856	0.9788	0.9696	0.9834
6	60	1.2402	43.4777	994.2088	0.9962	0.9030	0.9530
7	100	38.5500	78.0433	90.1089	0.9126	0.9367	0.8085

Πίνακας 4:Αποτελεσματα για τον αριθμό των εποχών (iterations), τον χρόνο εκπαίδευσης, το validation check και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)

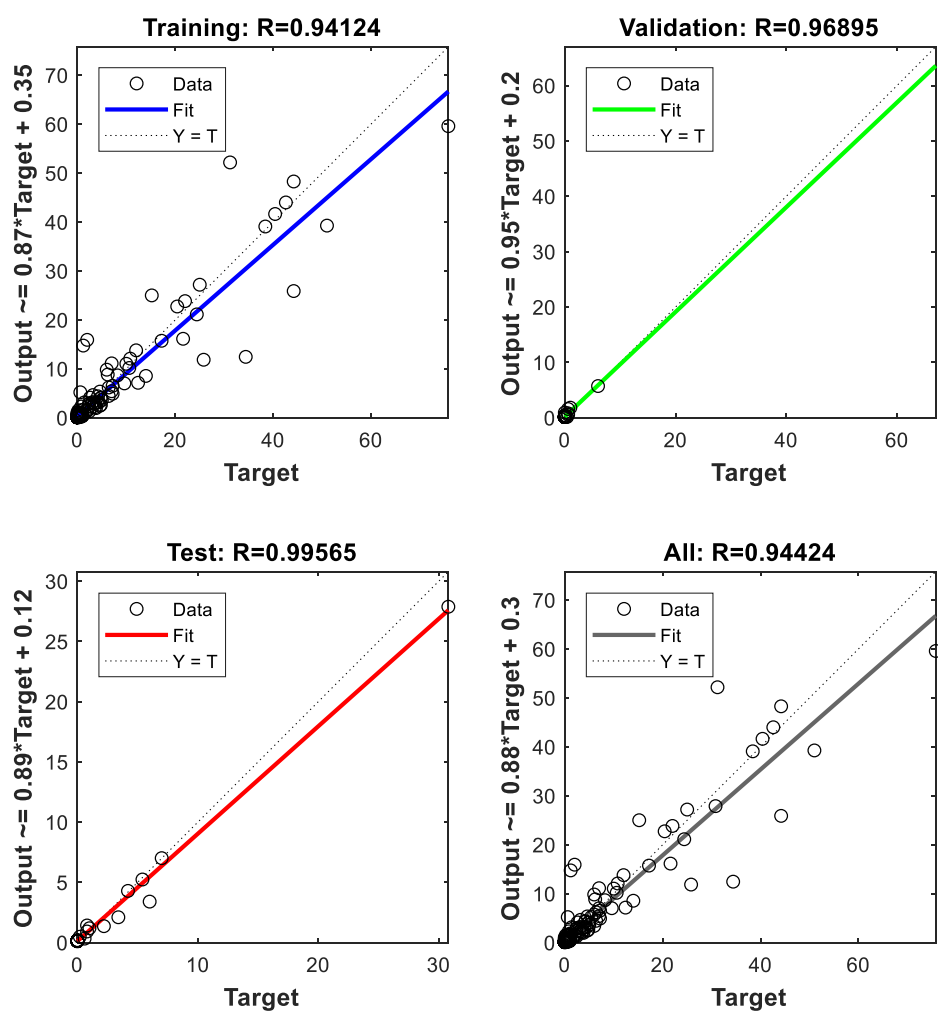
Διάγραμμα	Κόμβοι	Reached Epochs	Running Time	Validation Checks	RMSE		
					Training	Validation	Testing
1	3	7	0:00:00	6/6	2.841672	1.724645	0.774661
2	4	7	0:00:00	6/6	2.237811	0.711407	1.106842
3	7	11	0:00:00	6/6	2.404433	0.726911	1.122898
4	15	11	0:00:00	6/6	2.827879	2.074632	2.930887
5	30	9	0:00:00	6/6	1.57423	3.759654	8.531448
6	60	13	0:00:00	6/6	1.113643	6.593762	31.53108
7	100	7	0:00:00	6/6	6.208865	8.834212	9.492571



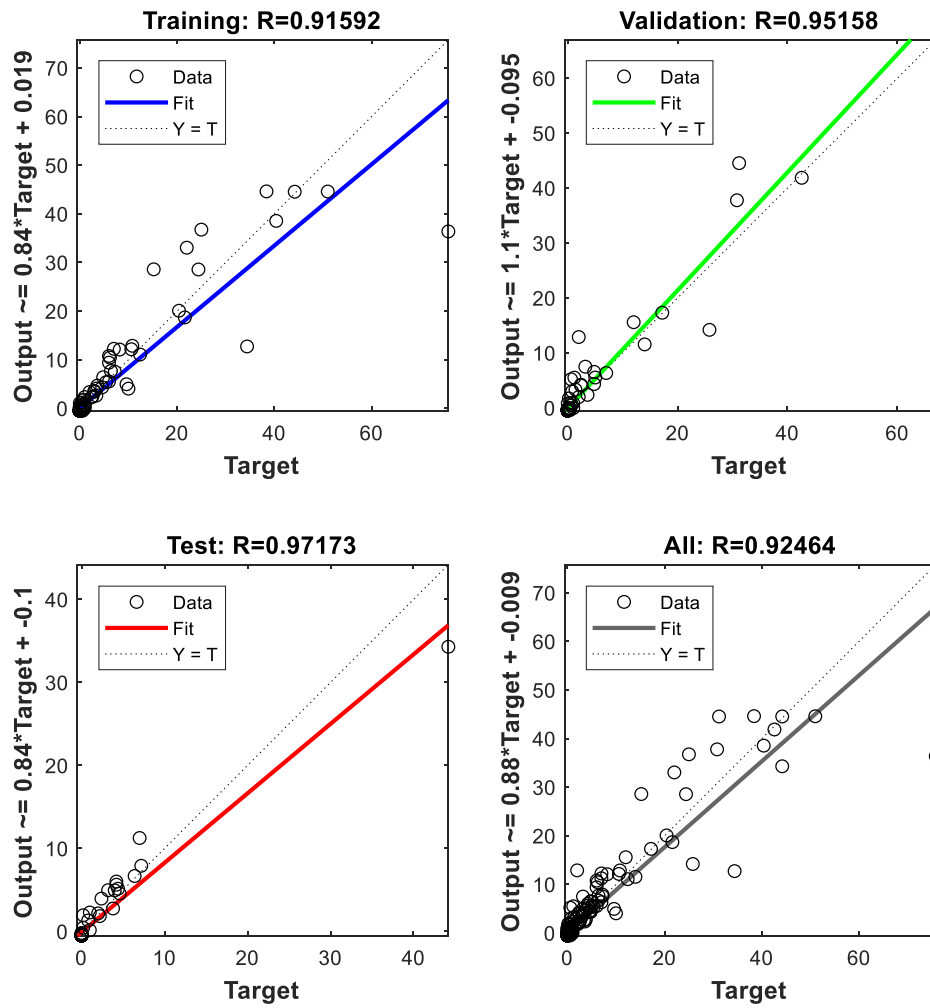
Διάγραμμα 7: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% Training, 15% validation και 15% testing



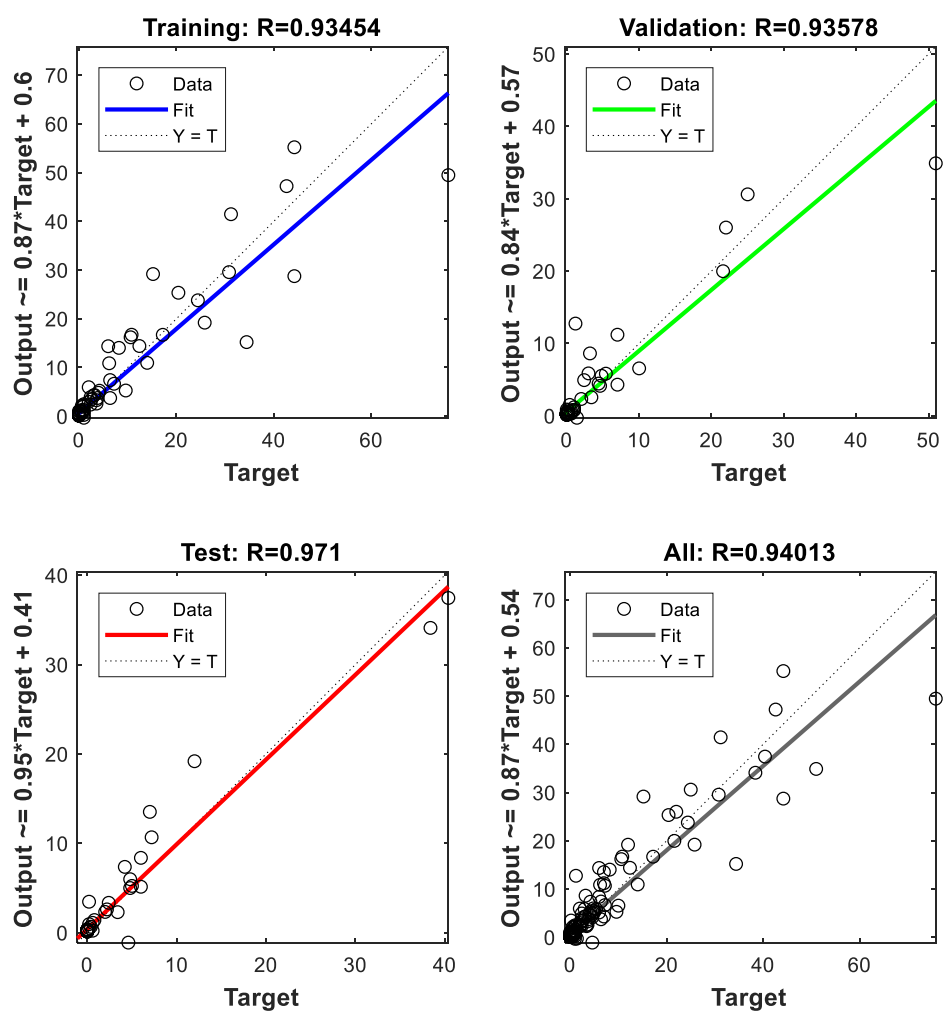
Διάγραμμα 8: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 10% validation και 20% testing



