



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΥΨΗΛΩΝ ΤΑΣΕΩΝ

**Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για τη μελέτη της  
μεταβολής της αντίστασης προσγείωσης κατά τη διάρκεια  
του έτους**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Κωνσταντίνος Γ. Αλεξάνδρου**

**Καθηγητής:** Ιωάννης Αθ. Σταθόπουλος

**Επιβλέπουσες:** Φανή Η. Ασημακοπούλου  
Υποψήφια Διδάκτορας  
Βασιλική Θ. Κονταργύρη  
Διδάκτορας

Αθήνα, Ιούλιος 2011





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΥΨΗΛΩΝ ΤΑΣΕΩΝ

167

**Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για τη μελέτη της  
μεταβολής της αντίστασης προσγείωσης κατά τη διάρκεια  
του έτους**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Κωνσταντίνος Γ. Αλεξάνδρου**


**Καθηγητής:** Ιωάννης Αθ. Σταθόπουλος

**Επιβλέπουσες:** Φανή Η. Ασημακοπούλου  
Υποψήφια Διδάκτωρ  
Βασιλική Θ. Κονταργύρη  
Διδάκτωρ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 7<sup>η</sup> Ιουλίου 2011.

  
.....  
Ι. Α. Σταθόπουλος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

  
.....  
Φ. Β. Τοπαλής  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

  
.....  
Γ. Ι. Τσεκούρας  
Λέκτορας Σχολής Ναυτικών  
Δοκίμων

Αθήνα, Ιούλιος 2011

.....

Κωνσταντίνος Γ. Αλεξάνδρου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Κωνσταντίνος Γ. Αλεξάνδρου, 2011.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον 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 Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.





# Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται την εκτίμηση της μεταβολής της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ). Ο ρόλος του συστήματος γείωσης για κάθε ηλεκτρολογική εγκατάσταση είναι αδιαμφισβήτητα πολύ σημαντικός, διότι παρέχει ασφάλεια στην ανθρώπινη ζωή και προστατεύει εγκαταστάσεις ηλεκτρονικού και ηλεκτρολογικού εξοπλισμού παρέχοντας λειτουργική αξιοπιστία.

Η αντίσταση γείωσης ( $R_g$ ) εξαρτάται άμεσα από την ειδική αντίσταση του εδάφους ( $\rho$ ). Η ειδική αντίσταση του εδάφους εξαρτάται με τη σειρά της από αρκετούς παράγοντες, όπως η υγρασία, η θερμοκρασία, η περιεκτικότητα του εδάφους σε άλατα, ο τύπος του εδάφους, κτλ, και μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια του έτους λαμβάνοντας τη μέγιστη της τιμή κατά τους καλοκαιρινούς μήνες.

Για την εκτίμηση της συμπεριφοράς της αντίστασης γείωσης ενός κατακόρυφου ηλεκτροδίου για χρονικό διάστημα δέκα μηνών, αναπτύχθηκαν δύο μοντέλα ΤΝΔ δεχόμενα διαφορετικό αριθμό μεταβλητών εισόδου. Τα ΤΝΔ εκπαιδεύτηκαν με πειραματικά δεδομένα της ειδικής αντίστασης γείωσης και των καιρικών συνθηκών, και αξιολογήθηκαν βάσει της συσχέτιση μεταξύ των εκτιμώμενων και των πειραματικών τιμών και του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Για το σκοπό αυτό ακολουθήθηκε μεθοδολογία βελτιστοποίησης των παραμέτρων μιας σειράς αλγορίθμων εκπαίδευσης, προκειμένου να βρεθεί ο βέλτιστος αλγόριθμος. Η υψηλή τιμή της συσχέτισης που προέκυψε για την πλειοψηφία των αλγορίθμων εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στην εκτίμηση της αντίστασης γείωσης.

Τέλος, πραγματοποιήθηκε ανάλυση ευαισθησίας του ΤΝΔ εκτίμησης της αντίστασης γείωσης για να διαπιστωθεί η επίδραση ορισμένων παραγόντων στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ, πέραν των χαρακτηριστικών παραμέτρων κάθε αλγόριθμου εκπαίδευσης.

**Λέξεις-Κλειδιά:** - Μετρήσεις ειδικής αντίστασης του εδάφους, αντίσταση γείωσης, Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ), αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος, ανάλυση ευαισθησίας.





# Abstract

This diploma thesis concerns the estimation of the variation of ground resistance throughout the year by using Artificial Neural Networks (ANNs). Aim of grounding system for each power installation is undoubtedly very important, because it provides safety to personnel and reduces the damages to electrical and electronic equipment providing operational reliability.

The contribution of soil resistivity ( $\rho$ ) in the value of ground resistance ( $R_g$ ) is great. Soil resistivity depends on many factors, such as moisture, temperature, salt content, type of the soil etc., and varies significantly throughout the year, reaching maximum values during summer months.

Two ANN's models have been trained, validated and tested, based on experimental data of soil resistivity and weather conditions, in order to assess the behavior of the ground resistance of a single rod during a period of ten months. On that purpose a methodology for the optimization of the parameters of different training algorithms and the selection of the optimum algorithm has been implemented. Also the model results from the simulation are compared to the experimental measurements in order to validate the model accuracy. The results predicted by the proposed ANN's were more than satisfactory for the majority of cases. High correlation index between the predicted and the actual values obtained for the majority of the learning algorithms applied, demonstrates the effectiveness of Artificial Neural Networks in predicting ground resistance.

Finally, a sensitivity analysis of the ANN in estimating the ground resistance was carried out, in order to determine the impact of certain factors on the efficiency of the ANN, in addition to the characteristic parameters of each learning algorithm.

**Key-Words:** -Soil resistivity measurements, ground resistance, Artificial Neural Network (ANN), back propagation algorithm, sensitivity analysis.







# Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια της πενταετούς φοίτησης στη σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου και αποτελεί το επιστέγασμα αυτής. Αντικείμενο της εργασίας είναι η εκτίμηση της μεταβολής της αντίστασης γείωσης κατακόρυφου ηλεκτροδίου κατά τη διάρκεια του έτους, συναρτήσει της ειδικής αντίστασης του εδάφους και των καιρικών συνθηκών με τη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ). Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκαν δύο μοντέλα ΤΝΔ με διαφορετικό πλήθος μεταβλητών εισόδου το καθένα, εκπαιδεύτηκαν με διάφορες μεθόδους εκπαίδευσης με βάση τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης του σφάλματος, αξιολογήθηκαν και ελέγχθηκαν ως προς την ικανότητα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης.

Στο πρώτο κεφάλαιο της προκείμενης εργασίας, ο αναγνώστης μπορεί να βρει μια γενική περιγραφή των συστημάτων γείωσης. Αρχικά, ορίζεται η γείωση, δίνονται βασικές έννοιες περί γειώσεων, τονίζεται ο ρόλος που επιτελούν τα συστήματα γείωσης και περιγράφονται οι διάφοροι τύποι των συστημάτων γείωσης που χρησιμοποιούνται σήμερα. Στη συνέχεια, ορίζεται η αντίσταση γείωσης, η ειδική αντίσταση του εδάφους και τέλος αναλύονται οι παράμετροι από τις οποίες επηρεάζεται η τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους.

Το δεύτερο κεφάλαιο πραγματεύεται τις αρχές και τις σημαντικές μεθόδους μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης. Επιπλέον, στο τελευταίο εδάφιο γίνεται αναλυτική περιγραφή της πειραματικής διάταξης και διαδικασίας διεξαγωγής των μετρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων.

Το τρίτο κεφάλαιο περιλαμβάνει το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο για τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία. Επίσης, περιγράφεται ο τρόπος λειτουργίας των ΤΝΔ και παρουσιάζονται αναλυτικά οι μαθηματικές σχέσεις των αλγορίθμων εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν στην ανάπτυξη των μοντέλων ΤΝΔ για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης.

Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση σε διάφορες δημοσιεύσεις που έγιναν στη μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης, στην επιλογή βέλτιστης γεωμετρίας και διαστάσεων βάσει των επιθυμητών προδιαγραφών της τιμής της αντίστασης γείωσης, της βηματικής τάσης και της τάσης επαφής, με χρήση ΤΝΔ. Τέλος, παρατίθενται δημοσιεύσεις οι οποίες πραγματεύονται την επίδραση διαφόρων παραμέτρων στη διαμόρφωση της αντίστασης γείωσης με χρήση ΤΝΔ.

Το πέμπτο κεφάλαιο περιλαμβάνει τα αποτελέσματα για την πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης που προέκυψαν μετά από σειρά προσομοιώσεων και δοκιμών των ΤΝΔ. Αρχικά, περιγράφεται η διαδικασία με την οποία εκπαιδεύτηκαν και βελτιστοποιήθηκαν τα ΤΝΔ και στη συνέχεια παρατίθενται τα αποτελέσματα που προέκυψαν για κάθε σενάριο μεταβλητών εισόδου και για διαφορετικούς αλγόριθμους εκπαίδευσης των ΤΝΔ. Στο τέλος, καθορίζεται ο βέλτιστος αλγόριθμος εκπαίδευσης με κριτήρια τη συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης.

Στο έκτο κεφάλαιο διεξάγεται ανάλυση ευαισθησίας του ΤΝΔ εκτίμησης της αντίστασης γείωσης για να διαπιστωθεί η επίδραση ορισμένων παραγόντων στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ, πέραν των χαρακτηριστικών παραμέτρων κάθε αλγόριθμου εκπαίδευσης. Ειδικότερα, εξετάζεται η επίδραση της μεταβολής του πλήθους των μεταβλητών εισόδου, της μεταβολής του αριθμού εποχών, της μεταβολής του πλήθους στοιχείων που αποτελούν τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου, του τυχαίου τρόπου αρχικοποίησης των συναπτικών βαρών και της μεταβολής του πλήθους στοιχείων του συνόλου ελέγχου σε ήδη βελτιστοποιημένο ΤΝΔ, στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ.

Στο έβδομο κεφάλαιο συνοψίζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν τόσο από την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης με τη βοήθεια των ΤΝΔ, όσο και από την ανάλυση ευαισθησίας που διενεργήθηκε και αναδεικνύεται η συμβολή της παρούσας εργασίας στην εκτίμηση της μεταβολής της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους, λόγω της μεταβολής των χαρακτηριστικών του εδάφους και των καιρικών συνθηκών.

Στο παράρτημα παρατίθενται οι τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων και τα κλιματολογικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση, αξιολόγηση και έλεγχο των ΤΝΔ.

# Ευχαριστίες

Σ' αυτό το σημείο επιθυμώ να εκφράσω τις ειλικρινείς ευχαριστίες μου σε όσους συνέδραμαν στην εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας και συγκεκριμένα:

Τον κ. Ιωάννη Αθ. Σταθόπουλο, καθηγητή του Τομέα Ηλεκτρικής Ισχύος του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε με την ανάθεση της συγκεκριμένης εργασίας, την αμέριστη συμπαράστασή του και το ευχάριστο περιβάλλον που μου παρείχε.

Την κ. Φανή Η. Ασημακοπούλου, υποψήφια διδάκτορα και μηχανικό του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου για τη σημαντική βοήθεια και καθοδήγηση, τις καίριες υποδείξεις που μου παρείχε καθώς και για την πολύ καλή συνεργασία που είχαμε κατά τη διάρκεια της διεξαγωγής της μελέτης.

Την κ. Βασιλική Θ. Κονταργύρη, διδάκτορα και μηχανικό του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου και τον κ. Ιωάννη Φ. Γκόνο, διδάκτορα και μηχανικό του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, για τις συμβουλές και την υποστήριξη που πρόθυμα προσέφεραν κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας.

Το σύνολο του προσωπικού του Εργαστηρίου Υψηλών Τάσεων για τη συνεργασία και την υποστήριξή του στα πλαίσια εκπόνησης της εργασίας.

Τη Θεοδώρα για τη συμπαράσταση και την αμέριστη ψυχολογική υποστήριξη που μου προσέφερε καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας.

Τέλος, αισθάνομαι το χρέος να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, για τη βοήθεια και την ηθική και συναισθηματική στήριξη κατά τη διάρκεια της πενταετούς φοίτησής μου στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

---

*❖ Η διπλωματική εργασία αφιερώνεται στην πολυαγαπημένη μου οικογένεια, σε όσους με στήριξαν σε αυτή την προσπάθεια και ιδιαίτερα στη Θεοδώρα.*





# Περιεχόμενα

<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1</b>	<b>ΘΕΩΡΙΑ ΓΕΙΩΣΕΩΝ</b>	<b>1</b>
1.1	Εισαγωγή	1
1.2	Γενικά περί γειώσεων	1
1.3	Βασικές έννοιες	2
1.4	Είδη γειώσεων	3
1.4.1	Γείωση λειτουργίας	4
1.4.2	Γείωση προστασίας (ή γείωση μεταλλικών)	4
1.4.3	Γείωση ασφάλειας ή αντικεραυνικής προστασίας	6
1.5	Τύποι και μορφές ηλεκτροδίων γείωσης	7
1.5.1	Ραβδοειδής	7
1.5.2	Γειωτής πλάκας	7
1.5.3	Γειωτής ταινίας	8
1.5.4	Γειωτής τύπου “Ε”	8
1.6	Συστήματα γείωσης	8
1.6.1	Πολυγωνική διάταξη	8
1.6.2	Γείωση με πλάκες	9
1.6.3	Περιμετρική γείωση	9
1.6.4	Πλέγμα γείωσης	10
1.6.5	Θεμελιακή γείωση	10
1.6.6	Γείωση με γειωτή τύπου “Ε”	11
1.6.7	Συνδυασμός γειώσεων	12
1.7	Αντίσταση γείωσης	12
1.7.1	Μέθοδοι βελτίωσης της αντίστασης γείωσης	15
1.8	Ειδική αντίσταση του εδάφους	16
	Βιβλιογραφία	20
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2</b>	<b>ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΤΗΣ ΕΙΔΙΚΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ ΤΟΥ ΕΔΑΦΟΥΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ ΓΕΙΩΣΗΣ</b>	<b>21</b>
2.1	Εισαγωγή	21
2.2	Παράγοντες που επηρεάζουν τις απαιτήσεις του γειωτή	21
2.3	Μέθοδοι μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους	22
2.3.1	Η μέθοδος των τεσσάρων σημείων (ηλεκτροδίων)	25
2.3.1.1	Διάταξη Wenner	25
2.3.1.2	Διάταξη Schlumberger-Palmer	26
2.3.1.3	Σύστημα κεντρικού ηλεκτροδίου	27
2.3.1.4	Εναλλακτικές διατάξεις ηλεκτροδίων	28
2.3.1.5	Μέθοδος Lee	29
2.3.1.6	Η μέθοδος διπόλου-διπόλου	30
2.3.1.7	Η τετραγωνική διάταξη	31
2.4	Μέθοδοι μέτρησης της αντίστασης γείωσης	31
2.4.1	Μέθοδος πτώσης δυναμικού	31
2.4.2	Απλοποιημένη μέθοδος πτώσης δυναμικού	33

2.4.3	Διάταξη με χρήση τριών ηλεκτροδίων	34
2.4.4	Διάταξη με χρήση δύο ηλεκτροδίων	34
2.4.5	Μέθοδος προγραμματισμένης δοκιμής σφάλματος	35
2.5	Πειραματική διαδικασία διεξαγωγής μετρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν για το σκοπό της εκπαίδευσης του ΤΝΔ στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας	36
	Βιβλιογραφία	38
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3</b>	<b>ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ</b>	<b>39</b>
3.1	Εισαγωγή	39
3.2	Νευρωνικοί υπολογισμοί και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	40
3.3	Λειτουργίες του βιολογικού συστήματος και αντιστοιχία με ΤΝΔ	42
3.4	Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και οι Ηλεκτρονικοί Υπολογιστές	44
3.5	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των ΤΝΔ	46
3.6	Κατηγοριοποίηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	46
3.6.1	Μάθηση με επίβλεψη	47
3.6.2	Μάθηση χωρίς επίβλεψη	48
3.7	Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	48
3.8	Το Πολυεπίπεδο Perceptron	50
3.9	Ο αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος	51
3.9.1	Συνάρτηση ενεργοποίησης και κορεσμός	54
3.9.2	Προσθήκη όρου ορμής	56
3.9.3	Τρόποι εκπαίδευσης	57
3.9.4	Κριτήρια τερματισμού	57
3.9.5	Παραλλαγές του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος	58
3.9.6	Διαστήματα εμπιστοσύνης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	64
	Βιβλιογραφία	66
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4</b>	<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ</b>	<b>67</b>
4.1	Εισαγωγή	67
4.2	Μελέτες σε συστήματα γείωσης με τη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	67
4.2.1	Μελέτες σε γραμμές μεταφοράς υψηλής τάσης με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης	68
4.2.2	Χρήση ΤΝΔ για τη μοντελοποίηση και την εκτίμηση της σχέσης μεταξύ της αντίστασης γείωσης και του μήκους διεξόδου του ηλεκτροδίου εντός του εδάφους	69
4.2.3	Μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση των υψηλών συχνοτήτων	69
4.2.4	Ανάλυση συστήματος γείωσης με χρήση ΤΝΔ	70
4.2.5	Βέλτιστη σχεδίαση συστήματος γείωσης σε ομοιογενές και ανομοιογενές έδαφος με χρήση ΤΝΔ	71
4.2.6	ΤΝΔ για τον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης	72
4.2.7	Μεθοδολογία ΤΝΔ για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης	72
	Βιβλιογραφία	74

<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5</b>	<b>ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ ΓΕΙΩΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ</b>	<b>77</b>
5.1	Εισαγωγή	77
5.2	Μέθοδοι εκπαίδευσης του ΤΝΔ	77
5.3	Δεδομένα εκπαίδευσης	79
5.4	Μέθοδος βελτιστοποίησης παραμέτρων των αλγορίθμων εκπαίδευσης	82
5.5	Κριτήρια σύγκλισης	85
5.6	Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης με χρήση ΤΝΔ για το Σενάριο Α	86
5.6.1	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση ρυθμού μάθησης και όρου ορμής	86
5.6.2	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής	94
5.6.3	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης	97
5.6.4	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης	100
5.6.5	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση ρυθμού μάθησης και όρου ορμής	103
5.6.6	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής	105
5.6.7	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά <i>Fletcher-Reeves</i>	108
5.6.8	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά <i>Fletcher-Reeves</i> και επανεκκίνηση κατά <i>Powell-Beale</i>	111
5.6.9	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά <i>Polak-Ribiere</i>	114
5.6.10	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά <i>Polak-Ribiere</i> και επανεκκίνηση κατά <i>Powell-Beale</i>	117
5.6.11	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης	120
5.6.12	ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του ευπροσάρμοστου αλγορίθμου εκπαίδευσης	123
5.7	Σύγκριση αποτελεσμάτων ΤΝΔ για το Σενάριο Α	127
5.7.1	Σενάριο Α1	127
5.7.2	Σενάριο Α2	128
5.8	Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο Α1	132
5.9	Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης με χρήση ΤΝΔ για το Σενάριο Β	133
5.10	Σύγκριση αποτελεσμάτων ΤΝΔ για το Σενάριο Β	134
5.10.1	Σενάριο Β1	134
5.10.2	Σενάριο Β2	135
5.11	Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο Β1	139
5.12	Σύγκριση μεταξύ των 4 σεναρίων	141
	Βιβλιογραφία	142

<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6</b>	<b>ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ ΤΟΥ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ ΓΕΙΩΣΗ</b>	<b>143</b>
6.1	Εισαγωγή	143
6.2	Επίδραση της μεταβολής του αριθμού εισόδων στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ	144
6.3	Επίδραση της μεταβολής του αριθμού εποχών στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ	145
6.4	Επίδραση της μεταβολής του πλήθους στοιχείων που απαρτίζουν τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου αντίστοιχα στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ	146
6.5	Επίδραση του τυχαίου τρόπου αρχικοποίησης των συναπτικών βαρών στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ	147
6.6	Επίδραση της μεταβολής του πλήθους στοιχείων του συνόλου ελέγχου στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ	150
6.7	Συμπεράσματα από τη στοιχειώδη Ανάλυση Ευαισθησίας	151
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7</b>	<b>ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΟΠΤΙΚΗ</b>	<b>153</b>
7.1	Ανακεφαλαίωση της διπλωματικής εργασίας	153
7.2	Συμπεράσματα	154
7.2.1	Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης	154
7.2.2	Ανάλυση ευαισθησίας	155
7.3	Προοπτική μελλοντικής διερεύνησης	156
7.3.1	Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης	156
7.3.2	Ανάλυση ευαισθησίας	157
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ</b>		<b>159</b>

# Κεφάλαιο 1

## Θεωρία περί των Γειώσεων

### 1.1 Εισαγωγή

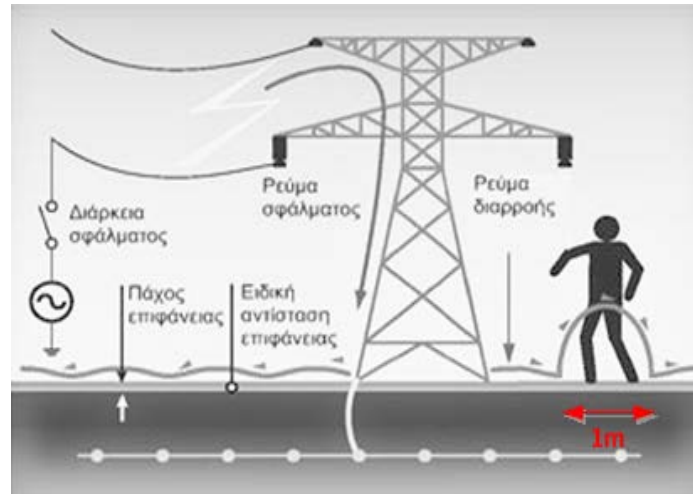
Στο παρόν κεφάλαιο δίνεται ο ορισμός της γείωσης, παρουσιάζονται βασικές έννοιες περί γειώσεων, αναλύεται ο ρόλος ύπαρξης των συστημάτων γείωσης στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας και περιγράφονται οι διαφορετικοί τύποι των συστημάτων γείωσης, που χρησιμοποιούνται σήμερα. Στη συνέχεια, ορίζεται η αντίσταση γείωσης, η ειδική αντίσταση του εδάφους και τέλος αναλύονται οι παράμετροι από τις οποίες επηρεάζεται η τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους.

### 1.2 Γενικά περί γειώσεων

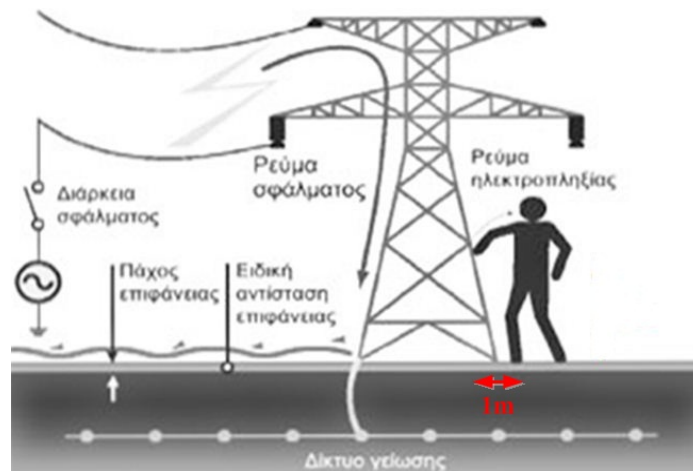
*Γείωση* ονομάζουμε την αγωγή σύνδεση, είτε σκόπιμη ή τυχαία, των μη ρευματοφόρων μεταλλικών μερών μιας ηλεκτρικής εγκατάστασης ή του ουδετέρου κόμβου μετασχηματιστών και γεννητριών με το έδαφος.

*Σκοπός της γείωσης* είναι να εξασφαλίζει την ακεραιότητα του εξοπλισμού και την αξιοπιστία της λειτουργίας του, σε περίπτωση εμφανίσεως οποιουδήποτε σφάλματος ή κεραυνοπληξίας, παρέχοντας ασφαλή διαδρομή απαγωγής του ρεύματος σφάλματος και εκτόνωσής του στη γη, καθώς και να προστατεύει άτομα που είτε δουλεύουν, είτε κινούνται στον περιβάλλοντα χώρο. Για να είναι αυτό εφικτό, πρέπει η σύνθετη αντίσταση του συστήματος να είναι αρκετά χαμηλή (θεωρητικά να είναι ίση με το μηδέν), ώστε το ρεύμα να οδεύει στη γη μέσω της γείωσης, διατηρώντας μ' αυτό τον τρόπο τις μέγιστες διαφορές δυναμικού (βηματική τάση και τάση επαφής) που δημιουργούνται, εντός επιτρεπτών ορίων. Ως *βηματική τάση* ορίζεται η διαφορά δυναμικού μεταξύ δύο σημείων του εδάφους σε απόσταση  $1m$  και υποδηλώνει την καταπόνηση ατόμου, χωρίς να βρίσκεται σε επαφή με μεταλλικά αντικείμενα, λόγω ανοικτού βηματισμού (Σχήμα 1.1α). *Τάση επαφής* είναι η διαφορά δυναμικού μεταξύ ενός γειωμένου μεταλλικού ικριώματος και ενός σημείου της επιφάνειας της γης σε

οριζόντια απόσταση  $1m$  (Σχήμα 1.1β). Επίσης, ένα σύστημα γείωσης αποσκοπεί στη μείωση του ηλεκτρικού θορύβου, στην εξασφάλιση ελάχιστης διαφοράς δυναμικού μεταξύ των διασυνδεδεμένων συσκευών και στον περιορισμό των ηλεκτρομαγνητικών ζεύξεων [2, 3].



(α)



(β)

Σχήμα 1.1: α) Βηματική τάση και β) Τάση επαφής σε γειωμένο σύστημα.

### 1.3 Βασικές έννοιες [2]

Ηλεκτρόδιο γείωσης ή γειωτής: Πρόκειται για ένα αγωγό τοποθετημένο σε οριζόντια ή κατακόρυφη διάταξη μέσα στη γη, ο οποίος διαχέει το ρεύμα μέσα στη γη.

Άπειρη γη: Είναι ένα σημείο στην επιφάνεια της σε άπειρη απόσταση από το ηλεκτρόδιο γείωσης, το οποίο λαμβάνεται ως σημείο αναφοράς των δυναμικών. Το

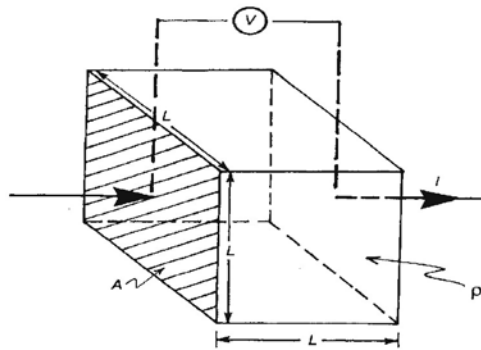
δυναμικό της άπειρης γης είναι μηδενικό. Για πρακτικούς σκοπούς η «άπειρη απόσταση» είναι 5–10 φορές το μήκος της μεγαλύτερης διάστασης του ηλεκτροδίου γείωσης.

Αποτελεσματική γείωση: Ονομάζεται η γείωση με την οποία δεν είναι δυνατόν να εμφανιστούν, στην περιοχή που καλύπτει αυτή, επικίνδυνες τάσεις επαφής ή επικίνδυνες βηματικές τάσεις.

Τάση ηλεκτροδίου γείωσης: Είναι η διαφορά δυναμικού μεταξύ του ηλεκτροδίου γείωσης και της άπειρης γης, όταν ρέει ρεύμα μέσω του ηλεκτροδίου.

Αντίσταση γείωσης: Για ένα ηλεκτρόδιο ή σύστημα γείωσης είναι η αντίσταση προς την άπειρη γη.

Ειδική αντίσταση του εδάφους: ( $\rho$ ). Ορίζεται ως η αντίσταση του υλικού του εδάφους ενός μοναδιαίου κύβου ( $1 \times 1 \times 1 m^3$ ), όταν ηλεκτρόδια τοποθετούνται στις απέναντι πλευρές του κύβου, όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.2 και η τιμή της δίδεται συνήθως σε *Ohm-m*.



Σχήμα 1.2: Ορισμός ειδικής αντίστασης του εδάφους.

Ισοδυναμικές επιφάνειες: Αποτελούν τρόπο αναπαράστασης του ηλεκτρικού πεδίου. Αν  $\Phi$  είναι η συνάρτηση δυναμικού, τότε ισοδυναμικές επιφάνειες ορίζονται οι επιφάνειες εκείνες που περιγράφονται από την εξίσωση:  $\Phi = (x, y, z) = c$  (όπου  $c$  μια σταθερά).

## 1.4 Είδη γειώσεων

Στις συνήθειες κτιριακές και βιομηχανικές εγκαταστάσεις διακρίνει κανείς τρία είδη γειώσεων:

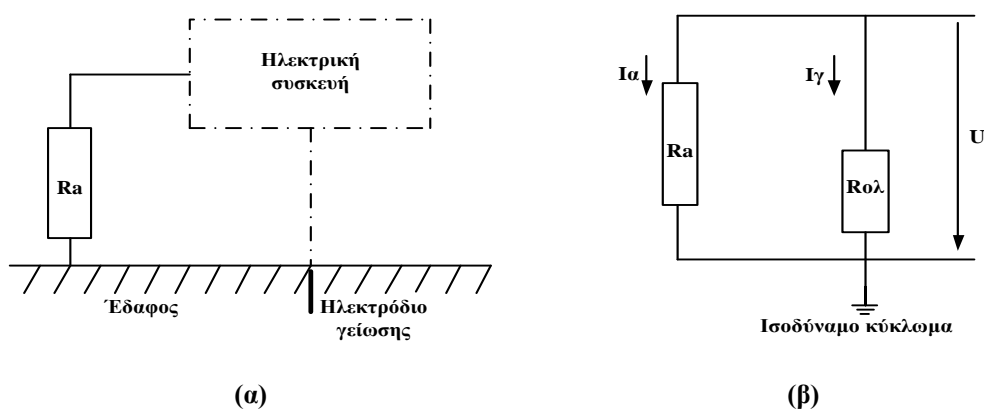
### 1.4.1 Γείωση λειτουργίας

Ονομάζεται η γείωση που γίνεται για λειτουργικούς λόγους ή για την αποφυγή υπερτάσεων και διακρίνεται σε:

- *Άμεση*, εφόσον δεν περιλαμβάνει άλλη αντίσταση πλην της αντίστασης γείωσης.
- *Έμμεση*, εφόσον εκτός από την αντίσταση γείωσης περιλαμβάνει και ωμικές, επαγωγικές και χωρητικές αντιστάσεις.

### 1.4.2 Γείωση προστασίας (ή γείωση μεταλλικών)

Καλείται η αγώγιμη σύνδεση των μεταλλικών μερών μιας εγκατάστασης, που δεν ανήκουν στο κύκλωμα λειτουργίας (π.χ. εξωτερικό μεταλλικό περίβλημα), και εξασφαλίζει την προστασία των ανθρώπων που ενδέχεται να έρθουν σε επαφή με αυτή. Ο τρόπος με τον οποίο επενεργεί η γείωση προστασίας φαίνεται στο *Σχήμα 1.3*. Σύμφωνα με το σχήμα, η αντίσταση του ανθρώπου αποτελείται από δύο μέρη: τον πυρήνα (περίπου 500Ω) και το δέρμα (1Ω... 1kΩ). Όσο περισσότερο υγρό είναι το δέρμα τόσο μικρότερη γίνεται η αντίστασή του. Όταν ο άνθρωπος έρχεται σε επαφή με το μεταλλικό περίβλημα μιας γειωμένης ηλεκτρικής συσκευής, στο οποίο εκδηλώνεται ένα ρεύμα διαρροής (*Σχήματος 1.3α*), τότε περιορίζεται η τιμή του ρεύματος διαρροής προς τον άνθρωπο (αντίσταση  $R_a$ ), ανάλογα με την τιμή της συνολικής αντίστασης του κυκλώματος γείωσης  $R_{ολ}$  [5, 6]. Το ισοδύναμο κύκλωμα της παραπάνω διάταξης διαρροής του ρεύματος αποδίδεται στο *Σχήμα 1.3β*.



**Σχήμα 1.3:** Ισοδύναμο κυκλώματος της γείωσης προστασίας (ή γείωσης μεταλλικών) [5].



Από το παραπάνω ισοδύναμο κύκλωμα φαίνεται ότι για:

$$R_{ολ} \ll R_a \quad (1.1)$$

είναι:

$$I_g \gg I_a \quad (1.2)$$

Επομένως, για την καλύτερη δυνατή προστασία του ανθρώπου θα πρέπει να επιδιώκεται τιμή της αντίστασης γείωσης, που να προσεγγίζει τη θεωρητική τιμή  $R = 0 \Omega$ . Η συνολική τιμή της αντίστασης γείωσης για τις συνήθεις κτιριακές και βιομηχανικές εγκαταστάσεις είναι στην πράξη μερικά  $\Omega$ .

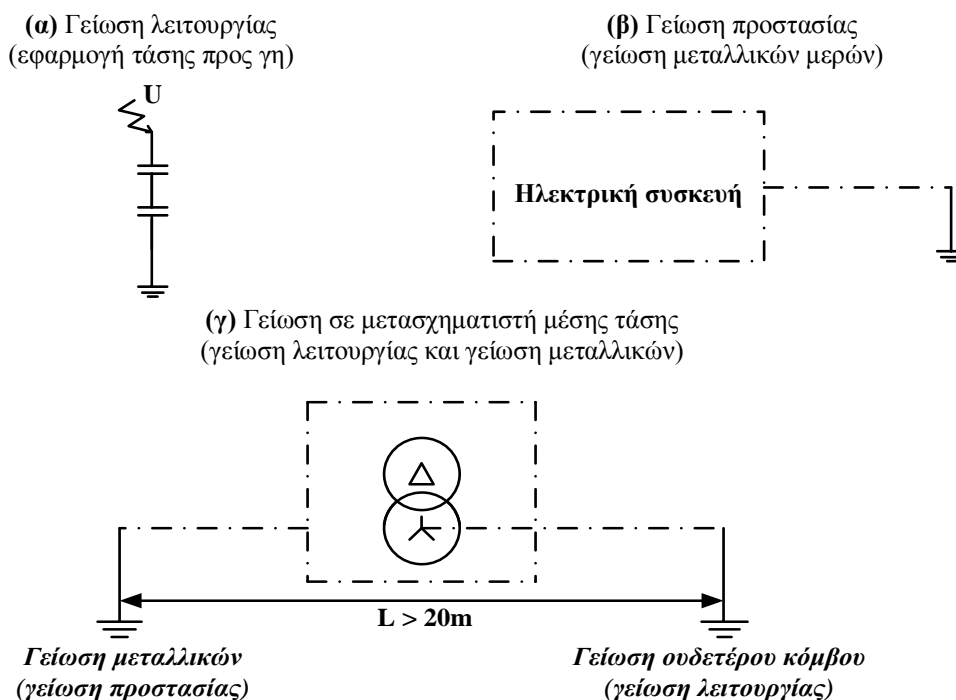
Όταν δεν υπάρχει γείωση σε μια εγκατάσταση, ή η τιμή της αντίστασης γείωσης είναι μεγάλη, ή η αντίσταση του ανθρώπου είναι μικρή, τότε υπάρχουν κίνδυνοι για τον άνθρωπο, που έρχεται σε επαφή με τα μεταλλικά περιβλήματα των διαφόρων ηλεκτρικών συσκευών. Στην περίπτωση αυτή, το αποτέλεσμα της ηλεκτροπληξίας εξαρτάται κυρίως από την τιμή του ρεύματος. Σημασία έχουν επίσης και άλλοι παράγοντες, όπως: η τιμή της τάσης, η συχνότητα, η χρονική διάρκεια του ηλεκτροφυσικού φαινομένου, η κατάσταση του εδάφους (υγρό, στεγνό) κλπ. Στη βιβλιογραφία δίνονται διάφοροι πίνακες τιμών, ανάλογα με την περίπτωση ηλεκτροπληξίας. Ένας πίνακας για το αποτέλεσμα της ηλεκτροπληξίας στον άνθρωπο από το εναλλασσόμενο ρεύμα συχνότητας 50 Hz είναι ο ακόλουθος *Πίνακας 1.1*. Παρατηρεί κανείς, ότι η επικίνδυνη τιμή του ρεύματος διαρροής σε ασθενείς είναι αρκετά μικρότερη από εκείνη του υγιή ανθρώπου [5, 6, 7].

**Πίνακας 1.1:** Αποτέλεσμα του εναλλασσόμενου ρεύματος 50 Hz στον ανθρώπινο οργανισμό [5].

Τιμή ρεύματος	Αποτέλεσμα
1 mA	Όριο που γίνεται αντιληπτό
16 mA	Σύσπαση μυών
50 mA	Σε ορισμένες περιπτώσεις απώλεια των αισθήσεων - Τραυματισμός
100...300 mA	Κοιλιακός ινιδισμός (ταχύτατες συσπάσεις του μυοκαρδίου οι οποίες είναι ανεπαρκείς για την άντληση του αίματος)
5 A	Κοιλιακός ινιδισμός, διακοπή της αναπνοής κατά διαστήματα, εγκαύματα
Πάνω από 100 $\mu$ A	Επικίνδυνη τιμή ρεύματος για ασθενείς σε μονάδες επείγουσας ιατρικής (π.χ. μονάδα εντατικής θεραπείας, μονάδα αναπνευστικής ανεπάρκειας, κλπ.)

Η διαφορά μεταξύ γείωσης λειτουργίας και γείωσης προστασίας φαίνεται στα παραδείγματα του *Σχήματος 1.4*. Η γείωση λειτουργίας είναι απαραίτητη για τη

λειτουργία του κυκλώματος, π.χ. παράδειγμα α και παράδειγμα γ (γείωση ουδέτερου κόμβου μετασχηματιστή), ενώ η γείωση προστασίας (ή γείωση μεταλλικών) αποσκοπεί στην προστασία του ανθρώπου από διαρροή ρεύματος προς το μεταλλικό περίβλημα μιας ηλεκτρικής συσκευής, με το οποίο έρχεται αυτός σε επαφή, π.χ. παράδειγμα β και παράδειγμα γ (γείωση μεταλλικών του μετασχηματιστή) [2, 5, 6].



Σχήμα 1.4: Παραδείγματα γείωσης λειτουργίας και γείωσης προστασίας (ή γείωσης μεταλλικών) [5].

### 1.4.3 Γείωση ασφαλείας ή αντικεραυνικής προστασίας

Η γείωση ασφαλείας χρησιμεύει για την ασφάλεια των ευρισκόμενων στο περιβάλλον που έχει κατασκευαστεί. Ενδεικτικά παραδείγματα αυτού του είδους είναι οι γειώσεις των αλεξικέραυνων, οι γειώσεις των αντιστατικών δαπέδων των χώρων επείγουσας ιατρικής ανάγκης και των χώρων με μηχανήματα προηγμένης τεχνολογίας.

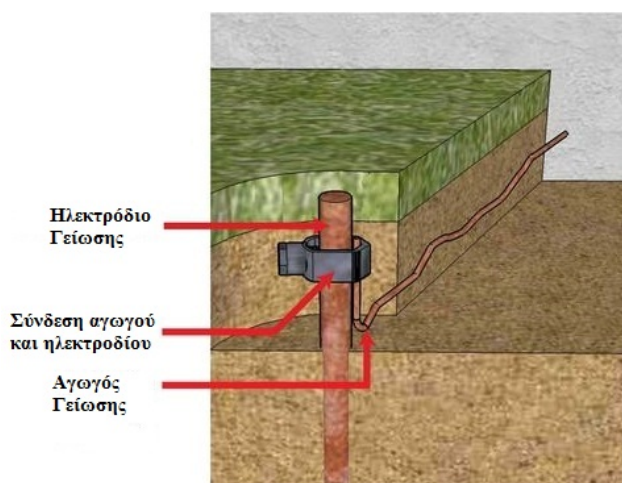
Επίσης, υπάρχει ιδιαίτερη γείωση στην περίπτωση εφεδρικής ηλεκτροδότησης μέσω ηλεκτροπαραγωγού ζεύγους, καθώς και όταν γενικά απαιτείται γείωση που δεν σχετίζεται με τη γείωση μεταλλικών της ηλεκτρικής εγκατάστασης (π.χ. γείωση ηλεκτρονόμου διαφυγής έντασης κλπ.).

## 1.5 Τύποι και μορφές ηλεκτροδίων γείωσης

Οι πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενοι τύποι γειωτών είναι [8]:

### 1.5.1 Ραβδοειδής

Η απλούστερη μορφή γειωτή είναι ράβδος κυκλικής διατομής ή διατομής σταυρού, διαφόρων μηκών. Καρφώνεται κατακόρυφα στο έδαφος και αποτελείται από τον αγωγό γείωσης, το ηλεκτρόδιο και τη σύνδεση μεταξύ τους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.5. Η αντίσταση του γειωτή καθορίζεται από την αντίσταση του ηλεκτροδίου και των συνδέσεων, την αντίσταση επαφής του ηλεκτροδίου με τη γη και την αντίσταση γης. Οι γειωτές κατασκευάζονται από αγωγίμα υλικά πολύ χαμηλής αντίστασης και δε βάνονται. Εφόσον το ηλεκτρόδιο γείωσης δεν έχει διαβρωθεί ή σκουριάσει, η αντίσταση γης είναι αυτή που παίζει καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση της τιμής της αντίστασης γείωσης [9].



Σχήμα 1.5: Στοιχεία ραβδοειδούς γειωτή <sup>[10]</sup>.

Το άνω μέρος της ράβδου (περίπου 25cm), μπαίνει συνήθως σε φρεάτιο γείωσης ώστε το σημείο σύνδεσής της με τον αγωγό γείωσης να είναι ελέγξιμο. Η τιμή της αντίστασης γείωσης μειώνεται όσο μεγαλώνει το μήκος της ράβδου ή το βάθος διείσδυσης του ηλεκτροδίου, ενώ η διάμετρος της ράβδου επιδρά ελάχιστα. Χρησιμοποιώντας περισσότερα ηλεκτρόδια ή άλλους τύπους και με σωστό σχεδιασμό του συστήματος γείωσης επιτυγχάνεται μείωση της αντίστασης [9].

### 1.5.2 Γειωτής πλάκας

Πλάκα διαφόρων διαστάσεων (ελάχιστες 500×500×2mm) από καθαρό ηλεκτρολυτικό χαλκό ή γάλυβα θερμά επιψευδαργυρωμένο ή μόλυβδο. Τοποθετείται κατακόρυφα

εντός του εδάφους, σε βάθος τουλάχιστον 50cm. Η τιμή της αντίστασης της γείωσης μειώνεται όσο μεγαλώνουν οι διαστάσεις της πλάκας και όσο βαθύτερα τοποθετείται στο έδαφος [8].

### **1.5.3 Γειωτής ταινίας**

Ταινία διαφόρων διαστάσεων από χαλκό ή θερμά επιψευδαργυρωμένο χάλυβα που τοποθετείται κάθετα σε μικρό βάθος, περίπου 50 έως 70cm. Η τιμή της αντίστασης της γείωσης μειώνεται όσο μεγαλώνει το μήκος της ταινίας που βρίσκεται εντός του εδάφους. Εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί αγωγός κυκλικής διατομής, αλλά συνήθως λόγω της μικρότερης επιφάνειας επαφής του με το έδαφος, η μετρούμενη τιμή αντίστασης γείωσης κυμαίνεται σε υψηλότερα επίπεδα από την αντίστοιχη ταινία ισοδύναμου διατομής [8].

### **1.5.4 Γειωτής τύπου "E"**

Ο γειωτής τύπου "E" κατασκευάζεται από καθαρό ηλεκτρολυτικό χαλκό ή χάλυβα θερμά επιψευδαργυρωμένο και αποτελείται ουσιαστικά από δύο στοιχεία. Κάθε ένα από αυτά τα στοιχεία αποτελούνται από πλάκες όπου αφού συναρμολογηθούν κατάλληλα μεταξύ τους, το πρώτο παίρνει την μορφή "Π" και το δεύτερο την μορφή "Γ". Χρησιμοποιώντας περισσότερα στοιχεία "Γ" μειώνεται η τιμή της αντίστασης γείωσης.

## **1.6 Συστήματα γείωσης**

Ανάλογα με το είδος των γειωτών που χρησιμοποιούνται και τη διάταξή τους, προκύπτουν τα ακόλουθα συστήματα γείωσης [8]:

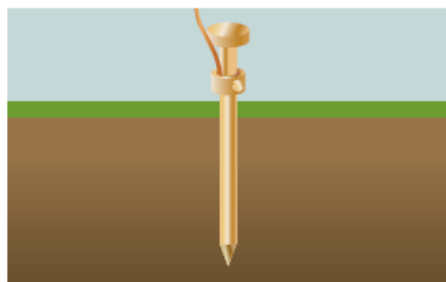
### **1.6.1 Πολυγωνική διάταξη**

Κατασκευάζεται από ραβδοειδείς γειωτές (Σχήμα 1.6α) οι οποίοι τοποθετούνται στις κορυφές ισόπλευρου πολυγώνου, συνήθως δε τριγώνου (τρίγωνο γείωσης). Οι ράβδοι συνδέονται μεταξύ τους με αγωγό γείωσης διατομής ανάλογης των απαιτήσεων της εγκατάστασης. Πολλές φορές λόγω έλλειψης χώρου ή για ευκολία, αντί της πολυγωνικής διάταξης οι ράβδοι μπορούν να τοποθετηθούν σε ευθεία διάταξη, σε διάταξη "Γ", σε κυκλική διάταξη κτλ. Για να είναι αποτελεσματική η μείωση της αντίστασης γείωσης χρησιμοποιώντας περισσότερα ηλεκτρόδια. Θα πρέπει όμως, να δοθεί προσοχή ώστε να μην εμπλέκονται οι περιοχές επιρροής τους όπως φαίνεται στο

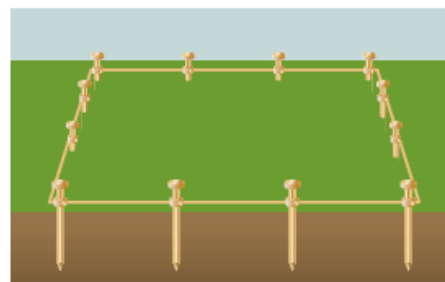
Σχήμα 1.7. Πρακτικά θα πρέπει η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων να είναι τουλάχιστον 1.5 φορές το βάθος τοποθέτησής τους.

### 1.6.2 Γείωση με πλάκες

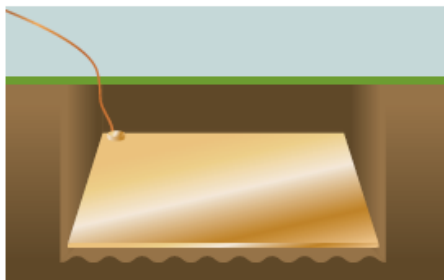
Κατασκευάζεται από πλάκες οι οποίες τοποθετούνται σε τυχαία διάταξη αρκεί η απόσταση μεταξύ των να είναι τουλάχιστον 3m. Οι πλάκες συνδέονται μεταξύ τους με αγωγό γείωσης διατομής αναλόγου των απαιτήσεων της εγκατάστασης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.6γ.



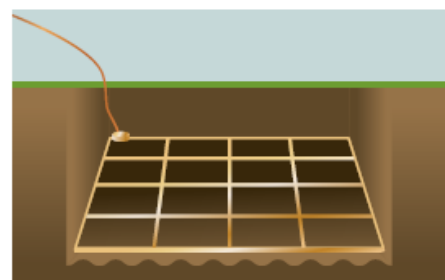
(α) ραβδοειδής γειωτής



(β) πολυγωνική διάταξη γείωσης



(γ) γειωτής πλάκας



(δ) πλέγμα γείωσης

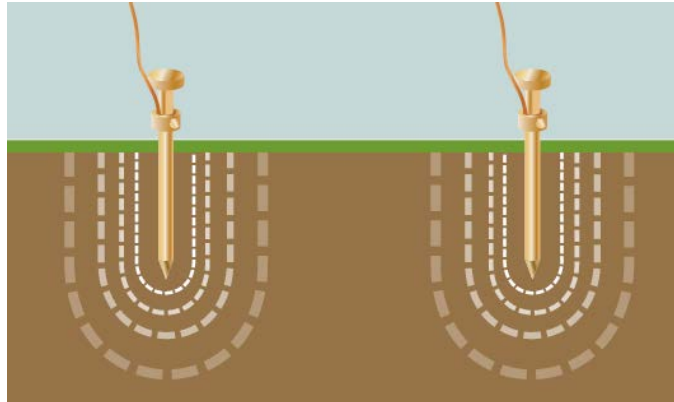
Σχήμα 1.6: Συστήματα γείωσης <sup>[11]</sup>.

### 1.6.3 Περιμετρική γείωση

Κατασκευάζεται από γειωτή ταινία ο οποίος τοποθετείται σε όρυγμα βάθους 50 έως 70cm, συνήθως, για να υπάρχει υγρό έδαφος περιμετρικά του κτηρίου, και σε απόσταση 2m από το κτήριο περίπου, διότι το έδαφος κοντά στο κτίριο συνήθως δεν είναι αγώγιμο (μπαζα) (Σχήμα 1.6β).

#### 1.6.4 Πλέγμα γείωσης

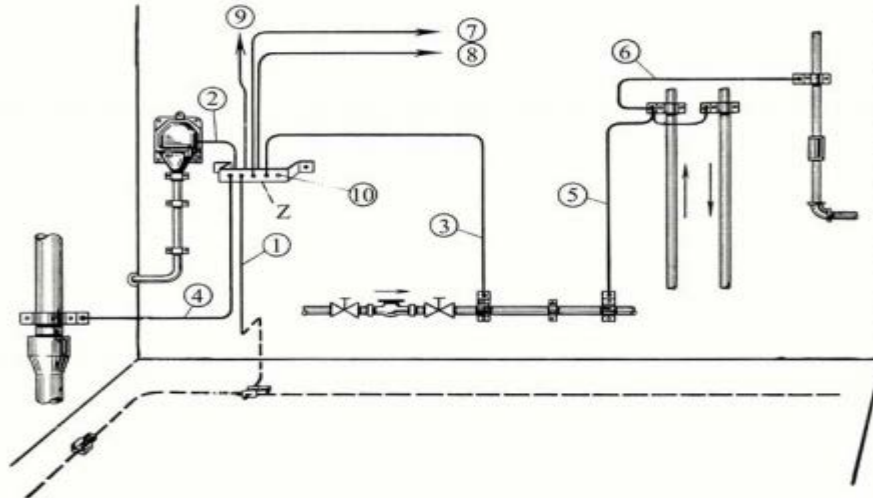
Πλέγμα από ταινίες με τετραγωνικά ανοίγματα πλάτους 0.7 έως 2m που τοποθετείται οριζόντια σε βάθος 50 έως 70cm. Το πλεονέκτημα τους είναι ότι οι βηματικές τάσεις στο έδαφος, επάνω από το πλέγμα, είναι αμελητέες (Σχήμα 1.6δ).



Σχήμα 1.7: : Περιοχή επιρροής ραβδοειδούς ηλεκτροδίου γείωσης <sup>[11]</sup>.

#### 1.6.5 Θεμελιακή γείωση

Κατασκευάζεται από γειωτή ταινίας ή σπανιότερα από αγωγό κυκλικής διατομής, που τοποθετείται εντός των συνδετήριων δοκαριών των πεδίων ή στα περιμετρικά τοιχία των θεμελίων του κτηρίου, σε μορφή κλειστού δακτυλίου (Σχήμα 1.8). Η τιμή της αντίστασης της γείωσης μειώνεται όσο μεγαλώνει το μήκος της ταινίας, όπως ακριβώς συμβαίνει και στην περίπτωση της περιμετρικής γείωσης με ταινία. Η θεμελιακή γείωση παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα έναντι των συμβατικών τύπων γείωσης: χαμηλή τιμή αντίστασης γείωσης, αντοχή στο χρόνο, μηχανική προστασία, εξάλειψη βηματικών τάσεων, ενώ η εγκατάσταση γίνεται σε ήδη υπάρχουσα εκσκαφή με αποτέλεσμα την ευκολία τοποθέτησής της, δίχως να απαιτείται ειδικός χώρος όπως συμβαίνει για την τοποθέτηση συμβατικών τύπων γειωτών. Για τους παραπάνω λόγους, η εγκατάσταση θεμελιακής γείωσης επιβάλλεται από το πρότυπο [12] για κάθε νεοαναγειρόμενο κτήριο.

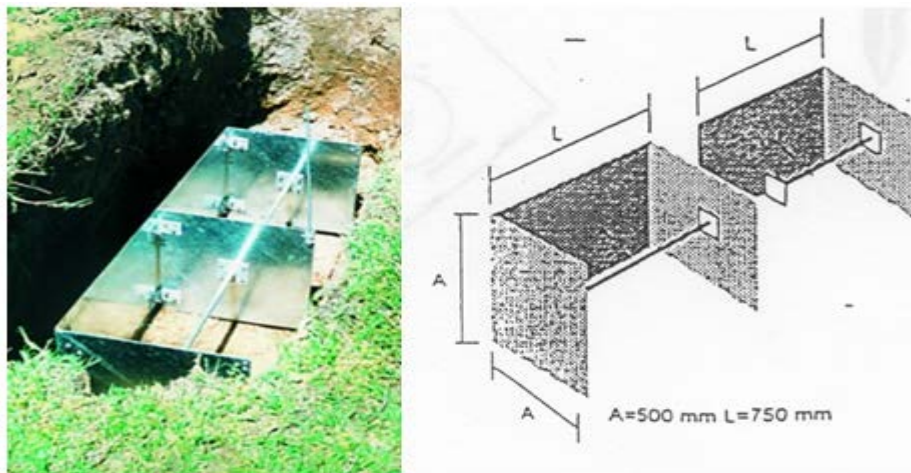


Σχήμα 1.8: Διάταξη θεμελιακής γείωσης <sup>[13]</sup>.

- |   |  |
|---|--|
| 1. Ηλεκτρόδιο θεμελιακής γείωσης              | 7. Σύνδεση με την εγκατάσταση κεραίας    |
| 2. Σύνδεση με τον ουδέτερο αγωγό σε δίκτυο TN | 8. Σύνδεση με την τηλεφωνική εγκατάσταση |
| 3. Σύνδεση με το δίκτυο υδρεύσεως             | 9. Σύνδεση με τη γείωση αλεξικέραυνου    |
| 4. Σύνδεση με το δίκτυο αποχέτευσης           | 10. Εφεδρικός αποδέκτης                  |
| 5. Σύνδεση με το δίκτυο κεντρικής θέρμανσης   | Z. Ζυγός γειώσεων                        |
| 6. Σύνδεση με το δίκτυο φυσικού αερίου        |  |

### 1.6.6 Γείωση με γειωτή τύπου "E"

Τοποθετείται εντός σκάμματος βάθους τουλάχιστον 1m, πλάτους τουλάχιστον 75cm και μήκος ανάλογο του αριθμού των στοιχείων "Γ" που θα τοποθετηθούν όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 1.9.



Σχήμα 1.9: Γειωτής τύπου "E" <sup>[14]</sup>.

### 1.6.7 Συνδυασμός γειώσεων

Πολλές φορές λόγω μεγάλης ειδικής αντίστασης του υπεδάφους (βραχώδες, ξηρή άμμος κτλ.) αλλά και περιορισμένου διαθέσιμου για γείωση χώρου, απαιτείται να γίνει κάποιος συνδυασμός από τα παραπάνω είδη γείωσης, τέτοιος ώστε να επιτευχθεί "αύξηση" του μήκους του γειωτή χωρίς να απαιτείται επιπλέον χώρος [8].

### 1.7 Αντίσταση γείωσης

Η αντίσταση γείωσης εκφράζει την αντίσταση που προβάλλει το έδαφος στη διέλευσης του ηλεκτρικού ρεύματος. Στην πραγματικότητα η γη είναι σχετικά κακός αγωγός του ηλεκτρισμού συγκρίνοντάς την με ένα κανονικό αγωγό όπως είναι ένα καλώδιο χαλκού. Αλλά, αν το μονοπάτι του ρεύματος είναι μεγάλο, τότε η αντίσταση μπορεί να είναι πολύ μικρή και η γη μπορεί να θεωρηθεί ως καλός αγωγός του ηλεκτρισμού [1]. Η αντίσταση γείωσης κάθε συστήματος ηλεκτροδίων, θεωρητικά μπορεί να υπολογιστεί από μαθηματικές σχέσεις βασισμένες στη γενική σχέση υπολογισμού της αντίστασης:

$$R_g = \rho \cdot \frac{L}{A} \quad (1.3)$$

όπου  $\rho$  η ειδική αντίσταση του εδάφους σε *Ohm-m*,  $L$  το μήκος του αγωγίμου μονοπατιού σε *m* και  $A$  το εμβαδόν της αγωγίμης διαδρομής σε  $m^2$  [15].

Είναι προφανές πως η αντίσταση γείωσης είναι ανάλογη της ειδικής αντίστασης του εδάφους, και αντιστρόφως ανάλογη προς την επιφάνεια επαφής του ηλεκτροδίου με το έδαφος. Για το λόγο αυτό, το υλικό των ηλεκτροδίων γείωσης είναι κατά κανόνα χαλκός, επικασσιτερωμένος, για την αποφυγή οξειδωσης.

Η αντίσταση γείωσης ενός ηλεκτροδίου ή συστήματος γείωσης, για μια συγκεκριμένη εκφόρτιση ρεύματος είναι ο λόγος της διαφοράς δυναμικού μεταξύ του σημείου σύνδεσης του ηλεκτροδίου και ενός πιο μακρινού σημείου της γης και του ρεύματος εκφόρτισης, δηλαδή:

$$R_g = \frac{V}{I} \quad (1.4)$$

Η αντίσταση γείωσης ( $R_g$ ) είναι η συνισταμένη των εν παραλλήλω, αναπτυσσόμενων ακτινικά προς την επιφάνεια του ηλεκτροδίου, απειροστών αντιστάσεων διαβάσεως. Για το λόγο αυτό είναι μία ωμική αντίσταση στο έδαφος γύρω από το ηλεκτρόδιο και όχι ένα είδος επιφανειακής αντίστασης του ηλεκτροδίου και εκφράζει την αντίσταση



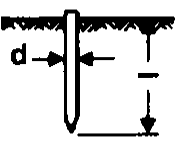
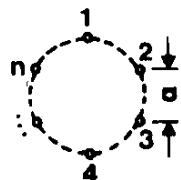
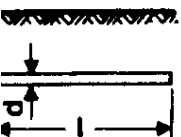
διαβάσεως του ρεύματος, από το αγώγιμο υλικό του ηλεκτροδίου, προς το έδαφος που το περιβάλλει. Η αντίσταση γείωσης εξαρτάται από τις εξής τρεις συνιστώσες:

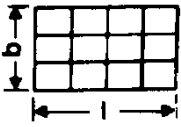
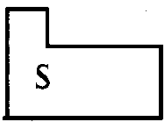
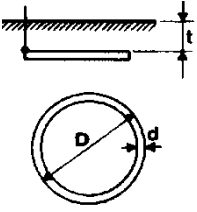
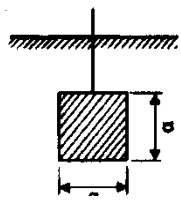
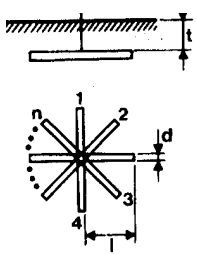
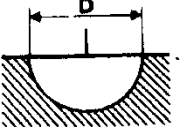
1. Την αντίσταση του ηλεκτροδίου γείωσης και των συνδέσεων σ' αυτό.
2. Την αντίσταση επαφής μεταξύ ηλεκτροδίου και του παρακείμενου εδάφους.
3. Την ειδική αντίσταση του εδάφους που περιβάλλει το ηλεκτρόδιο.

Η αντίσταση του ηλεκτροδίου και των συνδέσεών του είναι αμελητέα. Επομένως, σημαντικός παράγοντας που λαμβάνεται υπόψη κατά τη σχεδίαση και ανάλυση ενός συστήματος γείωσης είναι η ειδική αντίσταση του εδάφους. Ένας άλλος παράγοντας που επιδρά στην τιμή της αντίστασης γείωσης είναι το είδος και το μέγεθος του συστήματος γείωσης.

Στον Πίνακα 1.2 δίνονται μερικοί τύποι γειωτών και οι τύποι βάσει των οποίων υπολογίζεται η αντίσταση γείωσής τους [14].

