



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

## Μελέτη της μεταβολής της αντίστασης γείωσης με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ελένη Αθ. Κούρνη

**Καθηγητής:** Ιωάννης Αθ. Σταθόπουλος

**Επιβλέπουσες:** Φανή Η. Ασημακοπούλου

Βασιλική Θ. Κονταργύρη

Αθήνα, Μάρτιος 2011



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

**Μελέτη της μεταβολής της αντίστασης γείωσης  
με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**


Ελένη Αθ. Κούρνη

**Καθηγητής:** Ιωάννης Αθ. Σταθόπουλος


**Επιβλέπουσες:** Φανή Η. Ασημακοπούλου

Δρ. Βασιλική Θ. Κονταργύρη

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 10<sup>η</sup> Μαρτίου 2011.

  
Γ. Αθ. Σταθόπουλος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

  
Φ. Β. Τσαπαλή  
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

  
Γ. Ι. Τσεκούρας  
Λέκτορας Σχολής Ναυτικών  
Δοκίμων

Αθήνα, Μάρτιος 2011

.....  
Ελένη Αθ. Κούρνη

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

Copyright © Ελένη Κούρνη, 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.

# **ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ**

<b>Περιεχόμενα</b>	i
<b>Πρόλογος</b>	vi
<b>Περίληψη</b>	vii
<b><u>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Αντίστασης Γείωσης, Ειδική Αντίσταση του Εδάφους</u></b>	
Εισαγωγή	1
1.1 Ορισμός της γείωσης	1
1.2 Σκοπός ενός συστήματος γείωσης	1
1.3 Είδη γείωσης	3
1.4 Τύποι και μορφές γειωτών	3
1.5 Συστήματα γείωσης	5
1.6 Αντίσταση γειώσεως	8
1.7 Ειδική αντίσταση του εδάφους	11
1.7.1 Ο τύπος του εδάφους	12
1.7.2 Περιεκτικότητα του εδάφους σε υγρασία	14
1.7.3 Επίδραση των διαλυμένων στο νερό αλάτων	15
1.7.4 Επίδραση μεγέθους κόκκων	16
1.7.5 Επίδραση της θερμοκρασίας και της πίεσης	16
1.7.6 Επίδραση της έντασης του πεδίου	17
1.8 Μέτρηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους	17
1.8.1 Η μέθοδος των τεσσάρων σημείων (ηλεκτροδίων)	18
1.8.2 Η μέθοδος των τριών ηλεκτροδίων	24
1.8.3 Η μέθοδος των δύο ηλεκτροδίων	26
Βιβλιογραφία	28
<b><u>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα</u></b>	
Εισαγωγή	29
2.1 Προέλευση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	29
2.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)	32
2.3 Νευρωνικά δίκτυα και Η/Υ	35
2.4 Κατηγοριοποίηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	36
2.5 Ιστορική αναδρομή	39
2.5.1 Μοντέλο Mc Culloch-Pitts	41

2.5.2 Το βασικό μοντέλο τεχνητού νευρονίου	41
2.5.3 Το απλό Perceptron	43
2.5.4 Μετάβαση από το απλό Perceptron στο πολυεπίπεδο	45
2.5.4.1 Γραμμικός Νευρώνας κατά Wiener-Hopf	45
2.5.4.2 Μηχανή Adaline	46
2.5.5 Πολυεπίπεδο Perceptron	47
2.6 Ο Αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος	47
2.6.1 Προσθήκη όρου ορμής	53
2.6.2 Συνάρτηση ενεργοποίησης και κορεσμός	54
2.6.3 Τρόποι εκπαίδευσης	56
2.6.4 Κριτήρια τερματισμού	58
2.7 Παραλλαγές του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος	60
2.7.1 Προσαρμοστικός αλγόριθμος (Adaptive BP algorithm)	60
2.7.2 Ευπροσάρμοστος αλγόριθμος (Resilient algorithm)	60
2.7.3 Μέθοδος συζευγμένης μεταβολής της κλίσης (Conjugate gradient algorithm)	61
2.7.4 Μέθοδος βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης (Scaled conjugate gradient algorithm)	62
2.7.5 Μέθοδος Newton	64
2.8 Διαστήματα εμπιστοσύνης	65
Βιβλιογραφία	69
<b><u>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Βιβλιογραφική Ανασκόπηση</u></b>	
Εισαγωγή	70
3.1 Συμπεριφορά συστημάτων γείωσης στη μόνιμη κατάσταση	70
3.2 Ειδική αντίσταση και πολυστρωματική δομή του εδάφους	71
3.3 Εποχιακή μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης	73
3.3.1 Μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους	73
3.3.2 Μελέτη συστημάτων γείωσης και χρήση βελτιωτικών εδάφους	77
3.4 Μελέτες συστημάτων γείωσης (ή ειδικής αντίστασης του εδάφους) με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	79
3.4.1 Μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης λαμβάνοντας υπόψη την	

επίδραση υψηλών συχνοτήτων	79
3.4.2 Χρήση ΤΝΔ για την πρόβλεψη και μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ της αντίστασης γείωσης και του μήκους του θαμμένου στη γη ηλεκτροδίου	82
3.4.3 Ανάλυση συστήματος πλέγματος γείωσης με χρήση ΤΝΔ	84
3.4.4 Μελέτη γραμμών μεταφοράς υψηλής τάσης με χρήση τεχνητής νοημοσύνης	85
3.4.5 ΤΝΔ για τον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης	87
Βιβλιογραφία	90
<b><u>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Αποτελέσματα ΤΝΔ</u></b>	
Εισαγωγή	95
4.1 Εκπαίδευση ΤΝΔ	95
4.2 Δεδομένα εκπαίδευσης	97
4.3 Αλγόριθμοι	99
4.4 Διαδικασία βελτιστοποίησης	100
4.5 Κριτήρια σύγκλισης	102
4.6 Αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 1	102
4.6.1 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	102
4.6.2 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	112
4.6.3 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης	116
4.6.4 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης	121
4.6.5 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	126
4.6.6 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	130
4.6.7 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves	134
4.6.8 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves και επανεκκίνηση κατά Powell-Beale	139
4.6.9 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere	143

4.6.10 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere και επανεκκίνηση κατά Powell-Beale	147
4.6.11 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης	151
4.7 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 1	155
4.8 Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο 1	158
4.9 Αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 2	161
4.9.1 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	161
4.9.2 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	165
4.9.3 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης	169
4.9.4 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης	174
4.9.5 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	179
4.9.6 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής	183
4.9.7 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves	187
4.9.8 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves και επανεκκίνηση κατά Powell-Beale	191
4.9.9 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere	195
4.9.10 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere και επανεκκίνηση κατά Powell-Beale	199
4.9.11 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης	203
4.10 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 2	207
4.11 Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο 2	210
<b><u>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Συμπεράσματα-Επόμενη Μέρα</u></b>	213
<b>Παράρτημα</b>	215

## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η εργασία αυτή αποτελεί τη διπλωματική εργασία της φοιτήτριας Ελένης Αθ. Κούρνη για την απόκτηση του διπλώματος Ηλεκτρολόγου Μηχανικού και Μηχανικού Υπολογιστών του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου. Αντικείμενό αυτής είναι η μελέτη της μεταβολής της αντίστασης γείωσης συναρτήσει των καιρικών συνθηκών με τη βοήθεια νευρωνικών δικτύων. Η εργασία περιλαμβάνει αρχικά την απαραίτητη θεωρητική μελέτη θεμάτων που αφορούν στην αντίσταση γείωσης, στην ειδική αντίσταση του εδάφους και στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ). Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται υπάρχοντα πειραματικά δεδομένα για την ανάπτυξη, βελτιστοποίηση και τελική επιλογή κατάλληλου ΤΝΔ, με σκοπό την, όσο το δυνατόν, ακριβέστερη πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης.

Ακολουθεί συνοπτική περιγραφή των θεμάτων που πραγματεύεται το κάθε κεφάλαιο: Στο **Κεφάλαιο 1** ορίζεται η γείωση, περιγράφεται ο ρόλος ενός συστήματος γείωσης και γίνεται σύντομη αναφορά στα είδη των συστημάτων γείωσης. Στη συνέχεια δίνεται ο ορισμός της ειδικής αντίστασης του εδάφους, αναλύονται οι παράμετροι από τις οποίες επηρεάζεται η τιμή της και καταγράφονται οι μέθοδοι με τις οποίες γίνεται η μέτρηση της.

Το **Κεφάλαιο 2** περιλαμβάνει το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο για τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα που χρησιμοποιούνται στην παρούσα διπλωματική. Έτσι, περιγράφεται η ‘φιλοσοφία’ και ο τρόπος λειτουργίας των ΤΝΔ, γίνεται η κατηγοριοποίησή τους και μια σύντομη ιστορική αναδρομή με περιγραφή των κυριότερων μοντέλων. Παρουσιάζονται αναλυτικά οι μαθηματικές εκφράσεις των αλγορίθμων εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη των μοντέλων ΤΝΔ με στόχο την πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης.

Στο **Κεφάλαιο 3** γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση μελετών που έχουν πραγματοποιηθεί πάνω στην μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης, στην επίδραση των καιρικών συνθηκών, στις μεθόδους εκτίμησης των παραμέτρων του εδάφους και, κυρίως, στη χρήση ΤΝΔ για την πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης.

Το **Κεφάλαιο 4** περιλαμβάνει τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων των ΤΝΔ. Αρχικά περιγράφεται η διαδικασία με την οποία εκπαιδεύτηκαν τα ΤΝΔ και στη συνέχεια παρουσιάζονται και συγκρίνονται μεταξύ τους τα αποτελέσματα που



προέκυψαν για διαφορετικά σενάρια δεδομένων εισόδου και διαφορετικές μεθόδους εκπαίδευσης των ΤΝΔ.

Στο **Παράρτημα** παρατίθενται οι μετρήσεις που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των ΤΝΔ.

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους όσους συνέβαλαν στην επιτυχή ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής και ιδιαίτερα:

Τον κ. Ιωάννη Αθ. Σταθόπουλο, Καθηγητή του Τομέα Ηλεκτρικής Ισχύος του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου, για την ανάθεση της διπλωματικής εργασίας, το άριστο κλίμα συνεργασίας και το συνεχές ενδιαφέρον του σε όλη τη διάρκεια της συγγραφής της.

Τον κ. Φραγκίσκο Β. Τοπαλή, Καθηγητή του Τομέα Ηλεκτρικής Ισχύος του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου, για την αποδοχή συμμετοχής του στην τριμελή επιτροπή.

Τον κ. Γεώργιο Ι. Τσεκούρα, Λέκτορα της σχολής Ναυτικών Δοκίμων για τη βοήθεια του πάνω σε θέματα τεχνητών νευρωνικών δικτύων και προγραμματισμού αυτών και την αποδοχή συμμετοχής του στην τριμελή επιτροπή.

Τις Κυρίες Φανή Η. Ασημακοπούλου, Υποψηφία Διδάκτορα και Διπλωματούχο Μηχανικό του Ε.Μ.Π. και Βασιλική Θ. Κονταργύρη, Διδάκτορα Μηχανικό του Ε.Μ.Π., για την καθοδήγηση, τη βοήθεια και την ουσιαστική συμπαράσταση και υποστήριξή τους.

Όλα τα Μέλη του Εργαστηρίου Υψηλών Τάσεων του Ε.Μ.Π. για την τεχνολογική υποστήριξη και το υλικό που μου παρείχαν και ιδιαίτερα τον κ. Ιωάννη Φ. Γκόνο, Διδάκτορα Μηχανικό του Ε.Μ.Π., για τις πολύτιμες συμβουλές και την καθοδήγησή του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής αυτής εργασίας.

## **ΠΕΡΙΛΗΨΗ**

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η εκτίμηση της μεταβολής της αντίστασης γείωσης. Η τιμή της αντίστασης γείωσης επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες και δε διατηρείται σταθερή κατά τη διάρκεια του έτους, αλλά μεταβάλλεται συνεχώς, συναρτήσει κυρίως των καιρικών συνθηκών. Η μελέτη της δυναμικής συμπεριφοράς των συστημάτων γείωσης είναι πολύ σημαντική τόσο για τη βελτίωση των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όσο και την προστασία των ανθρώπων και του εξοπλισμού. Για τη μελέτη αυτή χρησιμοποιήθηκαν Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ), λόγω της ικανότητας τους να αναγνωρίζουν σχέσεις μεταξύ των δεδομένων, οι οποίες διαφορετικά θα ήταν δύσκολο να προσδιοριστούν. Έτσι, ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος και τις παραλλαγές του για 2 σενάρια εισόδου (μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους με και χωρίς τις καιρικές συνθήκες), προκειμένου να προβλέπει την αντίσταση γείωσης. Η εκπαίδευση, αξιολόγηση και ο έλεγχος της ικανότητας γενίκευσης του ΤΝΔ έγινε βάσει πειραματικών δεδομένων. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων των διαφόρων αλγορίθμων εκπαίδευσης συγκρίνονται μεταξύ τους, χρησιμοποιώντας ως μέτρο σύγκρισης τη συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών, ώστε να διαπιστωθεί ποια μοντέλα ΤΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν με επιτυχία.

### **Λέξεις κλειδιά**

Αντίσταση γείωσης, ειδική αντίσταση του εδάφους, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος

## **ABSTRACT**

The purpose of this diploma thesis is to investigate the variation of ground resistance. The value of the grounding resistance greatly depends on many parameters and is not constant during the year, but varies mostly with weather conditions. The study of this dynamic behavior of grounding systems is a matter of high importance, not only for the improvement of the power systems, but also for the safety of personnel and equipment. Artificial Neural Networks (ANN) have been used in this study because of their great ability to identify the relation between data, that otherwise would be difficult to be determined. An ANN has been trained with the use of the back propagation algorithm and its variations, for two different scenarios of the input data - measurements of soil resistivity in combination with the weather conditions or just the measurements (without the weather conditions)- in order to predict the value of the ground resistance. The training, evaluation and testing of the generalization ability of the ANN has been based on experimental data. The results of the simulations for the different training algorithms have been compared, using as criterion the correlation between the actual and the estimated values of ground resistance, in order to decide which ANN models can be successfully used.

### **Key Words**

Ground resistance, soil resistivity, artificial neural networks, back propagation algorithm

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

## Αντίστασης Γείωσης, Ειδική Αντίσταση του Εδάφους

### Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό ορίζεται η γείωση, περιγράφεται ο ρόλος ενός συστήματος γείωσης και γίνεται σύντομη αναφορά στα είδη των συστημάτων γείωσης. Στη συνέχεια δίνεται ο ορισμός της ειδικής αντίστασης του εδάφους, αναλύονται οι παράμετροι από τις οποίες επηρεάζεται η τιμή της και καταγράφονται οι τρόποι με τους οποίους γίνεται η μέτρηση της.

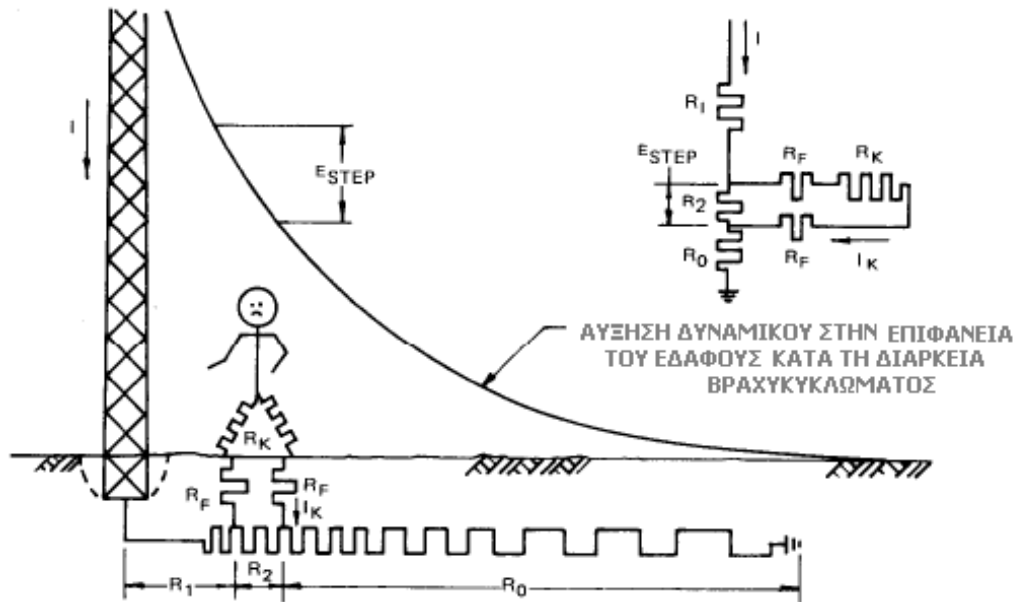
### 1.1 Ορισμός της γείωσης

*Γείωση* είναι η αγωγή συνδεση, σκόπιμη ή τυχαία, ενός σημείου ηλεκτρικού κυκλώματος ή συσκευής με τη γη ή με αγωγίμο σώμα τέτοιου ώστε να μπορεί να θεωρηθεί γη [1]. Κατά σύμβαση, το δυναμικό της (άπειρης όπως ονομάζεται) γης θεωρείται μηδέν και έτσι η γείωση καθορίζει ένα δυναμικό αναφοράς.

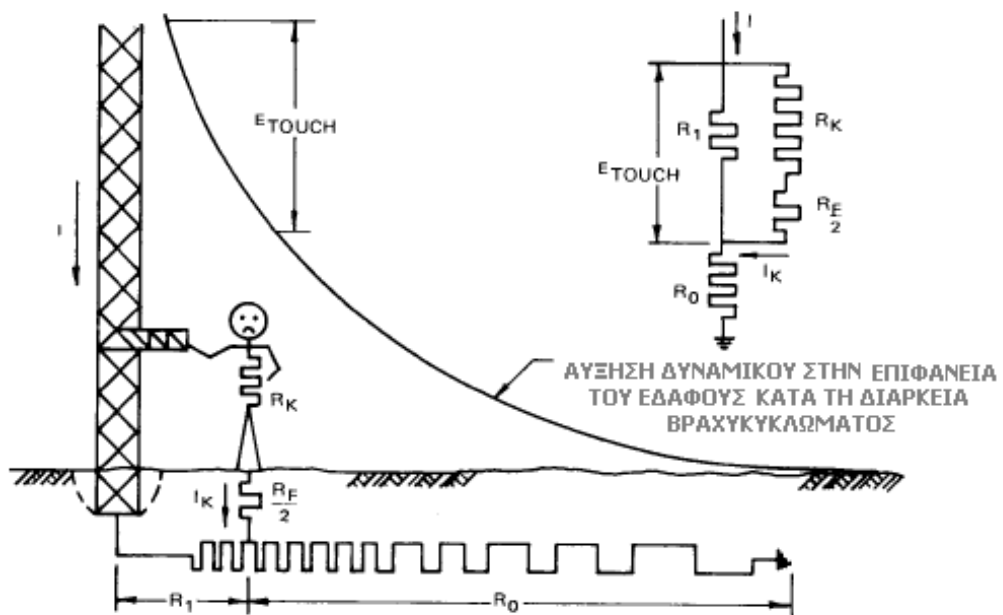
### 1.2 Σκοπός ενός συστήματος γείωσης

Ένα σύστημα γείωσης παρέχει ένα δρόμο χαμηλής αντίστασης σε ρεύματα κεραυνοπληξιών ή σφαλμάτων προς τη γη και σκοπός του είναι [2]:

1. Η προστασία του ανθρώπου από τις αναπτυσσόμενες βηματικές τάσεις και τάσεις επαφής. Ως *βηματική τάση* ορίζεται η διαφορά δυναμικού μεταξύ δύο σημείων του εδάφους σε απόσταση 1m και δηλώνει 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).
2. Η προστασία της κατασκευής και του εξοπλισμού από κεραυνοπληξίες ή ρεύματα σφαλμάτων.
3. Η μείωση του ηλεκτρικού θορύβου, η εξασφάλιση ελάχιστης διαφοράς δυναμικού μεταξύ των διασυνδεδεμένων συσκευών και ο περιορισμός ηλεκτρικών και μαγνητικών ζεύξεων.



α) ΒΗΜΑΤΙΚΗ ΤΑΣΗ ( $E_{STEP}$ ) ΣΕ ΓΕΙΩΜΕΝΟ ΣΥΣΤΗΜΑ



β) ΤΑΣΗ ΕΠΑΦΗΣ ( $E_{TOUCH}$ ) ΣΕ ΓΕΙΩΜΕΝΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

Σχήμα 1.1: α) Βηματική τάση β) Τάση επαφής [1]

### 1.3 Είδη γείωσης

Η γείωση ανάλογα με το σκοπό ύπαρξής της διακρίνεται στα παρακάτω είδη [3]:

- **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 και έμμεση, εφόσον εκτός από την αντίσταση γείωσης περιλαμβάνει και ωμικές, επαγωγικές και χωρητικές αντιστάσεις.

- **Γείωση προστασίας**

Καλείται η αγώγιμη σύνδεση των μεταλλικών μερών μιας εγκατάστασης, που δεν ανήκουν στο κύκλωμα λειτουργίας, και εξασφαλίζει την προστασία των ανθρώπων που ενδέχεται να έρθουν σε επαφή με αυτή.

- **Γείωση ασφάλειας ή αντικεραυνικής προστασίας**

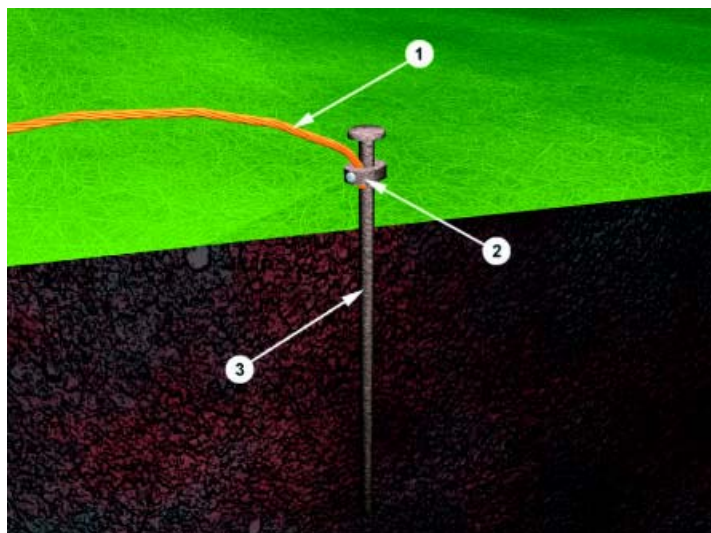
Η γείωση ασφάλειας χρησιμεύει για την ασφάλεια των ευρισκόμενων στο περιβάλλον που έχει κατασκευαστεί. Ενδεικτικά παραδείγματα του είδους αυτού είναι οι γειώσεις των αλεξικέραυνων, οι γειώσεις των αντιστατικών δαπέδων των χώρων επείγουσας ιατρικής ανάγκης και των χώρων με μηχανήματα προηγμένης τεχνολογίας.

### 1.4 Τύποι και μορφές γειωτών

**Ηλεκτρόδιο γείωσης ή γειωτής** είναι αγωγός κάποιου γεωμετρικού σχήματος, ο οποίος τοποθετείται μέσα στο έδαφος, προκειμένου να εξασφαλιστεί η καλύτερη δυνατή επαφή με την γη και κατά συνέπεια η αποτελεσματικότερη διάχυση του ρεύματος σφάλματος στη γη. Οι πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενοι τύποι γειωτών είναι [4]:

- **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 (Σχήμα 1.2). 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. Δεδομένου ότι οι γειωτές κατασκευάζονται από αγωγίμα υλικά πολύ χαμηλής αντίστασης και δε βάνονται, εφόσον δεν έχουν διαβρωθεί ή σκουριάσει, η αντίσταση γης είναι αυτή που παίζει καθοριστικό ρόλο [5].



**Σχήμα 1.2:** Ραβδοειδής γειωτής και τα μέρη από τα οποία αποτελείται [5]:

1. Αγωγός γείωσης 2. Σύνδεση αγωγού και ηλεκτροδίου 3. Ηλεκτρόδιο γείωσης

Το άνω μέρος της ράβδου (περίπου 25cm), μπαίνει συνήθως σε φρεάτιο έτσι ώστε το σημείο σύνδεσής της με τον αγωγό γείωσης να είναι επισκέψιμο. Η τιμή της αντίστασης της γείωσης μειώνεται όσο μεγαλώνει το μήκος της ράβδου ή το βάθος διείσδυσης του ηλεκτροδίου, ενώ η διάμετρος της επιδρά ελάχιστα. Χρησιμοποιώντας περισσότερα ηλεκτρόδια ή άλλους τύπους και με σωστό σχεδιασμό του συστήματος γείωσης επιτυγχάνεται μείωση της αντίστασης [6].

- **Γειωτής πλάκας**

Πλάκα διαφόρων διαστάσεων (ελάχιστο 500x500x2mm) από καθαρό ηλεκτρολυτικό χαλκό ή χάλυβα 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.

- **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.

- **Γειωτής τύπου "Ε"**

Ο γειωτής "Ε" 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.

### 1.5 Συστήματα γείωσης

Ανάλογα με το είδος των γειωτών που χρησιμοποιούνται και τη διάταξή τους έχουμε τα ακόλουθα συστήματα γείωσης [4]:

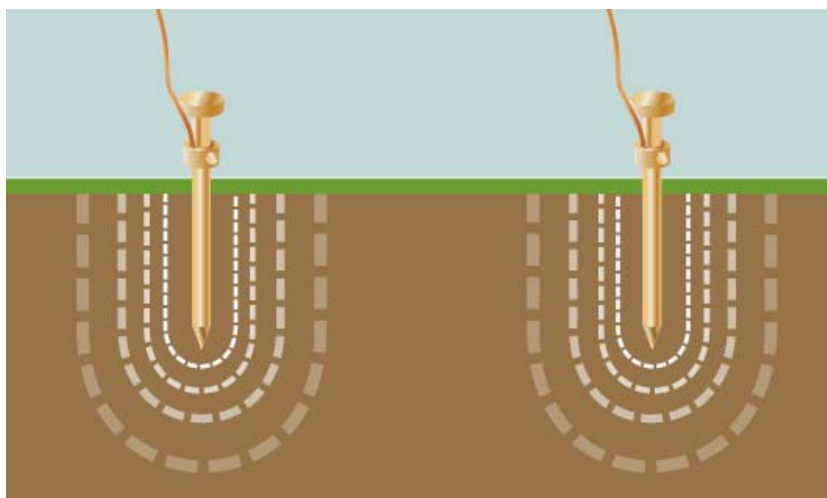
- **Πολυγωνική διάταξη**

Κατασκευάζεται από ραβδοειδείς γειωτές (Σχήμα 1.4α) οι οποίοι τοποθετούνται στις κορυφές ισόπλευρου πολυγώνου συνήθως δε τριγώνου (τριγωνική γείωση). 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 κ.τ.λ. Για να είναι αποτελεσματική η μείωση της αντίστασης γείωσης χρησιμοποιώντας περισσότερα ηλεκτρόδια, θα πρέπει να δοθεί προσοχή ώστε να μην εμπλέκονται οι περιοχές επιρροής τους (Σχήμα 1.3). Πρακτικά θα πρέπει πάντα η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων να είναι τουλάχιστον 1,5 φορά του βάρους έμπηξης των (Σχήμα 1.4β).

- **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 (Σχήμα 1.4γ).