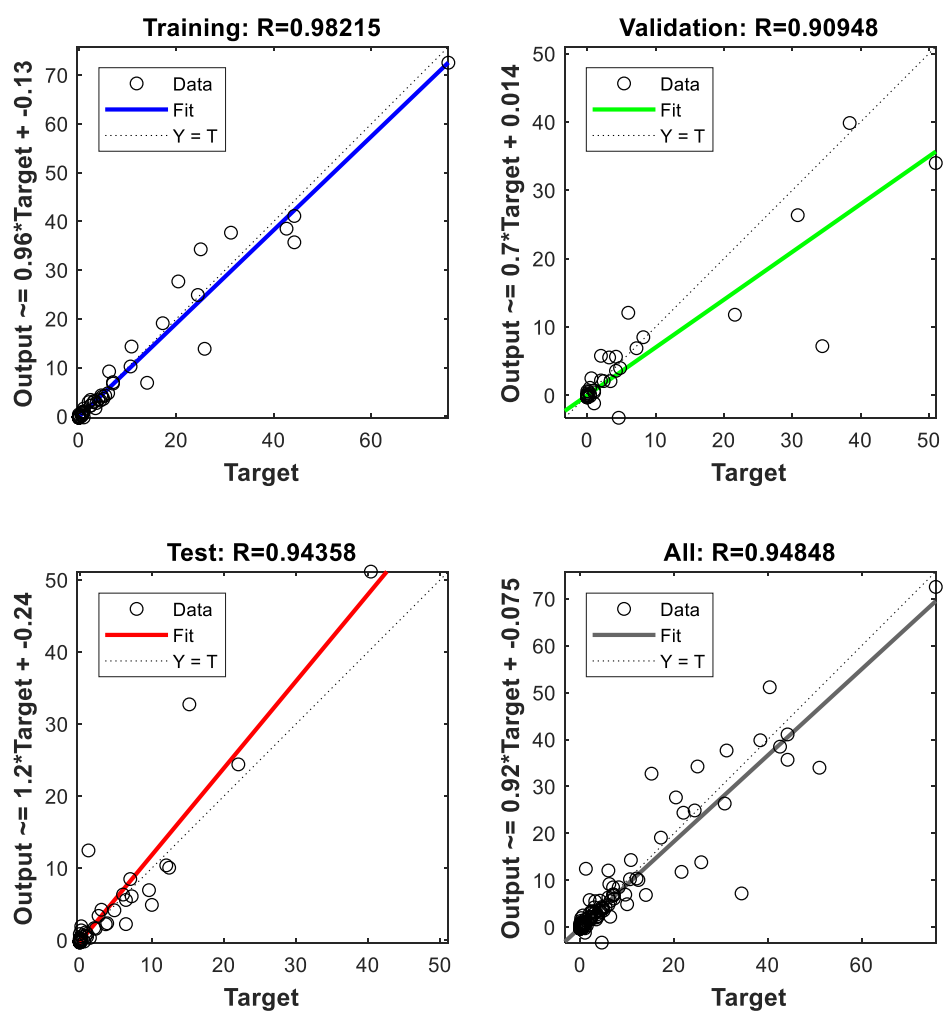
Διάγραμμα 9: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 75% training, 10% validation και 15% testing



Διάγραμμα 10: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 55% training, 25% validation και 20% testing



Διάγραμμα 11: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 50% training, 25% validation και 25% testing



Διάγραμμα 12: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 45% training, 25% validation και 30% testing



Πίνακας 5: Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο *Levenberg-Marquardt* με διαφορετικά ποσοστά

Διάγραμμα	Κρυφοί κόμβοι	Percentages			Epochs
		Training	Validation	Testing	
8	4	70%	15%	15%	1000
9	4	70%	10%	20%	1000
10	4	75%	10%	15%	1000
11	4	55%	25%	20%	1000
12	4	50%	25%	25%	1000
13	4	45%	25%	30%	1000

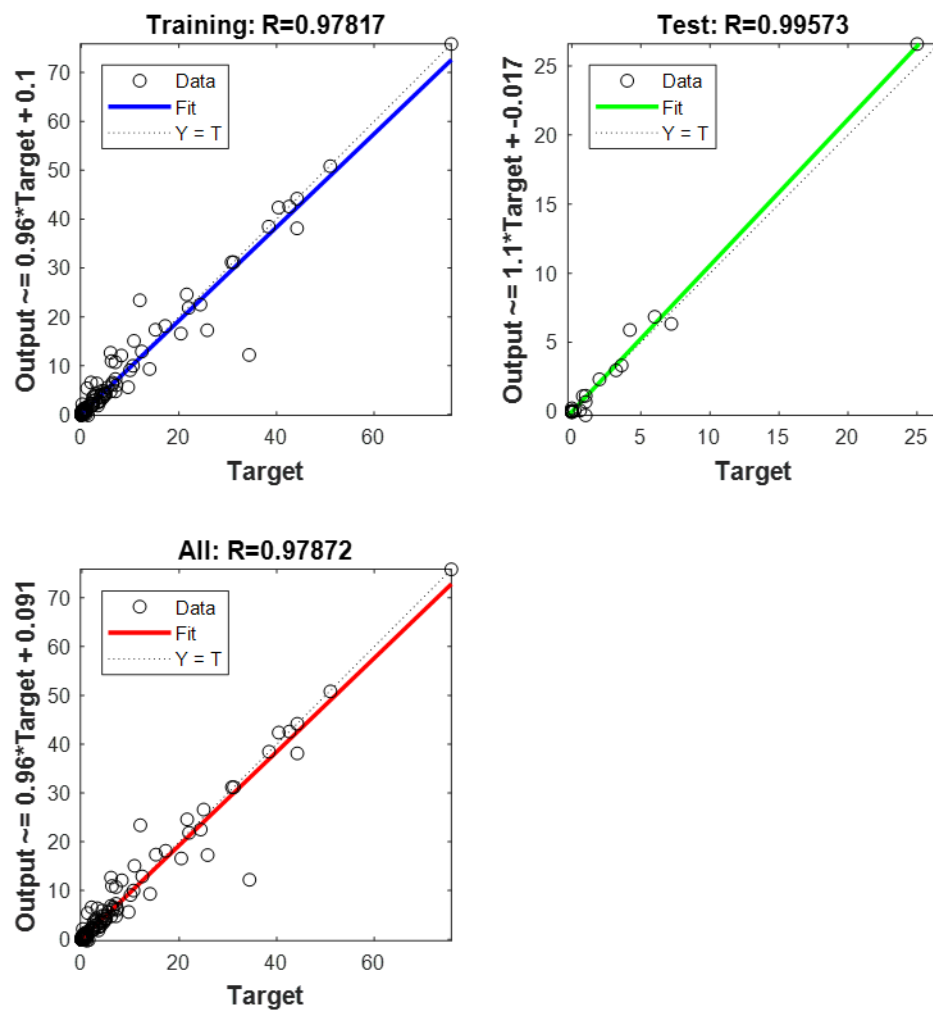
Πίνακας 6: Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (*MSE*) και τον συντελεστή συσχέτισης(*R*)

Διάγραμμα	Κόμβοι	MSE			R		
		Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
8	4	2.7569	8.7743	2.2263	0.9806	0.9668	0.9204
9	4	6.5097	0.2666	1.0832	0.9530	0.9416	0.9876
10	4	8.1258	0.0876	0.3066	0.9412	0.9689	0.9956
11	4	11.9273	5.7009	1.7704	0.9159	0.9515	0.9717
12	4	9.9175	5.0489	1.8958	0.9345	0.9357	0.9710
13	4	2.7597	12.1170	5.0482	0.9821	0.9094	0.9435