**Πίνακας 1.2:** Μαθηματικοί τύποι υπολογισμού αντίστασης ηλεκτροδίου γείωσης<sup>[14]</sup>.

A/A	Είδη ηλεκτροδίων γείωσης	Τύπος	Προσεγγιστικός τύπος
1	 Πάσσαλος (πλάγια όψη)	$R_g = \frac{\rho}{2 \cdot \pi \cdot l_{eff}} \cdot \ln\left(\frac{4 \cdot l_{eff}}{d}\right)$ $l_{eff} \approx l - 0.5 \text{ m}$	$R_g \approx \frac{\rho}{l_{eff}}$
2	 Πολύγωνο Πασσάλων $a \geq 1$ (κάτοψη)	$R_g \approx k \cdot \frac{1}{n} \cdot R_{g1}$ $\frac{a}{l} = 3 : n = 5 : k \approx 1.2$ $R_g =$ αντίσταση ενός πασσάλου	$k = (1 \dots 1.5)$ για $n = 10 : k \approx 1.25$
3	 Ταινία γείωσης ή επιφανειακός γειωτής, βάθος $h = 0.5 - 1.0 \text{ m}$ (πλάγια όψη)	$R_g = \frac{\rho}{\pi l} \ln\left(\frac{2l}{d}\right)$	$R_g \approx \frac{2\rho}{l}$

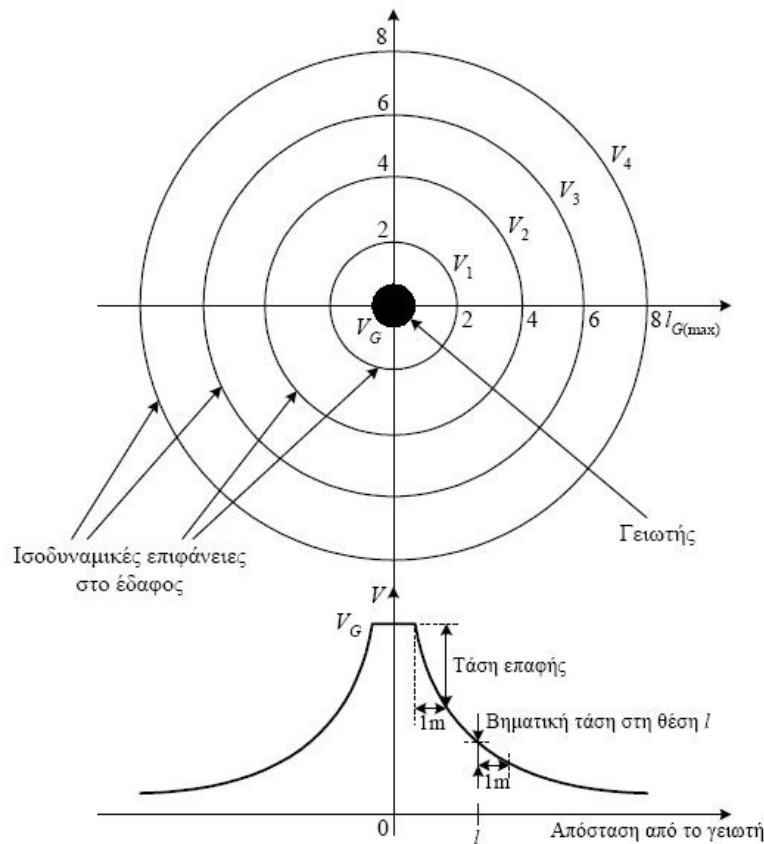
4		Θεμελιακή γειώση $D = \sqrt{\frac{4}{\pi} S}$	-----	$R_g = \frac{2}{\pi} \frac{\rho}{D}$
5		Πλέγμα σε βάθος $h = 0.5-1.0 \text{ m}$ $D = \sqrt{\frac{4bl}{\pi}}$ (κάτοψη)	$R_g \approx \frac{\rho}{2d} + \frac{\rho}{lg}$ $l \cdot g = \text{συνολικό μήκος αγωγού}$	$R_g \approx \frac{\rho}{2D}$
6		Κυκλικός γειωτής (κάτοψη)	$R_g = \frac{\rho}{2\pi^2 D} \ln \frac{2l}{d} \cdot \left( 1 + \frac{\ln \frac{2D}{t}}{\ln \frac{8D}{d}} \right)$	$R_g = \frac{2\rho}{\pi D}^{(1)}$
7		Γειωτής πλάκας, S [m <sup>2</sup> ] (πλάγια όψη)	-----	$R_g = \frac{\rho}{4.5\alpha}^{(2)}$
8		n=2 n=3 n=4 n=5	$R_g = \frac{\rho}{2\pi l} \ln \left( \frac{l^2}{0.27td} \right)$ $R_g = \frac{\rho}{2\pi l} \ln \left( \frac{l^2}{0.25td} \right)$ $R_g = \frac{\rho}{2\pi l} \ln \left( \frac{l^2}{0.22td} \right)$ $R_g = \frac{\rho}{2\pi l} \ln \left( \frac{l^2}{0.09td} \right)$	-----
9		Ημισφαιρικός γειωτής	$R_g = \frac{\rho}{\pi D}^{(3)}$	-----

<sup>1</sup> Για ακανόνιστους βράχους μπορεί να χρησιμοποιηθεί η ισοδύναμη διάμετρος  $D = 0.33 \cdot U$ , όπου U το μήκος του αγωγού.

<sup>2</sup> Για πλάκες που δεν είναι τετράγωνα, θέτουμε  $a = \sqrt{S}$ , όπου S η επιφάνεια.

<sup>3</sup> Για ένα γειωτή με όγκο V ακανόνιστου σχήματος εφαρμόζεται ο τύπος του σφαιρικού.

Αν ένας γειωτής τεθεί υπό τάση  $U$  ως προς την άπειρη γη, δημιουργείται ένα πεδίο ροής και δυναμικού γύρω από τον γειωτή. Όσο περισσότερο απομακρυνόμαστε από τον γειωτή, τόσο μειώνεται η τάση. Το διάγραμμα τάσης-απόστασης ονομάζεται χοάνη δυναμικού του γειωτή και φαίνεται στο Σχήμα 1.10. Η χοάνη δυναμικού δίνει την περιοχή επίδρασης του γειωτή ή την απόσταση της άπειρης γης και επίσης χρησιμοποιείται για να εκτιμήσουμε το σφάλμα στη μέτρηση της αντίστασης γειωτών [14].



Σχήμα 1.10: Διάγραμμα δυναμικού γύρω από το γειωτή.

### 1.7.1 Μέθοδοι βελτίωσης της αντίστασης γείωσης <sup>[9, 15]</sup>

Πολλές φορές κατά την κατασκευή ενός συστήματος γείωσης ή κατά τη λειτουργία του κρίνεται απαραίτητη η μείωση της τιμής της αντίστασής του για τους παρακάτω λόγους:

- Μεγάλη ειδική αντίσταση του εδάφους
- Περιορισμένος χώρος εγκατάστασης

- Ιδιαίτερα διαβρωτικό έδαφος
- Ασταθείς καιρικές συνθήκες με αποτέλεσμα τη μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους
- Μείωση κόστους

Επιγραμματικά αναφέρονται μερικοί πρακτικοί τρόποι βελτίωσης:

1. Αύξηση μήκους του ηλεκτροδίου γείωσης.
2. Χρήση πολλαπλών ηλεκτροδίων γείωσης.
3. Χημική επεξεργασία εδάφους που περιβάλλει το σύστημα γείωσης.

### 1.8 Ειδική αντίσταση του εδάφους

Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο εδάφιο, προκειμένου να αναλυθεί, σχεδιαστεί και κατασκευαστεί ένα αποτελεσματικό σύστημα γείωσης με ελάχιστο κόστος προς εξυπηρέτηση μιας ενεργειακής ή τηλεπικοινωνιακής εγκατάστασης, θα πρέπει να είναι γνωστή η αντίσταση γείωσης. Η *ειδική αντίσταση του εδάφους* ( $\rho$ ) είναι ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες που καθορίζουν την αντίσταση του συστήματος γείωσης.

Σε μια καινούργια ηλεκτρική μονάδα οι μελέτες και οι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους είναι χρήσιμες στην αναζήτηση της βέλτιστης θέσης εγκατάστασης του συστήματος γείωσης, ώστε να επιτυγχάνεται η μικρότερη δυνατή αντίσταση γείωσης. Οι μελέτες αυτές είναι απαραίτητες για τον προσδιορισμό του υπεδάφους όσον αφορά στον αριθμό και στο βάθος των στρωμάτων, στα πετρώματα από τα οποία αποτελείται, στη σύστασή του, στη θέση του υδροφόρου ορίζοντα καθώς και στην ύπαρξη τυχόν θαμμένων μεταλλικών αντικειμένων που δύναται να επηρεάζουν την αντίσταση γείωσης [1, 15]. Μελέτες της ειδικής αντίστασης του εδάφους που πραγματοποιήθηκαν σε διάφορες περιοχές της Ελλάδας [16], έδειξαν ότι στην ανάλυση θα πρέπει να θεωρείται μοντέλο εδάφους τουλάχιστον δύο στρωμάτων. Επιπλέον, η επανάληψη των μετρήσεων καθιστά φανερό ότι η τιμή της ειδικής αντίστασης μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια του έτους και εξαρτάται από τις εποχές, λαμβάνοντας τη μέγιστη τιμή κατά τους θερινούς μήνες.

Οι παράγοντες που επηρεάζουν την ειδική αντίσταση του εδάφους και κατ' επέκταση την αντίσταση γείωσης είναι αρκετοί. Ο τύπος του εδάφους αποτελεί καθοριστικό παράγοντα στη διαμόρφωση της τιμής της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Το έδαφος

σπάνια είναι ομογενές και συνεπώς η ειδική του αντίσταση διαφέρει γεωγραφικά και σε διαφορετικά βάθη. Στον Πίνακα 1.3 παρατίθενται ενδεικτικές τιμές της ειδικής αντίστασης για διαφορετικούς τύπους εδαφών.

**Πίνακας 1.3:** Ειδική αντίσταση διαφορετικών τύπων εδάφους <sup>[15]</sup>.

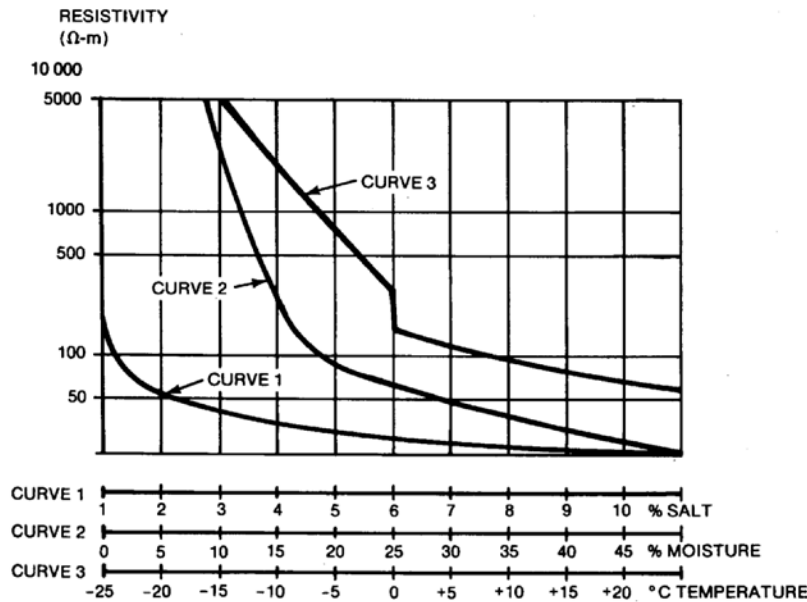
Τύπος Εδάφους	Ειδική αντίσταση ( <i>Ohm-m</i> )
Επιφάνεια εδάφους, παχύ χώμα κτλ.	1-50
Λάσπη, πηλός, χώμα	2-100
Άμμος και χαλίκι	50-1000
Επιφάνεια ασβεστόλιθου	100-10000
Σχιστόλιθος	5-100
Αμμόπετρα με χαλαζία και άμμο	20-2000
Γρανίτης, βασάλτης, κ.τ.λ.	1000
Διαλυόμενος γνευσίτης (ορυκτό)	50-500
Πλακόστρωτα κτλ.	10-100

Ένας δεύτερος παράγοντας, που επηρεάζει την τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους, είναι η υγρασία. Δεδομένου ότι, η ειδική αντίσταση είναι άμεσα συνδεδεμένη με την περιεκτικότητα του εδάφους σε νερό, μπορούμε λογικά να θεωρήσουμε ότι όσο αυξάνεται η υγρασία τόσο μειώνεται η ειδική αντίσταση του εδάφους και αντίστροφα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι, η αγωγιμότητα του νερού είναι σε μεγάλο βαθμό ηλεκτρολυτική. Θα πρέπει βέβαια να επισημάνουμε ότι, η ακριβής περιεκτικότητα σε νερό είναι μεταβλητή εξαρτώμενη από τη φύση του υπεδάφους, το βάθος της υπόγειας στάθμης του νερού, τις καιρικές συνθήκες και την εποχή του χρόνου με συνέπεια τη μεταβολή της τιμής της ειδικής αντίστασης κατά τη διάρκεια του έτους [9].

Επίσης, τα διαλυμένα άλατα στο νερό τείνουν να μειώσουν την ειδική αντίσταση του εδάφους. Μια αρκετά μικρή ποσότητα διαλυμένων αλάτων στο νερό είναι ικανή να μειώσει την τιμή της ειδικής αντίστασης σε αξιοσημείωτο βαθμό σε σχέση με την τιμή που αυτή έχει όταν το νερό είναι απιονισμένο. Επιπλέον, διαφορετικά είδη αλάτων επιδρούν με διαφορετικό τρόπο και πιθανώς αυτό να είναι μια εξήγηση γιατί η ειδική αντίσταση ομοίων εδαφών από διαφορετικές περιοχές παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις. Εξάλλου, η τεχνητή προσθήκη διαλυτών ουσιών στο νερό σε ορισμένες περιπτώσεις, όπως χλωριούχο νάτριο ( $\text{NaCl}$  - κοινό μαγειρικό αλάτι), χλωριούχο ασβέστιο ( $\text{CaCl}_2$ ), θειικός χαλκός ( $\text{CuSO}_4$ ) ή θειικό μαγνήσιο ( $\text{MgSO}_4$ ), αποτελεί πρακτικό τρόπο βελτίωσης της τιμής της ειδικής αντίστασης του εδάφους [15].

Ακόμα ένας παράγοντας, που επηρεάζει την ειδική αντίσταση, είναι η θερμοκρασία. Εφόσον η ειδική αντίσταση του εδάφους καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό από την περιεκτικότητα σε νερό και δεδομένου ότι η ειδική αντίσταση του νερού έχει μεγάλο θερμοκρασιακό συντελεστή, είναι αναμενόμενο καθώς η θερμοκρασία του εδάφους αυξάνεται να μειώνεται η ειδική αντίσταση του εδάφους. Σημειώνεται ότι, η ειδική αντίσταση αυξάνεται κλιμακωτά με μείωση της θερμοκρασίας του εδάφους από 25°C έως και 0°C. Εάν η θερμοκρασία του εδάφους πέσει κάτω από τους 0°C τότε η ειδική αντίσταση αυξάνεται ταχέα. Συνεπώς, σε παγωμένες επιφάνειες κατά τη διάρκεια του χειμώνα, η ειδική αντίσταση του εδάφους ενδεχομένως να λαμβάνει αρκετά υψηλή τιμή [4, 15].

Στο Σχήμα 1.12 παρουσιάζεται η μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους συναρτήσει της περιεκτικότητας αυτού σε άλατα, της υγρασίας και της θερμοκρασίας.



**Σχήμα 1.11:** Μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους συναρτήσει της περιεκτικότητας σε άλατα (CURVE 1), της υγρασίας (CURVE 2) και της θερμοκρασίας (CURVE 3) <sup>[3]</sup>.

Το μέγεθος των κόκκων, η παρουσία κόκκων διαφορετικών μεγεθών και η κατανομή τους επηρεάζουν τον τρόπο με τον οποίο κατακρατείται η υγρασία και συνεπώς την ειδική αντίσταση τους εδάφους. Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος των κόκκων, τόσο μεγαλύτερη είναι η τιμή της ειδικής αντίστασης ως αποτέλεσμα της επιφανειακής τάσης, η οποία κατακρατεί την υγρασία. Όταν το μέγεθος των κόκκων ποικίλει, τα κενά

που δημιουργούνται μεταξύ των μεγάλων σε μέγεθος κόκκων συμπληρώνονται από τους μικρότερους κόκκους κι έτσι η ειδική αντίσταση του εδάφους μειώνεται. Έχει επίσης αποδειχθεί, ότι ο βαθμός συμπίεσης του εδάφους μεταβάλλει την τιμή της ειδικής αντίστασης, δηλαδή πιο συμπαγείς δομές εδάφους παρουσιάζουν χαμηλότερες τιμές ειδικής αντίστασης [1].

Τέλος, η ειδική αντίσταση του εδάφους επηρεάζεται από την αναπτυσσόμενη ένταση του ηλεκτρικού πεδίου, που αναπτύσσεται από το ηλεκτρόδιο γείωσης όταν αυτό διαρρέεται από ρεύμα. Η τιμή αυτή διαφέρει ανάλογα με το είδος του εδάφους, αλλά συνήθως είναι της τάξης των μερικών εκατοντάδων  $kV/m$ . Σε περίπτωση που σε μια περιοχή του εδάφους η τιμή αυτή ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο, τότε εκδηλώνονται ηλεκτρικά τόξα με αποτέλεσμα τη μείωση της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Στον υπόλοιπο χώρο η τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους παραμένει αμετάβλητη [14].

Σημειώνεται ότι, έδαφος με μικρή τιμή ειδικής αντίστασης είναι συχνά πολύ διαβρωτικό λόγω της περιεκτικότητας του σε νερό και άλατα, και συνεπώς ενδεχομένως να διαβρώσει το ηλεκτρόδιο γείωσης και της συνδέσεις αυτού. Γι' αυτό το λόγο, συνιστάται τα συστήματα γείωσης να ελέγχονται σε ετήσια βάση.

*Βιβλιογραφία*

- [1] TAGG G. F.: “*Earth Resistances*”, George Newnes Limited, London, 1994.
- [2] ΓΚΟΝΟΣ Ι. Φ.:, “*Μεταβατική συμπεριφορά συστημάτων γείωσης*”, Διδακτορική Διατριβή, Ε.Μ.Π., Αθήνα, 2002.
- [3] ANSI/IEEE Std 80-2000, “*IEEE guide for safety in AC substation grounding*”, 2000.
- [4] ANSI/IEEE Std 81-1983 (Revision of IEEE Std 81-1962), “*IEEE Guide for measuring earth resistivity, ground impedance, and earth surface potentials of a ground system*”, 1983.
- [5] ΜΠΟΥΡΚΑΣ Π. Δ.: “*Εφαρμογές κτιριακών και βιομηχανικών εγκαταστάσεων*”, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, 1998.
- [6] ΜΠΟΥΡΚΑΣ Π. Δ.: “*Εφαρμογές εγκαταστάσεων σε νοσοκομεία*”, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, 1999.
- [7] ΤΣΑΝΑΚΑΣ Δ. Κ.: “*Ειδικά κεφάλαια ηλεκτρικών εγκαταστάσεων και δικτύων, Α΄ Μέρος, Προστασία ανθρώπων και εξοπλισμού*”, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Πατρών, Πάτρα, 2007.
- [8] “*ΓΕΙΩΣΕΙΣ*”, <http://www.elemko.gr/documents/earthings.asp>, Ανάκτηση: 06/06/2011.
- [9] LEM Instruments, “*Ground Resistance - Principles, Testing, Techniques & Applications*”, Electrical grounding techniques, 2001.
- [10] GROMICKO N., LONDON R., and SHEPARD K.: “*Home Service Grounding Electrodes*”, <http://www.nachi.org/grounding-electrodes.htm>, Ανάκτηση: 10/06/2011.
- [11] FLUKE, “*Principles, testing methods and applications: earth ground resistance*”, Installations & Contracting, 2009.
- [12] ΕΛΟΤ HD 384, “*Απαιτήσεις για ηλεκτρικές εγκαταστάσεις*”, 2004.
- [13] ΕΛΟΤ 1424, Σχέδιο, “*Απαιτήσεις για θεμελιακή γείωση*”, 2006.
- [14] ΚΟΥΡΠΝΗ Ε. Α.: “*Μελέτη της μεταβολής της αντίστασης γείωσης με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων*”, Διπλωματική εργασία, Ε.Μ.Π., Αθήνα, 2011.
- [15] MEGGER, “*Getting down to earth*”, A practical guide to earth resistance, 2005.
- [16] GONOS I. F., MORONIS A. X., STATHOPOULOS I.A.: “*Variation of Soil Resistivity and Ground Resistance during the Year*”, 28<sup>th</sup> International Conference on Lightning Protection, KANAZAWA, 2006.



## Κεφάλαιο 2

# Μέθοδοι μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης

### 2.1 Εισαγωγή

Η ειδική αντίσταση του εδάφους μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια του έτους ανάλογα με τις καιρικές συνθήκες. Θα πρέπει να τονισθεί ότι είναι απαραίτητη η μέτρηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους κατά τους καλοκαιρινούς μήνες, που εμφανίζει τη μέγιστη τιμή και συνάμα τη δυσμενέστερη περίπτωση. Τέτοιοι έλεγχοι και μετρήσεις πραγματοποιούνται σε σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, σε συστήματα μεταφοράς και διανομής, στη βιομηχανία καθώς επίσης και σε συστήματα τηλεπικοινωνιών [1].

Το κεφάλαιο αυτό πραγματεύεται τις αρχές και τις σημαντικότερες μεθόδους μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης.

### 2.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τις απαιτήσεις του γειωτή

Όπως παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η τιμή της αντίστασης γείωσης θεωρείται ότι λαμβάνει αρκετά χαμηλή τιμή. Αυτό δεν μπορεί να αποτελέσει γενικό κανόνα για κάθε περίπτωση. Στη συνέχεια παρατίθενται ορισμένοι παράγοντες οι οποίοι ενδεχομένως να τροποποιήσουν τις απαιτήσεις του ηλεκτροδίου γείωσης σε ένα σύστημα από έτος σε έτος:

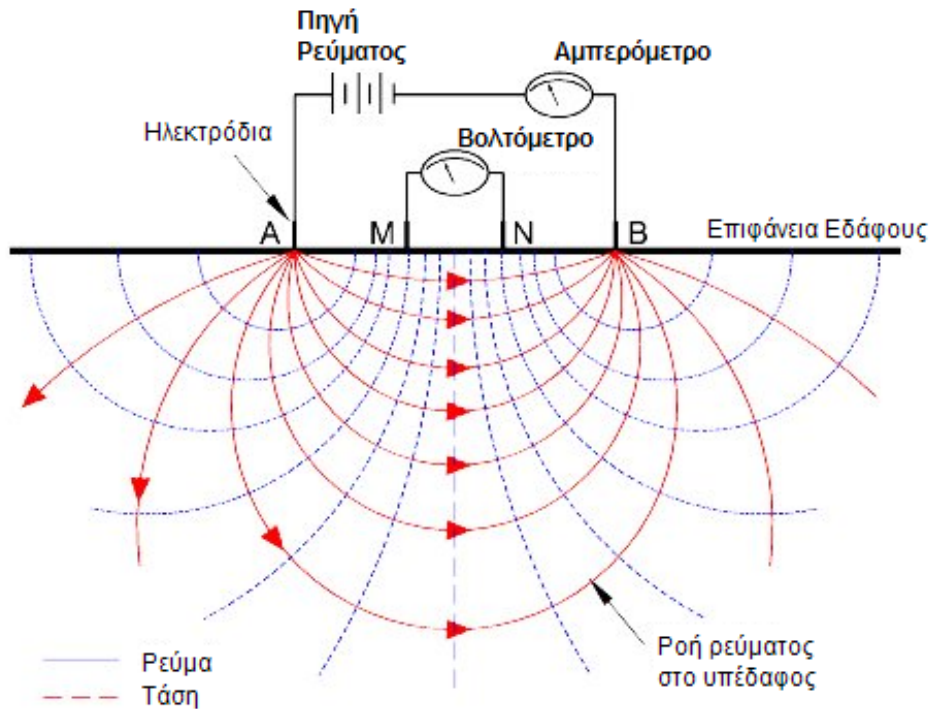
- Μια βιομηχανία ή ενεργειακή επιχείρηση μπορεί να επεκταθεί σε μέγεθος. Επίσης, νέες εγκαταστάσεις κτίζονται όλο και μεγαλύτερες. Οι αλλαγές αυτές δημιουργούν διαφορετικές ανάγκες στο ηλεκτρόδιο γείωσης. Τιμές αντίστασης οι οποίες στο παρελθόν θεωρούνταν ικανοποιητικά χαμηλές, κατά τις σημερινές απαιτήσεις θεωρούνται απαρχαιωμένα πρότυπα.

- Οι επιχειρήσεις εγκαθιστούν σύγχρονο εξοπλισμό ο οποίος ελέγχεται μέσω υπολογιστή και επομένως τα προβλήματα του ηλεκτρικού θορύβου γίνονται μεγαλύτερα. Ο θόρυβος ο οποίος δεν επηρεάζει εξοπλισμό παλαιότερης τεχνολογίας μπορεί να αποβεί επιζήμιος για το σύγχρονο εξοπλισμό προκαλώντας καθημερινά προβλήματα
- Σε αρκετές περιοχές ο υδροφόρος ορίζοντας σταδιακά μειώνεται. Σε ένα έτος, αρκετά συστήματα γείωσης τα οποία παλαιότερα ήταν αποτελεσματικά ενδέχεται να παρουσιάσουν μεγάλη τιμή αντίστασης γείωσης λόγω ξηρασίας.

Οι παραπάνω παράγοντες τονίζουν τη σημασία του συνεχούς και περιοδικά προγραμματισμένου ελέγχου της αντίστασης γείωσης. Δεν αρκεί η μέτρηση της αντίστασης γείωσης μόνο κατά την εγκατάσταση του συστήματος [2].

### 2.3 Μέθοδοι μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους

Για τη μέτρηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους είναι απαραίτητη η ροή ρεύματος μέσω αυτού. Η αρχή της μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.1.



Σχήμα 2.1: Διάταξη μέτρησης ειδικής αντίστασης.

Αυτό μπορεί να γίνει μόνο τοποθετώντας ηλεκτρόδια μέσα στη γη, τα οποία τροφοδοτούνται με ρεύμα. Συγκεκριμένα, ηλεκτρικό ρεύμα εισέρχεται στο υπέδαφος από το ηλεκτρόδιο Α και εξέρχεται από το ηλεκτρόδιο Β (ηλεκτρόδια ρεύματος), με αποτέλεσμα να αναπτυχθεί ηλεκτρικό πεδίο εξαρτώμενο από τη δομή του υπεδάφους. Με τη βοήθεια δύο άλλων ηλεκτροδίων Μ, Ν (ηλεκτρόδια δυναμικού) μετριέται η διαφορά δυναμικού  $\Delta V$ , που αναπτύσσεται.

Αναλυτικότερα, η τάση σε οποιοδήποτε σημείο υπολογίζεται βάσει του τύπου:

$$U = \frac{\rho \cdot I}{2 \cdot \pi} \cdot \left( \frac{1}{r_A} - \frac{1}{r_B} \right) \quad (2.1)$$

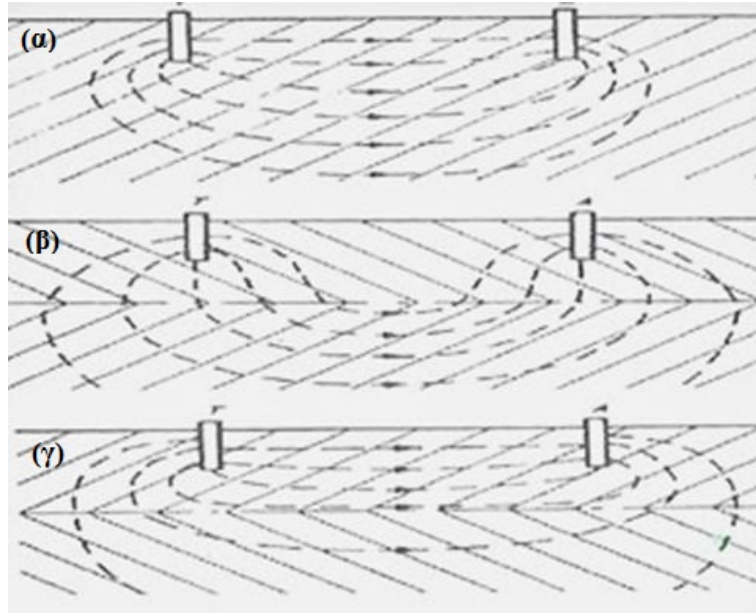
όπου  $r_A$  και  $r_B$  είναι η απόσταση του σημείου από τα Α και Β, αντίστοιχα. Το δυναμικό  $V_{MN}$  δίδεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$V_{MN} = U_M - U_N = \frac{\rho \cdot I}{2 \cdot \pi} \cdot \left[ \left( \frac{1}{AM} - \frac{1}{BM} \right) - \left( \frac{1}{AN} - \frac{1}{BN} \right) \right] \quad (2.2)$$

όπου  $U_M$  and  $U_N$  είναι το δυναμικό στα σημεία Μ και Ν. AM, BM, AN, BN είναι οι αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων Α και Μ, Β και Μ, Α και Ν, Β και Ν, αντίστοιχα.

Από τις μετρήσεις της έντασης του ηλεκτρικού ρεύματος και της διαφοράς δυναμικού υπολογίζουμε τη φαινόμενη ειδική ηλεκτρική αντίσταση, η οποία εξαρτάται όχι μόνο από την ειδική αντίσταση των πετρωμάτων αλλά και από τον τρόπο διάταξης των ηλεκτροδίων ρεύματος και δυναμικού. Από την επεξεργασία της φαινόμενης ειδικής ηλεκτρικής αντίστασης προκύπτει η κατανομή της πραγματικής ειδικής ηλεκτρικής αντίστασης στο υπέδαφος, δηλαδή η γεωηλεκτρική δομή του υπεδάφους.

Σε θέσεις, όπου η ειδική αντίσταση του εδάφους μεταβάλλεται με το βάθος, οι μετρήσεις σε μόνο μία κατεύθυνση πιθανόν να μην είναι επαρκείς, αλλά μπορεί να απαιτηθεί να γίνουν μετρήσεις και σε διαφορετικές κατευθύνσεις ή να απαιτηθεί μεταβολή των αποστάσεων των ηλεκτροδίων από το σημείο Μ προκειμένου να διερευνηθεί η μεταβολή της ειδικής αντίστασης σε οριζόντια επίπεδα. Ιδιαίτερη προσοχή πρέπει να δοθεί ώστε το επιλεγόμενο σημείο Μ να βρίσκεται όσο το δυνατόν μακρύτερα από θαμμένα μεταλλικά αντικείμενα. Στο Σχήμα 2.2 απεικονίζεται η επίδραση της μεταβολής της ειδικής αντίστασης των στρωμάτων του εδάφους στη ροή του ρεύματος.



**Σχήμα 2.2:** Επίδραση των στρωμάτων που παρουσιάζει το έδαφος στη ροή του ρεύματος κατά την μέτρηση **α)** ομοιογενούς ειδικής αντίστασης, **β)** πολύ χαμηλής ειδικής αντίστασης στα κατώτερα στρώματα, **γ)** πολύ υψηλής ειδικής αντίστασης στα κατώτερα στρώματα.

Στα [1-7] αναλύονται διάφορες μέθοδοι μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους.

Οι κυριότερες είναι:

- α)** Η μέθοδος των τεσσάρων σημείων.
- β)** Η μέθοδος των τριών σημείων.
- γ)** Η μέθοδος των δύο σημείων.

Οι μέθοδοι **β** και **γ** χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο για τη μέτρηση της αντίστασης γείωσης και θα αναλυθούν στο *εδάφιο 2.4*.

Κατά καιρούς οι ερευνητές πρότειναν διαφορετικούς τρόπους διάταξης των τεσσάρων ηλεκτροδίων και έτσι προέκυψαν οι εξής τεχνικές μέτρησης της ειδικής αντίστασης:

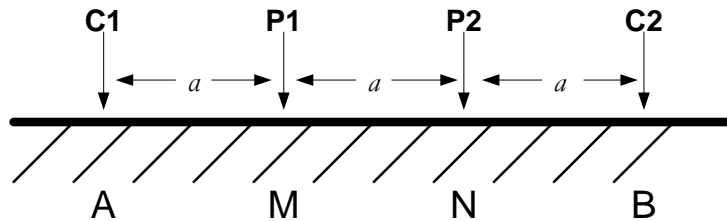
- i.** Μέθοδος Wenner
- ii.** Μέθοδος Schlumberger - Palmer
- iii.** Διάταξη κεντρικού ηλεκτροδίου
- iv.** Μέθοδος Lee
- v.** Μέθοδος διπόλου - διπόλου
- vi.** Τετραγωνική διάταξη

Ακολουθώς αναλύονται οι βασικές μέθοδοι μέτρησης της ειδικής αντίστασης.

### 2.3.1 Η μέθοδος των τεσσάρων σημείων (ηλεκτροδίων)

#### 2.3.1.1 Διάταξη Wenner

Για τη μέτρηση της ειδικής αντίστασης χρησιμοποιούνται τέσσερα μικρού μήκους ηλεκτρόδια, τα οποία τοποθετούνται σε οριζόντια απόσταση  $a$  μεταξύ τους και σε βάθος  $b$  (όχι μεγαλύτερο από  $0.1a$ ) όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.3. Η έγχυση του ρεύματος γίνεται στα ηλεκτρόδια C1 (A) και C2 (B), ενώ η διαφορά δυναμικού μετράται ανάμεσα στα ηλεκτρόδια (P1) M και (P2) N.



Σχήμα 2.3: Διάταξη Wenner.

Ο λόγος της διαφοράς δυναμικού προς το ρεύμα ορίζεται ως φαινόμενη αντίσταση και εξαρτάται από τη γεωμετρία του ηλεκτροδίου και την ειδική αντίσταση του εδάφους. Η φαινόμενη ειδική αντίσταση του εδάφους  $\rho$  υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση (2.3) [1]:

$$\rho = \frac{4\pi aR}{1 + \frac{2\alpha}{\sqrt{(\alpha^2 + 4b^2)}} - \frac{2a}{\sqrt{(4a^2 + 4b^2)}}} = \frac{4\pi aR}{n} \quad (2.3)$$

όπου το  $n$  εξαρτάται από το λόγο  $b/a$  και παίρνει τιμές μεταξύ 1 και 2.

Στην περίπτωση που  $a \ll b$  τότε:

$$\rho = 4\pi aR \quad (2.4)$$

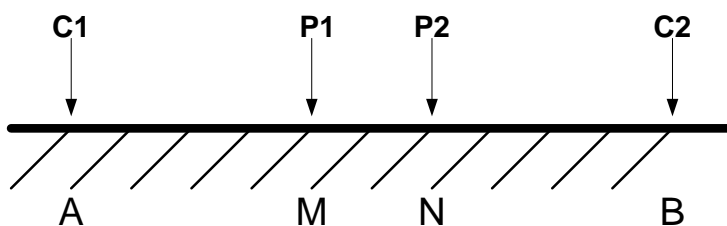
Ενώ αν  $b \ll a$  τότε η εξίσωση (2.3) απλοποιείται στην:

$$\rho = 2\pi aR \quad (2.5)$$

η οποία δίνει την φαινόμενη ειδική αντίσταση του εδάφους σε βάθος  $a$ . Έτσι σε περίπτωση, που θέλουμε να μελετήσουμε τη μεταβολή της ειδικής αντίστασης συναρτήσει του βάθους αρκεί να μεταβληθούν οι αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων ρεύματος και δυναμικού διατηρούμενης της συμμετρίας τους ως προς το κέντρο της διάταξης [1].

### 2.3.1.2 Διάταξη Schlumberger – Palmer

Στη διάταξη *Wenner* τα ηλεκτρόδια είναι τοποθετημένα σε ίσες αποστάσεις μεταξύ τους, ωστόσο αρκετοί επιστήμονες διατύπωσαν την άποψη ότι, εάν η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων τάσης αυξηθεί, η τιμή της μετρούμενης ειδικής αντίστασης θα αυξηθεί κάνοντας τη μέτρηση ευκολότερη. Μια προτεινόμενη διάταξη παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.4.



Σχήμα 2.4: Διάταξη Schlumberger.

Σε αυτήν την διάταξη, τα ηλεκτρόδια ρεύματος και δυναμικού είναι τοποθετημένα συνευθειακά και συμμετρικά ως προς το μέσο της απόστασης των ηλεκτροδίων δυναμικού (κέντρο διάταξης) αλλά η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων δυναμικού P1(M) και P2(N) είναι πολύ μικρότερη της απόστασης των ηλεκτροδίων ρεύματος C1(A) C2(B) [3]. Μία εμπειρική συνθήκη στην διάταξη Schlumberger είναι ότι η απόσταση MN πρέπει να παραμένει μικρότερη του 40% της απόστασης AB/2.

Ορίζουμε  $a = MN/2$  και  $b = AB/2$ . Το δυναμικό στο σημείο M ορίζεται ως:

$$V_M = \frac{\rho I}{2\pi} \left[ \frac{1}{b-a} - \frac{1}{b+a} \right] \quad (2.6)$$

Λόγω της συμμετρίας, η διαφορά δυναμικού μεταξύ του M και του N θα είναι δύο φορές αυτό το δυναμικό. Ως εκ τούτου το μετρούμενο δυναμικό είναι:

$$V_{MN} = \frac{2\rho I}{2\pi} \left[ \frac{1}{b-a} - \frac{1}{b+a} \right] = \frac{\rho I}{2\pi} \left[ \frac{4a}{b^2 - a^2} \right] \quad (2.7)$$

Η μετρούμενη αντίσταση είναι  $R=V/I$  και έτσι προκύπτει η σχέση:

$$R = \frac{\rho}{2\pi a} \left[ \frac{4}{\left(\frac{b}{a}\right)^2 - 1} \right] \quad (2.8)$$

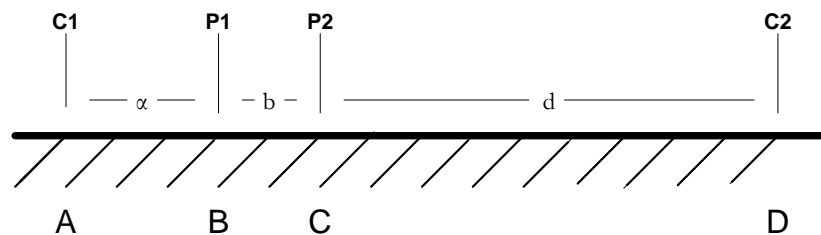
Αν ορίσουμε  $b/a=A$ , τότε η ειδική αντίσταση του εδάφους υπολογίζεται από τον τύπο:

$$\rho = 2\pi aR \left[ \frac{A^2 - 1}{4} \right] \quad (2.9)$$

Σε περίπτωση που επιθυμούμε να μελετήσουμε με πιο τρόπο η ειδική αντίσταση μεταβάλλεται με το βάθος, τα ηλεκτρόδια δυναμικού παραμένουν σταθερά, ενώ η απόσταση των ηλεκτροδίων ρεύματος αυξάνεται μετακινώντας τα συμμετρικά ως προς το κέντρο διάταξης.

### 2.3.1.3 Σύστημα κεντρικού ηλεκτροδίου

Όταν το σύστημα τεσσάρων ηλεκτροδίων του Wenner χρησιμοποιείται και ζητηθεί να αλλαχθεί η απόσταση των ηλεκτροδίων ή η θέση της δοκιμής, τότε και τα τέσσερα ηλεκτρόδια καθώς και οι σύνδεση των καλωδίων τους πρέπει να αλλαχθούν [1]. Σε ανώμαλα εδάφη αυτή η διαδικασία είναι πολύ επίπονη. Σε αυτές τις περιπτώσεις προτείνεται η διάταξη, που παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.5. Σε αυτήν, απαιτείται η μετακίνηση μόνο δύο ηλεκτροδίων αντί και των τεσσάρων.



Σχήμα 2.5: Σύστημα κεντρικού ηλεκτροδίου.

Τα ηλεκτρόδια A και D είναι πάλι τα ηλεκτρόδια έγχυσης του ρεύματος. Το ηλεκτρόδιο D είναι τοποθετημένο αρκετά μακριά ( $d > 10a$ ) έτσι ώστε η διαφορά δυναμικού μεταξύ των ηλεκτροδίων B και C, που οφείλεται στο ρεύμα  $I$  που εγχέεται από το ηλεκτρόδιο D, να μπορεί να αμεληθεί. Η διαφορά δυναμικού μεταξύ των B και C που οφείλεται στο ρεύμα που εγχέεται από το ηλεκτρόδιο A είναι:

$$V_{AB} = \frac{I\rho}{2\pi} \left[ \frac{1}{a} - \frac{1}{a+b} \right] = IR \quad (2.10)$$

Επιλύοντας την παραπάνω σχέση ως προς  $\rho$  προκύπτει ο τύπος (2.11) για τον υπολογισμό της ειδικής αντίστασης:

$$\rho = \frac{2\pi a(a+b)R}{b} \quad (2.11)$$

Για να εξασφαλίσουμε σταθερή ροή ρεύματος μακριά από το ηλεκτρόδιο A, συχνά το ηλεκτρόδιο D παίρνει το σχήμα ενός κύκλου αποτελούμενου από ηλεκτρόδια που είναι συνδεδεμένα μεταξύ τους και έχουν το A ως κέντρο, σχηματίζοντας έτσι το ηλεκτρόδιο επιστροφής.

Η δυσκολία αυτής της μεθόδου έγκειται στην έκταση του χώρου που απαιτείται για το σύστημα των ηλεκτροδίων συγκρινόμενη με τη διάταξη Wenner [1].

#### 2.3.1.4 Εναλλακτικές διατάξεις ηλεκτροδίων

Στη διάταξη Wenner η συνηθισμένη διευθέτηση των ηλεκτροδίων είναι C, P, P, C, όπου το C αποτελεί το ηλεκτρόδιο ρεύματος και το P το ηλεκτρόδιο δυναμικού. Τα ηλεκτρόδια C και P μπορούν να εναλλαχθούν χωρίς να μεταβληθεί η τιμή της μετρούμενης αντίστασης.

Ο Carpenter είχε προτείνει ότι με τέσσερα ηλεκτρόδια μπορούν να γίνουν τρεις πιθανές μετρήσεις βάσει των οποίων υπολογίζεται η τιμή της ειδικής αντίστασης. Σε ομοιογενή εδάφη αυτές οι τρεις τιμές είναι ίδιες, αλλά σε ανομοιογενή εδάφη οι τιμές της ειδικής αντίστασης, που προκύπτουν από την εφαρμογή των τριών τρόπων είναι διαφορετικές. Μάλιστα από τις διαφορές τους προκύπτουν πορίσματα σχετικά με την ανομοιογένεια [1]. Οι πιθανές διατάξεις των ηλεκτροδίων δίνονται στον παρακάτω Πίνακα 2.1.



**Πίνακας 2.1:** Παραλλαγές των διατάξεων των ηλεκτροδίων <sup>[1]</sup>.

Διάταξη ηλεκτροδίων				Τύπος ειδικής αντίστασης
C	P	P	C	$\rho_1 = 2\pi\alpha R_1$
P	C	C	P	
C	C	P	P	$\rho_2 = 2\pi\alpha R_2$
P	P	C	C	
C	P	C	P	$\rho_3 = 2\pi\alpha R_3$
P	C	P	C	

Οι τύποι για τον υπολογισμό των ειδικών αντιστάσεων προκύπτουν με παρόμοιο τρόπο όπως αυτοί για το σχηματισμό κατά Wenner. Μπορεί ναδειχθεί ότι για ομοιογενή εδάφη για τις τιμές της ειδικής αντίστασης ισχύουν οι σχέσεις:

$$3\rho_1 = \rho_2 + 2\rho_3 \quad (2.12)$$

και

$$R_1 = R_2 + R_3 \quad (2.13)$$

### 2.3.1.5 Μέθοδος Lee

Ο Lee [1] πρότεινε τη μέθοδο διαχωρισμού, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.6. Σε αυτή τη μέθοδο έχουμε πέντε ηλεκτρόδια, όμως τέσσερα μόνο χρησιμοποιούνται για μέτρηση. Τα εξωτερικά ηλεκτρόδια χρησιμοποιούνται για την έγχυση του ρεύματος, ενώ τα ηλεκτρόδια A, B, C είναι τα ηλεκτρόδια στα οποία μετράται το δυναμικό. Παίρνουμε δύο μετρήσεις του δυναμικού, στην πρώτη χρησιμοποιούνται τα ηλεκτρόδια A και B και στη δεύτερη τα ηλεκτρόδια B και C. Λόγω συμμετρίας το δυναμικό του ηλεκτροδίου B θα είναι μηδέν. Το δυναμικό του ηλεκτροδίου A είναι:

$$V_A = \frac{I\rho}{2\pi} \left( \frac{1}{\alpha} - \frac{1}{2\alpha} \right) = V_{AB} \quad (2.14)$$

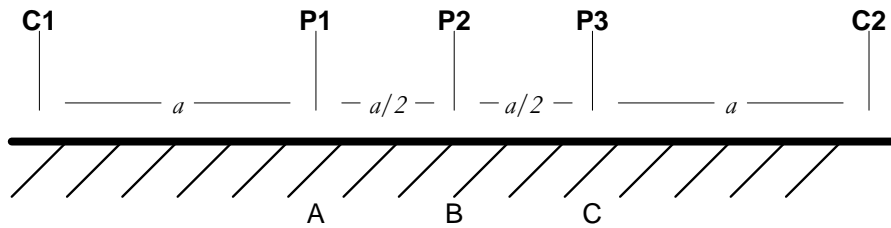
Αν η μετρούμενη αντίσταση μεταξύ των A και B ( $R_{AB}$ ) είναι ίση με  $V_{AB}/I$ , τότε η ειδική αντίσταση υπολογίζεται από τον τύπο:

$$\rho = 4\pi a R_{AB} \quad (2.15)$$

Όμοια αν  $R_{BC}$  είναι η αντίσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων B και C, τότε:

$$\rho = 4\pi a R_{BC} \quad (2.16)$$

Έχει παρατηρηθεί ότι, χωρίς να μετακινηθούν τα ηλεκτρόδια δύο μετρήσεις μπορούν να πραγματοποιηθούν. Αν οι τιμές της ειδικής αντίστασης που θα ληφθούν από αυτούς τους δύο τύπους διαφέρουν, τότε το έδαφος δεν είναι ομοιογενές. Με τη βοήθεια επιπλέον μετρήσεων, που μπορούν να επιτευχθούν αλλάζοντας την απόσταση  $a$ , ή μετακινώντας τη θέση του συστήματος ηλεκτροδίων, προκύπτουν συμπεράσματα για την ανομοιογένεια του εδάφους.

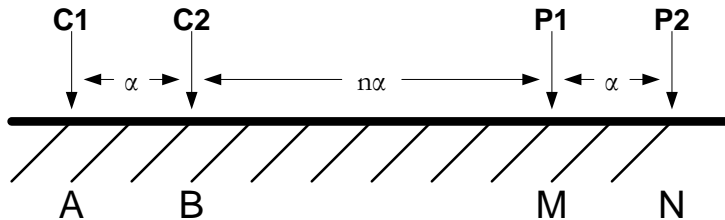


Σχήμα 2.6: Μέθοδος Lee.

### 2.3.1.6 Η μέθοδος διπόλου-διπόλου

Η διάταξη αυτή [7] αποτελείται από ένα ζεύγος ηλεκτροδίων ρεύματος A, B τοποθετημένα σε απόσταση  $a$  και ένα ζεύγος ηλεκτροδίων δυναμικού M, N επίσης σε απόσταση  $a$  (Σχήμα 2.7). Η απόσταση μεταξύ των ζευγών ρεύματος και δυναμικού είναι κατά κανόνα ακέραιο πολλαπλάσιο εκείνης των ατομικών ζευγών, δηλαδή είναι  $na$ . Η φαινόμενη ειδική αντίσταση στη διάταξη διπόλου-διπόλου δίνεται από τη σχέση:

$$\rho_\alpha = \pi a \frac{\Delta V}{I} n(n+1)(n+2) \quad (2.17)$$



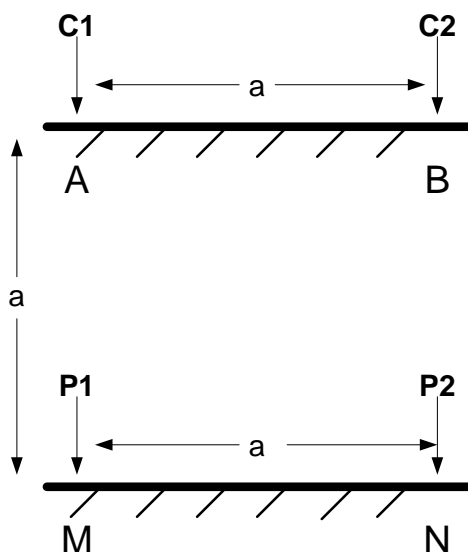
Σχήμα 2.7: Διάταξη διπόλου-διπόλου.

### 2.3.1.7. Η τετραγωνική διάταξη

Στη διάταξη αυτή [7] τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στις κορυφές ενός τετραγώνου και δίνουν τη δυνατότητα της εξομάλυνσης των τιμών από αζιμουθιακές μεταβολές της ειδικής αντίστασης (Σχήμα 2.8). Η φαινόμενη ειδική αντίσταση δίνεται από τη σχέση:

$$\rho_a = 2\pi \frac{\Delta V}{I} \frac{a}{2-\sqrt{2}} \quad (2.18)$$

όπου  $a$  είναι το μήκος της πλευράς του τετραγώνου.



Σχήμα 2.8: Τετραγωνική διάταξη.

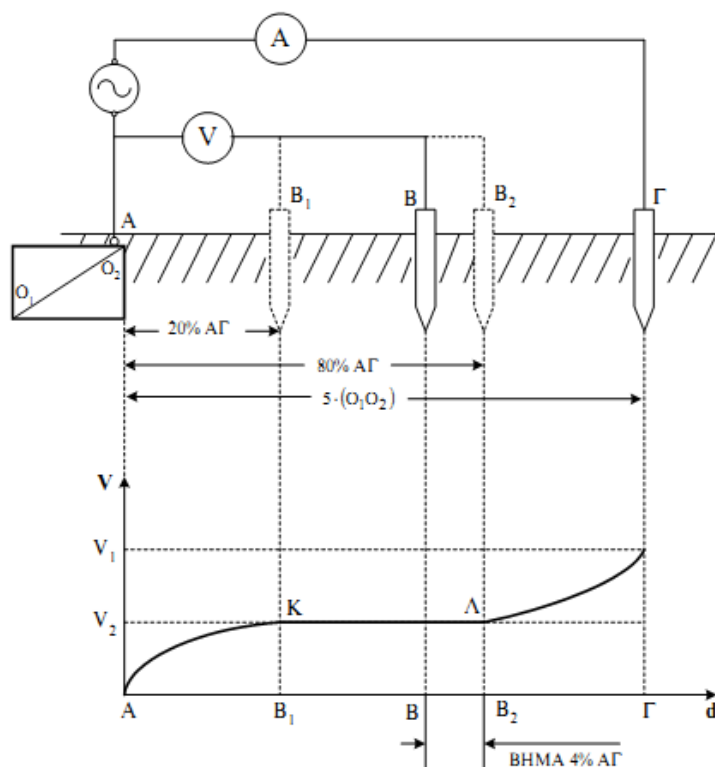
## 2.4 Μέθοδοι μέτρησης της αντίστασης γείωσης

Ακολουθώς αναλύονται οι βασικές μέθοδοι μέτρησης της αντίστασης γείωσης.

### 2.4.1 Μέθοδος πτώσης δυναμικού

Μια πρακτική και αξιόπιστη μέθοδος μέτρησης της αντίστασης γείωσης είναι αυτή της “πτώσης δυναμικού” [2], [8-10]. Ουσιαστικά, η μέθοδος αυτή βασίζεται στη μέτρηση της πτώσης δυναμικού κατά μήκος του εδάφους, που προκαλείται από ένα ρεύμα που εγχέεται στο έδαφος σε κάποιο άλλο σημείο. Για τη μέτρηση των γειώσεων χρησιμοποιούνται δυο βοηθητικά ηλεκτρόδια του γειωσομέτρου και πραγματοποιείται η συνδεσμολογία του Σχήματος 2.9, όπου A είναι το προς μέτρηση σύστημα γείωσης, B και Γ τα βοηθητικά ηλεκτρόδια. Έτσι, ένα ρεύμα  $I$  εγχέεται στο έδαφος μέσω του ηλεκτροδίου A και επιστρέφει από ένα βοηθητικό ηλεκτρόδιο τοποθετημένο σε κάποιο

σημείο Γ. Καθώς το ρεύμα περνά από τον όγκο του εδάφους προκαλεί μια πτώση του δυναμικού. Η πτώση αυτή του δυναμικού μετριέται με ένα δεύτερο βοηθητικό ηλεκτρόδιο, το οποίο τοποθετείται ανάμεσα στο σύστημα γείωσης και το βοηθητικό ηλεκτρόδιο του ρεύματος στη θέση Β.



**Σχήμα 2.9:** Συνδεσμολογία μέτρησης της ειδικής αντίστασης με τη μέθοδο των τριών ηλεκτροδίων [8].

Για τη μέτρηση της αντίστασης γείωσης συγκεντρωμένων συστημάτων γείωσης, το ηλεκτρόδιο Γ τοποθετείται σε απόσταση 30m ως 50m από το σημείο Α, ενώ το Β σε απόσταση  $AG/2$ . Με αυτήν τη διάταξη λαμβάνεται η πρώτη μέτρηση με τις συγκεκριμένες αποστάσεις και κατόπιν λαμβάνονται 2 έως 6 μετρήσεις μετακινώντας το Β επί της ευθείας ΑΓ. Αν η διαφορά των μετρήσεων είναι πολύ μικρή, γίνεται δεκτή σαν αντίσταση του γειωτή Α, ο μέσος όρος των πραγματοποιηθέντων μετρήσεων. Σε αντίθετη περίπτωση, αυξάνεται η απόσταση ΑΓ και επαναλαμβάνονται οι μετρήσεις. Οι μετρήσεις θεωρούνται ικανοποιητικές όταν η διαφορά των τιμών βρίσκεται εντός αποδεκτών ορίων. Στη γραφική παράσταση του Σχήματος 2.9 απεικονίζεται η μεταβολή του δυναμικού εντός του εδάφους μεταξύ του γειωτή Α και του βοηθητικού ηλεκτροδίου Γ. Στην περιοχή όπου αυτό λαμβάνει μια σταθερή τιμή  $V_2$ , τα ηλεκτρικά

πεδία του γειωτή Α και του βοηθητικού ηλεκτροδίου Γ δεν αλληλοεπηρεάζονται. Η μετρούμενη λοιπόν τιμή αντίστασης γείωσης στο τμήμα ΚΛ είναι η πραγματική.

Στις εκτεταμένες γειώσεις, η αλληλεπίδραση των τμημάτων του γειωτή κάνει πιο δύσκολη την εύρεση της περιοχής ΚΛ. Η απόσταση ΑΓ πρέπει να είναι μερικές εκατοντάδες μέτρα και οι μετρήσεις πρέπει να γίνονται από το 80% της ΑΓ προς το 20% της ΑΓ, με βήμα το 4% της ΑΓ περίπου. Στην πράξη έχει εκτιμηθεί ότι παίρνοντας σαν απόσταση ΑΓ περίπου 3 έως 5 φορές το μήκος της διαγωνίου του σχηματιζόμενου νοητού πολυγώνου που δημιουργεί ο εκτεταμένος γειωτής  $O_1O_2$  (Σχήμα 2.9), είναι επιτυχής η πραγματοποιούμενη μέτρηση [11]. Βέβαια, όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση ΑΓ, τόσο πιο εύκολα προσδιορίζεται η περιοχή ΚΛ, και η απόκλιση της μετρούμενης τιμής της αντίστασης του γειωτή και της πραγματικής μηδενίζεται.

Στην περίπτωση που δεν είναι δυνατή η διεξαγωγή μετρήσεων σε τόσο μεγάλο χώρο, λαμβάνεται ως αφετηρία μια απόσταση ΑΓ π.χ. 60m και ενεργώντας όπως προαναφέρθηκε, σημειώνονται οι μετρούμενες τιμές. Επαναλαμβάνοντας τις μετρήσεις για ΑΓ 50m και 40m, δημιουργείται ένας πίνακας με τις τιμές που προκύπτουν. Παίρνοντας το 62% της τιμής της αντίστασης για κάθε απόσταση ΑΓ, δημιουργείται ένα πεδίο τιμών, εντός του οποίου κυμαίνεται η τιμή της αντίστασης του γειωτή.

#### 2.4.2 Απλοποιημένη μέθοδος πτώσης δυναμικού

Σε αυτή τη μέθοδο χρησιμοποιείται η διάταξη του Σχήματος 2.9. Αρχικά, το βοηθητικό ηλεκτρόδιο δυναμικού Β τοποθετείται στο μέσο της απόστασης μεταξύ του ηλεκτροδίου γείωσης Α και του βοηθητικού ηλεκτροδίου ρεύματος Γ και μετριέται η αντίσταση η οποία ορίζεται ως  $R_1$ . Στη συνέχεια, το ηλεκτρόδιο Β τοποθετείται σε σημείο 40 % της απόστασης ΑΓ και μετριέται η αντίσταση  $R_2$ . Τέλος, το ηλεκτρόδιο Β τοποθετείται σε σημείο 60 % της απόστασης ΑΓ και μετριέται η αντίσταση  $R_3$ . Η αντίσταση γείωσης  $R_g$  υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των τριών αντιστάσεων  $R_1$ ,  $R_2$  και  $R_3$ . Στη συνέχεια, υπολογίζεται η μέγιστη απόκλιση μεταξύ της αντίστασης  $R_g$  και των επιμέρους αντιστάσεων. Αν η μέγιστη απόκλιση επαυξημένη κατά 20%, είναι μικρότερη της επιθυμητής ακρίβειας, τότε η αντίσταση γείωσης  $R_g$  μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αποτέλεσμα δοκιμής [2].

### 2.4.3 Διάταξη με χρήση τριών ηλεκτροδίων

Η μέθοδος αυτή περιλαμβάνει τη χρήση δύο βοηθητικών ηλεκτροδίων δοκιμής με αντιστάσεις  $R_2$  και  $R_3$ , και το ηλεκτρόδιο προς μέτρηση με αντίσταση  $R_1$ . Η αντιστάσεις μεταξύ κάθε ζεύγους ηλεκτροδίων μετρούνται και ορίζονται ως  $R_{12}$ ,  $R_{13}$  και  $R_{23}$ , όπου

$$R_{12} = R_1 + R_2 \quad (2.19)$$

Η αντίσταση γείωσης υπολογίζεται μετρώντας την αντίσταση σειράς κάθε ζεύγους ηλεκτροδίων σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

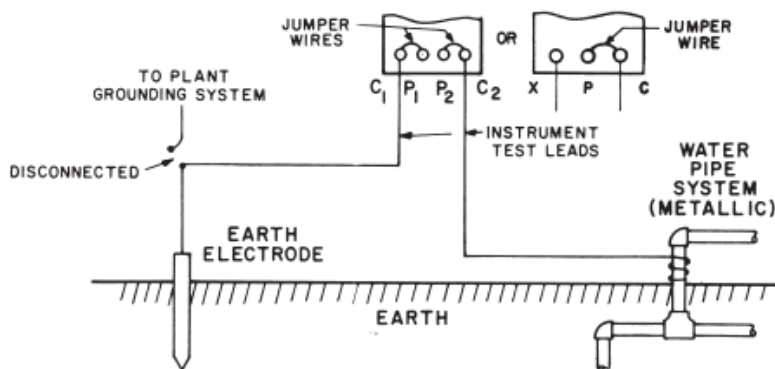
$$R_1 = \frac{R_{12} - R_{23} + R_{13}}{2} \quad (2.20)$$

Εάν η αντίσταση των δύο βοηθητικών ηλεκτροδίων είναι σημαντικά μεγαλύτερη από την αντίσταση του ηλεκτροδίου γείωσης, ενδεχομένως να επηρεάσει το τελικό αποτέλεσμα. Για τη μέτρηση, τα ηλεκτρόδια θα πρέπει να απέχουν τουλάχιστον 5m με προτιμότερη απόσταση των 10m ή και περισσότερο. Σε διαφορετική περίπτωση θα προκύψει σφάλμα στη μέτρηση, δίνοντας μηδενική ή αρνητική τιμή αντίστασης.

Για ένα μεγαλύτερο σύστημα γείωσης, η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων θα πρέπει να είναι κατ' ελάχιστον ανάλογη των διαστάσεών του. Αυτή η μέθοδος δεν ενδείκνυται για μετρήσεις σε μεγάλους υποσταθμούς [3].

### 2.4.4 Διάταξη με χρήση δύο ηλεκτροδίων

Η μέθοδος αυτή είναι απλοποιημένη και όχι ακριβής για αυτό χρησιμοποιείται μόνο σε περιπτώσεις που έχουμε περιορισμένο χώρο και για περιοχές όπου ήδη γνωρίζουμε ότι το έδαφος είναι κατάλληλο και αντενδείκνυται για διερεύνηση της δομής του εδάφους. Σε αυτή τη μέθοδο το όργανο μετρά την ολική αντίσταση του ηλεκτροδίου γείωσης, του οποίου δε γνωρίζουμε την αντίσταση και ενός βοηθητικού ηλεκτροδίου. Η αντίσταση του βοηθητικού ηλεκτροδίου θεωρείται αμελητέα σε σύγκριση με του προς μέτρηση ηλεκτροδίου και έτσι η μέτρηση μας δίνει την αντίσταση του ηλεκτροδίου γείωσης. Συνήθως η μέθοδος εφαρμόζεται για τον προσδιορισμό της αντίστασης ραβδοειδούς ηλεκτροδίου που βρίσκεται κοντά σε μεταλλικό σύστημα ύδρευσης (Σχήμα 2.10).



Σχήμα 2.10: Συνδεσμολογία μέτρησης της ειδικής αντίστασης με τη μέθοδο των δύο ηλεκτροδίων [2].

Ο σωλήνας του νερού χρησιμοποιείται τότε ως βοηθητικό ηλεκτρόδιο και η αντίστασή του θεωρείται της τάξεως του 1Ω. Είναι προφανές ότι η μέθοδος δίνει πολύ μεγάλο σφάλμα όταν το ηλεκτρόδιο γείωσης έχει χαμηλή τιμή [3].