**Σχήμα 1.3:** Περιοχή επιρροής ραβδοειδούς ηλεκτροδίου γείωσης [6]

- **Περιμετρική γείωση**

Κατασκευάζεται από γειωτή ταινίας ο οποίος τοποθετείται σε όρυγμα βάθους 50cm έως 70cm συνήθως για να υπάρχει υγρό έδαφος περιμετρικά του κτηρίου, και σε απόσταση από το κτήριο περίπου 2m διότι τα χώματα κοντά στο κτίριο συνήθως δεν είναι αγωγίμα (μπάζα).

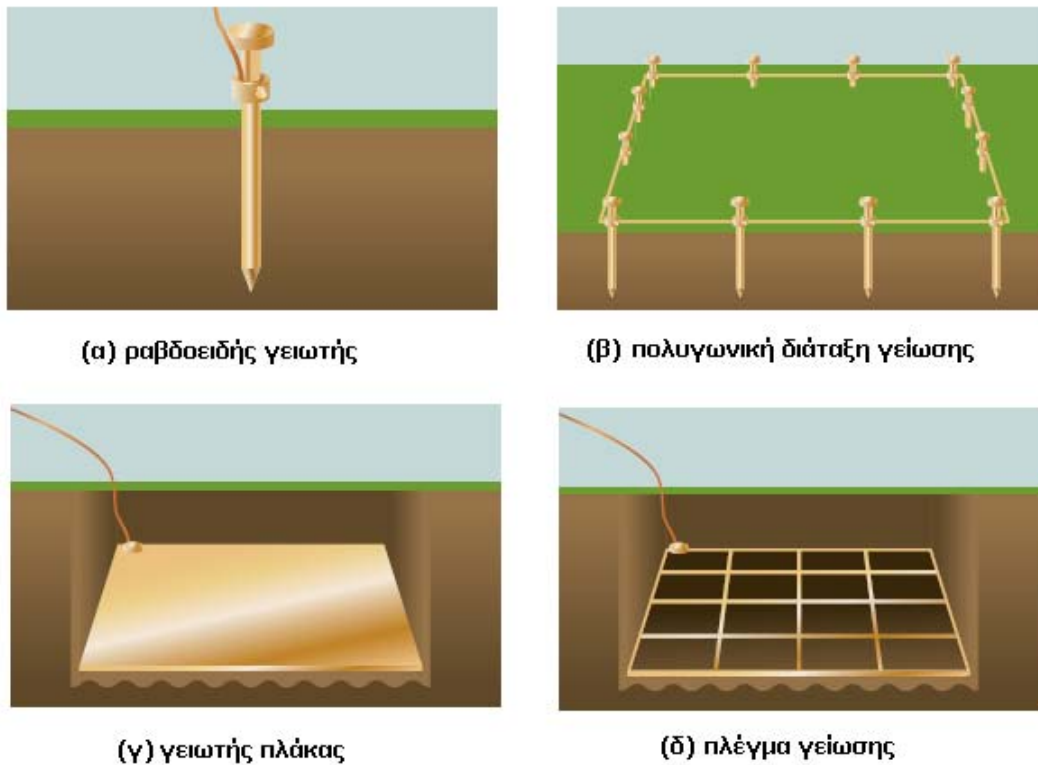
- **Πλέγμα γείωσης**

Πλέγμα από ταινίες με τετραγωνικά ανοίγματα πλάτους 0.7-2m που τοποθετείται οριζόντια σε βάθος. Το πλεονέκτημα τους είναι ότι οι βηματικές τάσεις στο έδαφος, επάνω από το πλέγμα, είναι αμελητέες (Σχήμα 1.4δ).

- **Θεμελιακή γείωση**

Κατασκευάζεται από γειωτή ταινίας και σπανιότερα αγωγού κυκλικής διατομής, που τοποθετείται εντός των συνδετήριων δοκαριών των πεδίων ή στα περιμετρικά τοιχεία των θεμελίων του κτηρίου, σε μορφή κλειστού δακτυλίου. 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 ΕΛΟΤ HD 384 [7] για κάθε νεοαναγειρόμενο κτήριο.



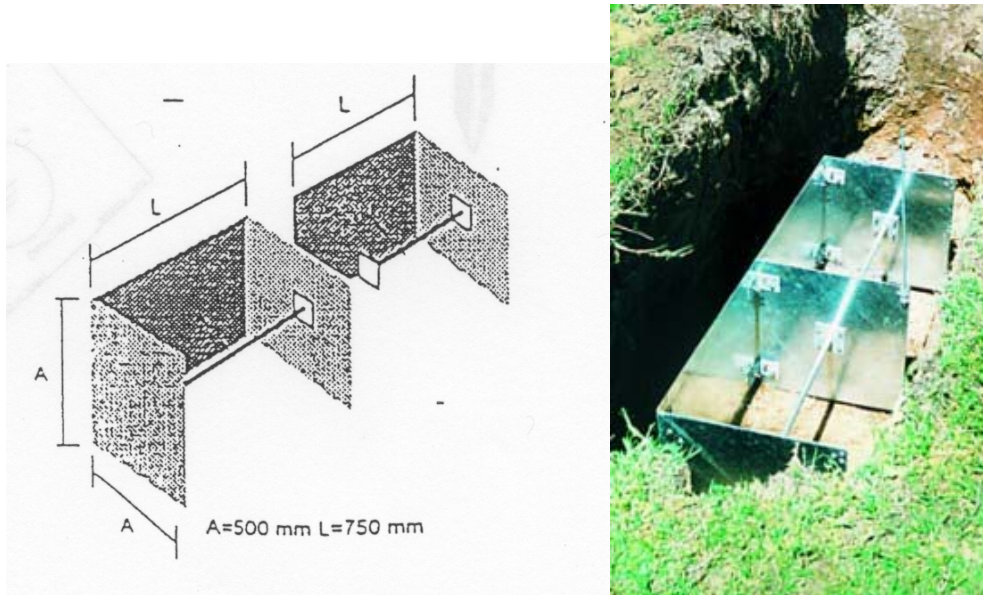
Σχήμα 1.4: Συστήματα γείωσης [6]

- **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 (Σχήμα 1.5).

- **Συνδυασμός γειώσεων**

Πολλές φορές λόγω μεγάλης ειδικής αντίστασης του υπεδάφους (βραχώδες, ξηρή άμμος κ.τ.λ.) αλλά και περιορισμένου διαθέσιμου για γείωση χώρου, απαιτείται να γίνει κάποιος συνδυασμός από τα παραπάνω είδη γείωσης τέτοιος ώστε να πετυχαίνουμε "αύξηση" του μήκους του γειωτή χωρίς να απαιτείται επί πλέον χώρος.



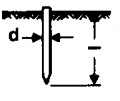
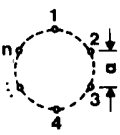
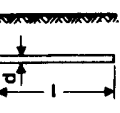
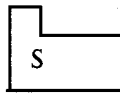
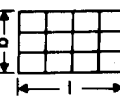
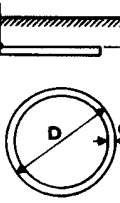
Σχήμα 1.5: Γειωτής τύπου "E" [8]

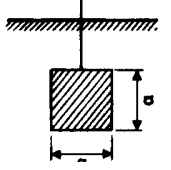
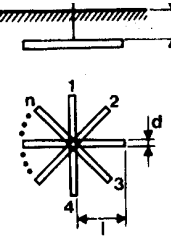
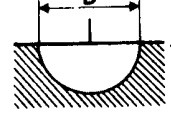
### 1.6 Αντίσταση γειώσεως

Για ένα ηλεκτρόδιο ή σύστημα γείωσης είναι ουσιαστικά η αντίσταση προς την άπειρη γη. Η τιμή της είναι ο λόγος της διαφοράς δυναμικού μεταξύ του σημείου σύνδεσης του ηλεκτροδίου και ενός πιο μακρινού σημείου της γης προς την εκφόρτιση ρεύματος, δηλαδή  $R = \frac{V}{I}$ . Η αντίσταση γείωσης  $R$  είναι η συνισταμένη των εν παραλλήλω, αναπτυσσόμενων ακτινικά προς την επιφάνεια του ηλεκτροδίου, απειροστών αντιστάσεων διαβάσεως  $R_{\delta}$ . 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. Ένα προφανές συμπέρασμα είναι 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 οξείδωσης.

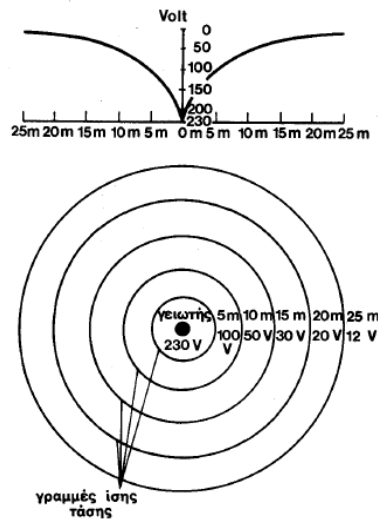
Στον Πίνακα 1.1 δίνονται μερικοί τύποι γειωτών και οι τύποι βάσει των οποίων υπολογίζεται η αντίσταση γείωσής τους [2].

**Πίνακας 1.1:** Τύποι αντίστασης ηλεκτροδίων γειωτών

	Γειωτής	Τύπος	Προσεγγιστικός τύπος
	Πάσσαλος (πλάγια όψη)	$R_{A1} = \frac{\rho}{2 \cdot \pi \cdot l_{eff}} \cdot \ln\left(\frac{4 \cdot l_{eff}}{d}\right)$ $l_{eff} \approx l - 0.5 \text{ m}$	$R_A \approx \frac{\rho}{l_{eff}}$
	Πολύγωνο Πασσάλων $a \geq 1$ (κάτοψη)	$R_A \approx k \cdot \frac{1}{n} \cdot R_{A1}$ $\frac{a}{l} = 3 : n = 5 : k \approx 1.2$ $R_{A1} = \text{αντίσταση ενός πασσάλου}$	$k = (1 \dots 1.5)$ για $n = 10 : k \approx 1.25$
	Ταινία γείωσης ή επιφανειακός γειωτής, βάθος 0,5- 1,0 m (πλάγια όψη)	$R_A = \frac{\rho}{\pi l} \ln\left(\frac{2l}{d}\right)$	$R_A \approx \frac{2\rho}{l}$
	Θεμελιακή γείωση $D = \sqrt{\frac{4}{\pi} S}$		$R_A = \frac{2\rho}{\pi D}$
	Πλέγμα σε βάθος 0,5-1,0 m $D = \sqrt{\frac{4bl}{\pi}}$ (κάτοψη)	$R_A \approx \frac{\rho}{2d} + \frac{\rho}{lg}$ $l \cdot g = \text{συνολικό μήκος αγωγού}$	$R_A \approx \frac{\rho}{2D}$
	Κυκλικός γειωτής (κάτοψη)	$R = \frac{\rho}{2\pi^2 D} \ln \frac{2l}{d} \cdot \left( 1 + \frac{\ln \frac{2D}{t}}{\ln \frac{8D}{d}} \right)$	$R = \frac{2\rho}{\pi D} *$

	Γειωτής πλάκας, S [m <sup>2</sup> ] (πλάγια όψη)		$R = \frac{\rho}{4.5\alpha} **$
	n=2  n=3  n=4  n=5	$R = \frac{\rho}{2\pi l} \ln\left(\frac{l^2}{0.27td}\right)$ $R = \frac{\rho}{2\pi l} \ln\left(\frac{l^2}{0.25td}\right)$ $R = \frac{\rho}{2\pi l} \ln\left(\frac{l^2}{0.22td}\right)$ $R = \frac{\rho}{2\pi l} \ln\left(\frac{l^2}{0.09td}\right)$	
	Ημισφαιρικός γειωτής	$R = \frac{\rho}{\pi D} ***$	
<p>* Για ακανόνιστους βρόχους μπορεί να χρησιμοποιηθεί η ισοδύναμη διάμετρος <math>D = 0,33U</math>, <math>U =</math> μήκος αγωγού</p> <p>** Για πλάκες που δεν είναι τετράγωνες θέτουμε: <math>a = \sqrt{S}</math>, όπου <math>S =</math> επιφάνεια</p> <p>*** Για ένα γειωτή όγκου <math>V</math> ακανόνιστου σχήματος, εφαρμόζεται ο τύπος του σφαιρικού γειωτή με <math>D = 1,57\sqrt[3]{V}</math></p>			

Αν ένας γειωτής τεθεί υπό τάση  $U$  (=100%) 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 (Σχήμα 1.6). 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 [9].

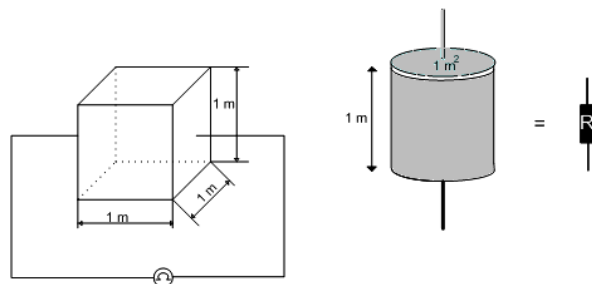


Σχήμα 1.6: Χοάνη δυναμικού ενός γειωτή

### 1.7 Ειδική αντίσταση του εδάφους

Οι ηλεκτρικές ιδιότητες του εδάφους και κυρίως η ειδική αντίσταση ( $\rho$ ) αποτελούν καθοριστικό παράγοντα για την τιμή της αντίστασης γείωσης. Έτσι για να σχεδιαστεί ένα αποτελεσματικό σύστημα γείωσης είναι απαραίτητη η μελέτη της ειδικής αντίστασης του εδάφους για την επιλογή του καταλληλότερου και οικονομικότερου εξοπλισμού εγκατάστασης. Μάλιστα γίνονται μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους προκειμένου να προσδιοριστεί η ακριβής σύσταση του υπεδάφους, το βάθος των στρωμάτων και τα πετρώματα από τα οποία αποτελείται.

Η ειδική αντίσταση του εδάφους ορίζεται ως η αντίσταση που έχει το έδαφος μοναδιαίου όγκου και μετράται συνήθως σε  $\Omega\text{m}$  (Σχήμα 1.7).



Σχήμα 1.7: Ειδική αντίσταση του εδάφους

Η ειδική αντίσταση εδάφους εξαρτάται από την πυκνότητα και την σύστασή του. Συγκεκριμένα οι παράγοντες που τη διαμορφώνουν μπορούν να συνοψισθούν στους εξής:

- ο τύπος του εδάφους
- η συγκέντρωση των αλάτων και της χημικής σύνθεσης των διαλυμένων αλάτων στο νερό του εδάφους
- η υγρασία του εδάφους
- η θερμοκρασία
- η ομοιογένεια του εδάφους
- το μέγεθος των κόκκων του εδάφους
- το πόσο συμπιεσμένο είναι το έδαφος
- η ένταση του πεδίου

Στη συνέχεια αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο οι παράγοντες αυτοί επηρεάζουν την τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους [10].

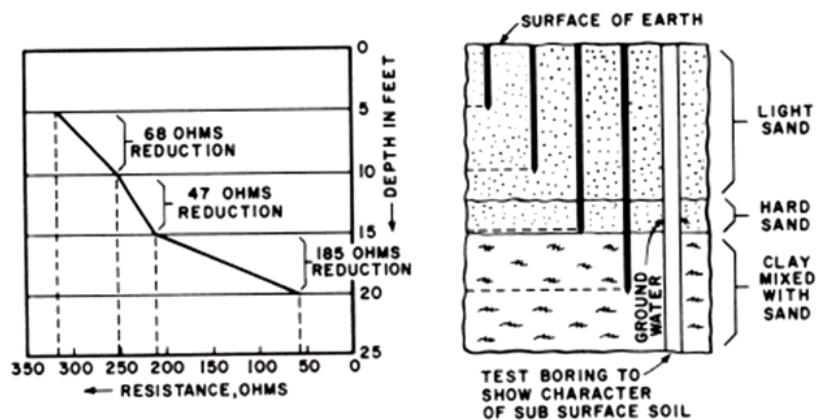
### **1.7.1 Ο τύπος του εδάφους**

Ο τύπος του εδάφους αποτελεί καθοριστικό παράγοντα διαμόρφωσης της τιμής της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Ωστόσο δεν είναι δυνατό ορισθούν καθαρά οι τύποι του εδάφους. Για παράδειγμα, με τη λέξη αργιλώδη, μπορεί να καλυφθεί ένα ευρύ φάσμα εδαφών. Επιπλέον, ακόμα και για τον ίδιο γενικό τύπο εδάφους η τιμή της ειδικής αντίστασης μπορεί να διαφέρει ανάλογα με την περιοχή. Ένας αριθμός ερευνητών έχει μετρήσει κατά καιρούς την ειδική αντίσταση διαφορετικών τύπων εδάφους, είτε παίρνοντας δείγματα στο εργαστήριο είτε επί τόπου. Στον Πίνακα 1.2 παρατίθενται οι προσεγγιστικές τιμές της ειδικής αντίστασης για διάφορους τύπους εδαφών.

Επίσης, για τον ίδιο γενικό τύπο εδάφους η τιμή της αντίστασης μεταβάλλεται με το βάθος εισχώρησης του ηλεκτροδίου. Συγκεκριμένα με αύξηση του βάθους μειώνεται η αντίσταση όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.8.

**Πίνακας 1.2:** Επίδραση του είδους του εδάφους στην τιμή της ειδικής αντίστασής του

Είδος εδάφους	Ειδική αντίσταση [ $\Omega\text{m}$ ]
Θαλασσινό νερό	0,5
Νερό λίμνης ή ποταμιού	10-100
Χουμώδες έδαφος - Βάλτος	30-100
Οργωμένη γη	90-150
Μπετόν	150-500
Υγρή άμμος	200
Βρεγμένο χαλίκι	200-400
Στεγνή άμμος	500
Ξερή άμμος	1000
Ασβέστης	500-1000
Στεγνό χαλίκι	1000-2000
Πετρώδες έδαφος	1000-3000



**Σχήμα 1.8:** Μείωση της αντίστασης του εδάφους αυξάνοντας το βάθος διείσδυσης του ηλεκτροδίου [11]



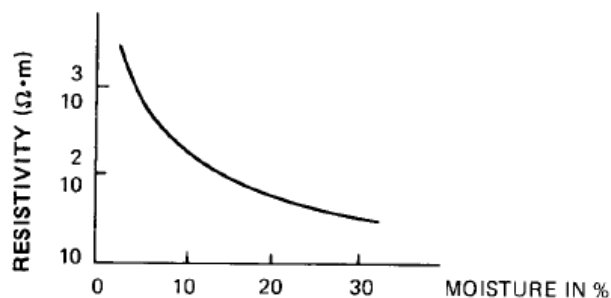
### 1.7.2 Περιεκτικότητα του εδάφους σε υγρασία

Η υγρασία του εδάφους έχει σημαντική επίδραση στην ειδική αντίστασή του. Η αγωγιμότητα του ρεύματος είναι σε μεγάλο βαθμό ηλεκτρολυτική γεγονός που σημαίνει ότι η ποσότητα του νερού και οι ιδιότητές του, καθώς και το ποσό των διαλυμένων σε αυτό αλάτων παίζουν μεγάλο ρόλο στον καθορισμό της ειδικής αντίστασης. Η περιεκτικότητα σε νερό μεταβάλλεται ανάλογα με τις καιρικές συνθήκες, την εποχή του χρόνου, τη φύση του υπεδάφους και το βάθος της υπόγειας στάθμης του νερού. Σπάνια το έδαφος είναι πολύ ξηρό, με την άμμο της ερήμου μια κοντινή προσέγγιση σε αυτό. Από την άλλη, δεν εμφανίζονται συχνά εδάφη με περιεκτικότητα υγρασίας μεγαλύτερη του 40%. Στον Πίνακα 1.3 καταγράφονται ενδεικτικές τιμές της μεταβολής της ειδικής αντίστασης συναρτήσει της περιεκτικότητας του εδάφους σε υγρασία και στο Σχήμα 1.9 παρουσιάζεται η μεταβολή του  $\rho$  ενός εδάφους συναρτήσει της περιεκτικότητας σε υγρασία.

**Πίνακας 1.3:** Επίδραση της υγρασίας στην ειδική αντίσταση του εδάφους [10]

Περιεκτικότητα σε υγρασία (% κατά βάρος)	Ειδική αντίσταση ( $\Omega\text{m}$ )	
	Άνω στρώμα	Κάτω στρώμα
0.0	$10000 \cdot 10^3$	$10000 \cdot 10^3$
2.5	2500	1500
5.0	1650	430
10.0	530	220
15.0	210	130
20.0	120	100
30.0	100	80

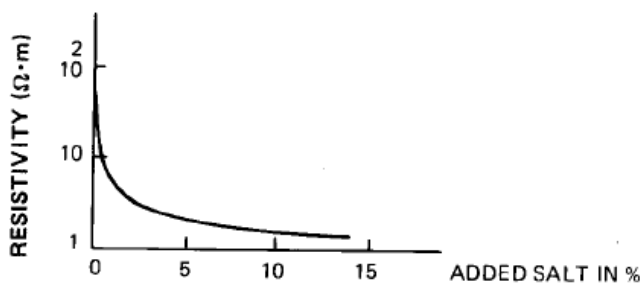
Αναφέρεται ενδεικτικά, ότι σε ένα αργιλώδες έδαφος με 10% περιεχόμενο υγρασίας (κατά βάρος) η ειδική αντίσταση είναι 30 φορές μεγαλύτερη από ότι στο ίδιο έδαφος με περιεχόμενο υγρασίας 20%. Να σημειωθεί εδώ πως το περιεχόμενο σε υγρασία αυξάνεται όσο αυξάνεται το βάθος από την επιφάνεια του εδάφους στις περισσότερες περιοχές, ενώ το παγωμένο έδαφος παρουσιάζει πολύ υψηλή τιμή ειδικής αντίστασης.



Σχήμα 1.9: Επίδραση της περιεκτικότητας της υγρασίας στην ειδική αντίσταση [1]

### 1.7.3 Επίδραση των διαλυμένων στο νερό αλάτων

Το νερό περιέχει διαλυμένα άλατα τα οποία είναι γνωστό ότι επηρεάζουν την ειδική αντίστασή του νερού. Ως αποτέλεσμα επηρεάζεται και η τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Στο Σχήμα 1.10 παρουσιάζεται η επίδραση της περιεκτικότητας του εδάφους σε άλατα στην ειδική αντίσταση. Ένα αρκετά μικρό ποσό διαλυμένων αλάτων είναι ικανό να μειώσει αξιοσημείωτα την ειδική αντίσταση σε σχέση με την τιμή που αυτή έχει όταν το νερό είναι απιονισμένο. Διαφορετικά είδη αλάτων επιδρούν με διαφορετικό τρόπο και πιθανώς αυτό εξηγεί γιατί η ειδική αντίσταση όμοιων εδαφών από διαφορετικές περιοχές παρουσιάζει σημαντικές διαφορές.



Σχήμα 1.10: Επίδραση της περιεκτικότητας της υγρασίας στην ειδική αντίσταση [1]

Σε ορισμένες μάλιστα περιπτώσεις η τεχνητή προσθήκη διαλυτών ουσιών στο νερό, όπως χλωριούχο νάτριο (αλάτι), χλωριούχο ασβέστιο ( $\text{CaCl}_2$ ), θειικός χαλκός ( $\text{CuSO}_4$ ) ή θειικό μαγνήσιο ( $\text{MgSO}_4$ ) είναι ένας πρακτικός τρόπος μείωσης της ειδικής αντίστασης του εδάφους.

#### **1.7.4 Επίδραση μεγέθους κόκκων**

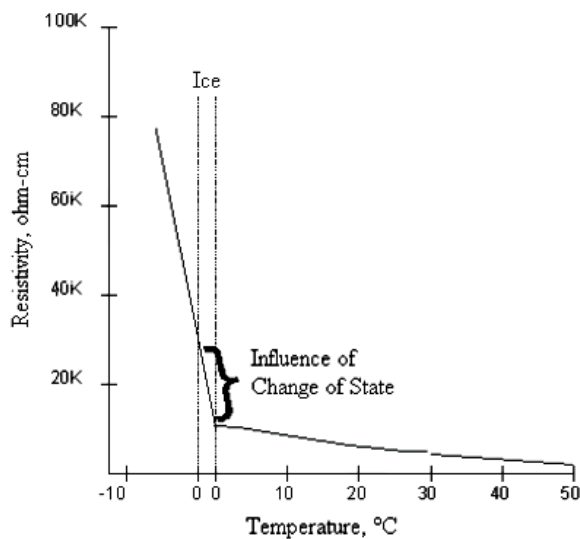
Το μέγεθος των κόκκων, η παρουσία κόκκων διαφορετικών μεγεθών και η κατανομή τους επηρεάζει τον τρόπο με τον οποίο κατακρατείται η υγρασία και συνεπώς την ειδική αντίσταση τους εδάφους. Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος των κόκκων τόσο μεγαλύτερη είναι η τιμή της ειδικής αντίστασης. Στην περίπτωση κόκκων μεγάλου μεγέθους η υγρασία κατακρατείται λόγω της επιφανειακής τάσης. Όταν το μέγεθος των κόκκων ποικίλει, τα κενά που δημιουργούνται μεταξύ των μεγάλων σε μέγεθος κόκκων συμπληρώνονται από τους μικρότερους κόκκους με αποτέλεσμα η ειδική αντίσταση του εδάφους να μειώνεται.

#### **1.7.5 Επίδραση της θερμοκρασίας και της πίεσης**

Εφόσον η ειδική αντίσταση του εδάφους καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό από την παρουσία του νερού και είναι γνωστό ότι η ειδική αντίσταση του νερού έχει μεγάλο θερμοκρασιακό συντελεστή, είναι αναμενόμενο ότι η ειδική αντίσταση του εδάφους θα αυξηθεί καθώς η θερμοκρασία θα μειώνεται. Σε περίπτωση μάλιστα, που η θερμοκρασία πέσει κάτω από τους 0°C τότε η ειδική αντίσταση του εδάφους θα αυξηθεί πάρα πολύ. Στο Σχήμα 1.11 παρουσιάζεται η μεταβολή του  $\rho$  συναρτήσει της θερμοκρασίας.

Οι διακυμάνσεις αυτού του είδους μπορούν να ελαχιστοποιηθούν με τη χρησιμοποίηση ηλεκτροδίων γειώσεως σε μεγάλο βάθος. Έχει μετρηθεί ότι η επίδραση της υγρασίας και της θερμοκρασίας είναι μεγαλύτερη σε μικρά βάθη (0,5–1m) παρά σε μεγάλα βάθη. Έτσι, ο γειωτής ράβδου που είναι τοποθετημένος σε μεγάλο βάθος, σε σύγκριση με έναν επιφανειακό γειωτή, παρουσιάζει το πλεονέκτημα της σταθερότητας της αντίστασης κατά τη διάρκεια του έτους [3].

Όσον αφορά στην επίδραση της πίεσης, έχει παρατηρηθεί ότι υψηλότερες πιέσεις, που οφείλονται σε πιο συμπαγείς δομές του εδάφους, οδηγούν σε χαμηλότερες τιμές ειδικής αντίστασης.



Σχήμα 1.11: Επίδραση της θερμοκρασίας στην ειδική αντίσταση του εδάφους [12]

### 1.7.6 Επίδραση της έντασης του πεδίου

Η ειδική αντίσταση του εδάφους δεν επηρεάζεται από την ένταση του πεδίου εκτός εάν η τελευταία υπερβαίνει μια ορισμένη κρίσιμη τιμή. Η τιμή αυτή διαφέρει ανάλογα με το είδος του εδάφους, αλλά συνήθως είναι της τάξης μερικών kV/cm. Αν ξεπεραστεί αυτή η τιμή, θα δημιουργηθούν τόξα στην περιοχή γύρω από το ηλεκτρόδιο, τα οποία οδηγούν σε μείωση της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Τα τόξα εκδηλώνονται σε εκείνη την περιοχή όπου η ένταση του ηλεκτρικού πεδίου ξεπερνά την κρίσιμη τιμή. Στον υπόλοιπο χώρο η τιμή της ειδικής αντίστασης παραμένει αμετάβλητη [2].