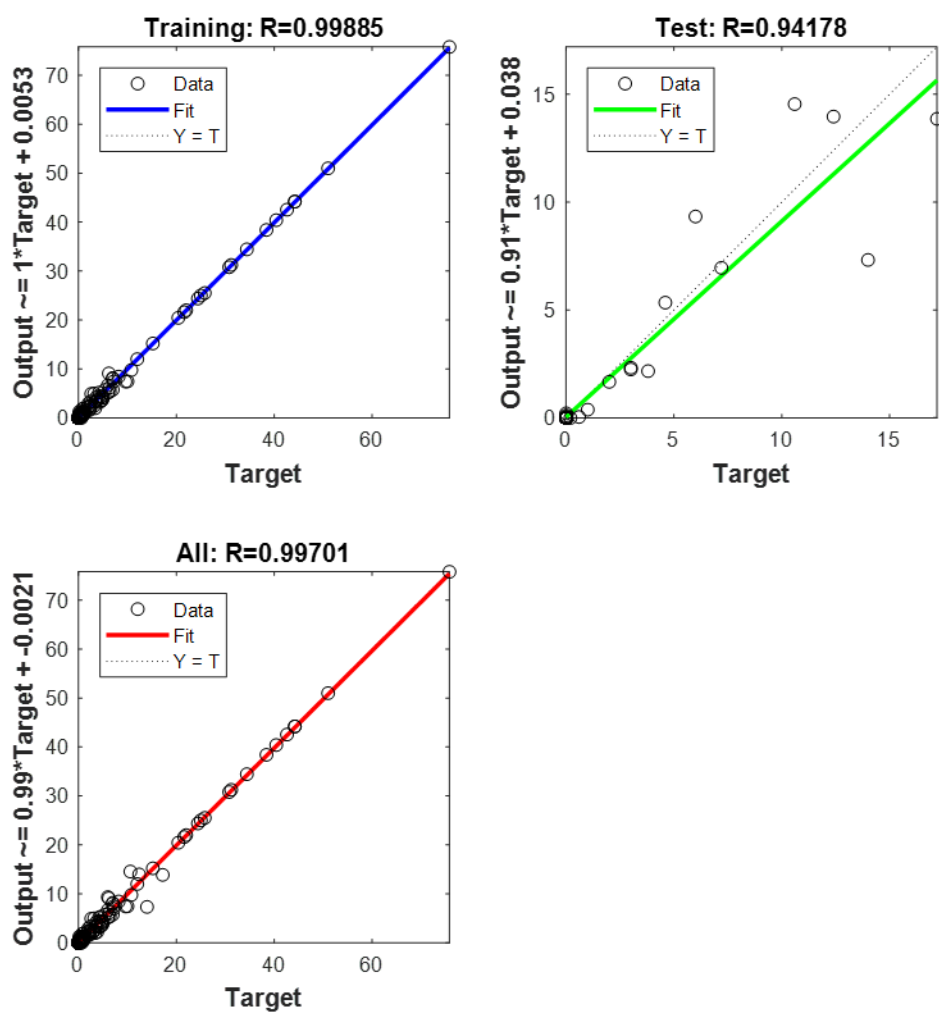
Πίνακας 7: Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών τον χρόνο το *validation check* και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

Διάγραμμα	Κόμβοι	Reached Epochs	Running Time	Validation Checks	RMSE		
					Training	Validation	Testing
8	4	11	0:00:00	6/6	1.660392	2.962144	1.492079
9	4	11	0:00:00	6/6	2.551411	0.516333	1.040769
10	4	19	0:00:00	6/6	2.850579	0.295973	0.553715
11	4	12	0:00:00	6/6	3.453592	2.387656	1.330564
12	4	11	0:00:00	6/6	3.149206	2.246976	1.376881
13	4	10	0:00:00	6/6	1.661234	3.480948	2.24682

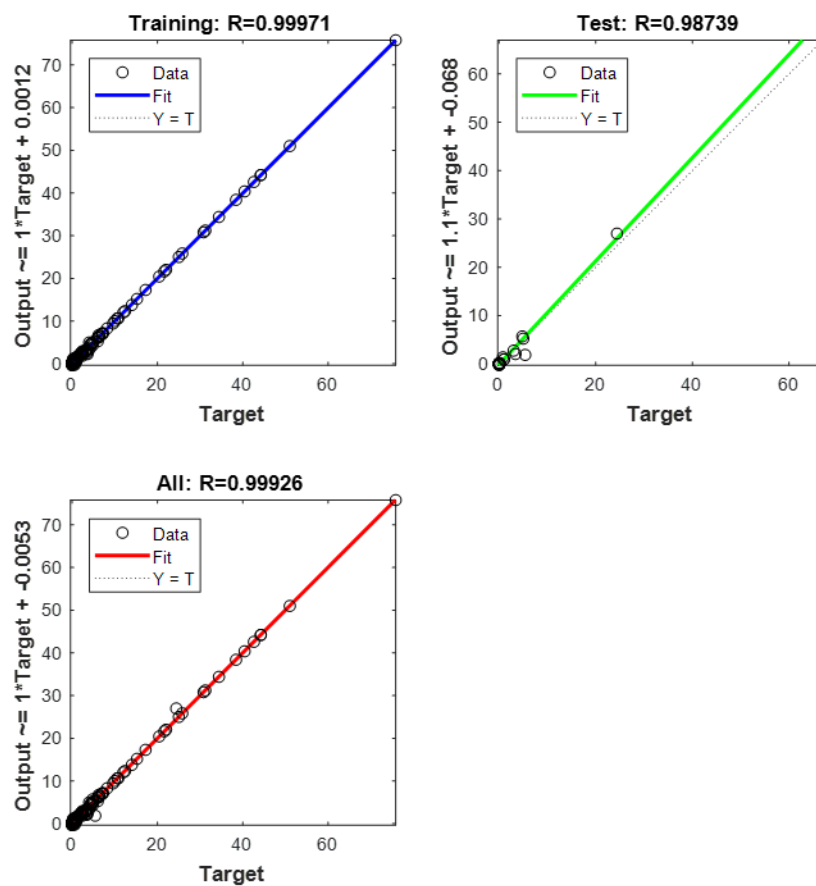
## 5.2 Χρήση Αλγόριθμου Bayesian Regularization



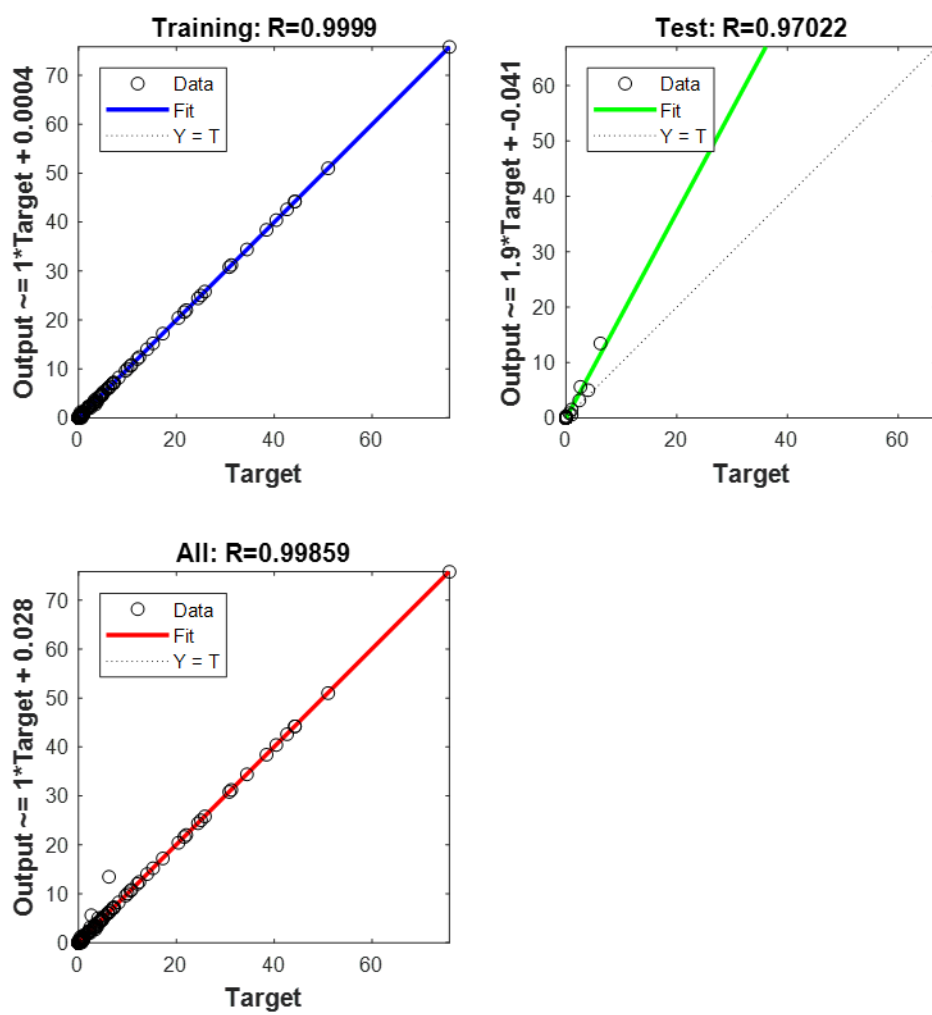
Διάγραμμα 13: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 4 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing



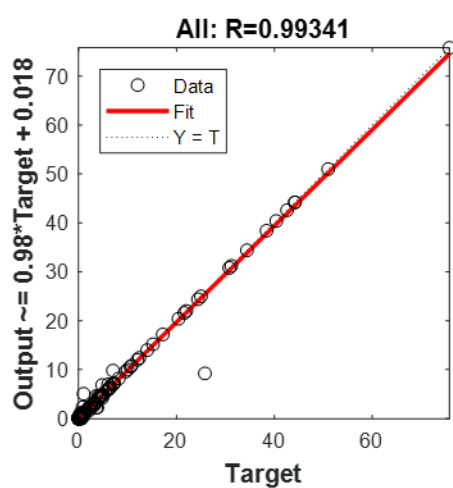
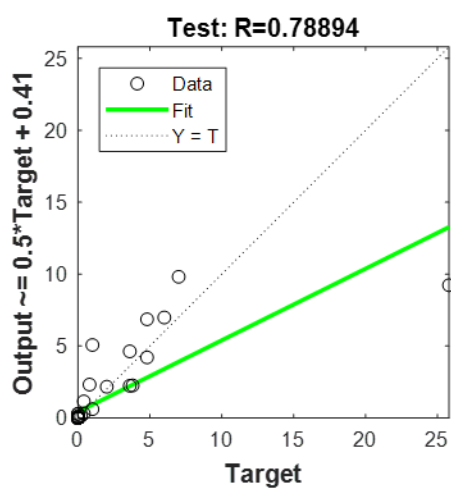
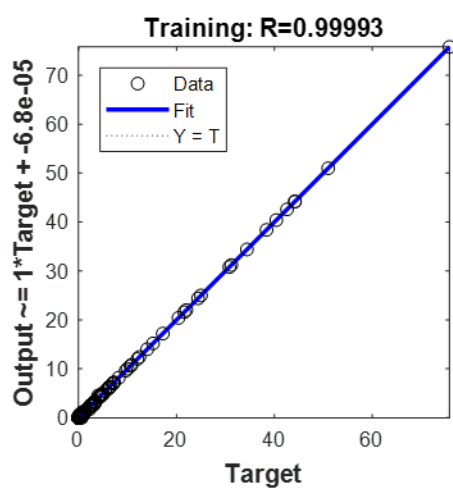
Διάγραμμα 14 :Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing



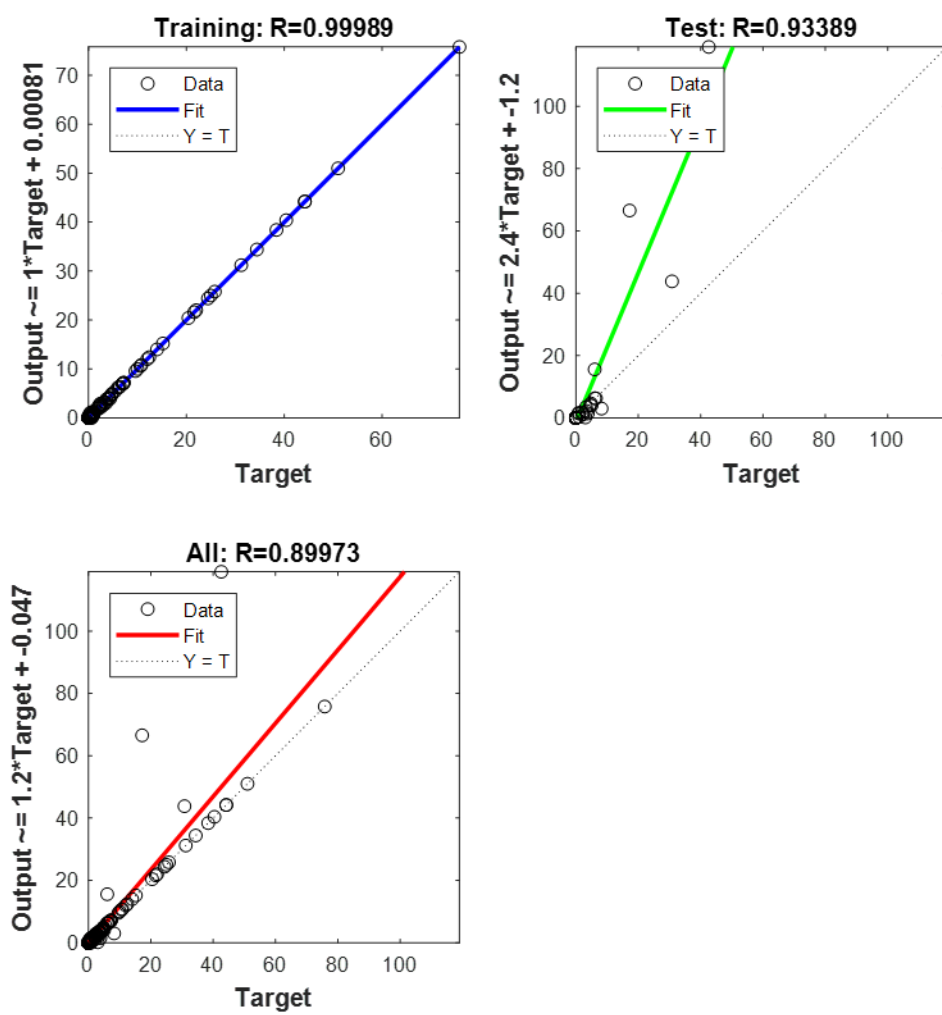
Διάγραμμα 15: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 10 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing



Διάγραμμα 16: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 15 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing



Διάγραμμα 17 :Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 25 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing



Διάγραμμα 18: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 50 κρυφούς κόμβους με ποσοστά 70% training, 15% validation και 15% testing



Πίνακας 8: Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο *Bayesian Regularization* με διαφορετικά ποσοστά

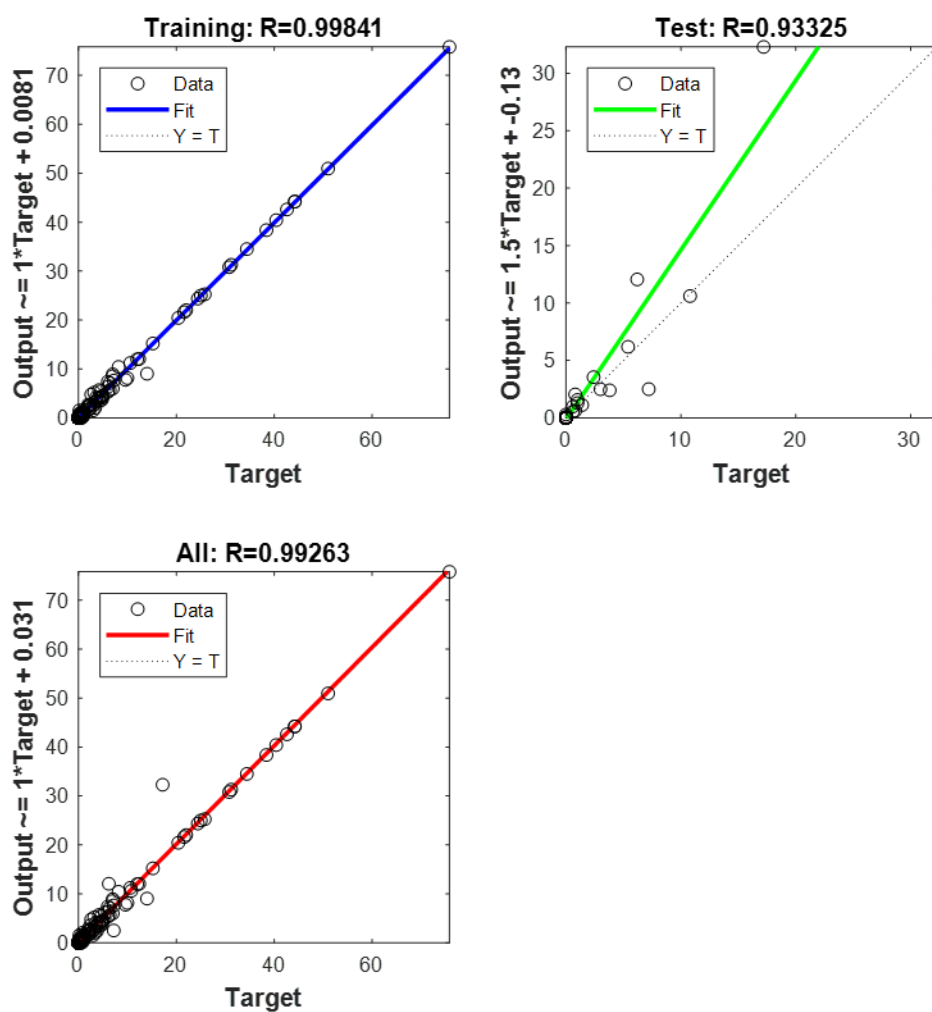
Διάγραμμα	Κρυφοί κόμβοι	Percentages			Epochs
		Training	Validation	Testing	
14	4	70%	15%	15%	1000
15	5	70%	15%	15%	1000
16	10	70%	15%	15%	1000
17	15	70%	15%	15%	1000
18	25	70%	15%	15%	1000
19	50	70%	15%	15%	1000

Πίνακας 9: Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (*MSE*) και τον συντελεστή συσχέτισης(*R*)