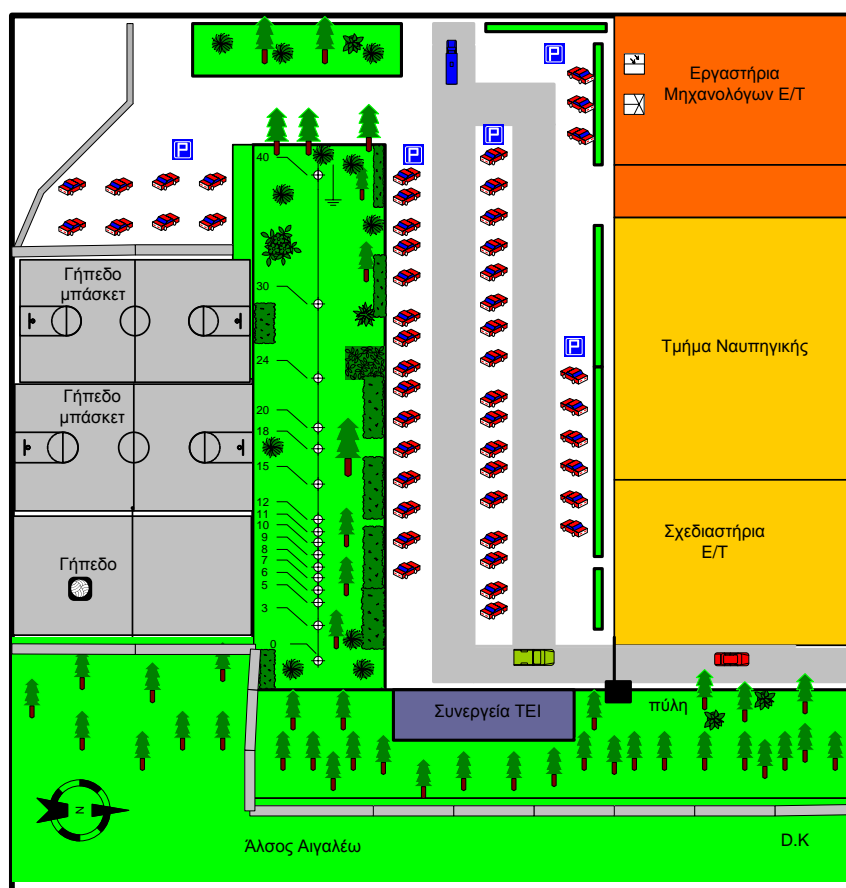
#### 2.4.5 Μέθοδος προγραμματισμένης δοκιμής σφάλματος

Σε ορισμένες περιπτώσεις είναι επιθυμητή η λήψη πληροφοριών σχετικά με την αποτελεσματικότητα του συστήματος γείωσης όταν εμφανιστεί ρεύμα σφάλματος. Γι' αυτό το λόγο, χρησιμοποιείται η μέθοδος προγραμματισμένης δοκιμής σφάλματος, δηλαδή εγχέεται ρεύμα γνωστής έντασης σε κάποιο σημείο του συστήματος και μετριέται το δυναμικό μεταξύ δύο επιλεγμένων σημείων με τη βοήθεια παλμογράφου. Επίσης, ο προσδιορισμός της αντίστασης γείωσης μπορεί να ληφθεί ως βοηθητική πληροφορία κατά τη διάρκεια ενός πραγματικού σφάλματος προς γη, χρησιμοποιώντας κάποιο όργανο αυτόματης μέτρησης τάσης. Η αντίσταση γείωσης υπολογίζεται από τη σχέση  $R_g = V/I$ .

Οι τάσεις που καταγράφονται συνήθως είναι υψηλές, κι επομένως απαιτείται μετασχηματιστής υποβιβασμού τάσης, ώστε να γίνει η καταγραφή από το όργανο μέτρησης. Ο λόγος μετασχηματισμού μπορεί να καθοριστεί εκ των προτέρων χρησιμοποιώντας τη μέθοδο “πτώσης δυναμικού” για διάφορες τιμές ρεύματος δοκιμής. Ακόμα, ένα σημαντικό ζήτημα που θα πρέπει να ληφθεί υπόψη, είναι η βαθμονόμηση του κυκλώματος του παλμογράφου, το οποίο αποτελείται από το μετασχηματιστή τάσης με πιθανή υψηλή αντίσταση πρωτεύοντος. Η βαθμονόμηση μπορεί να πραγματοποιηθεί επιβάλλοντας γνωστής τιμής τάση στο πρωτεύον, που χρησιμοποιείται κατά τη διάρκεια της δοκιμής [3].

## 2.5 Πειραματική διαδικασία διεξαγωγής μετρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν για το σκοπό της εκπαίδευσης του ΤΝΔ στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας

Στο άρθρο [12] με βάση ένα σύνολο μετρήσεων της ειδικής αντίστασης του εδάφους εξάγονται συμπεράσματα για τη μεταβολή της αντίστασης γείωσης συναρτήσει των καιρικών συνθηκών κατά τη διάρκεια του έτους. Σημειώνεται ότι, τμήμα των μετρήσεων που διεξήχθησαν για το άρθρο [12], χρησιμοποιήθηκαν και στην παρούσα διπλωματική εργασία για την εκπαίδευση του ΤΝΔ και περιλαμβάνονται αναλυτικά στο παράρτημα.



Σχήμα 2.11: Χώρος πραγματοποίησης των μετρήσεων (με τους αριθμούς από 3 έως 40 εκφράζεται η θέση του εκάστοτε ηλεκτροδίου, με σημείο αναφοράς το 0).

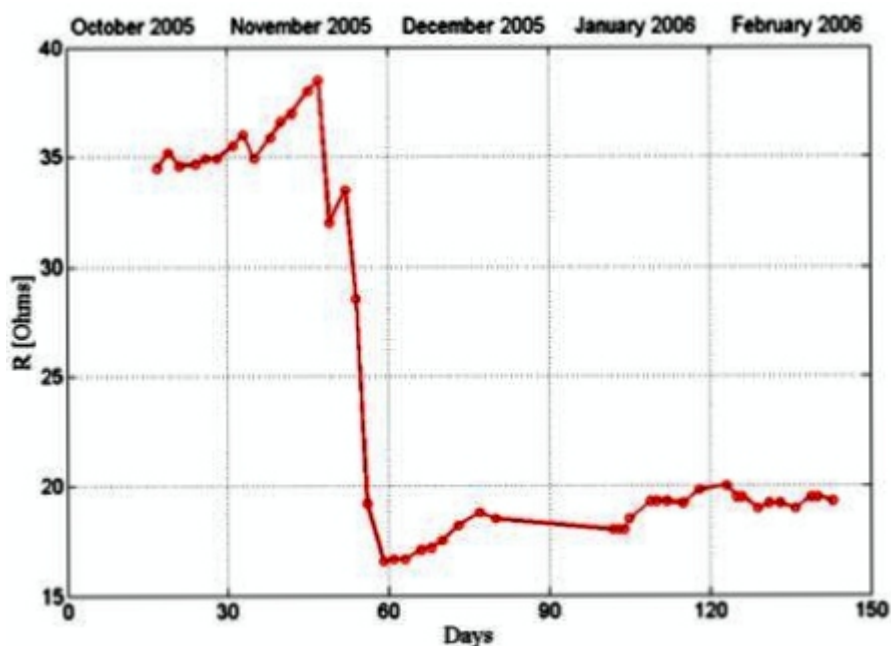
### Πειραματική διαδικασία

Η πειραματική διάταξη εγκαταστάθηκε σε χώρο εντός του Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος της Αθήνας και η διεξαγωγή των μετρήσεων περιελάμβανε



τη μέτρηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης, με στόχο τη μελέτη της μεταβολής τους συναρτήσει των καιρικών συνθηκών. Για την πραγματοποίηση των μετρήσεων χρησιμοποιήθηκαν 15 βοηθητικά ηλεκτρόδια, μήκους 50cm, τοποθετημένα σε ευθεία γραμμή σε βάθος 45cm και ένα κατακόρυφο ηλεκτρόδιο μήκους 1.5m, σε διάταξη και αποστάσεις που φαίνονται στο Σχήμα 2.11. Οι μετρήσεις έγιναν με τη χρήση του γειωσομέτρου NORMA 1805 GB 2 D/E, σύμφωνα με τη μέθοδο Wenner (εδάφιο 2.3.1.1 και σχέσεις (2.3)-(2.5)) και επαναλαμβάνονταν σε τακτά χρονικά διαστήματα προκειμένου να αξιολογηθεί η επίδραση των κλιματολογικών-εποχιακών μεταβολών. Για την μέτρηση της αντίστασης γείωσης επιλέχθηκε η μέθοδος της πτώσεως δυναμικού και εφαρμόστηκε ο κανόνας του 62% (εδάφιο 2.4.1). Η μέθοδος της πτώσης του δυναμικού συνίσταται στη μέτρηση της μεταβολής του δυναμικού κατά μήκος του εδάφους που προκαλείται από την έγχυση ρεύματος μέσω κάποιου ηλεκτροδίου.

Η μεταβολή της αντίστασης γείωσης κατακόρυφου ηλεκτροδίου κατά τη διάρκεια του έτους παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.12, σύμφωνα με τις μετρήσεις που διεξήχθησαν στο πλαίσιο του προγράμματος APXIMHΔΗΣ II.



Σχήμα 2.12: Μεταβολή της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους

### Βιβλιογραφία

- [1] TAGG G. F.: “*Earth Resistances*”, George Newnes Limited, London, 1994.
- [2] MEGGER, “*Getting down to earth*”, A practical guide to earth resistance, 2005.
- [3] ANSI/IEEE Std 81-1983 (Revision of IEEE Std 81-1962), “*IEEE Guide for measuring earth resistivity, ground impedance, and earth surface potentials of a ground system*”, 1983.
- [4] ANSI/IEEE Std 80-2000, “*IEEE guide for safety in AC substation grounding*”, 2000.
- [5] IEEE Std 81.2-1991, “*IEEE guide for measurement of impedance and safety characteristics of large extended or interconnected grounding systems*”, 1991.
- [6] MELIOPOULOS S.: “*Testing and Evaluation of Grounding Systems: The revision IEEE Std 81*”, IEEE Industry Applications Society – Atlanta Chapter, 2010.
- [7] US Army Corps of Engineers, “*Geophysical Exploration for Engineering and Environmental Investigations*”, Report number EM 1110-1-1802, 1995.
- [8] ΓΚΟΝΟΣ Ι. Φ.:, “*Μεταβατική συμπεριφορά συστημάτων γείωσης*”, Διδακτορική Διατριβή, Ε.Μ.Π., Αθήνα, 2002.
- [9] LEM Instruments, “*Ground Resistance - Principles, Testing, Techniques & Applications*”, Electrical grounding techniques, 2001.
- [10] GONOS I. F., KONTARGYRI V. T., FOTIS G. P., STATHOPOULOS I. A., MANOS G. A.: “*Design, Analysis and Measurement of Windfarms’ Grounding Systems*”, CIGRE GREEK NATIONAL COMMITTEE, pp. 201-208, 2005.
- [11] MA J., DAWALIBI P.F.: “*Influence of inductive coupling between leads on ground impedance measurements using the fall-of-potential method*”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 4, pp. 739-743, October 2001.
- [12] GONOS I. F., MORONIS A. X., STATHOPOULOS I.A.: “*Variation of Soil Resistivity and Ground Resistance during the Year*”, 28<sup>th</sup> International Conference on Lightning Protection, KANAZAWA, 2006.

## Κεφάλαιο 3

# Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

### 3.1 Εισαγωγή

Η υπολογιστική νοημοσύνη αποτελεί έναν επιστημονικό τομέα που αναπτύχθηκε κατά τη διάρκεια του 20<sup>ου</sup> αιώνα και παρουσιάζει ένα πλήθος εφαρμογών. Ένας από τους κλάδους της υπολογιστικής νοημοσύνης είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα - ΤΝΔ (Artificial Neural Networks - ANN), τα οποία αποτελούν μια σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες, καθόσον έχουν γίνει γνωστά και έχουν αναπτυχθεί σε διεθνές επίπεδο μόνο κατά τις τελευταίες δεκαετίες [1].

Όπως αναλύθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο, σκοπός οποιουδήποτε συστήματος γείωσης είναι να αποτελεί ένα δρόμο χαμηλής αντίστασης στα ρεύματα σφαλμάτων και στα κεραυνικά ρεύματα και να εξασφαλίζει την προστασία της ανθρώπινης ζωής, των εγκαταστάσεων και του ηλεκτρικού και ηλεκτρονικού εξοπλισμού. Η συμπεριφορά του συστήματος γείωσης καθορίζεται στο μεγαλύτερο ποσοστό από τον τύπο του εδάφους, εντός του οποίου είναι τοποθετημένο στο σύστημα γείωσης. Με τη σειρά της η ειδική αντίσταση του εδάφους επηρεάζεται από τους παράγοντες που παρουσιάστηκαν στο *Κεφάλαιο 1*. Κάποιοι από αυτούς τους παράγοντες όπως για παράδειγμα η υγρασία και η θερμοκρασία μεταβάλλονται κατά τη διάρκεια του έτους, με συνέπεια το σύστημα γείωσης να μην χαρακτηρίζεται από μία και μοναδική τιμή αντίστασης γείωσης. Στο σημείο αυτό τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα αποδεικνύονται πολύ χρήσιμα εργαλεία για την εκτίμηση και πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης, εφόσον υπάρχουν προηγούμενες μετρήσεις της ειδικής αντίστασης και των καιρικών συνθηκών.

Στο κεφάλαιο αυτό το ενδιαφέρον εστιάζεται περισσότερο στις βασικές αρχές και λειτουργίες που διέπουν τα νευρωνικά δίκτυα ώστε να διευκολυνθεί η κατανόηση των εργαλείων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης.

### 3.2 Νευρωνικοί υπολογισμοί και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Η έννοια του υπολογισμού έχει πολλές μορφές [2]. Ιστορικά ο υπολογισμός κυριαρχήθηκε από την αντίληψη του προγραμματισμού, στον οποίο (κυρίως στον διαδικαστικό) σχεδιάζονται και υλοποιούνται ακολουθιακοί αλγόριθμοι. Όμως οι υπολογισμοί που είναι απαραίτητοι στα βιολογικά συστήματα απαιτούν έναν εναλλακτικό τρόπο αντιμετώπισης. Για παράδειγμα, οι υπολογισμοί που εκτελεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος διαφέρουν στο ότι:

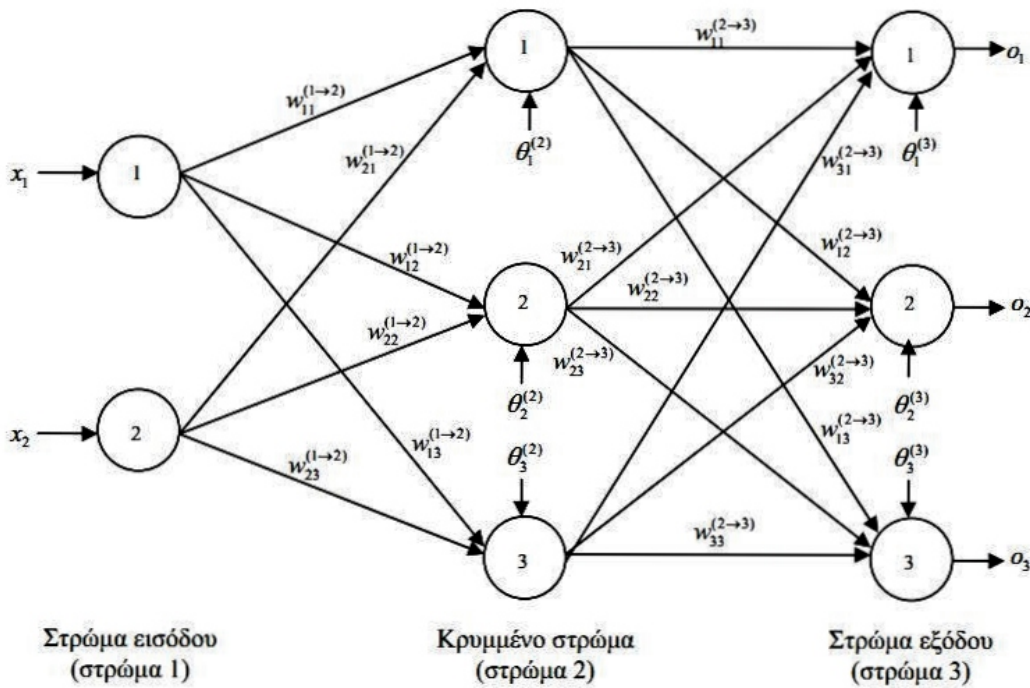
- είναι κατανεμημένοι και παράλληλοι και
- η ανάπτυξη ενός προγράμματος αντικαθίσταται από τη διαδικασία της μάθησης.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα επεξεργάζονται τις πληροφορίες, μιμούμενα την κατανεμημένη λειτουργία του ανθρώπινου εγκέφαλου και αποτελούνται από ένα μεγάλο αριθμό μη γραμμικών επεξεργαστών ειδικού τύπου (τεχνητούς νευρώνες), οι οποίοι ελέγχονται από προσαρμοζόμενες παραμέτρους και είναι ικανοί να μαθαίνουν, να γενικεύουν και να ανταποκρίνονται με 'εξυπνάδα' σε νέα ερεθίσματα. Η κυριότερη εφαρμογή τους αφορά στη μοντελοποίηση αγνώστων συστημάτων με μη γραμμική συμπεριφορά χωρίς να είναι απαραίτητη η *a priori* γνώση κάποιου μαθηματικού μοντέλου αυτών.

Με τον όρο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εννοούμε κάθε αρχιτεκτονική υπολογισμού, η οποία περιλαμβάνει ένα μεγάλο αριθμό διασυνδεδεμένων απλών νευρωνικών επεξεργαστών, οι οποίοι καλούνται νευρώνες. Κάθε μονάδα χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους και υλοποιεί τοπικά έναν απλό υπολογισμό. Κάθε σύνδεση μεταξύ δύο μονάδων χαρακτηρίζεται από μία τιμή βάρους. Οι τιμές των βαρών των συνδέσεων αποτελούν τη γνώση που είναι αποθηκευμένη στο δίκτυο και καθορίζουν τη λειτουργικότητα του. Η έξοδος κάθε μονάδας καθορίζεται από τον τύπο της μονάδας, τη διασύνδεση με τις υπόλοιπες μονάδες και πιθανώς κάποιες εξωτερικές εισόδους. Πέρα από μία πιθανή δεδομένη εκ κατασκευής λειτουργική ικανότητα ενός δικτύου, συνήθως ένα νευρωνικό δίκτυο αναπτύσσει μία συλλογική λειτουργικότητα μέσω μίας μορφής εκπαίδευσης. Η συνολική λειτουργικότητα ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθορίζεται από την τοπολογία του, τα χαρακτηριστικά των νευρώνων, τη μέθοδο εκπαίδευσης και από τα δεδομένα με τα οποία γίνεται η εκπαίδευση. Ο υπολογισμός που εκτελεί κάθε νευρώνας είναι απλός και κοινός για όλους τους νευρώνες

(τουλάχιστο για το ίδιο επίπεδο). Επειδή οι νευρώνες λειτουργούν παράλληλα-ταυτόχρονα και ο αριθμός τους μπορεί να είναι πολύ μεγάλος, τα ΤΝΔ αποτελούν χαρακτηριστικό παράδειγμα *μαζικά παράλληλου υπολογισμού* (Massive Parallel Computing).

Σε ότι αφορά στην τοπολογία των νευρωνικών δικτύων αυτά αποτελούνται από ένα επίπεδο εισόδου, που περιέχει τα στοιχεία του διανύσματος εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυμμένα (εσωτερικά) επίπεδα και το επίπεδο εξόδου που δίνει τις αποκρίσεις στα διανύσματα εισόδου [1]. Όπως φαίνεται από το Σχήμα 3.1, οι μονάδες ομαδοποιούνται σε επίπεδα. Συγκεκριμένα, απεικονίζεται ένα νευρωνικό δίκτυο δύο εισόδων, ενός κρυμμένου επιπέδου με τρεις νευρώνες και του επιπέδου εξόδου με τρεις εξόδους.



Σχήμα 3.1: Αναπαράσταση νευρωνικού δικτύου τριών επιπέδων <sup>[4]</sup>.

Οι μονάδες που δεν έχουν συνδέσεις με τον εξωτερικό κόσμο, λέμε ότι είναι «κρυμμένες» ή εσωτερικές. Κάθε μονάδα υλοποιεί μία συνάρτηση τοπικά και όλο το δίκτυο υλοποιεί μία συγκεκριμένη λειτουργία. Στις περισσότερες περιπτώσεις η εφαρμογή είναι αυτή, η οποία μέσω των προδιαγραφών της, καθορίζει την απαιτούμενη λειτουργία. Ο καθορισμός των παραμέτρων του δικτύου, δηλαδή των τιμών των βαρών που θα ικανοποιούν αυτές τις προδιαγραφές επιτυγχάνεται μέσω της διαδικασίας μάθησης. Η γνώση, η εμπειρία και η εκπαίδευση του δικτύου αποθηκεύεται στις

διασυνδέσεις των μονάδων και τις τιμές των βαρών. Η εκπαίδευση επιτυγχάνεται με τη συνεχή τροποποίηση των τιμών των βαρών.

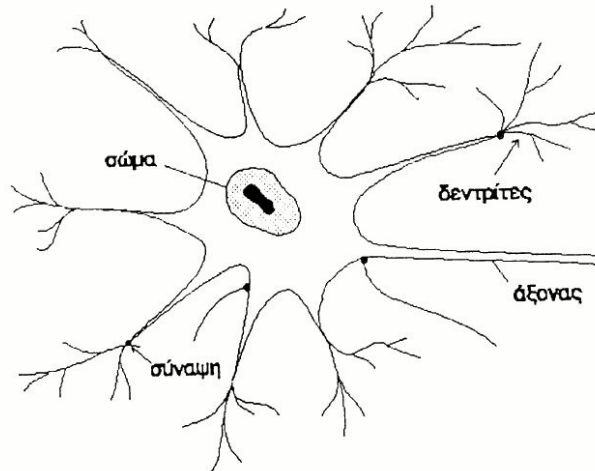
### 3.3 Λειτουργίες του βιολογικού συστήματος και αντιστοιχία με ΤΝΔ

Όπως αναφέρθηκε, η λειτουργία του βιολογικού συστήματος βασίζεται στη διασύνδεση εξειδικευμένων φυσικών κυττάρων που ονομάζονται *νευρώνες*. Οι σημαντικές ιδιότητες των βιολογικών συστημάτων, όπως η προσαρμοστικότητα, η ικανότητα αναγνώρισης από τα συμφραζόμενα, η ανοχή στα σφάλματα, η μεγάλη χωρητικότητα μνήμης, η ικανότητα επεξεργασίας βιολογικών πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο (κυρίως από τον εγκέφαλο) μας κατευθύνουν στη μελέτη και την προσπάθεια προσομοίωσης αυτών των εναλλακτικών βιολογικών αρχιτεκτονικών.

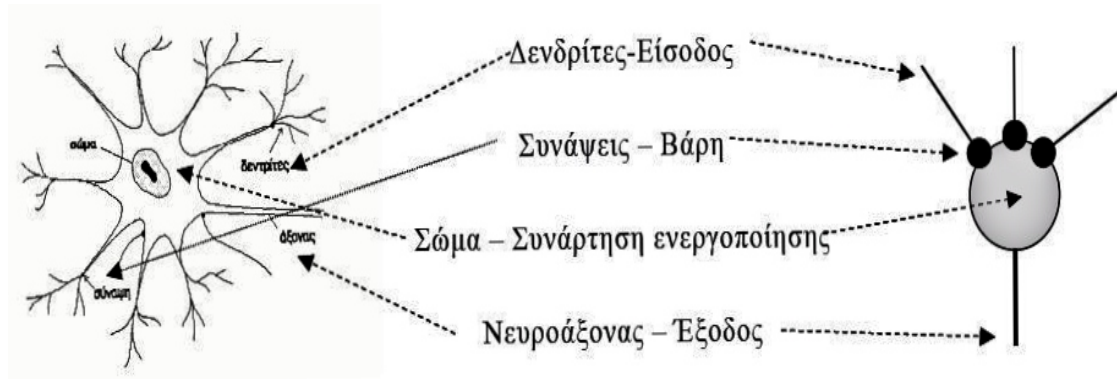
Ωστόσο, δεν είναι ακόμα επαρκώς γνωστός ο τρόπος με τον οποίο λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Επιπλέον, παρά το γεγονός ότι το βασικό στοιχείο υπολογισμού του ανθρώπινου συστήματος επεξεργασίας είναι σχετικά αργό σε σύγκριση με τους μικροεπεξεργαστές, η συνολική επεξεργασία επιτυγχάνεται σε μερικές εκατοντάδες msec. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα, ότι η βάση του βιολογικού υπολογισμού είναι ένας μικρός αριθμός ακολουθιακών βημάτων, κάθε ένα από τα οποία εκτελείται σε μεγάλο παραλληλισμό. Επίσης, στην έμφυτη αυτή παράλληλη αρχιτεκτονική, κάθε μονάδα επεξεργασίας είναι σχετικά απλή και τοπικά συνδεδεμένη.

Στο *Σχήμα 3.2* παρουσιάζεται η βασική δομή ενός βιολογικού νευρώνα, ο οποίος αποτελείται από το *σώμα*, τον *άξονα*, τους *δεντρίτες* και τις *συνάψεις*. Η βασική λειτουργία που επιτελεί ένας νευρώνας είναι η συσσώρευση των σημάτων που δέχεται από τους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται η είσοδός του, το φιλτράρισμα και η ενίσχυση αυτών των σημάτων και η παραγωγή ενός σήματος εξόδου, το οποίο μετέπειτα μεταδίδεται μέσω των συνάψεων προς τους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται η έξοδος του [3].

Σε πλήρη αντιστοιχία με το απλοποιημένο αυτό μοντέλο του βιολογικού νευρώνα αναπτύχθηκε το μοντέλο του *τεχνητού νευρώνα*. Όπως φαίνεται στο *Σχήμα 3.3* η αντιστοίχιση των δεντρίτων του βιολογικού νευρώνα με την είσοδο του τεχνητού, του νευροάξονα με την έξοδο, των συνάψεων των δεντρίτων με τα βάρη των εισόδων και του σώματος με τη συνάρτηση ενεργοποίησης.



Σχήμα 3.2: Βιολογικός νευρώνας <sup>[4]</sup>.



Σχήμα 3.3: Αντιστοιχία βιολογικού - τεχνητού νευρώνα <sup>[4]</sup>.

Ο νευρώνας αποτελεί τη θεμελιώδη μονάδα επεξεργασίας και αποτελείται από ένα σύνολο κλάδων διασύνδεσης (συνάψεις), έναν κόμβο γραμμικής άθροισης και μία συνάρτηση ενεργοποίησης (μη γραμμικότητα). Κάθε συνάψη έχει ένα βάρος, ο κόμβος άθροισης αθροίζει τα σήματα εισόδου πολλαπλασιασμένα με τα αντίστοιχα βάρη των συνάψεων και τέλος η συνάρτηση ενεργοποίησης περιορίζει το επιτρεπόμενο πλάτος του σήματος εξόδου σε κάποια πεπερασμένη τιμή εντός του διαστήματος  $[0,1]$  ή εναλλακτικά  $[1,1]$ . Επιπλέον, εφαρμόζεται ένα *κατώφλι*  $\theta$  το οποίο υποβιβάζει την είσοδο της συνάρτησης ενεργοποίησης και για την ανάκτηση της αρχικής τιμής της χρησιμοποιείται ο όρος *πόλωσης*.

Κάθε νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται από μία κατάσταση, ένα σύνολο εισόδων με βάρη, που προέρχονται από άλλους νευρώνες και μία εξίσωση που περιγράφει τη δυναμική λειτουργία του νευρωνικού δικτύου. Τα βάρη του νευρωνικού δικτύου

ανανεώνονται (λαμβάνουν νέες τιμές) μέσω της διαδικασίας μάθησης (εκπαίδευσης), η οποία πραγματοποιείται με την ελαχιστοποίηση κάποιας συνάρτησης κόστους (σφάλματος). Οι βέλτιστες τιμές των βαρών αποθηκεύονται (ως δυνάμεις συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων) και χρησιμοποιούνται κατά την εκτέλεση της εργασίας για την οποία προορίζεται το νευρωνικό δίκτυο.

Αν θεωρήσουμε ένα τεχνητό νευρώνα με  $d$  συνδέσεις εισόδου  $x_1, \dots, x_d$  με αντίστοιχες τιμές βαρών  $w_1, \dots, w_d$  [4]. Ο υπολογισμός που επιτελεί ένας νευρώνας διακρίνεται σε δύο στάδια:

α) Υπολογισμός της ενεργοποίησης  $u$  :

$$u = \sum_{i=1}^d w_i \cdot x_i + \theta \quad (3.1)$$

όπου  $\theta$  η πόλωση του νευρώνα.

β) Υπολογισμός της εξόδου  $y$  του νευρώνα, περνώντας την ενεργοποίηση  $u$  μέσα από μία συνάρτηση ενεργοποίησης  $f : y = f(u)$ . Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι συνήθως μη γραμμική και στις περισσότερες περιπτώσεις *σιγμοειδής*. Δύο βασικοί τύποι σιγμοειδών συναρτήσεων είναι: η *λογιστική* και η *υπερβολική εφαπτομένη*. Αυτές οι συναρτήσεις ενεργοποίησης θα αναλυθούν μεταξύ άλλων στη συνέχεια.

### 3.4 Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και οι Ηλεκτρονικοί Υπολογιστές

Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων είναι πολύ διαφορετική από αυτήν των παραδοσιακών υπολογιστών που περιέχουν έναν επεξεργαστή. Οι γνωστοί υπολογιστές δουλεύουν σειριακά, σύμφωνα με τις πρώτες ιδέες του Von Neumann [6], και έχουν την ικανότητα να επιτελούν μερικές εκατοντάδες εντολών που είναι πολύ γνωστές, όπως είναι οι αριθμητικές και λογικές πράξεις κτλ. Στην διαδικασία εκτέλεσης των εντολών ακολουθούν πιστά ένα εσωτερικό ρολόι. Από τη φύση τους τα νευρωνικά δίκτυα δε λειτουργούν σειριακά, αλλά με τρόπο που μοιάζει πιο πολύ σε παράλληλο τρόπο λειτουργίας, διότι μία εργασία μοιράζεται σε όλους τους επιμέρους νευρώνες. Έτσι λέμε ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα παράλληλων κατανεμημένων διεργασιών (Parallel Distributed Processing). Αυτό μας παρέχει μεγάλες ταχύτητες, διότι είναι σαν να έχουμε ταυτόχρονα πολλούς επεξεργαστές στη διάθεσή μας. Ωστόσο η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων διαφέρει από αυτήν των παραλλήλων



επεξεργαστών, για το λόγο ότι οι απλοί επεξεργαστές των νευρωνικών δικτύων (δηλ. οι νευρώνες) έχουν μεγάλο αριθμό διασυνδέσεων, ο οποίος συνολικά είναι πολύ μεγαλύτερος από τον αριθμό των νευρώνων. Αντίθετα, στους παράλληλους υπολογιστές, οι επεξεργαστές είναι συνήθως περισσότεροι από τις διασυνδέσεις μεταξύ τους και ως προς την πολυπλοκότητα τους ακολουθούν την μηχανή Von Neumann. Στα νευρωνικά δίκτυα οι μονάδες είναι πολύ πιο απλές και επιτελούν πολύ απλούστερες λειτουργίες, δηλ. ξέρουν μόνο να αθροίζουν τα σήματα εισόδου και να τροποποιούν τα βάρη των διασυνδέσεων. Επίσης, οι νευρώνες λειτουργούν ανεξάρτητα ο ένας από τον άλλο και δεν χρειάζονται συγχρονισμό. Αυτό δίνει στα νευρωνικά δίκτυα ευρωστία και ανοχή σε σφάλματα. Το χαρακτηριστικό της ανοχής του σφάλματος στα νευρωνικά δίκτυα είναι μια ιδέα που δεν την συναντάμε σε άλλες συνήθεις υπολογιστικές τεχνικές. Όταν δεν μας ενδιαφέρει η απόλυτη ακρίβεια, αλλά μια προσεγγιστική λύση το στοιχείο αυτό είναι επιθυμητό και λύνει το πρόβλημα μας σχετικά εύκολα, ενώ με άλλες μεθόδους μπορεί να είναι πολύ χρονοβόρο. Τελικά, όταν ένα νευρωνικό δίκτυο λύνει ένα πρόβλημα με επιτυχία, παρόλο που καταλαβαίνουμε την μαθηματική διαδικασία που ακολουθείται, εν τούτοις δεν καταλαβαίνουμε γιατί ή πως λύνεται το πρόβλημα. Το νευρωνικό δίκτυο δεν διαχωρίζει το πρόβλημα σε πολλά επιμέρους λογικά κομμάτια, αλλά το λύνει με μία ολιστική μέθοδο. Η λύση ελέγχεται εύκολα ότι είναι η σωστή, και έτσι η τεχνική αυτή μπορεί να χρησιμοποιείται με επιτυχία σε πολλές περιπτώσεις.

Συνοπτικά οι ομοιότητες και διαφορές μεταξύ νευρωνικών δικτύων και του υπολογιστή με τη φιλοσοφία του Von Neumann δίνονται στον Πίνακα 3.1 [5].

**Πίνακας 3.1:** Ομοιότητες και Διαφορές μεταξύ ΤΝΔ και Υπολογιστή <sup>[5]</sup>.

Νευρωνικά Δίκτυα	Υπολογιστής
Εργάζονται με σύγχρονο τρόπο λειτουργίας	Εργάζονται με ασύγχρονο τρόπο λειτουργίας
Παράλληλη επεξεργασία	Σειριακή επεξεργασία
Εκπαιδεύονται με παραδείγματα αλλάζοντας τα βάρη των συνδέσεών τους	Προγραμματίζονται με εντολές λογικού χαρακτήρα ( <i>if-then</i> )
Η μνήμη, τα δίκτυα και οι μονάδες λειτουργίας συνυπάρχουν	Η μνήμη και η επεξεργασία πληροφορίας χωρίζονται
Ανοχή στα σφάλματα	Καμία ανοχή στα σφάλματα
Αυτό-οργάνωση κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης	Εξαρτάται εξ ολοκλήρου από το προσφερόμενο λογισμικό
Η πληροφορία αποθηκεύεται στα βάρη των συνδέσεων	Η πληροφορία αποθηκεύεται σε συγκεκριμένες διευθύνσεις μνήμης
Ο χρόνος κύκλου είναι της τάξης του msec	Ο χρόνος κύκλου είναι της τάξης του nsec

### 3.5 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των ΤΝΔ

Επειδή, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν πρόσφατο μοντέλο υπολογισμού, θα πρέπει να τονιστεί ότι τα πλεονεκτήματα, τα μειονεκτήματα και η σχέση τους με τις κλασσικές μεθόδους υπολογισμού δεν είναι πλήρως ξεκαθαρισμένα. Οι προσδοκίες σε αυτόν τον τομέα είναι μεγάλες. Σε γενικές γραμμές τα ΤΝΔ είναι κατάλληλα να αντιμετωπίσουν συγκεκριμένες κατηγορίες προβλημάτων και ειδικότερα προβλήματα εκπαίδευσης που αντιμετωπίζονται με συσχέτιση προτύπων. Η αντίληψη ότι τα ΤΝΔ μπορούν να λύσουν όλα τα προβλήματα αυτόματης απόκτησης γνώσης είναι μη ρεαλιστική [2].

Από τη μια μεριά τα βασικά πλεονεκτήματα είναι τα ακόλουθα:

- Έμφυτος παραλληλισμός.
- Ανοχή σε βλάβες λόγω του παραλληλισμού.
- Σχεδιασμένα να είναι ευπροσάρμοστα.
- Δεν υπάρχει ανάγκη για χαρακτηρισμό του προβλήματος πέρα από το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης.

Από την άλλη μεριά τα βασικά μειονεκτήματα είναι τα εξής:

- Δεν υπάρχουν σαφείς κανόνες για την ανάπτυξη ενός ΤΝΔ για οποιαδήποτε εφαρμογή.
- Δεν υπάρχει γενικός τρόπος για την ερμηνεία της εσωτερικής λειτουργίας του δικτύου.
- Η εκπαίδευση μπορεί να είναι δύσκολη ή ακόμα και αδύνατη.
- Η ικανότητα γενίκευσης είναι δύσκολα προβλέψιμη.

### 3.6 Κατηγοριοποίηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Οποιαδήποτε περιγραφή ενός ΤΝΔ ξεκινάει με τον προσδιορισμό των εξής χαρακτηριστικών:

- Τοπολογία δικτύου.
- Χαρακτηριστικά μονάδων.
- Λειτουργικότητα του δικτύου.

Μια προσέγγιση στο διαχωρισμό των ΤΝΔ προκύπτει από την επιθυμητή συμπεριφορά που απαιτείται αυτό να παρουσιάσει. Για παράδειγμα, η επιθυμητή λειτουργία ενός ΤΝΔ μπορεί να καθοριστεί με απαρίθμηση των καταστάσεων του δικτύου ή

προσδιορίζοντας την επιθυμητή έξοδο βάσει των εισόδων και της τρέχουσας κατάστασης. Τα ΤΝΔ χωρίζονται στις παρακάτω κατηγορίες:

- *Συσχετιστές προτύπων*: η λειτουργία αυτού του δικτύου είναι η συσχέτιση προτύπων και η υλοποίηση επιθυμητών απεικονίσεων εισόδου-εξόδου. Συνήθως, υλοποιούνται με δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης.
- *Μοντέλο μνήμης συμφραζομένων*: Αντιπροσωπευτικό παράδειγμα είναι το δίκτυο Hopfield [1].
- *Αυτό-οργανούμενα δίκτυα*: Στην κατηγορία αυτή ανήκουν δίκτυα με ικανότητα μάθησης χωρίς επίβλεψη, τα οποία δηλαδή κατηγοριοποιούν την είσοδο σύμφωνα με κάποια κριτήρια ομοιότητας.

Θεωρώντας την τοπολογία και τη δομή των ΤΝΔ μπορούμε να τα διαχωρίσουμε ως ακολούθως:

- επαναληπτικά δίκτυα, δηλαδή με συνδέσεις ανάδρασης,
- δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης,
- δίκτυα με δομή επιπέδων ή ιεραρχική,
- δίκτυα με ανταγωνιστικές συνδέσεις.

Μέχρι τώρα θεωρήσαμε ότι ο σχεδιαστής του ΤΝΔ πρέπει να επιλέξει μία τοπολογία δικτύου. Πρόσφατες έρευνες προτείνουν ένα ακόμη στάδιο εκπαίδευσης το οποίο θα περιλαμβάνει συνεργασία και συνδυασμό διαφόρων τοπολογιών σε μία εφαρμογή. Παρότι η έρευνα είναι ακόμη σε αρχικό στάδιο, η ιδέα είναι η χρησιμοποίηση συνδυασμών εκπαιδευμένων επιμέρους δικτύων.

Στη συνέχεια θα αναλυθεί ο βασικός διαχωρισμός των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ανάλογα με τον τρόπο μάθησης (εκπαίδευσης) [2, 3].

### 3.6.1 Μάθηση με επίβλεψη

Το δίκτυο *μάθησης με επίβλεψη* (*supervised learning*) είναι η βάση πολλών εφαρμογών ΤΝΔ. Παράδειγμα αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων αυτής της περιοχής αποτελούν το Perceptron, το Adaline (*Adaptive linear element*), οι συναρτήσεις ακτινωτής βάσης, η μέθοδος κβάντισης του διανύσματος μάθησης και τα δίκτυα πολλών επιπέδων με ανάστροφη διάδοση σφάλματος [2]. Όλες αυτές οι αρχιτεκτονικές χρησιμοποιούν δεδομένα εκπαίδευσης που αποτελούνται από ζεύγη προτύπων εισόδου-εξόδου. Το κλειδί στη μάθηση με επίβλεψη είναι ότι μια γνωστή έξοδος συνδυάζεται με κάθε

πρότυπο εισόδου. Ως εκ τούτου, η διαδικασία μάθησης μπορεί να αξιοποιήσει επαναληπτικά τη γνώση αυτή ως επόπτης, για να διορθώσει το δίκτυο όταν αποτυγχάνει να δώσει τη σωστή απάντηση σε κατάλληλη είσοδο.

Η εκμάθηση με επίβλεψη είναι μία προσέγγιση μάθησης μίας απεικόνισης του χώρου εισόδων  $n$  διαστάσεων στο χώρο εξόδων  $m$  διαστάσεων. Η απεικόνιση είναι μια συναρτησιακή προσέγγιση ανάμεσα στο χώρο εισόδων και εξόδων και δίνει τη δυνατότητα γενίκευσης στο δίκτυο, δηλαδή να δίνει σωστές εξόδους για πρότυπα εισόδων που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του.

### 3.6.2 Μάθηση χωρίς επίβλεψη

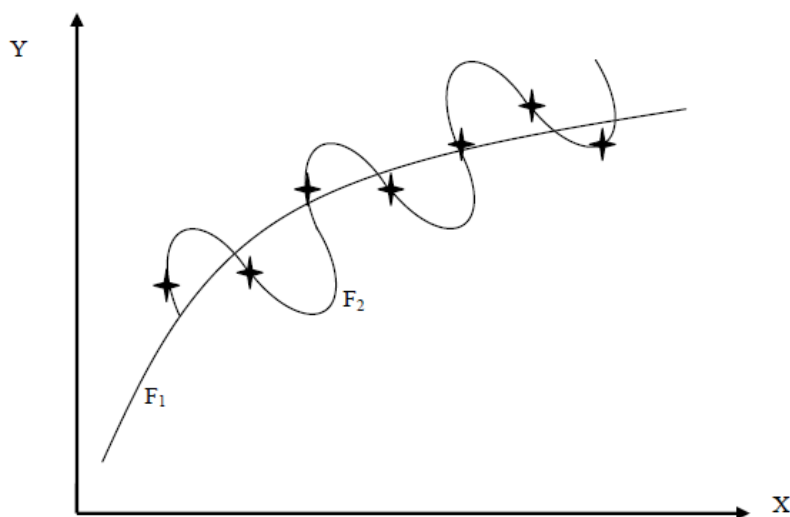
Αυτή η κατηγορία νευρωνικών δικτύων στοχεύει στον προσδιορισμό φυσικών ομάδων ή όμοιων χαρακτηριστικών σε ένα δεδομένο σύνολο προτύπων. Αφού αυτά τα δίκτυα χρησιμοποιούν μόνο πρότυπα εισόδου, ο τρόπος εκπαίδευσής τους αναφέρεται σαν αλγόριθμος μάθησης χωρίς επίβλεψη. Ο χρήστης ενός τέτοιου δικτύου πρέπει να εξετάσει το αποτέλεσμα του δικτύου και να ελέγξει αν η ταξινόμησή του έχει πρακτική σημασία. Αν δεν είναι ικανοποιητική, τότε πρέπει να ρυθμιστεί κάποια από τις παραμέτρους εκπαίδευσης και το δίκτυο να εκπαιδευτεί ξανά. Οι παράμετροι εκπαίδευσης είναι ένα μέτρο της ομοιότητας των προτύπων και χρησιμοποιούνται για να κατευθύνουν τη μάθηση του δικτύου. Τα δίκτυα με μάθηση χωρίς επίβλεψη χρησιμοποιούνται για συμπίεση δεδομένων, ανακάλυψη χαρακτηριστικών και ταξινόμηση. Μερικές αρχιτεκτονικές ΤΝΔ με μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι η Adaptive Resonance Theory (ART) και ο αυτό-οργανούμενος χάρτης χαρακτηριστικών (Self-Organized Feature Map - SOM) [2].

### 3.7 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Η έννοια της εκπαίδευσης είναι πολύ ευρεία. Σε γενικές γραμμές η εκπαίδευση μπορεί να οριστεί ως η κατάλληλη χρήση πληροφοριών για βελτίωση της συμπεριφοράς ενός συστήματος. Στην περίπτωση των προβλημάτων απεικόνισης, δηλαδή συσχέτισης προτύπων εισόδου-εξόδου, η εκπαίδευση μπορεί να οριστεί ως η τροποποίηση των παραμέτρων-βαρών του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, ώστε με τη χρήση ενός συνόλου δεδομένων να επιτευχθεί σταδιακά η επιθυμητή συμπεριφορά συγκρίνοντας την *τρέχουσα απόκριση* του δικτύου με την *επιθυμητή απόκριση*.

Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα σύνολο δεδομένων απεικόνισης εισόδου-εξόδου ή μονάχα εισόδου, τα οποία καθορίζουν την επιθυμητή συμπεριφορά του δικτύου. Το σύνολο αυτό, έστω  $H$ , το ονομάζουμε *σύνολο εκπαίδευσης*. Στη μάθηση με επίβλεψη το  $H$  μας παρέχει πληροφορίες για τη συσχέτιση των εισόδων  $I$  με τις εξόδους  $O$ , δηλαδή αποτελείται από ζευγάρια της μορφής  $(I_i, O_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Στη γενική περίπτωση τα  $I_i$  και  $O_i$  είναι διανύσματα. Επίσης πρέπει να διευκρινίσουμε ότι το σύνολο αυτό περιέχει ένα μικρό γενικά αριθμό ζευγών σε σχέση με το σύνολο των άπειρων πιθανών ζευγών. Το *σύνολο ελέγχου*  $H'$  αποτελούν πάλι ζεύγη της μορφής  $(I_i, O_i)$ . Μεταξύ όμως των δύο συνόλων δεν υπάρχει κοινή τομή. Μετά το τέλος της εκπαίδευσης το σύνολο αυτό χρησιμοποιείται για διαπίστωση της ικανότητας *γενίκευσης* του ΤΝΔ σε δεδομένα με τα οποία δεν έχει ήδη εκπαιδευτεί.

Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα ΤΝΔ που αποτελεί απεικόνιση μιας εισόδου σε μία έξοδο. Έχουμε 10 ζευγάρια για το σύνολο  $H$  της μορφής  $(x, f(x))$ , όπως φαίνεται στο *Σχήμα 3.4*.



Σχήμα 3.4: Καμπύλες γενίκευσης  $F_1$ : καλής γενίκευσης και  $F_2$ : αποστήθισης <sup>[3]</sup>.

Η γενίκευση μετά την εκπαίδευση μπορεί να έχει διάφορες μορφές. Παρότι δεν υπάρχει λάθος στην εκπαίδευση, είναι δυνατόν η συνάρτηση απεικόνισης να έχει πολλές διαφορετικές μορφές. Σε τέτοιες περιπτώσεις είναι απαραίτητο το σύνολο ελέγχου, που εκτιμά την ικανότητα γενίκευσης και μπορεί να βοηθήσει στην επιλογή του καλύτερου μοντέλου.

Ακόμα ένα σημαντικό θέμα είναι η δημιουργία αποτελεσματικών συνόλων εκπαίδευσης. Τα σύνολα εκπαίδευσης πρέπει να αποτελούνται από τον πλήρη χώρο προτύπων, τα οποία χρειάζονται να αναγνωρίζονται σωστά κατά τη διάρκεια της εκμετάλλευσης του δικτύου. Η επιλογή του συνόλου εκπαίδευσης επηρεάζει ευθέως την ευαισθησία του ΤΝΔ ως προς την παροχή αποτελεσμάτων.

Δεν υπάρχει ακριβής οδηγός για την επιλογή του αριθμού των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων ανά επίπεδο, αν και κατά τον *Kolmogorov* αρκεί ένα κρυφό επίπεδο στα πολυεπίπεδα ΤΝΔ με αλγόριθμο ανάστροφης τροφοδότησης [4]. Υπερβολικά πολλοί νευρώνες στα κρυφά επίπεδα στο δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλών επιπέδων μπορεί να οδηγήσει σε απομνημόνευση των συνόλων εκπαίδευσης με τον κίνδυνο της απώλειας της ικανότητας γενίκευσης. Από την άλλη μεριά, για ένα περίπλοκο πρόβλημα, η έλλειψη νευρώνων μπορεί να παρεμποδίζει την κατάλληλη ταξινόμηση των προτύπων. Η επιλογή της τοπολογίας του δικτύου και των συνόλων εκπαίδευσης εξαρτάται αρκετά από το ίδιο το πρόβλημα. Οι χρόνοι εκπαίδευσης μπορεί να είναι επίσης ένα πρόβλημα. Ο χρόνος εκπαίδευσης μπορεί να είναι μεγάλος είτε λόγω της περίπλοκης τοπολογίας του δικτύου, είτε λόγω του μεγάλου αριθμού των προτύπων του συνόλου μάθησης, αλλά, όταν το δίκτυο εκπαιδευτεί, η ανταπόκρισή του είναι πολύ γρήγορη [3].

### 3.8 Το Πολυεπίπεδο Perceptron

Υπάρχουν πολλά είδη δομών τεχνητών νευρωνικών δικτύων με διαφορετικά χαρακτηριστικά και εφαρμογές [2]. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας χρησιμοποιήθηκε πολυεπίπεδο Perceptron (MultiLayer Perceptron-MLP). Ένα τυπικό πολυεπίπεδο Perceptron αποτελείται από τρία επίπεδα: το επίπεδο εισόδου, το κρυμμένο επίπεδο και το επίπεδο εξόδου. Το πλήθος των νευρώνων του επιπέδου εισόδου και του επιπέδου εξόδου εξαρτάται από τα διανύσματα των μεταβλητών εισόδου και εξόδου αντίστοιχα, ενώ ο αριθμός των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου θα πρέπει να καθοριστεί μέσα από τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Όπως προαναφέρθηκε, σύμφωνα με το θεώρημα του *Kolmogorov*, αν το πλήθος των νευρώνων για το κρυμμένο επίπεδο είναι κατάλληλα επιλεγμένο, τότε ένα κρυμμένο επίπεδο είναι αρκετό [4].

Το πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης, χρησιμοποιείται σε ποικίλες εφαρμογές, στις οποίες εκπαιδεύονται βάσει του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος, που αποτελεί την ευρύτερα χρησιμοποιούμενη τεχνική. Ένα πολυεπίπεδο Perceptron έχει κυρίως τα εξής χαρακτηριστικά [2]:

1. Οι νευρώνες των κρυμμένων επιπέδων περιέχουν μία μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία είναι συνεχής και παραγωγίσιμη σε κάθε σημείο. Η εμφάνιση της μη γραμμικότητας είναι καθοριστική για τις μεγάλες υπολογιστικές δυνατότητες που μας παρέχουν τα δίκτυα MLP.
2. Δεν υπάρχει σύνδεση μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου ή συνήθως μεταξύ νευρώνων που ανήκουν σε μη διαδοχικά επίπεδα. Αντίθετα στις πιο πολλές περιπτώσεις υπάρχει πλήρης διασύνδεση μεταξύ των νευρώνων διαδοχικών επιπέδων.

### 3.9 Ο αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος

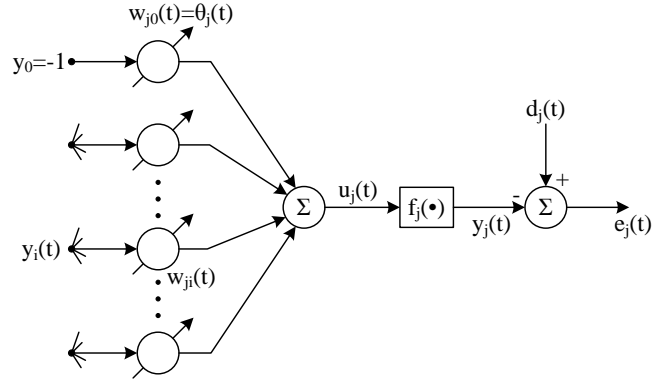
Ο αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος (Error Back-Propagation Algorithm), είναι αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης που ανανεώνει τα συναπτικά βάρη με σκοπό την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ( $G_{av}$ ) μεταξύ των εκτιμώμενων και των πραγματικών αποκρίσεων μετά την παρουσίαση κάθε προτύπου στην είσοδο του ΤΝΔ [3, 4, 6].

Πιο αναλυτικά, έστω ότι υπάρχει ένα σύνολο εκπαίδευσης αποτελούμενο από  $N$  ζεύγη διανυσμάτων εισόδου ( $\bar{x}$ ) και διανυσμάτων επιθυμητών εξόδων ( $\bar{d}$ ) και ότι ο  $j$ -οστός νευρώνας εξόδου έχει τη μορφή του Σχήματος 3.4.

Το σφάλμα στην έξοδο του τυχαίου νευρώνα  $j$ , ο οποίος είναι κόμβος εξόδου, για τη  $n$ -οστή επανάληψη δίνεται από τον τύπο:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.1)$$

όπου  $d_j$  και  $y_j$  η επιθυμητή και η πραγματική έξοδος αντίστοιχα του νευρώνα  $j$ , όταν εφαρμόζεται η  $\bar{x}(n), \{n = 1, \dots, N\}$ .


 Σχήμα 3.4: Δομή του  $j$  νευρώνα εξόδου.

Σύμφωνα με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος, τα σφάλματα διαδίδονται μέσω των κρυμμένων επιπέδων προς υπολογισμό των διορθωμένων βαρών με στόχο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος  $G_{av}$  για τα  $N$  πρότυπα:

$$G_{av} = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{j \in C} (d_j(n) - y_j(n))^2 \quad (3.2)$$

όπου  $C$  το σύνολο των νευρώνων, όπου  $d_j$  και  $y_j$  είναι η επιθυμητή και η πραγματική έξοδος του  $j$ -οστού νευρώνα εξόδου μετά την παρουσίαση του  $n$ -οστού προτύπου εκπαίδευσης στην είσοδο του δικτύου  $\bar{x}(n), \{n = 1, \dots, N\}$ .

Όπως προκύπτει από το Σχήμα 3.4, ο νευρώνας εξόδου  $j$  τροφοδοτείται από τα σήματα εξόδου όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου. Συνεπώς, το σήμα  $u_j(n)$  δίνεται από τη σχέση:

$$u_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ji}(n) y_i(n) \quad (3.3)$$

όπου  $p$  είναι το σύνολο όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου και  $y_j$  είναι η έξοδος του  $i$ -οστού νευρώνα του προηγούμενου επιπέδου. Το βάρος  $w_{j0}$  (για  $i = 0$ ) είναι η πόλωση και αντιστοιχεί σε εξωτερική είσοδο  $y_0 = -1$ . Συνεπώς, το σήμα εξόδου  $y_j(n)$  του νευρώνα εξόδου  $j$  κατά την παρουσίαση του  $n$ -οστού διανύσματος εισόδου δίνεται από την ακόλουθη σχέση χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης  $\phi(z)$  πάνω στο σήμα  $u_j(n)$ :

$$y_j(n) = \phi(u_j(n)) \quad (3.4)$$



Ο αλγόριθμος προβαίνει σε κάθε επανάληψη σε μία διόρθωση  $\Delta w_{ji}(n)$  του βάρους  $w_{ji}(n)$  που συνδέει τον νευρώνα  $i$  με τον νευρώνα  $j$  του επομένου επιπέδου βάσει του τύπου:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (3.5)$$

Στην περίπτωση που ο νευρώνας  $j$  αποτελεί κόμβο εξόδου, η τοπική κλίση  $\delta_j(n)$  ορίζεται ως:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) \phi'(u_j(n)) \quad (3.6)$$

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$$

Ο πιο σημαντικός παράγοντας, από τον οποίο εξαρτάται η αναπροσαρμογή των βαρών  $\Delta w_{ji}(n)$ , είναι το σφάλμα  $e_j(n)$  στο νευρώνα  $j$ .

Στην περίπτωση που ο νευρώνας  $j$  αποτελεί εσωτερικό κόμβο του νευρωνικού δικτύου, ο οποίος έμμεσα επηρεάζει τα σφάλματα εξόδου του δικτύου, δεν υφίσταται κάποια επιθυμητή έξοδος για το συγκεκριμένο νευρώνα η τοπική κλίση  $\delta_j(n)$  ορίζεται ως:

$$\delta_i(n) = \phi'(u_i(n)) \cdot \sum_j \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n) \quad (3.7)$$

Δηλαδή η κλίση  $\delta_i(n)$  εξαρτάται τόσο από τη συνάρτηση ενεργοποίησης του συγκεκριμένου νευρώνα  $i$ , όσο και από το άθροισμα των γινομένων των τοπικών κλίσεων  $\delta$  του επόμενου επιπέδου με τα αντίστοιχα βάρη που συνδέουν τον νευρώνα  $i$  με το επίπεδο αυτό.

Κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης τροφοδότησης σφάλματος ακολουθούνται τα εξής βήματα:

- αρχικοποιούνται τα βάρη και οι πολώσεις σε μικρές τυχαίες τιμές στο διάστημα  $[-1,1]$ ,
- όσον αφορά στην εκτέλεση των υπολογισμών υλοποιείται το «πέρασμα» ορθής φοράς (*forward pass*). Στη διαδικασία αυτή παρουσιάζεται στο ΤΝΔ το διάνυσμα εκπαίδευσης και το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου, υπολογίζονται τα σήματα εξόδου όλων των νευρώνων του δικτύου προς τα εμπρός χρησιμοποιώντας τις τρέχουσες τιμές των συναπτικών βαρών βάσει των τύπων:

$$y_i(n) = \phi_i(u_i(n)) \quad (3.8)$$

$$u_i(n) = \sum_{l=0}^q w_{il}(n) y_l(n) \quad (3.9)$$

για τους νευρώνες του πρώτου κρυμμένου επιπέδου, ισχύει:

$$y_k(n) = x_k(n) \quad (3.10)$$

όπου ο δείκτης  $k$  αναφέρεται στην  $k$ -οστή είσοδο του διανύσματος εισόδου  $\bar{x}$  και για τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου το  $y_j(n)$  είναι η  $j$ -οστή πραγματική απόκριση του δικτύου.

Δηλαδή το ευθύ «πέραςμα» ξεκινά από το πρώτο επίπεδο με την παρουσίαση του διανύσματος εισόδου, υπολογίζει όλα τα σήματα εξόδου των νευρώνων βάσει των προαναφερθέντων σχέσεων και προχωρά στα επόμενα επίπεδα του δικτύου, ώσπου να φτάσει, τελικά, στο τελευταίο επίπεδο (επίπεδο εξόδου) και να υπολογίσει το διάνυσμα εξόδου του δικτύου, καθώς και το σφάλμα του κάθε νευρώνα αυτού του επιπέδου μέσω της σχέσης (3.1).

- εν συνεχεία πραγματοποιείται το «πέραςμα» αντίστροφης φοράς (*reverse pass*). Ξεκινά από το επίπεδο εξόδου περνώντας τα σήματα σφάλματος προς τα πίσω και υπολογίζοντας αναδρομικά την τιμή της τοπικής κλίσης του κάθε νευρώνα. Με αυτόν τον τρόπο αναπροσαρμόζονται τα βάρη μεταξύ των συνδέσεων σύμφωνα με τον κανόνα δέλτα. Ακολούθως, μέσω αυτών των τοπικών κλίσεων υπολογίζονται οι τοπικές κλίσεις των νευρώνων του προτελευταίου επιπέδου και ούτω καθεξής για τα υπόλοιπα επίπεδα, ώσπου να καταλήξει στο πρώτο επίπεδο του δικτύου.

Η διαδικασία των δύο «περασμάτων» εκτελείται για κάθε πρότυπο του συνόλου εκπαίδευσης. Όταν παρουσιαστεί το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης μία φορά το καθένα από το δίκτυο με τυχαίο ή στοχαστικό τρόπο, τότε έχει πραγματοποιηθεί μία εποχή (*epoch*).

### 3.9.1 Συνάρτηση ενεργοποίησης και κορεσμός

Για να υπολογιστεί η τοπική κλίση κάθε νευρώνα, απαιτείται η γνώση της πρώτης παραγώγου της συνάρτησης ενεργοποίησης, οπότε η τελευταία πρέπει να είναι συνεχής

και παραγωγίσιμη. Στον Πίνακα 3.2 καταγράφεται μία σειρά συναρτήσεων που χρησιμοποιούνται συχνά σε πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα. Γενικά, προτείνεται η χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, ώστε να είναι δυνατή η επίλυση προβλημάτων μη γραμμικής συμπεριφοράς. Βέβαια, ορισμένες από τις συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται, όπως για παράδειγμα η βηματική, η αναρρίχησης, οι δυαδικές και η ανταγωνιστική, δεν πληρούν στο πεδίο ορισμού τους τις ιδιότητες της συνέχειας και της παραγωγισιμότητας. Επιπλέον, η χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων μπορεί να οδηγήσει σε πρόβλημα κορεσμού των τιμών της συνάρτησης ενεργοποίησης.