### 1.8 Μέτρηση της ειδικής αντίστασης του εδάφους

Προκειμένου να μετρηθεί η ειδική αντίσταση της γης είναι αναγκαία η ροή ρεύματος μέσω αυτής. Αυτό γίνεται τοποθετώντας δύο ηλεκτρόδια στη γη και τροφοδοτώντας τα με ρεύμα. Ωστόσο τα ηλεκτρόδια έχουν και αυτά ωμική αντίσταση η οποία ενδέχεται να είναι συγκρίσιμη με αυτή της γης με αποτέλεσμα να εισάγεται σφάλμα στη μέτρηση. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίστηκε με τη μέθοδο των τεσσάρων σημείων, η οποία παρουσιάστηκε αρχικά από τον Wenner το 1915. Πολλές παραλλαγές στη διάταξη των ηλεκτροδίων έχουν έκτοτε προταθεί, οι σημαντικότερες εκ των οποίων παρουσιάζονται παρακάτω [10].

Οι κυριότερες μέθοδοι μέτρησης της ειδικής αντίστασης του εδάφους σύμφωνα με το πρότυπο IEEE Std 81-1983 [1] είναι:

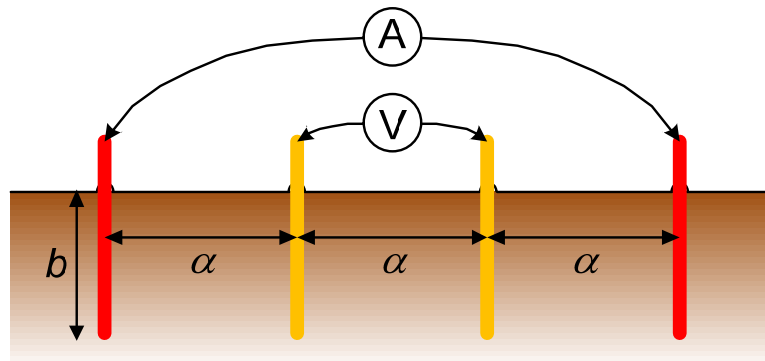
- η μέθοδος των 4 σημείων (Four Point Method)
- η μέθοδος των 3 σημείων (Three Point Method ή Variation of Depth Method)
- η μέθοδος των 2 σημείων (Two Point Method).

### **1.8.1 Η μέθοδος των τεσσάρων σημείων (ηλεκτροδίων)**

Η μέθοδος των τεσσάρων σημείων είναι η πιο δημοφιλής και ακριβής όταν θέλουμε να εξάγουμε συμπεράσματα για μεγάλο όγκο εδάφους. Σε αυτή, το ηλεκτρικό ρεύμα εισέρχεται στο υπέδαφος από το θετικό ηλεκτρόδιο και εξέρχεται από το αρνητικό ηλεκτρόδιο (ηλεκτρόδια ρεύματος), με αποτέλεσμα να αναπτυχθεί ηλεκτρικό πεδίο εξαρτώμενο από τη δομή του υπεδάφους. Με τη βοήθεια δύο άλλων ηλεκτροδίων (ηλεκτρόδια δυναμικού) μετράται η διαφορά δυναμικού  $\Delta V$ . 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 υπάρχει περίπτωση η ειδική αντίσταση του εδάφους να μεταβάλλεται με το βάθος, οι μετρήσεις πιθανόν να μην είναι επαρκείς σε ένα μόνο άξονα μέτρησης αλλά να απαιτηθεί να γίνουν και σε διαφορετικούς άξονες ή να απαιτηθεί μεταβολή των αποστάσεων των ηλεκτροδίων ράβδων από το σημείο  $M$  προκειμένου να ερευνηθεί η μεταβολή της ειδικής αντίστασης σε οριζόντια επίπεδα. Ιδιαίτερη προσοχή πρέπει να δοθεί ώστε το επιλεγόμενο σημείο να βρίσκεται όσο το δυνατόν μακρύτερα από θαμμένα αντικείμενα, κυρίως μεταλλικά [2].

- *Διάταξη Wenner*



Σχήμα 1.12: Διάταξη Wenner

Τέσσερα μικρού μήκους ηλεκτρόδια τοποθετούνται σε οριζόντια ίση απόσταση  $a$  μεταξύ τους και σε ίσο βάθος  $b$  (όχι μεγαλύτερο από  $0,1a$ ). Η έγχυση του ρεύματος γίνεται στα ακριανά ηλεκτρόδια και μετράται η τάση ανάμεσα στα εσωτερικά ηλεκτρόδια (Σχήμα 1.12).

Ο λόγος της διαφοράς δυναμικού προς το ρεύμα  $V/I$  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 τη σχέση [10]:

$$\rho = \frac{4\pi aR}{1 + \frac{2a}{\sqrt{a^2 + 4b^2}} - \frac{2a}{\sqrt{4a^2 + 4b^2}}} = \frac{4\pi aR}{n} \quad (1.1)$$

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

Στην περίπτωση που  $a \ll b$  τότε:

$$\rho = 4\pi aR \quad (1.2)$$

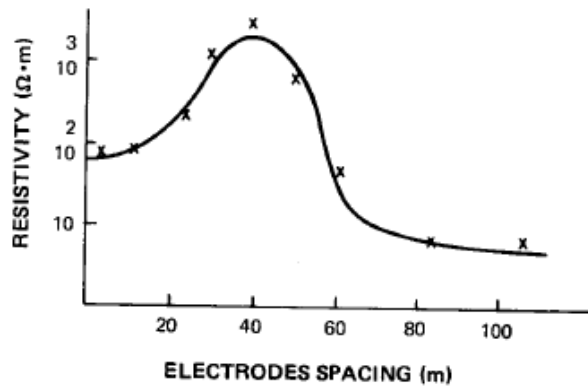
Ενώ αν  $b \ll a$  τότε η εξίσωση (1.1) απλοποιείται στην:

$$\rho = 2\pi aR \quad (1.3)$$

η οποία δίνει την φαινόμενη ειδική αντίσταση του εδάφους σε βάθος  $a$ .

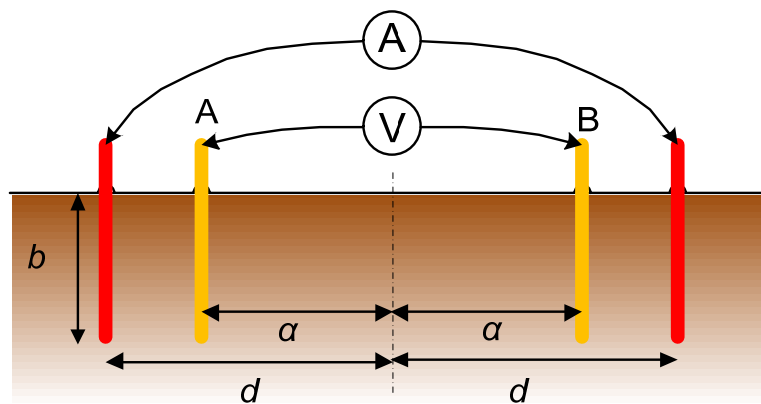
Έτσι σε περίπτωση, που θέλουμε να μελετήσουμε τη μεταβολή της ειδικής αντίστασης συναρτήσει του βάθους αρκεί να μεταβληθούν οι αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων ρεύματος και δυναμικού διατηρούμενης της συμμετρίας τους ως προς το κέντρο της

διάταξης. Οι μετρήσεις αυτές επίσης μας δείχνουν αν το έδαφος είναι πολυστρωματικό ή όχι. Στο Σχήμα 1.13 φαίνεται ενδεικτικά η μεταβολή της ειδικής αντίστασης με μεταβολή της απόστασης μεταξύ των ηλεκτροδίων.



Σχήμα 1.13: Τυπική καμπύλη ειδικής αντίστασης [1]

- **Διάταξη Schlumberger – Palmer**



Σχήμα 1.14: Διάταξη Schlumberger - Palmer

Ένα μειονέκτημα της μεθόδου Wenner είναι η πολύ απότομη μείωση του δυναμικού μεταξύ των δύο εσωτερικών ηλεκτροδίων όταν η απόσταση  $a$  μεταξύ των ηλεκτροδίων γίνει πολύ μεγάλη. Συχνά τα όργανα δεν είναι επαρκή για να μετρήσουν τόσο χαμηλές τιμές. Για τέτοιες περιπτώσεις προτάθηκε η διάταξη Schlumberger-Palmer (Σχήμα 1.14). Αρκετοί επιστήμονες διατύπωσαν την άποψη ότι αν τα ηλεκτρόδια μέτρησης δυναμικού τοποθετηθούν και πάλι συνευθειακά και συμμετρικά ως προς το μέσο της απόστασης

των ηλεκτροδίων δυναμικού (κέντρο διάταξης) αλλά πιο κοντά στα ηλεκτρόδια ρεύματος, το δυναμικό που πρόκειται να μετρηθεί αυξάνεται διευκολύνοντας τη μέτρηση [10].

Το δυναμικό στο ηλεκτρόδιο δυναμικού A θα είναι:

$$V_A = \frac{\rho I}{2\pi} \left[ \frac{1}{d-\alpha} - \frac{1}{d+\alpha} \right] \quad (1.4)$$

Λόγω της συμμετρίας, η διαφορά δυναμικού μεταξύ των δύο ηλεκτροδίων δυναμικού θα είναι δύο φορές αυτό το δυναμικό. Έτσι το μετρούμενο δυναμικό είναι:

$$V_{AB} = \frac{2\rho I}{2\pi} \left[ \frac{1}{d-\alpha} - \frac{1}{d+\alpha} \right] = \frac{\rho I}{2\pi} \left[ \frac{4a}{d^2 - \alpha^2} \right] \quad (1.5)$$

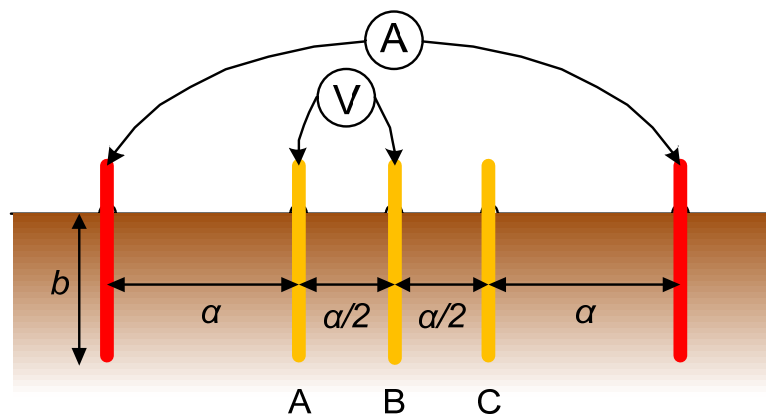
Η μετρούμενη αντίσταση είναι  $R=V/I$  και έτσι προκύπτει η σχέση:

$$R = \frac{\rho}{2\pi} \left[ \frac{4a}{d^2 - \alpha^2} \right] = \frac{\rho}{2\pi\alpha} \left[ \frac{4}{(d/\alpha)^2 - 1} \right] \quad (1.6)$$

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

$$\rho = 2\pi\alpha R \left[ \frac{A^2 - 1}{4} \right] \quad (1.7)$$

- **Μέθοδος Lee (ή μέθοδος διαχωρισμού)**



Σχήμα 1.15: Μέθοδος Lee



Σε αυτή τη μέθοδο τα ηλεκτρόδια είναι πέντε, όμως τέσσερα μόνο χρησιμοποιούνται για τη μέτρηση. Τα εξωτερικά ηλεκτρόδια χρησιμοποιούνται για την έγχυση του ρεύματος, ενώ τα ηλεκτρόδια A, B, C είναι τα ηλεκτρόδια στα οποία μετράται το δυναμικό [10].

Παίρνουμε δύο μετρήσεις του δυναμικού, στην πρώτη χρησιμοποιούνται τα ηλεκτρόδια A και B και στη δεύτερη τα ηλεκτρόδια B και C (Σχήμα 1.15). Λόγω συμμετρίας το δυναμικό του ηλεκτροδίου B θα είναι μηδέν. Το δυναμικό του ηλεκτροδίου A είναι:

$$V_A = \frac{I\rho}{2\pi} \left[ \frac{1}{\alpha} - \frac{1}{2\alpha} \right] = V_{AB} \quad (1.8)$$

Με  $R_{AB} = V_{AB}/I$  τη μετρούμενη αντίσταση μεταξύ των A και B τότε η ειδική αντίσταση υπολογίζεται από τον τύπο:

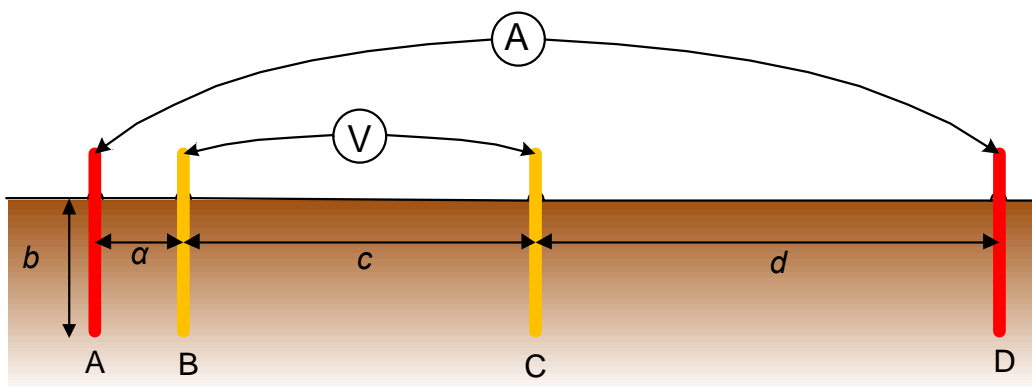
$$\rho = 4\pi\alpha R_{AB} \quad (1.9)$$

Όμοια με  $R_{BC}$  την αντίσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων B και C, τότε:

$$\rho = 4\pi\alpha R_{BC} \quad (1.10)$$

Παρατηρήθηκε ότι αν γίνουν δύο μετρήσεις χωρίς να μετακινηθούν τα ηλεκτρόδια και οι τιμές της ειδικής αντίστασης που ληφθούν από αυτές διαφέρουν, τότε το έδαφος είναι ανομοιογενές. Με παραπάνω μετρήσεις, αλλάζοντας την απόσταση  $\alpha$  ή μετακινώντας τη θέση του συστήματος ηλεκτροδίων, προκύπτουν συμπεράσματα για την ανομοιογένεια του εδάφους.

- *Διάταξη κεντρικού ηλεκτροδίου*



Σχήμα 1.16: Σύστημα κεντρικού ηλεκτροδίου

Όταν χρησιμοποιείται το σύστημα τεσσάρων ηλεκτροδίων του Wenner και πρέπει να αλλαχθεί η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων ή η θέση της δοκιμής, τότε και τα τέσσερα ηλεκτρόδια καθώς και οι συνδέσεις τους πρέπει μετακινηθούν, κάτι που σε σκληρό έδαφος είναι δύσκολο. Σε τέτοιες περιπτώσεις προτείνεται η διάταξη του Σχήματος 1.16. Σε αυτήν απαιτείται η μετακίνηση μόνο δύο ηλεκτροδίων αντί και των τεσσάρων, όμως απαιτείται μεγαλύτερος χώρος σε σύγκριση με τη διάταξη Wenner [10]. 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 αναχωρεί από το D, να μπορεί να αμεληθεί. Η διαφορά δυναμικού μεταξύ των B και C που οφείλεται στο ρεύμα που αναχωρεί από το ηλεκτρόδιο A είναι:

$$V_{BC} = \frac{I\rho}{2\pi} \left[ \frac{1}{\alpha} - \frac{1}{(\alpha + c)} \right] = \frac{I\rho}{2\pi} \left[ \frac{c}{\alpha(\alpha + c)} \right] \quad (1.11)$$

Με  $R_{BC} = V_{BC}/I$  προκύπτει ο τύπος για τον υπολογισμό της ειδικής αντίστασης:

$$\rho = \frac{2\pi\alpha(\alpha + c)R}{c} \quad (1.12)$$

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.

- **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 πρότεινε ότι από τρεις μετρήσεις με τέσσερα ηλεκτρόδια μπορεί να υπολογιστεί 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 συμπεράσματα για την ανομοιογένεια. Οι πιθανές διατάξεις των ηλεκτροδίων δίνονται στον Πίνακα 1.4 [10].

Οι τύποι για τον υπολογισμό των ειδικών αντιστάσεων προκύπτουν με παρόμοιο τρόπο όπως αυτοί για τη μέθοδο Wenner. Αποδεικνύεται ότι για ομοιογενή εδάφη για τις τιμές της ειδικής αντίστασης ισχύει:

$$3\rho_1 = \rho_2 + 2\rho_3 \quad (1.13)$$

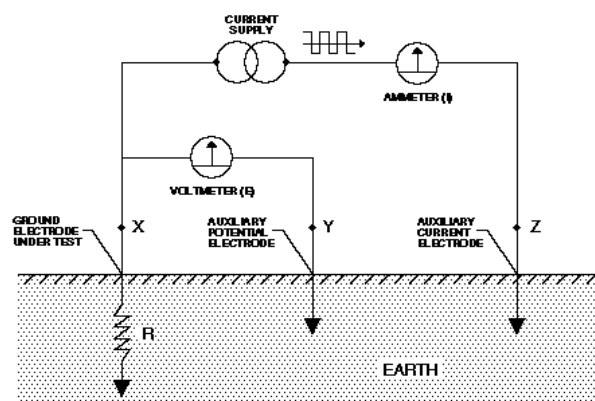
και

$$R_1 = R_2 + R_3 \quad (1.14)$$

**Πίνακας 1.4:** Παραλλαγές των διατάξεων των ηλεκτροδίων

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

### 1.8.2 Η μέθοδος των τριών ηλεκτροδίων



**Σχήμα 1.17:** Μέτρηση της ειδικής αντίστασης με τη μέθοδο των τριών ηλεκτροδίων [13]

Στη μέθοδο αυτή γίνεται ουσιαστικά μέτρηση της αντίστασης γείωσης του ηλεκτροδίου για διάφορα βάθη διείσδυσης του ηλεκτροδίου στο έδαφος. Βάσει αυτών των μετρήσεων υπολογίζεται η ειδική αντίσταση του εδάφους. Ο τύπος ηλεκτροδίου που προτιμάται συνήθως είναι η ράβδος, διότι είναι απλούστερος ο υπολογισμός της θεωρητικής τιμής της με επαρκή ακρίβεια και συνεπώς, ευκολότερη η επεξεργασία των δεδομένων των μετρήσεων, αλλά και επειδή είναι πιο εύκολο να τοποθετηθεί το ηλεκτρόδιο στο έδαφος. Η μέθοδος αυτή μας δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα για το έδαφος που βρίσκεται σχετικά κοντά στο ηλεκτρόδιο (5 ως 10 φορές το μήκος του ηλεκτροδίου). Όταν θέλουμε να ερευνήσουμε μεγαλύτερους όγκους, η διάταξη των τεσσάρων σημείων είναι πιο ακριβής [1].

Οι μετρήσεις της διάταξης των τριών σημείων μπορούν να γίνουν με διάφορες μεθόδους με επικρατέστερη τη λεγόμενη μέθοδο της πτώσης δυναμικού. Η διάταξη μέτρησης και η σύνδεση του οργάνου μέτρησης της αντίστασης γείωσης φαίνεται στο Σχήμα 1.17. Η διαφορά δυναμικού (V) μεταξύ του ηλεκτροδίου γείωσης X και του ηλεκτροδίου Y μετράται με ένα βολτόμετρο, ενώ με ένα αμπερόμετρο μετράται το ρεύμα (I) στο βοηθητικό ηλεκτρόδιο Z. Αυτές οι λειτουργίες γίνονται εσωτερικά από τη συσκευή που χρησιμοποιείται και συνήθως τα ηλεκτρόδια X, Y, Z αναγράφονται ως X, P, C σε ένα όργανο τριών σημείων και C1, P2, C2 σε ένα όργανο τεσσάρων σημείων. Με το νόμο του Ohm υπολογίζεται η αντίσταση γείωσης  $R = V/I$  και επομένως μπορεί να υπολογιστεί το  $\rho$  [13].

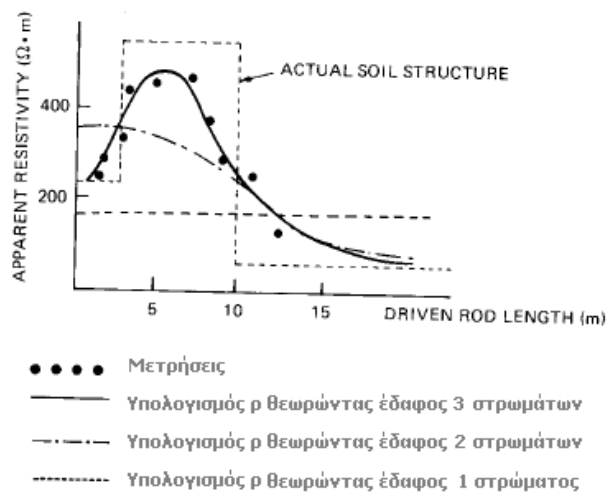
Έστω  $l$  το μήκος διείσδυσης του ηλεκτροδίου γείωσης και  $r$  η ακτίνα του (με  $r \ll l$ ). Η ειδική αντίσταση ομοιογενούς εδάφους μπορεί να υπολογιστεί από τους παρακάτω τύπους [1]:

$$R = \frac{\rho}{2\pi l} \ln \frac{2l}{r} \quad (1.15)$$

$$R = \frac{\rho}{2\pi l} \ln \left( \frac{4l}{r} - 1 \right) \quad (1.16)$$

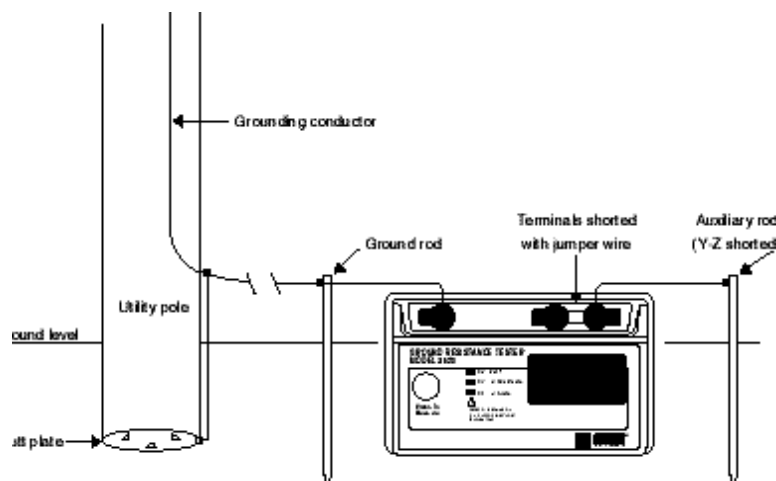
Μεταβάλλοντας το μήκος διείσδυσης του ηλεκτροδίου και μετρώντας τη φαινόμενη αντίσταση R παίρνουμε διάφορες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Έστω ότι από μετρήσεις πήραμε την καμπύλη του Σχήματος 1.18. Σχεδιάζονται οι καμπύλες θεωρώντας έδαφος ενός, δύο και τριών στρωμάτων. Παρατηρώντας το σχήμα

συμπεραίνουμε πως η δομή του εδάφους είναι τουλάχιστον τριστρωματική. Σε μικρά βάθη (2 ως 5m) το έδαφος έχει ειδική αντίσταση περίπου 210 Ωm. Το μεσαίο στρώμα έχει 2 με 2,5 φορές μεγαλύτερη  $\rho$ . Ωστόσο το πάχος του μεσαίου στρώματος είναι δύσκολο να εκτιμηθεί οπτικά (αυτό γίνεται λαμβάνοντας περισσότερες μετρήσεις και χρησιμοποιώντας αναλυτικές μεθόδους). Το τρίτο στρώμα παρουσιάζει πολύ μεγαλύτερη αγωγιμότητα με  $\rho$  μικρότερη των 100Ωm.



Σχήμα 1.18: Μέθοδος τριών σημείων (ή μεταβολής του βάθους) [1]

### 1.8.3 Η μέθοδος των δύο ηλεκτροδίων



Σχήμα 1.19: Μέθοδος των δύο σημείων [13]

Η μέθοδος αυτή είναι απλοποιημένη και όχι ακριβής για αυτό χρησιμοποιείται μόνο σε περιπτώσεις που έχουμε περιορισμένο χώρο και όπου ήδη ξέρουμε 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 του οποίου δε γνωρίζουμε την αντίσταση (αυτού δηλαδή που θέλουμε να μετρήσουμε) και ενός βοηθητικού ηλεκτροδίου. Η αντίσταση του βοηθητικού ηλεκτροδίου θεωρείται αμελητέα σε σύγκριση με του άλλου 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 1.19). Ο σωλήνας του νερού χρησιμοποιείται τότε ως βοηθητικό ηλεκτρόδιο και η αντίστασή του θεωρείται της τάξεως του  $1\Omega$ . Είναι προφανές ότι η μέθοδος δίνει πολύ μεγάλο σφάλμα όταν το ηλεκτρόδιο γείωσης έχει χαμηλή τιμή [1].