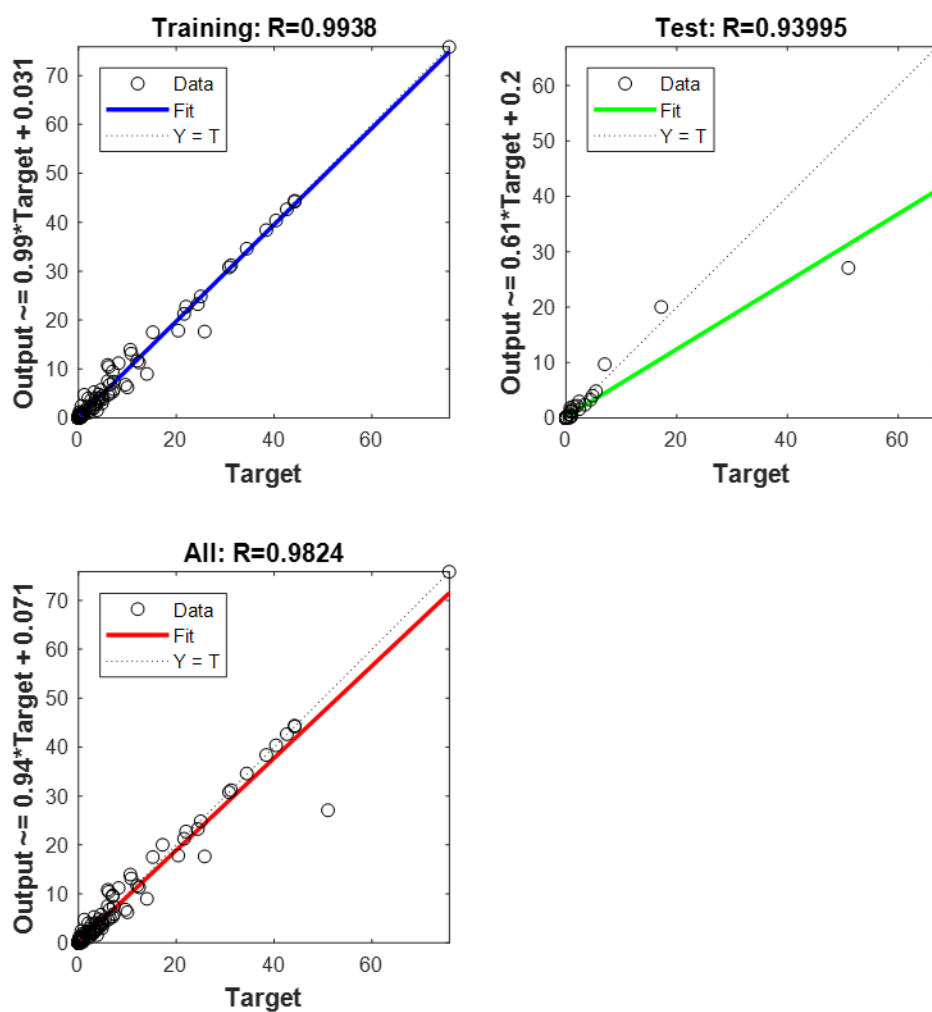
Διάγραμμα	Κόμβοι	MSE			R		
		Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
14	4	2.7804	-	0.1476	0.9781	-	0.9957
15	5	0.1487	-	1.4093	0.9988	-	0.9417
16	10	0.0370	-	0.3501	0.9997	-	0.9873
17	15	0.0127	-	1.0112	0.9999	-	0.9702
18	25	0.0008	-	4.9709	0.9999	-	0.7889
19	50	0.0013	-	134.1240	0.9998	-	0.9338

Πίνακας 10: Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών τον χρόνο το *validation check* και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

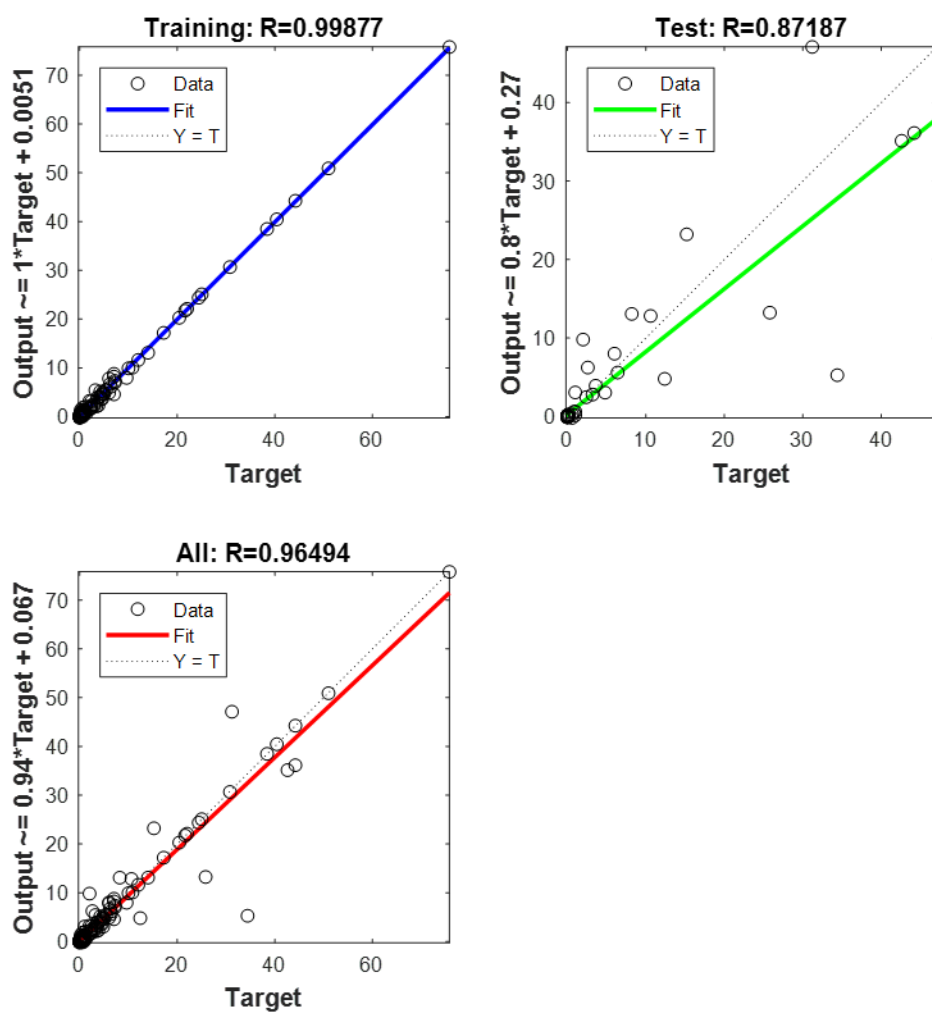
Διάγραμμα	Κόμβοι	Reached Epochs	Running Time	RMSE		
				Training	Validation	Testing
14	4	103	0:00:00	1.667453	-	0.384187
15	5	531	0:00:01	0.385616	-	1.187139
16	10	1000	0:00:03	0.192354	-	0.591692
17	15	1000	0:00:05	0.112694	-	1.005584
18	25	1000	0:00:06	0.028284	-	2.229552
19	50	1000	0:00:17	0.036056	-	11.58119



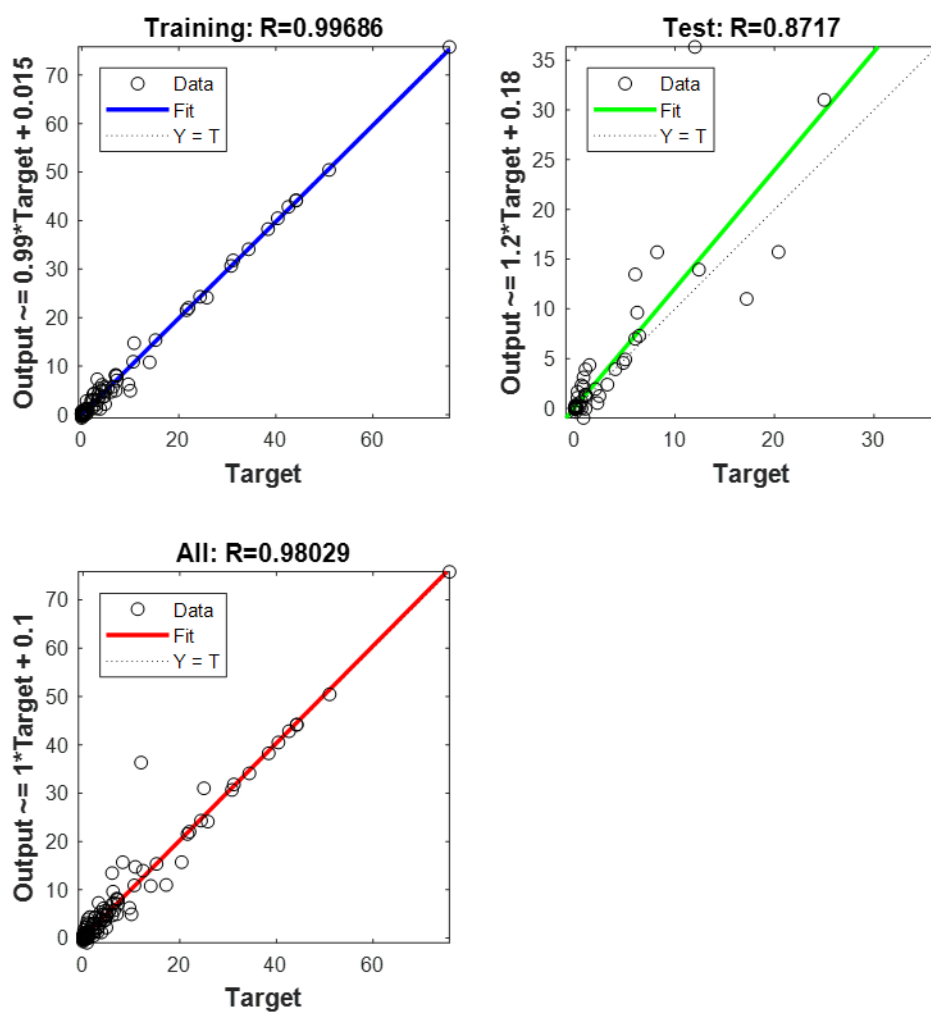
Διάγραμμα 19: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 60% training, 20% validation και 20% testing