**Πίνακας 3.2:** Συναρτήσεις Ενεργοποίησης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Είδος συνάρτησης ενεργοποίησης	Μαθηματική έκφραση
Γραμμική	$\phi(x) = ax + b$
Σιγμοειδής με πεδίο τιμών [0,1] (λογιστική συνάρτηση)	$\phi(x) = 1 / (1 + e^{-ax})$
Σιγμοειδής με πεδίο τιμών [-1,1] (υπερβολική εφαπτομένη)	$\phi(x) = \tanh(ax + b)$
Γκαουσιανή	$\phi(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{v}\right)$
Αναρρίχησης	$\phi(x) = \begin{cases} \gamma, & x \geq \gamma \\ x, &  x  < \gamma \\ -\gamma, & x \leq -\gamma \end{cases}$
Βηματική	$\phi(x) = \begin{cases} a, & x \geq \gamma \\ b, & x < \gamma \end{cases}$
Δυαδική	$\phi(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$
Συμμετρική δυαδική	$\phi(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$
Ανταγωνιστική	$\phi(x) = \begin{cases} 1, & \text{νευρώνας με } \max(x) \\ 0, & \text{υπόλοιποι νευρώνες} \end{cases}$

Λύση σε αυτό το πρόβλημα δίνει η κανονικοποίηση (μετασχηματισμός) των τιμών των μεταβλητών εισόδου, ώστε να λαμβάνουν τιμές από  $a$  ως  $b$ . Αυτό πραγματοποιείται βρίσκοντας ή ορίζοντας το ελάχιστο  $x_{\min}$  και το μέγιστο  $x_{\max}$  των τιμών της μεταβλητής εισόδου. Ο ορισμός αυτός, είναι απαραίτητος στην περίπτωση ενός

φυσικού μεγέθους, όπου στο σύνολο εκπαίδευσης του ΤΝΔ δεν παρουσιάζονται οι ακραίες τιμές του. Στη συνέχεια μετασχηματίζονται οι τιμές εισόδου  $x$  στις νέες κανονικοποιημένες τιμές  $\hat{x}$  σύμφωνα με τη σχέση:

$$\hat{x} = a + \frac{b-a}{x_{\max} - x_{\min}}(x - x_{\min}) \quad (3.11)$$

### 3.9.2 Προσθήκη όρου ορμής

Ο αλγόριθμος της ανάστροφης τροφοδότησης δίνει μια προσέγγιση της τροχιάς των βαρών, η οποία υπολογίζεται με τη μέθοδο της απότομης καθόδου. Όσο μικρότερος είναι ο ρυθμός μάθησης, τόσο μικρότερη είναι η μεταβολή των βαρών σε κάθε επανάληψη και άρα τόσο πιο ομαλή είναι και η τροχιά της καμπύλης των βαρών. Συνεπώς, το κόστος για υψηλό επίπεδο μάθησης είναι ο αργός ρυθμός μάθησης. Αν χρησιμοποιηθεί υψηλός ρυθμός μάθησης για να επιταχυνθεί η διαδικασία, η καμπύλη των βαρών δεν θα είναι ομαλή, καθώς θα υπάρξουν απότομες μεταβολές, με αποτέλεσμα να εμφανίζεται κίνδυνος αστάθειας του αλγόριθμου. Ένας τρόπος εξάλειψης των παραπάνω κινδύνων είναι η τροποποίηση του κανόνα αναπροσαρμογής των βαρών με την προσθήκη ενός όρου ορμής (*momentum term*)  $a$ , που ονομάζεται και σταθερά ορμής και είναι συνήθως θετικός αριθμός [2]:

$$\Delta w_{ji}(n) = a \cdot \Delta w_{ji}(n-1) + n \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (3.12)$$

Η σχέση (3.12) είναι δυνατό να διατυπωθεί ως χρονική ακολουθία με δείκτη  $t$ :

$$\Delta w_{ji}(n) = -n \sum_{t=0}^n a^{n-t} \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.13)$$

Όταν η μερική παράγωγος  $\partial G(n)/\partial w_{ji}(n)$  διατηρεί σταθερό πρόσημο σε συνεχόμενες επαναλήψεις, τότε η αντίστοιχη μεταβολή του βάρους αυξάνει σημαντικά. Δηλαδή, η εισαγωγή της σταθεράς ορμής σ' αυτήν την περίπτωση τείνει κυρίως να επιταχύνει την κάθοδο προς μία σταθερή κατεύθυνση. Όταν, όμως, η μερική παράγωγος μεταβάλλει το πρόσημο της σε κάποιο αριθμό διαδοχικών επαναλήψεων, τότε η αντίστοιχη μεταβολή του βάρους ελαττώνεται. Συνεπώς, η εισαγωγή του παράγοντα ορμής έχει σταθεροποιητικό αποτέλεσμα για τον αλγόριθμο.

### 3.9.3 Τρόποι εκπαίδευσης

Η διαδικασία εκπαίδευσης κατά τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος πραγματοποιείται με την παρουσίαση και εφαρμογή στο νευρωνικό δίκτυο ενός συνόλου διανυσμάτων εκπαίδευσης. Κατά τη συνολική διαδικασία εκπαίδευσης εκτελούνται επαναλήψεις των εποχών, ώσπου τα βάρη του δικτύου να σταθεροποιηθούν σε συγκεκριμένες τιμές που οδηγούν στη σύγκλιση της μέσης τιμής των σφαλμάτων για όλα τα πρότυπα εκπαίδευσης.

Για ένα δεδομένο σύνολο εκπαίδευσης η διαδικασία μπορεί να εκτελεστεί με τους ακόλουθους τρόπους: εκπαίδευση ανά πρότυπο και εκπαίδευση ανά εποχή. Στην περίπτωση της εκπαίδευσης *ανά πρότυπο* (*stochastic training*) τα βάρη αναπροσαρμόζονται έπειτα από την παρουσίαση κάθε πρότυπου εκπαίδευσης στο δίκτυο.

Στην περίπτωση της εκπαίδευσης *ανά εποχή* (*batch mode*) τα βάρη ανανεώνονται έπειτα από την παρουσίαση στο δίκτυο του συνόλου προτύπων της εποχής. Για μία τέτοια εποχή η μέση τιμή των τετραγωνικών σφαλμάτων ορίζεται μέσω της σχέσης (3.3). Το εσωτερικό άθροισμα εφαρμόζεται σε όλους τους νευρώνες εξόδου του δικτύου, ενώ το εξωτερικό σε όλα τα διανύσματα εισόδου. Η αναπροσαρμογή όλων των βαρών γίνεται μια φορά μετά το τέλος κάθε εποχής.

### 3.9.4 Κριτήρια τερματισμού

Ο αλγόριθμος ανάστροφης τροφοδότησης γενικά δε συγκλίνει και δεν υφίστανται απόλυτα ορισμένα κριτήρια τερματισμού της λειτουργίας του. Στην πράξη, όμως, εφαρμόζονται κάποια λογικά κριτήρια, τα οποία οδηγούν στον τερματισμό της διαδικασίας εκπαίδευσης. Τέτοιου είδους κριτήρια αποτελούν η ευκλείδεια νόρμα του διανύσματος κλίσης, η απόλυτη τιμή του ρυθμού μεταβολή του σφάλματος ανά εποχή, η μέση τιμή του σφάλματος ανά εποχή, ο μέγιστος αριθμός εποχών, η σταθεροποίηση των βαρών κ.ά..

Εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί μία ολοκληρωμένη τεχνική αξιολόγησης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Συγκεκριμένα αξιοποιείται ένα ανεξάρτητο σύνολο προτύπων, που ονομάζεται *σύνολο αξιολόγησης* (*validation set*) και βάσει του μεγέθους των σφαλμάτων στο σύνολο αυτό υπολογίζεται το συνολικό σφάλμα μοντέλου.

Επομένως, αν δίνεται ένας αριθμός μοντέλων, που έχουν εκπαιδευτεί με βάση το ίδιο σύνολο εκπαίδευσης, για να επιλεγεί το καλύτερο, υπολογίζεται το σφάλμα καθενός για τα δεδομένα του συνόλου αξιολόγησης και επιλέγεται εκείνο με το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης. Συνήθως, για τον υπολογισμό του σφάλματος γενίκευσης του νευρωνικού δικτύου, που τελικά επιλέγεται, χρησιμοποιείται και ένα τρίτο σύνολο δεδομένων που ονομάζεται *σύνολο ελέγχου (test set)*.

### 3.9.5 Παραλλαγές του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος

Πέραν του βασικού αλγορίθμου έχουν αναπτυχθεί μία σειρά παραλλαγών του με σκοπό τη βελτίωση της ταχύτητας σύγκλισης και τη μείωση του σφάλματος [2, 3, 6-8].

➤ Βασικός αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος με εκπαίδευση ανά εποχή

Υπάρχουν τρεις παραλλαγές του αλγορίθμου αυτού:

- α. Για την περίπτωση του βασικού αλγορίθμου, αν η ανανέωση γίνεται κάθε εποχή  $ep$  (εκπαίδευση ανά εποχή), η αντίστοιχη σχέση διαμορφώνεται ως εξής:

$$\Delta \bar{w}(ep) = -\eta \cdot \nabla G(\bar{w}(ep)) \quad (3.14)$$

- β. Με την προσθήκη του όρου ορμής μετασχηματίζεται σε:

$$\Delta \bar{w}(ep) = -\eta \cdot \nabla G(\bar{w}(ep)) + a \cdot \Delta \bar{w}(ep-1) \quad (3.15)$$

- γ. Προκειμένου να επιταχυνθεί η εκπαίδευση, ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής της σχέσης (3.14) μπορούν να μεταβληθούν σύμφωνα με τις ακόλουθες σχέσεις διαμορφώνοντας τον προσαρμοστικό αλγόριθμο:

$$\eta(ep) = \begin{cases} \eta(ep-1), & G_{av}(ep) > G_{av}(ep-1) \\ \eta(ep-1) \cdot \exp(-1/T_\eta), & G_{av}(ep) \leq G_{av}(ep-1) \end{cases} \quad (3.16)$$

$$a(ep) = \begin{cases} a(ep-1), & G_{av}(ep) \leq G_{av}(ep-1) \\ a(ep-1) \cdot \exp(-1/T_a), & G_{av}(ep) > G_{av}(ep-1) \end{cases} \quad (3.17)$$

όπου  $T_\eta$  και  $\eta_0 = \eta(0)$  είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης αντίστοιχα,  $T_a$  και  $a_0 = a(0)$  είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του όρου ορμής,  $G_{av}$  η συνάρτηση σφάλματος είτε του συνόλου εκπαίδευσης, είτε του συνόλου επικύρωσης. Αν η συνάρτηση σφάλματος μειώνεται με το πέρασμα των εποχών, τότε ο όρος ορμής μένει σταθερός ή αυξάνεται [9], ενώ ο ρυθμός μάθησης μειώνεται ενισχύοντας την επίδραση της μεταβολής των βαρών. Ενώ, αν η συνάρτηση

σφάλματος αυξηθεί με το πέρασμα εποχών, πρέπει να μειωθεί η επίδραση των προηγούμενων σφαλμάτων, γι' αυτό ο όρος ορμής μειώνεται, ενώ ο ρυθμός μάθησης μένει σταθερός.

➤ Ευπροσάρμοστος αλγόριθμος

Κατά τον ευπροσάρμοστο αλγόριθμο (*resilient algorithm*) λαμβάνεται υπ' όψιν μόνο το πρόσημο της παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος ως προς το βάρος  $w_{ij}$  για τον καθορισμό της κατεύθυνσης διόρθωσης του τελευταίου [10]. Το μέγεθος της παραγώγου δεν έχει καμία επίδραση. Η μεταβολή του βάρους δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta w_{ij}(ep) = \begin{cases} \delta_1 \cdot \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep) \cdot \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) > 0 \\ \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep) \cdot \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) = 0 \\ \frac{1}{\delta_2} \cdot \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep) \cdot \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) < 0 \end{cases} \quad (3.18)$$

όπου  $\delta_1$ ,  $\delta_2$  είναι ο αυξητικός και ο μειωτικός παράγοντας της μεταβολής του βάρους αντίστοιχα. Δηλαδή, όταν η παράγωγος του σφάλματος ως προς  $w_{ij}$  έχει το ίδιο πρόσημο για δύο διαδοχικές επαναλήψεις, τότε η αντίστοιχη μεταβολή ενισχύεται. Αν μεταβάλλεται το πρόσημο, μειώνεται, ενώ, αν η παράγωγος είναι μηδενική, τότε η μεταβολή παραμένει σταθερή. Με αυτήν τη μέθοδο αντιμετωπίζεται εναλλακτικά το πρόβλημα του κορεσμού των σιγμοειδών συναρτήσεων ενεργοποίησης.

➤ Μέθοδος συζευγμένης μεταβολής της κλίσης

Μία άλλη κατηγορία παραλλαγών του αλγορίθμου εκπαίδευσης οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος είναι της συζευγμένης μεταβολής κλίσης (*conjugate gradient algorithm*) [11], κατά την οποία η μεταβολή βαρών λαμβάνει υπ' όψιν το σύνολο των μεταβολών κλίσης εντός του αντίστοιχου χώρου και δεν στηρίζεται μόνο στην αντίστοιχη κλίση βάρους, όπως συμβαίνει στην αρχική μέθοδο. Αυτό έχει ως συνέπεια στις περισσότερες περιπτώσεις να συγκλίνει γρηγορότερα. Τα αντίστοιχα βήματά της είναι τα ακόλουθα:

- α. Ορίζεται η κατεύθυνση αναζήτησης  $\bar{p}_0$  ίση με το αντίθετο του διανύσματος μεταβολής κλίσης κατά την πρώτη επανάληψη:

$$\vec{p}_0 = -\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_0} \quad (3.19)$$

β. Πραγματοποιείται η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος κατά την κατεύθυνση αναζήτησης:

$$\Delta \vec{w}_k = a_k \cdot p_k \quad (3.20)$$

Η ελαχιστοποίηση πραγματοποιείται μέσω της παραμέτρου  $a_k > 0$ , η οποία υπολογίζεται με μεθόδους, όπως της χρυσής τομής, της διχοτόμου κλπ. [12].

Η μέθοδος της χρυσής τομής ξεκινά με την εύρεση ενός βασικού διαστήματος  $[a, b]$  εντός του οποίου θα γίνει η διερεύνηση για τον υπολογισμό του ελαχίστου. Κατόπιν γίνεται τριχοτόμηση του διαστήματος αυτού στα διαστήματα  $[a, c]$ ,  $[c, d]$  και  $[d, b]$ ,

όπου  $c = a + p(b-a)$  και  $d = a + q(b-a)$  με  $p = \frac{3-\sqrt{5}}{2} \approx 0.38$  και  $q = 1-p \approx 0.62$  (οι δύο αριθμοί της χρυσής τομής).

Αν  $f(c) < f(d)$  (ή  $f(c) > f(d)$ ) τότε το διάστημα  $[a, d]$  (ή  $[c, b]$ ) περιέχει ένα σημείο ελαχίστου της  $f$  στο  $[a, b]$ . Η διαδικασία επαναλαμβάνεται σε ένα όλο και πιο μικρό διάστημα έως ότου καταλήξει με ικανοποιητική ακρίβεια στην τιμή του ελαχίστου.

Στη μέθοδο της διχοτόμου υπολογίζεται το μέσον  $x_0$  του διαστήματος  $[a, b]$ . Κατόπιν διερευνάται σε ποιο από τα δύο διαστήματα  $[a, x_0]$  ή  $[x_0, b]$  βρίσκεται η ρίζα της εξίσωσης και σε αυτό το διάστημα εφαρμόζεται η ίδια διαδικασία έως ότου επιτευχθεί σύγκλιση.

γ. Η κατεύθυνση αναζήτησης  $\vec{p}_{k+1}$  του επόμενου βήματος υπολογίζεται μέσω της σχέσης:

$$\vec{p}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} + \beta_{k+1} \cdot \vec{p}_k \quad (3.21)$$

όπου η παράμετρος  $\beta_{k+1}$  προσδιορίζεται είτε από τη Σχέση 3.21 κατά *Fletcher-Reeves* [13], είτε από τη Σχέση 3.22 κατά *Polak-Ribiere* [14]:

$$\beta_{k+1} = \frac{\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}^T \cdot \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}}{\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}^T \cdot \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}} \quad (3.22)$$

$$\beta_{k+1} = \frac{\Delta \left( \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}^T \right) \cdot \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}}{\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}^T \cdot \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}} \quad (3.23)$$



δ. Αν ο αλγόριθμος δεν έχει συγκλίνει, τότε επαναλαμβάνεται το δεύτερο βήμα.

Διευκρινίζεται ότι η  $k$ -οστή επανάληψη συνήθως ταυτίζεται με την αντίστοιχη εποχή, το οποίο όμως δεν είναι αναγκαίο. Επίσης, προκειμένου να αποφευχθεί ο ρυθμός σύγκλισης να είναι γραμμικός, πρέπει η επαναληπτική διαδικασία να επανεκκινεί κατά διαστήματα. Συνήθως αυτό συμβαίνει μετά από αριθμό επαναλήψεων ίσο με το πλήθος  $N_w$  των παραμέτρων υπό προσδιορισμό (βαρών και πολώσεων). Συμπληρωματικά μπορεί να εφαρμοστεί η μέθοδος επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale* [14] (χωρίς να αναιρεί τη χρήση του προηγούμενου κριτηρίου), όπου η μετάβαση στο πρώτο βήμα γίνεται, όταν η ορθογωνικότητα μεταξύ του παρόντος και του προηγούμενου διανύσματος κλίσης είναι μικρή, δηλαδή ισχύει:

$$\left| \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^T \cdot \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k+1} \right| \geq \ell_o \cdot \left\| \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k+1} \right\|^2 \text{ με } k \geq 1 \quad (3.24)$$

όπου το όριο ορθογωνικότητας  $\ell_o$  επιτρέπεται να κυμαίνεται στο διάστημα (0.1,...,0.9) με συνήθη τιμή το 0.2.

Το βασικό μειονέκτημα του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης είναι ο υπολογιστικός φόρτος της ελαχιστοποίησης της συνάρτησης σφάλματος.

➤ Μέθοδος βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης

Ο αλγόριθμος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης (*scaled conjugate gradient algorithm*) [15] αποφεύγει αυτήν την αδυναμία στηριζόμενο στην προσέγγιση των *Levenberg-Marquardt*. Τα αντίστοιχα βήματά της είναι:

α. Αρχικοποιούνται η κατεύθυνση αναζήτησης  $\bar{p}_0$  σύμφωνα με τη (σχέση 3.18), το διάνυσμα των βαρών και των πολώσεων  $\bar{w}_0$  και οι παράμετροι  $\sigma$ ,  $\lambda_0$ ,  $\bar{\lambda}_0$  και *flag* σύμφωνα με τα ακόλουθα:

$$0 < \sigma \leq 10^{-4} \quad 0 < \lambda_0 \leq 10^{-6} \quad \bar{\lambda}_0 = 0 \quad \text{flag} = 1 \quad (3.25)$$

β. Αν η σημαία (*flag*) είναι 1, τότε υπολογίζονται:

$$\sigma_k = \sigma / \|\bar{p}_k\| \quad \bar{s}_k = \left( \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k + \sigma_k \cdot \bar{p}_k} - \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \right) / \sigma_k \quad \delta_k = \bar{p}_k^T \cdot \bar{s} \quad (3.26)$$

γ. Προσδιορίζεται η τιμή του παράγοντα  $\delta_k$ :

$$\delta_k = \delta_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_k) \cdot \|\bar{p}_k\|^2 \quad (3.27)$$

δ. Αν  $\delta_k \leq 0$ , τότε η μήτρα Hessian γίνεται θετική ορίζοντας τα εξής:

$$\bar{\lambda}_k = 2 \left( \lambda_k - \delta_k / \|\bar{p}_k\|^2 \right) \quad \delta_k = -\delta_k + \lambda_k \cdot \|\bar{p}_k\|^2 \quad \lambda_k = \bar{\lambda}_k \quad (3.28)$$

ε. Υπολογίζεται το μέγεθος του βήματος:

$$\mu_k = -\bar{p}_k^T \cdot \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \quad a_k = \mu_k / \delta_k \quad (3.29)$$

στ. Υπολογίζεται η παράμετρος σύγκρισης:

$$\Delta_k = 2 \cdot \delta_k \cdot \left( G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} - G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k + a_k \cdot \bar{p}_k} \right) / \mu_k^2 \quad (3.30)$$

ζ. Αν  $\Delta_k \geq 0$ , τότε πραγματοποιείται πετυχημένη μείωση του σφάλματος:

$$\Delta \bar{w}_k = a_k \cdot \bar{p}_k \quad \bar{r}_{k+1} = -\nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}} \quad \bar{\lambda}_k = 0 \quad flag = 1 \quad (3.31)$$

Αν ο αύξων αριθμός επαναλήψεων είναι πολλαπλάσιος του πλήθους  $N_w$  των βαρών και των πολώσεων, τότε ο αλγόριθμος επανεκκινείται:

$$\bar{p}_{k+1} = -\nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}} \quad (3.32)$$

διαφορετικά:

$$\beta_{k+1} = \left( \left\| \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}} \right\| - \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^T \cdot \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \right) / \mu_k \quad (3.33)$$

$$\bar{p}_{k+1} = \nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} + \beta_{k+1} \cdot \bar{p}_k \quad (3.34)$$

Αν  $\Delta_k \geq 0.75$ , τότε  $\lambda_k = 0.25 \cdot \lambda_k$ , διαφορετικά  $\bar{\lambda}_k = \lambda_k$ ,  $flag = 0$ .

η. Επαναπροσδιορίζεται ο συντελεστής κλίμακας  $\lambda_k$  ως εξής:

$$\text{Αν } \Delta_k < 0.25, \text{ τότε } \lambda_k = \lambda_k + \delta_k (1 - \Delta_k) / \|\bar{p}_k\|^2 \quad (3.35)$$

θ. Αν  $\nabla G(\bar{w}) \Big|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}} \neq \vec{0}$ , τότε  $k = k + 1$  και επιστρέφει στο βήμα β, αλλιώς έχει ολοκληρωθεί η διαδικασία με την εύρεση των τελικών βαρών  $\bar{w}_{k+1}$ .

Το βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθοδολογίας είναι η πολυπλοκότητά της, η οποία φτάνει στο  $O(6N_w^2)$  έναντι του  $O(3N_w^2)$  της βασικής μεθόδου ανάστροφης τροφοδότησης σφάλματος. Όταν ο συντελεστής κλίμακας  $\lambda_k$  είναι μηδέν, ο αλγόριθμος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης ταυτίζεται με τον αντίστοιχο βασικό. Το κύριο πλεονέκτημά της είναι ότι το σφάλμα μειώνεται μονότονα, ενώ αύξησή του δεν επιτρέπεται. Στην περίπτωση που το σφάλμα μένει αμετάβλητο μεταξύ δύο επαναλήψεων, η μήτρα Hessian δεν ορίζεται θετικά και το  $\lambda_k$  αυξάνεται.

➤ Μέθοδος Newton

Μία βασική κατηγορία εκπαίδευσης εμπρόσθιων πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στη μέθοδο Newton. Το βασικό βήμα αυτής στηρίζεται στην αντιστροφή της μήτρας Hessian  $\nabla^2 G(\bar{w})$  (της συνάρτησης σφάλματος ως προς τα βάρη και τις πολώσεις) για τον προσδιορισμό των αντίστοιχων μεταβολών:

$$\Delta \bar{w}_k = -\nabla^2 G(\bar{w})\Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^{-1} \cdot \nabla G(\bar{w})\Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \quad (3.36)$$

Η μέθοδος αυτή είναι, συνήθως, πιο γρήγορη από τους προαναφερθέντες αλγορίθμους, αλλά ο υπολογισμός και η αντιστροφή του πίνακα Hessian είναι αρκετά περίπλοκος, καθώς προσδιορίζεται από τις ακόλουθες σχέσεις:

*Hessian μήτρα:*

$$\nabla^2 G(\bar{w}) = J(\bar{w})^T \cdot J(\bar{w}) + \sum_{j \in C} e_j(\bar{w}) \cdot \nabla^2 e_j(\bar{w}) \quad (3.37)$$

*Ιακωβιανή μήτρα:*

$$J(\bar{w}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{N_w}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_1} & \frac{\partial e_2}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{N_w}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_{p_c}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{p_c}}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_{p_c}}{\partial w_{N_w}} \end{bmatrix}_{p_c \times N_w} \quad (3.38)$$

Μία βασική παραλλαγή της μεθόδου Newton είναι η quasi-Newton, όπου ο δεύτερος όρος του δεξιού μέρους της σχέσης (3.36) παραλείπεται, καθώς τα αντίστοιχα στοιχεία λαμβάνουν μικρές τιμές και δεν είναι σημαντικές. Εναλλακτικά, κατά τη μέθοδο της τέμνουσας ενός βήματος (one step secant algorithm) δεν αποθηκεύεται ολόκληρος ο πίνακας Hessian, παρά μόνο τα διαγώνια στοιχεία, με συνέπεια να μην χρειάζεται αντιστροφή του πίνακα. Χρειάζεται μεγαλύτερο αριθμό επαναλήψεων, αλλά το υπολογιστικό κόστος ανά επανάληψη περιορίζεται σημαντικά.

Επίσης, μία βασική παραλλαγή αυτής της μεθοδολογίας είναι η μέθοδος Levenberg-Marquardt [16, 17], όπου ο κανόνας μεταβολής των βαρών δίνεται από τη σχέση:

$$\begin{aligned} \Delta \bar{w}_k &= -\left(J^T \cdot J + \lambda \cdot \text{diag}[J^T \cdot J]\right)^{-1} \cdot \nabla G(\bar{w})\Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \Rightarrow \\ \Delta \bar{w}_k &= -\left(J^T \cdot J + \lambda \cdot \text{diag}[J^T \cdot J]\right)^{-1} \cdot J^T \cdot \bar{e}(\bar{w}_k) \end{aligned} \quad (3.39)$$

Ο συντελεστής  $\lambda$  μεταβάλλεται ανάλογα με τις αυξομειώσεις της συνάρτησης σφάλματος σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$\lambda(k+1) = \begin{cases} \lambda(k) \cdot \beta, & G_{av}(k) > G_{av}(k-1) \\ \lambda(k), & G_{av}(k) = G_{av}(k-1) \\ \lambda(k)/\beta, & G_{av}(k) < G_{av}(k-1) \end{cases} \quad (3.40)$$

όπου η παράμετρος  $\beta$  λαμβάνει σημαντικές τιμές, όπως 10. Η μέθοδος των Levenberg-Marquardt δεν είναι η βέλτιστη, αλλά δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα στα περισσότερα προβλήματα, ειδικά αν το σύνολο των παραμέτρων υπό προσδιορισμό περιορίζεται σε μερικές εκατοντάδες, λόγω της απαιτούμενης αντιστροφής πίνακα.

### 3.9.6 Διαστήματα εμπιστοσύνης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Ο υπολογισμός των διαστημάτων εμπιστοσύνης στα νευρωνικά δίκτυα δεν είναι δυνατό να γίνει άμεσα, γι' αυτό χρησιμοποιούνται μεθοδολογίες όπως η πολυγραμμική παλινδρόμηση προσαρμοσμένη σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, η επαναδειγματοληψία και η εύρεση σφάλματος εξόδου [18]. Σύμφωνα με τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την έρευνα των Silva et al. [18] η μεθοδολογία της επαναδειγματοληψίας για τον προσδιορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης είναι η καταλληλότερη για τον προσδιορισμό διαστήματος εμπιστοσύνης με υψηλό βαθμό πιθανότητας.

Η συγκεκριμένη μεθοδολογία συνίσταται στην δειγματοληψία των σφαλμάτων εκτίμησης για κάθε πρόβλεψη. Τα  $n$  σφάλματα ταξινομούνται στη σειρά (λαμβάνοντας υπ' όψιν και το αντίστοιχο πρόσημο) και προσδιορίζεται η συνάρτηση αθροιστικής διανομής δείγματος:

$$S_n(z) = \begin{cases} 0, & z < z_1 \\ r/n, & z_r \leq z < z_{r+1} \\ 1, & z_n \leq z \end{cases} \quad (3.41)$$

Όταν το πλήθος  $n$  είναι πολύ μεγάλο, η συνάρτηση της σχέσης (3.40) είναι μια καλή προσέγγιση της πραγματικής αθροιστικής πυκνότητας πιθανότητας. Το διάστημα εμπιστοσύνης προσδιορίζεται βρίσκοντας το μέσο  $z$  παραλείποντας τις ακραίες τιμές σύμφωνα με τον επιθυμητό συντελεστή εμπιστοσύνης. Θα πρέπει να επισημανθεί ότι τα διαστήματα προσδιορίζονται, ώστε να είναι συμμετρικά ως προς την πιθανότητα, αλλά δεν είναι απαραίτητα συμμετρικά ως προς το  $z$ . Ο αριθμός των περιπτώσεων που απορρίπτονται σε κάθε χρονική στιγμή από την κατανομή του σφάλματος πρόβλεψης

είναι  $n \cdot p$ , όπου  $p$  είναι η πιθανότητα της ουράς. Από τη στιγμή που το  $n \cdot p$  είναι κλασματικός αριθμός, τότε για λόγους ασφαλείας το πλήθος των περιπτώσεων που απορρίπτονται σε κάθε ουρά είναι  $\lfloor n \cdot p \rfloor$ .

Πολυγραμμική παλινδρόμηση προσαρμοσμένη σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Η μέθοδος αυτή εφαρμόζεται, μόνο αν η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα εξόδου είναι γραμμική. Σ' αυτήν την περίπτωση η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι ένα είδος πολυγραμμικού μοντέλου παλινδρόμησης. Ως είσοδοι λαμβάνονται οι έξοδοι των κρυμμένων νευρώνων και ως συντελεστές παλινδρόμησης τα συνδεδετικά βάρη του νευρώνα εξόδου αντίστοιχα. Ο υπολογισμός του διαστήματος εμπιστοσύνης γίνεται μέσω της διασποράς του σφάλματος πρόβλεψης που δίνεται από τη σχέση [19]:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2 / (N - p_c) \quad (3.42)$$

όπου  $N$  τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης,  $p_c$  ο αριθμός των συντελεστών,  $t_i$  και  $o_i$  η επιθυμητή και η εκτιμώμενη τιμή του υπό μελέτη μεγέθους αντίστοιχα. Ο επιδιωκόμενος βαθμός εμπιστοσύνης της πρόβλεψης  $\tau$  ακολουθεί την κατανομή  $t$ -Student με  $(N-p_c)$  βαθμούς ελευθερίας και δίνεται από τη σχέση:

$$(t_\tau - o_\tau) / \left( \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \right) \text{ όπου } A = \sum_{i=1}^N \vec{x}_i \cdot \vec{x}_i^T \quad (3.43)$$

Το διάστημα εμπιστοσύνης της πρόβλεψης  $\tau$  δίνεται από τη σχέση:

$$t_\tau - t_{N-p_c}(\alpha/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \leq o_\tau \leq t_\tau + t_{N-p_c}(\alpha/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \quad (3.44)$$

όπου το  $\alpha$  είναι τέτοιο, ώστε η πιθανότητα της κατανομής  $t$ -Student  $(1-\alpha)$  να είναι ο βαθμός εμπιστοσύνης.

## Βιβλιογραφία

- [1] ΤΖΑΦΕΣΤΑΣ Σ. Γ.: “Υπολογιστική νοημοσύνη, Τόμος Α: Μεθοδολογίες”, Αθήνα 2002.
- [2] ΛΥΚΑΣ Α.: “Υπολογιστική Νοημοσύνη”, Ιωάννινα, Σεπτέμβριος 1999.
- [3] ΧΑΤΖΗΛΑΟΥ Ι. Κ., ΚΟΥΠΑΤΣΙΑΡΗΣ Δ., ΤΣΕΚΟΥΡΑΣ Γ. Ι.: “Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα”, Σχολή Ναυτικών Δοκίμων, Ιανουάριος 2008.
- [4] ΗΑΥΚΙΝ Σ.: “Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση”, Εκδόσεις Παπασωτηρίου, Αθήνα, 2010.
- [5] Αργυράκης Π.: “Νευρωνικά δίκτυα και εφαρμογές”, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Πάτρα 2001.
- [6] ΚΟΝΤΑΡΓΥΡΗ Β. Θ.: “Συμβολή στη μελέτη της ηλεκτρικής συμπεριφοράς ρυπασμένων μονωτήρων”, Διδακτορική Διατριβή, Ε.Μ.Π., Δεκέμβριος 2007.
- [7] ΑΣΙΜΑΚΟΠΟΥΛΟΥ Γ. Ε., ΚΟΝΤΑΡΓΥΡΙ Β. Τ., ΤΣΕΚΟΥΡΑΣ Γ. Ι., ΑΣΙΜΑΚΟΠΟΥΛΟΥ Φ. Ε., ΓΟΝΟΣ Ι. Φ., ΣΤΑΘΟΠΟΥΛΟΣ Ι. Α.: “Artificial neural network optimization methodology for the estimation of the critical flashover voltage on insulators”, IET Science, Measurement & Technology, Vol.3, No. 1, pp. 90-104, 2009.
- [8] ΑΣΙΜΑΚΟΠΟΥΛΟΥ Φ. Ε., ΤΣΕΚΟΥΡΑΣ Γ. Ι., ΓΟΝΟΣ Ι. Φ., ΜΟΡΟΝΙΣ Α. Χ., ΣΤΑΘΟΠΟΥΛΟΣ Ι. Α.: “An Artificial Neural Network for Estimating the Ground Resistance”, International Conference on Grounding and Earthing & 4th International Conference on Lightning Physics and Effects GROUND’2010 & 4th LPE, Salvador, Brazil, November 7th-11th, 2010.
- [9] GHOSH P. S., CHAKRAVORTI S., CHATTERJEE N.: “Estimation of time-to-flashover characteristics of contaminated electrolytic surfaces using a Neural Network”, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 2, No. 6, pp. 1064-1074, December 1995.
- [10] RIEDMILLER M., BRAUN H.: “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm”, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 1, pp. 586-591, San Francisco, March 1993.
- [11] SAINI L. M., SONI M. K.: “Artificial neural network-based peak load forecasting using conjugate gradient methods”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No. 3, pp.907-912, August 2002.
- [12] ΜΠΑΚΟΠΟΥΛΟΣ Α., ΧΡΥΣΟΒΕΡΓΗΣ Ι.: “Εισαγωγή στην Αριθμητική Ανάλυση,” Δεύτερη Έκδοση, Εκδόσεις Συμμεών, Αθήνα 1994.
- [13] FLETCHER R., REEVES C. M.: “Function minimization by conjugate gradients”, Computer Journal, Vol. 7, pp. 149-154, 1964.
- [14] POLAK E.: “Computational Methods in Optimization: A Unified Approach”, Academic Publication, New York, 1st edition, 1971.
- [15] POWELL M. J.: “Restart procedures for the conjugate gradient method”, Mathematical Programming, Vol. 12, pp. 241-254, 1977.
- [16] MOLLER M. F.: “A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning”, Neural Networks, Vol. 6, pp. 525-533, 1993.
- [17] LEVENBERG K.: “A method for the solution of certain problems in least squares,” Quart. Application Mathematics, Vol. 2, pp. 164-168, 1944.
- [18] SILVA A.P.A., MOULIN S.L.: “Confidence intervals for neural networks based short-term load forecasting”, IEEE Trans. Power Syst., Vol. 15, No. 4, pp. 1191-1196, 2000.

# Κεφάλαιο 4

## Βιβλιογραφική ανασκόπηση

### 4.1 Εισαγωγή

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) χρησιμοποιούνται ευρέως τα τελευταία χρόνια σε διάφορους τομείς, όπως τα οικονομικά, την ιατρική, τη βιομηχανία και τη μηχανική, λόγω της υπολογιστικής τους ταχύτητας, της ικανότητας διαχείρισης σύνθετων μη γραμμικών λειτουργιών, της αποδοτικότητας που παρουσιάζουν ακόμα και σε προβλήματα τα οποία δεν είναι πλήρως ορισμένα και της ικανότητάς τους να αναγνωρίζουν τις σχέσεις μεταξύ ποσοτήτων, οι οποίες είναι δύσκολο να μοντελοποιηθούν. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν αναφερθεί πολλές ενδιαφέρουσες εφαρμογές στην περιοχή των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όπου χρησιμοποιούνται ευρέως στην κατηγοριοποίηση βλαβών και εκτίμηση θέσης σφάλματος σε γραμμές μεταφοράς [1-4], στη βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου [5] και σε προβλήματα αξιοπιστίας [6].

Στο παρόν κεφάλαιο, γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση σε εργασίες που αφορούν στη μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης, στην επιλογή βέλτιστων διαστάσεων και γεωμετρίας ενός συστήματος γείωσης βάσει των επιθυμητών προδιαγραφών της τιμής της αντίστασης γείωσης, της βηματικής τάσης και της τάσης επαφής, καθώς επίσης και στην εκτίμηση της επίδρασης διαφόρων παραμέτρων στην τιμή της αντίστασης γείωσης με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

### 4.2 Μελέτες σε συστήματα γείωσης με τη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Στη συνέχεια, παρατίθεται σύντομη ανασκόπηση διαφόρων δημοσιεύσεων πάνω στη μελέτη των συστημάτων γείωσης με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

#### 4.2.1 Μελέτες σε γραμμές μεταφοράς υψηλής τάσης με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης

Ο L. Ekonomou [7], έχει χρησιμοποιήσει επιτυχώς τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να συσχετίσει το μήκος του κατακόρυφου ηλεκτροδίου με την τιμή της αντίστασης γείωσης. Ο συνολικός αριθμός δεδομένων εισόδου και εξόδου, είναι 72 (μέτρηση ανά μήνα για διάστημα 18 μηνών (Σεπτέμβριος 2004-Φεβρουάριος 2006) και 4 διαφορετικές περιπτώσεις μήκους ηλεκτροδίου: 3m, 6m, 9m και 12m) και προέρχονταν όλα από μετρήσεις που διενεργήθηκαν. Από τα δεδομένα, το 20% αποτελεί το σύνολο αξιολόγησης. Οι εισοδοί του ΤΝΔ είναι: το μήκος του θαμμένου ηλεκτροδίου, ο μήνας του έτους κατά τον οποίο πραγματοποιήθηκε η μέτρηση και το ύψος βροχόπτωσης στην περιοχή και το μήνα της μέτρησης. Έξοδος του ΤΝΔ είναι: η αντίσταση γείωσης. Εξετάστηκαν δύο διαφορετικά είδη ΤΝΔ: το πολυεπίπεδο Perceptron (MLP) και το δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης (RBF). Στην περίπτωση του MLP εξετάστηκαν δύο διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης για το κρυμμένο επίπεδο, τρία σενάρια για 1, 2 και 3 κρυμμένα επίπεδα και πλήθος νευρώνων για κάθε επίπεδο από 2 έως 30, προκειμένου να βρεθεί η βέλτιστη αρχιτεκτονική δομή του δικτύου με κριτήριο το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Μετά από εκτενείς προσομοιώσεις και δοκιμές διαπιστώθηκε ότι MLP δύο κρυμμένων επιπέδων (με 21 και 13 νευρώνες σε κάθε ένα από αυτά) και με λογιστική συνάρτηση ενεργοποίησης στα κρυμμένα επίπεδα έδινε τη μεγαλύτερη ικανότητα γενίκευσης, εκπαιδευόταν γρήγορα και κατανάλωνε μικρότερη μνήμη από ότι οι υπόλοιποι συνδυασμοί. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ελαχιστοποιείται σε τελική τιμή 0,01 εντός 9738 εποχών.

Επομένως, για την ίδια περιοχή (της οποίας τα πειραματικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και αξιολόγηση του μοντέλου ΤΝΔ), δεν είναι αναγκαίο να διεξαχθούν νέες μετρήσεις, δεδομένου ότι δίνοντας στο ΤΝΔ το μήκος του θαμμένου ηλεκτροδίου, το μήνα του έτους και το ύψος βροχόπτωσης κατά το μήνα αυτό, το ΤΝΔ θα υπολογίσει με ακρίβεια την αντίσταση γείωσης.



#### **4.2.2 Χρήση ΤΝΔ για τη μοντελοποίηση και την εκτίμηση της σχέσης μεταξύ της αντίστασης γείωσης και του μήκους διεύθυνσης του ηλεκτροδίου εντός του εδάφους**

Μια παρόμοια με την προηγούμενη μελέτη διενεργήθηκε από τους M. A. Salam et al. [8], η οποία καταδεικνύει την αποτελεσματικότητα ΤΝΔ στην εκτίμηση της αντίστασης γείωσης, χωρίς να απαιτείται επιπλέον εκτέλεση πειραμάτων και μετρήσεων. Σ' αυτή την περίπτωση αναπτύχθηκε ΤΝΔ το οποίο εκπαιδεύτηκε με τη χρήση του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος. Για την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής εξόδου, χρησιμοποιήθηκε η τεχνική μεταβολής της κλίσης.

Τα συνολικά πειραματικά δεδομένα είναι 18 (μέτρηση ανά μήνα για διάστημα 3 μηνών και για μήκος διεύθυνσης ηλεκτροδίων από 6m έως 36m με βήμα 6m), εκ των οποίων τα 13 επιλέγηκαν τυχαία για το σύνολο εκπαίδευσης και τα υπόλοιπα 5 για το σύνολο ελέγχου. Οι μεταβλητές εισόδου του ΤΝΔ είναι: το μήκος του ηλεκτροδίου και ο μήνας κατά τον οποίο λήφθηκε η μέτρηση. Η απόκριση του ΤΝΔ είναι η αντίσταση γείωσης. Μετά από δοκιμές και τροποποιήσεις των παραμέτρων του δικτύου, η απόκρισή του συνέκλινε σε τιμή καταωφλίου 0.00001 χρησιμοποιώντας ένα κρυμμένο επίπεδο με 2 νευρώνες. Τα αποτελέσματα δείχνουν τη συμφωνία μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών. Για το σύνολο εκπαίδευσης επιτεύχθηκε συσχέτιση 99.5% και για το σύνολο ελέγχου 92.5%. Τέλος, επισημαίνεται από τους συγγραφείς ότι, για την εκπαίδευση του ΤΝΔ και την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη και άλλες μεταβλητές που την επηρεάζουν, όπως η υγρασία, η σύνθεση, η ομοιογένεια του εδάφους, κτλ.

#### **4.2.3 Μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση των υψηλών συχνοτήτων**

Οι Amaral et al. [9], εφήρμοσαν τα ΤΝΔ προκειμένου να συσχετίσουν την ειδική αντίσταση του εδάφους, τη συχνότητα του εγχεόμενου ρεύματος και της μέγιστης τιμής του ρεύματος με την αντίσταση γείωσης. Αναπτύχθηκαν δύο ΤΝΔ -ένα στο πεδίο του χρόνου και ένα στο πεδίο της συχνότητας- για τη μοντελοποίηση συστήματος γείωσης αποτελούμενο από 6 ηλεκτρόδια σε μεταξύ τους απόσταση 3m και μήκος διεύθυνσης εντός του εδάφους 2.4m.

Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο ήταν πολυεπίπεδο Perceptron (MLP) με 3 εισόδους: την ειδική αντίσταση του εδάφους σε  $\Omega\cdot m$ , το εγχεόμενο ρεύμα σε  $A$  και το χρόνο σε  $\mu s$ , ένα κρυμμένο επίπεδο αποτελούμενο από 5 νευρώνες και 1 έξοδο: την τιμή του αναπτυσσόμενου δυναμικού γύρω από το ηλεκτρόδιο γείωσης. Η κυματομορφή του ρεύματος που χρησιμοποιήθηκε ήταν τύπου  $1.2/50\mu s$ , μέγιστης τιμής  $1kA$ , η ειδική αντίσταση του εδάφους μεταβαλλόταν από 100 έως 800  $\Omega\cdot m$ . Το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείτο από 101 δεδομένα και το σύνολο ελέγχου από 5 δεδομένα. Το μέσο σχετικό σφάλμα για το σύνολο ελέγχου είναι 0.462%, ενώ το μέγιστο σχετικό σφάλμα μεταξύ εκτιμώμενων και πραγματικών τιμών της αναπτυσσόμενης τάσης είναι 1.67%.

Το δεύτερο νευρωνικό δίκτυο ήταν MLP με 4 εισόδους: τη συχνότητα του εγχεόμενου ρεύματος σε  $Hz$ , την ειδική αντίσταση του εδάφους σε  $\Omega\cdot m$ , το εγχεόμενο ρεύμα σε  $A$  και την αντίσταση γείωσης σε  $\Omega$ , δύο κρυμμένα επίπεδα αποτελούμενα από 10 και 15 νευρώνες έκαστο και 1 έξοδο: την τιμή του αναπτυσσόμενου δυναμικού γύρω από το ηλεκτρόδιο γείωσης. Η κυματομορφή του ρεύματος που χρησιμοποιήθηκε ήταν τύπου  $1.2/50\mu s$ , μέγιστης τιμής  $1kA$ , η ειδική αντίσταση του εδάφους μεταβαλλόταν από 100 έως 800  $\Omega\cdot m$  και η συχνότητα μεταβαλλόταν στο εύρος  $100Hz$  έως  $1.3MHz$ . Το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείτο από 203 δεδομένα και το σύνολο ελέγχου από 10 δεδομένα. Το μέσο σχετικό σφάλμα για το σύνολο ελέγχου είναι 2.97%, ενώ το μέγιστο σχετικό σφάλμα μεταξύ εκτιμώμενων και πραγματικών τιμών της αναπτυσσόμενης τάσης είναι 12.20%.

Γενικά, τα αποτελέσματα κρίνονται ικανοποιητικά αν ληφθεί υπόψη η πολυπλοκότητα της μοντελοποίησης ενός τέτοιου προβλήματος. Όπως προέκυψε, η τιμή του αναπτυσσόμενου δυναμικού εξαρτάται άμεσα από την τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους, ενώ σημαντικό ρόλο διαδραματίζει επίσης η συχνότητα του εγχεόμενου ρεύματος, ακόμα και αν η συχνότητα είναι χαμηλή.

#### 4.2.4 Ανάλυση συστήματος γείωσης με χρήση TNA

Οι Ezzat et al. [10] ανέπτυξαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευμένου με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος για να εκτιμήσουν την αντίσταση πλεγμάτων γείωσης και τη μεταβολή της συναρτήσει διαφόρων παραμέτρων, όπως ο

τύπος (τετράγωνο ή ορθογώνιο), το μέγεθος του πλέγματος, η πυκνότητα του πλέγματος και το μήκος των αγωγών.

Οι τιμές αντίστασης γείωσης που πρόβλεψε το ΤΝΔ συγκρίνονται με τις τιμές που προκύπτουν από προτεινόμενες στη βιβλιογραφία μεθοδολογίες όπως: αποτελέσματα προσομοιώσεων με τη χρήση υπολογιστή [11], αποτελέσματα αριθμητικής μεθόδου [12], αποτελέσματα αναλυτικών μαθηματικών εκφράσεων [13], αποτελέσματα πειραμάτων υπό κλίμακα [14]. Τα δεδομένα του ΤΝΔ ήταν 77 για το σύνολο εκπαίδευσης και 43 για το σύνολο ελέγχου. Διαπιστώθηκε ότι το ΤΝΔ μπορεί να χρησιμοποιηθεί με επιτυχία, αφού προβλέπει την αντίσταση γείωσης με μεγάλη ακρίβεια επιτρέποντας έτσι στο μηχανικό, σχεδιαστή ενός συστήματος γείωσης να αποφύγει πολύπλοκους μαθηματικούς υπολογισμούς.

#### **4.2.5 Βέλτιστη σχεδίαση συστήματος γείωσης σε ομοιογενές και ανομοιογενές έδαφος με χρήση ΤΝΔ**

Οι Gouda et al. [15] ανέπτυξαν διάφορα ΤΝΔ τα οποία αποσκοπούσαν στην εκτίμηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους διστρωματικής δομής και διάφορων σχεδιαστικών παραμέτρων συστημάτων γείωσης για προκαθορισμένη τιμή αντίστασης γείωσης και ειδικής αντίστασης εδάφους, χωρίς την ανάγκη πραγματοποίησης σύνθετων υπολογισμών.

Για την εκτίμηση της φαινόμενης ειδικής αντίστασης του εδάφους σχεδιάστηκαν και εξετάστηκαν διάφορα μοντέλα ΤΝΔ τα οποία απαρτίζονταν από 3 μεταβλητές εισόδου: τις τιμές ειδικής αντίστασης για τα δύο στρώματα του εδάφους και το πάχος του επιφανειακού στρώματος και ένα κρυμμένο επίπεδο με 49 νευρώνες.

Για τη σχεδίαση συστημάτων γείωσης οδηγούμενων ραβδοειδών γειωτών αναπτύχθηκε ΤΝΔ το οποίο δεχόταν ως εισόδους τις επιθυμητές τιμές της αντίστασης γείωσης και της φαινόμενης ειδικής αντίστασης και στην έξοδο έδινε τον απαιτούμενο αριθμό γειωτών και το μήκος αυτών σε  $m$ .

Επίσης, αναπτύχθηκε συνδυασμός δύο ΤΝΔ για τον υπολογισμό των απαραίτητων παραμέτρων σχεδίασης πλέγματος γείωσης. Το πρώτο ΤΝΔ δεχόταν ως μεταβλητές εισόδου την ειδική αντίσταση ομογενούς εδάφους και την τιμή του ρεύματος σφάλματος και σαν απόκριση έδινε την μέγιστη επιτρεπόμενη τάση επαφής και το

συνολικό μήκος των αγωγών, ενώ το δεύτερο ΤΝΔ δεχόταν ως είσοδο την απόκριση του πρώτου ΤΝΔ και έδινε ως έξοδο τις βέλτιστες διαστάσεις του πλέγματος γείωσης. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις με τα ΤΝΔ είναι σχεδόν όμοια με τα αντίστοιχα δεδομένα συστήματος γείωσης ενός υποσταθμού, γεγονός που υποδηλώνει ότι τα ΤΝΔ αποτελούν χρήσιμο εργαλείο για τη σχεδίαση συστημάτων γείωσης και την εκτίμηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους μειώνοντας παράλληλα τον υπολογιστικό χρόνο που απαιτείται από τον μηχανικό.

#### **4.2.6 ΤΝΔ για τον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης**

Οι Asimakoroulou et al. [16] ανέπτυξαν ΤΝΔ χρησιμοποιώντας πειραματικά δεδομένα τα οποία είχαν ληφθεί κατά τη διάρκεια μετρήσεων της αντίστασης γείωσης. Το ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε με χρήση του αλγορίθμου της συζευγμένης μεταβολής κλίσης. Τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης αποτελούνταν από 65 διανύσματα, ενώ το σύνολο ελέγχου από 16. Οι μεταβλητές εισόδου είναι οι τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων μέτρησης και το ύψος βροχόπτωσης, ενώ μεταβλητή εξόδου είναι η τιμή της αντίστασης γείωσης. Οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου βελτιστοποιήθηκαν μέσω μιας σειράς προσομοιώσεων με κριτήριο το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το σύνολο αξιολόγησης. Τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν για νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο το οποίο αποτελείται από  $N_n = 11$  νευρώνες.

Η συσχέτιση μεταξύ της πραγματικής και της εκτιμώμενης τιμής  $R^2$  για το σύνολο αξιολόγησης είναι 98.97%, ενώ η συσχέτιση για το σύνολο ελέγχου 95.67%. Το γεγονός αυτό υποδεικνύει την επιτυχία της μεθόδου στον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους. Επιπλέον, είναι δυνατό να επιτευχθεί υψηλότερη συσχέτιση με αύξηση του αριθμού των μεταβλητών εισόδου (λαμβάνοντας υπόψη παραμέτρους όπως η σύσταση του εδάφους, η θερμοκρασία κτλ.).

#### **4.2.7 Μεθοδολογία ΤΝΔ για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης**

Στο άρθρο [17] διάφορα ΤΝΔ αναπτύχθηκαν και εκπαιδεύτηκαν με 10 διαφορετικές μεθόδους εκπαίδευσης, προκειμένου να εκτιμηθεί η μεταβολή της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους. Το διάνυσμα εισόδου αποτελείται από 12 μεταβλητές:

μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων, τη μέση θερμοκρασία και το μέσο ύψος βροχόπτωσης της ίδιας αλλά και της προηγούμενης ημέρας πραγματοποίησης της μέτρησης. Η μεταβλητή εξόδου είναι η αντίσταση γείωσης. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τα βελτιστοποιημένα ΤΝΔ είναι απόλυτα ικανοποιητικά για όλες τις περιπτώσεις. Στην καλύτερη περίπτωση η συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.78%, ενώ για το σύνολο ελέγχου 97.46%. Το μοντέλο που αναπτύχθηκε αποδεικνύεται αποτελεσματικό για τη πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης. Η μεθοδολογία είναι ευέλικτη και ευπροσάρμοστη και ως εκ τούτου μπορούν να χρησιμοποιηθούν περισσότερες μεταβλητές εισόδου, όπως η υγρασία του εδάφους, η σύσταση του εδάφους, το μέγεθος του συστήματος γείωσης κτλ.

## Βιβλιογραφία

- [1] AL-SHAHER M., SALEH S. A., SABRY M.: “*Estimation of Fault Location and Fault Resistance for Single Line-to-ground Faults in Multi-ring Distribution Network Using Artificial Neural Network*”, Taylor & Francis, Electric Power Components and Systems, Vol. 37, No. 7, pp. 697-713, 2009.
- [2] MAHANTY R. N., GUPTA D.P.B.: “*Application of RBF neural network to fault classification and location in transmission lines*”, IEE Proc.-Gen. Trans. Distr., Vol. 151, No. 2, pp. 201-212, 2004.
- [3] MAZON A.J., ZAMORA I., GRACIA J., SAGASTABEUTIA J., SAENZ J. R.: “*Selecting ANN structures to find transmission faults*”, IEEE Comp. Appl. Power, Vol. 14, No.3, pp. 44-48, 2001.
- [4] GARDOSO G., ROLIM J. G., ZURN H. H.: “*Application of neural-network modules to electric power system fault section estimation*”, IEEE Trans. PWRD, Vol. 19, No. 3, pp. 1034–1041, 2004.
- [5] ΤΣΕΚΟΥΡΑΣ Γ. Ι.: “*Συμβολή στη Βραχυπρόθεσμη και Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη Ζήτησης Φορτίου και Ενέργειας Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων*”, Διδακτορική Διατριβή, Ε.Μ.Π., Αθήνα, 2006.
- [6] SCHMIDT H.P.: “*Application of artificial neural networks to the dynamic analysis of the voltage stability problem*”, IEE Proc.-Gen. Trans. Distr. Vol.144, No.6, pp. 371-376, 1997.
- [7] EKONOMOU L.: “*High Voltage transmission lines studies with the use of artificial intelligence*”, Electric Power Systems Research, Vol. 79, pp. 1655-1660, 2009.
- [8] SALAM M. A., AL-ALAWI S. M., MAQUASHI A. A.: “*An artificial neural networks approach to model and predict the relationship between the grounding resistance and the length of the buried electrode in soil*”, Journal of Electrostatics, Vol. 64, pp. 338-342, 2006.
- [9] AMARAL L. C. F., DE SOUZA A. N., ZAGO M.G.: “*A novel approach to model grounding systems considering the influence of high frequencies*”, CLAGTEE, Sao Pedro, Brazil, 2003.
- [10] EZZAT A., EISAWY R., FAHMY A.: “*Analysis of power grounding system using Artificial Neural Network*”, National Center for Nuclear Safety, Cairo, Egypt 2009.
- [11] GOMEZ J. et al.: “*Computer analysis of earthing systems in horizontally or vertically layered soils*”, Electric Power System Rev., Vol. 59, 2001.
- [12] COLOMINAS I., NAVARRINA F., CASTELEIRO M.: “*A Numerical formulation for grounding analysis in stratified soils*”, IEEE Trans. Power Delivery, Vol.17, 2002.
- [13] SALAMA M.M.A., EL SHERBINY M.M., CHOW L.Y.: “*A formula for resistance of substation grounding grid in two-layer soil*”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 10, No. 3, pp. 1255-1262, 1995.
- [14] EL-MORSHEDY A., AZEITOUN A. G., GHOURAB M. M.: “*Modeling of substation grounding grids*”, IEE Proc., Vol. 133, No.5, 1986.
- [15] GOUDA E.O., AMER G.M., EL SAIED T.M.: “*Optimum design of grounding systems in uniform and non-uniform soils using ANN*”, International journal of soft computing, Vol. 1, No. 3, pp. 175-180, 2006.

- [16] ASIMAKOPOULOU F. E., TSEKOURAS G. J., GONOS I. F., MORONIS A. X., STATHOPOULOS I. A.: “*An Artificial Neural Network for Estimating the Ground Resistance*”, International Conference on Grounding and Earthing & 4th International Conference on Lightning Physics and Effects GROUND’2010 & 4th LPE, Salvador, Brazil, November 7th-11th, 2010.
- [17] ASIMAKOPOULOU F.E., KOURNI E.A., KONTARGYRI V.T., TSEKOURAS G. J., STATHOPOULOS I.A.: “*Artificial Neural Network Methodology for the Estimation of Ground Resistance*”, 15<sup>th</sup> WSEAS International Conference on Circuits, Corfu, Greece, July 14-16, 2011.





## Κεφάλαιο 5

# Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

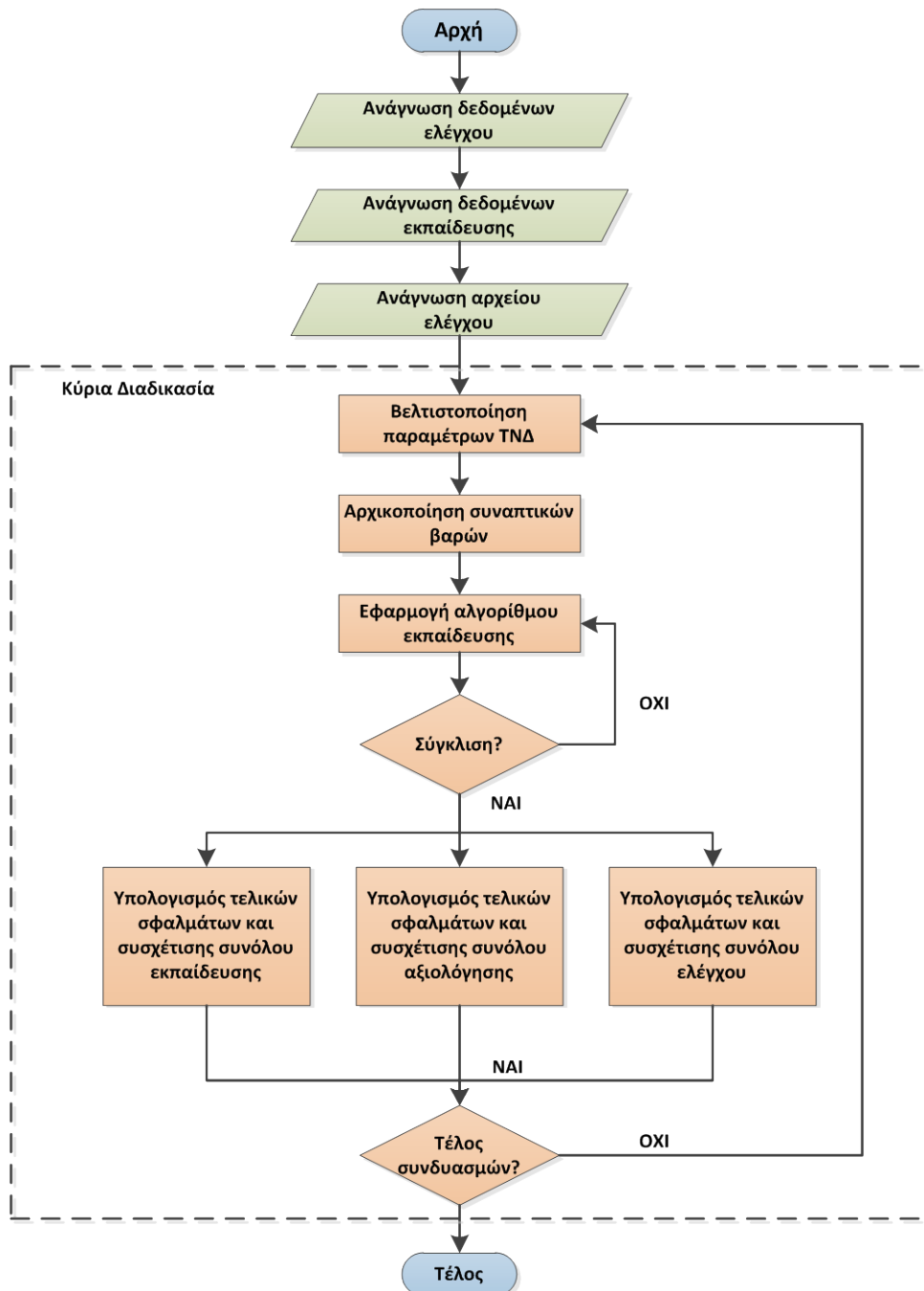
### 5.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) για την πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης. Για διαφορετικά σενάρια δεδομένων εισόδου εφαρμόστηκαν διαφορετικές μέθοδοι εκπαίδευσης των ΤΝΔ και πραγματοποιήθηκε βελτιστοποίηση των παραμέτρων κάθε ΤΝΔ (πλήθος νευρώνων, παράμετροι όρου ορμής και ρυθμού μάθησης, μέγιστος αριθμός εποχών, παράμετροι των συναρτήσεων ενεργοποίησης κ.τ.λ.), προκειμένου να προσδιοριστεί το ΤΝΔ που δίνει τα βέλτιστα δυνατά αποτελέσματα με κριτήρια αξιολόγησης το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ( $G_{av}$ ) του συνόλου αξιολόγησης και τη συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου αξιολόγησης.