## Βιβλιογραφία

- [1] ANSI/IEEE Std 81-1983 (Revision of IEEE Std 81-1962), An American National Standard, 'IEEE Guide for measuring earth resistivity, ground impedance, and earth surface potentials of a ground system', 1983
- [2] Φανή Η. Ασημακοπούλου, Ενδιάμεση Κρίση, 'Συμβολή στη μελέτη του φαινομένου του ιονισμού του εδάφους', 2009
- [3] Ι. Φ. Γκόνος, Διδακτορική Διατριβή 'Μεταβατική συμπεριφορά συστημάτων γείωσης', Ε.Μ.Π., Αθήνα 2002
- [4] [www.elemko.gr](http://www.elemko.gr)
- [5] 'Electrical grounding techniques', LEM
- [6] 'Earth ground resistance: Principles, testing methods and applications', Fluke
- [7] ΕΛΟΤ HD 384, Ελληνικό Πρότυπο, 'Απαιτήσεις για ηλεκτρικές εγκαταστάσεις', 2004
- [8] Χρήστος Γ. Κουρέλης, Διπλωματική Εργασία, 'Προσομοίωση μεταβατικής συμπεριφοράς συστημάτων γείωσης', 2010
- [9] Παναγιώτης Α. Κονταξής, Διπλωματική Εργασία, 'Μελέτη της πολυστρωματικής δομής του εδάφους', 2002
- [10] G.F. Tagg, 'Earth resistances', George Newnes Limited, London, 1964
- [11] Megger, 'Getting down to earth, a practical guide to earth resistance'
- [12] Roy B. Carpenter, Jr. Joseph A. Lanzoni, 'Designing for a low resistance earth interface (grounding)', Lightning Eliminators and Consultants Inc., 2007
- [13] Ground resistance testing principle (Fall of Potential -3-Point Measurement), 2-Point Measurement, [www.dranetz-bmi.com](http://www.dranetz-bmi.com)
- [14] IEEE Std 81.2-1991, 'IEEE Guide for measurement of impedance and safety characteristics of large, extended or interconnected grounding systems', 1992
- [15] Π.Δ. Μπούρκας, 'Εφαρμογές κτιριακών και βιομηχανικών εγκαταστάσεων', 1998
- [16] Στέφανος Τούλογλου, Βαγγέλης Στεργίου, 'Ηλεκτρικές εγκαταστάσεις', Εκδόσεις Ίων, 1998

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2**

### **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα**

#### **Εισαγωγή**

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) είναι κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης και αποτελούν μια σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες, καθόσον έχουν γίνει γνωστά και έχουν αναπτυχθεί σε διεθνές επίπεδο μόνο κατά τις τελευταίες δεκαετίες. Ωστόσο, η περιοχή αυτή έχει δει μεγάλη άνθηση, η οποία διαφαίνεται από την μεγάλη ανάπτυξη που έχει παρατηρηθεί, από τον αριθμό των επιστημόνων που ασχολούνται με αυτά τα θέματα και βέβαια από τα πολύ σημαντικά επιτεύγματα που έχουν συμβάλει στο να γίνουν τα νευρωνικά δίκτυα γνωστά σε ένα ευρύτερο κύκλο. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι οι πρώτες αρχές και λειτουργίες τους βασίζονται και εμπνέονται από το νευρικό σύστημα των ζώντων οργανισμών, αλλά η μελέτη και η χρήση τους έχει προχωρήσει πολύ πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς. Ουσιαστικά δημιουργήθηκε μία νέα περιοχή η οποία έχει αποκοπεί τελείως από την βιολογία και σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η φιλοσοφία τους όμως είναι διαφορετική από τον τρόπο με τον οποίο δουλεύουν οι κλασικοί υπολογιστές. Η λειτουργία τους προσπαθεί να συνδυάσει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Έτσι στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούμε τέτοιες ιδέες όπως, λ.χ. ένα δίκτυο μαθαίνει και εκπαιδεύεται, θυμάται ή ξεχνά μια αριθμητική τιμή κτλ., πράγματα που μέχρι τώρα τα αποδίδαμε μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Αλλά βέβαια μπορούν και χρησιμοποιούν επί πλέον και περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις και κάθε είδους εργαλεία από την μαθηματική ανάλυση [1].

#### **2.1 Προέλευση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων**

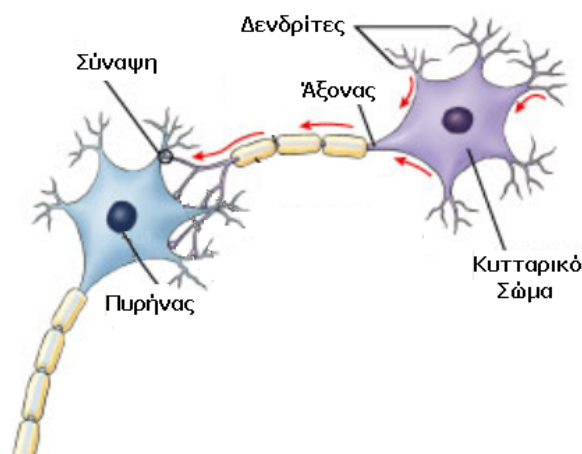
Η έμπνευση για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, όπως αναφέρθηκε, ξεκινά από τη βιολογία. Έτσι, για να κατανοήσουμε καλύτερα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, είναι χρήσιμο να δούμε εν συντομία τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων.



Οι ζώντες οργανισμοί, από τους πιο απλούς μέχρι τον άνθρωπο, έχουν ένα νευρικό σύστημα το οποίο είναι υπεύθυνο για μια πλειάδα από διεργασίες, όπως είναι η επαφή με τον εξωτερικό κόσμο, η μάθηση, η μνήμη κτλ. Το νευρικό σύστημα των οργανισμών αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα τα οποία είναι εξειδικευμένα στις διεργασίες αυτές. Η κεντρική μονάδα του νευρικού συστήματος είναι ο εγκέφαλος, ο οποίος επίσης αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό εξειδικευμένων φυσικών κυττάρων, που λέγονται νευρώνες ή νευρόνια (neurons). Με τον όρο νευρώνας ορίζουμε το κύτταρο που αποτελεί δομικό μέρος και λειτουργική μονάδα του νευρικού συστήματος. Ο νευρώνας είναι η πιο μικρή ανεξάρτητη μονάδα του δικτύου, όπως λ.χ. το άτομο είναι η πιο μικρή μονάδα της ύλης [1].

Υπάρχουν διάφοροι τύποι νευρώνων, οι οποίοι διαφέρουν πολύ στη μορφή. Οι σημαντικότεροι είναι οι εξής [2]:

- Οι **αισθητήριοι νευρώνες**: συμμετέχουν στη λήψη ερεθισμάτων από το περιβάλλον, μεταφέροντας τις πληροφορίες από τα αισθητήρια όργανα στο κεντρικό νευρικό σύστημα.
- Οι **ενδιάμεσοι ή συνδετικοί νευρώνες**: στο εσωτερικό του κεντρικού συστήματος, ενσωματώνουν τις πληροφορίες που παρέχουν οι αισθητήριοι νευρώνες και τις μεταδίδουν στους κινητικούς νευρώνες.
- Οι **κινητικοί νευρώνες**: μεταφέρουν τα μηνύματα στα δραστικά κύτταρα.



Σχήμα 2.1: Δομή τυπικού βιολογικού νευρονίου

Οι νευρώνες αποτελούνται από (Σχήμα 2.1) [2]:

- Το **Σώμα**, το μεγαλύτερο κεντρικό τμήμα του κυττάρου μεταξύ των δενδριτών και του νευράξονα.
- Τον **Νευράξονα**, που ονομάζεται και νευρίτης ή απλά άξονας, μια λεπτή ίνα που μεταφέρει τα νευρικά σήματα και μπορεί να είναι μέχρι και δεκάδες χιλιάδες φορές μεγαλύτερη σε μήκος από τη διάμετρο του σώματος. Κάθε νευρώνας διαθέτει μόνο ένα άξονα, αλλά αυτός ο άξονας μπορεί να διακλαδίζεται έντονα, με αποτέλεσμα να επιτυγχάνεται η επικοινωνία με πολλά κύτταρα-στόχους.
- Τους **Δενδρίτες**, σχετικά κοντές διακλαδιζόμενες κυτταρικές προεξοχές.
- Τις **Συνάψεις**, με τις οποίες επικοινωνούν οι νευρώνες μεταξύ τους και είναι σημεία ένωσης μεταξύ διακλαδώσεων του άξονα ενός νευρώνα και των δενδριτών από άλλους νευρώνες.

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 στη συνέχεια μεταδίδεται στους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται η έξοδός του [3]. Συγκεκριμένα, ο κάθε νευρώνας έχει πολλούς δενδρίτες με πολλές διακλαδώσεις. Αυτές οι δομές αποτελούν το δίκτυο με το οποίο ο νευρώνας λαμβάνει σήματα από άλλα κύτταρα. Τα σήματα φτάνουν στους δενδρίτες του κάθε νευρικού κυττάρου από νευρίτες (έναν ή περισσότερους) άλλων νευρικών κυττάρων. Με τον τρόπο αυτό συνδέονται, διακλαδίζονται και συνεργάζονται μεταξύ τους τα νευρικά κύτταρα, κατά ομάδες, για να επιτελέσουν το σκοπό για τον οποίο κατασκευάστηκαν, τη διάδοση των ερεθισμάτων από την περιφέρεια προς το κέντρο (εγκέφαλο) και το αντίστροφο. Οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω των συναπτικών συνδέσεων. Η επικοινωνία τους επιτυγχάνεται με χημικό τρόπο με την ταχύτατη έκκριση μορίων νευροδιαβιβαστών. Το προ-συναπτικό νευρωνικό κύτταρο (αυτό που απελευθερώνει το νευροδιαβιβαστή) μπορεί να επάγει στο μετα-συναπτικό κύτταρο (το οποίο λαμβάνει το νευροδιαβιβαστή) μια ηλεκτρική διέγερση που θα διαβιβαστεί στο αξονικό λοφίδιο ώστε να δημιουργηθεί ένα δυναμικό ενέργειας το οποίο μετά θα διαβιβαστεί ως ηλεκτρική διέγερση κατά μήκος του νευράξονα. Οι νευροδιαβιβαστές γενικά μπορεί είτε να προκαλέσουν διέγερση είτε να εμποδίσουν τη διέγερση του κυττάρου-στόχου [2].

Οι σημαντικές ιδιότητες των βιολογικών συστημάτων όπως η προσαρμοστικότητα η ικανότητα αναγνώρισης από τα συμφοραζόμενα, η ανοχή στα λάθη, η μεγάλη χωρητικότητα μνήμης, η ικανότητα επεξεργασίας βιολογικών πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο μας κατευθύνουν στη μελέτη και την προσπάθεια προσομοίωσης αυτών των βιολογικών αρχιτεκτονικών [3].

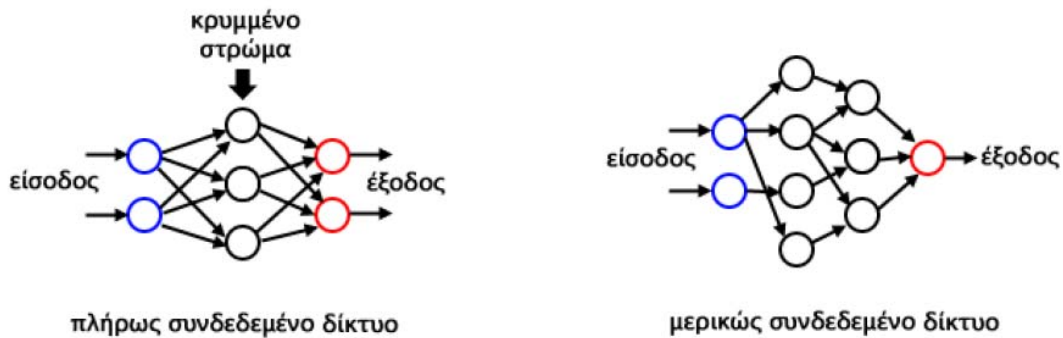
## 2.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks-ANN) μιμούνται την κατανομημένη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, εξ' ου και το όνομά τους. Είναι αρχιτεκτονικές δομές -δίκτυα- αποτελούμενες από πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων (μη γραμμικών επεξεργαστών ειδικού τύπου) οι οποίοι καλούνται τεχνητοί νευρώνες ή νευρόνια. Τα νευρόνια ελέγχονται από προσαρμοζόμενες παραμέτρους και είναι ικανά 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 [4].

Η συνολική λειτουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθορίζεται από [5]:

- Την τοπολογία του δικτύου
- Τα χαρακτηριστικά των νευρώνων
- Τη μέθοδο εκπαίδευσης
- Τα δεδομένα με τα οποία γίνεται η εκπαίδευση

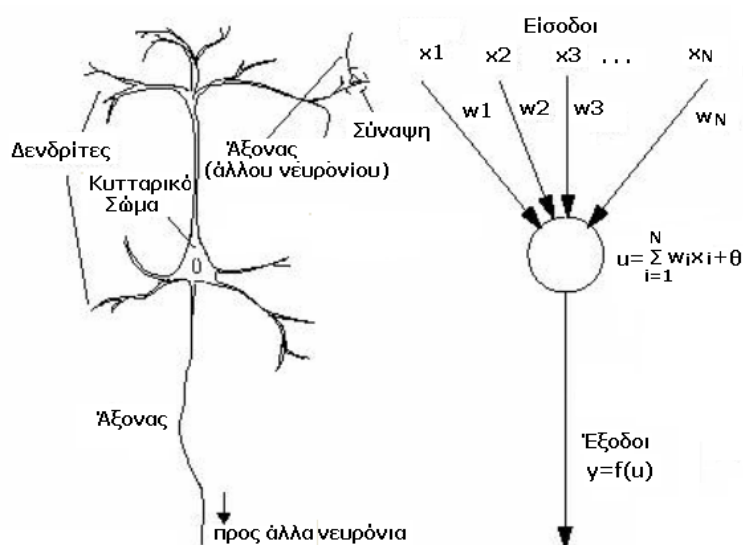
Κάθε τεχνητός νευρώνας χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους και υλοποιεί τοπικά έναν απλό υπολογισμό. Επειδή οι νευρώνες λειτουργούν παράλληλα και ο αριθμός τους είναι πολύ μεγάλος τα ΤΝΔ αποτελούν χαρακτηριστικό παράδειγμα μαζικά παράλληλου υπολογισμού. Οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε *επίπεδα ή στρώματα*. Έχουμε το στρώμα εισόδου το οποίο δέχεται τις τιμές από τα δεδομένα εισόδου και το στρώμα εξόδου που δίνει την απόκριση του συστήματος. Ενδιάμεσα υπάρχουν ένα ή περισσότερα επίπεδα που δεν έχουν συνδέσεις με τον εξωτερικό κόσμο και λέμε ότι είναι κρυμμένα ή εσωτερικά (hidden layers). Οι νευρώνες των διαφόρων στρωμάτων μπορεί να είναι πλήρως συνδεδεμένοι (δηλ. κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος) ή μερικώς συνδεδεμένοι, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.2.



Σχήμα 2.2: Πλήρως και μερικώς συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο [6]

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 λειτουργικότητά του. Τα βάρη του ΤΝΔ ανανεώνονται μέσω μίας διαδικασίας μάθησης (εκπαίδευσης), η οποία πραγματοποιείται με την ελαχιστοποίηση κάποιας συνάρτησης κόστους (σφάλματος). Οι βέλτιστες τιμές των βαρών αποθηκεύονται (ως δυνάμεις των διασυνδέσεων μεταξύ των νευρονίων) και χρησιμοποιούνται κατά την εκτέλεση της εργασίας για την οποία προορίζεται το ΤΝΔ. Η έξοδος κάθε μονάδας καθορίζεται από τον τύπο της, τη διασύνδεσή της με τις υπόλοιπες μονάδες και πιθανώς κάποιες εξωτερικές εισόδους. Πέρα από μια πιθανή δεδομένη εκ κατασκευής λειτουργική ικανότητα ενός δικτύου, συνήθως ένα δίκτυο αναπτύσσει μια συνολική λειτουργικότητα μέσω της εκπαίδευσης.

Σε πλήρη αντιστοιχία με το απλοποιημένο μοντέλο του βιολογικού νευρώνα που αναφέρθηκε παραπάνω αναπτύχθηκε το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα. Η αντιστοίχιση των μερών του βιολογικού νευρώνα με αυτά του τεχνητού φαίνεται στο Σχήμα 2.3. Έτσι, οι δενδρίτες του βιολογικού νευρώνα αντιστοιχούν στις εισόδους τους τεχνητού, ο νευροάξονας στην έξοδο, οι συνάψεις στα βάρη των εισόδων και το σώμα στη συνάρτηση ενεργοποίησης [5].



Σχήμα 2.3: Αντιστοιχία βιολογικού και τεχνητού νευρονίου

Το Σχήμα 2.3 δίνει το πιο απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να υπάρξει, δηλαδή αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα. Πιο περίπλοκα νευρωνικά δίκτυα δημιουργούνται από πολλούς νευρώνες οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους με μια συγκεκριμένη δομή. Καθόσον, η δομή τέτοιων δικτύων μπορεί να είναι πολύ περίπλοκη, ομιλούμε πλέον για αρχιτεκτονική δικτύων, πράγμα που αποτελεί ένα από τα καίρια θέματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Θεωρούμε τον τεχνητό νευρώνα του Σχήματος 2.3 με  $N$  εισόδους  $(x_1, x_2, x_3, \dots)$ , τα αντίστοιχα βάρη  $(w_1, w_2, w_3, \dots)$  που μας δείχνουν ακριβώς πόσο σημαντική είναι η συνεισφορά του συγκεκριμένου σήματος στη διαμόρφωση της δομής του δικτύου για τους δύο νευρώνες τους οποίους συνδέει και μία έξοδο  $y$ . Ο υπολογισμός που επιτελεί ένας νευρώνας διακρίνεται σε δύο στάδια:

1. Ο υπολογισμός της ενεργοποίησης

$$u = \sum_{i=1}^N w_i x_i + \theta \quad (2.1)$$

όπου  $\theta$  η πόλωση του νευρώνα

2. Ο υπολογισμός της εξόδου  $y$  του νευρώνα γίνεται περνώντας την ενεργοποίηση μέσα από μια συνάρτηση ενεργοποίησης  $f: y=f(u)$ . Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι συνήθως μη γραμμική και στις περισσότερες περιπτώσεις σιγμοειδής, όπως θα δούμε σε επόμενη παράγραφο.

### 2.3 Νευρωνικά δίκτυα και H/Y

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, και έχουν την ικανότητα να επιτελούν μερικές εκατοντάδες εντολών που είναι πολύ γνωστές, όπως είναι οι αριθμητικές 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 επί μέρους 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 πώς λύνεται το πρόβλημα. Το νευρωνικό δίκτυο δεν σπάζει το πρόβλημα σε πολλά μικρά 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 2.1 [1].

**Πίνακας 2.1** Ομοιότητες και Διαφορές μεταξύ ΤΝΔ και Υπολογιστή

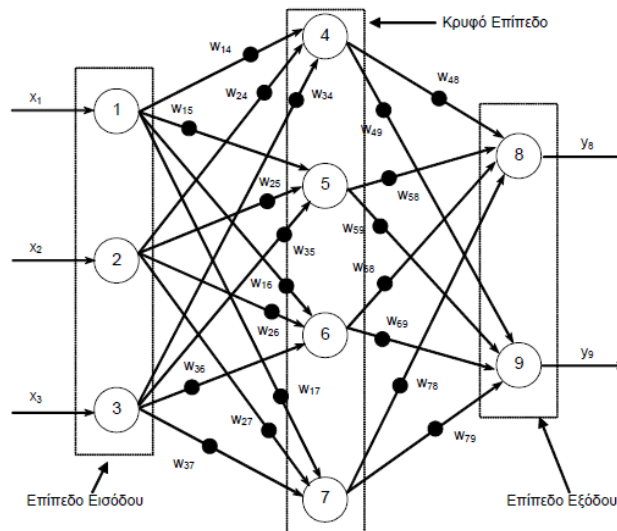
<b>Νευρωνικά Δίκτυα</b>	<b>Υπολογιστής</b>
Εργάζονται με σύγχρονο τρόπο λειτουργίας	Εργάζονται με ασύγχρονο τρόπο λειτουργίας
Παράλληλη επεξεργασία	Σειριακή επεξεργασία
Εκπαιδεύονται με παραδείγματα αλλάζοντας τα βάρη των συνδέσεών τους	Προγραμματίζονται με εντολές λογικού χαρακτήρα (if-then)
Η μνήμη, τα δίκτυα και οι μονάδες λειτουργίας συνυπάρχουν	Η μνήμη και η επεξεργασία πληροφορίας χωρίζονται
Ανοχή στα σφάλματα	Καμία ανοχή στα σφάλματα
Αυτοοργάνωση 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

#### **2.4 Κατηγοριοποίηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων**

Τα ΤΝΔ με βάση την επιθυμητή συμπεριφορά που θέλουμε να παρουσιάσουν διακρίνονται στις παρακάτω κατηγορίες [3]:

- **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.

- **Αυτοοργανούμενα (self-organized) δίκτυα:** Στην κατηγορία αυτή ανήκουν δίκτυα με ικανότητα μάθησης χωρίς επίβλεψη, τα οποία κατηγοριοποιούν την είσοδο σύμφωνα με κάποια κριτήρια ομοιότητας.



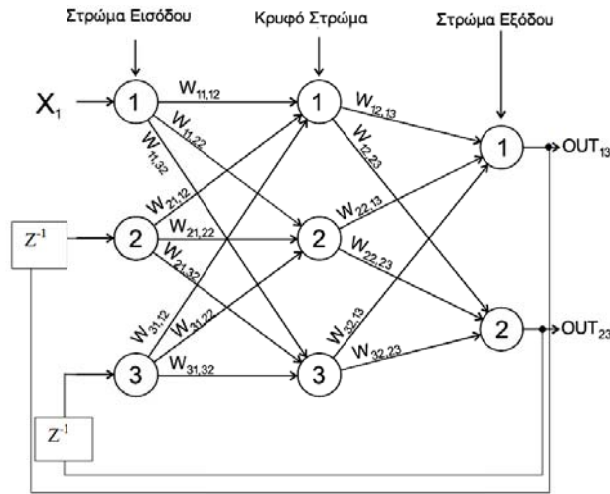
**Σχήμα 2.4:** Παράδειγμα δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης με 3 εισόδους, ενός κρυφού επιπέδου με 4 νευρώνες, 2 εξόδους (3-4-2) [7]

Θεωρώντας την τοπολογία και τη δομή των ΤΝΔ μπορούμε να τα διαχωρίσουμε ως εξής [3]:

- επαναληπτικά δίκτυα, δηλαδή με συνδέσεις ανάδρασης
- δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης
- δίκτυα με δομή επιπέδων ή ιεραρχική (πλήρως συνδεδεμένα ή μερικώς συνδεδεμένα)
- δίκτυα με ανταγωνιστικές συνδέσεις

Στα Σχήματα 2.4 και 2.5 παρουσιάζονται δύο παραδείγματα ΤΝΔ.



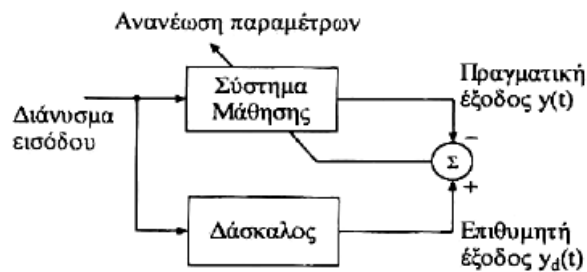


Σχήμα 2.5: Ανατροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο (1-3-2) [5]

Ένας βασικός διαχωρισμός των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ανάλογα με τον τρόπο μάθησης είναι [5]:

- **Μάθηση με επίβλεψη**

Το δίκτυο μάθησης με επίβλεψη είναι η βάση πολλών εφαρμογών τεχνητών νευρωνικών δικτύων (παραδείγματα αποτελούν το Perceptron, το Madaline, οι συναρτήσεις ακτινωτής βάσης, η μέθοδος κβάντισης του διανύσματος μάθησης και τα δίκτυα πολλών στρωμάτων με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος). Το κλειδί στη μάθηση με επίβλεψη είναι ότι μία γνωστή έξοδος συνδυάζεται με κάθε πρότυπο εισόδου. Ως εκ τούτου, η διαδικασία μάθησης μπορεί να αξιοποιήσει επαναληπτικά τη γνώση αυτή ως δάσκαλος ή επόπτης, για να διορθώσει το δίκτυο, όταν αυτό αποτυγχάνει να δώσει τη σωστή απάντηση σε μία κατάλληλη είσοδο (Σχήμα 2.6).



Σχήμα 2.6: Δομή της επιβλεπόμενης μάθησης [8]

Η εκμάθηση με επίβλεψη είναι μία προσέγγιση μάθησης μίας απεικόνισης του χώρου εισόδου  $n$  διαστάσεων στο χώρο εξόδου  $m$  διαστάσεων. Η απεικόνιση είναι μία συναρτησιακή προσέγγιση ανάμεσα στον χώρο εισόδου και εξόδου και δίνει τη δυνατότητα γενίκευσης στο δίκτυο, δηλαδή να δίνει σωστές εξόδους-απαντήσεις για πρότυπα εισόδου που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί πριν για την εκπαίδευσή του. Αυτή η δυνατότητα γενίκευσης είναι ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

- ***Μάθηση χωρίς επίβλεψη***

Παραδείγματα αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων με μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι η Adaptive Resonance Theory (ART) και ο αυτοοργανωνόμενος χάρτης χαρακτηριστικών (Self-Organized Feature Map-SOM). 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 δικτύου με μάθηση χωρίς επίβλεψη 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.

## **2.5 Ιστορική αναδρομή**

Η ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων πέρασε από πολλές φάσεις και εξελίξεις. Διακρίνοντας τρεις περιόδους παρατίθεται μια σύντομη ιστορική αναδρομή με τους κυριότερους σταθμούς [3].

### ***Πρώτη γενιά ΤΝΔ (δεκαετίες 1940-1960)***

- Mc Culloch-Pitts, 1943: μαθηματική αναπαράσταση νευρωνικών διεργασιών
- Rosenblatt, 1959: η έννοια του μονοστρωματικού νευρωνικού δικτύου ξεκίνησε σε ερευνητικό πρόγραμμα του πανεπιστημίου του Cornell. Αποτέλεσμα η έκδοση τεχνικής αναφοράς με την περιγραφή του Perceptron του Rosenblatt με στόχο την παρουσίαση της ικανότητας μάθησης ενός

προσαρμοζόμενου δικτύου με μεγάλο βαθμό διασύνδεσης και μη γραμμικές μονάδες

- Widrow, 1960: Η έρευνα για τα μοντέλα Adaline και Madaline (απλά ΤΝΔ με μία μοναδική μονάδα ή ένα μοναδικό στρώμα) έγινε παράλληλα με αυτή του Perceptron
- Minsky and Papert, 1969: με τις δυσοίονες προβλέψεις τους (που δεν επαληθεύτηκαν) λειτούργησαν ανασταλτικά στην εξέλιξη των νευρωνικών δικτύων με αποτέλεσμα την προσωρινή μείωση του ενδιαφέροντος

### ***Δεύτερη γενιά ΤΝΔ (δεκαετίες 1970-1980)***

Τα μειονεκτήματα του Perceptron ξεπεράστηκαν με την εισαγωγή πολυστρωματικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης και αντιστοίχων αλγορίθμων εκπαίδευσης, η επιτυχία των οποίων είναι θέμα διαρκούς έρευνας. Επίσης, αναπτύχθηκαν νέες αρχιτεκτονικές διασύνδεσης όπως τα επαναληπτικά δίκτυα.

- 1976: ανταγωνιστική μάθηση, δίκτυα αυτοοργάνωσης από Grossberg (μοντέλο ART) και Kohonen (μοντέλο SOFM)
- 1985: πολυεπίπεδο Perceptron (Multilayer Perceptron-MLP) και αλγόριθμος εκπαίδευσης οπίσθιας τροφοδότησης
- Δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function-RBF)
- 1982: Δίκτυο Hopfield (επαναληπτικό)
- 1987: Δίκτυο BAM (Bidirectional Associative Memory)

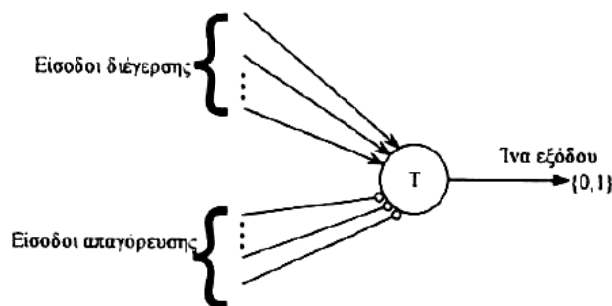
### ***Τρίτη γενιά ΤΝΔ (αυτή που διανύουμε τώρα)***

Σημεία κλειδιά της περιόδου:

- Συστηματική εκτίμηση των δυνατοτήτων και περιορισμών των ΤΝΔ
- Εκτίμηση της γενικευτικής ικανότητας των ΤΝΔ
- Συνέργεια των ΤΝΔ με άλλες τεχνολογίες, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και ασαφής λογική
- Υλοποίηση αυτόνομων υπολογιστικών συστημάτων αφιερωμένων στην εκτέλεση μοντέλων ΤΝΔ (neuroprocessors)

### 2.5.1 Μοντέλο Mc Culloch-Pitts

Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts. Οι ίδιοι συγγραφείς προχώρησαν το 1947 σε πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων. Το πρότυπο αυτό περιέχει πολλά χαρακτηριστικά από τα μεταγενέστερα πρότυπα. Το μοντέλο των Mc Culloch-Pitts δεν είναι ένα πλήρες μοντέλο του νευρικού κυττάρου, αλλά μια απλή παρουσίαση δύο καταστάσεων της λογικής διαδικασίας που λαβαίνει χώρα σ' αυτό. Το βασικό μοντέλο νευρονίου των Mc Culloch και Pitts έχει τη μορφή του Σχήματος 2.7 [4].