Διάγραμμα 20 :Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 55% training, 20% validation και 25% testing



Διάγραμμα 21: Παλινδρόμηση εκπαίδευσης με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστό 50% training, 25% validation και 25% testing



Διάγραμμα 22: Παλινδρόμηση εκπαίδευση με 5 κρυφούς κόμβους, με ποσοστά 45% training, 30% validation και 25% testing

Πίνακας 11:Απαραίτητοι παράμετροι για την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο *Bayesian Regularization* με διαφορετικά ποσοστά

Διάγραμμα	Κρυφοί κόμβοι	Percentages			Epochs
		Training	Validation	Testing	
20	5	60%	20%	20%	1000
21	5	55%	20%	25%	1000
22	5	50%	25%	25%	1000
23	5	45%	30%	25%	1000

Πίνακας 12: Αποτελέσματα για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (*MSE*) και τον συντελεστή συσχέτισης(*R*)

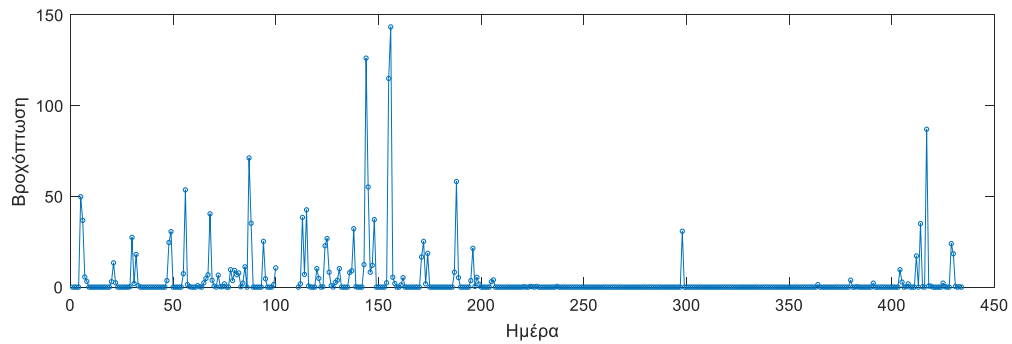
Διάγραμμα	Κόμβοι	MSE			R		
		Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
20	5	0.2192	-	3.3788	0.9984	-	0.9332
21	5	0.8127	-	5.6589	0.9937	-	0.9399
22	5	0.1359	-	14.8580	0.9987	-	0.8718
23	5	0.4416	-	7.9326	0.9968	-	0.8717

Πίνακας 13: Αποτελέσματα για τον αριθμό των εποχών τον χρόνο το *validation check* και τον υπολογισμό του ριζικού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

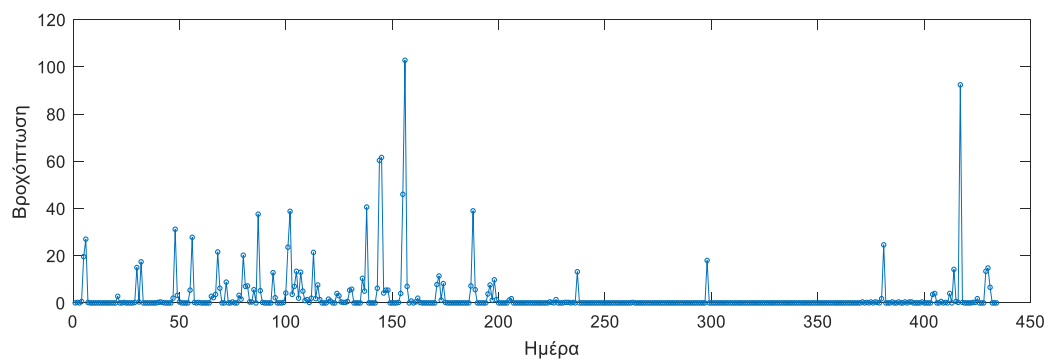
Διάγραμμα	Κόμβοι	Reached Epochs	Running Time	RMSE		
				Training	Validation	Testing
20	5	467	0:00:02	0.468188	-	1.838151
21	5	349	0:00:01	0.901499	-	2.378844
22	5	692	0:00:03	0.368646	-	3.854608
23	5	673	0:00:02	0.66453	-	2.816487

### 5.3 Γραφική απεικόνιση της βροχόπτωσης ανά σταθμό και σύγκρισης παρατηρούμενων-προσομοιωμένων τιμών βροχόπτωσης.

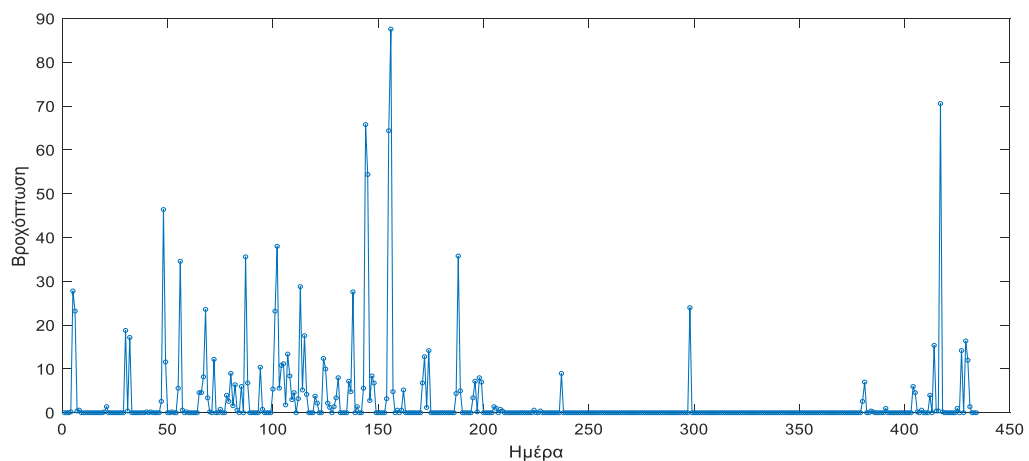
Τα παρακάτω γραφήματα δείχνουν την βροχόπτωση στους επιμέρους σταθμούς. Στον y άξονα είναι η τιμή της βροχόπτωσης ενώ στον x άξονα η επιμέρους ημέρα ξεκινώντας από την 1/10/2018.



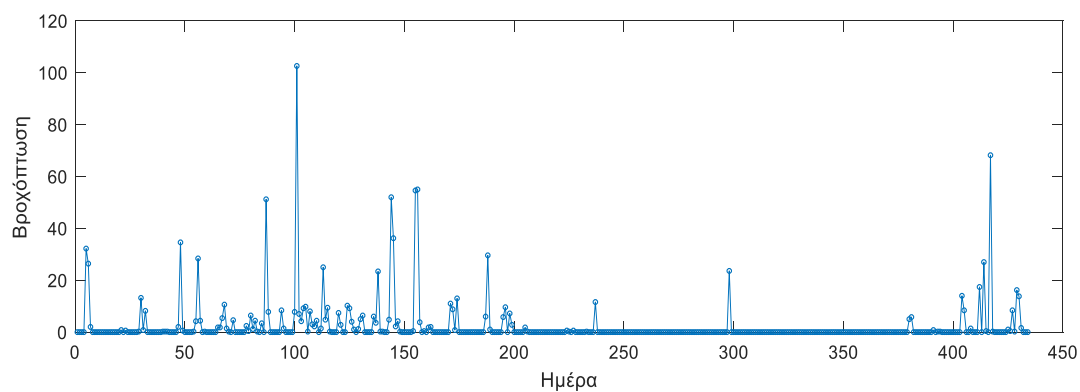
Γράφημα 3: Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό του Αλικιανού



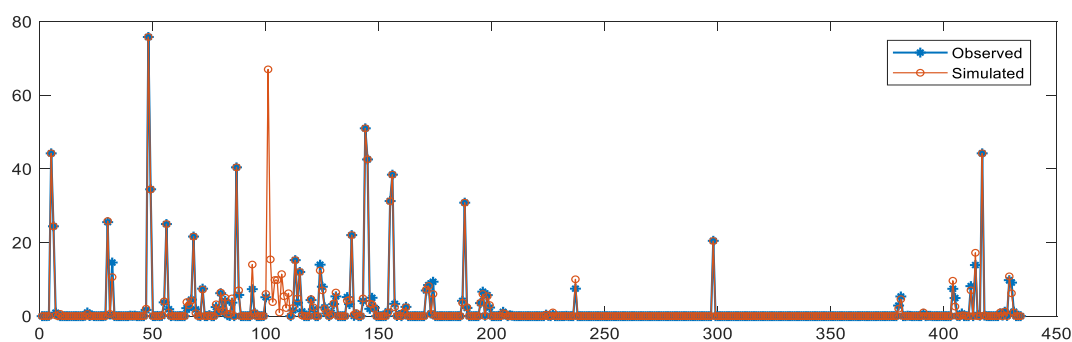
Γράφημα 4 :Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό των Κουνουνπιδιανών



Γράφημα 5:Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό του κέντρου των Χανίων



Γράφημα 6:Γραφική απεικόνιση της καταγραφόμενης βροχόπτωσης στο σταθμό του Πλατανιά



Γράφημα 7: Σύγκριση μεταξύ παρατηρούμενης-προσομοιωμένης τιμής της βροχόπτωσης στον σταθμό του Σταλού



## Κεφάλαιο 6. Συζήτηση

---

Η βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής της δομής των νευρωνικών δικτύων τόσο στην Levenberg-Marquardt όσο και στην Bayesian Regularization γινόταν με δυο τρόπους. Είτε κρατώντας σταθερά τα ποσοστά των διαθέσιμων δεδομένων που δίνονται για εκπαίδευση, επαλήθευση και έλεγχο και αλλάζοντας τον αριθμό των κρυφών κόμβων είτε κρατώντας σταθερό τον αριθμό των κρυφών κόμβων και αλλάζοντας τα ποσοστά των δεδομένων και συγκεκριμένα το ποσοστό που χρησιμοποιήθηκε για την διαδικασία του validation και του testing.