### 5.2 Μέθοδοι εκπαίδευσης του ΤΝΔ

Στο κεφάλαιο 3 αναπτύχθηκε η βασική θεωρία των ΤΝΔ. Όπως αναφέρθηκε, ένα ΤΝΔ οφείλει την υπολογιστική ισχύ του κατά πρώτον στην παράλληλη, κατανεμημένη δομή του και κατά δεύτερον στην ικανότητά του να μαθαίνει και, ως εκ τούτου, να γενικεύει. Ο όρος *γενίκευση* αναφέρεται στην παραγωγή, από το νευρωνικό δίκτυο, λογικών εξόδων για εισόδους τις οποίες δεν έχει συναντήσει κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής του. Αυτές οι δύο ιδιότητες δίνουν στα νευρωνικά δίκτυα τη δυνατότητα να βρίσκουν καλές προσεγγιστικές λύσεις σε πολύπλοκα και μεγάλης κλίμακας προβλήματα [1]. Η διαδικασία της εκπαίδευσης στοχεύει στον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών παραμέτρων του ΤΝΔ βάσει της μέσης τιμής του σφάλματος μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών. Στο νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζεται ένα πρότυπο επιλεγμένο τυχαία από το σύνολο εκπαίδευσης και τα συναπτικά βάρη (ελεύθερες παράμετροι) του δικτύου τροποποιούνται ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά μεταξύ της πειραματικής και της εκτιμώμενης απόκρισης του νευρωνικού δικτύου, σύμφωνα με το κατάλληλο στατιστικό κριτήριο. Η εκπαίδευση του δικτύου επαναλαμβάνεται για όλα τα πρότυπα του συνόλου εκπαίδευσης, έως ότου το δίκτυο φτάσει σε μια ευσταθή

κατάσταση, όπου δεν υπάρχουν περεταίρω σημαντικές μεταβολές στα συναπτικά βάρη. Η απόδοση του ΤΝΔ υπολογίζεται με βάση το σύνολο αξιολόγησης. Η ικανότητα γενίκευσης του ΤΝΔ εκτιμάται από την απόδοση του συστήματος στα δεδομένα του συνόλου ελέγχου. Σημειώνεται ότι, τα δεδομένα του συνόλου ελέγχου έχουν ίδια δομή με τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης και αξιολόγησης με τη διαφορά ότι αντιστοιχούν σε διαφορετικά πρότυπα εισόδου-εξόδου. Η δημιουργία και η εκπαίδευση του ΤΝΔ πραγματοποιήθηκε με λογισμικό γραμμένο στη γλώσσα προγραμματισμού FORTRAN. Στο ακόλουθο Σχήμα 5.1 δίνεται το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου μάθησης του ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκε.



Σχήμα 5.1: Διάγραμμα ροής του αλγορίθμου μάθησης του ΤΝΔ [2].

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, για τη μελέτη της μεταβολής της αντίστασης γείωσης, χρησιμοποιείται νευρωνικό δίκτυο επιβλεπόμενης μάθησης που εκπαιδεύεται με τον κανόνα της ανάστροφης διάδοσης σφάλματος και παραλλαγές αυτού, οι οποίες παρουσιάστηκαν αναλυτικά στο *Κεφάλαιο 3* και δίδονται συνοπτικά στον *Πίνακα 5.1*.

Στον *Πίνακα 5.1* παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης του ΤΝΔ που εφαρμόστηκαν στα δύο σενάρια δεδομένων. Στους τρεις πρώτους αλγόριθμους χρησιμοποιείται εκπαίδευση ανά πρότυπο με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης, στους επόμενους εννέα η εκπαίδευση πραγματοποιείται ανά εποχή με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης. Οι διαφορές στους τρόπους εκπαίδευσης επισημάνθηκαν στο *εδάφιο 3.93*. Οι χαρακτηριστικές παράμετροι για κάθε αλγόριθμο βελτιστοποιούνται μετά από μια σειρά δοκιμών, όπως παρουσιάζεται στο επόμενο *εδάφιο*.

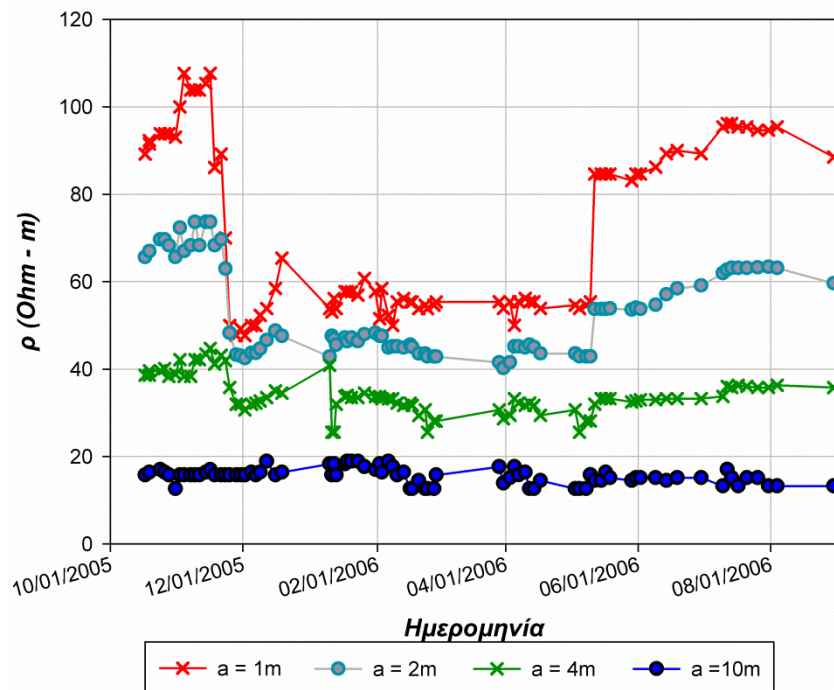
**Πίνακας 5.1:** Περιγραφή αλγορίθμων εκπαίδευσης του ΤΝΔ.

A/A	Περιγραφή αλγορίθμου εκπαίδευσης του ΤΝΔ
1	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση ρυθμού μάθησης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις) [3, 4]
2	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής [3, 4]
3	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης [3, 4]
4	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης [3, 4]
5	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ρυθμού μάθησης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις) [3, 4]
6	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής [3, 4]
7	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher – Reeves [5, 6]
8	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher – Reeves, επανεκκίνηση Powell – Beale [5 – 7]
9	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak – Ribiere [5, 8]
10	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak – Ribiere, επανεκκίνηση Powell – Beale [5, 7, 8]
11	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης [9]
12	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ευπροσάρμοστου αλγορίθμου [10]

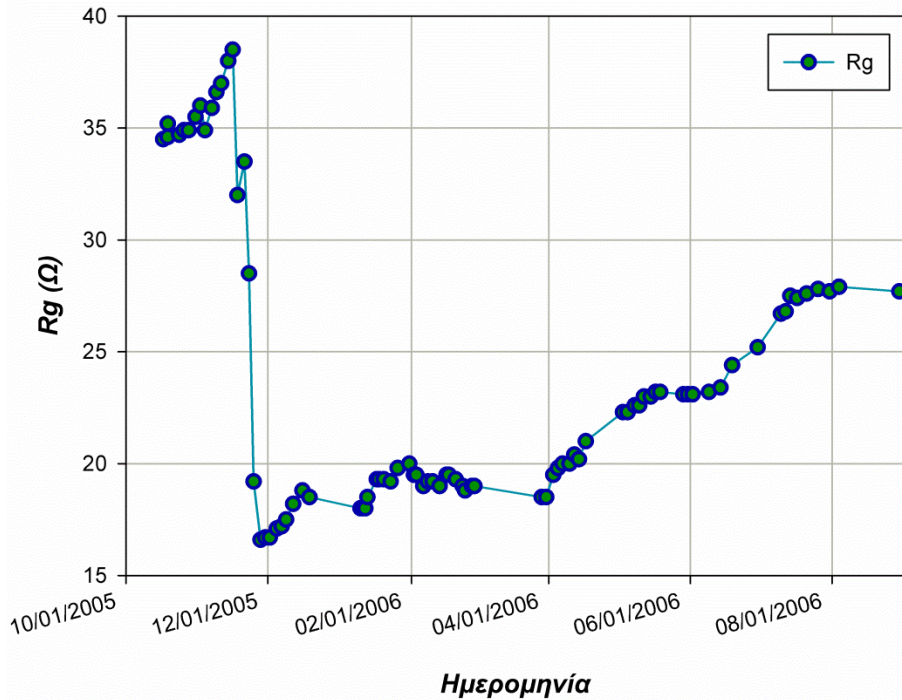
### 5.3 Δεδομένα εκπαίδευσης

Για την εκπαίδευση του ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης, οι οποίες πραγματοποιήθηκαν σε χώρο εντός του Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος της Αθήνας στο Αιγάλεω, εφαρμόζοντας τη μέθοδο Wenner. Τα αποτελέσματα των μετρήσεων παρατίθενται αναλυτικά στο παράρτημα, ενώ η πειραματική διαδικασία για τη διεξαγωγή του πειράματος περιγράφηκε αναλυτικά στο προηγούμενο *Κεφάλαιο 2* [11]. Επιπλέον, ως είσοδοι στο ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά στοιχεία που αφορούν το ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης ημέρας και το μέσο ύψος βροχόπτωσης της

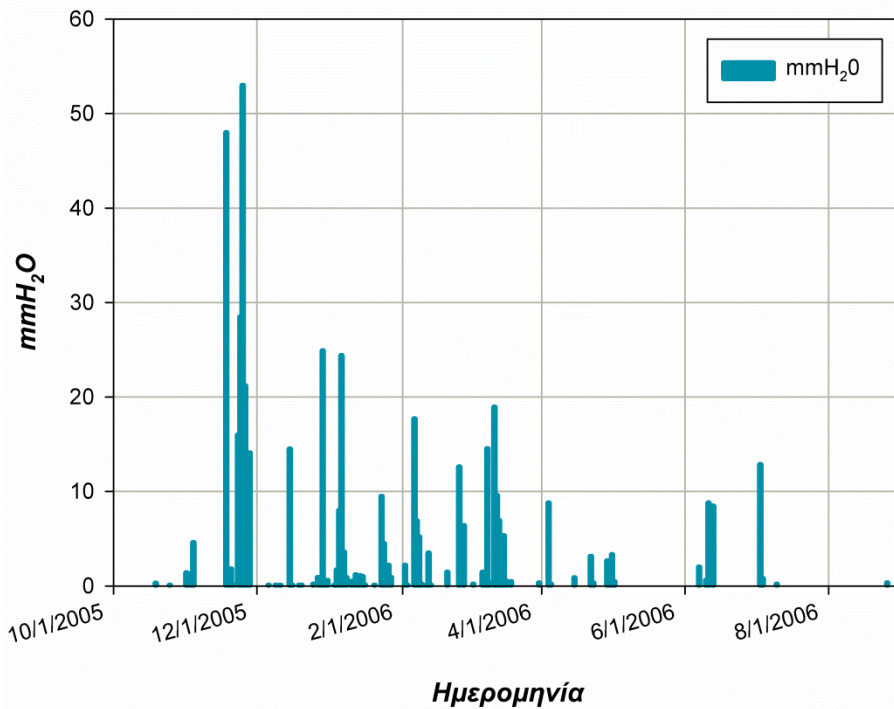
προηγούμενης βδομάδας σε σχέση με την επιθυμητή ημέρα της μέτρησης. Τα μετεωρολογικά αυτά δεδομένα προέκυψαν από το μέσο όρο των μετρήσεων των μετεωρολογικών σταθμών Μάνδρας, Άνω Λιοσίων, Μενιδίου και Γαλατσίου, οι οποίοι ήταν οι πλησιέστεροι προς την τοποθεσία της πειραματικής διάταξης [12]. Στα Σχήματα 5.2 και 5.3 παρουσιάζονται γραφικά οι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση του ΤΝΔ, αντίστοιχα. Παρατηρώντας τις γραφικές αυτές παραστάσεις είναι ξεκάθαρο ότι κατά τους καλοκαιρινούς και φθινοπωρινούς μήνες η ειδική αντίσταση του εδάφους και η αντίσταση γείωσης λαμβάνουν μεγαλύτερες τιμές σε σχέση με το υπόλοιπο χρονικό διάστημα του έτους. Ωστόσο, για μεγάλες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων μέτρησης και συνεπώς μεγάλα βάθη μέτρησης, οι τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους μεταβάλλονται πολύ λιγότερο με τις καιρικές συνθήκες. Στο Σχήμα 5.4 παρουσιάζονται τα καιρικά δεδομένα (ύψος ημερήσιας βροχόπτωσης) που αντιστοιχούν στις ημερομηνίες των πειραματικών μετρήσεων. Στο Σχήμα 5.4 παρουσιάζονται τα καιρικά δεδομένα (ύψος ημερήσιας βροχόπτωσης) που αντιστοιχούν στις ημερομηνίες των πειραματικών μετρήσεων.



**Σχήμα 5.2:** Μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστάσεις των ηλεκτροδίων μέτρησης.



Σχήμα 5.3: Μετρήσεις της αντίστασης γείωσης.



Σχήμα 5.4: Ύψος ημερήσιας βροχόπτωσης κατά την περίοδο των πειραματικών μετρήσεων.

Στο πρόβλημα που μελετήθηκε πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση του ΤΝΔ για δύο σενάρια ως προς το πλήθος των προτύπων εισόδου-εξόδου. Για το Σενάριο Α, τα πρότυπα εισόδου-εξόδου που χρησιμοποιήθηκαν ήταν συνολικά 63 (εξήντα τρία), εκ των οποίων τα 10 (δέκα), δηλαδή ποσοστό 16% του συνόλου, αποτελούσαν το σύνολο ελέγχου και τα υπόλοιπα 53 (πενήντα τρία) το σύνολο εκπαίδευσης, ενώ για το Σενάριο

$B$  τα πρότυπα εισόδου-εξόδου ήταν συνολικά **68** (εξήντα οκτώ), εκ των οποίων τα **15** (δεκαπέντε), δηλαδή ποσοστό 22% του συνόλου, αποτελούσαν το σύνολο ελέγχου και τα υπόλοιπα **53** (πενήντα τρία) το σύνολο εκπαίδευσης. Τα βασικά σενάρια εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του ΤΝΔ για κάθε αλγόριθμο μάθησης είναι τα ακόλουθα:

- ✚ **Σενάριο Α:** 5 δεδομένα εισόδου (οι μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  της προηγούμενης εβδομάδας για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων  $1m$  και  $2m$ , η μέση τιμή της αντίστασης γείωσης  $R_g$  για την προηγούμενη εβδομάδα, το μέσο ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης εβδομάδας και το ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης ημέρας) και ως έξοδος η τιμή της αντίστασης γείωσης.
- ✚ **Σενάριο Β:** 7 δεδομένα εισόδου (οι μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  της προηγούμενης εβδομάδας για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων  $1m$ ,  $2m$ ,  $4m$  και  $10m$ , η μέση τιμή της αντίστασης γείωσης  $R_g$  για την προηγούμενη εβδομάδα το μέσο ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης εβδομάδας και το ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης ημέρας) και ως έξοδος η τιμή της αντίστασης γείωσης.

Πέραν των δύο βασικών σεναρίων, εξετάστηκαν δύο παραλλαγές αυτών ως προς το πλήθος του συνόλου ελέγχου. Συγκεκριμένα, εναλλάχθηκαν τα σύνολα ελέγχου για τα σενάρια Α και Β (για το σενάριο Α το πλήθος των στοιχείων του συνόλου ελέγχου αυξήθηκε από 10 σε 15 διανύσματα, ενώ για το σενάριο Β το πλήθος του συνόλου ελέγχου μειώθηκε από 15 σε 10 διανύσματα) προκειμένου να εξεταστεί η αποτελεσματικότητα κάθε ΤΝΔ χωρίς να προηγηθεί βελτιστοποίηση. Απ' εδώ και στο εξής τα συγκεκριμένα σενάρια θα αναφέρονται ως Α2 και Β2 αντίστοιχα.

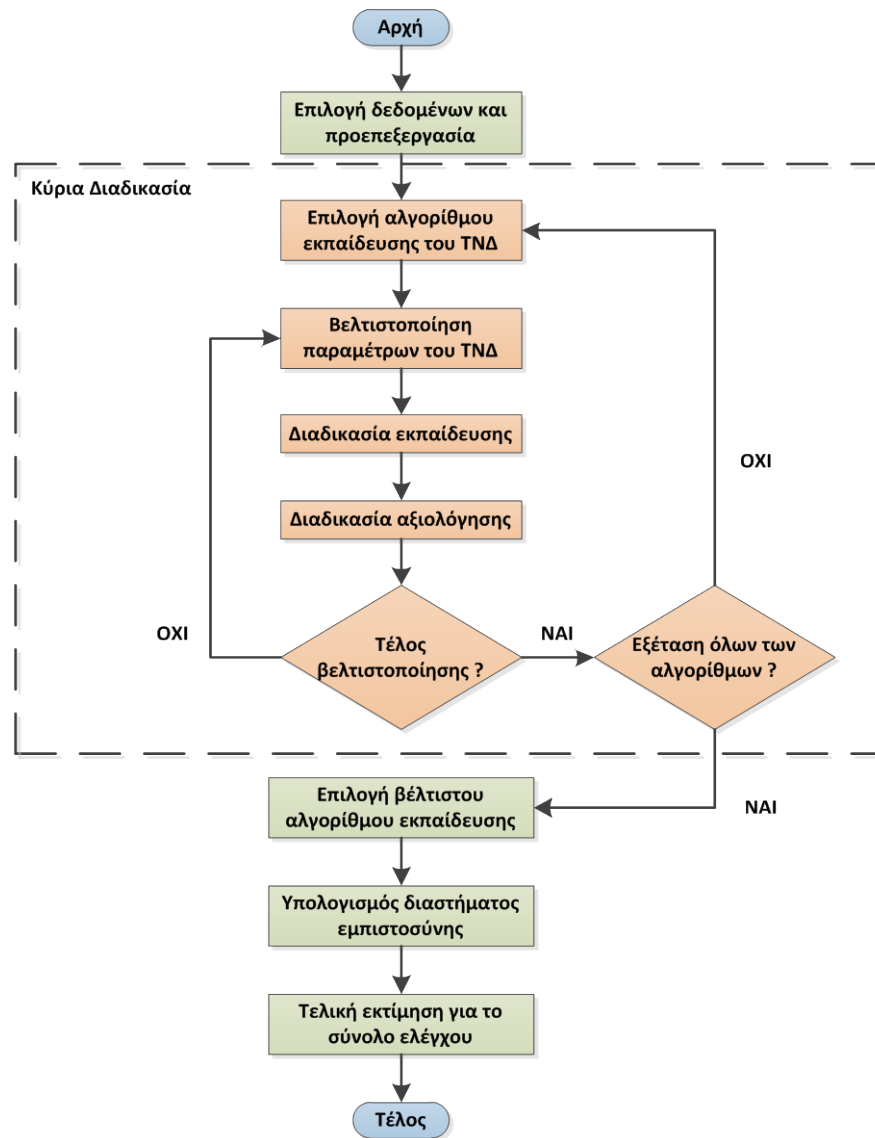
Τα βασικά σενάρια θα αναφέρονται ως Α1 και Β1.

#### 5.4 Μέθοδος βελτιστοποίησης παραμέτρων των αλγορίθμων εκπαίδευσης

Ανάλογα με την εκάστοτε παραλλαγή του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του ΤΝΔ ποικίλουν και οι παράμετροι που θα πρέπει να προσδιοριστούν. Επομένως, προτού αναφερθούμε στη διαδικασία βελτιστοποίησης που ακολουθήθηκε κρίνεται αναγκαίο για λόγους πληρότητας όπως αναφερθούμε επιγραμματικά στις παραμέτρους μεταβολής του εκάστοτε αλγορίθμου. Οι κοινές παράμετροι σε όλες τις μεθόδους είναι: ο αριθμός των

νευρώνων, ο μέγιστος αριθμός εποχών, ο τύπος και οι παράμετροι ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) των συναρτήσεων ενεργοποίησης. Για τις μεθόδους 1-6 (Πίνακας 5.1) οι επιπλέον παράμετροι είναι: η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του όρου ορμής  $T_a$  και  $a_0$  αντίστοιχα, η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του όρου μάθησης  $T_n$  και  $n_0$  αντίστοιχα. Οι επιπρόσθετες παράμετροι για τις μεθόδους 7-10 είναι:  $s$ ,  $T_{bn}$ , και  $T_{trix}$  για τη μέθοδο 11 είναι:  $\sigma$  και  $\lambda_0$  και για τη μέθοδο 12 είναι: οι συντελεστές μεταβολής (αύξησης  $\delta_1$  και μείωσης  $\delta_2$ ) των συναπτικών βαρών μεταξύ δύο διαδοχικών εποχών.

Η μέθοδος βελτιστοποίησης που ακολουθήθηκε παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.5 και είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 5.5: Διάγραμμα ροής μεθόδου βελτιστοποίησης του ΤΝΔ για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης<sup>[13]</sup>.

- 1) Αρχικά προσδιορίζεται ο βέλτιστος αριθμός νευρώνων με τρέξιμο του εκάστοτε αλγορίθμου και διατηρώντας όλες τις υπόλοιπες παραμέτρους σταθερές μεταβάλλοντας το πλήθος των νευρώνων ( $N_n$ ) από 2 έως 25 με βήμα 1. Ως βέλτιστος αριθμός νευρώνων επιλέγεται αυτός που δίνει το μικρότερο σφάλμα ( $G_{av}$ ) για το σύνολο αξιολόγησης, ικανοποιητικά μικρό σφάλμα για τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου καθώς επίσης ικανοποιητική τιμή συσχέτισης (πλησίον της μονάδας) μεταξύ εκτιμώμενων και πραγματικών τιμών για το σύνολο ελέγχου.
  
- 2) Ακολούθως, διατηρείται σταθερό το πλήθος των νευρώνων (όπως προσδιορίστηκε στο προηγούμενο βήμα) και μεταβάλλεται η εκάστοτε παράμετρος προς προσδιορισμό (π.χ. παράμετροι όρου ορμής), ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι (π.χ. παράμετροι όρου μάθησης, πλήθος εποχών, τύπος και παράμετροι συναρτήσεων ενεργοποίησης) διατηρούνται σταθερές. Οι βέλτιστες τιμές επιλέγονται με τα ίδια κριτήρια επιλογής του αριθμού των νευρώνων όπως αναλύθηκε στο προηγούμενο βήμα. Στον Πίνακα 5.2 παρουσιάζεται συνοπτικά το εύρος μεταβολής της εκάστοτε παραμέτρου για κάθε αλγόριθμο.
  
- 3) Στη συνέχεια, αφού έχουν προσδιοριστεί όλοι οι παράμετροι, δοκιμάζονται όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί των συναρτήσεων ενεργοποίησης για το κρυμμένο επίπεδο και το επίπεδο εξόδου (Πίνακας 5.3), ενώ ταυτόχρονα μεταβάλλονται οι τιμές των παραμέτρων ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) των συναρτήσεων. Η παράμετρος  $a_1$  του κρυμμένου επιπέδου μεταβάλλεται από 0.1 έως 2 με βήμα 0.1, η παράμετρος  $a_2$  του επιπέδου εξόδου μεταβάλλεται από 0.1 έως 0.5 με βήμα 0.1, ενώ οι παράμετροι  $\beta_1$  και  $\beta_2$  διατηρούνται μηδενικές.



**Πίνακας 5.2:** Τιμές των διαστημάτων μεταβολής των παραμέτρων του εκάστοτε αλγορίθμου εκπαίδευσης.

A/A	Μεσοδιαστήματα μεταβολής κάθε παραμέτρου του εκάστοτε αλγορίθμου εκπαίδευσης
1	$\alpha_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_a = 200, 400 \dots 3000$ , $\eta_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_\eta = 200, 400 \dots 3000$
2	$\alpha_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_a = 200, 400 \dots 3000$ , $\eta_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_\eta = 200, 400 \dots 3000$
3	$\eta_0 = 0.01, 0.02 \dots 0.5, 0.6, \dots 2$
4	$\eta_0 = 0.1, 0.2 \dots 4$
5	$\alpha_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_a = 200, 400 \dots 3000$ , $\eta_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_\eta = 200, 400 \dots 3000$
6	$\alpha_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_a = 200, 400 \dots 3000$ , $\eta_0 = 0.1, 0.2 \dots 0.9$ , $T_\eta = 200, 400 \dots 3000$
7	$s = 0.04, 0.1, 0.2$ , $T_{bv} = 20, 40$ , $T_{trix} = 50, 100$ , $e_{trix} = 10^{-5}, 10^{-6}$
8	$s = 0.04, 0.1, 0.2$ , $T_{bv} = 20, 40$ , $T_{trix} = 50, 100$ , $e_{trix} = 10^{-5}, 10^{-6}$ , $lim_{orthogonality} = 0.1, 0.5, 0.9$
9	$s = 0.04, 0.1, 0.2$ , $T_{bv} = 20, 40$ , $T_{trix} = 50, 100$ , $e_{trix} = 10^{-5}, 10^{-6}$
10	$s = 0.04, 0.1, 0.2$ , $T_{bv} = 20, 40$ , $T_{trix} = 50, 100$ , $e_{trix} = 10^{-5}, 10^{-6}$ , $lim_{orthogonality} = 0.1, 0.5, 0.9$
11	$\sigma = 10^{-4}, 10^{-5}, 10^{-6}$ , $\lambda_0 = 10^{-6}, 10^{-7}, 5 \cdot 10^{-8}$
12	$\delta_1 = 0.1, 0.2$ , $\delta_2 = 1, 2, \dots, 6$
Κοινές Παράμετροι	$N_n = \{2, 3, \dots, 25\}$ , $max\_epochs = 7000$ , συναρτήσεις ενεργοποίησης για το κρυμμένο και το επίπεδο εξόδου = λογιστική, υπερβολική εφαπτομένη, γραμμική $\alpha_1 = 0.1, 0.2, \dots 2$ , $\alpha_2 = 0.1, 0.2, \dots 0.5$ , $\beta_1 = \beta_2 = 0$

**Πίνακας 5.3:** Σύνολο συνδυασμών συναρτήσεων ενεργοποίησης.

		Συναρτήσεις ενεργοποίησης επιπέδου εξόδου		
		Λογιστική	Υπερβολική εφαπτομένη	Γραμμική
Συναρτήσεις ενεργοποίησης κρυμμένου επιπέδου	Λογιστική	1 – 1	1 – 2	1 – 3
	Υπερβολική εφαπτομένη	2 – 1	2 – 2	2 – 3
	Γραμμική	3 – 1	3 – 2	3 – 3

Σημειώνεται ότι, η κωδικοποίηση 2–3 για παράδειγμα, εκφράζει ότι χρησιμοποιείται η υπερβολική εφαπτομένη ως συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου και η γραμμική ως συνάρτηση ενεργοποίησης του επιπέδου εξόδου.

## 5.5 Κριτήρια σύγκλισης

Ως κριτήρια σύγκλισης των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκαν τα εξής:

- 1) η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο,
- 2) ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή και
- 3) η μεταβολή στην τιμή της συνάρτησης σφάλματος από τη μία επανάληψη στην άλλη να είναι μικρότερη μίας προκαθορισμένης τιμής.

Για κάθε ένα από τα ΤΝΔ ακολουθήθηκαν δύο προσεγγίσεις. Στην πρώτη (που απ' εδώ και στο εξής θα αναφέρεται ως *περίπτωση α*) χρησιμοποιήθηκαν και τα τρία προαναφερθέντα κριτήρια, ενώ στη δεύτερη (που απ' εδώ και στο εξής θα αναφέρεται ως *περίπτωση β*) χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα δύο πρώτα.

## 5.6 Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης με χρήση ΤΝΔ για το Σενάριο Α

### 5.6.1 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση ρυθμού μάθησης και όρου ορμής

Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στη σχέση (3.12) με τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων, όπου ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα σε τις παρακάτω σχέσεις:

$$n(ep) = n_0 \cdot \exp\left(\frac{-ep}{T_n}\right) \quad (5.1)$$

$$a(ep) = a_0 \cdot \exp\left(\frac{-ep}{T_a}\right) \quad (5.2)$$

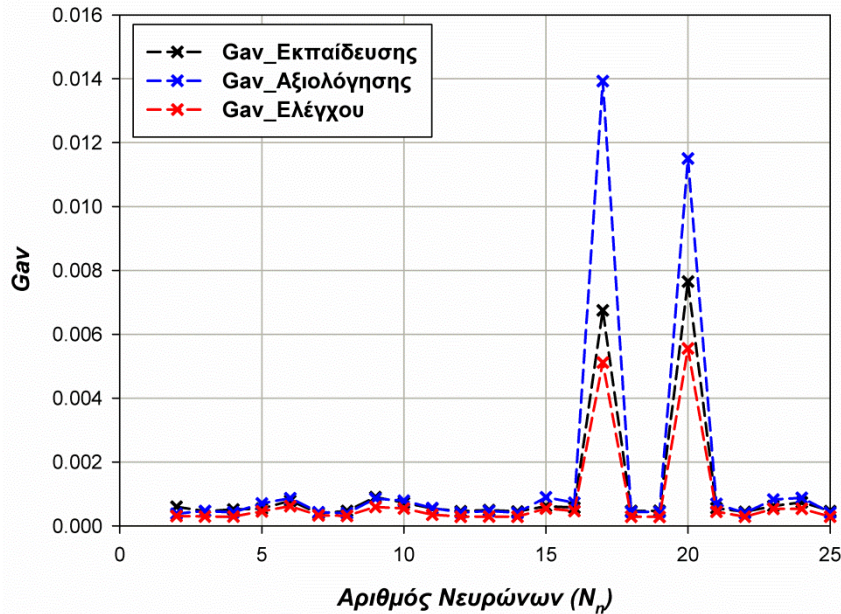
όπου  $n_0$  και  $T_n$  είναι η αρχική τιμή και η χρονική παράμετρος του ρυθμού μάθησης και  $a_0$  και  $T_a$  τα αντίστοιχα μεγέθη για τον όρο ορμής. Τα μεγέθη αυτά μαζί με το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου, το είδος και τη μορφή των συναρτήσεων ενεργοποίησης, αποτελούν τις παραμέτρους που πρέπει να ρυθμίσουμε. Στη συνέχεια παρατίθεται αναλυτικά η διαδικασία βελτιστοποίησης που ακολουθείται ενώ στις υπόλοιπες περιπτώσεις παραλείπεται και παρουσιάζονται τα σημαντικότερα αποτελέσματα.

#### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

##### *Προσδιορισμός του αριθμού νευρώνων*

Για τον προσδιορισμό του πλήθους των νευρώνων που μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, διατηρήσαμε σταθερές τις τιμές των παραμέτρων του όρου ορμής ( $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 1400$ ), του ρυθμού μάθησης ( $\eta_0 = 0.9$ ,  $T_\eta = 1400$ ), το μέγιστο πλήθος εποχών ( $\text{max\_epochs} = 7000$ ), ενώ επιλέξαμε ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και για τα δύο επίπεδα την υπερβολική εφαπτομένη με  $a_1 = 0.9$  και  $\beta_1 = 0$  για το κρυμμένο επίπεδο και με  $a_2 = 0.4$  και  $\beta_2 = 0$  για το επίπεδο εξόδου. Στη συνέχεια παρατηρήσαμε την τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος  $G_{av}$  (μέση τιμή των σφαλμάτων για όλα τα  $N$  πρότυπα) για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου, καθώς το πλήθος των νευρώνων ( $N_n$ ) μεταβάλλεται από 2 έως 25 με βήμα 1. Η μεταβολή των σφαλμάτων για κάθε σύνολο παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.6. Όπως φαίνεται από το συγκεκριμένο σχήμα, το  $G_{av}$  λαμβάνει μικρότερες τιμές για το σύνολο ελέγχου σε σχέση με το σύνολο αξιολόγησης, ενώ οι μεγαλύτερες τιμές παρουσιάζονται για το σύνολο εκπαίδευσης. Το ελάχιστο  $G_{av}$  για το σύνολο αξιολόγησης (και ικανοποιητικά

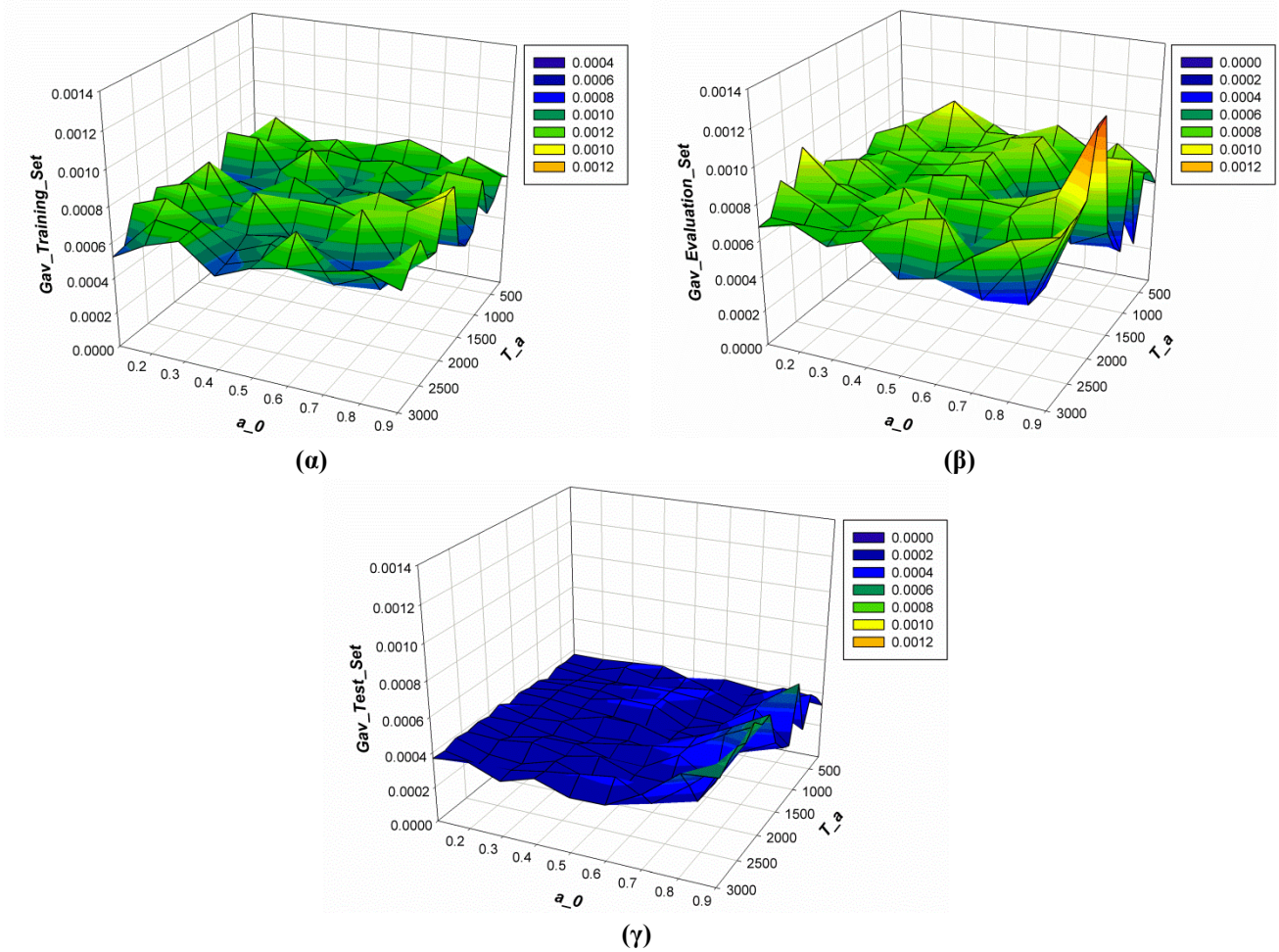
χαμηλά  $G_{av}$  για τα υπόλοιπα δύο σύνολα: εκπαίδευσης και ελέγχου) επιτυγχάνεται για  $N_n = 2$  νευρώνες. Η τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για κάθε σύνολο είναι: εκπαίδευσης  $5.9988E-4$ , αξιολόγησης  $3.8069E-4$  και ελέγχου  $3.1023E-4$ .



**Σχήμα 5.6:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.

### Προσδιορισμός παραμέτρων του όρου ορμής

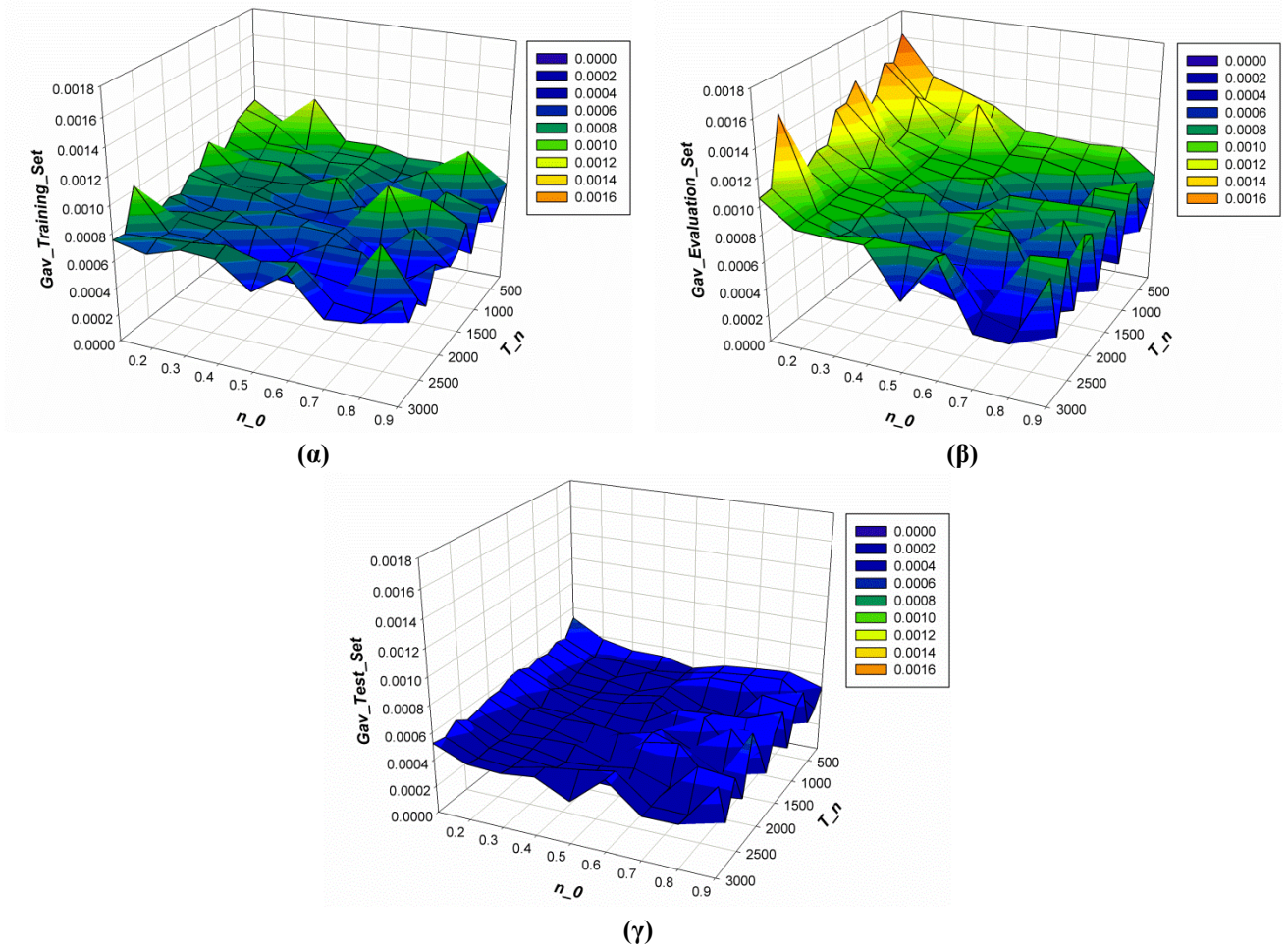
Ακολουθώντας, μεταβάλαμε τις παραμέτρους του όρου ορμής ως εξής: την αρχική τιμή  $a_0$  εντός του διαστήματος  $[0.1, \dots, 0.9]$  με βήμα 0.1 και τη χρονική παράμετρο  $T_a$  εντός του διαστήματος  $[200, \dots, 3000]$  με βήμα 200. Διατηρώντας τις υπόλοιπες παραμέτρους σταθερές (πλήθος νευρώνων  $N_n = 2$ , όπως προέκυψε από το προηγούμενο εδάφιο και τις λοιπές παραμέτρους που αρχικοποιήθηκαν εξίσου στο προηγούμενο εδάφιο), εφαρμόσαμε τον αλγόριθμο και παρατηρήσαμε την τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος  $G_{av}$  για όλα τα σύνολα (εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου) συναρτήσει των παραμέτρων του όρου ορμής ( $a_0, T_a$ ). Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.7 και προκύπτει ότι, τα καλύτερα αποτελέσματα για τα τρία σύνολα επιτυγχάνονται για  $a_0 = 0.9$  και  $T_a = 1400$ .



**Σχήμα 5.7:** Μεταβολή του σφάλματος του συνόλου (α) εκπαίδευσης, (β) αξιολόγησης και (γ) ελέγχου για μεταβολή των παραμέτρων του όρου ορμής.

### Προσδιορισμός παραμέτρων του ρυθμού μάθησης

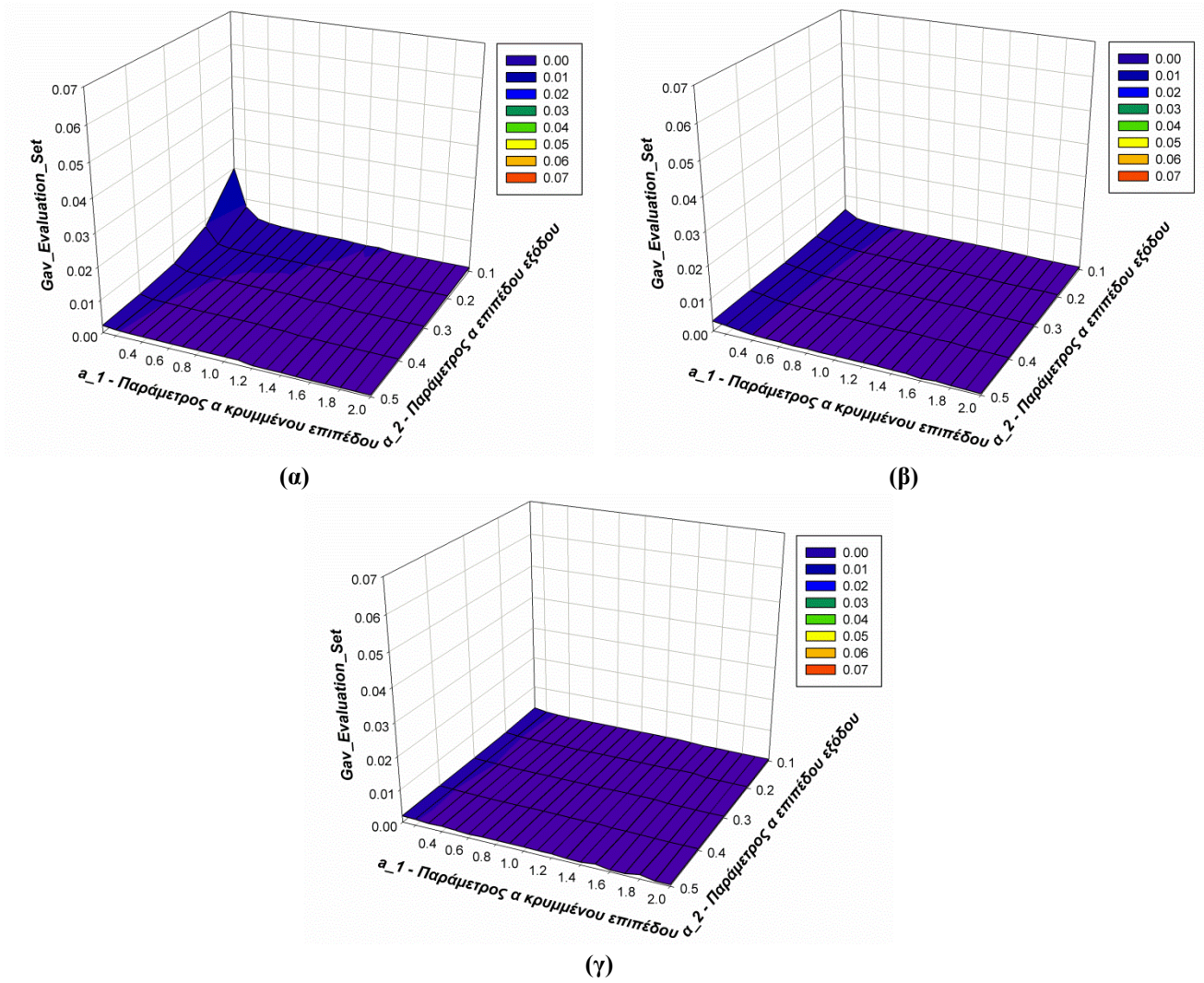
Στη συνέχεια, μεταβάλαμε τις παραμέτρους του ρυθμού μάθησης ως εξής: την αρχική τιμή  $n_0$  εντός του διαστήματος  $[0.1, \dots, 0.9]$  με βήμα 0.1 και τη χρονική παράμετρο  $T_n$  εντός του διαστήματος  $[200, \dots, 3000]$  με βήμα 200. Διατηρώντας τις υπόλοιπες παραμέτρους σταθερές (πλήθος νευρώνων  $N_n = 2$ , όπως προέκυψε από προηγούμενο εδάφιο και τις λοιπές παραμέτρους που αρχικοποιήθηκαν εξίσου σε προηγούμενο εδάφιο), εφαρμόσαμε τον αλγόριθμο και παρατηρήσαμε την τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος  $G_{av}$  για όλα τα σύνολα (εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου) συναρτήσει των παραμέτρων του ρυθμού μάθησης ( $n_0, T_n$ ). Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.8 και προκύπτει ότι, τα καλύτερα αποτελέσματα για τα τρία σύνολα επιτυγχάνονται για  $n_0 = 0.7$  και  $T_n = 1000$ .



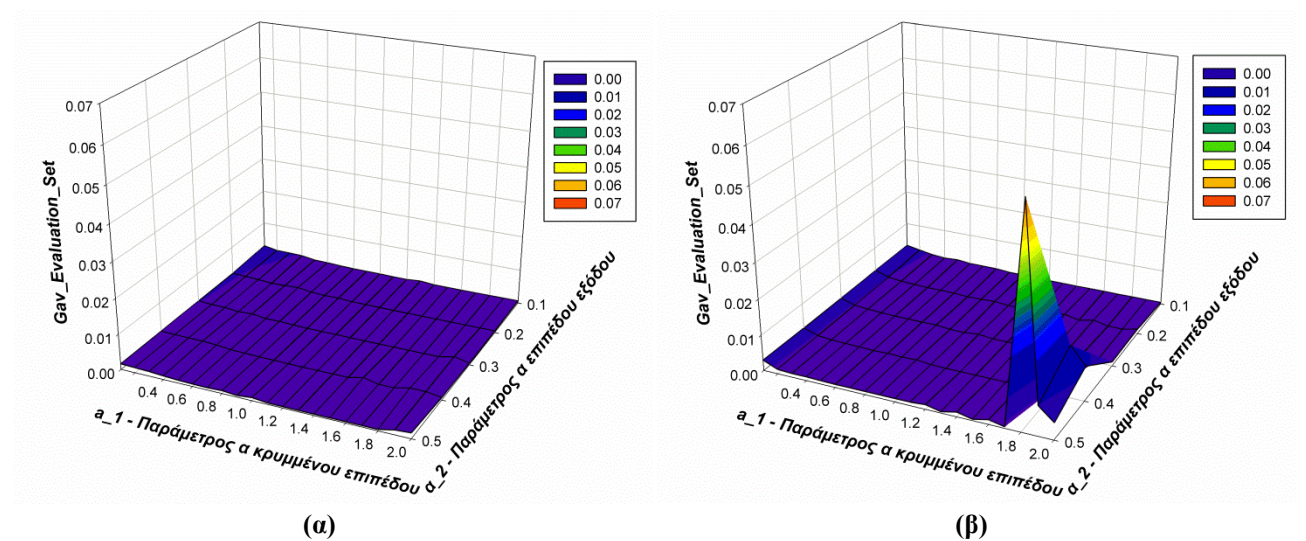
**Σχήμα 5.8:** Μεταβολή του σφάλματος του συνόλου (α) εκπαίδευσης, (β) αξιολόγησης και (γ) ελέγχου για μεταβολή των παραμέτρων του όρου μάθησης.

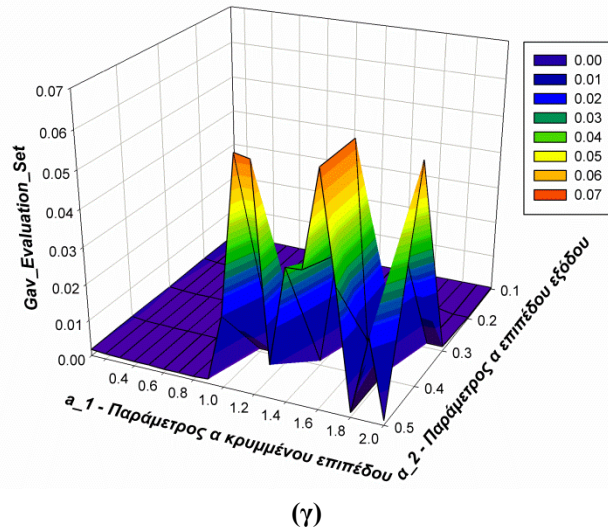
### **Προσδιορισμός είδους και παραμέτρων των συναρτήσεων ενεργοποίησης**

Για την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης του ΤΝΔ απέμεινε ο προσδιορισμός του τύπου και των χαρακτηριστικών παραμέτρων των συναρτήσεων ενεργοποίησης τόσο στο κρυμμένο επίπεδο όσο και στο επίπεδο εξόδου. Πραγματοποιήθηκαν όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί των συναρτήσεων ενεργοποίησης (Πίνακας 5.3) και οι παράμετροι αυτών μεταβάλλονταν ως ακολούθως: η παράμετρος  $a_1$  του κρυμμένου επιπέδου εντός του διαστήματος  $[0.1, \dots, 2.0]$  με βήμα 0.1, η παράμετρος  $a_2$  του επιπέδου εξόδου εντός του διαστήματος  $[0.1, \dots, 0.5]$  με βήμα 0.1 και οι παράμετροι  $\beta_1$  και  $\beta_2$  έλαβαν μηδενικές τιμές. Σημειώνεται ότι, ορισμένοι από τους συνδυασμούς δεν ήταν εφικτό να εφαρμοστούν σε ολόκληρο το εύρος των παραμέτρων  $a$  και λόγω μη ορισμού περιορίστηκαν σε μικρότερο εύρος. Στα ακόλουθα Σχήματα 5.9–5.11 παρουσιάζονται τα διαγράμματα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης συναρτήσεων των παραμέτρων  $a_1$  και  $a_2$  για κάθε συνδυασμό των συναρτήσεων ενεργοποίησης.

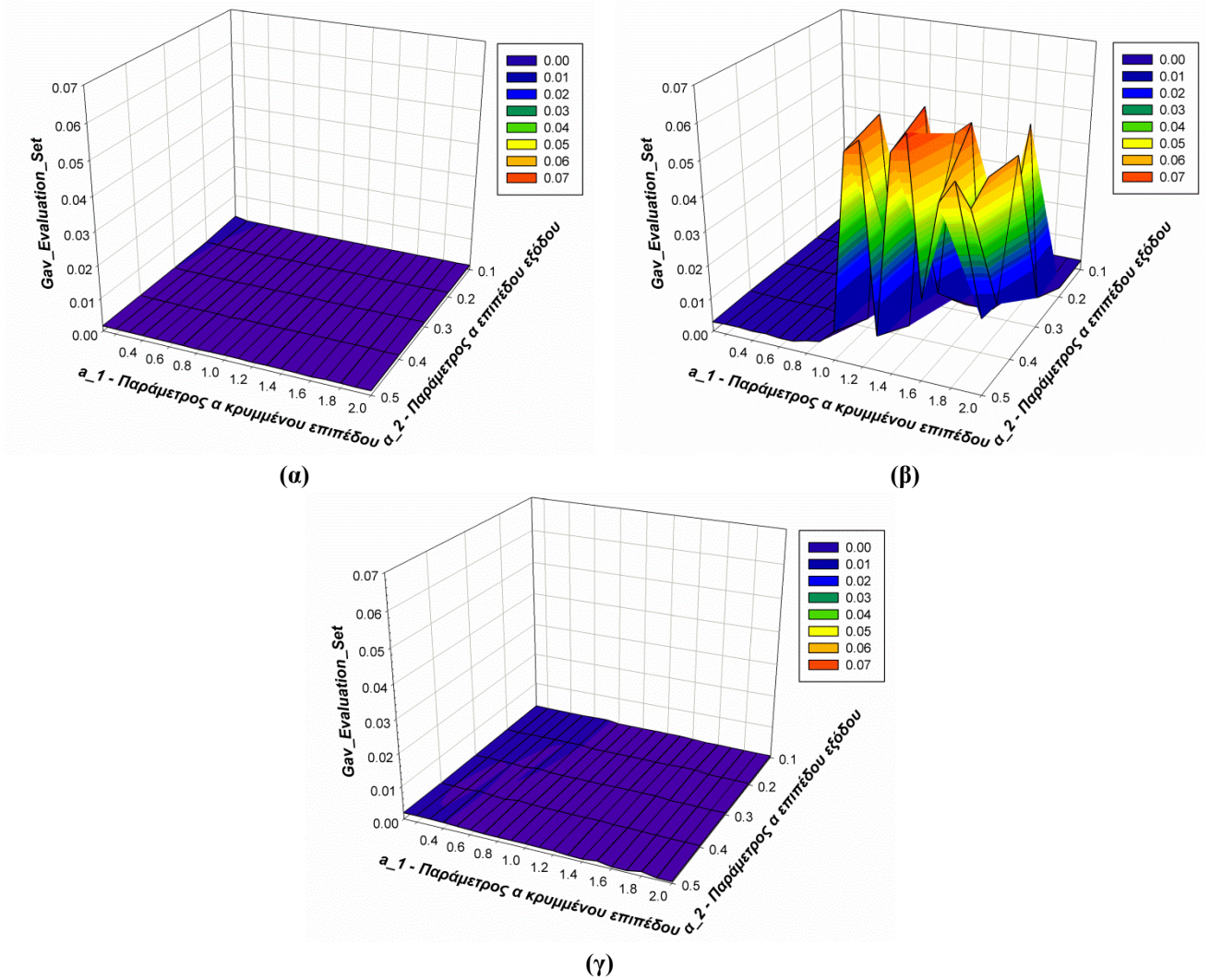


Σχήμα 5.9:  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης για συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου τη λογιστική σε συνδυασμό με συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου: (α) τη λογιστική (β) την υπερβολική εφαπτομένη (γ) τη γραμμική.





**Σχήμα 5.10:**  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης για συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου την υπερβολική εφαπτομένη σε συνδυασμό με συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου: (α) τη λογιστική (β) την υπερβολική εφαπτομένη (γ) τη γραμμική.



**Σχήμα 5.11:**  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης για συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου τη γραμμική σε συνδυασμό με συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου: (α) τη λογιστική (β) την υπερβολική εφαπτομένη (γ) τη γραμμική.

Μετά από εξέταση των πιο πάνω διαγραμμάτων διαπιστώθηκε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα που συνεπάγονται τις μικρότερες τιμές σφάλματος, επιτυγχάνονται όταν ως συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου επιλέγεται η λογιστική και για το επίπεδο εξόδου η γραμμική ((6.3)-(6.4)). Μάλιστα, τα μικρότερα σφάλματα για το σύνολο αξιολόγησης εμφανίζονται στη περιοχή που καθορίζεται από τις παραμέτρους  $a_1 = [1.6 - 2.0]$  και  $a_2 = [0.1 - 0.4]$ . Κατόπιν τούτου, επιλέγηκαν οι τιμές παραμέτρων  $a_1 = 1.9$  για το κρυμμένο επίπεδο και  $a_2 = 0.3$  για το επίπεδο εξόδου.

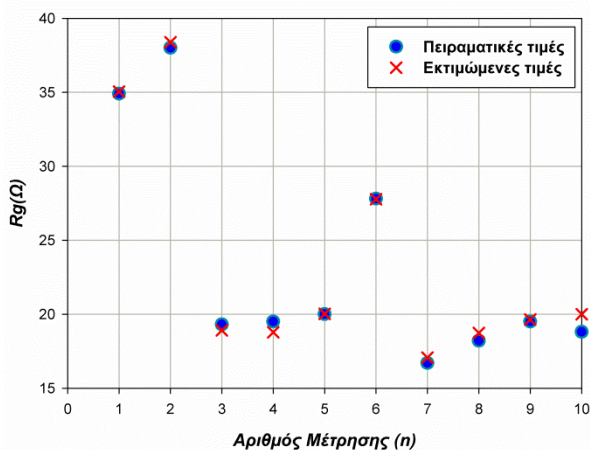
$$f_1(x) = \frac{1}{(1 + e^{-1.9x})} \quad (5.3)$$

$$f_2(x) = 0.3x \quad (5.4)$$

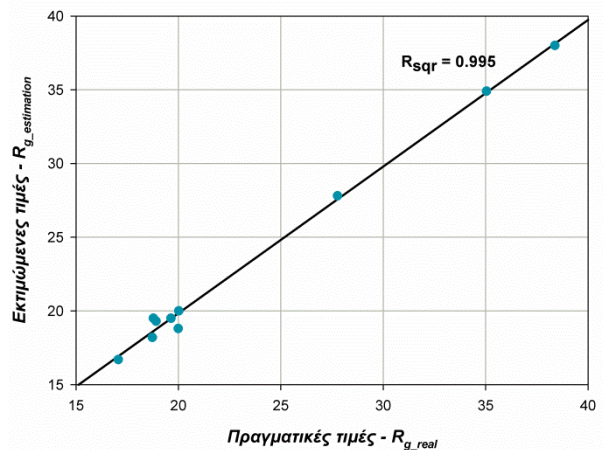
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$ , που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής: 5.4868E-4 για το σύνολο εκπαίδευσης, 5.2888E-4 για το σύνολο αξιολόγησης και 3.6193E-4 για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.12 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.13 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης, που δίνεται από τον τύπο:

$$R^2 = r_{x-\hat{x}}^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x}_{real}) \cdot (\hat{x} - \bar{x}_{est})))^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_{real})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\hat{x} - \bar{x}_{est})^2} \quad (5.5)$$

όπου  $x_i$ : η πειραματική τιμή της αντίστασης γείωσης,  $\bar{x}_{real}$ : η μέση τιμή των τιμών των μετρήσεων,  $\hat{x}_i$ : η εκτιμώμενη τιμή,  $\bar{x}_{est}$ : η μέση τιμή των εκτιμώμενων τιμών και  $n$ : το πλήθος μετρήσεων (εν προκειμένω 10).



Σχήμα 5.12: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίσταση γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.13: Συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.



### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

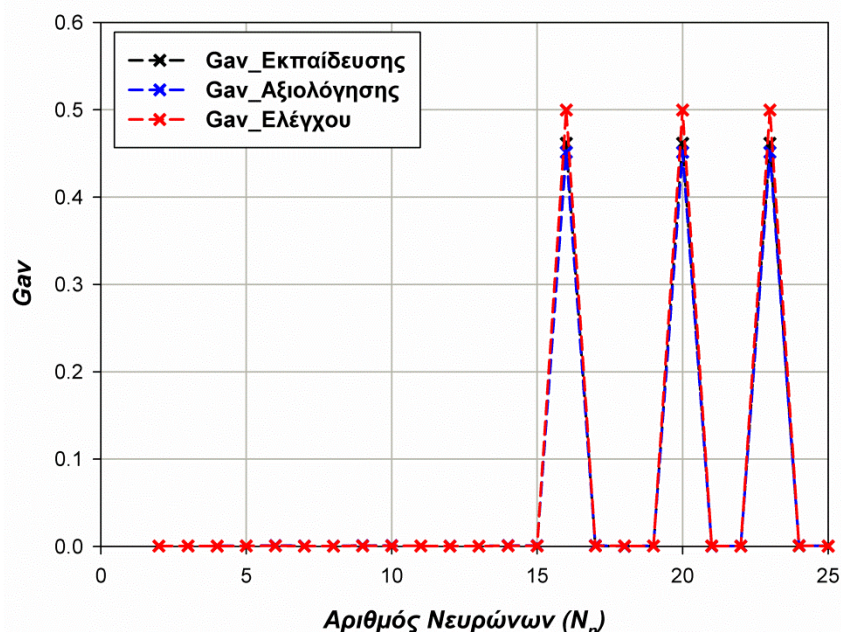
Η εκπαίδευση του ΤΝΔ πραγματοποιείται με την ίδια διαδικασία που παρουσιάστηκε προηγουμένως, με μόνη διαφορά ότι σ' αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται τα δύο πρώτα κριτήρια σύγκλισης που αναφέρθηκαν στην παράγραφο 5.5.