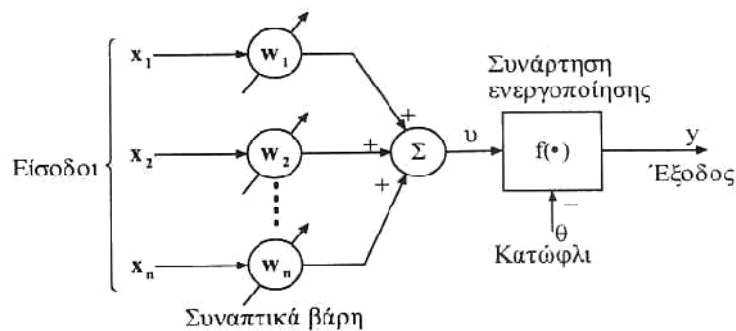


Σχήμα 2.7: Μοντέλο νευρονίου Mc Culloch-Pitts

Ο νευρώνας θεωρείται ότι μπορεί να έχει δύο μόνον καταστάσεις. Μπορεί να δέχεται πολλές εισόδους αλλά δίνει μία μόνον έξοδο. Οι έξοδοι από διαφορετικούς νευρώνες δεν επιτρέπεται να ενώνονται, αλλά πρέπει υποχρεωτικά να οδηγούν σε είσοδο άλλου νευρώνα. Οι απολήξεις των νευρώνων είναι δύο ειδών: διεγερτικές και ανασταλτικές. Οι εισοδοί διέγερσης που αναπαρίστανται με μια γραμμή, η οποία καταλήγει σε ένα βελάκι, τείνουν στο να διεγείρουν το κύτταρο κατά αυξανόμενο τρόπο μέχρι την τελική διέγερση. Οι απαγορευτικές εισοδοί αναπαρίστανται από μια γραμμή η οποία καταλήγει σε ένα μικρό κύκλο. Οι εισοδοί αυτές είναι ικανές να απαγορεύσουν εντελώς τη διέγερση του κυττάρου.

### 2.5.2 Το βασικό μοντέλο τεχνητού νευρονίου

Το μοντέλο αυτό στηρίζεται στο μοντέλο Mc Culloch-Pitts και έχει τη μορφή που παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.8 [4].



**Σχήμα 2.8:** Βασικό μοντέλο τεχνητού νευρονίου

Το νευρόνιο είναι η θεμελιακή μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας και αποτελείται από: ένα σύνολο κλάδων διασύνδεσης (συνάψεων), ένα κόμβο γραμμικής άθροισης, μια συνάρτηση ενεργοποίησης (μη γραμμικότητα).

Κάθε κλάδος διασύνδεσης έχει ένα βάρος το οποίο είναι θετικό εάν η σύναψη είναι διεγερτικού τύπου και αρνητικό εάν η σύναψη είναι απαγορευτικού ή αναχαιτιστικού τύπου. Ο κόμβος άθροισης αθροίζει τα σήματα εισόδου πολλαπλασιαζόμενα με τα αντίστοιχα βάρη των συνάψεων. Συνεπώς ο κόμβος άθροισης είναι μια μονάδα γραμμικού συνδυασμού. Τέλος, η συνάρτηση ενεργοποίησης περιορίζει το επιτρεπόμενο πλάτος του σήματος εξόδου σε κάποια πεπερασμένη τιμή (συνήθως στο κανονικοποιημένο διάστημα  $[0,1]$  ή εναλλακτικά, στο διάστημα  $[-1,1]$ ). Ως συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση λογικής κατωφλίου (όπως στο μοντέλο McCulloch και Pitts), η κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση ή η σιγμοειδής συνάρτηση. Το μοντέλο του νευρονίου περιέχει επίσης ένα κατώφλι  $\theta$  που εφαρμόζεται εξωτερικά και πρακτικά υποβιβάζει την καθαρή είσοδο στη συνάρτηση ενεργοποίησης. Η καθαρή είσοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να αυξηθεί αν χρησιμοποιήσουμε όρο πόλωσης αρνητικό του κατωφλίου ( $-\theta$ ).

Το νευρόνιο περιγράφεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (2.2)$$

$$y = f(u - \theta), \theta > 0 \quad (2.3)$$

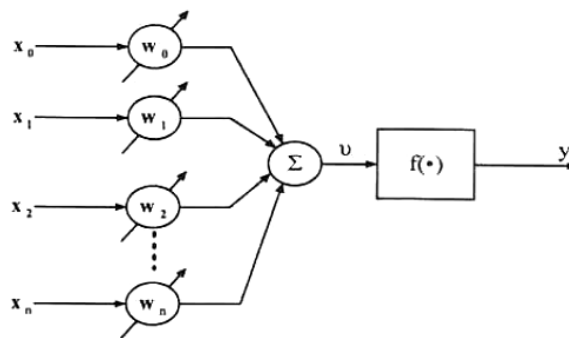
όπου  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) είναι τα σήματα εισόδου,  $w_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) τα συναπτικά βάρη του νευρονίου,  $u$  η είσοδος του γραμμικού συνδυαστή,  $\theta$  είναι το 'κατώφλι' ή πόλωση,  $f(u-\theta)$  είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και  $y$  το σήμα εξόδου του νευρονίου.

Θέτοντας  $x_0 = -1$  και  $w_0 = \theta$  οι εξισώσεις γράφονται:

$$u = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (2.4)$$

$$y = f(u) \quad (2.5)$$

και το μοντέλο του νευρονίου του Σχήματος 2.8 παίρνει τη μορφή του Σχήματος 2.9.



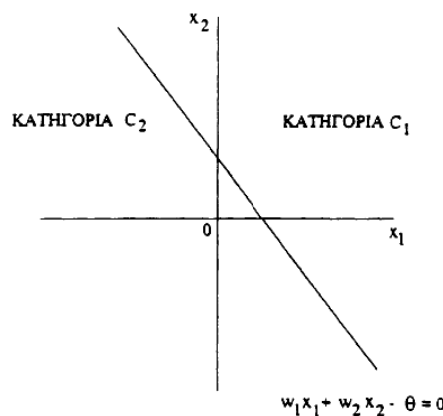
**Σχήμα 2.9:** Το βασικό μοντέλο του νευρονίου με την πόλωση συμπεριλαμβανόμενη στο σύνολο των κανονικών εισόδων

### 2.5.3 Το απλό Perceptron

Το Perceptron στην πιο απλή του μορφή αποτελείται από ένα απλό νευρώνα ο οποίος δέχεται εξωτερικές εισόδους μέσω συνδέσεων με βάρη και επιπλέον διεγείρεται από μια εξωτερική πόλωση σταθερής τιμής  $\theta$  όπως περιγράφηκε στη προηγούμενη παράγραφο. Το άθροισμα που προκύπτει από το γραμμικό αθροιστή περνά από τη βηματική συνάρτηση. Το Perceptron χρησιμοποιείται για ταξινόμηση προτύπων τα οποία πρέπει να είναι γραμμικά διαχωρίσιμα δηλαδή προτύπων τα οποία διαχωρίζονται από ένα υπερεπίπεδο. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που συνήθως χρησιμοποιείται για τον καθορισμό των παραμέτρων (βάρη και πόλωση) του δικτύου αυτού αναπτύχθηκε από τον Rosenblatt (1958). Ένα απλό Perceptron εκτελεί ταξινομήσεις προτύπων που ανήκουν σε μόνο δύο κατηγορίες. Για να είναι δυνατή η ταξινόμηση περισσότερων γραμμικά

διαχωρίσιμων κατηγοριών (κλάσεων), το στρώμα εξόδου χρειάζεται να έχει παραπάνω από ένα νευρόνια [4].

Σκοπός του Perceptron είναι να ταξινομήσει την είσοδο  $x=(x_1,x_2\dots x_n)^T$  σε μια από τις δύο κατηγορίες ( $C_1$  ή  $C_2$ ) δοθέντος ενός συνόλου προτύπων εκπαίδευσης  $X$ , το οποίο περιλαμβάνει ζεύγη της μορφής  $(x_i, C_i)$ , όπου  $C_i$  είναι η κατηγορία του προτύπου  $x_i$ . Ο κανόνας ταξινόμησης είναι να απονεμηθεί η είσοδος  $x$  στην κατηγορία  $C_1$ , αν η έξοδος  $y$  είναι +1 και στην κατηγορία  $C_2$ , αν είναι -1. Στην περίπτωση ενός στοιχειώδους Perceptron, υπάρχουν δύο περιοχές απόφασης διαχωριζόμενες από ένα υπερεπίπεδο.



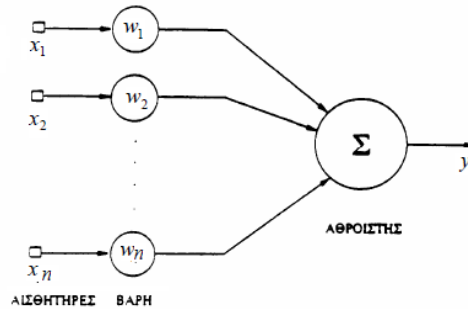
**Σχήμα 2.10:** Γραμμική διαχωρισσιμότητα δύο διαστάσεων για πρόβλημα δύο κατηγοριών

Για την περίπτωση δύο μεταβλητών εισόδου  $x_1$  και  $x_2$ , το διαχωριστικό όριο παίρνει τη μορφή ευθείας γραμμής (Σχήμα 2.10). Ένα σημείο  $(x_1, x_2)$  το οποίο βρίσκεται άνω της διαχωριστικής ευθείας ανήκει στην κατηγορία  $C_1$ , ενώ ένα σημείο  $(x_1, x_2)$  το οποίο βρίσκεται κάτω της διαχωριστικής ευθείας ανήκει στην κατηγορία  $C_2$ . Η επίδραση της πόλωσης  $\theta$  είναι η παράλληλη μερική μετακίνηση του διαχωριστικού ορίου από την αρχική του θέση [3].

Ο Rosenblatt απέδειξε ότι αν τα πρότυπα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ανήκουν σε δύο γραμμικά διαχωρίσιμες κατηγορίες τότε ο αλγόριθμος εκπαίδευσης συγκλίνει σε τελικές τιμές παραμέτρων οι οποίες καθορίζουν τη θέση ενός υπερεπιπέδου που διαχωρίζει τα πρότυπα δύο κατηγοριών. Η απόδειξη αυτή είναι γνωστή ως θεώρημα σύγκλισης του Perceptron.

## 2.5.4 Μετάβαση από το απλό Perceptron στο πολυεπίπεδο

### 2.5.4.1 Γραμμικός νευρώνας κατά Wiener-Hopf



Σχήμα 2.11: Γραμμικός νευρώνας

Στη συνέχεια εξετάζεται ένας απλός γραμμικός νευρώνας (Σχήμα 2.11) [3]. Η διαφορά του από το απλό Perceptron είναι ότι δεν υπάρχει βηματική συνάρτηση κατωφλίου στην έξοδο του νευρώνα.

Απαιτείται να βρούμε το βέλτιστο σύνολο βαρών ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ) ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά ανάμεσα στην έξοδο του συστήματος  $y$  και σε μια επιθυμητή έξοδο  $d$  (δηλαδή το σφάλμα  $e=d-y$ ), με βάση τη μέση τετραγωνική απόσταση ( $J=1/2E[e^2]$ , με  $E$  τον τελεστή της στατιστικής αναμενόμενη τιμής). Η λύση σε αυτό το βασικό πρόβλημα παρέχεται από ένα σύστημα εξισώσεων γνωστών ως Wiener-Hopf και το φίλτρο το οποίο ικανοποιούν τα βάρη αυτά λέγεται φίλτρο Wiener.

Οι Wiener-Hopf βρήκαν ότι τα βέλτιστα βάρη του γραμμικού νευρώνα ορίζονται από το σύνολο εξισώσεων ( $w_{ok}$  η βέλτιστη τιμή του βάρους  $w_k$ ):

$$r_{dx}(k) = \sum_{j=1}^n w_{oj} \cdot r_x(j, k) \quad \text{για } k = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

όπου  $r_{dx}(k)$  είναι η συνάρτηση συσχέτισης ανάμεσα στην επιθυμητή απόκριση  $d$  και στο σήμα της εισόδου  $x_k$  και  $r_x(j, k)$  η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης του συνόλου των σημάτων εισόδου.

Για να λύσουμε τις εξισώσεις των Wiener-Hopf, πρέπει να υπολογίσουμε τον αντίστροφο ενός πίνακα διαστάσεων  $n$  επί  $n$  που περιέχει τις διαφορετικές τιμές της συνάρτησης



αυτοσυσχέτισης  $r_x(j,k)$  για  $j,k=1,2,\dots,n$ . Η αντιστροφή αυτού του πίνακα μπορεί να αποφευχθεί με τη χρήση της **μεθόδου της απότομης καθόδου** (steepest descent). Σύμφωνα με αυτήν τη μέθοδο τα βάρη μεταβάλλονται χρονικά σε βήματα και οι τιμές τους ρυθμίζονται με επαναληπτικό τρόπο με βάση την κλίση της επιφάνειας σφάλματος (αναζητείται συνεχώς το ελάχιστο σημείο της επιφάνειας σφάλματος) έτσι, ώστε σταδιακά να μετακινηθούν προς τη βέλτιστη λύση. Έτσι η μεταβολή στο βάρος  $w_k(n)$  στην επανάληψη  $n$  είναι:

$$\Delta w_k(n) = -\eta \cdot \nabla_{w_k} J(n) \quad \text{για } k = 1, 2, \dots, p \quad (2.7)$$

όπου  $\eta$  είναι μια θετική σταθερά που λέγεται **ρυθμός μάθησης**. Με δεδομένη την προηγούμενη τιμή του βάρους  $w_k(n)$  στην επανάληψη  $n$ , υπολογίζεται η καινούρια τιμή στην επόμενη επανάληψη  $n+1$ :

$$w_k(n+1) = w_k(n) + \Delta w_k(n) = w_k(n) - \eta \cdot \nabla_{w_k} J(n) \quad \text{για } k = 1, 2, \dots, p \quad (2.8)$$

Η μέθοδος της απότομης καθόδου είναι ακριβής με την έννοια ότι δεν έχουν γίνει προσεγγίσεις αλλά ένας περιορισμός είναι η απαίτησή της οι συσχετιστικές συναρτήσεις  $r_{dx}(k)$  και  $r_x(j,k)$  να είναι γνωστές. Όταν ο νευρώνας λειτουργεί σε άγνωστο περιβάλλον, αυτές οι συσχετιστικές συναρτήσεις δεν είναι γνωστές, οπότε αναγκάζομαστε να χρησιμοποιήσουμε προσεγγίσεις στη θέση τους. Ο **αλγόριθμος των ελαχίστων μέσων τετραγώνων (EMT)** ή **κανόνας δέλτα** αποτελεί έναν απλό, αλλά αποτελεσματικό τρόπο για να κάνουμε αυτές τις προσεγγίσεις.

#### 2.5.4.2 Μηχανή Adaline

Το 1960 οι Widrow και Hoff εμπνεύστηκαν τη μηχανή Adaline (Adaptive Linear Element), η οποία είναι μία μηχανή προσαρμοζόμενης ταξινόμησης προτύπων που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο EMT για την εκπαίδευση της. Η αρχιτεκτονική είναι όμοια με το Perceptron του Rosenblatt. Ο στόχος της διαδικασίας μάθησης στην Adaline διατυπώνεται ως εξής: με δεδομένο ένα σύνολο προτύπων εισόδου με αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους, βρίσκονται οι βέλτιστες τιμές βαρών και κατωφλίου  $\theta$ , ώστε να ελαχιστοποιηθεί η πραγματική μέση τετραγωνική τιμή του σφάλματος.

Από τη διαμόρφωση του πιο απλού νευρωνικού δικτύου, του Perceptron, και των δύο μετατροπών του, δηλαδή του γραμμικού νευρώνα κατά Wiener-Hopf και του Adaline Widrow και Hoff, προέκυψε στη συνέχεια το πολυεπίπεδο Perceptron, το οποίο είναι

ουσιαστικά το κλασικό πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (που δηλαδή τροφοδοτείται από μπροστινές εισόδους μόνο). Η επίλυση του τελευταίου γίνεται βασικά με τον αλγόριθμο οπισθοδρομικής διάδοσης σφάλματος που βασίζεται στον κανόνα διόρθωσης σφάλματος και αποτελεί μία γενίκευση της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων [5].

### 2.5.5 Πολυεπίπεδο Perceptron

Το πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα (Multilayer Perceptron-MLP) πρόσθιας τροφοδότησης χρησιμοποιούνται σε ποικίλες εφαρμογές, στις οποίες εκπαιδεύονται βάσει του *αλγόριθμου της οπισθοδρομικής (ή ανάστροφης) διάδοσης σφάλματος (Error Back-Propagation)* που είναι η πιο συχνά συναντώμενη τεχνική σχεδόν σε όλες τις εφαρμογές που χρησιμοποιούνται σήμερα.

Ένα πολυεπίπεδο Perceptron έχει κυρίως δύο χαρακτηριστικά [5]:

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.

## 2.6 Ο αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος

Ο αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος (Back-Propagation BP) αποτελεί επέκταση του κανόνα δέλτα του απλού Perceptron. Η επέκταση συνίσταται στη χρήση της πραγματικής εξόδου κάθε νευρονίου μετά την εφαρμογή της συνάρτησης ενεργοποίησης (η οποία είναι συνεχής) [4]. Η μέθοδος αυτή είναι εποπτευόμενη, καθότι πάντοτε δίδεται ο στόχος που πρέπει το δίκτυο να έχει ως έξοδο. Η διαδικασία εκπαίδευσης συνίσταται από δύο περάσματα σε όλα τα επίπεδα (στρώματα) του δικτύου που καλούνται ευθύ και ανάστροφο πέραςμα και για τα οποία θα αναφερθούμε πιο αναλυτικά παρακάτω. Η δομή του δικτύου πρέπει να περιέχει τουλάχιστον ένα κρυμμένο επίπεδο.

Έστω ότι έχουμε ένα σύνολο εκπαίδευσης (training set) που αποτελείται από  $N$  ζεύγη της μορφής  $[\vec{x}, \vec{d}]$ , όπου  $\vec{x}$  το διάνυσμα εισόδου (πρότυπο) και  $\vec{d}$  το διάνυσμα των επιθυμητών εξόδων όταν εφαρμοσθεί σαν είσοδος το πρότυπο  $\vec{x}$  [3].

Το σφάλμα στην έξοδο του τυχαίου νευρώνα  $j$ , ο οποίος είναι κόμβος εξόδου, για την  $n$ -ιοστή επανάληψη όπου και εφαρμόζεται η είσοδος  $\vec{x}(n), \{n=1, \dots, N\}$  δίνεται από τον τύπο:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (2.9)$$

όπου  $d_j$  και  $y_j$  η επιθυμητή και η πραγματική έξοδος αντίστοιχα του νευρώνα  $j$  όταν εφαρμόζεται η  $\vec{x}(n)$ .

Η στιγμιαία τιμή του τετραγωνικού σφάλματος για τον νευρώνα  $j$  ορίζεται ως  $\frac{1}{2} e_j^2(n)$  και το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων όλων των νευρώνων εξόδου για την επανάληψη  $n$  δίδεται από τη σχέση:

$$G(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (2.10)$$

όπου  $C$  το σύνολο των νευρώνων.

Επιπρόσθετα ορίζουμε τη μέση τιμή των σφαλμάτων για όλα τα  $N$  πρότυπα ως εξής:

$$G_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N G(n) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (2.11)$$

Τα  $G$  και  $G_{av}$  εξαρτώνται από τις ελεύθερες παραμέτρους του δικτύου δηλαδή τα βάρη μεταξύ των συνδέσεων και τις πολώσεις. Σκοπός της διαδικασίας εκπαίδευσης είναι η ελαχιστοποίηση της μέσης τιμής των σφαλμάτων  $G_{av}$ , με την ανάλογη προσαρμογή των ελευθέρων παραμέτρων του δικτύου. Για να επιτευχθεί αυτό τα βάρη ενημερώνονται μετά το πέρασμα κάθε προτύπου, σύμφωνα με τα σφάλματα που παρουσιάζονται κατά την εισαγωγή του αντίστοιχου προτύπου στο δίκτυο. Ουσιαστικά η μέση τιμή των μεταβολών όλων των βαρών είναι μια προσεκτική εκτίμηση της πραγματικής μεταβολής των βαρών, που προκύπτει από τη διαδικασία ελαχιστοποίησης του  $G_{av}$ . Η παρουσίαση όλων των προτύπων στο ΤΝΔ κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης απαρτίζει μια εποχή.

Ο νευρώνας εξόδου  $j$  τροφοδοτείται από τα σήματα εξόδου όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου. Οπότε το σήμα  $u_j(n)$  δίνεται από τη σχέση:

$$u_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ji}(n) y_i(n) \quad (2.12)$$

όπου  $p$  είναι το σύνολο όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου και  $y_i$  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 επανάληψη  $n$  θα δίνεται από τη σχέση:

$$y_j(n) = \phi(u_j(n)) \quad (2.13)$$

Ο αλγόριθμος προβαίνει σε κάθε επανάληψη σε μια διόρθωση  $\Delta w_{ji}(n)$  στο βάρος  $w_{ji}(n)$

η οποία είναι ανάλογη της κλίσης  $\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)}$ .

Βάσει του γνωστού κανόνα της αλυσίδας η μερική αυτή παράγωγος παίρνει την μορφή:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (2.14)$$

Διαφορίζοντας ως προς  $e_j(n)$  τα δύο μέλη της (2.10) παίρνουμε:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (2.15)$$

Διαφορίζοντας ως προς  $y_j(n)$  τα δύο μέλη της (2.9):

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1 \quad (2.16)$$

Διαφορίζοντας ως προς  $u_j(n)$  από την (2.13):

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = \phi'(u_j(n)) \quad (2.17)$$

Διαφορίζοντας ως προς  $w_{ji}(n)$  από την (2.12):

$$\frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \quad (2.18)$$

Αντικαθιστώντας τις σχέσεις (2.15)-(2.18) στην (2.14) και στη συνέχεια στον **κανόνα δέλτα**:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (2.19)$$

παίρνουμε τελικά την παρακάτω σχέση για τη διόρθωση των βαρών:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (2.20)$$

όπου η τοπική κλίση  $\delta_j(n)$  ορίζεται ως:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) \phi'(u_j(n)) \quad (2.21)$$

Ο πιο σημαντικός παράγοντας από τον οποίο εξαρτάται η αναπροσαρμογή των βαρών  $\Delta w_{ji}(n)$  είναι το σφάλμα  $e_j(n)$  στον νευρώνα  $j$ . Διαχωρίζουμε επομένως δύο περιπτώσεις:

α) Ο νευρώνας  $j$  αποτελεί κόμβο εξόδου:

Αφού τότε η επιθυμητή έξοδος του νευρώνα είναι γνωστή, υπολογίζεται απλά το σήμα σφάλματος.

β) Ο νευρώνας αποτελεί εσωτερικό κόμβο του νευρωνικού δικτύου:

Τότε τα σφάλματα εξόδου του δικτύου επηρεάζονται έμμεσα από αυτόν. Ο τρόπος λοιπόν με τον οποίο συνυπολογίζουμε τη συμμετοχή των εσωτερικών κόμβων ενός δικτύου στο προκύπτον σφάλμα εξόδου, λέγεται **αντίστροφη προώθηση των σημάτων σφάλματος διαμέσου του δικτύου** και περιγράφεται παρακάτω.

Το σήμα σφάλματος καθορίζεται αναδρομικά σε σχέση με τα σφάλματα όλων των νευρώνων με τους οποίους αυτός συνδέεται απευθείας αυξάνοντας σημαντικά την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου. Συγκεκριμένα, για τον νευρώνα  $i$  του πρώτου κρυμμένου επιπέδου (από το επίπεδο εξόδου) η διόρθωση  $\Delta w_{il}(n)$  δίνεται με βάση τον κανόνα δέλτα από την ακόλουθη σχέση:

$$\Delta w_{il}(n) = -\eta \frac{\partial G(n)}{\partial w_{il}(n)} = -\eta \frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} \frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} \frac{\partial u_i(n)}{\partial w_{il}(n)} \quad (2.22)$$

Ορίζεται η τοπική κλίση  $\delta_i(n)$  για τον νευρώνα  $i$ :

$$\delta_i(n) = \frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} \frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} \quad (2.23)$$

Με βάση τη σχέση (2.10) προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} = \sum_j e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_i(n)} = \sum_j e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial u_j(n)} \frac{\partial u_j(n)}{\partial y_i(n)} \quad (2.24)$$

Από αντικατάσταση της (2.13) στην (2.9) και παραγωγή της τελευταίας ως προς  $u_j(n)$  βρίσκεται ότι:

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial u_j(n)} = -\phi'(u_j(n)) \quad (2.25)$$

Με παραγωγή της (2.12) ως προς  $y_j(n)$  προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial u_j(n)}{\partial y_i(n)} = w_{ji}(n) \quad (2.26)$$

Από αντικατάσταση των (2.21), (2.25) και (2.26) στην (2.24), η τελευταία διαμορφώνεται ως εξής:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} = -\sum_j e_j(n) \cdot \phi'(u_j(n)) \cdot w_{ji}(n) = -\sum_j \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n) \quad (2.27)$$

Για το νευρώνα  $i$  αυτού του κρυμμένου επιπέδου ισχύουν τα εξής:

$$y_i(n) = \phi_i(u_i(n)) \quad (2.28)$$

$$u_i(n) = \sum_{l=0}^q w_{il}(n) y_l(n) \quad (2.29)$$

όπου  $q$  είναι το σύνολο όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου και  $y_l$  η έξοδος του  $l$ -ιστού νευρώνα του προηγούμενου επιπέδου.

Με παραγωγή των τελευταίων σχέσεων ως προς  $u_i(n)$  και ως προς  $w_{il}(n)$  αντίστοιχα προκύπτουν ότι:

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} = \phi'(u_i(n)) \quad (2.30)$$

$$\frac{\partial u_i(n)}{\partial w_{il}(n)} = y_l(n) \quad (2.31)$$

Με χρήση των (2.27), (2.30) και (2.31) η (2.23) διαμορφώνεται ως εξής:

$$\delta_i(n) = \phi'(u_i(n)) \cdot \sum_j \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n) \quad (2.32)$$

Δηλαδή η κλίση  $\delta_i(n)$  εξαρτάται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης μόνο του νευρώνα  $i$  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.

Με βάση τις (2.22) και (2.30)-(2.32), η διόρθωση υπολογίζεται από τη σχέση:

$$\Delta w_{il}(n) = \eta \cdot \delta_i(n) \cdot y_l(n) \quad (2.33)$$

Σε κάθε περίπτωση η διόρθωση του βάρους που συνδέει τον νευρώνα  $i$  με τον νευρώνα  $j$  του επόμενου επιπέδου μετά από την εφαρμογή στην είσοδο του  $n$ -οστού προτύπου εκπαίδευσης δίνεται από τη σχέση  $\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n)$  (2.20), όπου η τοπική κλίση  $\delta$  εξαρτάται από το αν ο νευρώνας  $j$  είναι νευρώνας εξόδου (τότε

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) \phi'(u_j(n)) \quad (2.21)) \text{ ή ανήκει σε κρυμμένο επίπεδο}$$

(τότε  $\delta_i(n) = \phi'(u_i(n)) \cdot \sum_j \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n)$  (2.32)).

Κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος (back-propagation) αρχικά αρχικοποιούνται τα βάρη και οι πολώσεις σε μικρές τυχαίες τιμές στο διάστημα  $[-1,1]$ . Ακολουθούν δύο είδη περασμάτων όσον αφορά την εκτέλεση των υπολογισμών: το πέρασμα ορθής φοράς (forward pass) και το πέρασμα αντίστροφης φοράς (reverse pass).

Στη διαδικασία του ευθέως περάσματος όλα τα βάρη των συνδέσεων παραμένουν αναλλοίωτα και υπολογίζονται οι έξοδοι όλων των νευρώνων. Το σήμα εξόδου του εκάστοτε νευρώνα υπολογίζεται από τις σχέσεις (2.28) και (2.29), εκτός της περίπτωσης που ανήκει στο πρώτο επίπεδο, για την οποία ισχύει:

$$y_k(n) = x_k(n) \quad (2.34)$$

όπου ο δείκτης  $k$  αναφέρεται στην  $k$ -ιοστή είσοδο του διανύσματος εισόδου  $\vec{x}$ .

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 (2.9).

Αντίθετα, το αντίστροφο πέρασμα 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. Ακολουθώντας, μέσω αυτών των τοπικών κλίσεων υπολογίζονται οι τοπικές κλίσεις των νευρώνων του προτελευταίου επιπέδου και ούτως καθεξής για τα υπόλοιπα επίπεδα, ώσπου να καταλήξει στο πρώτο επίπεδο του δικτύου. Η διαδικασία αυτή των δύο περασμάτων εκτελείται για κάθε πρότυπο του συνόλου εκπαίδευσης. Όταν εκτελεστεί για όλο το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης, τότε έχει πραγματοποιηθεί μία εποχή.

### 2.6.1 Προσθήκη όρου ορμής

Ο αλγόριθμος της οπίσθιας τροφοδότησης δίνει μια προσέγγιση της τροχιάς των βαρών, η οποία υπολογίζεται με τη λεγόμενη 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)  $\alpha$ , που ονομάζεται και σταθερά ορμής και είναι συνήθως θετικός αριθμός [3]:

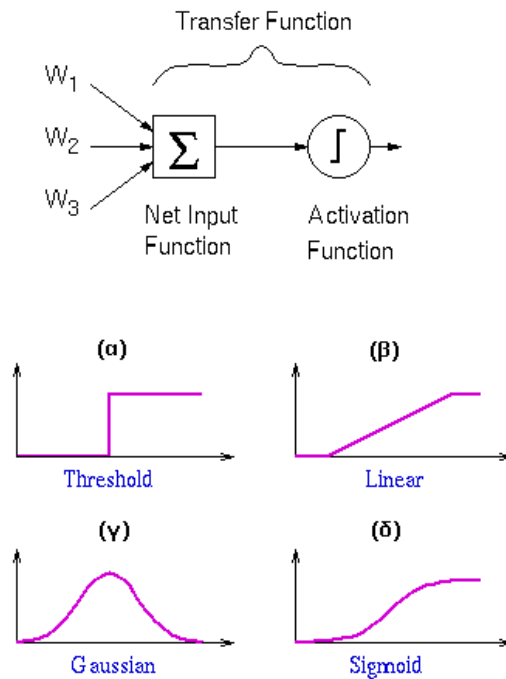
$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \cdot \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (2.35)$$

### 2.6.2 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. Συνήθεις περιπτώσεις συναρτήσεων που χρησιμοποιούνται σε πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.2 [5] και στο Σχήμα 2.12. Να σημειωθεί ότι ορισμένες από τις συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται (η βηματική, η αναρρίχησης, οι δυαδικές, η ανταγωνιστική) δε πληρούν το κριτήριο της συνέχειας και παραγωγισιμότητας. Η ευρύτερα χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής και μπορεί να οριστεί με πολλούς τρόπους με συνηθέστερους τη λογιστική ή την υπερβολική εφαπτομένη.

**Πίνακας 2.2:** Συναρτήσεις ενεργοποίησης τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Σιγμοειδής με πεδίο τιμών [0,1]:	Σιγμοειδής με πεδίο τιμών [-1,1]:	Γραμμική:
$\phi(x) = 1 / (1 + e^{-ax})$	$\phi(x) = \tanh(ax + b)$	$\phi(x) = ax + b$
Αναρρίχησης:	Βηματική:	Γκαουσιανή:
$\phi(x) = \begin{cases} \gamma, & x \geq \gamma \\ x, &  x  < \gamma \\ -\gamma, & x \leq -\gamma \end{cases}$	$\phi(x) = \begin{cases} a, & x \geq \gamma \\ b, & x < \gamma \end{cases}$	$\phi(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{v}\right)$



**Σχήμα 2.12:** Συναρτήσεις ενεργοποίησης τεχνητών νευρωνικών δικτύων  
 α) λογικής κατωφλίου β) γραμμική γ) γκαουσιανή δ) σιγμοειδής [9]

Γενικά προτείνεται η χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, ώστε να είναι δυνατή η επίλυση προβλημάτων μη γραμμικής συμπεριφοράς. Όμως σ' αυτήν την περίπτωση ενδέχεται να υπάρξει το πρόβλημα κορεσμού τιμών της συνάρτησης ενεργοποίησης. Το φαινόμενο του κορεσμού οφείλεται στη συμπίεση του διαστήματος ορισμού των διανυσμάτων εισόδου (που μπορεί να είναι σύνολο ή υποσύνολο του  $R$ ) σε ένα διάστημα πεπερασμένων διαστάσεων λόγω της χρήσης σιγμοειδών συναρτήσεων ενεργοποίησης. Ως παράδειγμα αναφέρεται η χρησιμοποίηση της υπερβολικής εφαπτομένης, της οποίας το πεδίο τιμών είναι  $[-1,1]$ , ενώ το σύνολο ορισμού είναι όλοι οι πραγματικοί. Από την αντίστοιχη γραφική παράσταση (Σχήμα 2.12) παρατηρείται ότι η μεταβλητή εισόδου συμπεριφέρεται έντονα μη γραμμικά για τιμές εκτός της περιοχής  $[-1,1]$ . Λύση σ' αυτό το πρόβλημα δίνει η κανονικοποίηση τιμών των μεταβλητών εισόδου, όπου η μεταβλητή εισόδου μετασχηματίζεται, ώστε να λαμβάνει τιμές από  $a$  ως  $b$ , π.χ. για την περίπτωση της υπερβολικής εφαπτομένης από  $-1$  ως  $1$ . Αυτό πραγματοποιείται βρίσκοντας ή ορίζοντας το ελάχιστο  $x_{min}$  και το μέγιστο  $x_{max}$  των τιμών της μεταβλητής εισόδου. Ο ορισμός 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:

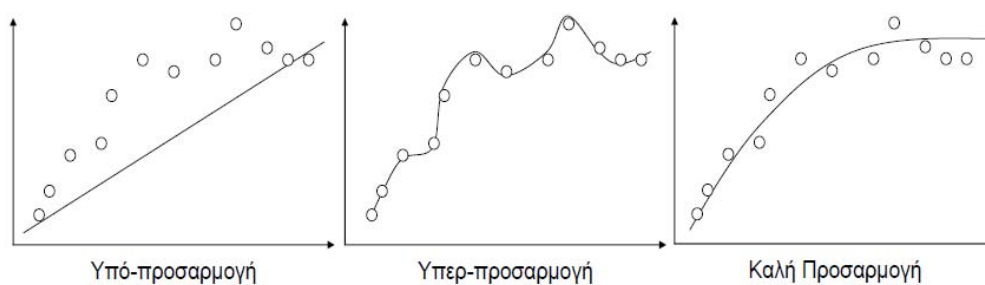
$$\hat{x} = a + \frac{b-a}{x_{\max} - x_{\min}}(x - x_{\min}) \quad (2.36)$$

Εναλλακτικά, η κάθε μεταβλητή εισόδου μπορεί να κανονικοποιηθεί μέσω της αντίστοιχης μέσης τιμής  $\mu$  και τυπικής απόκλισης  $\sigma$ , χωρίς όμως να εξασφαλίζεται η μη ύπαρξη τιμών στην έντονα μη γραμμική περιοχή της συνάρτησης ενεργοποίησης:

$$\hat{x} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.37)$$

### 2.6.3 Τρόποι εκπαίδευσης

Η διαδικασία εκπαίδευσης κατά τον αλγόριθμο οπισθοδρομικής διάδοσης σφάλματος πραγματοποιείται με την παρουσίαση και εφαρμογή στο νευρωνικό δίκτυο ενός συνόλου διανυσμάτων εκπαίδευσης. Η παρουσίαση όλων των προτύπων εκπαίδευσης μια φορά το καθένα στο δίκτυο ονομάζεται **εποχή (epoch)**. 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 [5]. Στο Σχήμα 2.13 παρουσιάζονται χαρακτηριστικά της εκπαίδευσης.



Σχήμα 2.13: Χαρακτηριστικά εκπαίδευσης [7]

Σε κάθε εποχή υπάρχει ο τυχαίος και ο σειριακός τρόπος παρουσίασης των προτύπων εκπαίδευσης [5]:

- **Εκπαίδευση ανά πρότυπο (stochastic training)**

Τα βάρη αναπροσαρμόζονται έπειτα από την παρουσίαση κάθε πρότυπου εκπαίδευσης στο δίκτυο. Έστω ότι υπάρχουν  $N$  πρότυπα εκπαίδευσης, τα οποία παρουσιάζονται στη διάρκεια μίας εποχής κατά τυχαίο τρόπο από μία φορά. Το πρώτο πρότυπο εφαρμόζεται στο δίκτυο και εκτελούνται τόσο το ευθύ, όσο και το ανάστροφο πέρασμα, με αποτέλεσμα να μεταβάλλονται τα βάρη. Στη συνέχεια παρουσιάζεται το δεύτερο πρότυπο και εκτελείται η ίδια διαδικασία που οδηγεί σε νέα μεταβολή των βαρών. Η εποχή τελειώνει με την παρουσίαση του  $N$ -οστού πρότυπου. Η μέση μεταβολή του βάρους  $w_{ji}$  για όλο το σύνολο των  $N$  προτύπων δίνεται από την ακόλουθη σχέση λαμβάνοντας υπ' όψιν τις (2.10) και (2.19):

$$\Delta \hat{w}_{ji}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta w_{ji}(n) = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N e_j(n) \frac{\partial e_i(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (2.38)$$

- **Εκπαίδευση ανά εποχή (batch mode)**

Τα βάρη ενημερώνονται έπειτα από την παρουσίαση στο δίκτυο όλου του συνόλου προτύπων της εποχής. Για μία τέτοια εποχή η μέση τιμή των τετραγωνικών σφαλμάτων ορίζεται μέσω της σχέσης (2.11). 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. Αν η ενημέρωση των βαρών γίνεται με βάση τον κανόνα δέλτα, τότε ισχύει ότι:

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ji}} = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial w_{ji}} \quad (2.39)$$

Αν συγκριθούν οι δύο βασικοί τρόποι εκπαίδευσης, τα βάρη μεταβάλλονται διαφορετικά. Ουσιαστικά το  $\Delta \hat{w}_{ji}$  της εκπαίδευσης ανά πρότυπο προσεγγίζει το  $\Delta w_{ji}$  της εκπαίδευσης ανά εποχή. Πρακτικά προτιμάται η μέθοδος της εκπαίδευσης ανά πρότυπο, καθώς ενισχύει τον στοχαστικό χαρακτήρα της μάθησης και είναι πιο ικανή στην αποτροπή παγίδευσης του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα, έχει ωστόσο το μειονέκτημα των

συνεχών και μη αμελητέων ταλαντώσεων των σφαλμάτων εκπαίδευσης και αξιολόγησης, ώσπου να καταλήξει στο τελικό αποτέλεσμα. Η εκπαίδευση ανά εποχή υπολογίζει με μεγαλύτερη ακρίβεια το διάνυσμα κλίσης, δίνει συνήθως χαμηλότερο σφάλμα εκπαίδευσης και μεγαλύτερη δυνατότητα ελέγχου αυτού του σφάλματος, αλλά εμπεριέχει τον κίνδυνο της λεγόμενης «αποστήθισης» του δικτύου της συγκεκριμένης σειράς παρουσίασης των προτύπων, με αποτέλεσμα το τελικό σφάλμα αξιολόγησης να είναι συνήθως υψηλότερο σε σχέση με εκείνο του τυχαίου τρόπου παρουσίασης. Σε κάθε πρόβλημα σταθμίζονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα και επιλέγεται μια εκ των δύο μεθόδων εκπαίδευσης.

Υπάρχει και ένας τρίτος τρόπος εκπαίδευσης, της μίας φορές παρουσίασης κάθε διανύσματος ή αλλιώς *συνεχόμενης εκπαίδευσης (on-line training)*. Αυτός εφαρμόζεται, όταν το πλήθος των διανυσμάτων είναι εξαιρετικά μεγάλο και δεν υπάρχει χώρος αποθήκευσης των δεδομένων, οπότε αναγκαστικά το κάθε διάνυσμα παρουσιάζεται από μία φορά στο νευρωνικό δίκτυο. Συνήθως αυτού του είδους η εκπαίδευση αποφεύγεται με τους σημερινούς Η/Υ.

#### **2.6.4 Κριτήρια τερματισμού**

Ο αλγόριθμος οπίσθιας τροφοδότησης γενικά δε συγκλίνει και δεν υφίστανται απόλυτα ορισμένα κριτήρια τερματισμού της λειτουργίας του. Στην πράξη όμως υπάρχουν κάποια λογικά κριτήρια που οδηγούν στον τερματισμό της διαδικασίας εκπαίδευσης, τα οποία βασίζονται κυρίως στις ιδιότητες των τοπικών και ολικών ελαχίστων της επιφάνειας σφάλματος [5]. Συνήθως ο αλγόριθμος θεωρείται ότι έχει συγκλίνει:

1. Όταν η ευκλείδεια νόρμα του διανύσματος κλίσης λαμβάνει ένα πολύ μικρό κατώφλι κλίσης.
2. Όταν η απόλυτη τιμή του ρυθμού μεταβολής του σφάλματος ανά εποχή είναι ικανοποιητικά μικρή.
3. Όταν η μέση τιμή του σφάλματος ανά εποχή είναι ικανοποιητικά μικρή.

Τα τρία αυτά κριτήρια δε χρησιμοποιούνται συνήθως συγχρόνως διότι στηρίζονται στην ίδια βασική ιδιότητα (του τοπικού ή ολικού ελάχιστου). Πρακτικά χρησιμοποιούνται συμπληρωματικά και άλλα δύο κριτήρια τερματισμού:

1. Ένας μέγιστος αριθμός εποχών, ώστε ο αλγόριθμος να τελειώσει σε ένα εύλογο χρονικό διάστημα.
2. Η σταθεροποίηση των βαρών, δηλαδή η μεταβολή του εκάστοτε βάρους είναι μικρότερη από ένα συγκεκριμένο όριο.

Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μία ολοκληρωμένη τεχνική αξιολόγησης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Συγκεκριμένα αξιοποιείται ένα ανεξάρτητο σύνολο προτύπων, που ονομάζεται *σύνολο επικύρωσης ή αξιολόγησης (validation/evaluation set)* και με βάση το μέγεθος των σφαλμάτων στο σύνολο αυτό υπολογίζεται το συνολικό σφάλμα μοντέλου. Επομένως, αν δίνεται ένας αριθμός μοντέλων (είτε του ίδιου αλγορίθμου κατά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του, είτε κατά τη σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων) που έχουν εκπαιδευτεί με βάση το ίδιο σύνολο εκπαίδευσης, για να επιλεγεί το καλύτερο, υπολογίζεται το σφάλμα καθενός για τα δεδομένα του συνόλου επικύρωσης και επιλέγεται εκείνο με το μικρότερο σφάλμα επικύρωσης. 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)*.

Γενικότερα, η παραπάνω τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση ενός δικτύου με ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης λειτουργεί ενημερώνοντας τις παραμέτρους του δικτύου στην κατεύθυνση ελαχιστοποίησης του σφάλματος, αλλά ταυτόχρονα, ανά συγκεκριμένο αριθμό εποχών, υπολογίζεται το σφάλμα επικύρωσης που αντιστοιχεί στις τιμές των παραμέτρων που έχουν υπολογιστεί στη συγκεκριμένη εποχή-βήμα. Γενικά, όσο προχωρά η εκπαίδευση, τόσο μειώνεται το σφάλμα εκπαίδευσης και μειώνεται και το σφάλμα επικύρωσης. Υπάρχει όμως συνήθως ένα όριο πέρα από το οποίο περαιτέρω μείωση του σφάλματος εκπαίδευσης οδηγεί σε αύξηση του σφάλματος επικύρωσης, διότι αρχίζει να εμφανίζεται το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης. Στο σημείο αυτό μπορεί να σταματήσει η εκπαίδευση του μοντέλου με μια τεχνική αυτή που ονομάζεται πρόωρο σταμάτημα (early stopping) και αποτελεί πιο αποδοτικό κριτήριο τερματισμού σε σχέση με τον τερματισμό σε τοπικό ελάχιστο του σφάλματος εκπαίδευσης. Εναλλακτικά, η διαδικασία μπορεί να ολοκληρωθεί με το κριτήριο της σταθεροποίησης των βαρών ή του μέγιστου αριθμού εποχών.

## 2.7 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 [10].

### Βασικός αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος:

Για την περίπτωση του βασικού αλγορίθμου, αν η ανανέωση γίνεται κάθε εποχή  $ep$  (εκπαίδευση ανά εποχή) η διόρθωση των βαρών δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta \bar{w}(ep) = -\eta \cdot \nabla G(\bar{w}(ep)) \quad (2.40)$$

Με την προσθήκη του όρου ορμής μετασχηματίζεται σε:

$$\Delta \bar{w}(ep) = -\eta \cdot \nabla G(\bar{w}(ep)) + a \cdot \Delta \bar{w}(ep-1) \quad (2.41)$$

### 2.7.1 Προσαρμοστικός αλγόριθμος (Adaptive BP algorithm)

Προκειμένου να επιταχυνθεί η εκπαίδευση, ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής μπορούν να μεταβληθούν σύμφωνα με τις ακόλουθες σχέσεις:

$$\eta(ep) = \begin{cases} \eta(ep-1), & G_{av}(ep) > G_{av}(ep-1) \\ \eta(ep-1) \cdot \exp(-1/T_\eta), & G_{av}(ep) \leq G_{av}(ep-1) \end{cases} \quad (2.42)$$

$$a(ep) = \begin{cases} a(ep-1), & G_{av}(ep) \leq G_{av}(ep-1) \\ a(ep-1) \cdot \exp(-1/T_a), & G_{av}(ep) > G_{av}(ep-1) \end{cases} \quad (2.43)$$

όπου  $T_n$  και  $n_o = n(0)$  είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης αντίστοιχα,  $T_a$  και  $a_o = a(0)$  είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του όρου ορμής,  $G_{av}$  η συνάρτηση σφάλματος είτε του συνόλου εκπαίδευσης, είτε του συνόλου επικύρωσης.

### 2.7.2 Ευπροσάρμοστος αλγόριθμος (Resilient algorithm)

Η μεταβολή του βάρους δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta w_{ij}(ep) = \begin{cases} \delta_1 \cdot \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep) \cdot \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) > 0 \\ \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep) \cdot \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) = 0 \\ \frac{1}{\delta_2} \cdot \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep) \cdot \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) < 0 \end{cases} \quad (2.44)$$

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. Η μέθοδος αυτή αποτελεί μια εναλλακτική αντιμετώπιση στο πρόβλημα του κορεσμού των σιγμοειδών συναρτήσεων ενεργοποίησης.

### 2.7.3 Μέθοδος συζευγμένης μεταβολής της κλίσης (Conjugate gradient algorithm)

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 βασικά βήματά της μεθόδου είναι τα ακόλουθα:

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

$$\vec{p}_0 = -\nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_0} \quad (2.45)$$

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

$$\Delta \vec{w}(ep) = -a_k \cdot \vec{p}_k \quad (2.46)$$

Η ελαχιστοποίηση πραγματοποιείται μέσω της παραμέτρου  $a_k > 0$ , η οποία υπολογίζεται με μεθόδους αριθμητικής ανάλυσης, όπως της χρυσής τομής, της διχοτόμου κτλ.

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

$$\vec{p}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} + \beta_{k+1} \cdot \vec{p}_k \quad (2.47)$$



όπου η παράμετρος  $\beta_{k+1}$  προσδιορίζεται είτε από τη σχέση (2.48) κατά Fletcher-Reeves, είτε από την (2.49) κατά Polak-Ribiere:

$$\beta_{k+1} = \frac{\nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}}^T \cdot \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}}}{\nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^T \cdot \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}} \quad (2.48)$$

$$\beta_{k+1} = \frac{\Delta \left( \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^T \right) \cdot \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}}}{\nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^T \cdot \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}} \quad (2.49)$$

δ. Επαναλαμβάνεται το δεύτερο και τρίτο βήμα μέχρι ο αλγόριθμος να συγκλίνει. Για να επιτευχθεί συντομότερα η σύγκλιση η επαναληπτική διαδικασία πρέπει να επανεκκινεί όταν πληροί το κριτήριο που προτάθηκε από τον Powell. Η μετάβαση στο πρώτο βήμα γίνεται όταν η ορθογωνικότητα μεταξύ του παρόντος και του προηγούμενου διανύσματος κλίσης είναι μικρή, δηλαδή ισχύει:

$$\left| \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^T \cdot \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}} \right| \geq \lim_{orthogonality} \cdot \left\| \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_{k+1}} \right\|^2 \quad \text{με } k \geq 1 \quad (2.50)$$

όπου το όριο ορθογωνικότητας  $\lim_{orthogonality}$  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.

#### 2.7.4 Μέθοδος βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης (Scaled conjugate gradient algorithm)

Ο αλγόριθμος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης με την προσέγγιση των Levenberg-Marquardt αποφεύγει την αδυναμία του προηγούμενου. Τα αντίστοιχα βήματά της είναι:

α. Αρχικοποιούνται η κατεύθυνση αναζήτησης  $\bar{p}_0$  σύμφωνα με τη σχέση (2.45), 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:

$$0 < \sigma \leq 10^{-4} \quad 0 < \lambda_0 \leq 10^{-6} \quad \bar{\lambda}_0 = 0 \quad flag = 1 \quad (2.51)$$

β. Αν *flag* = 1, τότε υπολογίζονται:

$$\sigma_k = \sigma / \|\vec{p}_k\| \quad \vec{s}_k = \left( \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k + \sigma_k \cdot \vec{p}_k} - \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \right) / \sigma_k \quad \delta_k = \vec{p}_k^T \cdot \vec{s} \quad (2.52)$$

γ. Προσδιορίζεται η τιμή της παραμέτρου  $\delta_k$ :

$$\delta_k = \delta_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_k) \cdot \|\vec{p}_k\|^2 \quad (2.53)$$

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

$$\bar{\lambda}_k = 2 \left( \lambda_k - \delta_k / \|\vec{p}_k\|^2 \right) \quad \delta_k = -\delta_k + \lambda_k \cdot \|\vec{p}_k\|^2 \quad \lambda_k = \bar{\lambda}_k \quad (2.54)$$

ε. Υπολογίζεται το μέγεθος του βήματος:

$$\mu_k = -\vec{p}_k^T \cdot \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \quad a_k = \mu_k / \delta_k \quad (2.55)$$

στ. Υπολογίζεται η παράμετρος σύγκρισης:

$$\Delta_k = 2 \cdot \delta_k \cdot \left( G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} - G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k + a_k \cdot \vec{p}_k} \right) / \mu_k^2 \quad (2.56)$$

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

$$\Delta \vec{w}_k = a_k \cdot \vec{p}_k \quad \vec{r}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \quad \bar{\lambda}_k = 0 \quad flag = 1 \quad (2.57)$$

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

$$\vec{p}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \quad (2.58)$$

διαφορετικά:

$$\beta_{k+1} = \left( \left\| \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \right\| - \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}^T \cdot \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \right) / \mu_k \quad (2.59)$$

$$\vec{p}_{k+1} = \nabla G(\vec{w}) \Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} + \beta_{k+1} \cdot \vec{p}_k \quad (2.60)$$

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:

$$\text{Αν } \Delta_k < 0.25, \text{ τότε } \lambda_k = \lambda_k + \delta_k (1 - \Delta_k) / \|\vec{p}_k\|^2 \quad (2.61)$$

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

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 οπίσθιας τροφοδότησης

σφάλματος. Όταν ο συντελεστής κλίμακας  $\lambda_k=0$ , ο αλγόριθμος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης ταυτίζεται με τον αντίστοιχο βασικό. Το κύριο πλεονέκτημά της είναι το σφάλμα μειώνεται μονότονα, καθώς 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.

### 2.7.5 Μέθοδος Newton

Μία δεύτερη 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:

$$\Delta \bar{w}_k = -\nabla^2 G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k}^{-1} \cdot \nabla G(\bar{w})|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \quad (2.62)$$

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

$$\text{Hessian μήτρα: } \nabla^2 G(\bar{w}) = J(\bar{w})^T \cdot J(\bar{w}) + \sum_{j \in C} e_j(\bar{w}) \cdot \nabla^2 e_j(\bar{w}) \quad (2.63)$$

$$\text{Ιακωβιανή μήτρα: } J(\bar{w}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{N_w}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_1} & \frac{\partial e_2}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{N_w}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_{p_C}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{p_C}}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_{p_C}}{\partial w_{N_w}} \end{bmatrix}_{p_C \times N_w} \quad (2.64)$$

Μία βασική παραλλαγή της μεθόδου Newton είναι η quasi-Newton, όπου ο δεύτερος όρος του δεξιού μέρους της (2.63) 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 αποθηκεύονται 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.

Μία βασική παραλλαγή αυτής της μεθοδολογίας είναι η μέθοδος Levenberg-Marquardt, όπου ο κανόνας μεταβολής των βαρών δίνεται από τη σχέση:

$$\begin{aligned}\Delta \bar{w}_k &= -\left(J^T \cdot J + \lambda \cdot \text{diag}[J^T \cdot J]\right)^{-1} \cdot \nabla G(\bar{w})\Big|_{\bar{w}=\bar{w}_k} \Rightarrow \\ \Delta \bar{w}_k &= -\left(J^T \cdot J + \lambda \cdot \text{diag}[J^T \cdot J]\right)^{-1} \cdot J^T \cdot \bar{e}(\bar{w}_k)\end{aligned}\quad (2.65)$$

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

$$\lambda(k+1) = \begin{cases} \lambda(k) \cdot \beta, & G_{av}(k) > G_{av}(k-1) \\ \lambda(k), & G_{av}(k) = G_{av}(k-1) \\ \lambda(k)/\beta, & G_{av}(k) < G_{av}(k-1) \end{cases}\quad (2.66)$$

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.