Αρχικά, τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν με Levenberg-Marquardt στα *Διαγράμματα 1-7*, με ποσοστά Training 70%, Validation 20% και Testing 10%, για διαφορετικό αριθμό κρυφών κόμβων. Παρότι θέσαμε τις 1000 epochs ως μέγιστο, επιτεύχθηκαν το πολύ 13 epochs με αποτέλεσμα να χρειαστεί ελάχιστος χρόνος (<1sec) για να προκύψουν τα αποτελέσματα όπως φαίνεται στον *Πίνακα 4*.

Από τον *Πίνακα 3*, παρατηρήθηκαν περιορισμένα σφάλματα για μικρό αριθμό κόμβων (3 και 4), με την βέλτιστη εκπαίδευση να επιτυγχάνεται στους 4 κόμβους με σφάλματα (RMSE) στο Training=2.2378 mm, στο Validation=0,7114 mm και στο Testing=1,1068 mm. Παρότι η ρίζα του τετραγωνικού σφάλματος είναι κοντά της τάξης του  $10^{-1}$ , παρατηρώντας το αντίστοιχο *Διάγραμμα 2* φαίνεται ότι το validation αποκλίνει αρκετά λόγω της τιμής  $R=0,9793$

Στη συνέχεια όσο αυξάνονταν οι κρυφοί κόμβοι, αυξάνονταν και ο αριθμός των σφαλμάτων και συγκεκριμένα για 15, 30, 60 και 100 κόμβους. Γι' αυτόν τον λόγο δεν εκπαιδεύτηκαν νευρωνικά δίκτυα για περισσότερους κόμβους αφού δεν ήταν δυνατό να βελτιωθούν τα αποτελέσματα περαιτέρω. Έτσι καταλήγουμε ότι για τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt στους 4 κόμβους ήταν η βέλτιστη εκπαίδευση για τα σταθερά ποσοστά που προαναφέρθηκαν.

Στη συνέχεια για τα *Διαγράμματα 8-13* τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν για σταθερά 4 κρυφούς κόμβους, αφού, όπως παρατηρήσαμε προηγουμένως, ήταν ο αριθμός με την βέλτιστη εκπαίδευση. Για σταθερό αριθμό κόμβων και διαφορετικά ποσοστά (Percentages) για Training, Validation και Testing ελέγχεται η συμπεριφορά του νευρωνικού δικτύου.

Στο *Διάγραμμα 10* για ποσοστά Training=75%, Validation=10% και Testing=15% το σφάλμα μειώθηκε σε σχέση με τα υπόλοιπες μετρήσεις πράγμα που φαίνεται και στους *Πίνακες 6, 7 και 8*. Τα αποτελέσματα για τα σφάλματα (RMSE) στην συγκεκριμένη μέτρηση είναι Training=2,8506 mm, Validation=0,2959 mm και Testing=0,5537 mm. Βλέπουμε έτσι μια μικρή βελτίωση σε σχέση με τα αποτελέσματα των σφαλμάτων του *Διαγράμματος 3*.

Παρατηρήθηκε στα *Διαγράμματα 11-13* ότι στην αύξηση του ποσοστού του validation και του testing υπήρχε και μια αύξηση του σφάλματος πράγμα που οδήγησε στο να σταματήσουν οι περαιτέρω δοκιμές. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι το ποσοστό της εκπαίδευσης (training) ήταν αρκετά μικρό για τον αριθμό των δεδομένων input που

έχουμε, με αποτέλεσμα το νευρωνικό δίκτυο να μην μπορεί να εκπαιδευτεί σωστά και να δυσκολεύεται να εκτιμήσει τις ζητούμενες μεταβλητές. Επίσης πάλι παρατηρήθηκε ο μικρός αριθμός των επιτευχθέντων εποχών (max 19 reached epochs) καθώς και ο μικρός χρόνος εκτέλεσης της εκπαίδευσης.

Τα νευρωνικά δίκτυα στα *Διαγράμματα 14-19* εκπαιδεύτηκαν με τον αλγόριθμο Bayesian Regularization. Αξίζει να σημειωθεί ότι με τον συγκεκριμένο αλγόριθμο το νευρωνικό δίκτυο δεν πρόκειται να υπερεκπαιδευτεί και γι' αυτόν τον λόγο δεν κρατάει σφάλμα επικύρωσης (Validation Error). Επίσης για τον αλγόριθμο BR, το ποσοστό τιμών για Validation συμπεριλαμβάνεται στα ποσοστά του Training για την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

Στα συγκεκριμένα διαγράμματα τα νευρωνικά εκπαιδεύτηκαν με σταθερά ποσοστά για Training=70%, Validation=15% και Testing=15% και μεταβαλλόμενους κρυφούς κόμβους. Αξίζει να σημειωθεί ότι αυξήθηκε ο αριθμός των απαραίτητων εποχών για την εκπαίδευση του νευρωνικού και ειδικότερα για 10, 15, 25 και 50 κόμβους έπιασε το μέγιστο της επιτρεπόμενης τιμής (1000) (*Πίνακας 10*).

Εδώ τα σφάλματα (MSE) είναι σαφώς μικρότερα σε σχέση με την LM, της τάξεως του  $10^{-2}$  με χαμηλότερα αυτά για 10 κόμβους (*Διάγραμμα 16*) όπου επιτεύχθηκε η καλύτερη εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου με σφάλμα (RMSE) Training=0,1923 mm το οποίο είναι αρκετά πιο μικρό από αυτό του *Διαγράμματος 3 και 10*.

Όπως φαίνεται στους *Πίνακες 9 και 10* με την αύξηση των κρυφών κόμβων από τους 25 στους 50 τα σφάλματα αυξήθηκαν όπως και ο χρόνος εκτέλεσης.

Στη συνέχεια κρατώντας σταθερούς τους κόμβους στους 5 και μεταβάλλοντας τα ποσοστά (*Πίνακας 11*) παρατηρείται ότι ενώ το σφάλμα (MSE) του Training είναι σε επιθυμητό επίπεδο της τάξης του  $10^{-1}$  εκείνο του testing ήταν σταθερά υψηλό και αυξανόταν όσο μεγάλωνε και το ποσοστό του γεγονός που ίσως να έχει ξεκινήσει υπερεκπαίδευση (*Πίνακες 12 και 13*).

Τέλος, για το *Γράφημα 7* χρησιμοποιήθηκε το νευρωνικό δίκτυο με το μικρότερο σφάλμα από όλες τις δοκιμές που έγιναν κατά την διάρκεια αυτής της εργασίας, το οποίο εκπαιδεύτηκε με BR στους 10 κρυφούς κόμβους και ποσοστό Training=70%, Validation=20% και Testing=10%. Σε αυτό συγκρίθηκαν οι ήδη υπάρχουσες παρατηρούμενες τιμές του Target που θέσαμε στην αρχή, με της προσομοιωμένες τιμές (Output) που προέκυψαν όταν έτρεχε το δίκτυο με τις παρατηρημένες τιμές εισόδου Input. Οι παρατηρούμενες και προσομοιωμένες φαίνεται να συμπίπτουν σε ικανοποιητικό επίπεδο.

## Κεφάλαιο 7. Συμπεράσματα

---

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, στόχος ήταν η κατασκευή ενός μοντέλου προσομοίωσης στηριζόμενη στην δημιουργία και την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, τα οποία δημιουργήθηκαν ώστε να έχουν σαν συνάρτηση βάσης την λογιστική καμπύλη και την ταυτοποίηση του συστήματος με όσο το δυνατόν μικρότερο σφάλμα προσομοίωσης. Έτσι θα μπορούσαμε χρησιμοποιώντας αυτό το μοντέλο να συμπληρώσουμε τιμές βροχόπτωσης στην περιοχή του Σταλού οι οποίες δεν καταγράφηκαν λόγω βλαβών.

Για την εύρεση αυτού του μοντέλου, βασικό κριτήριο της έρευνας ήταν να κινηθεί με μη γραμμικά συστήματα. Η επιλογή αυτή δικαιολογείται από το γεγονός ότι, το νευρωνικό μας μοντέλο στηρίχθηκε πάνω σε χρονοσειρές που προκύπτουν από την διαδικασία καταγραφής υψών βροχής και οι οποίες είναι μη γραμμικές.