Στο Σχήμα 5.14 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 18$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.6496E-4$ , αξιολόγησης  $2.1986E-4$  και ελέγχου  $3.9890E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.5$ ,  $T_a = 1500$ ,  $n_0 = 0.9$ ,  $T_n = 1600$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

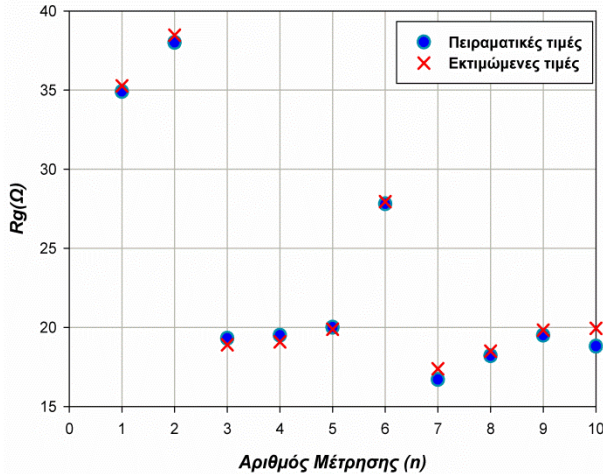
$$f_1(x) = \tanh(1.9x) \quad (5.6)$$

$$f_2(x) = \frac{1}{1+e^{-0.4x}} \quad (5.7)$$

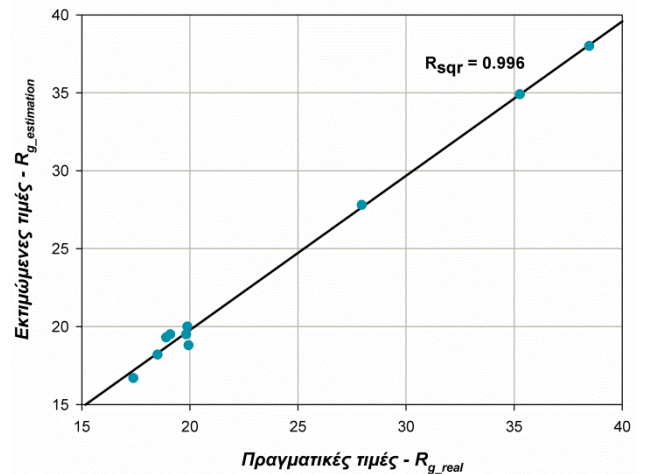
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέχθηκε είναι τα εξής:  $2.6208E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $3.1276E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.5950E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.15 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.16 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.14: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.15: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.16: Συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.2 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής

Η εκπαίδευσή στηρίζεται στη σχέση (3.12) με τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων, όπου ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα σε τις σχέσεις (3.16) και (3.17) αντίστοιχα.

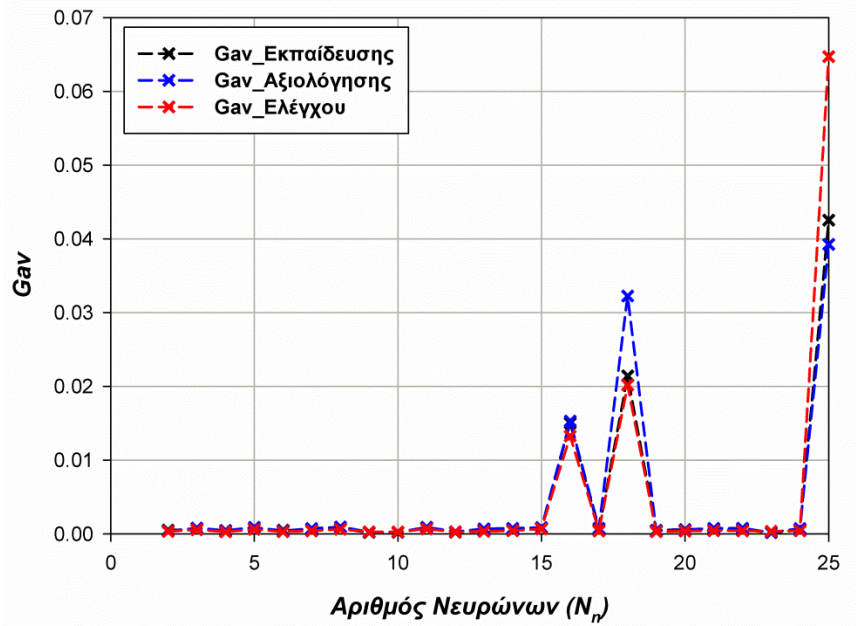
#### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.17 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 23$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.6575E-4$ , αξιολόγησης  $1.9055E-4$  και ελέγχου  $3.4377E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.4$ ,  $T_a = 1300$ ,  $n_0 = 0.7$ ,  $T_n = 1500$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

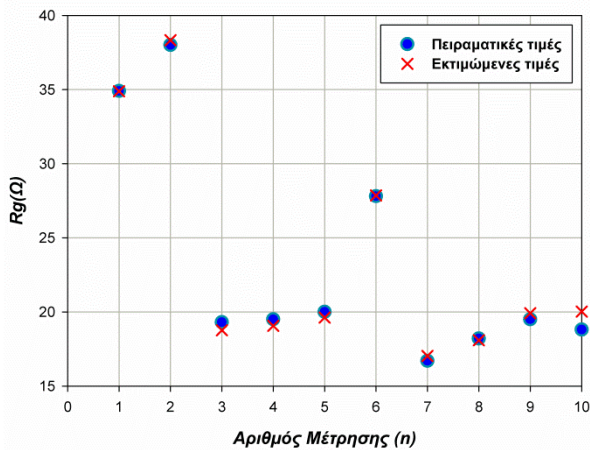
$$f_1(x) = \tanh(1.2x) \quad (5.8)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.3x) \quad (5.9)$$

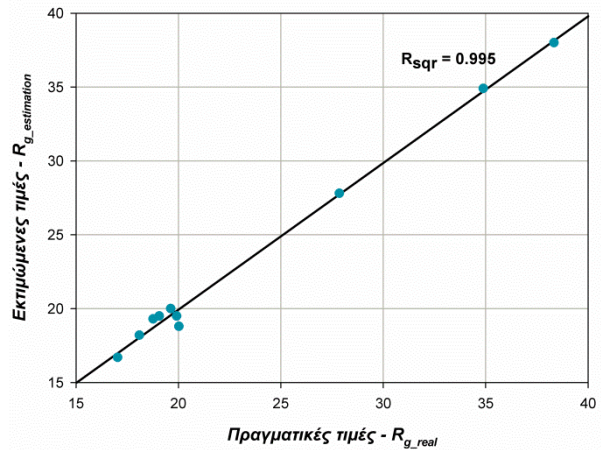
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $1.7114E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1.9246E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.3767E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.18 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.19 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.17: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.18: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.19: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

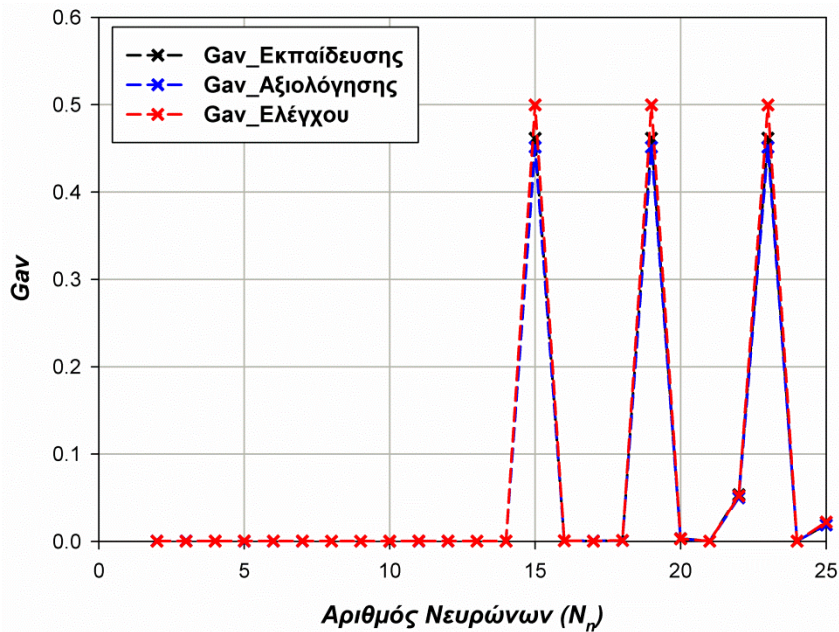
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.20 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 10$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.6415E-4$ , αξιολόγησης  $2.1250E-4$  και ελέγχου  $3.2921E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.5$ ,  $T_a = 1500$ ,  $n_0 = 0.5$ ,  $T_n = 1400$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

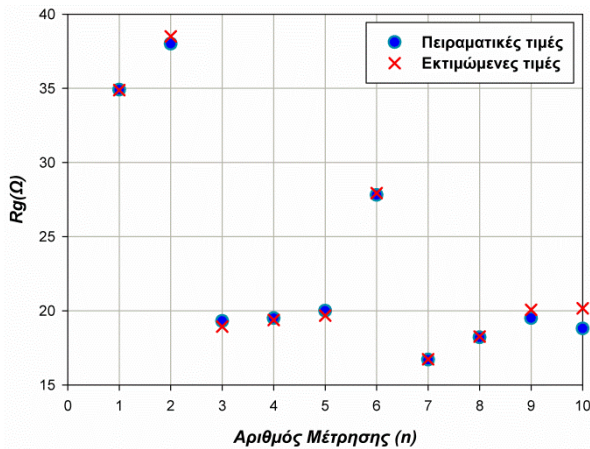
$$f_1(x) = \tanh(1.4x) \quad (5.10)$$

$$f_2(x) = 0.2x \quad (5.11)$$

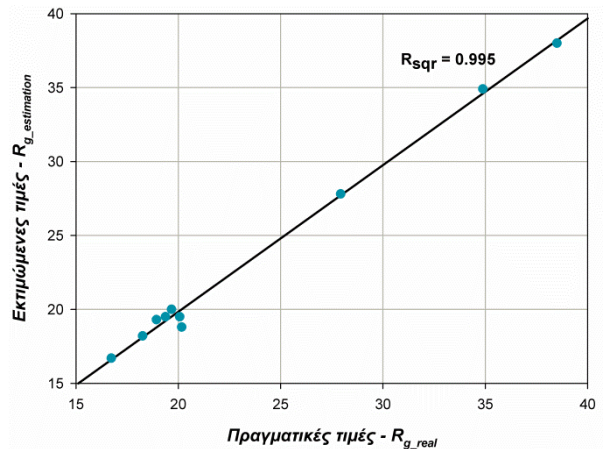
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$ , που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής: 1.6848E-4 για το σύνολο εκπαίδευσης, 2.3785E-4 για το σύνολο αξιολόγησης και 3.6424E-4 για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.21 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που πρόβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.22 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.20: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.21: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.22: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.3 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης

Αποτελεί την πιο βασική μορφή του αλγόριθμου. Η εκπαίδευσή στηρίζεται στη σχέση (3.14) με τυχαία παρουσίαση των διανυσμάτων ανά πρότυπο, όπου ο ρυθμός μάθησης λαμβάνει σταθερή τιμή.

#### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

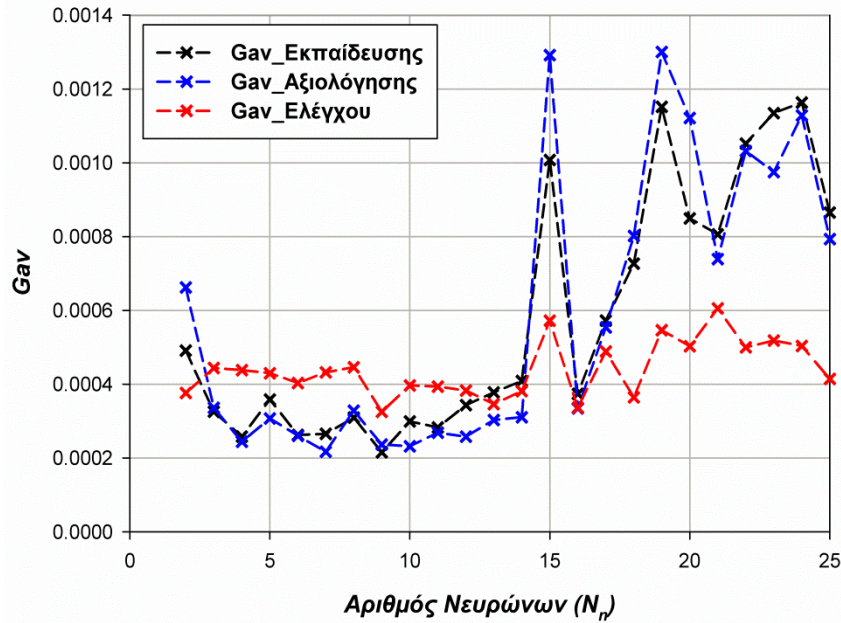
Αρχικά επιλέγηκαν οι ακόλουθες σταθερές παράμετροι:  $a_0 = 0.6$ ,  $T_a = 1000$ ,  $T_n = 1000$  και  $\max\_epochs = 7000$ .

Στο Σχήμα 5.23 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 7$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $2.6521E-4$ , αξιολόγησης  $2.1683E-4$  και ελέγχου  $4.3228E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.6$ ,  $T_a = 1000$ ,  $n_0 = 1.3$ ,  $T_n = 1000$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

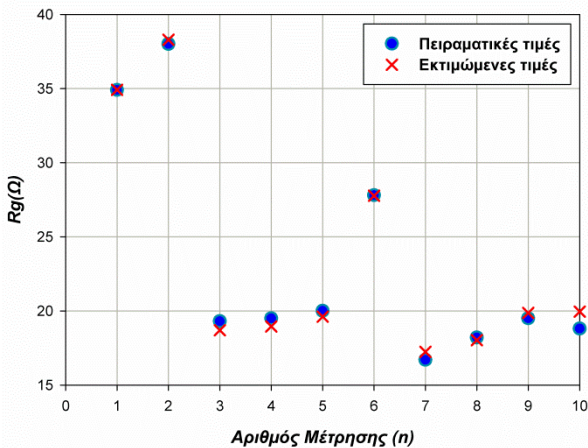
$$f_1(x) = \tanh(1.3x) \quad (5.12)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.2x) \quad (5.13)$$

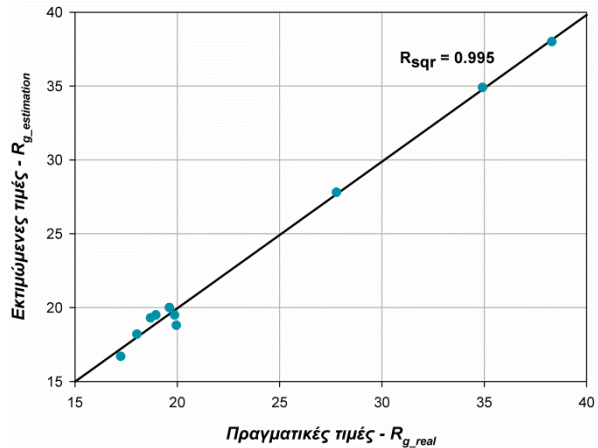
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $1.9230E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1.9324E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.5826E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.24 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.25 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.23: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.24: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.25: Συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

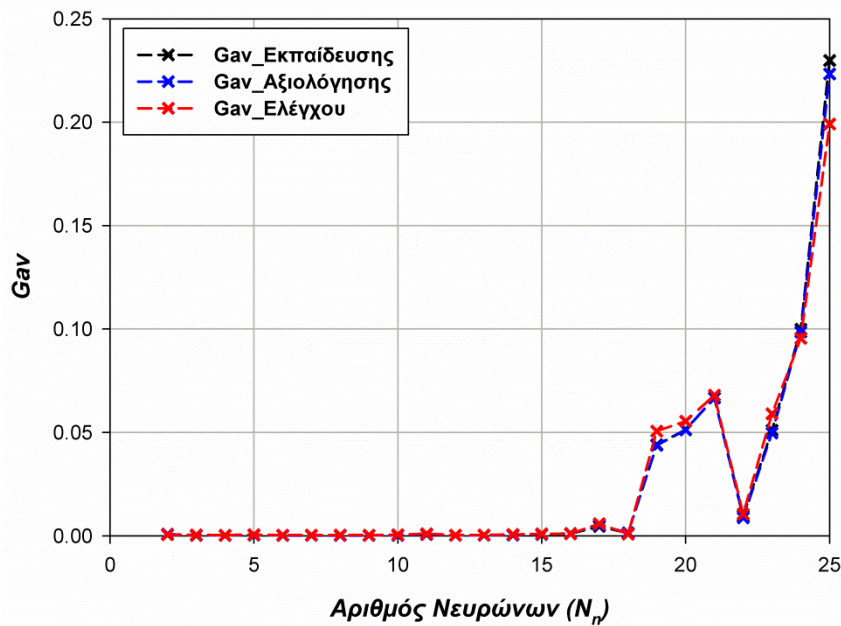
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.26 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 9$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.5645E-4$ , αξιολόγησης  $1.8176E-4$  και ελέγχου  $3.3030E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.6$ ,  $T_a = 1000$ ,  $n_0 = 0.8$ ,  $T_n = 1000$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

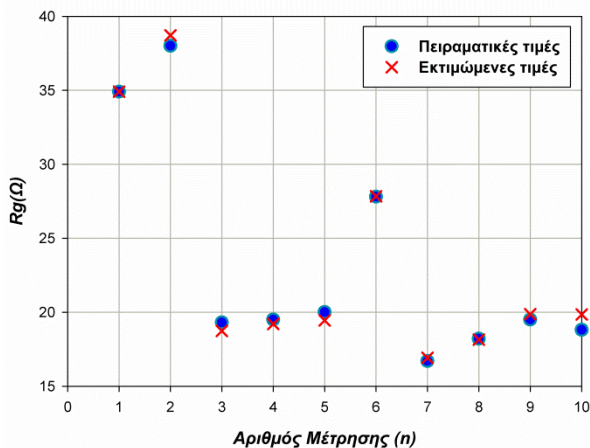
$$f_1(x) = \tanh(1.4x) \quad (5.14)$$

$$f_2(x) = \frac{1}{(1 + e^{-0.4x})} \quad (5.15)$$

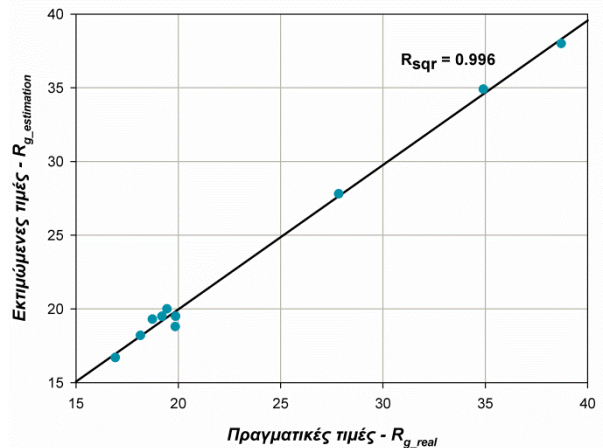
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $1.4617E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.0748E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.3615E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.27 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.28 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.26: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.27: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης του συνόλου ελέγχου.



Σχήμα 5.28: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

#### 5.6.4 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης

Η εκπαίδευση του ΤΝΔ στηρίζεται στη σχέση (3.14) με σειριακή παρουσίαση των διανυσμάτων ανά εποχή, όπου ο ρυθμός μάθησης λαμβάνει σταθερή τιμή κατά τη διάρκεια όλων των εποχών.

##### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Αρχικά επιλέγηκαν οι ακόλουθες σταθερές παράμετροι:  $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 1400$ ,  $T_n = 1400$  και  $\max\_epochs = 7000$ .

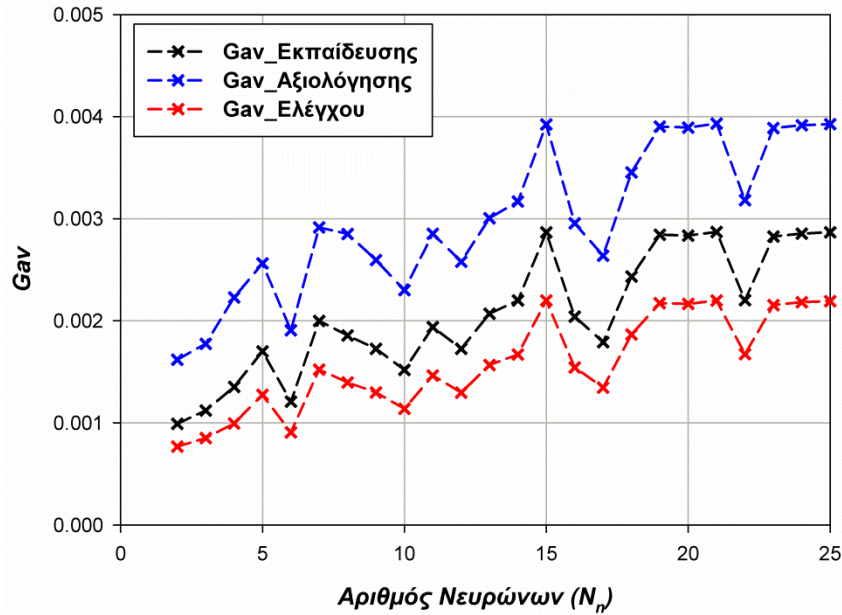
Στο Σχήμα 5.29 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 2$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $9.9109E-4$ , αξιολόγησης  $16.188E-4$  και ελέγχου  $7.6866E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 1400$ ,  $n_0 = 3.2$ ,  $T_n = 1400$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

$$f_1(x) = \tanh(1.8x) \quad (5.16)$$

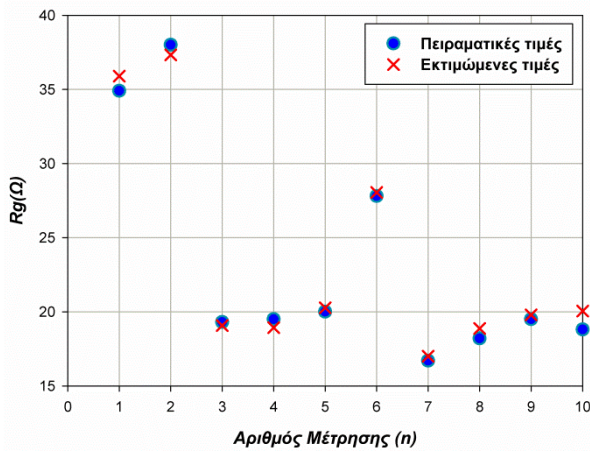
$$f_2(x) = \frac{1}{(1 + e^{-0.4x})} \quad (5.17)$$

Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $5.9653E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $7.9253E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $5.5889E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.30 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.31 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.

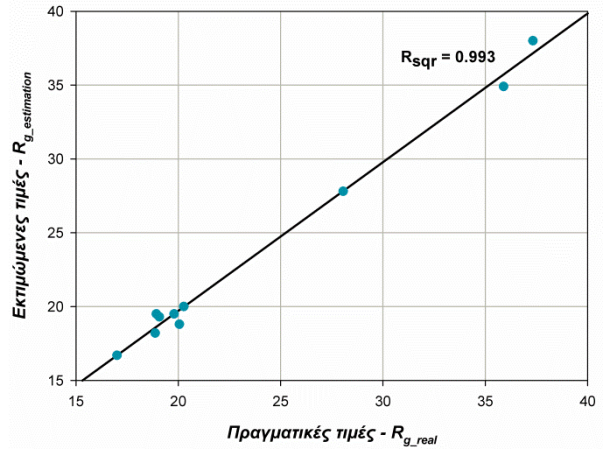




Σχήμα 5.29: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.30: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.31: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

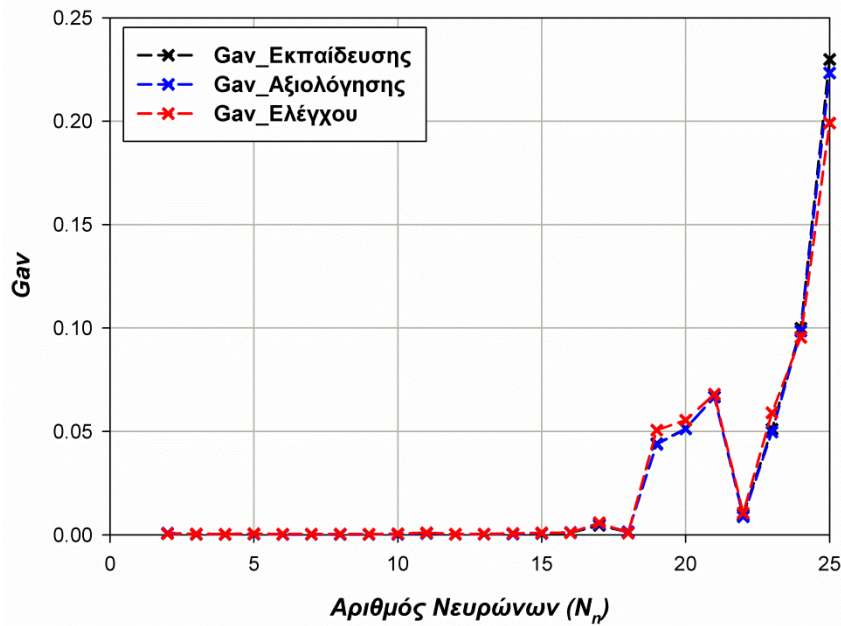
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.32 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 9$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.5645E-4$ , αξιολόγησης  $1.8176E-4$  και ελέγχου  $3.3030E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.6$ ,  $T_a = 1000$ ,  $n_0 = 0.7$ ,  $T_n = 1000$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

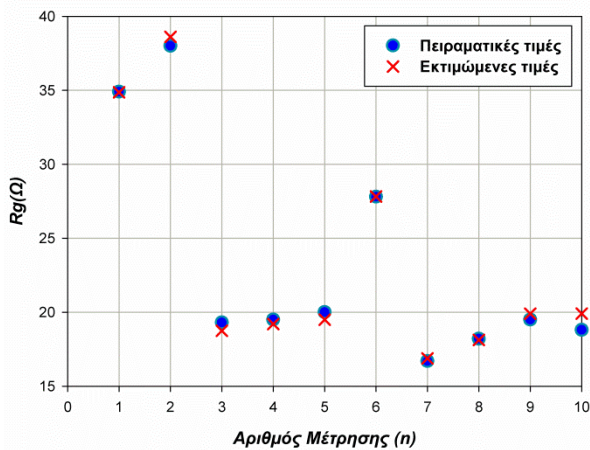
$$f_1(x) = \tanh(1.9x) \quad (5.18)$$

$$f_2(x) = \frac{1}{(1 + e^{-0.3x})} \quad (5.19)$$

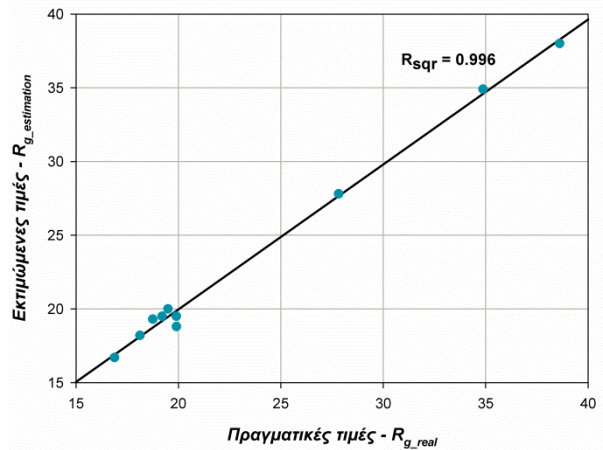
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής: 1.3764E-4 για το σύνολο εκπαίδευσης, 1.9479E-4 για το σύνολο αξιολόγησης και 3.2615E-4 για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.33 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.34 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.32: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.33: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.34: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.5 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση ρυθμού μάθησης και όρου ορμής

Η εκπαίδευσή του γίνεται με την ίδια μέθοδο που παρουσιάστηκε και στην παράγραφο 5.6.1, μόνο που εδώ η ανανέωση των βαρών του ΤΝΔ γίνεται ανά εποχή (και όχι ανά πρότυπο).

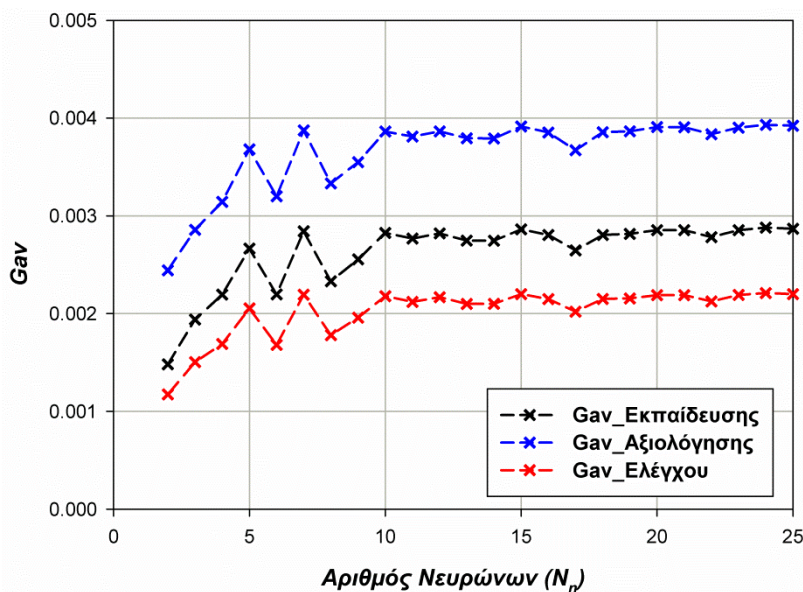
#### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.35 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 2$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.4807E-3$ , αξιολόγησης  $2.4486E-3$  και ελέγχου  $1.1735E-3$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 3000$ ,  $n_0 = 0.9$ ,  $T_n = 3000$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

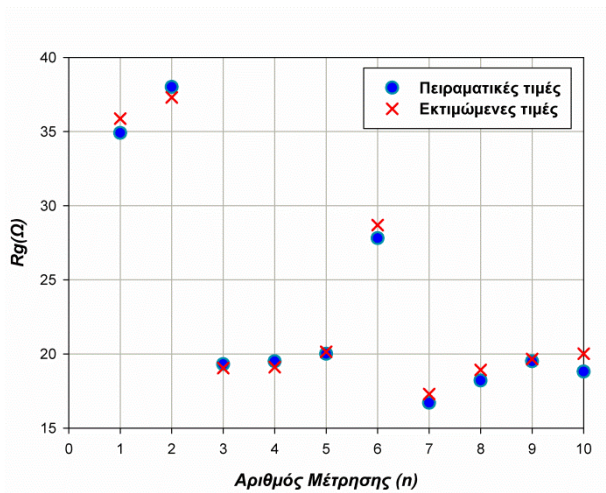
$$f_1(x) = \tanh(1.6x) \quad (5.20)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.5x) \quad (5.21)$$

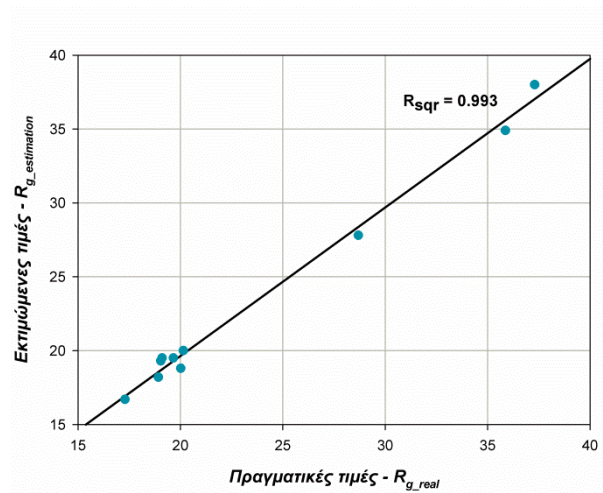
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $7.8269E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $11.7586E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $6.5206E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.36 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.37 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.35: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.36: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.37: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

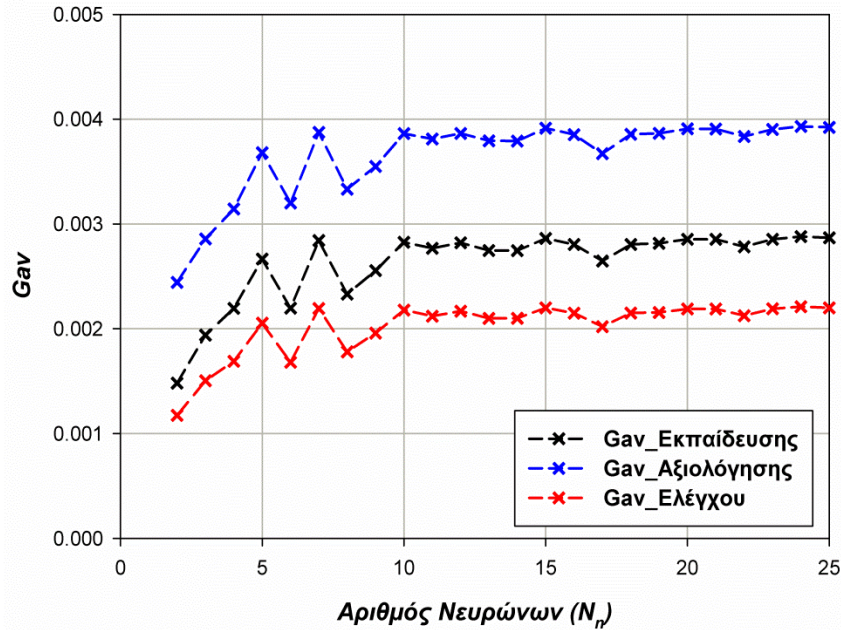
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.38 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 2$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.4807E-3$ , αξιολόγησης  $2.4429E-3$  και ελέγχου  $1.1735E-3$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 3000$ ,  $n_0 = 0.9$ ,  $T_n = 3000$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

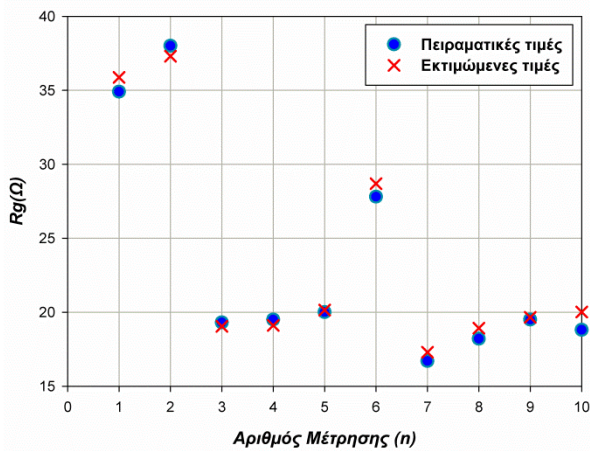
$$f_1(x) = \tanh(1.6x) \quad (5.22)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.5x) \quad (5.23)$$

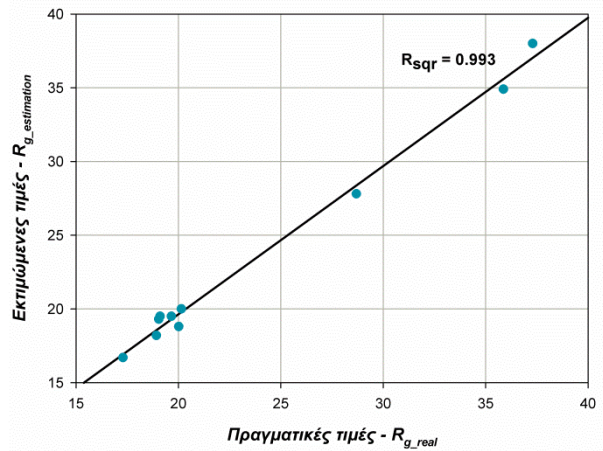
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέχθηκε είναι τα εξής:  $1.3764E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1.9479E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.2615E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.39 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.40 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.38: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.39: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.40: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.6 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής

Η εκπαίδευσή του γίνεται με την ίδια μέθοδο που παρουσιάστηκε και στην παράγραφο 5.6.2, μόνο που εδώ η ανανέωση των βαρών του ΤΝΔ γίνεται ανά εποχή (και όχι ανά πρότυπο).

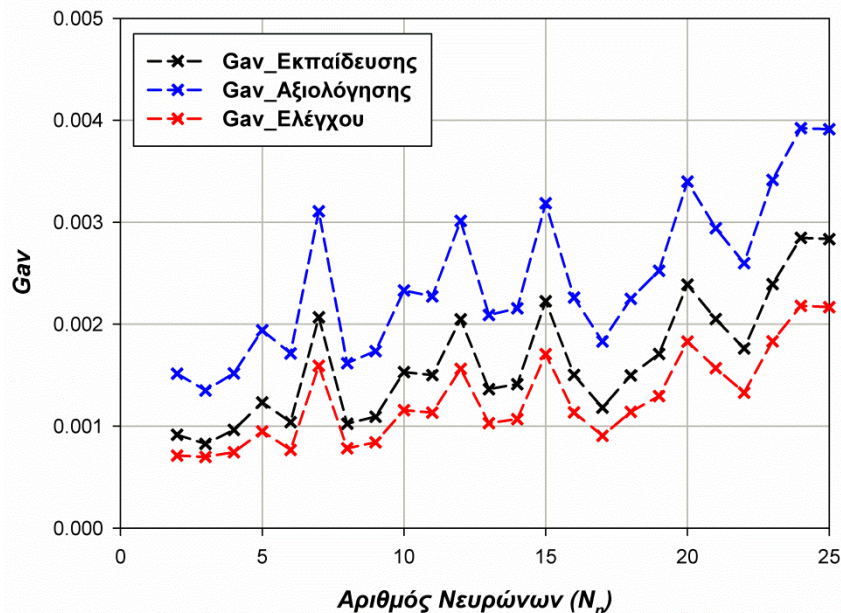
### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.41 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 3$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $8.2619E-4$ , αξιολόγησης  $13.4961E-4$  και ελέγχου  $6.9831E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 2800$ ,  $n_0 = 0.9$ ,  $T_n = 2800$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

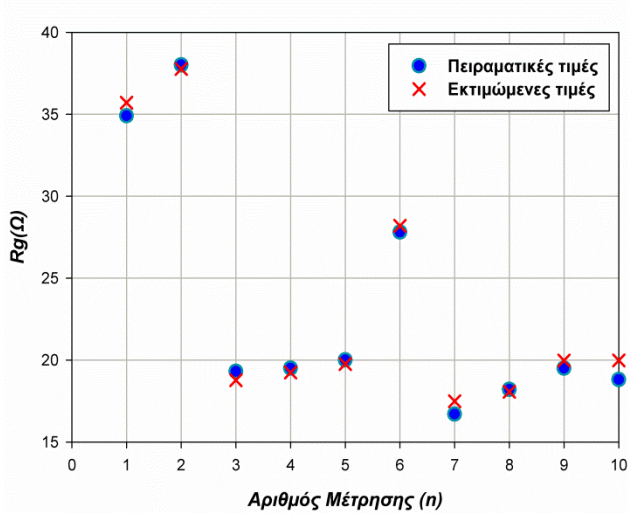
$$f_1(x) = \tanh(1.7x) \quad (5.24)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.5x) \quad (5.25)$$

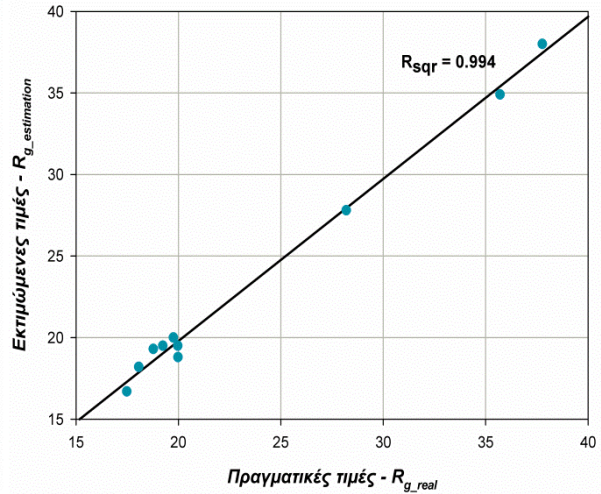
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$ , που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $3.6665E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $4.8363E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $4.6830E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.42 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.43 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



**Σχήμα 5.41:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.42: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.43: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

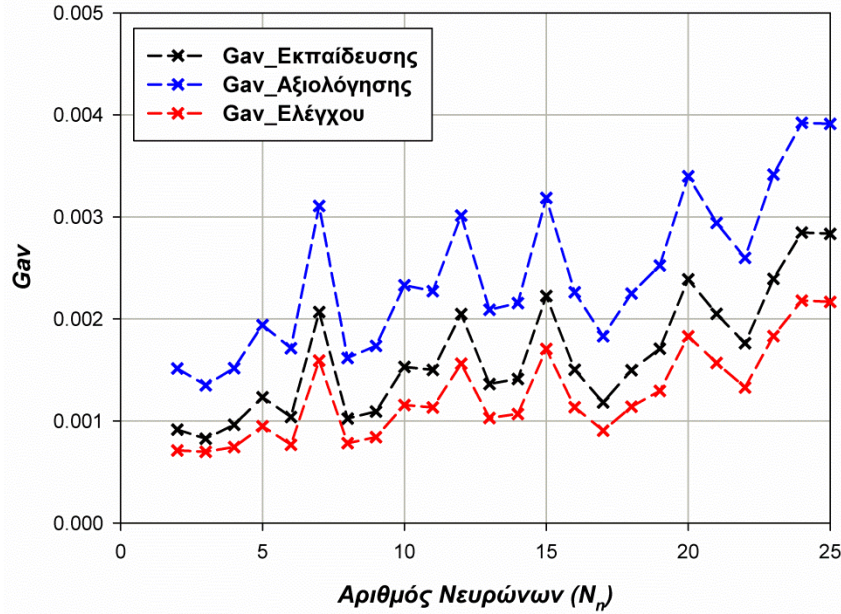
Στο Σχήμα 5.44 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 3$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $8.2619E-4$ , αξιολόγησης  $13.4961E-4$  και ελέγχου  $6.9831E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $a_0 = 0.9$ ,  $T_a = 2800$ ,  $n_0 = 0.9$ ,  $T_n = 2800$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

$$f_1(x) = \tanh(1.7x) \quad (5.26)$$

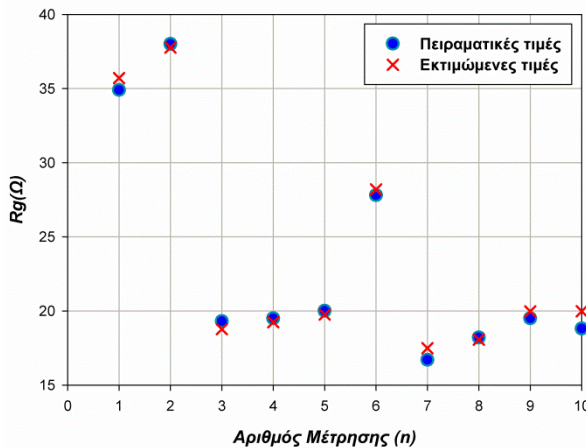
$$f_2(x) = \tanh(0.5x) \quad (5.27)$$

Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $3.6665E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $4.8363E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $4.6830E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.45 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.46 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.

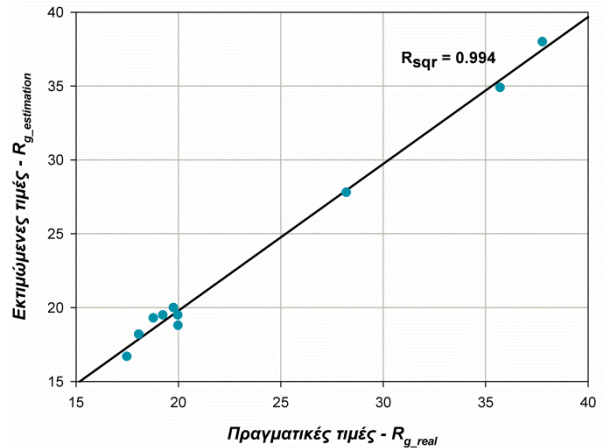
Σημειώνεται ότι, τα αποτελέσματα τις περίπτωσης  $\beta$  προέκυψαν τα ίδια με αυτά της περίπτωσης  $\alpha$ , λόγω ικανοποίησης των ιδίων κριτηρίων σύγκλισης.



Σχήμα 5.44: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.45: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.46: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.7 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves*

Αρχικά, η μελέτη γίνεται προσδιορίζοντας τον συντελεστή  $\beta_{k+1}$  κατά *Fletcher-Reeves*, χωρίς να έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale*. Η εκπαίδευση στηρίζεται στις σχέσεις (3.19) ως (3.22) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος γίνεται με τη χρήση της μεθόδου της χρυσής τομής, όπου οι βασικότερες παράμετροι προς ρύθμιση είναι το αρχικό βήμα της μεθόδου  $s$ , το πλήθος των επαναλήψεων κατά τη φάση της



εύρεσης του βασικού διανύσματος  $T_{bv}$  και κατά τη φάση της τριχοτόμησης  $T_{trix}$  και το όριο σύγκλισης κατά τη φάση της τριχοτόμησης  $e_{trix}$ .

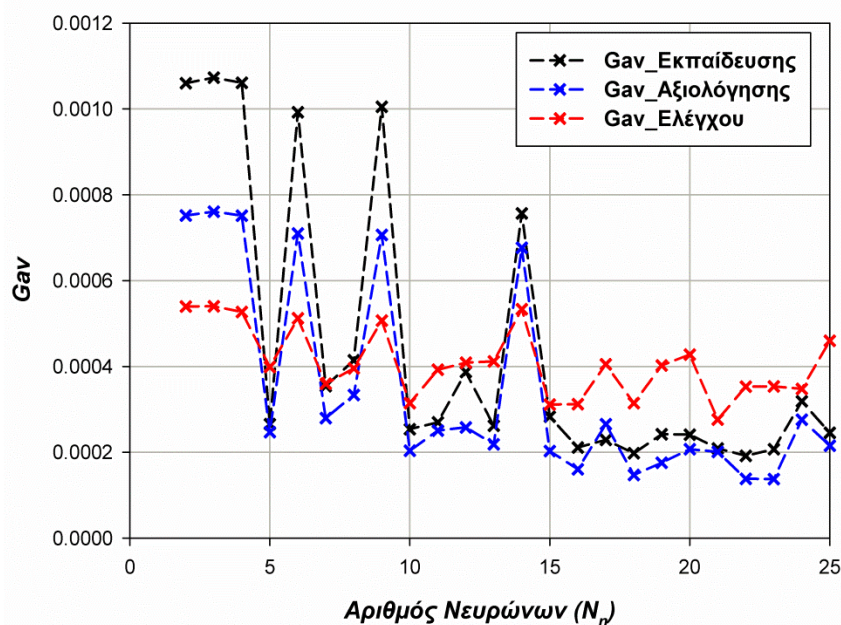
**α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού**

Στο Σχήμα 5.47 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 22$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $1.3806E-4$ , αξιολόγησης  $1.9149E-4$  και ελέγχου  $3.5288E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 40$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-5}$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

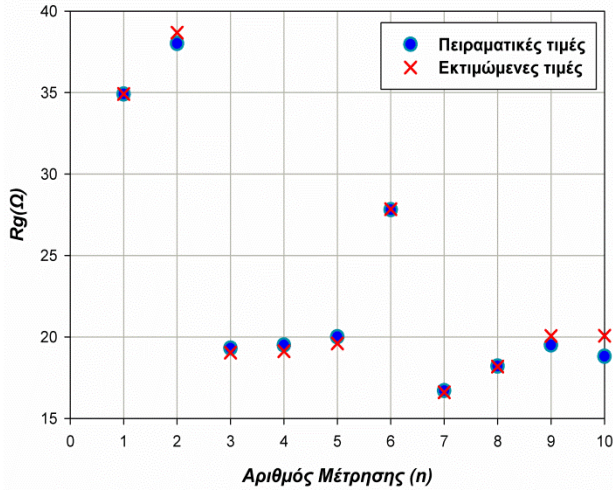
$$f_1(x) = \tanh(1.4x) \tag{5.28}$$

$$f_2(x) = \tanh(0.3x) \tag{5.29}$$

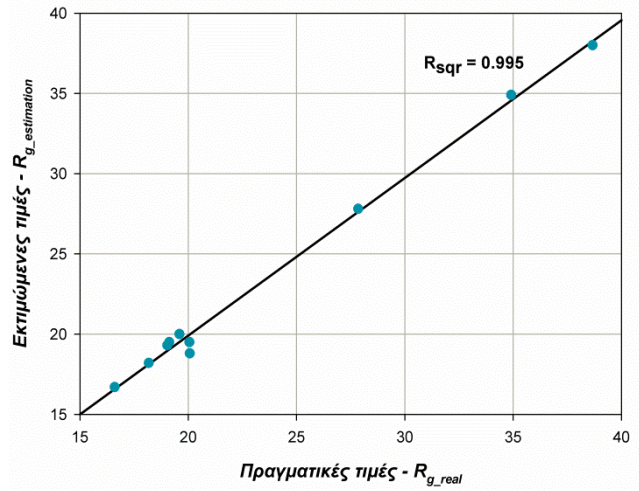
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $1.3591E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1.8559E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.7276E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.48 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.49 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



**Σχήμα 5.47:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.48: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.49: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

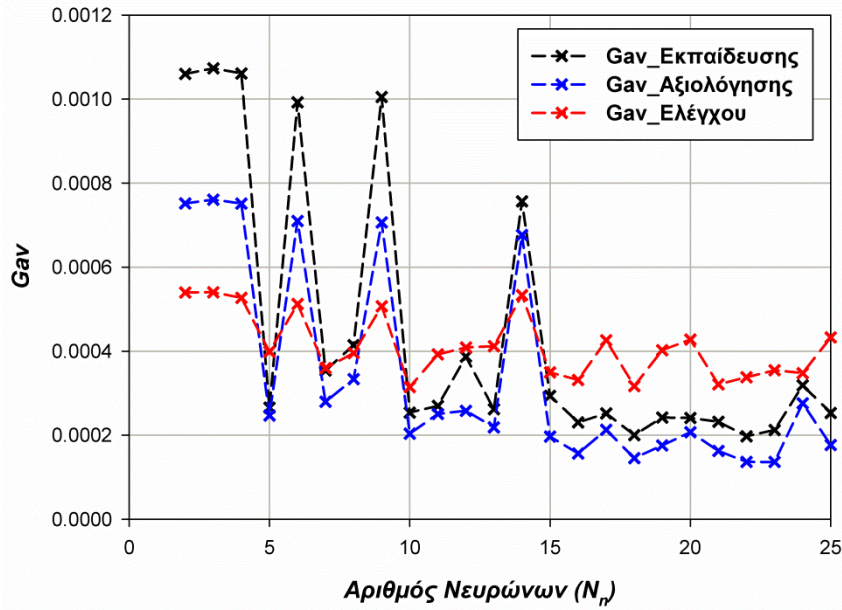
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.50 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 22$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $8.2619E-4$ , αξιολόγησης  $13.4961E-4$  και ελέγχου  $6.9831E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 40$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-5}$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

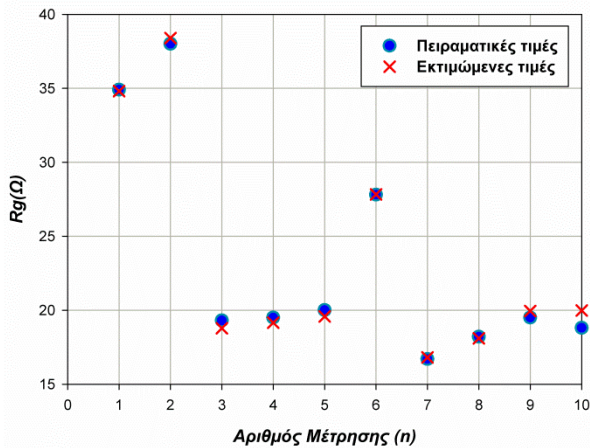
$$f_1(x) = \tanh(1.6x) \quad (5.30)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.2x) \quad (5.31)$$

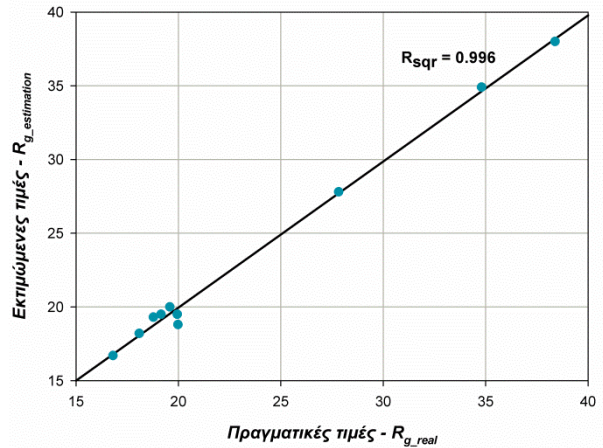
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέχθηκε είναι τα εξής:  $1.2635E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1.7666E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.1379E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.51 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.52 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.50: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.51: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.52: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.8 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* και επανεκκίνηση κατά *Powell-Beale*

Η μέθοδος που χρησιμοποιείται σ' αυτό τον αλγόριθμο είναι παρόμοια με αυτή που περιγράφηκε στην παράγραφο 5.6.7 για την εκπαίδευση του ΤΝΔ με τη διαφορά ότι έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale* (σχέση (3.24)).

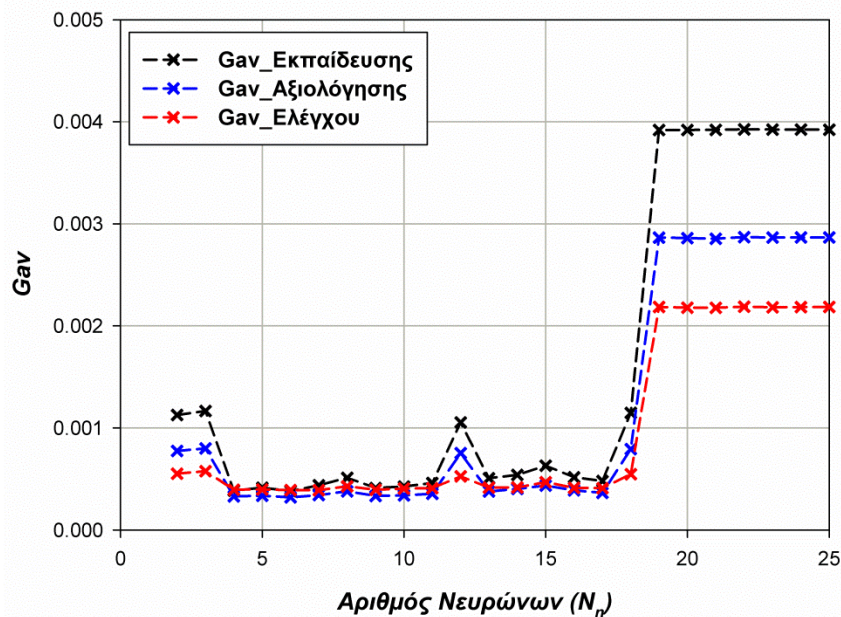
**α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού**

Στο Σχήμα 5.53 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 6$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.1935E-4$ , αξιολόγησης  $3.8128E-4$  και ελέγχου  $3.9189E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 20$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-6}$ ,  $\lim_{orthogonality} = 0.9$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

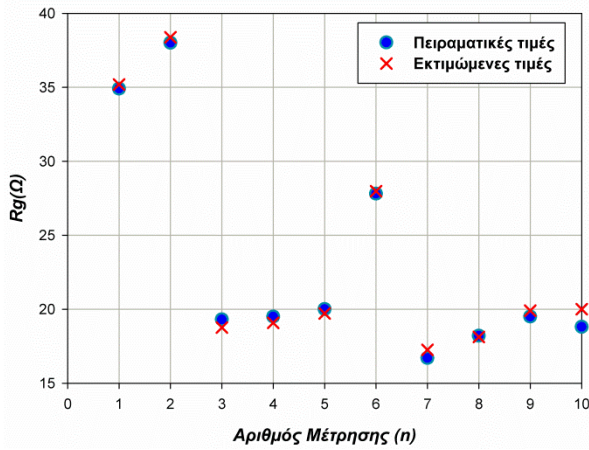
$$f_1(x) = \tanh(1.8x) \tag{5.32}$$

$$f_2(x) = \tanh(0.4x) \tag{5.33}$$

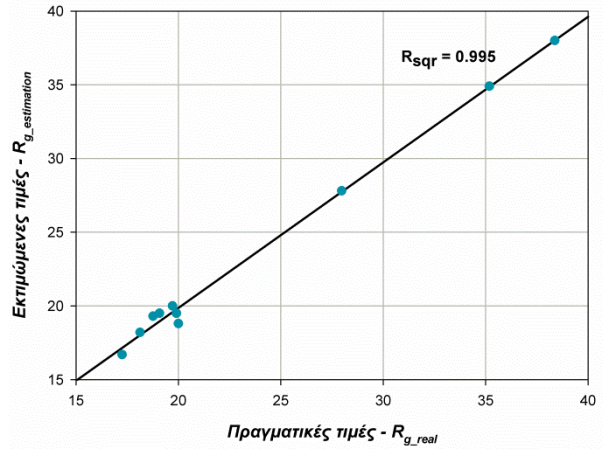
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $2.1245E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.3956E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.6674E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.54 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.55 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



**Σχήμα 5.53:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.54: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.55: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

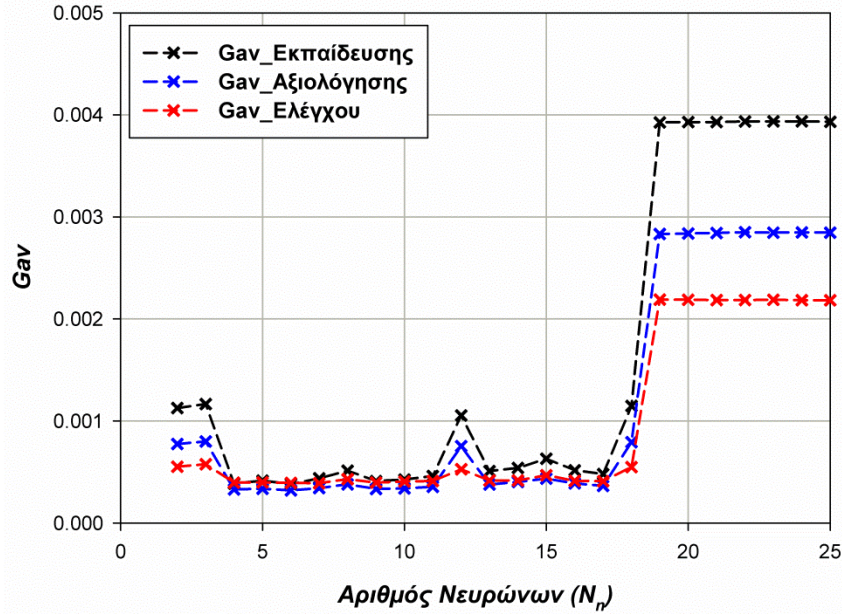
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.56 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_p = 6$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.8172E-4$ , αξιολόγησης  $3.1928E-4$  και ελέγχου  $3.9284E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 20$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-6}$ ,  $\lim_{orthogonality} = 0.9$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

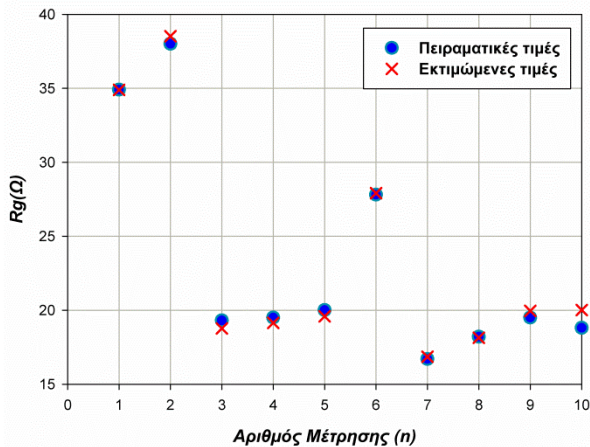
$$f_1(x) = \tanh(2.0x) \quad (5.34)$$

$$f_2(x) = 0.3x \quad (5.35)$$

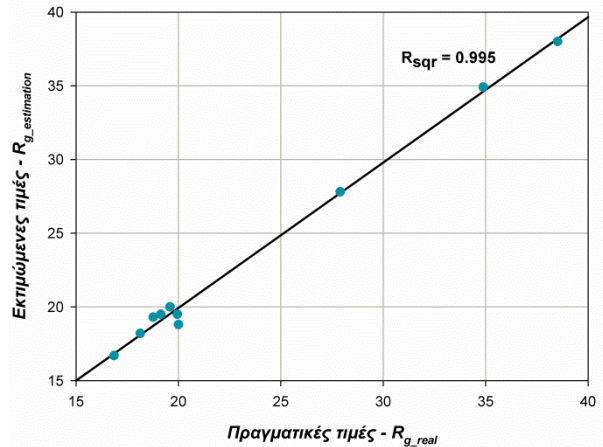
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $1.6507E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.1616E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.4217E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.57 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.58 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.56: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.57: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.58: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.9 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Polak-Ribiere*

Στην παρούσα μέθοδο εκπαίδευσης του ΤΝΔ, ο συντελεστής  $\beta_{k+1}$  προσδιορίζεται βάσει της σχέσης (3.23), ενώ δεν έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale*.