## 2.8 Διαστήματα εμπιστοσύνης

Ο υπολογισμός των διαστημάτων εμπιστοσύνης στα νευρωνικά δίκτυα δε γίνεται άμεσα. Άλλωστε αποτελεί ένα βασικό μειονέκτημα των ΤΝΔ έναντι των κλασικών μεθόδων. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες μεθοδολογίες [8]:

α. **Εύρεση σφάλματος εξόδου:** Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει δύο εξόδους για κάθε μεταβλητή εξόδου, την ίδια τη μεταβλητή και την πρόβλεψη του αντίστοιχου σφάλματος. Τα απαιτούμενα στοιχεία για το σφάλμα εξόδου προσδιορίζονται σε κάθε εποχή εκπαίδευσης. Κάθε φορά που εμφανίζονται οι είσοδοι στο νευρωνικό δίκτυο, υπολογίζονται τα σφάλματα εξόδου. Σε κάθε εποχή χρησιμοποιούνται διαφορετικά στοιχεία σφάλματος εξόδου ως είσοδοι. Με την πρόοδο της διαδικασίας εκπαίδευσης το σφάλμα εξόδου σταθεροποιείται. Στην πραγματικότητα το απόλυτο ποσοστό σφάλματος λαμβάνεται από το νευρώνα εξόδου σφάλματος. Είναι ευκολότερος ο προσδιορισμός του

απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος αντί του σχετικού σφάλματος. Μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης προστίθεται και αφαιρείται στο υπό μελέτη μέγεθος το σφάλμα εξόδου, ώστε να δημιουργηθεί ένα συμμετρικό διάστημα εμπιστοσύνης. Αν είναι επιθυμητή η δημιουργία μεγαλύτερου διαστήματος εμπιστοσύνης, γίνεται ο πολλαπλασιασμός του αρχικού διαστήματος εμπιστοσύνης με ένα συντελεστή  $\varepsilon$ .

β. **Επαναδειγματοληψία:** Πραγματοποιείται η δειγματοληψία των λαθών εκτιμής για κάθε περίοδο πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, αν επιθυμείται η πρόβλεψη των επόμενων  $t_1$  χρονικών σημείων χρησιμοποιώντας δεδομένα  $t_2$  σημείων, προβλέπεται για την πρώτη χρονική στιγμή το υπό πρόβλεψη μέγεθος με τα ήδη γνωστά μεγέθη και προσδιορίζεται το αντίστοιχο σφάλμα. Για την επόμενη χρονική στιγμή χρησιμοποιείται η πρόβλεψη του πρώτου χρονικού σημείου και τα γνωστά δεδομένα των τελευταίων  $t_2-1$  σημείων, γίνεται η αντίστοιχη πρόβλεψη, προσδιορίζεται το αντίστοιχο σφάλμα και η διαδικασία συνεχίζεται για το σύνολο των  $t_1$  στιγμών. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλη την υπό μελέτη περίοδο κυλιόμενα συνολικά  $n$  φορές. Στη συνέχεια ταξινομούνται τα  $n$  σφάλματα στη σειρά (λαμβάνοντας υπ' όψιν και το αντίστοιχο πρόσημο) και προσδιορίζεται η συνάρτηση αθροιστικής διανομής δείγματος:

$$S_n(z) = \begin{cases} 0, & z < z_1 \\ r/n, & z_r \leq z < z_{r+1} \\ 1, & z_n \leq z \end{cases} \quad (2.67)$$

Όταν το πλήθος  $n$  είναι πολύ μεγάλο, η συνάρτηση της (2.67) είναι μια καλή προσέγγιση της πραγματικής αθροιστικής πυκνότητας πιθανότητας. Το διάστημα εμπιστοσύνης προσδιορίζεται βρίσκοντας το μέσο  $z$  παραμερίζοντας τις ακραίες τιμές σύμφωνα με τον επιθυμητό συντελεστή εμπιστοσύνης. Τα διαστήματα προσδιορίζονται ώστε να είναι συμμετρικά ως προς την πιθανότητα, όχι απαραίτητα συμμετρικά και ως προς το  $z$ . Ο αριθμός των περιπτώσεων που απορρίπτονται σε κάθε χρονική στιγμή από την κατανομή του σφάλματος πρόβλεψης είναι  $np$ , όπου  $p$  είναι η πιθανότητα της ουράς. Από τη στιγμή που το  $np$  είναι κλασματικός αριθμός, τότε για λόγους ασφαλείας το πλήθος των περιπτώσεων που απορρίπτονται σε κάθε ουρά είναι  $\lfloor n \cdot p \rfloor$ . Αν η αθροιστική πυκνότητα πιθανότητας  $F(Z_p)$  για την τιμή  $Z_p$  είναι ίση με την πιθανότητα  $p$  ενός σφάλματος να είναι μικρότερο ή ίσο του  $Z_p$ , τότε το  $Z_p$  είναι το κάτω άκρο του διαστήματος εμπιστοσύνης. Αντίστοιχα η τιμή  $Z_{1-p}$  είναι το άνω όριο και υπάρχει ένα διάστημα εμπιστοσύνης ίσο με

$(1-2p)$  για τα μελλοντικά σφάλματα. Η τιμή  $n \cdot S_n(Z_p)$  παριστάνει την εκτίμηση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου σφάλματων, τα οποία είναι μικρότερα ή ίσα της τιμής  $Z_p$ . Εφόσον τα σφάλματα θεωρούνται ανεξάρτητα το ένα από το άλλο, τότε η παράμετρος  $m=n \cdot S_n(Z_p)$  ακολουθεί τη διωνυμική κατανομή ανεξάρτητα της αθροιστικής πυκνότητας πιθανότητας:

$$B(m, n, p) = \frac{n!}{m!(n-m)!} p^m (1-p)^{n-m} \quad (2.68)$$

Η διωνυμική κατανομή  $B(m, n, p)$  παριστάνει την πιθανότητα για την οποία ακριβώς  $m$  τυχαία επιλεγμένες περιπτώσεις από το σύνολο των  $n$  είναι ίσες ή μεγαλύτερες του  $Z_p$ . Η αντίστοιχη πιθανότητα μεγιστοποιείται για  $m=n \cdot p$ .

γ. **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:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2 / (N - p_c) \quad (2.69)$$

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 χρονικής στιγμής  $\tau$  ακολουθεί την κατανομή  $t$ -Student με  $(N-p_c)$  βαθμούς ελευθερίας και δίνεται από τη σχέση:

$$(t_\tau - o_\tau) / \left( \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \right) \quad (2.70)$$

$$\text{όπου: } A = \sum_{i=1}^N \vec{x}_i \cdot \vec{x}_i^T$$

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

$$t_\tau - t_{N-p_c}(\alpha/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \leq o_\tau \leq t_\tau + t_{N-p_c}(\alpha/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \quad (2.71)$$

όπου το  $\alpha$  είναι τέτοιο, ώστε η πιθανότητα της κατανομής  $t$ -Student  $(1-\alpha)$  να είναι ο βαθμός εμπιστοσύνης [11]. Για να συγκριθούν οι τρεις προαναφερθείσες μέθοδοι

ορίζεται και το αντίστοιχο σχετικό διάστημα εμπιστοσύνης  $RCI(\tau)$  της χρονικής στιγμής  $\tau$  σύμφωνα με τη σχέση:

$$RCI(\tau) = \frac{|t_\tau - o_\tau|}{|CL(\tau) - o_\tau|} \quad (2.72)$$

όπου  $CL(\tau)$  είναι το ελάχιστο όριο, αν  $(t_\tau - o_\tau) < 0$ , διαφορετικά, αν  $(t_\tau - o_\tau) > 0$  είναι το μέγιστο όριο. Αν η τιμή του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης είναι κοντά στη μονάδα, τότε ο βαθμός εμπιστοσύνης είναι μεγάλος, αλλά και τα αντίστοιχα διαστήματα είναι μεγάλα.

Από τα αποτελέσματα του [11] προκύπτει ότι οι δύο πρώτες μέθοδοι έχουν αποτελέσματα κοντά στον πραγματικό βαθμό εμπιστοσύνης, ενώ η τρίτη μέθοδος όχι. Η τελευταία όμως έχει αρκετό μικρό διάστημα εμπιστοσύνης, ενώ η πρώτη έχει αντίστοιχα το μεγαλύτερο, που δεν ακολουθεί και τη μορφή του υπό πρόβλεψη μεγέθους. Επίσης η πρώτη μέθοδος έχει το επιπλέον μειονέκτημα ότι επιβαρύνει το ΤΝΔ με μία παραπάνω έξοδο. Τελικά οι Silva και Moulin [11] προτείνουν τη μεθοδολογία της δειγματοληψίας ως την καταλληλότερη για τον προσδιορισμό διαστήματος εμπιστοσύνης με υψηλό βαθμό πιθανότητας.

## Βιβλιογραφία

- [1] Πάνος Αργυράκης, ‘Νευρωνικά δίκτυα και εφαρμογές’, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Πάτρα 2001, [www.free-ebooks.gr](http://www.free-ebooks.gr)
- [2] <http://el.wikipedia.org>
- [3] Αριστείδης Λύκας, ‘Υπολογιστική νοημοσύνη’, Σεπτέμβριος 1999
- [4] Σ. Γ. Τζαφέστας, ‘Υπολογιστική νοημοσύνη’, Τόμος Α: Μεθοδολογίες, Αθήνα 2002
- [5] Ι.Κ. Χατζηλάου, Δ. Κουπατσιάρης Π.Ν., Γ.Ι. Τσεκούρας, ‘Εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα’, Ιανουάριος 2008
- [6] Α.Χ. Παπαδόπουλος-Κορφιιάτης, ‘Τεχνητή ζωή: θεωρία και προσομοιώσεις’, Διπλωματική εργασία, Ε.Μ.Π. Ιούλιος 2010
- [7] Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου, ‘Τεχνητή νοημοσύνη’, Γ’ Έκδοση, Εκδόσεις Β. Γκιούρδας Εκδοτική, 2006
- [8] Ασημακοπούλου Η. Γεωργία, ‘Ανάπτυξη μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης για τον υπολογισμό κρίσιμων μεγεθών σε μονωτήρες υψηλής τάσης’, Διπλωματική Εργασία, Ε.Μ.Π. Ιούλιος 2007
- [9] Simon Dennis, ‘Introduction to neural networks’, 1997, <http://archive.itee.uq.edu.au>
- [10] G.E. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, G.J. Tsekouras, F.E. Asimakopoulou, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulos, ‘Artificial neural network optimisation methodology for the estimation of the critical flashover voltage on insulators’ IET Sci. Meas. Technol., 2009, Vol. 3, No. 1, pp. 90–104
- [11] A. P. A. Silva, L. S. Moulin: ‘Confidence intervals for neural network based short-term load forecasting’, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 4, November 2000, pp.1191-1196



## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3**

### **Βιβλιογραφική Ανασκόπηση**

#### **Εισαγωγή**

Στις επόμενες παραγράφους θα γίνει βιβλιογραφική ανασκόπηση σε διάφορες δημοσιεύσεις που έγιναν πάνω στην μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης, στους τρόπους εκτίμησης των παραμέτρων του εδάφους και κυρίως στην επίδραση αυτών στον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης. Αρχικά, παραθέτονται συνοπτικά δημοσιεύσεις που βασίζονται σε αναλυτικές μεθόδους ή εμπειρικές σχέσεις ενώ στη συνέχεια παρουσιάζονται εκτενέστερα άρθρα που αφορούν στην εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε τέτοιου είδους υπολογισμούς.

#### **3.1 Συμπεριφορά συστημάτων γείωσης στη μόνιμη κατάσταση**

Οι Tagg, 1964 [1] και Sunde, 1968 [2] παρουσιάζουν συνοπτικά τις μελέτες που έγιναν τις προηγούμενες δεκαετίες στα συστήματα γείωσης. Τα βιβλία τους και τα πρότυπα του IEEE [3]-[6] αποτελούν απαραίτητο εγχειρίδιο για κάθε ερευνητή που θα θελήσει να εμβαθύνει τις γνώσεις του στην περιοχή των συστημάτων γείωσης, καθώς περιέχουν ένα σύνολο τύπων για τον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης, των αναπτυσσομένων τάσεων στην επιφάνεια του εδάφους σε διάφορα συστήματα γείωσης, αλλά και των τεχνικών μέτρησης της αντίστασης γείωσης και της ειδικής αντίστασης του εδάφους.

Το 1985, οι R. P. Nagar, R. Velazquez, M. Loeloeian, D. Mukhedkar και V. Gervais [7] συγκέντρωσαν τις αναλυτικές μεθόδους για τον υπολογισμό ενός συστήματος γείωσης που είχαν παρουσιαστεί μέχρι τότε ([8]-[11]) και επισήμαναν τις διαφορές τους. Συγκρίνουν τις μεθοδολογίες, που έχουν προταθεί από άλλους ερευνητές και εξετάζουν την αποτελεσματικότητα και την ακρίβεια τους. Τελικώς, καταλήγουν στην ανάγκη χρησιμοποίησης του ηλεκτρονικού υπολογιστή στην προσομοίωση των συστημάτων γείωσης.

Οι Y. L. Chow και M. M. A. Salama το 1994 [12] πρότειναν έναν απλό τύπο για τον υπολογισμό της αντίστασης πλέγματος γείωσης, το οποίο είναι τοποθετημένο σε ομογενές έδαφος. Επίσης, παρουσίασαν μια συγκριτική μελέτη προκειμένου να ελεγχθεί η ακρίβεια της συγκεκριμένης μεθόδου σε σχέση με έξι μεθόδους της

βιβλιογραφίας [3], [13]-[16]. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα της μεθόδου τους είναι ότι δίνει ακριβή αποτελέσματα με εύχρηστους και ταχείς υπολογισμούς. Το 1995, οι M. M. A. Salama, M. M. El Sherbiny και Y. L. Chow [17] επέκτειναν τη μέθοδο που είχαν παρουσιάσει σε προηγούμενο άρθρο τους [12]. Βασισμένοι στο ίδιο θεωρητικό υπόβαθρο δημιούργησαν έναν τύπο υπολογισμού της αντίστασης γείωσης πλέγματος, το οποίο είναι τοποθετημένο σε διστρωματικό έδαφος. Ο τύπος αυτός είναι εξίσου εύχρηστος και απλός με αυτόν που ισχύει για ομογενές έδαφος. Η έρευνά τους ολοκληρώθηκε το 1996 [18] σε παρουσίαση συγκεντρωτικών τύπων για τις κυριότερες περιπτώσεις των συστημάτων γείωσης. Η σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα αποτελέσματα άλλης μεθόδου [19], [20] απέδειξαν την εγκυρότητά της.

### **3.2 Ειδική αντίσταση και πολυστρωματική του εδάφους**

Ο Blattner το 1980 [21] ανέπτυξε μια εμπειρική μέθοδο για τον υπολογισμό της ειδικής αντίστασης του εδάφους για βάθη μεγαλύτερα των 2 μέτρων. Με προσεγγιστική μέθοδο υπολόγισε την αντίσταση σε βάθη πάνω από 10 φορές μεγαλύτερα από το βάθος της μέτρησης. Σε ανάλυσή του το 1982 [22] συνέκρινε την ειδική αντίσταση του εδάφους μεταξύ των μετρήσεων που πήρε με την μέθοδο Wenner και τη μέθοδο του υπολογισμού της ειδικής αντίστασης του εδάφους με την μέτρηση της αντίστασης μίας κατακόρυφης ράβδου. Διεξήχθησαν αρκετές μετρήσεις και με τις δυο μεθόδους σε τρεις τοποθεσίες υποσταθμών. Για ομοιογενή εδάφη οι δυο μέθοδοι έχουν ταυτόσημα αποτελέσματα, ενώ για ανομοιογενή εδάφη τα αποτελέσματα είναι αρκετά διαφορετικά. Είναι φανερό ότι τα αποτελέσματα της μεθόδου της κατακόρυφης ράβδου επηρεάζονται σημαντικά από το στρώμα του εδάφους με τη μικρότερη ειδική αντίσταση.

Αργότερα σε παρουσίασή τους οι Dawalibi και Blattner το 1984 [23] ανέπτυξαν τεχνικές ερμηνείας μετρήσεων ειδικής αντίστασης του εδάφους. Στις περισσότερες περιπτώσεις η γη προσεγγίζεται ως διστρωματική δομή. Το ανώτερο στρώμα έχει πάχος  $h$  και το κατώτερο θεωρείται άπειρο. Το πάχος του ανωτέρου στρώματος και οι ειδικές αντιστάσεις των δυο στρωμάτων καθορίζονται από τις τιμές της ειδικής αντίστασης που μετρούνται με τη μέθοδο Wenner. Λόγω των πολλών δυνατών δομών και ιδιοτήτων των συστατικών της γης, υπάρχουν πολυάριθμες μέθοδοι και τεχνικές μοντελοποίησης. Ένας τρόπος μοντελοποίησης της γης βασίζεται στην απ' ευθείας

σύγκριση της καμπύλης του πεδίου με ένα σύνολο θεωρητικών καμπυλών. Αν βρεθεί ικανοποιητική ομοιότητα μεταξύ της πεδιακής και μιας θεωρητικής καμπύλης, τότε είναι δυνατός ο καθορισμός των χαρακτηριστικών της γης, όπου διεξήχθησαν οι συγκεκριμένες μετρήσεις. Ένας άλλος τρόπος ερμηνείας των μετρήσεων ειδικής αντίστασης, είναι με χρήση κατάλληλου λογισμικού.

Οι Takahashi και Kawase [24], [25] παρουσίασαν την θεωρητική ανάλυση μέσω της οποίας κατέληξαν σε χρήσιμους τύπους για τον υπολογισμό της επιφανειακής τάσης για πολυστρωματική δομή του εδάφους.

Το 1998 διεξήχθησαν μετρήσεις από τους Ma και Dawalibi [26] με την εφαρμογή δύο ευρύτατα διαδεδομένων μεθόδων: τη μέθοδο Wenner και τη μέθοδο Schlumberger [4], [5]. Γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων των δυο μεθόδων για διαφορετικές τιμές της συχνότητας λειτουργίας, διαφορετικές αποστάσεις μεταξύ των ακροδεκτών ρεύματος και δυναμικού, καθώς και για περιπτώσεις πολυστρωματικών εδαφών. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η μέθοδος Wenner υστερεί σε περιπτώσεις επαγωγικής σύζευξης μεταξύ των αγωγών έναντι της μεθόδου Schlumberger, αλλά επηρεάζεται λιγότερο από φαινόμενα αλλοίωσης του σήματος (π.χ. θόρυβος). Οι ίδιοι συγγραφείς σε δημοσίευσή τους το 2001 [27] παρουσίασαν την μοντελοποίηση που έγινε σε μετρήσεις σύνθετης αντίστασης γης σε ποικίλες δομές εδάφους χρησιμοποιώντας την μέθοδο πώσης του δυναμικού, παίρνοντας υπόψη την επαγωγική σύζευξη μεταξύ των καλωδίων ρεύματος και τάσης που χρησιμοποιήθηκαν στην μέτρηση. Ανέλυσαν για ομογενή και πολυστρωματικά εδάφη τη μεταβολή της επαγωγικής σύζευξης σε διαφορετικές αποστάσεις μεταξύ των καλωδίων ρεύματος και τάσης, συχνότητας λειτουργίας, και μεγέθους πλέγματος γείωσης. Παρουσίασαν αριθμητικά αποτελέσματα και τα σύγκριναν. Η ανάλυσή τους καθόρισε ποσοτικά την επαγωγική σύζευξη μεταξύ των καλωδίων ρεύματος και τάσης για διαφορετικές αποστάσεις μεταξύ των καλωδίων. Συμπερασματικά, όταν η συχνότητα λειτουργίας είναι υψηλή ή η ειδική αντίσταση του εδάφους χαμηλή ή το πλέγμα γείωσης εκτεταμένο, οι μετρήσεις επηρεάστηκαν πολύ απότομα από την επαγωγική σύζευξη από οποιαδήποτε άλλη περίπτωση. Τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στο άρθρο αυτό μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μία αναφορά για εκτίμηση επιπέδων επαγωγικής σύζευξης, και πιθανών σφαλμάτων, σε μετρήσεις σύνθετης αντίστασης γης.

Για την εκτίμηση των παραμέτρων του διστρωματικού εδάφους έγινε σημαντική έρευνα από τον Del Alamo, ο οποίος συνέκρινε οχτώ διαφορετικές μεθοδολογίες

[28]. Επίσης, υπάρχουν και άλλες μέθοδοι [29]-[33] διαθέσιμες στην διεθνή βιβλιογραφία. Έχει επίσης πραγματοποιηθεί εκτίμηση των παραμέτρων του τριστρωματικού εδάφους [34], [35].

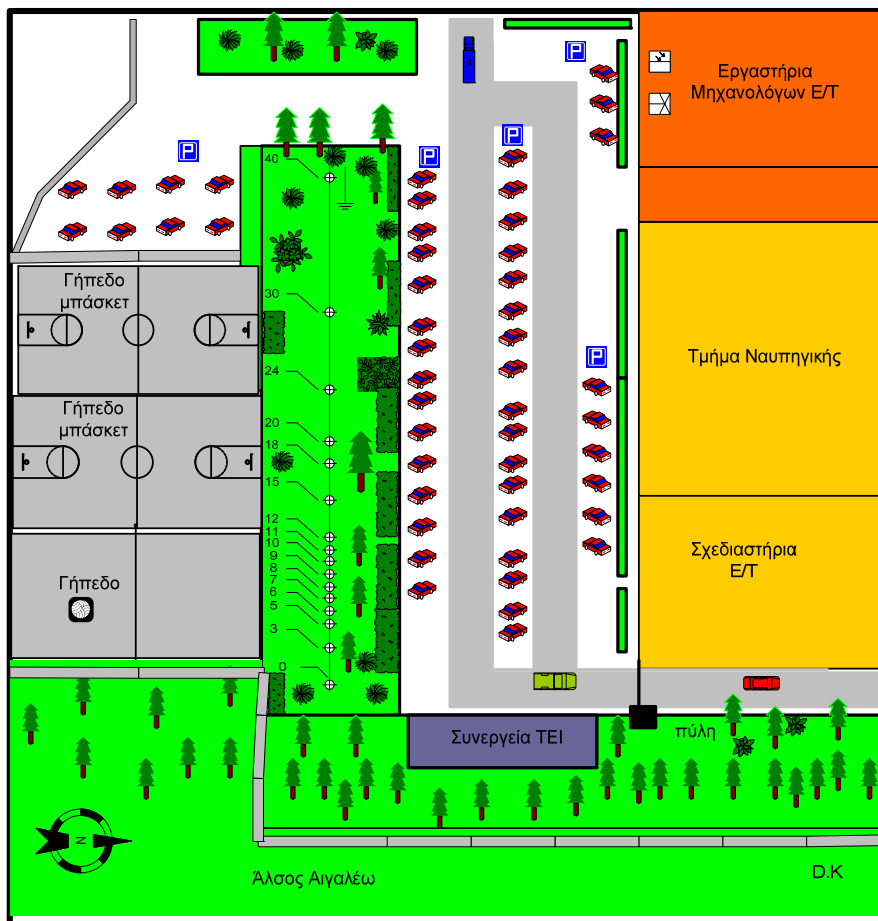
Οι Wang, Takasima, Sakuta και Tsubota [36] ανέπτυξαν μια μεθοδολογία μέτρησης της αντίστασης γείωσης, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της πτώσης δυναμικού, με τον ακροδέκτη δυναμικού (probe) να βρίσκεται σε αντίθετη κατεύθυνση από τον ακροδέκτη του ρεύματος. Από διάφορες προσομοιώσεις προέκυψε το συμπέρασμα ότι οι μετρούμενες αντιστάσεις είναι πάντα μικρότερες από τις πραγματικές τιμές.

Ο Ι. Φ. Γκόνογ το 2002 [37], στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής του πρότεινε μεθοδολογία, με εφαρμογή γενετικού αλγορίθμου που ανέπτυξε, μέσω της οποίας, με χρήση μετρήσεων της ειδικής αντίστασης του εδάφους, υπολογίζονται οι παράμετροι της πολυστρωματικής δομής του εδάφους. Οι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους, που διεξήχθησαν, έδειξαν ότι το έδαφος πρέπει να προσομοιώνεται ως διστρωματικό, τουλάχιστον. Επίσης, έγινε φανερό ότι η ειδική αντίσταση του εδάφους μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια του έτους, λαμβάνοντας τη μέγιστη τιμή της κατά τους καλοκαιρινούς μήνες. Η αποτελεσματικότητα του γενετικού αλγορίθμου, που υλοποιήθηκε, αποδεικνύεται συγκρίνοντας τα αποτελέσματά του με αποτελέσματα άλλων ερευνητών. Έτσι, διαπιστώθηκε ότι, η εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθοδολογίας έδωσε ακριβέστερα αποτελέσματα, σε σύγκριση με τα αποτελέσματα που έδιναν οι μέχρι τότε υφιστάμενες μέθοδοι. Οι παράμετροι του πολυστρωματικού εδάφους στη συνέχεια αποτελούν τα απαραίτητα δεδομένα εισόδου στην προσομοίωση της συμπεριφοράς συστήματος γείωσης εγκατεστημένου στο συγκεκριμένο έδαφος. Στην επόμενη παράγραφο παρουσιάζεται αναλυτικά άρθρο του συγγραφέα.

### **3.3 Εποχιακή μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης**

#### **3.3.1 Μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους και της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους**

Στο άρθρο [38] με βάση ένα σύνολο μετρήσεων της ειδικής αντίστασης του εδάφους εξάγονται συμπεράσματα για τη μεταβολή της αντίστασης γείωσης συναρτήσει των καιρικών συνθηκών.

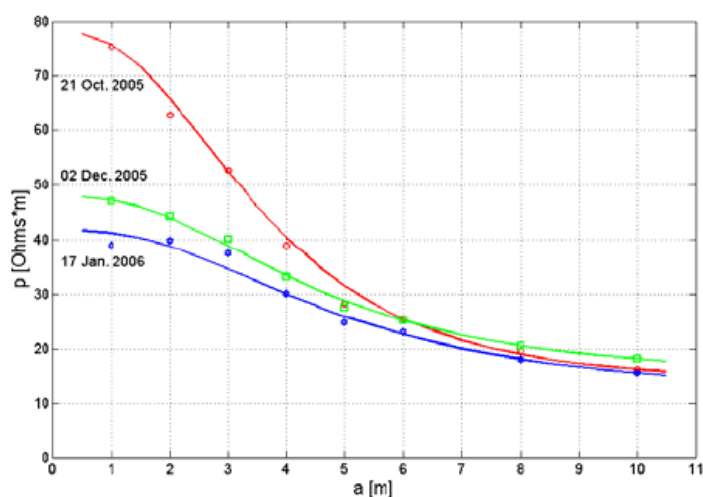


**Σχήμα 3.1:** Χώρος πραγματοποίησης των μετρήσεων (οι αριθμοί 3...40 αντιπροσωπεύουν τη θέση του εκάστοτε ηλεκτροδίου, με σημείο αναφοράς το 0)

Η πειραματική διάταξη εγκαταστάθηκε σε χώρο εντός του Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος της Αθήνας και η διεξαγωγή των μετρήσεων περιλάμβανε 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 3.1. Οι μετρήσεις έγιναν με τη χρήση του γειωσομέτρου NORMA 1805 GB 2 D/E, σύμφωνα με τη μέθοδο Wenner και επαναλαμβάνονταν σε τακτά χρονικά διαστήματα προκειμένου να αξιολογηθεί η επίδραση των περιβαλλοντικών συνθηκών. Για την μέτρηση της αντίστασης γείωσης επιλέχθηκε η μέθοδος της πτώσεως δυναμικού και εφαρμόστηκε ο κανόνας του 62%. Η μέθοδος της πτώσεως του δυναμικού συνίσταται στη μέτρηση της μεταβολής του δυναμικού κατά μήκος του εδάφους που προκαλείται

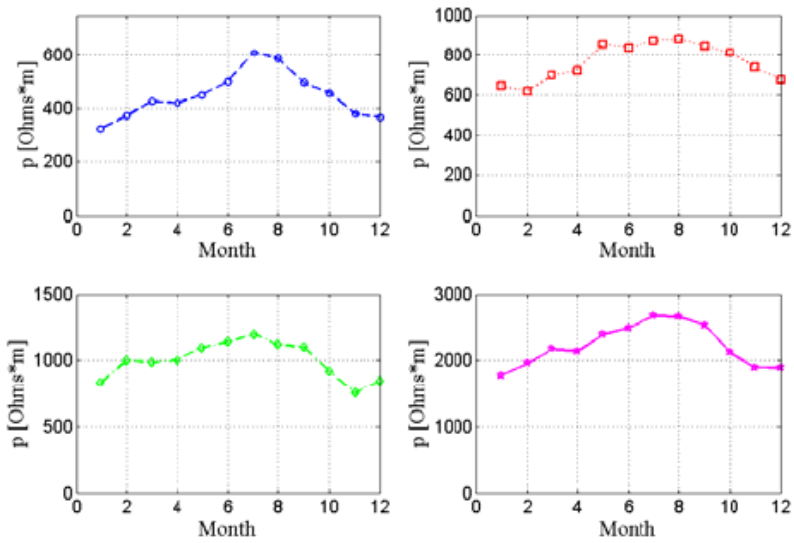
από την έγχυση ρεύματος μέσω κάποιου ηλεκτροδίου. Να σημειωθεί εδώ ότι τμήμα των μετρήσεων που διεξήχθησαν για το άρθρο αυτό, χρησιμοποιήθηκαν και στην παρούσα διπλωματική εργασία για την εκπαίδευση του ΤΝΔ και περιλαμβάνονται αναλυτικά στο παράρτημα.