Συνοψίζοντας, μετά από αρκετές εκπαιδεύσεις νευρωνικών δικτύων για διαφορετικές παραμέτρους και για διαφορετικούς αλγόριθμους εκπαίδευσης, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι και οι δύο αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν, η Levenberg-Marquardt και η Bayesian Regularization, εκπαιδεύουν νευρωνικά δίκτυα με συγκρίσιμα καλά αποτελέσματα. Για την LM παρατηρήθηκαν σφάλματα της τάξεως του 1, με μικρότερα να είναι 0,2953 mm και 0,5537 mm ( $R^2 \approx 1$ ) που κρίνονται ικανοποιητικά. Τα μικρότερα σφάλματα MSE όμως παρατηρήθηκαν με τη χρήση του αλγόριθμου BR τα οποία ήταν της τάξης το  $10^{-2}$ . Πιο συγκεκριμένα, είχαμε σφάλματα με τιμές 0,037 και 0,55 ( $R^2 \approx 1$ ). Έτσι, μετά από αυτή την σειρά δοκιμών προέκυψε το τελικό μας προτεινόμενο μοντέλο έπειτα από εκπαίδευση με τον αλγόριθμο Bayesian-Regularization και υιοθετήθηκε γιατί έδωσε το μικρότερο τυπικό σφάλμα της τάξης του ενός χιλιοστού βροχής και κρίνεται πολύ ικανοποιητικό.

Κατά την διάρκεια της ανάλυσης των μετρήσεων προέκυψαν διάφορα προβλήματα τα οποία επηρέασαν την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων:

- Οι κλιματικές συνθήκες της περιοχής της δυτικής Κρήτης που τοποθετείται η ευρεία περιοχή μελέτης της έρευνας, χαρακτηρίζονται από χαμηλές βροχοπτώσεις (Γράφημα 1). Ειδικότερα το διάστημα της μελέτης υπήρχε μεγάλο διάστημα μηδενικής βροχόπτωσης πράγμα που δυσκόλεψε αρκετά την διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.
- Διάφορες βλάβες στους μετεωρολογικούς σταθμούς του Αλικιανού και του Πλατανιά εκείνο το χρονικό διάστημα που λήφθηκαν οι τιμές, οδήγησαν στο να υπάρχουν ελλείψεις στους πίνακες εισόδου οι οποίες μείωσαν τον συνολικό ημερών που μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και ενδεχομένως να δυσκόλεψαν περαιτέρω την εκπαίδευση των νευρωνικών.
- Ο μικρός αριθμός των δεδομένων που οφείλεται στο περιορισμένο χρονικό διάστημα που λήφθηκαν οι τιμές προς επεξεργασία οδήγησε στο να μην γίνεται το νευρωνικό να εκπαιδευτεί για μεγάλο αριθμό κόμβων πράγμα που φαίνεται και στους Πίνακες 2-13 καθώς όποτε αυξανόταν ο αριθμός τους οδηγούμασταν στην υπερεκπαίδευση.

Μια πρόταση για μελλοντική έρευνα είναι χρησιμοποιώντας παλιότερες τιμές βροχόπτωσης της ευρύτερης περιοχής να προβλέψουμε την βροχόπτωση που θα κατέγραφε ο σταθμός αν λειτουργούσε το συγκεκριμένο διάστημα.

## Βιβλιογραφία

- Chartzoulakis, KS, NV Paranychianakis, and AN Angelakis. "Water Resources Management in the Island of Crete, Greece, with Emphasis on the Agricultural Use." *Water Policy* 3, no. 3 (2001): 193–205.
- Foresee, F Dan, and Martin T Hagan. "Gauss-Newton Approximation to Bayesian Learning," 3:1930–35. IEEE, 1997.
- Hagan, Martin T, and Mohammad B Menhaj. "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm." *IEEE Transactions on Neural Networks* 5, no. 6 (1994): 989–93.
- Haykin, Simon S., and Simon S. Haykin. *Neural Networks and Learning Machines*. 3rd ed. New York: Prentice Hall, 2009.
- Koppe, Paul, and Alfred Stozek. *Kommunales Abwasser: Seine Inhaltsstoffe Nach Herkunft, Zusammensetzung Und Reaktionen Im Reinigungsprozeß Einschließlich Klärschlämme*. Vulkan-Verlag GmbH, 1999.
- Moriasi, Daniel N, Jeffrey G Arnold, Michael W Van Liew, Ronald L Bingner, R Daren Harmel, and Tamie L Veith. "Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations." *Transactions of the ASABE* 50, no. 3 (2007): 885–900.
- Nash, J Eamonn, and Jonh V Sutcliffe. "River Flow Forecasting through Conceptual Models Part I—A Discussion of Principles." *Journal of Hydrology* 10, no. 3 (1970): 282–90.
- Ritter, Axel, and Rafael Munoz-Carpena. "Performance Evaluation of Hydrological Models: Statistical Significance for Reducing Subjectivity in Goodness-of-Fit Assessments." *Journal of Hydrology* 480 (2013): 33–45.
- Ανυφαντή, Ιωάννα. "Τα Νευρωνικά Δίκτυα Ως Υποκατάστατα Μοντέλα Για Την Προσομοίωση Υβριδικού Συστήματος Νερού Και Ενέργειας," 2018.
- Αργυράκης, Πάνος. "Νευρωνικά Δίκτυα Και Εφαρμογές." *Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Σχολή Θετικών Επιστημών Και Τεχνολογίας*. ISBN, 2001, 960–538.
- Βλαχάβας, Ιωάννης, Πέτρος Κεφαλάς, Νικόλαος Βασιλειάδης, Φώτης Κόκκορας, and Ηλίας Σακελλαρίου. "Τεχνητή Νοημοσύνη." Γ' Έκδοση, Β. Γκιούρδας Εκδοτική, 2006.
- Γεωργίου, Πάνου Ελένη Του. "Υλοποίηση Αλγορίθμου Πρόβλεψης Ζήτησης Με Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων," 2005.
- Γεωργούλη, Αικατερίνη. "Τεχνητή Νοημοσύνη," 2015.
- Γκούμας, Χρήστος. "Μελέτη της Υπόγειας Ροής στον Κάμπο Χανίων με χρήση του μοντέλου PTC(PrincetonTransportCode)," 2016.

Λάνδρος, Ηλίας. “Εκτίμηση της στάθμης υπογείων υδάτων στην ευρύτερη περιοχή του Ποταμού Δούναβη με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων,” 2019.

Λιονής, Μ. και Περγλέρος, Β. “Υδρογεωλογική μελέτη Κάμπου Χανίων”, Υπ. Γεωργίας, Γενική Διεύθυνση Εγγειοβελτιωτικών Έργων και Γεωργικών Διαρθρώσεων, 2001.

Μανούσος, Π., Παπαγρηγορίου, Σ., Όμικρον ΕΠΕ, Ζωγράφου Κ., Λιαλάρης Ι., “Κοστολόγηση του αρδευτικού νερού στον κάμπο Χανίων του Ν. Χανίων, Γ”, Γ Στάδιο, Αθήνα, 2008.

Μιμίκου, Μ, and Ε Μπαλτάς. “Τεχνική Υδρολογία.” Εκδόσεις Παπασωτηρίου, 4η Έκδοση, Σελ, 2006, 13–14.

Νικολαΐδης Ν., Καρατζάς Γ., Κουσουρής Θ., Κουργιαλάς Ν., Σταμάτη Φ., Μωραΐτης Δ., “Ειδικό Σχέδιο Διαχείρισης των Υδατικών Πόρων για τις λεκάνες απορροής των ποταμών Κερίτη-Θερίσου και Κουλιάρη”, Χανιά, 2010.

Νικοπούλου, Δέσποινα. “Σχεδίαση Ευφύων Κεραιών Με Τη Χρήση Νευρωνικών Δικτύων.,” 2020.

Πήτας, Δημήτριος. “Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Και Εφαρμογή,” 2018.

Φλόκας, Απόστολος-Αθανάσιος. “Μαθήματα Μετεωρολογίας Και Κλιματολογίας.” Εκδόσεις Ζήτη, Θεσσαλονίκη, 1992.

Φυτρολάκης, Ν., “Η γεωλογική δομή της Κρήτης-προβλήματα, παρατηρήσεις και συμπεράσματα”, Διατριβή Υφηγεσίας, Εκδόσεις Έδρας Ορυκτολογίας-Πετρογραφίας-Γεωλογίας Ε.Μ.Π., Αθήνα, 1980.

Χαρχούση, Δέσποινα Χ. “Συγκριτική Αξιολόγηση Μεθοδολογιών Υπολογισμού Υδατικού Αποτυπώματος-Εφαρμογή Κάμπος Χανίων,” 2012.

### **Διαδικτυακές Πηγές**

<https://www.wikipedia.org/>

Οργανισμός Ανάπτυξης Δυτικής Κρήτης - <https://oakae.gr/>

Ελληνική Στατιστική Αρχή - <https://www.statistics.gr/demographic-data>

<https://www.sedik.gr/>

<https://www.meteoblue.com/>

Διαδραστική Βάση Δεδομένων - <http://meteosearch.meteo.gr/>

[https://www.usgs.gov/special-topic/water-science-school/science/water-cycle-greek?qt-science\\_center\\_objects=0#qt-science\\_center\\_objects](https://www.usgs.gov/special-topic/water-science-school/science/water-cycle-greek?qt-science_center_objects=0#qt-science_center_objects)

ΑΠΘ, 2014- [http://www.geo.auth.gr/318\\_lab/rain.htm](http://www.geo.auth.gr/318_lab/rain.htm)