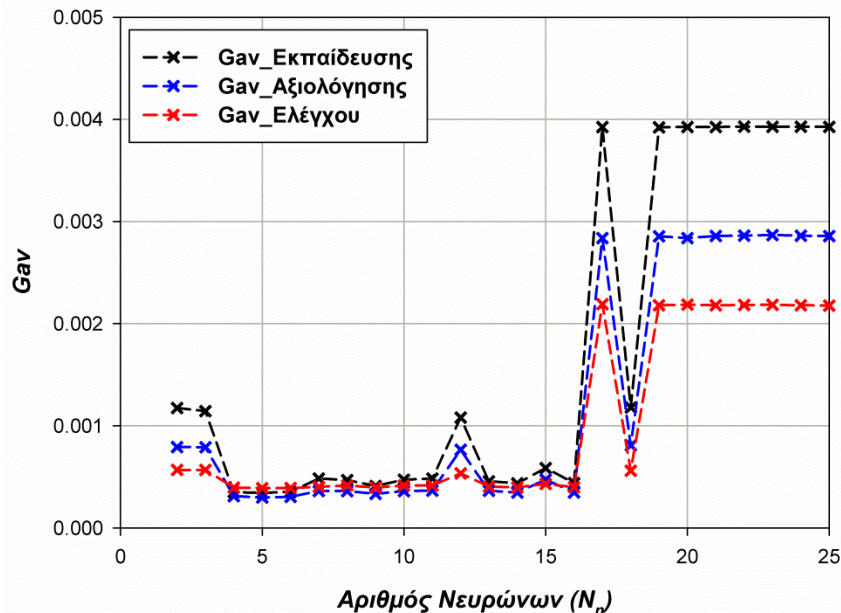
### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.59 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 5$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $2.9777E-4$ , αξιολόγησης  $3.4240E-4$  και ελέγχου  $3.9033E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 20$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-5}$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

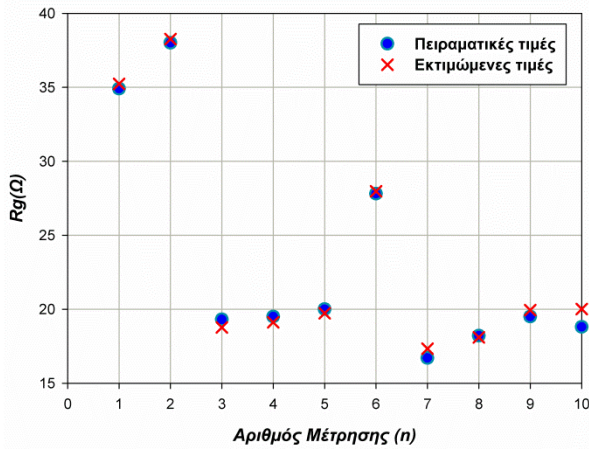
$$f_1(x) = \tanh(1.8x) \quad (5.36)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.2x) \quad (5.37)$$

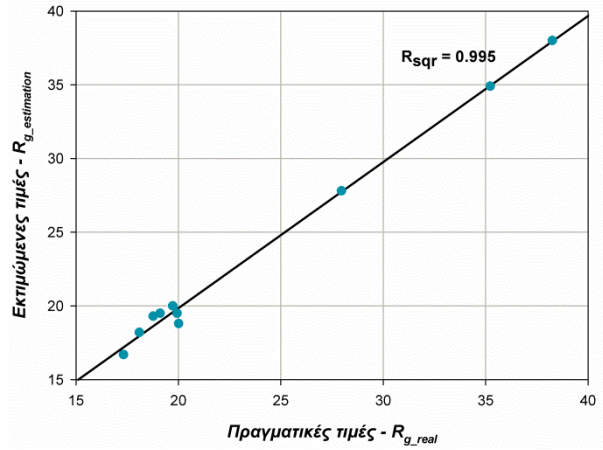
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $2.1859E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.3758E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.7167E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.60 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.61 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.59: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.60: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.61: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

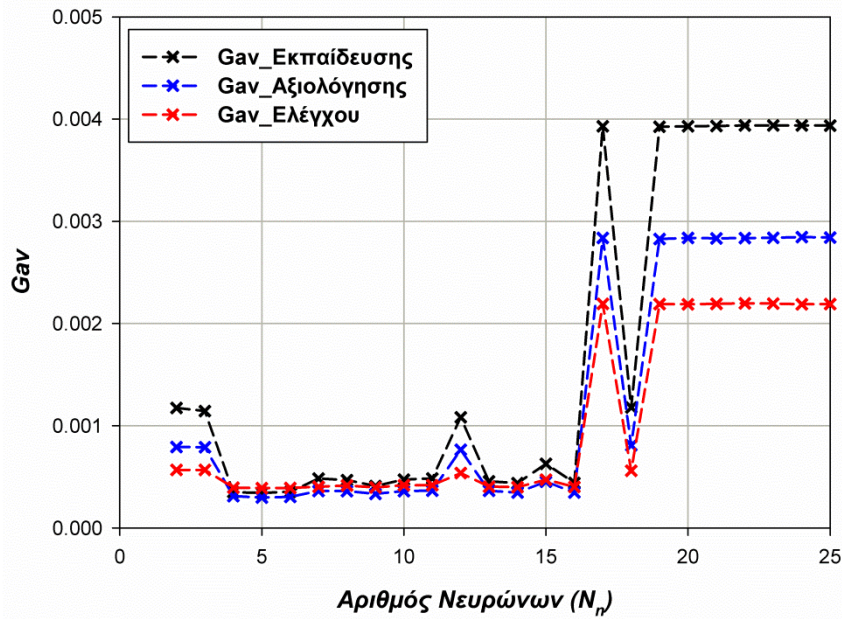
Στο Σχήμα 5.62 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 6$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.4240E-4$ , αξιολόγησης  $2.9777E-4$  και ελέγχου  $3.9033E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 20$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-5}$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

$$f_1(x) = \tanh(1.8x) \quad (5.38)$$

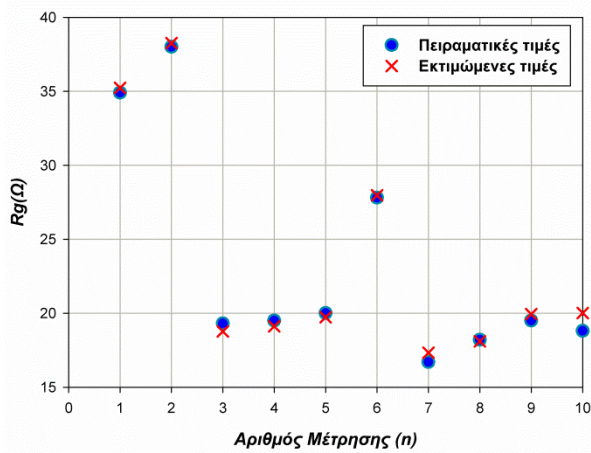
$$f_2(x) = 0.3x \quad (5.39)$$

Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $2.1858E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.3777E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.7207E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.63 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.64 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.

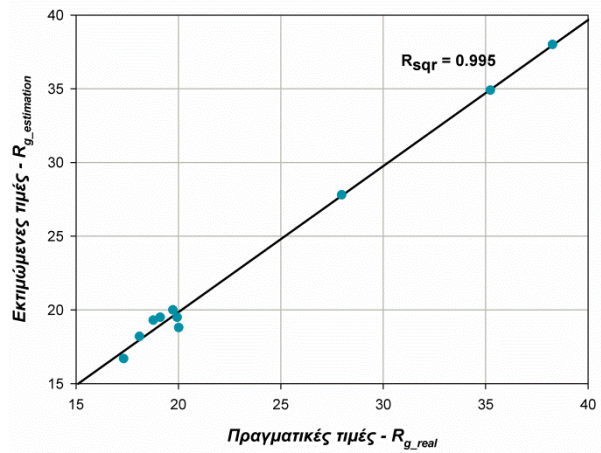




Σχήμα 5.62: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.63: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίσταση γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.64: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.10 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Polak-Ribiere* και επανεκκίνηση κατά *Powell-Beale*

Η μέθοδος που χρησιμοποιείται σ' αυτό τον αλγόριθμο είναι παρόμοια με αυτή που περιγράφηκε στην παράγραφο 5.6.9 για την εκπαίδευση του ΤΝΔ με τη διαφορά ότι έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale*.

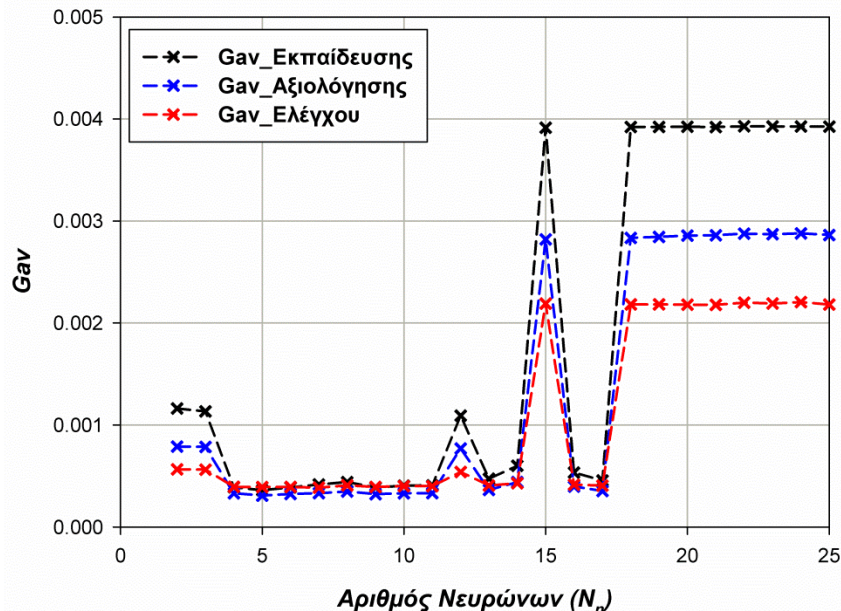
### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.65 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 5$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.5990E-4$ , αξιολόγησης  $3.0789E-4$  και ελέγχου  $3.9117E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 20$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-5}$ ,  $\lim_{orthogonality} = 0.9$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

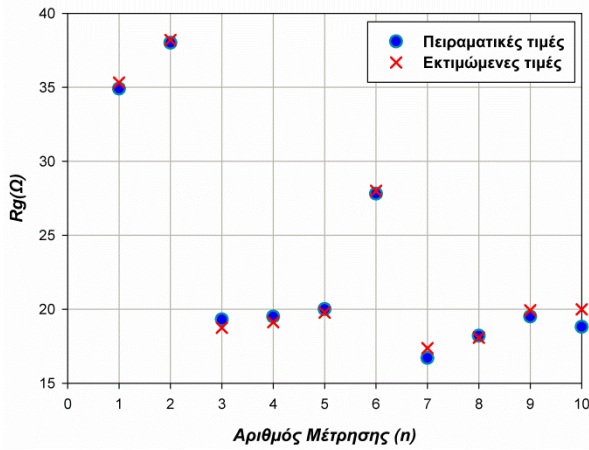
$$f_1(x) = \tanh(1.6x) \quad (5.40)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.4x) \quad (5.41)$$

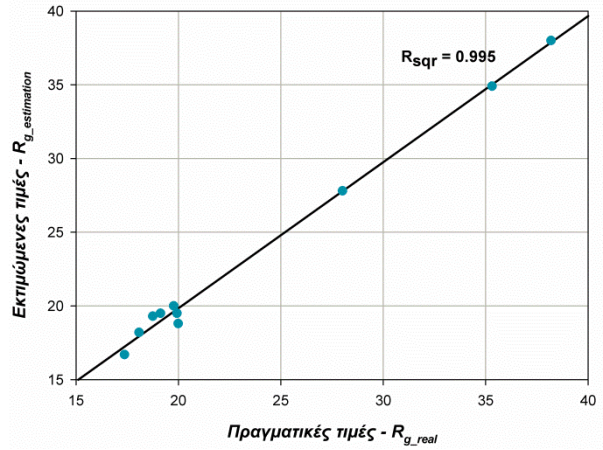
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $2.3993E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.6472E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.7439E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.66 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.67 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.65: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.66: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.67: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

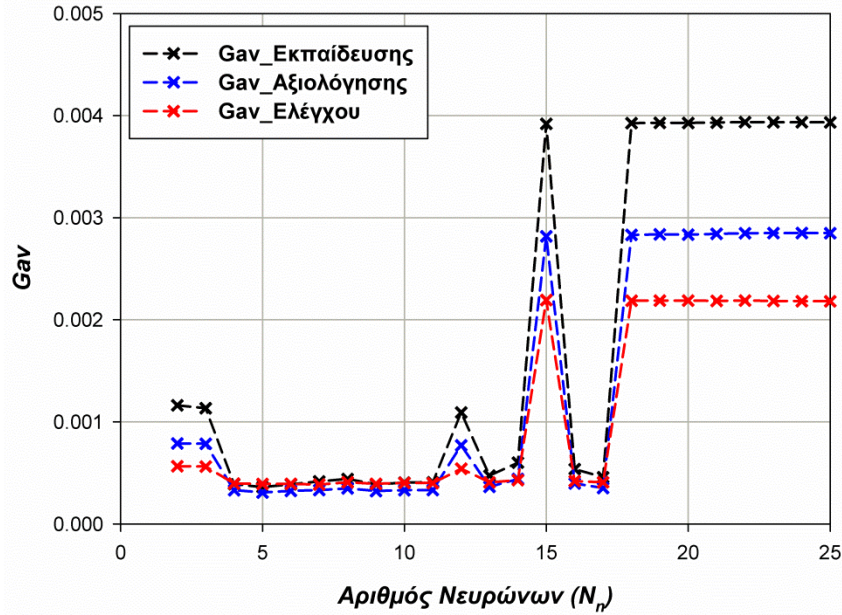
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.68 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 5$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.5990E-4$ , αξιολόγησης  $3.0789E-4$  και ελέγχου  $3.9117E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $s = 0.2$ ,  $T_{bv} = 20$ ,  $T_{trix} = 50$ ,  $e_{trix} = 10^{-5}$ ,  $\lim_{orthogonality} = 0.9$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

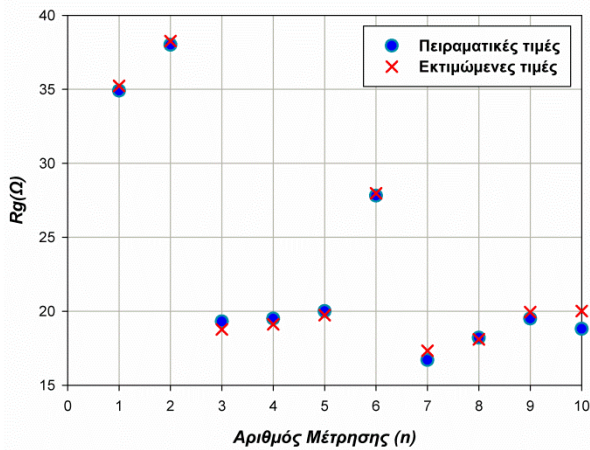
$$f_1(x) = \tanh(1.8x) \quad (5.42)$$

$$f_2(x) = 0.3x \quad (5.43)$$

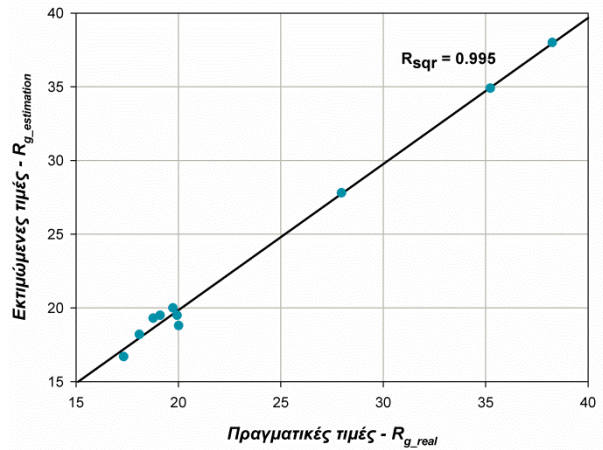
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $2.1948E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.3834E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.7220E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.69 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.70 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.68: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.69: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.70: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.11 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης

Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στις σχέσεις (3.25) ως (3.35) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Οι παράμετροι προς προσδιορισμό είναι οι  $\sigma$  και  $\lambda_0$ .

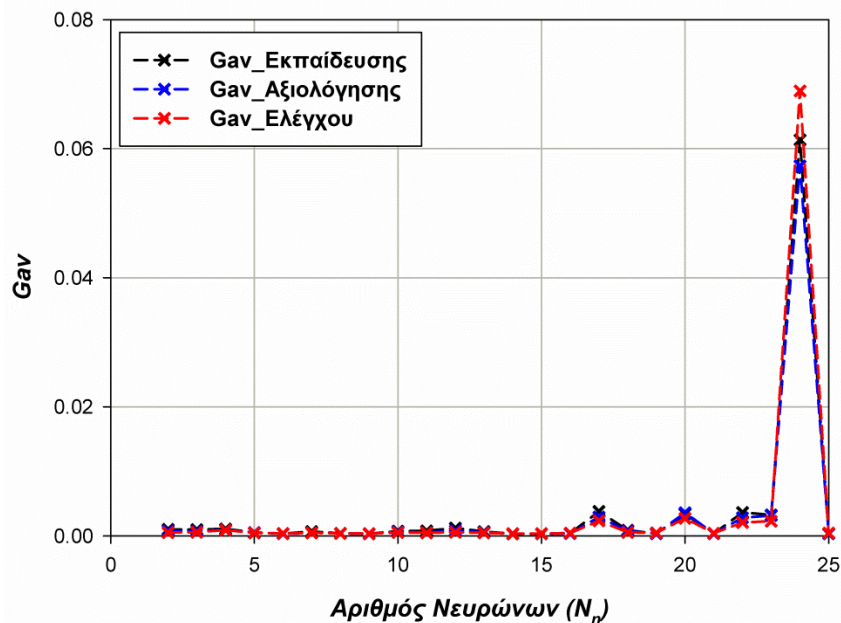
### α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.71 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 9$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.3269E-4$ , αξιολόγησης  $3.0980E-4$  και ελέγχου  $3.5815E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $\sigma = 10^{-4}$ ,  $\lambda_0 = 10^{-7}$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

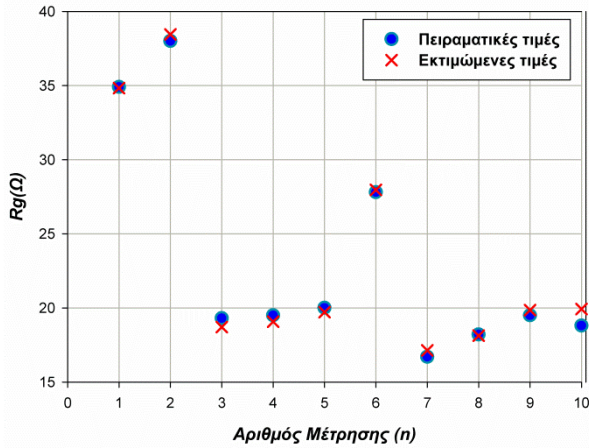
$$f_1(x) = \tanh(1.9x) \quad (5.44)$$

$$f_2(x) = 0.3x \quad (5.45)$$

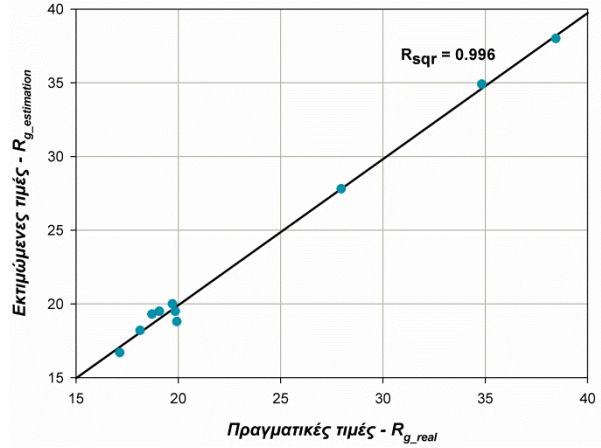
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$ , που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $1.7676E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $2.0660E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.2483E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.72 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.73 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



**Σχήμα 5.71:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.72: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.73: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

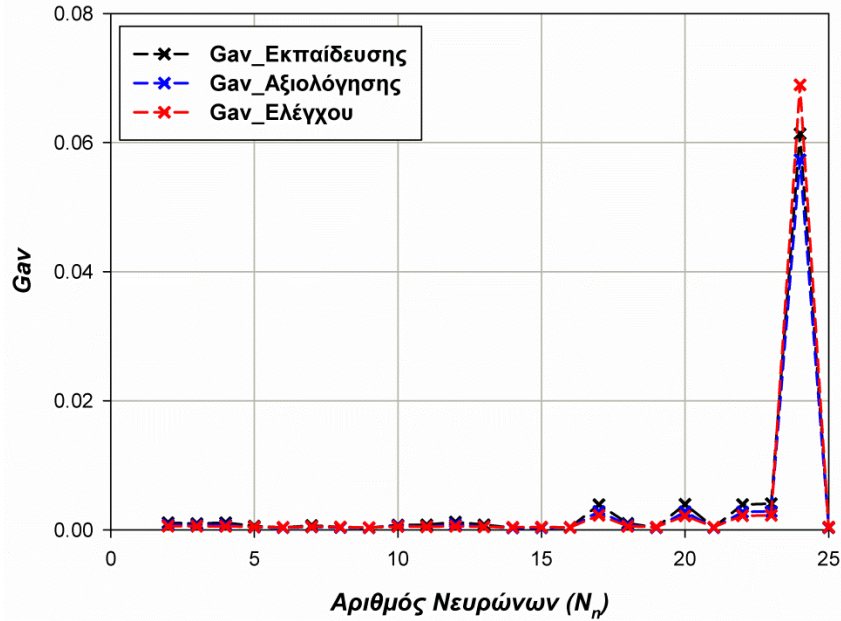
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.74 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 5$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $3.3269E-4$ , αξιολόγησης  $3.0980E-4$  και ελέγχου  $3.5815E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $\sigma = 10^{-4}$ ,  $\lambda_0 = 10^{-7}$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

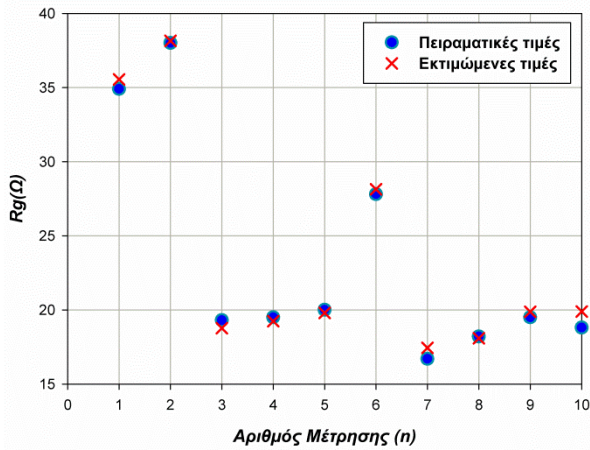
$$f_1(x) = \tanh(2.0x) \quad (5.46)$$

$$f_2(x) = \tanh(0.4x) \quad (5.47)$$

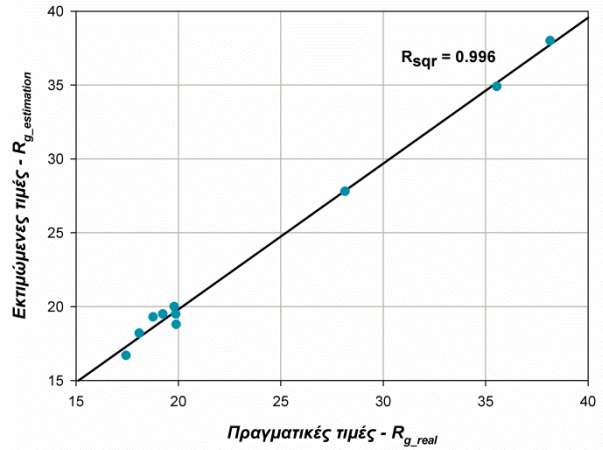
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής:  $3.0317E-4$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $3.2942E-4$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $3.8109E-4$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.75 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.76 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.74: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.75: Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.76: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

### 5.6.12 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του ευπροσάρμοστου αλγορίθμου εκπαίδευσης

Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στη σχέση (3.18) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Οι παράμετροι προς προσδιορισμό είναι οι  $\delta_1$  και  $\delta_2$ , που εκφράζουν τον αυξητικό και το μειωτικό παράγοντα της μεταβολής του βάρους αντίστοιχα.

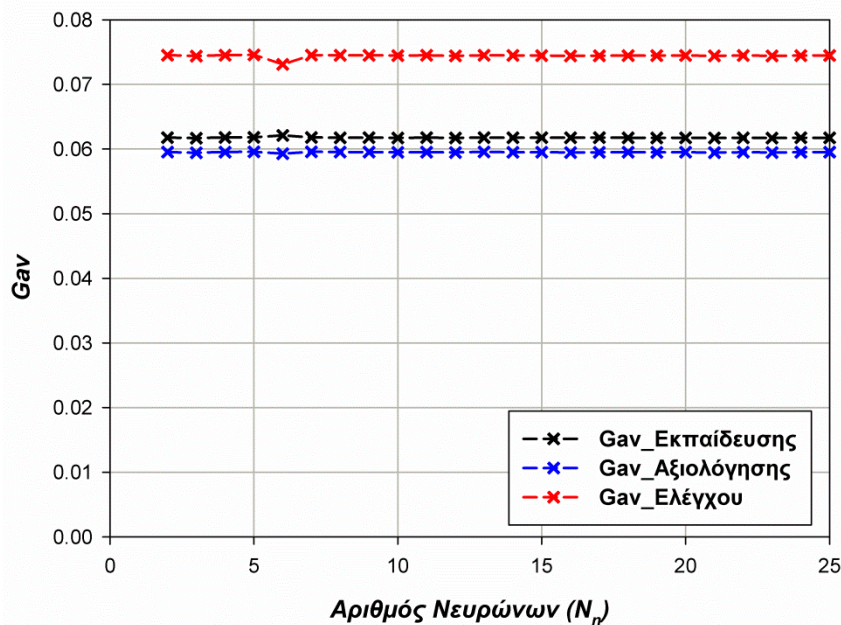
**α) Με χρήση τριών κριτηρίων τερματισμού**

Στο Σχήμα 5.77 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 3$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης 5.9429E-2, αξιολόγησης 6.1681E-2 και ελέγχου 7.4389E-2. Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $\delta_1 = 0.2$ ,  $\delta_2 = 5.0$ ,  $\max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

$$f_1(x) = 1.9x \tag{5.48}$$

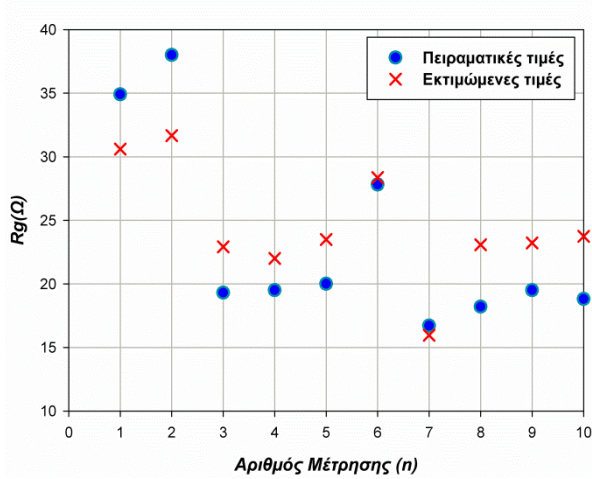
$$f_2(x) = \frac{1}{(1 + e^{-0.3x})} \tag{5.49}$$

Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$ , που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέγηκε είναι τα εξής: 1.9381E-2 για το σύνολο εκπαίδευσης, 2.0223E-2 για το σύνολο αξιολόγησης και 2.0436E-2 για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.78 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.79 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.

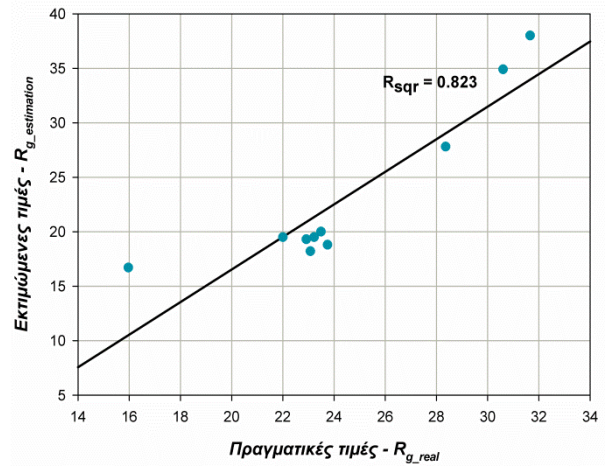


**Σχήμα 5.77:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.





Σχήμα 5.78: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίσταση γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.79: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

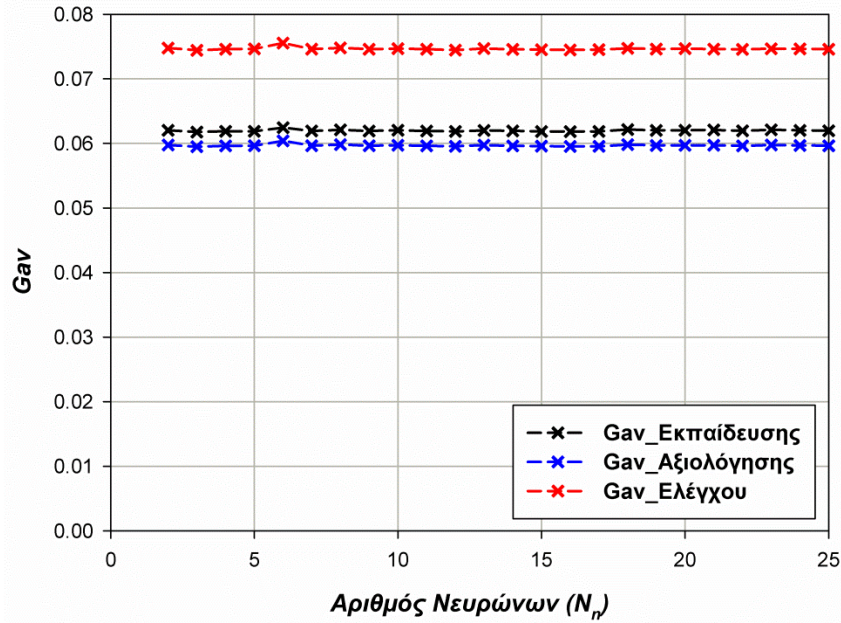
### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 5.80 παρουσιάζεται η μεταβολή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων  $G_{av}$  συναρτήσει της μεταβολής του αριθμού των νευρώνων  $N_n$  από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n = 3$  με τα εξής σφάλματα ανά σύνολο: εκπαίδευσης  $5.9494E-2$ , αξιολόγησης  $6.1772E-2$  και ελέγχου  $7.4429E-4$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν μετά από προσομοίωση όλων των δυνατών συνδυασμών για τις ακόλουθες τιμές των παραμέτρων:  $\delta_1 = 0.2$ ,  $\delta_2 = 6.0$ ,  $max\_epochs = 7000$  και τις ακόλουθες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

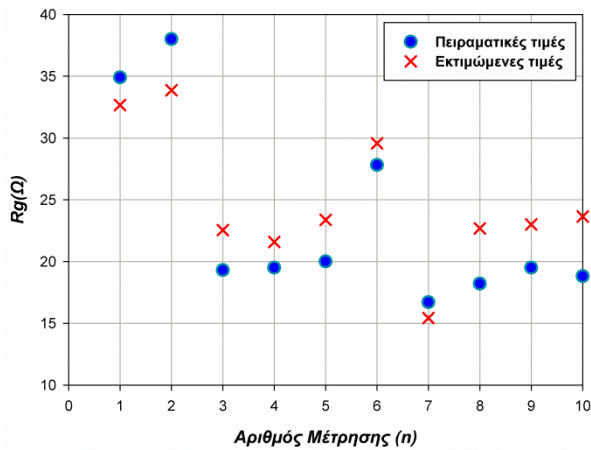
$$f_1(x) = 0.8x \quad (5.50)$$

$$f_2(x) = \frac{1}{(1 + e^{-0.2x})} \quad (5.51)$$

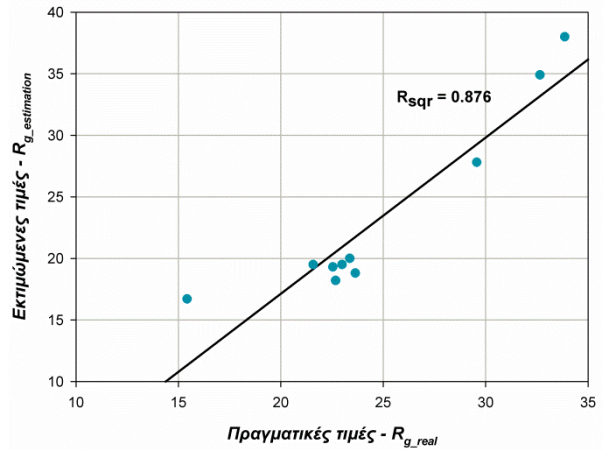
Τα τελικά μέσα τετραγωνικά σφάλματα  $G_{av}$  που επιτεύχθηκαν με το συνδυασμό που επιλέχθηκε είναι τα εξής:  $1.4590E-2$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1.8552E-2$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $1.4531E-2$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 5.81 παρατίθενται σε κοινό διάγραμμα οι πειραματικές τιμές της αντίστασης γείωσης και οι τιμές της αντίστασης γείωσης που προέβλεψε το ΤΝΔ. Στο Σχήμα 5.82 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης.



Σχήμα 5.80: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων.



Σχήμα 5.81: : Πειραματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίσταση γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



Σχήμα 5.82: Συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης.

## 5.7 Σύγκριση αποτελεσμάτων ΤΝΔ για το Σενάριο Α

### 5.7.1 Σενάριο Α1

Η απόδοση του νευρωνικού δικτύου για το βέλτιστο συνδυασμό παραμέτρων και μεθόδου εκπαίδευσης του σεναρίου Α1 παρουσιάζεται στον Πίνακα 5.4, όπου συνοψίζονται οι πειραματικές και οι εκτιμώμενες από το νευρωνικό δίκτυο τιμές της αντίστασης γείωσης.

Στον Πίνακα 5.5 παρουσιάζονται συνοπτικά τα αποτελέσματα των αλγορίθμων εκπαίδευσης των ΤΝΔ, τα οποία προέκυψαν μετά τη διαδικασία βελτιστοποίησης για το Σενάριο Α1. Αρχικά, αξίζει να σημειωθεί ότι μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών αντίστασης γείωσης, η συσχέτιση που έχει επιτευχθεί κυμαίνεται πολύ κοντά στη μονάδα για όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης με εξαίρεση τον αλγόριθμο 12 (εκπαίδευση ανά εποχή και με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγορίθμου εκπαίδευσης) για τον οποίο η συσχέτιση παρουσίασε σημαντική απόκλιση από τη μονάδα και παράλληλα μεγάλες τιμές σφαλμάτων.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης ανά πρότυπο (μέθοδοι 1 έως και 3), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου αξιολόγησης, δόθηκαν από τον **αλγόριθμο 2β**, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης, όρου ορμής και **δύο** κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο και ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.708%, ενώ για το σύνολο ελέγχου είναι 99.545%. Επιπλέον, η τιμή *MAPE* (Mean Absolute Percentage Error – Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα) για το βέλτιστο αλγόριθμο 2β και το σύνολο ελέγχου είναι 1.68% και δίνεται από τον τύπο:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^m |x_i - \hat{x}| / x_i}{m} \cdot 100\% \quad (6.52)$$

όπου  $x_i$  η πειραματική τιμή της αντίστασης γείωσης,  $\hat{x}_i$  η εκτιμώμενη τιμή και  $m$  το πλήθος τιμών.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης ανά εποχή (μέθοδοι 4 έως και 12), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον

**αλγόριθμο 7β**, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά εποχή με χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* και **δύο** κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο και ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.716%, ενώ για το σύνολο ελέγχου είναι 99.562%. Επιπλέον, η τιμή *MAPE* για το βέλτιστο αλγόριθμο 7β και το σύνολο ελέγχου είναι 1.78%.

**Πίνακας 5.4:** Εκτιμώμενες και πραγματικές τιμές αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου με τη χρήση του αλγορίθμου εκπαίδευσης ανά εποχή με τη μέθοδο συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* και των δύο κριτηρίων τερματισμού

Αντίσταση Γείωσης ( $\Omega$ )					
A/A	Εκτιμώμενη	Πραγματική	A/A	Εκτιμώμενη	Πραγματική
1	34.8	34.9	6	27.8	27.8
2	38.4	38.0	7	16.8	16.7
3	18.8	19.3	8	18.1	18.2
4	19.2	19.5	9	19.9	19.5
5	19.6	20.0	10	20.0	18.8

### 5.7.2 Σενάριο A2

Το συγκεκριμένο Σενάριο A2 αποτελεί μία παραλλαγή του Σεναρίου A1. Ουσιαστικά, εκτελέστηκε το τελικό ΤΝΔ για όλες τις μεθόδους εκπαίδευσης (*Πίνακας 5.1*) με τις παραμέτρους βελτιστοποίησης οι οποίες προέκυψαν από το Σενάριο A1 με μοναδική διαφορά την αύξηση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου ελέγχου από 10 σε 15.

Δεν αναμένεται αλλαγή ως προς το ποιος είναι ο βέλτιστος αλγόριθμος εκπαίδευσης, εφόσον αυτή η επιλογή γίνεται από το σύνολο αξιολόγησης.

Στον *Πίνακα 5.5* παρουσιάζονται συνοπτικά τα αποτελέσματα των αλγορίθμων εκπαίδευσης των ΤΝΔ για το Σενάριο A2. Αρχικά, αξίζει να σημειωθεί ότι μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών αντίστασης γείωσης, η συσχέτιση που έχει επιτευχθεί κυμαίνεται πολύ κοντά στη μονάδα για όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης με εξαίρεση τον αλγόριθμο 12 (εκπαίδευση ανά εποχή και με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγορίθμου εκπαίδευσης) για τον οποίο η συσχέτιση παρουσίασε σημαντική απόκλιση από τη μονάδα και παράλληλα μεγάλες τιμές σφαλμάτων, όπως και στην περίπτωση του σεναρίου A1.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (μέθοδοι 1 έως και 3), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον **αλγόριθμο 2β**, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης,

όρου ορμής και *δύο* κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο και ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.708%, ενώ για το σύνολο ελέγχου είναι 99.275%. Επιπλέον, η τιμή *MAPE* για το βέλτιστο αλγόριθμο *2β* και το σύνολο ελέγχου είναι 2.17%.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (μέθοδοι 4 έως και 12), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον *αλγόριθμο 7β*, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά εποχή με χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* και *δύο* κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο και ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.716%, ενώ για το σύνολο ελέγχου είναι 99.275%. Επιπλέον, η τιμή *MAPE* για το βέλτιστο αλγόριθμο *7β* και το σύνολο ελέγχου είναι 2.09%.

Πίνακας 5.5: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο Α.

Αλγόριθμος	N <sub>n</sub>	Παράμετροι αλγόριθμου	Συναρτήσεις ενεργοποίησης	G <sub>av</sub> εκπαίδευσης ×10 <sup>-3</sup>	G <sub>av</sub> αξιολόγησης ×10 <sup>-3</sup>	G <sub>av</sub> ελέγχου ×10 <sup>-3</sup>		R <sup>2</sup> εκπαίδευσης	R <sup>2</sup> αξιολόγησης	R <sup>2</sup> ελέγχου	
						ΣΕΝΑΡΙΟ Α1	ΣΕΝΑΡΙΟ Α2			ΣΕΝΑΡΙΟ Α1	ΣΕΝΑΡΙΟ Α2
1α	2	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =1400 η <sub>0</sub> =0.7 T <sub>η</sub> =1000	f <sub>1</sub> (x)= 1/(1+exp(-1.9x)) f <sub>2</sub> (x)=0.3x	0.54868	0.52888	0.36193	0.56426	0.99086	0.99196	0.99533	0.99118
1β	18	α <sub>0</sub> =0.5 T <sub>α</sub> =1500 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =1600	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.9x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.26208	0.31276	0.35950	0.54048	0.99543	0.99533	0.99612	0.99263
2α	23	α <sub>0</sub> =0.4 T <sub>α</sub> =1300 η <sub>0</sub> =0.7 T <sub>η</sub> =1500	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.2x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.3x)	0.17114	0.19246	0.33767	0.46671	0.99706	0.99686	0.99531	0.99212
2β	10	α <sub>0</sub> =0.5 T <sub>α</sub> =1500 η <sub>0</sub> =0.5 T <sub>η</sub> =1400	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.4x) f <sub>2</sub> (x)=0.2x	0.16848	0.23785	0.36424	0.50253	0.99766	0.99708	0.99545	0.99275
3α	7	η <sub>0</sub> =1.3	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.3x) f <sub>2</sub> (x)= tanh(0.2x)	0.19230	0.19324	0.35826	0.45600	0.99692	0.99686	0.99493	0.99188
3β	9	η <sub>0</sub> =0.8	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.4x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.14617	0.20748	0.33615	0.41499	0.99748	0.99682	0.99574	0.99311
4α	2	η <sub>0</sub> =3.2	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.8x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.59653	0.79253	0.55889	0.78696	0.98961	0.98843	0.99325	0.98881
4β	9	η <sub>0</sub> =0.7	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.9x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.3x))	0.13764	0.19479	0.32615	0.43254	0.99764	0.99696	0.99570	0.99277
5α	2	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =3000 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =3000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.6x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.5x)	0.78269	1.17586	0.65206	0.72476	0.98637	0.98216	0.99279	0.99092
5β	2	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =3000 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =3000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.6x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.5x)	0.78269	1.17586	0.65206	0.72476	0.98637	0.98216	0.99279	0.99092
6α	3	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =2800 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =2800	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.7x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.5x)	0.36665	0.48363	0.46830	0.54207	0.99361	0.99253	0.99423	0.99182
6β	3	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =2800 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =2800	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.7x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.5x)	0.36665	0.48363	0.46830	0.54207	0.99361	0.99253	0.99423	0.99182
7α	22	s=0.2 T <sub>bv</sub> =40 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> =10 <sup>-5</sup>	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.4x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.3x)	0.13591	0.18559	0.37276	0.50736	0.99764	0.99704	0.99533	0.99214

7β	22	$s=0.2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-5}$	$f_1(x)=\tanh(1.6x)$ $f_2(x)=\tanh(0.2x)$	0.12635	0.17666	0.31379	0.42232	0.99780	0.99716	0.99562	0.99275
8α	6	$s=0.2$ $T_{bv}=20$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-6}$ $\lim_{orthogonality}=0.9$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=\tanh(0.4x)$	0.21245	0.23956	0.36674	0.50285	0.99630	0.99616	0.99543	0.99226
8β	6	$s=0.2$ $T_{bv}=20$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-6}$ $\lim_{orthogonality}=0.9$	$f_1(x)=\tanh(2.0x)$ $f_2(x)=0.3x$	0.16507	0.21616	0.34217	0.42965	0.99712	0.99668	0.99549	0.99287
9α	5	$s=0.2$ $T_{bv}=20$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-5}$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.21859	0.23758	0.37167	0.49769	0.99618	0.99620	0.99531	0.99233
9β	5	$s=0.2$ $T_{bv}=20$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-5}$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.21858	0.23777	0.37207	0.49830	0.99618	0.99620	0.99531	0.99233
10α	5	$s=0.2$ $T_{bv}=20$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-5}$ $\lim_{orthogonality}=0.9$	$f_1(x)=\tanh(1.6x)$ $f_2(x)=\tanh(0.4x)$	0.23993	0.26472	0.37439	0.50517	0.99582	0.99578	0.99531	0.99224
10β	5	$s=0.2$ $T_{bv}=20$ $T_{trix}=50$ $e_{trix}=10^{-5}$ $\lim_{orthogonality}=0.9$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.21948	0.23834	0.37220	0.49832	0.99618	0.99620	0.99529	0.99231
11α	9	$\sigma=10^{-4}$ $\lambda_0=10^{-7}$	$f_1(x)=\tanh(1.9x)$ $f_2(x)=0.3x$	0.17676	0.20660	0.32483	0.43215	0.99694	0.99678	0.99560	0.99279
11β	9	$\sigma=10^{-4}$ $\lambda_0=10^{-7}$	$f_1(x)=\tanh(2.0x)$ $f_2(x)=\tanh(0.4x)$	0.30317	0.32942	0.38109	0.51323	0.99471	0.99481	0.99564	0.99253
12α	3	$\delta_1=0.2$ $\delta_2=5.0$	$f_1(x)=1.9x$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0.3x))$	19.38120	22.25339	20.43561	19.02146	0.81877	0.93842	0.82334	0.80883
12β	3	$\delta_1=0.2$ $\delta_2=6.0$	$f_1(x)=0.8x$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0.2x))$	14.58952	18.55159	14.53134	15.46434	0.85966	0.92041	0.87589	0.86139

\*Σε όλους του αλγορίθμους εκπαίδευσης ορίστηκε μέγιστος αριθμός εποχών  $max\_epochs=7000$ .

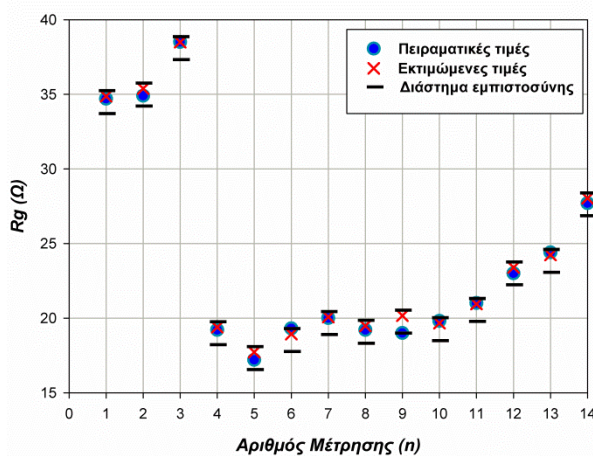
Για τους αλγόριθμους 5, 6, και 9 παρατηρούμε ότι και για δύο και για τρία κριτήρια τερματισμού τ' αποτελέσματα είναι τα ίδια, γεγονός που υποδηλώνει ότι πληρείται και στις δύο περιπτώσεις το ίδιο κριτήριο τερματισμού.

### 5.8 Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο Α1

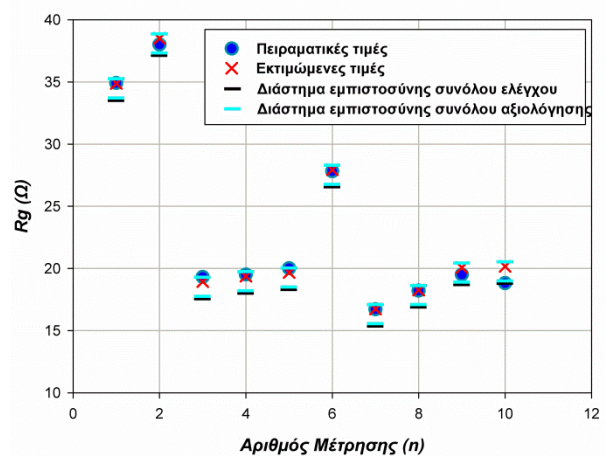
Στη συνέχεια, προσδιορίζονται τα διαστήματα εμπιστοσύνης των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου με πιθανότητα ουράς ίση με 5%, δηλαδή το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης να καλύπτει το 90% του πληθυσμού, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο επαναληπτικής δειγματοληψίας [14]. Τα διαστήματα εμπιστοσύνης παρουσιάζονται για τους αλγόριθμους εκπαίδευσης ανά πρότυπο και ανά εποχή που έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα με κριτήριο τη συσχέτιση για το σύνολο αξιολόγησης.

Στο Σχήμα 5.85 φαίνονται για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο 2β σε κοινή γραφική παράσταση τα όρια, η πειραματική τιμή και η εκτιμώμενη τιμή για τα δεδομένα του συνόλου αξιολόγησης. Όπως παρατηρούμε στις περισσότερες περιπτώσεις οι εκτιμώμενες τιμές είναι πολύ κοντά στις πειραματικές.

Στο Σχήμα 5.86 φαίνονται οι πειραματικές, οι εκτιμώμενες τιμές, και τα όρια του συνόλου ελέγχου. Στην ίδια γραφική σημειώνονται και τα όρια του συνόλου αξιολόγησης. Οι πειραματικές και οι εκτιμώμενες τιμές βρίσκονται εντός των διαστημάτων εμπιστοσύνης. Η περιοχή του συνόλου ελέγχου σχεδόν συμπίπτει με την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης, γεγονός που υποδηλώνει ότι αν η εκτίμηση της αντίστασης γείωσης γινόταν βάσει των δεδομένων του συνόλου αξιολόγησης, η προσέγγιση θα ήταν ακριβής.



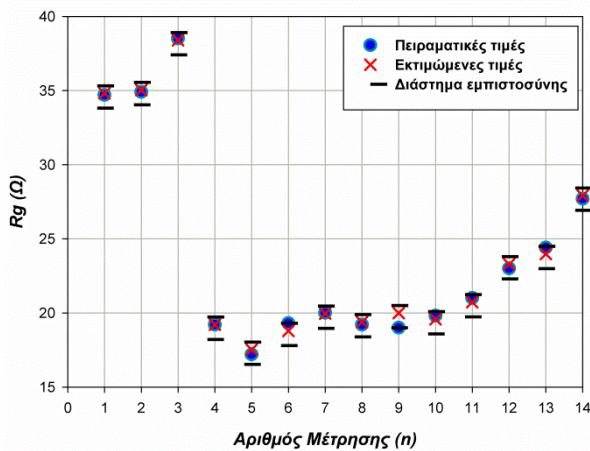
Σχήμα 5.85: Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 2β.



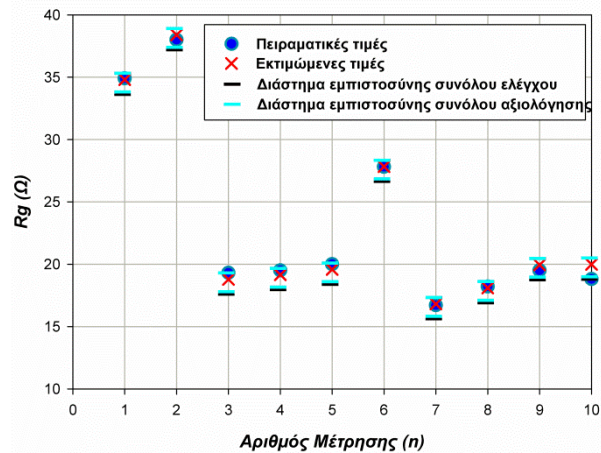
Σχήμα 5.86: Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων αξιολόγησης και ελέγχου για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 2β.



Στα Σχήματα 5.87 και 5.88 φαίνονται οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο 7β.



**Σχήμα 5.87:** Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 7β.



**Σχήμα 5.88:** Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων αξιολόγησης και ελέγχου για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 7β.

Από το Σχήμα 5.88 φαίνεται πως η περιοχή του συνόλου ελέγχου σχεδόν συμπίπτει με την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης, γεγονός που υποδηλώνει ότι αν η εκτίμηση της αντίστασης γείωσης γινόταν βάσει των δεδομένων του συνόλου αξιολόγησης, η προσέγγιση θα ήταν ακριβής.

## 5.9 Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης με χρήση ΤΝΔ για το Σενάριο Β

Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την εκπαίδευση και τον προσδιορισμό του βέλτιστου αλγορίθμου εκπαίδευσης είναι ακριβώς η ίδια με αυτή που ακολουθήθηκε στο Σενάριο Α, επομένως κρίθηκε περιττή η επανάληψή της. Θα αρκεστούμε σε συνοπτική παράθεση και σύγκριση των αποτελεσμάτων.

Οι διαφορές του Σεναρίου Β έναντι του Σεναρίου Α έχουν να κάνουν με το πλήθος των μεταβλητών εισόδου του ΤΝΔ και με το πλήθος των στοιχείων του συνόλου ελέγχου. Τα δεδομένα για τα Σενάριο Β παρατίθενται στο εδάφιο 5.3 του παρόντος κεφαλαίου, αλλά για λόγους συνοχής κρίθηκε αναγκαίο όπως επαναληφθούν. Οι μεταβλητές εισόδου αυξήθηκαν από 5 σε 7 και το πλήθος των στοιχείων του συνόλου ελέγχου επίσης αυξήθηκε από 10 σε 15. Στις μεταβλητές εισόδου προστέθηκαν οι μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  της προηγούμενης εβδομάδας για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων 4m και 10m. Επίσης, στο σύνολο ελέγχου προστέθηκαν 5 πρότυπα τα οποία λήφθηκαν με τυχαίο τρόπο μέσα από τα δεδομένα που παρατίθενται στο Παράρτημα.

## 5.10 Σύγκριση αποτελεσμάτων ΤΝΔ για το Σενάριο Β

### 5.10.1 Σενάριο Β1

Η απόδοση του νευρωνικού δικτύου για το βέλτιστο συνδυασμό παραμέτρων και μεθόδου εκπαίδευσης του σεναρίου Β1 παρουσιάζεται στον Πίνακα 5.6, όπου συνοψίζονται οι πειραματικές και οι εκτιμώμενες από το νευρωνικό δίκτυο τιμές της αντίστασης γείωσης.

Στον Πίνακα 5.7 παρουσιάζονται συνοπτικά τα αποτελέσματα των αλγορίθμων εκπαίδευσης των ΤΝΔ τα οποία προέκυψαν μετά τη διαδικασία βελτιστοποίησης για το Σενάριο Β1. Αρχικά, αξίζει να σημειωθεί ότι μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών αντίστασης γείωσης, η συσχέτιση που έχει επιτευχθεί κυμαίνεται πολύ κοντά στη μονάδα για όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης με εξαίρεση τον αλγόριθμο 12 (εκπαίδευση ανά εποχή και με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγορίθμου εκπαίδευσης) για τον οποίο η συσχέτιση παρουσίασε σημαντική απόκλιση από τη μονάδα και παράλληλα μεγάλες τιμές σφαλμάτων, όπως και στην περίπτωση του σεναρίου Α.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (μέθοδοι 1 έως και 3), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον **αλγόριθμο 3α**, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης και **τρία** κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο, ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή και η μεταβολή στην τιμή της συνάρτησης σφάλματος από τη μία επανάληψη στην άλλη να είναι μικρότερη μίας προκαθορισμένης τιμής). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.882%, ενώ για το σύνολο ελέγχου 99.108%. Επιπλέον, η τιμή *MAPE* για το βέλτιστο αλγόριθμο 3α και το σύνολο ελέγχου είναι 2.33%.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (μέθοδοι 4 έως και 12), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον **αλγόριθμο 4β**, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης και **δύο** κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο και ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.894%, ενώ για το σύνολο

ελέγχου είναι 99.120%. Επιπλέον, η τιμή *MAPE* για το βέλτιστο αλγόριθμο 4β και το σύνολο ελέγχου είναι 2.25%.

**Πίνακας 5.6:** Εκτιμώμενες και πραγματικές τιμές αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου με τη χρήση του αλγορίθμου εκπαίδευσης ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης και των δύο κριτηρίων τερματισμού

Αντίσταση Γείωσης ( $\Omega$ )					
A/A	Εκτιμώμενη	Πραγματική	A/A	Εκτιμώμενη	Πραγματική
1	34.9	34.9	9	19.8	19.5
2	38.3	38.0	10	19.4	18.8
3	19.3	19.3	11	19.4	18.5
4	19.3	19.5	12	20.2	18.5
5	19.6	20.0	13	23.1	22.3
6	27.7	27.8	14	24.3	23.1
7	16.7	16.7	15	27.1	27.5
8	18.1	18.2	---	---	---

### 5.10.2 Σενάριο B2

Το συγκεκριμένο Σενάριο B2 αποτελεί μία παραλλαγή του Σεναρίου B1. Ουσιαστικά, εκτελέστηκε το τελικό ΤΝΔ για όλες τις μεθόδους εκπαίδευσης (Πίνακας 5.1) με τις παραμέτρους βελτιστοποίησης οι οποίες προέκυψαν από το Σενάριο 2 με μοναδική διαφορά τη μείωση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου ελέγχου από 15 σε 10.

Δεν αναμένεται αλλαγή ως προς το ποιος είναι ο βέλτιστος αλγόριθμος εκπαίδευσης, εφόσον αυτή η επιλογή γίνεται από το σύνολο αξιολόγησης.

Στον Πίνακα 5.9 παρουσιάζονται συνοπτικά τα αποτελέσματα των αλγορίθμων εκπαίδευσης των ΤΝΔ για το Σενάριο B2. Αρχικά, αξίζει να σημειωθεί ότι μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών αντίστασης γείωσης, η συσχέτιση που έχει επιτευχθεί κυμαίνεται πολύ κοντά στη μονάδα για όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης με εξαίρεση τον αλγόριθμο 12 (εκπαίδευση ανά εποχή και με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγορίθμου εκπαίδευσης) για τον οποίο η συσχέτιση παρουσίασε σημαντική απόκλιση από τη μονάδα και παράλληλα μεγάλες τιμές σφαλμάτων, όπως και στην περίπτωση του σεναρίου B1.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (μέθοδοι 1 έως και 3), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον *αλγόριθμο 3α*, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης και *τρία* κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο, ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή και η μεταβολή στην τιμή της συνάρτησης σφάλματος από τη μία

επανάληψη στην άλλη να είναι μικρότερη μίας προκαθορισμένης τιμής). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.882%, ενώ για το σύνολο ελέγχου είναι 99.766%. Επιπλέον, η τιμή  $MAPE$  για το βέλτιστο αλγόριθμο 3α και το σύνολο ελέγχου είναι 1.26%.

Από τις μεθόδους εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (μέθοδοι 4 έως και 12), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου, δόθηκαν από τον **αλγόριθμο 4β**, δηλαδή μέσω εκπαίδευσης ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού μάθησης και **δύο** κριτήρια τερματισμού (η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο και ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή). Η συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των πειραματικών και των εκτιμώμενων τιμών που επιτεύχθηκε για το σύνολο αξιολόγησης είναι 99.894%, ενώ για το σύνολο ελέγχου είναι 99.858%. Επιπλέον, η τιμή  $MAPE$  για το βέλτιστο αλγόριθμο 4β και το σύνολο ελέγχου είναι 0.99%.

Πίνακας 5.7: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο Β.

Αλγόριθμος	N <sub>n</sub>	Παράμετροι αλγόριθμου	Συναρτήσεις ενεργοποίησης	G <sub>av</sub> εκπαίδευσης ×10 <sup>-3</sup>	G <sub>av</sub> αξιολόγησης ×10 <sup>-3</sup>	G <sub>av</sub> ελέγχου ×10 <sup>-3</sup>		R <sup>2</sup> εκπαίδευσης	R <sup>2</sup> αξιολόγησης	R <sup>2</sup> ελέγχου	
						ΣΕΝΑΡΙΟ B1	ΣΕΝΑΡΙΟ B2			ΣΕΝΑΡΙΟ B1	ΣΕΝΑΡΙΟ B2
1α	13	α <sub>0</sub> =0.4 T <sub>α</sub> =1800 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =2800	f <sub>1</sub> (x)= tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.3x)	0.07230	0.07985	0.44352	0.12855	0.99874	0.99870	0.99291	0.99832
1β	14	α <sub>0</sub> =0.5 T <sub>α</sub> =2600 η <sub>0</sub> =0.8 T <sub>η</sub> =2400	f <sub>1</sub> (x)= tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.4x)	0.07515	0.07829	0.53689	0.12624	0.99870	0.99874	0.99152	0.99832
2α	13	α <sub>0</sub> =0.5 T <sub>α</sub> =1400 η <sub>0</sub> =0.6 T <sub>η</sub> =1200	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.9x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.10091	0.12415	0.42575	0.15779	0.99826	0.99796	0.99309	0.99782
2β	14	α <sub>0</sub> =0.6 T <sub>α</sub> =2200 η <sub>0</sub> =0.7 T <sub>η</sub> =2000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.8x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.08362	0.09612	0.51604	0.14997	0.99856	0.99848	0.99224	0.99816
3α	4	η <sub>0</sub> =0.7	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.9x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.09358	0.07362	0.57744	0.16845	0.99844	0.99882	0.99108	0.99766
3β	5	η <sub>0</sub> =1.1	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.9x) f <sub>2</sub> (x)=0.2x	0.10078	0.11601	0.50286	0.18105	0.99848	0.99854	0.99365	0.99830
4α	3	η <sub>0</sub> =3.6	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1.9x) f <sub>2</sub> (x)= tanh(0.2x)	0.23696	0.29710	0.45668	0.22299	0.99586	0.99554	0.99243	0.99690
4β	5	η <sub>0</sub> =1.9	f <sub>1</sub> (x)=tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0.4x))	0.07404	0.06536	0.58209	0.10217	0.99874	0.99894	0.99120	0.99858
5α	3	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =2800 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =2800	f <sub>1</sub> (x)=tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.4x)	0.71722	1.31953	0.64736	0.32835	0.98750	0.97994	0.99116	0.99630
5β	3	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =2800 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =2800	f <sub>1</sub> (x)=tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.4x)	0.71722	1.31953	0.64736	0.32835	0.98750	0.97994	0.99116	0.99630
6α	5	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =3000 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =3000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.4x)	0.27844	0.37023	0.47658	0.15512	0.99515	0.99405	0.99345	0.99832
6β	5	α <sub>0</sub> =0.9 T <sub>α</sub> =3000 η <sub>0</sub> =0.9 T <sub>η</sub> =3000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.4x)	0.27844	0.37023	0.47658	0.15512	0.99515	0.99405	0.99345	0.99832
7α	21	s=0.2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> =10 <sup>-6</sup>	f <sub>1</sub> (x)=tanh(2.0x) f <sub>2</sub> (x)=tanh(0.2x)	0.09807	0.09809	0.41615	0.11397	0.99828	0.99840	0.99367	0.99848

7β	23	$s=0.1 T_{bv}=40$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$	$f_1(x)=\tanh(1.4x)$ $f_2(x)=0.3x$	0.07551	0.08086	0.45992	0.15904	0.99868	0.99874	0.99216	0.99808
8α	3	$s=0.2 T_{bv}=20$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$ $\lim_{orthogonality}=0.5$	$f_1(x)=\tanh(1.7x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.41255	0.53200	0.52035	0.18133	0.99281	0.99136	0.99375	0.99848
8β	3	$s=0.2 T_{bv}=20$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$ $\lim_{orthogonality}=0.5$	$f_1(x)=\tanh(1.7x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.41248	0.53218	0.52120	0.18197	0.99281	0.99136	0.99375	0.99848
9α	3	$s=0.2 T_{bv}=20$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=\tanh(0.4x)$	0.42488	0.53984	0.52360	0.19029	0.99259	0.99126	0.99371	0.99846
9β	3	$s=0.2 T_{bv}=20$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=\tanh(0.4x)$	0.42488	0.53984	0.52360	0.19170	0.99259	0.99126	0.99371	0.99846
10α	17	$s=0.2 T_{bv}=40$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$ $\lim_{orthogonality}=0.5$	$f_1(x)=\tanh(1.9x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.26253	0.26662	0.45466	0.20786	0.99543	0.99564	0.99323	0.99746
10β	17	$s=0.2 T_{bv}=40$ $T_{trix}=50 e_{trix}=10^{-6}$ $\lim_{orthogonality}=0.5$	$f_1(x)=\tanh(1.9x)$ $f_2(x)=\tanh(0.3x)$	0.26253	0.26662	0.45466	0.20786	0.99543	0.99564	0.99323	0.99746
11α	16	$\sigma=10^{-4} \lambda_0=10^{-7}$	$f_1(x)=\tanh(1.8x)$ $f_2(x)=0.5x$	0.15472	0.23450	0.44609	0.13539	0.99730	0.99626	0.99369	0.99844
11β	16	$\sigma=10^{-4} \lambda_0=5 \cdot 10^{-8}$	$f_1(x)=\tanh(1.6x)$ $f_2(x)=\tanh(0.5x)$	0.27478	0.26231	0.44854	0.22462	0.99521	0.99582	0.99323	0.99740
12α	2	$\delta_1=0.2 \delta_2=6.0$	$f_1(x)=1.3x$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0.1x))$	21.37976	22.08991	18.73021	22.04551	0.77087	0.95328	0.77064	0.78785
12β	7	$\delta_1=0.1 \delta_2=1.0$	$f_1(x)=1.6x$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0.4x))$	11.87915	12.76434	12.84689	12.25002	0.83983	0.94517	0.87275	0.87840

\*Σε όλους του αλγορίθμους εκπαίδευσης ορίστηκε μέγιστος αριθμός εποχών  $max\_epochs=7000$ .

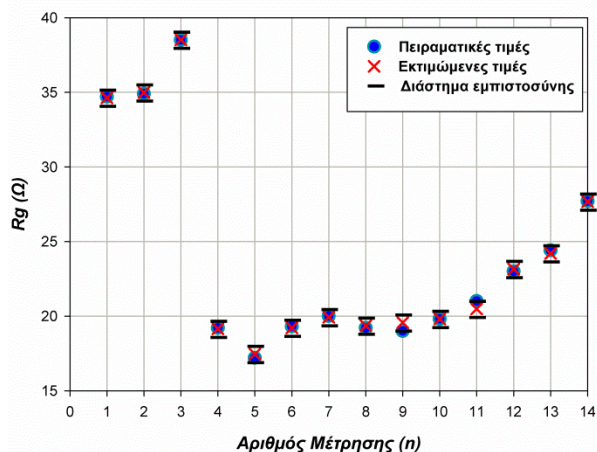
Για τους αλγόριθμους 5, 6, 8, 9 και 10 παρατηρούμε ότι και για δύο και για τρία κριτήρια τερματισμού τ' αποτελέσματα είναι τα ίδια, γεγονός που υποδηλώνει ότι πληρείται και στις δύο περιπτώσεις το ίδιο κριτήριο τερματισμού.

### 5.11 Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο Β1

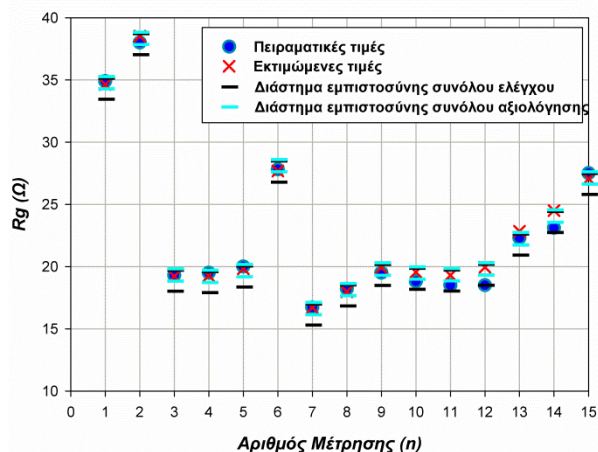
Στη συνέχεια, προσδιορίζονται τα διαστήματα εμπιστοσύνης των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου με πιθανότητα ουράς ίση με 5%, δηλαδή το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης να καλύπτει το 90% του πληθυσμού [13]. Τα διαστήματα εμπιστοσύνης παρουσιάζονται για τους αλγόριθμους που έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα συσχέτισης για το σύνολο αξιολόγησης.

Στο Σχήμα 5.91 φαίνονται για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο 3α σε κοινή γραφική παράσταση τα όρια, η πειραματική τιμή και η εκτιμώμενη τιμή για τα δεδομένα του συνόλου αξιολόγησης. Όπως παρατηρούμε στις περισσότερες περιπτώσεις οι εκτιμώμενες τιμές είναι πολύ κοντά στις πειραματικές.

Στο Σχήμα 5.92 φαίνονται οι πειραματικές, οι εκτιμώμενες τιμές, και τα όρια του συνόλου ελέγχου. Στην ίδια γραφική σημειώνονται και τα όρια του συνόλου αξιολόγησης. Οι πειραματικές και οι εκτιμώμενες τιμές βρίσκονται εντός των διαστημάτων εμπιστοσύνης. Η περιοχή του συνόλου ελέγχου είναι σαφώς μεγαλύτερη από την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης.

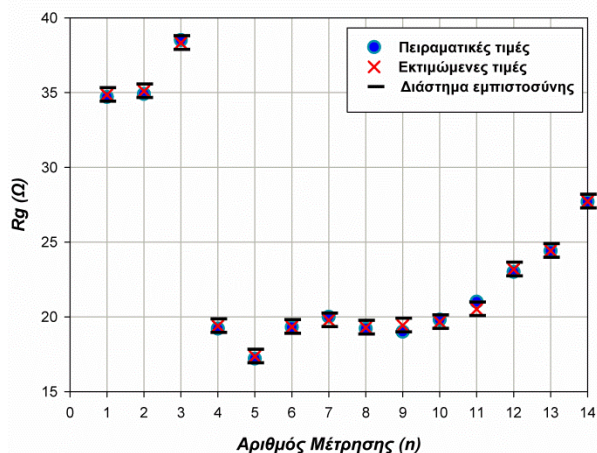


**Σχήμα 5.91:** Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 3α.

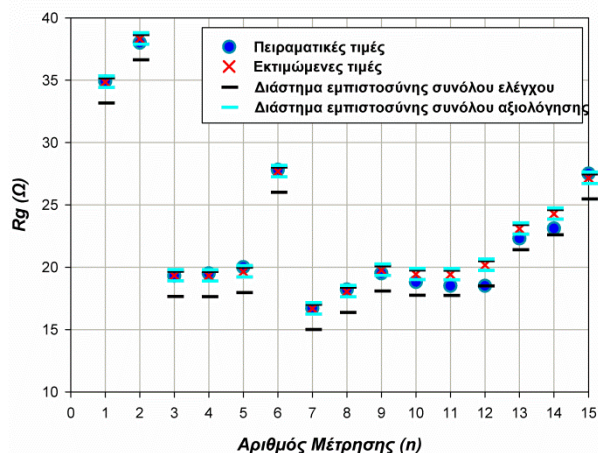


**Σχήμα 5.92:** Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων αξιολόγησης και ελέγχου για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 3α.

Στα Σχήματα 5.93 και 5.94 φαίνονται οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο 4β.



**Σχήμα 5.93:** Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 4β.



**Σχήμα 5.94:** Γραφική παράσταση των πειραματικών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων αξιολόγησης και ελέγχου για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης 4β.

Από το Σχήμα 5.94 είναι προφανές ότι η περιοχή του συνόλου ελέγχου είναι μεγαλύτερη από την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης, γεγονός που υποδηλώνει ότι η εκτίμηση της αντίστασης γείωσης θα πρέπει να γίνεται βάσει των δεδομένων του συνόλου ελέγχου. Στην πραγματικότητα, το διάστημα εμπιστοσύνης του συνόλου ελέγχου δεν είναι γνωστό, παρά μόνο το διάστημα εμπιστοσύνης του συνόλου αξιολόγησης και οι εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για το σύνολο ελέγχου.



### **5.12 Σύγκριση μεταξύ των 4 σεναρίων**

Στον Πίνακα 5.5 παρουσιάζονται συνοπτικά τα τελικά αποτελέσματα που προέκυψαν από τα Σενάρια A1 και A2. Στον Πίνακα 5.7 παρουσιάζονται συνοπτικά τα τελικά αποτελέσματα που προέκυψαν από τα Σενάρια B1 και B2. Για όλα τα σενάρια, η συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών αντίστασης γείωσης που έχει επιτευχθεί, κυμαίνεται πολύ κοντά στη μονάδα για όλους τους αλγόριθμους εκπαίδευσης με εξαίρεση τον αλγόριθμο 12 (εκπαίδευση ανά εποχή και με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγόριθμου εκπαίδευσης) για τον οποίο η συσχέτιση παρουσίασε σημαντική απόκλιση από τη μονάδα και παράλληλα μεγάλες τιμές σφαλμάτων. Τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν από το σενάριο B1, δηλαδή το σενάριο το οποίο οι μεταβλητές εισόδου είναι 7 και το σύνολο ελέγχου αποτελείται από 10 το πλήθος στοιχεία. Δεν υπάρχει μια βέλτιστη μέθοδος εκπαίδευσης μεταξύ των πρώτων 11 αλγορίθμων εκπαίδευσης (Πίνακας 5.1). Όταν αλλάζουμε το πλήθος των μεταβλητών εισόδου είναι απαραίτητη η εκπαίδευση εξ' αρχής του ΤΝΔ προκειμένου να βρεθεί ο βέλτιστος αλγόριθμος. Επιπλέον, όταν μεταβάλλεται το πλήθος του συνόλου ελέγχου δεν κρίνεται αναγκαία η επανεκπαίδευση του ΤΝΔ προκειμένου να βρεθεί η βέλτιστη μέθοδος εκπαίδευσης. Έχει σημασία αν στο νέο σύνολο ελέγχου υπάρχουν 'νέα' πρότυπα τα οποία το ΤΝΔ δεν έχει 'δει' κατά την εκπαίδευσή του. Τότε το ΤΝΔ μπορεί να είναι αναποτελεσματικό για ένα σύνολο που διαφέρει κατά πολύ από αυτά που 'ξέρει' ή έχει 'μάθει'.

### Βιβλιογραφία

- [1] HAYKIN S.: “*Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση*”, Εκδόσεις Παπασωτηρίου, Αθήνα, 2010.
- [2] ΑΣΗΜΑΚΟΠΟΥΛΟΥ Γ.Η.: “*Ανάπτυξη μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης για τον υπολογισμό κρίσιμων μεγεθών σε μονωτήρες υψηλής τάσης*”, Διπλωματική εργασία, Ε.Μ.Π., Αθήνα 2007.
- [3] GHOSH S.P., CHAKRAVORTI S., CHATTERJEE N.: “*Estimation of the time-of-flashover characteristics of contaminated electrolytic surfaces using a neural network*”, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 2, No. 6, pp. 1064-1074, 1995.
- [4] MOREIRA M. AND FIESLER E.: “*Neural Networks with Adaptive Learning Rate and Momentum Terms*”, IDIAP Technical Report, October, 1995.
- [5] SAINI M.L., SONI K.M.: “*Artificial neural network-based peak load forecasting using conjugate gradient methods*”, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 17, No. 3, pp.907-912, 2002.
- [6] FLETCHER R., REEVES M.C.: “*Function minimization by conjugate gradients*”, Computer Journal, Vol. 7, pp. 149-154, 1964.
- [7] POWELL J.M.: “*Restart procedures for the conjugate gradient method*”, Mathematical Programming, Vol. 12, pp. 241-254, 1977.
- [8] POLAK E.: “*Computational methods in optimization: a unified approach*”, Academic Press, New York, 1971.
- [9] MOLLER F.M.: “*A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning*”, Neural Networks, Vol. 6, pp. 525-533, 1993.
- [10] RIEDMILLER M., BRAUN H.: “*A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm*”, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, San Francisco, Vol. 1, pp. 586-591, March 1993.
- [11] GONOS I. F., STATHOPOULOS I.A.: “*Variation of Soil Resistivity and Ground Resistance during the Year*”, 28<sup>th</sup> International Conference on Lightning Protection, KANAZAWA, 2006.
- [12] “*The hydrological observatory of Athens*”, <http://hoa.ntua.gr>, Ανάκτηση: 29/03/2011.
- [13] ASIMAKOPOULOU G. E., KONTARGYRI V. T., TSEKOURAS G. J., ASIMAKOPOULOU F. E., GONOS I. F., STATHOPOULOS I. A.: “*Artificial neural network optimization methodology for the estimation of the critical flashover voltage on insulators*”, IET Science, Measurement & Technology, Vol.3, No. 1, pp. 90-104, 2009.
- [14] SILVA A.P.A., MOULIN S.L.: “*Confidence intervals for neural networks based short-term load forecasting*”, IEEE Trans. Power Syst., Vol. 15, No. 4, pp. 1191-1196, 2000.

## Κεφάλαιο 6

# Ανάλυση Ευαισθησίας του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Εκτίμησης της Αντίστασης Γείωσης

### 6.1 Εισαγωγή

Το τελευταίο θέμα με το οποίο ασχοληθήκαμε στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η επίδραση ορισμένων παραγόντων στη συμπεριφορά του ΤΝΔ που διαμορφώσαμε για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης, πέραν των χαρακτηριστικών παραμέτρων κάθε αλγόριθμου εκπαίδευσης (*Πίνακας 5.2*). Στο παρόν κεφάλαιο θα μελετηθεί ο τρόπος με τον οποίο επηρεάζεται η αποδοτικότητα του ΤΝΔ ως προς τη μεταβολή ορισμένων παραμέτρων.

Επιγραμματικά αναφέρονται τα εξής ερωτήματα:

- ✚ Ποιά η επίδραση της μεταβολής του πλήθους των μεταβλητών εισόδου στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ;
- ✚ Ποιά η επίδραση της μεταβολής του αριθμού εποχών στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ;
- ✚ Ποιά η επίδραση της μεταβολής του πλήθους στοιχείων που απαρτίζουν τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου, αντίστοιχα, στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ;
- ✚ Ποιά η επίδραση του τυχαίου τρόπου αρχικοποίησης των συναπτικών βαρών στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ;
- ✚ Ποιά η επίδραση της μεταβολής του πλήθους στοιχείων του συνόλου ελέγχου στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ;

Στη συνέχεια θα δοθούν ενδεικτικές απαντήσεις στα πιο πάνω ερωτήματα δείχνοντας συγχρόνως και άλλες περιοχές προς έρευνα της συμπεριφοράς του μοντέλου του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

## 6.2 Επίδραση της μεταβολής του αριθμού εισόδων στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ

Αρχικά, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε και βελτιστοποιήθηκε με 5 εισόδους (οι μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων  $1m$  και  $2m$  της προηγούμενης εβδομάδας, η μέση τιμή της αντίστασης γείωσης  $R_g$  της προηγούμενης εβδομάδας, το μέσο ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης εβδομάδας και το ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης ημέρας). Στη συνέχεια ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία αφού προστέθηκαν ακόμα 2 εισοδοί (οι μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων  $4m$  και  $10m$  της προηγούμενης εβδομάδας) στις ήδη υπάρχουσες.

Στον Πίνακα 6.1 παρουσιάζονται τα τελικά αποτελέσματα για όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης κάθε σεναρίου με διαφορετικό πλήθος εισόδων.

Πίνακας 6.1: Αποτελέσματα ΤΝΔ για διαφορετικό πλήθος μεταβλητών εισόδου.

Αλγόριθμος	10 στοιχεία στο σύνολο ελέγχου				15 στοιχεία στο σύνολο ελέγχου			
	5 μεταβλητές εισόδου		7 μεταβλητές εισόδου		5 μεταβλητές εισόδου		7 μεταβλητές εισόδου	
	$N_n$	$R^2$ ελέγχου	$N_n$	$R^2$ ελέγχου	$N_n$	$R^2$ ελέγχου	$N_n$	$R^2$ ελέγχου
1α	2	0.99533	13	0.99832	2	0.99118	13	0.99291
1β	18	0.99612	14	0.99832	18	0.99263	14	0.99152
2α	23	0.99531	13	0.99782	23	0.99212	13	0.99309
2β	10	0.99545	14	0.99816	10	0.99275	14	0.99224
3α	7	0.99493	4	0.99766	7	0.99188	4	0.99108
3β	9	0.99574	5	0.99830	9	0.99311	5	0.99365
4α	2	0.99325	3	0.99690	2	0.98881	3	0.99243
4β	9	0.99570	5	0.99858	9	0.99277	5	0.99120
5α	2	0.99279	3	0.99630	2	0.99092	3	0.99116
5β	2	0.99279	3	0.99630	2	0.99092	3	0.99116
6α	3	0.99423	5	0.99832	3	0.99182	5	0.99345
6β	3	0.99423	5	0.99832	3	0.99182	5	0.99345
7α	22	0.99533	21	0.99848	22	0.99214	21	0.99367
7β	22	0.99562	23	0.99808	22	0.99275	23	0.99216
8α	6	0.99543	3	0.99848	6	0.99226	3	0.99375
8β	6	0.99549	3	0.99848	6	0.99287	3	0.99375
9α	5	0.99531	3	0.99846	5	0.99233	3	0.99371
9β	5	0.99531	3	0.99846	5	0.99233	3	0.99371
10α	5	0.99531	17	0.99746	5	0.99224	17	0.99323
10β	5	0.99529	17	0.99746	5	0.99231	17	0.99323
11α	9	0.99560	16	0.99844	9	0.99279	16	0.99369
11β	9	0.99564	16	0.99740	9	0.99253	16	0.99323
12α	3	0.82334	2	0.78785	3	0.80883	2	0.77064
12β	3	0.87589	7	0.87840	3	0.86139	7	0.87275

Όπως φαίνεται από τον Πίνακα 6.1, με κριτήριο τη συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης, τα αποτελέσματα παρουσιάζουν μικρή διακύμανση, η οποία όμως δεν αλλάζει το ουσιαστικό αποτέλεσμα της μεθόδου. Αυτό που μπορεί να λεχθεί είναι πως στη περίπτωση που αυξήθηκαν οι μεταβλητές εισόδου από 5 σε 7, η τιμή της συσχέτισης αυξήθηκε. Επομένως, η προσθήκη τις μέσης τιμής της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων 4m και 10m βελτιώνει τα αποτελέσματα. Αντίστοιχη διερεύνηση μπορεί να πραγματοποιηθεί με προσθαφαίρεση των υπολοίπων μεταβλητών εισόδου.

### 6.3 Επίδραση της μεταβολής του αριθμού εποχών στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ

Ένας άλλος σημαντικός παράγοντας είναι η ευαισθησία της μεθόδου ως προς τον αριθμό των εποχών. Για να εξεταστεί το συγκεκριμένο ζήτημα εκτελέστηκαν δύο βελτιστοποιημένους αλγορίθμους εκπαίδευσης του ΤΝΔ μεταβάλλοντας κάθε φορά τον αριθμό των εποχών. Το σύνολο ελέγχου κάθε αλγορίθμου αποτελείτο από 15 το πλήθος στοιχεία.

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους Πίνακες 6.2 και 6.3 για τους αλγόριθμους εκπαίδευσης 1β του σεναρίου Α2 και δα του σεναρίου Β1, αντίστοιχα.

Πίνακας 6.2: Αποτελέσματα ΤΝΔ συναρτήσεως του αριθμού εποχών για τον αλγόριθμο 1β.

Αλγόριθμος 1β	Σύνολο Εκπαίδευσης			Σύνολο Ελέγχου		
	Αριθμός Εποχών	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος
10	2.8334	0.4501	0.93435	2.7724	0.4362	0.93445
50	1.9640	0.3798	0.98232	1.4640	0.0469	0.98973
300	1.9063	0.3020	0.98833	1.3761	0.0770	0.99198
500	1.4043	0.0180	0.99006	1.6892	0.4980	0.99206
1000	1.3084	0.0183	0.99152	1.7281	0.3877	0.99224
3000	1.0701	0.0456	0.99443	1.4960	0.3636	0.99253
5000	0.9471	0.0532	0.99543	1.3695	0.3277	0.99263
7000	0.9471	0.0532	0.99543	1.3695	0.3277	0.99263

**Πίνακας 6.3:** Αποτελέσματα ΤΝΔ συναρτήσει του αριθμού εποχών για τον αλγόριθμο 8α.

Αλγόριθμος 8α	Σύνολο Εκπαίδευσης			Σύνολο Ελέγχου		
	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>
10	13.2963	3.4454	0.68352	14.2909	4.1472	0.73544
50	5.6485	0.5231	0.83818	5.6588	0.1401	0.84447
300	2.7128	0.0167	0.96995	2.2128	0.6288	0.98359
500	1.9345	0.0174	0.98186	1.4345	0.4456	0.98973
1000	1.4958	0.0141	0.98818	1.7027	0.3476	0.99231
3000	1.3312	0.0125	0.98818	1.7784	0.3405	0.99231
5000	1.2020	0.0167	0.99281	1.6991	0.3593	0.99375
7000	1.2020	0.0167	0.99281	1.6991	0.3593	0.99375

Σύμφωνα με τον Πίνακα 6.2, στην περίπτωση του ΤΝΔ όπου τα διανύσματα του συνόλου εκπαίδευσης παρουσιάστηκαν με τυχαίο τρόπο ανά πρότυπο, έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από τις 50 εποχές και άνω, ενώ φαίνεται να σταθεροποιείται η μέγιστη απόδοση στις 5000 εποχές. Από την άλλη, στην περίπτωση του ΤΝΔ όπου τα διανύσματα του συνόλου εκπαίδευσης παρουσιάστηκαν με σειριακό τρόπο ανά εποχή, είχε καλύτερα αποτελέσματα από τις 500 εποχές και έπειτα, ενώ φαίνεται να λαμβάνει τη μέγιστη του απόδοση στις 5000 εποχές. Καθώς αυξάνεται ο αριθμός των εποχών μειώνεται το μέγιστο απόλυτο σφάλμα και αυξάνεται η συσχέτιση.

#### **6.4 Επίδραση της μεταβολής του πλήθους στοιχείων που απαρτίζουν τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου αντίστοιχα στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ**

Ένας εξίσου σημαντικός παράγοντας που τέθηκε προς διερεύνηση είναι η ευαισθησία που παρουσιάζει το ΤΝΔ ως προς τη μεταβολή του τελικού πληθυσμού στα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου. Το συνολικό πλήθος προτύπων είναι 68 εκ των οποίων έγινε τυχαία επιλογή από ολόκληρο το εύρος στοιχείων για τη διαμόρφωση του συνόλου εκπαίδευσης, έτσι ώστε αυτό να είναι αντιπροσωπευτικό του χώρου όλων των διαθέσιμων προτύπων. Τα εναπομείναντα πρότυπα αποτέλεσαν το σύνολο ελέγχου. Στον Πίνακα 6.4 παρουσιάζονται τα αντίστοιχα ποσοστά που επιλέγηκαν προς διερεύνηση και τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την προσομοίωση.

**Πίνακας 6.4:** Αποτελέσματα ΤΝΔ συναρτήσεως του ποσοστού των συνόλων εκπαίδευσης-ελέγχου

Αλγόριθμος	Nn	Ποσοστό συνόλων Εκπαίδευσης – Ελέγχου	Σύνολο Εκπαίδευσης			Σύνολο Ελέγχου		
			Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>
1β	2	20% - 80%	0.3310	0.0111	0.99930	10.1233	0.9630	0.80858
1β	7	50% - 50%	0.9262	0.0013	0.99866	10.2512	0.9190	0.92225
1β	12	80% - 20%	0.6412	0.0039	0.99756	5.1636	0.0055	0.95817
1β	14	78% - 22%	0.5914	0.0143	0.99870	1.6764	0.0069	0.99152
8α	3	20% - 80%	1.3339	0.6730	0.99004	11.5165	0.0836	0.76004
8α	3	50% - 50%	1.4358	0.0148	0.99291	7.7953	0.1363	0.94992
8α	6	80% - 20%	1.1788	0.0499	0.99287	7.1053	0.1904	0.91976
8α	3	78% - 22%	1.2020	0.0167	0.99281	1.6991	0.3593	0.99375

Όπως φαίνεται από τον Πίνακα 6.4, τα χειρότερα αποτελέσματα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης δόθηκαν για ποσοστό του συνόλου εκπαίδευσης 20% του συνολικού πληθυσμού και τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν για ποσοστό του συνόλου εκπαίδευσης 78% και για τα σενάρια Α και Β. Με αυτό τον τρόπο επιβεβαιώνεται ότι ορθά πράξαμε και χρησιμοποιήσαμε το συγκεκριμένο ποσοστό προτύπων για το σύνολο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

### 6.5 Επίδραση του τυχαίου τρόπου αρχικοποίησης των συναπτικών βαρών στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ

Για τη διερεύνηση της επίδρασης του τυχαίου τρόπου αρχικοποίησης των συναπτικών βαρών-πολώσεων στην τελική απόδοση του ΤΝΔ, ενσωματώθηκε σε ένα σημείο του κώδικα τη γεννήτρια τυχαίων αριθμών (*rand(0)* της *Digital Fortran*). Συγκεκριμένα, η συνάρτηση τυχαίων αριθμών καλείται τόσες φορές, όσες είναι το πλήθος των συναπτικών βαρών και των πολώσεων. Η ύπαρξη αυτής της γεννήτριας τυχαίων αριθμών μας δίνει τη δυνατότητα να δούμε πως ο παράγοντας τύχης επηρεάζει το τελικό αποτέλεσμα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, αφού ως γνωστόν οι αρχικές τιμές των βαρών του νευρωνικού δικτύου λαμβάνονται με τυχαίο τρόπο.

Η γεννήτρια τυχαίων αριθμών ενσωματώθηκε και εκτελέστηκε στους βελτιστοποιημένους αλγόριθμους εκπαίδευσης 1 έως και 3 (Πίνακας 5.1) για τις 2 περιπτώσεις κριτηρίων τερματισμού (Εδάφιο 5.5) για τα δύο βασικά σενάρια Α1 και Β1. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν ήταν παρόμοια για όλες τις περιπτώσεις,

επομένως κρίθηκε αναγκαία η παρουσίαση μόνο μιας περίπτωσης από κάθε σενάριο, δεδομένου ότι τα συμπεράσματα μπορούν να γενικευτούν.

Για το *Σενάριο Α1* επιλέχθηκε ΤΝΔ με αλγόριθμο εκπαίδευσης *1β* και εκτελέστηκε για 10 συνεχόμενες φορές για το πρόβλημα της εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με τις εξής παραμέτρους βελτιστοποίησης:

- πλήθος νευρώνων -  $N_n$                       **18**
- αρχική τιμή όρου ορμής -  $a_0$                       **0.5**
- χρονική παράμετρος όρου ορμής -  $T_a$                       **1500**
- αρχική τιμή όρου μάθησης -  $n_0$                       **0.9**
- χρονική παράμετρος όρου μάθησης -  $T_n$                       **1600**
- μέγιστο πλήθος επαναλήψεων -  $max\_epoch$                       **7000**
- μέγιστο σφάλμα μεταξύ μεταβολής των συναπτικών βαρών δύο διαδοχικών εποχών                      **0.0001**

Για το *Σενάριο Β1* επιλέχθηκε ΤΝΔ με αλγόριθμο εκπαίδευσης *3α* και εκτελέστηκε για 10 συνεχόμενες φορές για το πρόβλημα της εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με τις εξής παραμέτρους βελτιστοποίησης:

- πλήθος νευρώνων -  $N_n$                       **4**
- αρχική τιμή όρου ορμής -  $a_0$                       **0.6**
- χρονική παράμετρος όρου ορμής -  $T_a$                       **1000**
- αρχική τιμή όρου μάθησης -  $n_0$                       **0.7**
- χρονική παράμετρος όρου μάθησης -  $T_n$                       **1000**
- μέγιστο πλήθος επαναλήψεων -  $max\_epoch$                       **7000**
- μέγιστο σφάλμα μεταξύ μεταβολής των συναπτικών βαρών δύο διαδοχικών εποχών                      **0.0001**

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους *Πίνακες 6.5* και *6.6*, αντίστοιχα:

**Πίνακας 6.5:** Αποτελέσματα 10 διαδοχικών εκτελέσεων ΤΝΔ για τον αλγόριθμο *1β*.

Αλγόριθμος <i>1β</i>		Σύνολο Εκπαίδευσης			Σύνολο Ελέγχου		
A/A Επανάληψης	Αριθμός Εποχών	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	$R^2$	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	$R^2$
1	4821	0.9471	0.0532	0.99543	1.1411	0.3167	0.99612
2	4096	0.7849	0.0400	0.99636	0.9845	0.1735	0.99668
3	4424	0.8568	0.0450	0.99634	1.0922	0.2542	0.99628
4	4396	0.8329	0.0604	0.99640	1.1039	0.2360	0.99616
5	4671	0.9963	0.0328	0.99487	1.1894	0.1761	0.99541
6	4056	0.8156	0.0571	0.99652	1.0115	0.2347	0.99660
7	4365	0.7911	0.0457	0.99646	1.1071	0.1983	0.99614
8	4327	0.8418	0.0601	0.99620	1.0626	0.2219	0.99626
9	4729	1.0477	0.0101	0.99445	1.1836	0.2483	0.99570
10	4511	0.8947	0.0508	0.99626	1.0978	0.2566	0.99628



**Πίνακας 6.6:** Αποτελέσματα 10 διαδοχικών εκτελέσεων ΤΝΔ για τον αλγόριθμο 3α.

Αλγόριθμος 3α		Σύνολο Εκπαίδευσης			Σύνολο Ελέγχου		
A/A Επανάληψης	Αριθμός Εποχών	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>	Μέγιστη Απόλυτη Τιμή Σφάλματος	Μέση Τιμή Απόλυτου Σφάλματος	R <sup>2</sup>
1	6096	0.5950	0.0427	0.99844	1.4574	0.0124	0.99108
2	6939	0.5930	0.0132	0.99848	1.6543	0.0324	0.98941
3	6482	0.5812	0.0059	0.99856	1.6015	0.0104	0.99042
4	6930	0.6176	0.0147	0.99832	1.0700	0.0282	0.99475
5	4977	0.5915	0.0267	0.99832	1.1951	0.0274	0.99399
6	6890	0.5852	0.0111	0.99826	1.3705	0.0047	0.99224
7	6994	0.6381	0.0019	0.99828	1.0725	0.0277	0.99463
8	6919	0.5651	0.0123	0.99864	1.6375	0.0650	0.98969
9	6906	0.5611	0.0346	0.99846	1.4265	0.0070	0.99128
10	6884	0.5810	0.0100	0.99864	1.5934	0.0762	0.98997

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα στους Πίνακες 6.5 και 6.5, παρατηρούμαι ότι υπάρχει μία διακύμανση, η οποία όμως δεν διαφοροποιεί το ουσιαστικό αποτέλεσμα της μεθόδου.

Για τον αλγόριθμο 1β του Σεναρίου A1 η μέγιστη απόλυτη τιμή σφάλματος της αντίστασης γείωσης για το σύνολο εκπαίδευσης κυμαίνεται από 0.7849 έως 1.0477 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.2628 *Ohm* και αντίστοιχα για το σύνολο ελέγχου από 0.9845 έως 1.1894 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.2049 *Ohm*. Ως προς τη μέση τιμή απόλυτου σφάλματος για το σύνολο εκπαίδευσης κυμαίνεται από 0.0101 έως 0.0604 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.0503 *Ohm* και αντίστοιχα για το σύνολο ελέγχου από 0.1735 έως 0.3167 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.1432 *Ohm*. Η συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών κυμαίνεται από 0.99445 έως 0.99652 με διαφορά ακραίων τιμών 0.00207 για το σύνολο εκπαίδευσης και από 0.99541 έως 0.99668 με διαφορά ακραίων τιμών 0.00127 για το σύνολο ελέγχου. Τέλος υπάρχει διαφοροποίηση στον αριθμό των εποχών που απαιτείται για σύγκλιση του αλγορίθμου που κυμαίνεται από 4056 έως 4821.

Για τον αλγόριθμο 3α του Σεναρίου B1 η μέγιστη απόλυτη τιμή σφάλματος της αντίστασης γείωσης για το σύνολο εκπαίδευσης κυμαίνεται από 0.5611 έως 0.6381 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.0770 *Ohm* και αντίστοιχα για το σύνολο ελέγχου από 1.0700 έως 1.6543 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.5843 *Ohm*. Ως προς τη μέση τιμή απόλυτου σφάλματος για το σύνολο εκπαίδευσης κυμαίνεται από 0.0019 έως 0.0427

*Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.0408 *Ohm* και αντίστοιχα για το σύνολο ελέγχου από 0.0047 έως 0.0762 *Ohm* με διαφορά ακραίων τιμών 0.0715 *Ohm*. Η συσχέτιση μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών κυμαίνεται από 0.99826 έως 0.99864 με διαφορά ακραίων τιμών 0.00038 για το σύνολο εκπαίδευσης και από 0.98941 έως 0.99475 με διαφορά ακραίων τιμών 0.00534 για το σύνολο ελέγχου. Τέλος υπάρχει διαφοροποίηση στον αριθμό των εποχών που απαιτείται για σύγκλιση του αλγορίθμου που κυμαίνεται από 4977 έως 6994.

Συνεπώς, παρατηρούνται μικρές διακυμάνσεις στη συμπεριφορά του ίδιου ΤΝΔ στα αποτελέσματά του, ωστόσο δεν επηρεάζουν το ουσιαστικό αποτέλεσμα της πρόβλεψης της αντίστασης γείωσης.

### 6.6 Επίδραση της μεταβολής του πλήθους στοιχείων του συνόλου ελέγχου στην αποδοτικότητα του ΤΝΔ

Ακόμα ένας παράγοντας που τέθηκε προς διερεύνηση είναι η ευαισθησία που παρουσιάζει το ΤΝΔ ως προς μεταβολή του τελικού πληθυσμού στο σύνολο εκπαίδευσης χωρίς βελτιστοποίηση του ΤΝΔ. Συγκεκριμένα, αφού ολοκληρώθηκε η διαδικασία βελτιστοποίησης για τα δύο βασικά σενάρια (Κεφάλαιο 5), μεταβλήθηκε το πλήθος των στοιχείων του συνόλου ελέγχου και εκτελέστηκε το τελικό βελτιστοποιημένο ΤΝΔ για όλους του αλγορίθμους εκπαίδευσης για να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητά του στην πρόβλεψη της τιμής της αντίστασης γείωσης (Σενάρια Α2 και Β2). Για το πρώτο σενάριο προστέθηκαν 5 στοιχεία και για το δεύτερο σενάριο αφαιρέθηκαν 5 στοιχεία από το σύνολο ελέγχου.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν παρατίθενται στον Πίνακα 6.7:

**Πίνακας 6.7:** Αποτελέσματα ΤΝΔ για μεταβολή του πλήθους των στοιχείων του συνόλου ελέγχου.

Αλγόριθμος	5 μεταβλητές εισόδου			7 μεταβλητές εισόδου		
	10 στοιχεία στο σύνολο ελέγχου		15 στοιχεία στο σύνολο ελέγχου	15 στοιχεία στο σύνολο ελέγχου		10 στοιχεία στο σύνολο ελέγχου
	$N_n$	$R^2$ ελέγχου	$R^2$ ελέγχου	$N_n$	$R^2$ ελέγχου	$R^2$ ελέγχου
1α	2	0.99533	0.99118	13	0.99291	0.99832
1β	18	0.99612	0.99263	14	0.99152	0.99832
2α	23	0.99531	0.99212	13	0.99309	0.99782
2β	10	0.99545	0.99275	14	0.99224	0.99816
3α	7	0.99493	0.99188	4	0.99108	0.99766
3β	9	0.99574	0.99311	5	0.99365	0.99830
4α	2	0.99325	0.98881	3	0.99243	0.99690

4β	9	0.99570	0.99277	5	0.99120	0.99858
5α	2	0.99279	0.99092	3	0.99116	0.99630
5β	2	0.99279	0.99092	3	0.99116	0.99630
6α	3	0.99423	0.99182	5	0.99345	0.99832
6β	3	0.99423	0.99182	5	0.99345	0.99832
7α	22	0.99533	0.99214	21	0.99367	0.99848
7β	22	0.99562	0.99275	23	0.99216	0.99808
8α	6	0.99543	0.99226	3	0.99375	0.99848
8β	6	0.99549	0.99287	3	0.99375	0.99848
9α	5	0.99531	0.99233	3	0.99371	0.99846
9β	5	0.99531	0.99233	3	0.99371	0.99846
10α	5	0.99531	0.99224	17	0.99323	0.99746
10β	5	0.99529	0.99231	17	0.99323	0.99746
11α	9	0.99560	0.99279	16	0.99369	0.99844
11β	9	0.99564	0.99253	16	0.99323	0.99740
12α	3	0.82334	0.80883	2	0.77064	0.78785
12β	3	0.87589	0.86139	7	0.87275	0.87840

Όπως φαίνεται από τον Πίνακα 6.7, με κριτήριο τη συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης, τα αποτελέσματα παρουσιάζουν μικρή διακύμανση, η οποία όμως δεν αλλάζει το ουσιαστικό αποτέλεσμα της μεθόδου. Αυτό που μπορεί να λεχθεί είναι πως στη πρώτη περίπτωση που αυξήθηκαν τα στοιχεία του συνόλου ελέγχου από 10 σε 15 (Σενάριο A2), η τιμή της συσχέτισης παρουσίασε μικρή μείωση και στη δεύτερη περίπτωση που μειώθηκαν τα στοιχεία του συνόλου ελέγχου από 15 σε 10 (Σενάριο B2), η τιμή της συσχέτισης παρουσίασε μικρή αύξηση. Συνεπώς, μείωση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου ελέγχου επιφέρει μικρή αύξηση στη συσχέτιση.

## 6.7 Συμπεράσματα από τη στοιχειώδη Ανάλυση Ευαισθησίας

Με βάση την ανάλυση που προηγήθηκε καταλήξαμε στα εξής συμπεράσματα, ως απάντηση στα ερωτήματα που τέθηκαν εξ αρχής στο εδάφιο 6.1:

- ❖ Αρχικά, εξετάστηκε κατά πόσο η μεταβολή του πλήθους εισόδων του νευρωνικού δικτύου επηρεάζει την αποδοτικότητά του. Στην περίπτωση μας, φάνηκε πως η προσθήκη ακόμα 2 εισόδων στο ΤΝΔ δεν προκάλεσε αξιόλογη μεταβολή του αποτελέσματος της εκτίμησης, παρόλο που παρατηρήθηκαν διακυμάνσεις στα αποτελέσματα. Όμως, θα πρέπει να επισημάνουμε πως η προσθήκη ή και η αφαίρεση εισόδων θα πρέπει να πραγματοποιείται με ιδιαίτερη προσοχή, καθώς δύναται να επηρεάσει σημαντικά την απόδοση του ΤΝΔ.

- ❖ Επίσης, ο αριθμός των εποχών θα πρέπει να μην είναι αρκετά μικρός, διότι σε μια τέτοια περίπτωση επηρεάζεται σημαντικά η απόδοση του ΤΝΔ. Η ελάχιστη επιλογή 5000 και άνω εποχών φάνηκε πως είναι ικανοποιητική για βέλτιστα αποτελέσματα.
- ❖ Επιπλέον, διαπιστώθηκε ότι, για την καλύτερη μοντελοποίηση του προβλήματος θα πρέπει το σύνολο εκπαίδευσης να είναι αντιπροσωπευτικό του χώρου όλων των προτύπων εισόδου-επιθυμητής εξόδου. Η ανάλυση που πραγματοποιήσαμε έδειξε πως η επιλογή 78% του συνόλου προτύπων για το σύνολο εκπαίδευσης επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα.
- ❖ Η στοχαστικότητα κατά την αρχικοποίηση των συναπτικών βαρών-πολώσεων για διαφορετικές εκτελέσεις του ίδιου ΤΝΔ δεν προκαλεί ουσιαστικές μεταβολές στις εκτιμήσεις του μοντέλου.
- ❖ Η αύξηση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου ελέγχου προκαλεί αύξηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και μείωση στη συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης. Ωστόσο, το ποσοστό αύξησης (50%) που εξετάστηκε δεν προκάλεσε αξιόλογη μεταβολή του αποτελέσματος της μεθόδου.

Σημειώνεται ότι, το παρόν κεφάλαιο αποτελεί μία εισαγωγή στην ανάλυση ευαισθησίας του ΤΝΔ εκτίμησης της αντίστασης γείωσης. Για να εξαχθεί μια ξεκάθαρη εικόνα γύρω από τις παραμέτρους των οποίων ενδεχόμενη μεταβολή πιθανόν να επηρεάζει καταλυτικά την αποδοτικότητα του ΤΝΔ, συνίσταται περαιτέρω και λεπτομερέστερη διερεύνηση. Θα πρέπει να μελετηθεί πως επηρεάζεται η απόδοση του ΤΝΔ με μεταβολή (αύξηση ή μείωση) του πλήθους των στοιχείων των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου και πώς επηρεάζεται ένα τέτοιο σενάριο με την μεταβολή του αριθμού των μεταβλητών εισόδου. Επίσης, θα πρέπει να διερευνηθεί με περισσότερη λεπτομέρεια ο τρόπος με τον οποίο επηρεάζεται η απόδοση του ΤΝΔ με τη προσθαφαίρεση μεγαλύτερου αριθμού μεταβλητών εισόδου ή ακόμα και με την παράλειψη συγκεκριμένων τιμών μιας μεταβλητής εισόδου. Επιπλέον, ένα σημαντικό ζήτημα που θα πρέπει να διερευνηθεί είναι η επίδραση στην απόδοση του ΤΝΔ από την προσθαφαίρεση συγκεκριμένων προτύπων είτε από το σύνολο εκπαίδευσης, είτε από το σύνολο ελέγχου είτε και από τα δύο σύνολα ταυτόχρονα.

## Κεφάλαιο 7

### Συμπεράσματα – Προοπτική μελλοντικής διερεύνησης

#### 7.1 Ανακεφαλαίωση της διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία περιλαμβάνει την παρουσίαση, της βασικής θεωρίας σχετικά με τις γειώσεις και τους παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους, των κυριότερων μεθόδων μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης, της βασικής θεωρία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) η οποία αποσκοπεί στην καλύτερη κατανόηση των εργαλείων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης, των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων και την εύρεση του βέλτιστου μοντέλου για κάθε σενάριο που εξετάστηκε, καθώς επίσης της εισαγωγής στην ανάλυση ευαισθησίας του ΤΝΔ εκτίμησης της αντίστασης γείωσης.

Για τη μελέτη της εποχιακής μεταβολής της αντίστασης γείωσης κατακόρυφου ηλεκτροδίου, εφαρμόστηκε Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο σε πειραματικά δεδομένα ειδικής αντίστασης του εδάφους και ύψους βροχόπτωσης. Δημιουργήθηκαν δύο διαφορετικά βασικά σενάρια με βάση το πλήθος των μεταβλητών εισόδου (*Σενάρια A1 και B1*) και δύο επιπλέον σενάρια με βάση το σύνολο ελέγχου (*Σενάρια A2 και B2*). Τα αντίστοιχα ΤΝΔ εκπαιδεύτηκαν με 12 διαφορετικές μεθόδους (*Πίνακας 5.1*) και επιλέχθηκε η βέλτιστη μέθοδος με κριτήριο τη συσχέτιση που επιτεύχθηκε μεταξύ των εκτιμώμενων από το ΤΝΔ και των πειραματικών τιμών της αντίστασης γείωσης για το σύνολο αξιολόγησης. Το σενάριο A1 που εξετάστηκε, περιελάμβανε ως μεταβλητές εισόδου τις μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους ( $\rho$ ) της προηγούμενης βδομάδας για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων 1m και 2m, τη μέση τιμή της αντίστασης γείωσης της ( $R_g$ ) της προηγούμενης βδομάδας, το μέσο ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης βδομάδας και το ύψος βροχόπτωσης της προηγούμενης ημέρας, ενώ

το σενάριο B1 περιελάμβανε επιπλέον δύο μεταβλητές εισόδου (τις μέσες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους ( $\rho$ ) της προηγούμενης βδομάδας για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων  $4m$  και  $10m$ ). Σε καθένα από τα δύο σενάρια, μεταβλήθηκαν με τον ίδιο τρόπο οι παράμετροι των ΤΝΔ, προκειμένου να επιτευχθούν τα βέλτιστα αποτελέσματα με κριτήρια το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ( $G_{av}$ ) και τη συσχέτιση ( $R^2$ ) μεταξύ των εκτιμώμενων από το ΤΝΔ και των πραγματικών τιμών του συνόλου αξιολόγησης. Οι παράμετροι οι οποίες μεταβλήθηκαν είναι το πλήθος των νευρώνων, ο μέγιστος αριθμός εποχών, ο όρος ορμής, ο ρυθμός μάθησης, οι παράμετροι και το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης, καθώς επίσης και διάφορες άλλες παράμετροι που εμφανίζονται σε κάθε μία από τις μεθόδους εκπαίδευσης (Πίνακας 5.2). Πέραν αυτών, για κάθε μία μέθοδο εκπαίδευσης, μελετήθηκαν δύο περιπτώσεις ανάλογα με το κριτήριο τερματισμού. Στην περίπτωση (α) ως κριτήρια τερματισμού χρησιμοποιήθηκαν τα εξής:

- 1) η μεταβολή στις τιμές των βαρών του ΤΝΔ από τη μία επανάληψη στην άλλη να μην ξεπερνά ένα συγκεκριμένο όριο,
- 2) ο αριθμός των εποχών να μην ξεπερνά μία μέγιστη τιμή και
- 3) η μεταβολή στην τιμή της συνάρτησης σφάλματος από τη μία επανάληψη στην άλλη να είναι μικρότερη μίας προκαθορισμένης τιμής,

ενώ στην περίπτωση (β) χρησιμοποιήθηκαν τα 2 πρώτα.

## 7.2 Συμπεράσματα

### 7.2.1 Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης

Με την περάτωση της μελέτης της μεταβολής της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους με χρήση ΤΝΔ καταλήξαμε στα εξής συμπεράσματα:

- Τα ΤΝΔ αποτελούν ένα εργαλείο για την εκτίμηση της τιμής μεγεθών που επηρεάζονται από πλήθος παραμέτρων και οι οποίες επιδρούν είτε με γραμμικό είτε με μη γραμμικό τρόπο στη διαμόρφωση της τιμής του υπό μελέτη μεγέθους. Η ευελιξία των ΤΝΔ, να προσαρμόζονται στις απαιτήσεις του εκάστοτε προβλήματος βασίζεται κατά κύριο λόγο στην ικανότητα εκπαίδευσής τους με τη χρήση διαφορετικών μεθοδολογιών.

- Η συσχέτιση που επιτεύχθηκε μεταξύ των εκτιμώμενων από το ΤΝΔ και των πραγματικών τιμών και για τα δύο βασικά σενάρια που εξετάστηκαν είναι κάτι παραπάνω από ικανοποιητική και αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα της χρήσης των ΤΝΔ ως εργαλείο εκτίμησης της απόδοσης ενός συστήματος γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους, εφόσον υπάρχουν προηγούμενες μετρήσεις της ειδικής αντίστασης και των καιρικών συνθηκών έτσι ώστε το ΤΝΔ να μπορεί να εκπαιδευτεί με κατάλληλα δεδομένα ειδικής αντίστασης και αντίστασης γείωσης. Για το σενάριο Α επιτεύχθηκε συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πειραματικών τιμών του συνόλου αξιολόγησης 99.716%, ενώ για το σενάριο Β 99.984%.
- Για τον ίδιο αλγόριθμο εκπαίδευσης, οι παράμετροι του αλγορίθμου (π.χ. ρυθμός μάθησης, χρονική παράμετρος ρυθμού μάθησης, συντελεστές συναρτήσεων ενεργοποίησης κτλ.), οι οποίοι δίνουν τη βέλτιστη πρόβλεψη, διαφοροποιούνται όταν προσομοιώνονται διαφορετικά σενάρια. Επομένως, όταν μεταβάλλεται το πλήθος των μεταβλητών εισόδου είναι απαραίτητη η εκπαίδευση εξ' αρχής του ΤΝΔ προκειμένου να προκύψει ο βέλτιστος αλγόριθμος.

### 7.2.2 Ανάλυση ευαισθησίας

Με βάση την ανάλυση ευαισθησίας που πραγματοποιήθηκε καταλήξαμε στα εξής συμπεράσματα, ως απάντηση στα ερωτήματα που τέθηκαν εξαρχής στο *εδάφιο 6.1*:

- Αρχικά, εξετάστηκε κατά πόσο η μεταβολή του πλήθους εισόδων του νευρωνικού δικτύου επηρεάζει την αποδοτικότητά του. Στην περίπτωση μας, φάνηκε πως η προσθήκη ακόμα 2 εισόδων στο ΤΝΔ δεν επηρέασε το ουσιαστικό αποτέλεσμα της εκτίμησης παρόλο που παρατηρήθηκαν διακυμάνσεις στα αποτελέσματα. Όμως, θα πρέπει να επισημάνουμε πως η προσθήκη ή και η αφαίρεση εισόδων θα πρέπει να πραγματοποιείται με ιδιαίτερη προσοχή, καθώς δύναται να επηρεάσει σημαντικά την απόδοση του ΤΝΔ.
- Επίσης, ο αριθμός των εποχών θα πρέπει να μην είναι αρκετά μικρός, διότι σε μια τέτοια περίπτωση επηρεάζεται σημαντικά η απόδοση του ΤΝΔ. Η ελάχιστη επιλογή 5000 και άνω εποχών φάνηκε πως είναι ικανοποιητική για βέλτιστα αποτελέσματα.

- Επιπλέον, διαπιστώθηκε ότι, για την καλύτερη μοντελοποίηση του προβλήματος θα πρέπει το σύνολο εκπαίδευσης να είναι αντιπροσωπευτικό του χώρου όλων των προτύπων εισόδου-επιθυμητής εξόδου. Η ανάλυση που πραγματοποιήσαμε έδειξε πως η επιλογή 78% του συνόλου προτύπων για το σύνολο εκπαίδευσης επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα.
- Η στοχαστικότητα κατά την αρχικοποίηση των συναπτικών βαρών-πολώσεων για διαφορετικές εκτελέσεις του ίδιου ΤΝΔ δεν προκαλεί ουσιαστικές μεταβολές στις εκτιμήσεις του μοντέλου.
- Η αύξηση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου ελέγχου προκαλεί αύξηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και μείωση στη συσχέτιση μεταξύ πειραματικών και εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης. Ωστόσο, το ποσοστό αύξησης (50%) που εξετάστηκε δεν αλλοίωσε το ουσιαστικό αποτέλεσμα της εκάστοτε μεθόδου.

### 7.3 Προοπτική μελλοντικής διερεύνησης

#### 7.3.1 *Εκτίμηση της αντίστασης γείωσης*

Σε μελλοντική έρευνα θα ήταν αξιόλογο να μελετηθεί η επίδραση και άλλων παραμέτρων στην εκτίμηση της τιμής της αντίστασης γείωσης, παραδείγματος χάριν η σύσταση του εδάφους, η θερμοκρασία και το επίπεδο υγρασίας εντός του εδάφους, το μέσο μηνιαίο ύψος βροχόπτωσης, η μέση μηνιαία τιμή της ειδικής αντίστασης, ο μήνας διεξαγωγής της συγκεκριμένης μέτρησης. Επιπλέον, ενδιαφέρουσα προέκταση για μελλοντική διερεύνηση αποτελεί η εκπαίδευση ΤΝΔ με δεδομένα για διάστημα ενός έτους και χρήση αυτού στην εκτίμηση της τιμής της αντίστασης γείωσης για συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα του επόμενου έτους.

Θα πρέπει να επισημάνουμε το γεγονός ότι, στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκαν μετρήσεις 10 μηνών στο σύστημα γείωσης που είχε εγκατασταθεί σε χώρο του Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος (ΤΕΙ) Αθηνών. Είναι άξιο διερεύνησης όπως αξιολογηθούν τα προτεινόμενα από την παρούσα διπλωματική εργασία ΤΝΔ με τη χρήση δεδομένων που θα προκύψουν από μετρήσεις του Εργαστηρίου Υψηλών Τάσεων σε χώρο του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, όπου έχουν εγκατασταθεί 6 συστήματα γείωσης (ένα ανάλογο προς αυτό που είχε



χρησιμοποιηθεί στο ΤΕΙ, και σε 5 εκ των οποίων έχουν χρησιμοποιηθεί βελτιωτικά εδάφους).

### 7.3.2 Ανάλυση ευαισθησίας

Επιπλέον, σημειώνεται ότι, η ανάλυση ευαισθησίας που πραγματοποιήθηκε και παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 6 αποτελεί μία εισαγωγή στην ανάλυση ευαισθησίας του ΤΝΔ εκτίμησης της αντίστασης γείωσης. Για να εξαχθεί μια ξεκάθαρη εικόνα γύρω από τις παραμέτρους, των οποίων ενδεχόμενη μεταβολή πιθανόν να επηρεάζει καταλυτικά την αποδοτικότητα του ΤΝΔ, συνίσταται περαιτέρω και λεπτομερέστερη διερεύνηση. Θα πρέπει να μελετηθεί πώς επηρεάζεται η απόδοση του ΤΝΔ με μεταβολή (αύξηση ή μείωση) του πλήθους των στοιχείων των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου και πώς επηρεάζεται ένα τέτοιο σενάριο από τη μεταβολή του αριθμού των μεταβλητών εισόδου. Επίσης, θα πρέπει να διερευνηθεί με περισσότερη λεπτομέρεια ο τρόπος με τον οποίο επηρεάζεται η απόδοση του ΤΝΔ με τη προσθαφαίρεση μεγαλύτερου αριθμού μεταβλητών εισόδου ή ακόμα και με την παράλειψη συγκεκριμένων τιμών μιας μεταβλητής εισόδου. Επιπλέον, ένα σημαντικό ζήτημα που θα πρέπει να διερευνηθεί είναι η επίδραση στην απόδοση του ΤΝΔ από την προσθαφαίρεση συγκεκριμένων προτύπων είτε από το σύνολο εκπαίδευσης, είτε από το σύνολο ελέγχου είτε και από τα δύο σύνολα ταυτόχρονα.



# Παράρτημα

## Π.1 Δεδομένα

Στον Πίνακα Π.1 παρουσιάζονται τα δεδομένα που προέκυψαν από πειραματικές μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων και τα κλιματολογικά στοιχεία, βάσει των οποίων εκπαιδεύτηκαν, αξιολογήθηκαν και δοκιμάστηκαν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.

Πίνακας Π.1: Δεδομένα πειραματικών μετρήσεων και κλιματολογικά στοιχεία

Ημερομηνία	Ειδική αντίσταση του εδάφους $\rho$ ( $\Omega m - m$ )				Ύψος Βροχόπτωσης ( $mmH_2O$ )	Αντίσταση γείωσης $R_g$ ( $\Omega m$ )
	$a = 1m$	$a = 2m$	$a = 4m$	$a = 10m$		
17/10/2005	89.21	65.60	38.58	15.74	0.00000	34.5
19/10/2005	91.51	66.94	38.58	16.37	0.00000	35.2
21/10/2005	92.28	66.94	39.61	16.37	0.00000	34.6
24/10/2005	93.82	69.62	39.61	17.00	0.10000	34.7
26/10/2005	93.82	69.62	40.12	16.37	0.00000	34.9
28/10/2005	93.82	68.28	38.33	15.74	0.00000	34.9
31/10/2005	93.05	65.60	38.84	12.60	1.40000	35.5
2/11/2005	99.97	72.29	42.16	15.74	1.30000	36.0
4/11/2005	107.66	66.94	38.33	15.74	0.00000	34.9
7/11/2005	103.82	68.28	38.33	15.74	0.00000	35.9
9/11/2005	103.82	73.63	42.16	15.74	0.00000	36.6
11/11/2005	103.82	68.28	42.16	15.74	0.00000	37.0
14/11/2005	105.35	73.63	43.44	16.37	0.00000	38.0
16/11/2005	107.66	73.63	44.72	17.00	0.00000	38.5
18/11/2005	86.13	68.28	41.14	15.74	0.60000	32.0
21/11/2005	89.21	69.62	43.18	15.74	0.00000	33.5
23/11/2005	69.98	62.92	41.91	15.74	28.50000	28.5
25/11/2005	49.99	48.20	35.77	15.74	21.20000	19.2
28/11/2005	47.68	43.24	31.94	15.74	0.00000	16.6
30/11/2005	49.22	42.97	31.94	15.74	0.00000	16.7
2/12/2005	47.68	42.44	30.66	15.74	0.00000	16.7
5/12/2005	49.99	43.64	31.94	16.37	0.10000	17.1
7/12/2005	49.99	43.64	32.20	15.74	0.00000	17.2
9/12/2005	52.29	44.58	32.71	16.37	0.00000	17.5
12/12/2005	53.83	46.59	33.47	18.89	0.00000	18.2
16/12/2005	58.45	48.73	35.01	15.74	0.00000	18.8
19/12/2005	65.37	47.53	34.50	16.37	0.10000	18.5

10/1/2006	53.83	42.84	40.88	18.26	0.30000	18.0
11/1/2006	53.06	47.53	25.55	15.74	1.20000	18.0
12/1/2006	56.14	46.86	25.55	18.26	1.10000	18.0
13/1/2006	53.83	45.52	31.94	15.74	1.10000	18.5
17/1/2006	57.68	47.12	33.73	18.26	0.00000	19.3
18/1/2006	57.68	46.32	33.99	18.89	0.00000	19.3
20/1/2006	57.68	47.12	33.47	18.89	0.00000	19.3
23/1/2006	56.91	46.32	33.47	18.89	4.50000	19.2
26/1/2006	60.75	47.93	34.50	17.63	0.90000	19.8
31/1/2006	57.68	48.20	33.73	17.00	0.00000	20.0
2/2/2006	51.52	47.53	33.73	18.26	0.10000	19.5
3/2/2006	58.45	47.53	33.22	16.37	0.00000	19.5
6/2/2006	52.29	44.85	33.22	18.89	6.90000	19.0
8/2/2006	49.99	45.12	33.22	17.63	0.20000	19.2
10/2/2006	55.37	45.12	32.20	15.74	0.10000	19.2
13/2/2006	56.14	44.85	31.69	16.37	0.00000	19.0
16/2/2006	55.37	45.52	32.20	12.60	0.00000	19.5
17/2/2006	55.37	44.98	31.69	12.60	0.00000	19.5
20/2/2006	53.83	43.51	29.39	14.48	0.06667	19.3
23/2/2006	54.60	43.51	30.66	12.60	0.06667	19.0
24/2/2006	53.83	42.84	25.55	12.60	12.60000	18.8
27/2/2006	54.60	42.84	28.11	12.60	0.00000	19.0
28/2/2006	55.37	42.84	28.11	15.74	0.00000	19.0
29/03/06	55.40	41.52	30.68	17.64	0.00000	18.5
31/03/06	53.86	40.18	28.63	13.86	0.00000	18.5
3/4/2006	55.40	41.52	29.40	15.12	8.80000	19.5
5/4/2006	50.01	45.14	33.24	17.64	0.00000	19.8
7/4/2006	55.40	45.14	32.21	15.75	0.00000	20.0
10/4/2006	56.17	44.87	31.70	16.38	0.00000	20.0
12/4/2006	55.40	45.54	32.21	12.60	0.00000	20.4
14/4/2006	55.40	45.00	31.70	12.60	0.86667	20.2
17/4/2006	53.86	43.53	29.40	14.49	0.00000	21.0
3/5/2006	54.63	43.53	30.68	12.60	0.00000	22.3
5/5/2006	53.86	42.86	25.57	12.60	0.00000	22.3
8/5/2006	54.63	42.86	28.12	12.60	0.00000	22.6
10/5/2006	55.40	42.86	28.12	15.75	0.00000	22.6
12/5/2006	84.63	53.71	31.96	14.49	0.00000	23.0

<b>15/5/2006</b>	84.63	53.71	33.24	14.49	0.06667	23.0
<b>17/5/2006</b>	84.63	53.71	33.24	16.38	0.00000	23.2
<b>19/5/2006</b>	84.63	53.85	33.24	15.12	0.00000	23.2
<b>29/5/2006</b>	83.10	53.58	32.47	14.49	0.00000	23.1
<b>31/5/2006</b>	84.63	53.98	32.72	15.12	0.00000	23.1
<b>2/6/2006</b>	84.63	53.71	32.98	15.12	0.00000	23.1
<b>9/6/2006</b>	86.17	54.65	32.98	15.12	0.60000	23.2
<b>14/6/2006</b>	89.25	57.06	33.24	14.49	0.00000	23.4
<b>19/6/2006</b>	90.02	58.40	33.24	15.12	0.00000	24.4
<b>30/6/2006</b>	89.25	59.07	33.24	15.12	0.00000	25.2
<b>10/7/2006</b>	95.41	61.88	33.75	13.23	0.00000	26.7
<b>12/7/2006</b>	96.18	62.69	36.05	17.01	0.00000	26.8
<b>14/7/2006</b>	96.18	63.09	35.79	15.12	0.00000	27.5
<b>17/7/2006</b>	95.41	63.09	36.30	13.23	0.00000	27.4
<b>21/7/2006</b>	95.41	63.09	36.05	15.12	0.00000	27.6
<b>26/7/2006</b>	94.64	63.22	35.79	15.12	0.00000	27.8
<b>31/7/2006</b>	94.64	63.36	35.79	13.23	0.00000	27.7