Η συνεισφορά της ειδικής αντίστασης του εδάφους στη διαμόρφωση της τελικής τιμής της αντίστασης γείωσης είναι σημαντικότερη. Έτσι, αρχικά στο άρθρο μελετάται η μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους κατά τη διάρκεια του έτους. Η απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών βοηθητικών ηλεκτροδίων μέτρησης ήταν  $a$  και μεταβαλλόταν με διακριτά βήματα (1, 2...6, 8, 10m). Στο Σχήμα 3.2 παρουσιάζονται οι μετρούμενες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους συναρτήσει της απόστασης μεταξύ των ηλεκτροδίων μέτρησης.



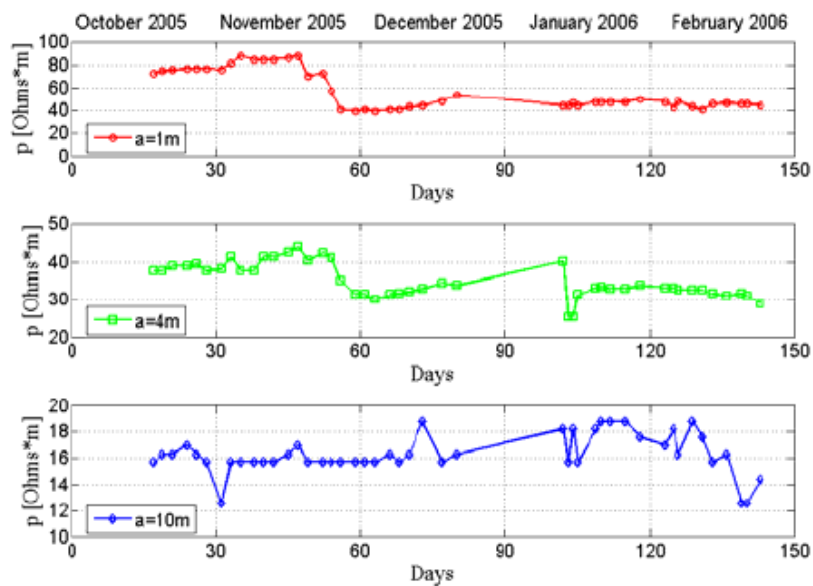
**Σχήμα 3.2:** Μεταβολή της φαινόμενης ειδικής αντίστασης του εδάφους συναρτήσει της απόστασης τοποθέτησης των βοηθητικών ηλεκτροδίων για διστρωματικό έδαφος [38]

Στο Σχήμα 3.3 παρουσιάζεται η μεταβολή της φαινόμενης ειδικής αντίστασης του εδάφους κατά τη διάρκεια του έτους για διαφορετικές τοποθεσίες. Διαπιστώθηκε ότι κατά τη διάρκεια του έτους έχουμε σημαντικές μεταβολές στην μέση τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους, αφού ο λόγος της μέγιστης προς την ελάχιστη φαινόμενη αντίσταση του εδάφους που έχει καταγραφεί σε διάφορες περιοχές κατά τη διάρκεια χρονικού διαστήματος πέντε ετών, λαμβάνει τιμές που ποικίλλουν από 1,5 έως 3. Η αντίσταση του εδάφους παίρνει τις μέγιστες τιμές της κατά τους καλοκαιρινούς μήνες. Έτσι, όταν δεν είναι δυνατό να διεξαχθούν μετρήσεις κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού, προτείνεται τα διαθέσιμα δεδομένα που προέρχονται από άλλες εποχές του χρόνου να αυξηθούν αναλογικά.

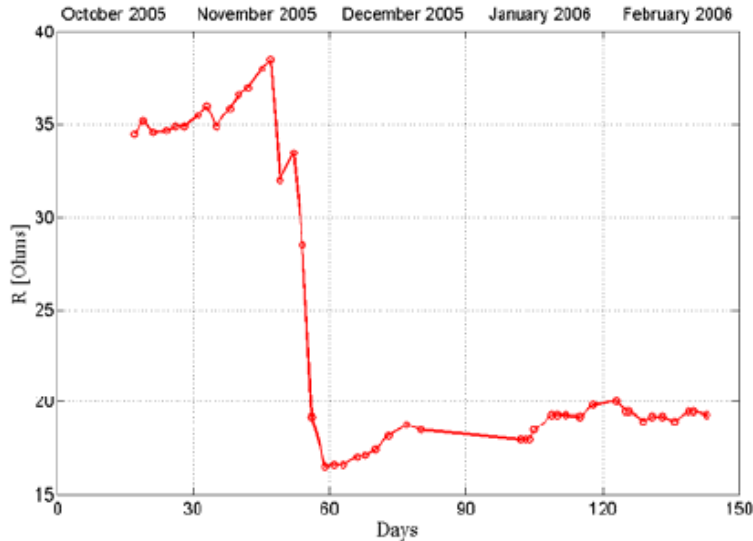


**Σχήμα 3.3:** Μεταβολή της φαινόμενης ειδικής αντίστασης του εδάφους κατά τη διάρκεια του έτους για διαφορετικές τοποθεσίες για απόσταση τοποθέτησης των βοηθητικών ηλεκτροδίων  $\alpha=10\text{m}$  [38]

Από το Σχήμα 3.4, που δείχνει τη μεταβολή της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διαφορετικές αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων, παρατηρείται ότι η ειδική αντίσταση του εδάφους έχει εντονότερες διακυμάνσεις όταν η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων μέτρησης της μεθόδου Wenner είναι μικρότερη. Παρόμοια μεταβολή με αυτή της ειδικής αντίστασης παρουσιάζει και η αντίσταση γείωσης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.5.



**Σχήμα 3.4:** Μεταβολή της φαινόμενης ειδικής αντίστασης του εδάφους κατά τη διάρκεια του έτους για διάφορες αποστάσεις τοποθέτησης των βοηθητικών ηλεκτροδίων ( $\alpha=1, 4$  και  $10\text{m}$ ) [38]



Σχήμα 3.5: Μεταβολή της αντίστασης γείωσης κατά τη διάρκεια του έτους [38]

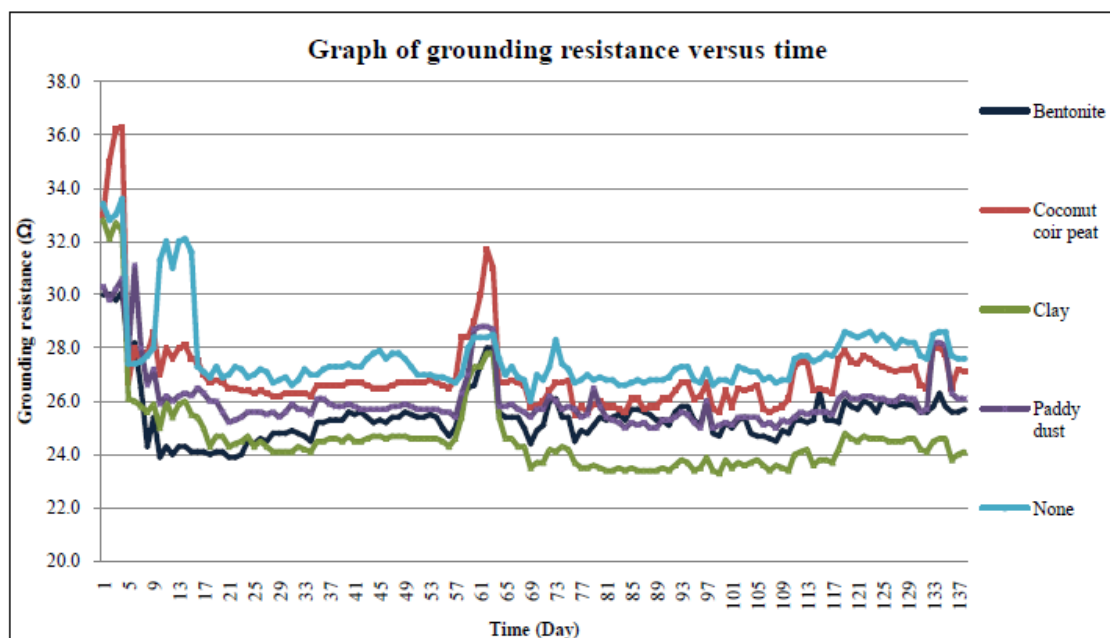
### 3.3.2 Μελέτη συστημάτων γείωσης και χρήση βελτιωτικών εδάφους

Στο 30<sup>ο</sup> διεθνές συνέδριο αντικεραυνικής προστασίας, το Σεπτέμβριο του 2010, παρουσιάστηκαν ενδιαφέροντα άρθρα που περιλαμβάνουν πειραματικά δεδομένα για την εποχιακή μεταβολή της αντίστασης γείωσης, ενώ επιπλέον προτάθηκαν τρόποι βελτίωσης της συμπεριφοράς ήδη εγκατεστημένου συστήματος γείωσης. Δύο από αυτά τα άρθρα παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Σε σύστημα γείωσης με ράβδο συχνά χρησιμοποιούνται χημικά συμπληρώματα στο γύρω έδαφος, συνήθως υψηλού κόστους, προκειμένου να μειωθεί η αντίσταση γείωσης. Στο άρθρο [39] μελετάται η συμπεριφορά τέτοιου συστήματος γείωσης με χρήση φθινών φυτικών βελτιωτικών εδάφους. Με χρήση του κανόνα 62% και της μεθόδου πτώσης δυναμικού μετρήθηκε η αντίσταση γείωσης του συστήματος αντικεραυνικής προστασίας, καθημερινά, για χρονικό διάστημα 138 ημερών. Συνολικά χρησιμοποιήθηκαν πέντε ηλεκτρόδια (ράβδοι) γείωσης τοποθετημένα σε ευθεία γραμμή, με ίσες μεταξύ τους αποστάσεις. Στα τέσσερα από αυτά χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικά φυτικά βελτιωτικά στο γύρω έδαφος και η μετρούμενη αντιστάση του καθενός τους συγκρίθηκε με την αντίσταση γείωσης του 5<sup>ου</sup> ηλεκτροδίου (αναφορά). Στο Σχήμα 3.6 φαίνεται η μεταβολή της τιμής της αντίστασης γείωσης με το χρόνο. Τα αποτελέσματα των πειραματικών μετρήσεων έδειξαν ότι είναι εφικτή η βελτίωση της συμπεριφοράς συστήματος γείωσης με φυτικά μέσα. Ωστόσο, περαιτέρω μελέτη είναι αναγκαίο να διεξαχθεί προκειμένου να παρατηρηθεί η συμπεριφορά τέτοιου συστήματος σε περίοδο 3 ως 5 ετών. Με

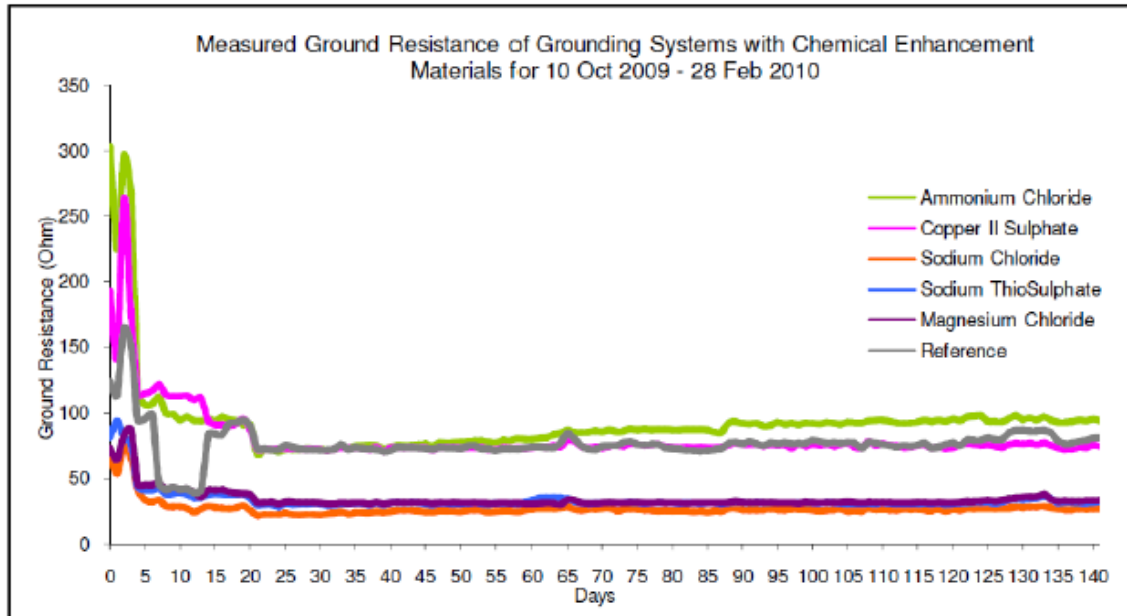


μεγαλύτερη περίοδο μελέτης θα μπορέσει να διαπιστωθεί αν τα φυτικά υλικά έχουν τις απαιτούμενες ηλεκτρικές ιδιότητες και την αντοχή ώστε να αντικαταστήσουν επαρκώς τις μέχρι τώρα χρησιμοποιούμενες μεθόδους.



**Σχήμα 3.6:** Συγκριτική μεταβολή της αντίστασης γείωσης με το χρόνο (για διάφορα φυτικά βελτιωτικά εδάφους) [39]

Στο άρθρο [40] εξετάστηκαν έξι συστήματα γείωσης αποτελούμενα από κατακόρυφα ηλεκτρόδια μήκους 1,5 μέτρων. Στο έδαφος γύρω από τα πέντε συστήματα γείωσης χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικά χημικά βελτιωτικά, ενώ το έκτο ηλεκτρόδιο γείωσης χρησιμοποιήθηκε ως αναφορά. Η αντίσταση κάθε συστήματος μετρήθηκε καθημερινά για χρονικό διάστημα 5 μηνών. Τα αποτελέσματα των μετρήσεων αυτών φαίνονται στο Σχήμα 3.7. Να σημειωθεί εδώ ότι η χώρα στην οποία πραγματοποιήθηκαν οι μετρήσεις (Μαλαισία) δε παρουσιάζει σημαντικές μεταβολές στις καιρικές συνθήκες κατά τη διάρκεια του έτους για αυτό και παρατηρείται ότι η μετρούμενη τιμή της αντίστασης γείωσης σταθεροποιείται μετά την 21η μέρα, οπότε από τότε και μετά μπορούν να εξαχθούν πιο ασφαλή συμπεράσματα. Διαπιστώνεται, επίσης, ότι το χλωριούχο νάτριο είχε την καλύτερη επίδοση, ενώ μελέτη για μεγαλύτερη χρονική περίοδο κρίνεται απαραίτητη ώστε να εξαχθούν πιο ασφαλή συμπεράσματα για τη αντοχή της μεθόδου αυτής στο χρόνο.



**Σχήμα 3.7:** Συγκριτική μεταβολή της αντίστασης γείωσης με το χρόνο  
(για διάφορα χημικά βελτιωτικά εδάφους) [40]

### 3.4 Μελέτες συστημάτων γείωσης (ή ειδικής αντίστασης του εδάφους) με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Όπως είδαμε, πολλοί ερευνητές εφάρμοσαν μεθόδους μέτρησης και μοντελοποίησης για να προσδιορίσουν με τον βέλτιστο τρόπο τη δομή και την τιμή της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια (από το 1996 και μετά) πολλές μελέτες γίνονται με εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Παρακάτω θα παρουσιάσουμε αναλυτικά τέτοιου είδους προσεγγίσεις.

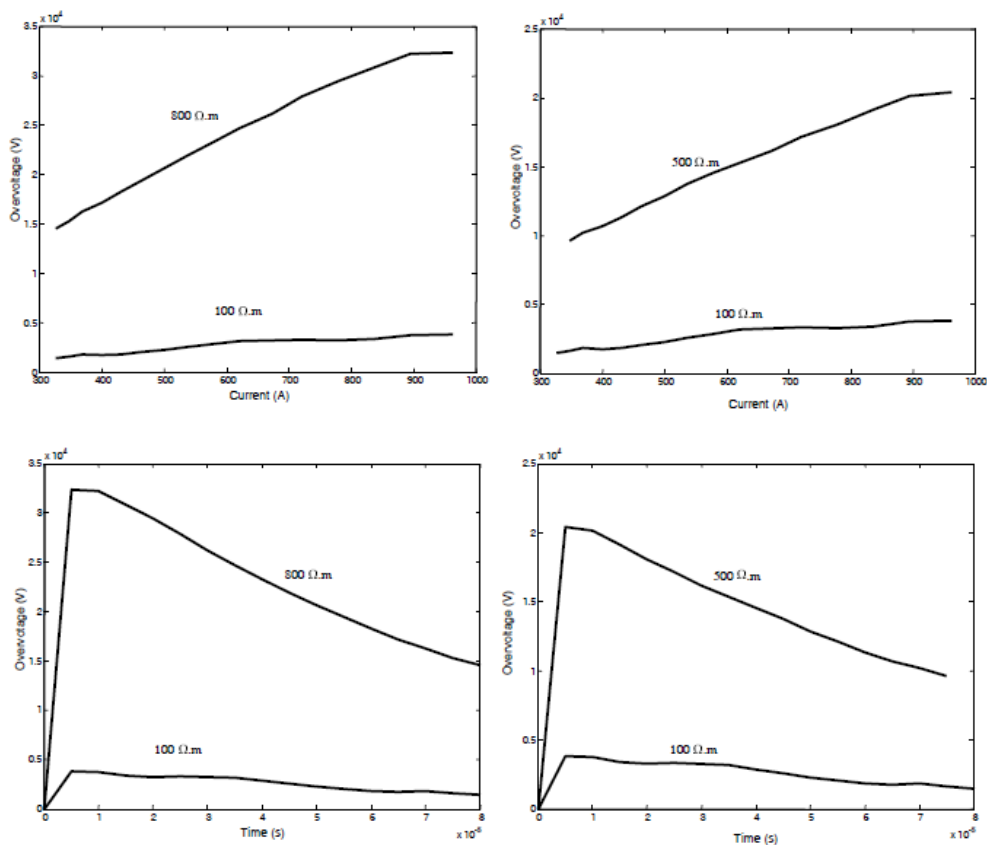
#### 3.4.1 Μοντελοποίηση συστημάτων γείωσης λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση υψηλών συχνοτήτων

Η συμπεριφορά της ειδικής αντίστασης του εδάφους είναι μη γραμμική, αφού καθορίζεται από πολλές, συνήθως μη γραμμικές παραμέτρους, όπως η αντίσταση γείωσης, η συχνότητα, το ρεύμα, η μορφή της κύματομορφής του, η σύνθετη αντίσταση. Για το λόγο αυτό τα ΤΝΔ αποτελούν ένα εύχρηστο εργαλείο για τη μελέτη της σχέσης μεταξύ των προαναφερθέντων μεγεθών.

Στη μελέτη [41] χρησιμοποιήθηκαν δύο ΤΝΔ (ένα για το πεδίο του χρόνου και ένα για το πεδίο της συχνότητας) για τη μοντελοποίηση ενός τυπικού συστήματος

γείωσης που αποτελείται από 6 ηλεκτρόδια ράβδους. Οι παράμετροι των ΤΝΔ ρυθμίστηκαν με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος.

Οι προσομοιώσεις του ΤΝΔ-1 έγιναν προκειμένου να μελετήσουν τη σχέση της κυματομορφής του εγχεόμενου ρεύματος και της ειδικής αντίστασης του εδάφους (που αποτελούν τις εισόδους του ΤΝΔ) με την τιμή της αναπτυσσόμενης τάσης γύρω από το ηλεκτρόδιο της γείωσης (έξοδος). Η κυματομορφή του ρεύματος ήταν τύπου 1.2/50μs, μέγιστης τιμής 1kA και η ειδική αντίσταση του εδάφους μεταβαλλόταν από 100 ως 800 Ω.m. Το ΤΝΔ-1 ήταν MLP (Multilayer Perceptron) με ένα κρυμμένο επίπεδο αποτελούμενο από 5 νευρώνες. Τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης ήταν 101 και το μέσο σχετικό σφάλμα του συνόλου ελέγχου προέκυψε 0,462%.



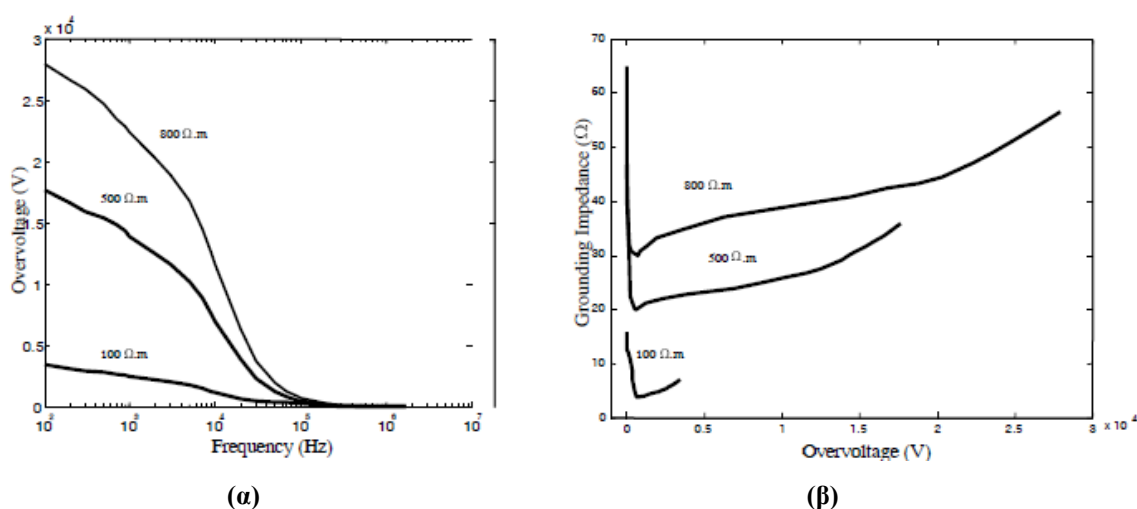
**Σχήμα 3.8:** Μεταβολή της αναπτυσσόμενης τάσης συναρτήσει του ρεύματος και του χρόνου για διάφορες τιμές ειδικής αντίστασης του εδάφους (ΤΝΔ-1) [41]

Το Σχήμα 3.8 δείχνει τα αποτελέσματα της προσομοίωσης για το ΤΝΔ-1, δηλαδή τη μορφή της αναπτυσσόμενης τάσης συναρτήσει του ρεύματος και του χρόνου για διάφορες τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα που έδωσε το ΤΝΔ-1 για την τάση με τις πραγματικές τιμές της, διαπιστώνεται ότι

αυτές είναι πολύ κοντά, αφού το μέγιστο σχετικό σφάλμα ήταν 1,67%, σφάλμα που θεωρείται μικρό για τέτοιου είδους εφαρμογές.

Το ΤΝΔ-2 είχε ως εισόδους τη συχνότητα, το εγχεόμενο ρεύμα, την ειδική αντίσταση του εδάφους και τη σύνθετη αντίσταση του συστήματος γείωσης. Έξοδος ήταν η αναπτυσσόμενη τάση στο πεδίο της συχνότητας. Οι μεταβλητές κάθε διάνυσματος εισόδου είναι και πάλι μεταβλητές που επηρεάζουν την υπερτάση: Τα χαρακτηριστικά του ΤΝΔ-2 είναι: ρεύμα κυματομορφής 1,2/50  $\mu$ s, μέγιστης τιμής 1kA, συχνότητα 100Hz ως 1,3MHz, ενώ η τοπολογία του είναι: MLP με 2 κρυμμένα επίπεδα, 10 νευρώνες στο 1<sup>ο</sup> και 15 νευρώνες στο 2<sup>ο</sup> κρυμμένο επίπεδο. Τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης ήταν 203 και το μέσο σχετικό σφάλμα του συνόλου ελέγχου 2,97%.

Από τα αποτελέσματα του ΤΝΔ-2 διαπιστώνεται ο σημαντικός ρόλος της συχνότητας στη διαμόρφωση της τάσης, αφού όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.9(α) αυτή παρουσιάζει έντονα μη γραμμική συμπεριφορά. Από το Σχήμα 3.9(β) παρατηρείται ότι υπάρχει άμεση εξάρτηση μεταξύ της τάσης, της αντίστασης γείωσης και της ειδικής αντίστασης του εδάφους. Έτσι, καλή γνώση του συστήματος γείωσης απαιτεί προσδιορισμό των τριών αυτών μεταβλητών.



**Σχήμα 3.9:** Μεταβολή της αναπτυσσόμενης τάσης με (α) τη συχνότητα και (β) τη σύνθετη αντίσταση γείωσης για διαφορετικές τιμές ειδικής αντίστασης του εδάφους (ΤΝΔ-2) [41]

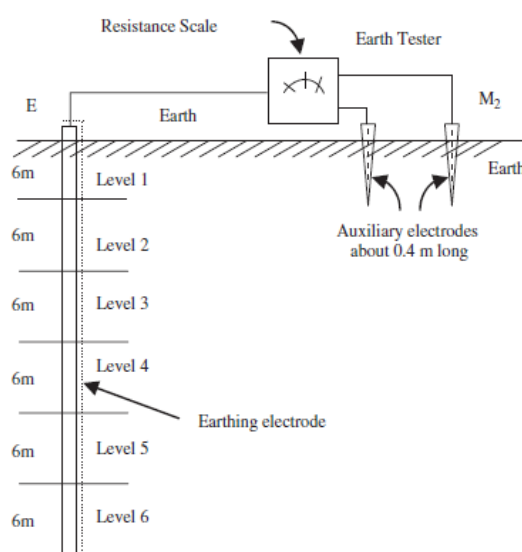
Συνοψίζοντας διαπιστώθηκε ότι στον υπολογισμό του αναπτυσσόμενου δυναμικού σημαντική επίδραση έχουν υψηλές τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους ενώ η συχνότητα του εγχεόμενου σήματος διαδραματίζει επίσης σημαντικό ρόλο, ακόμα και αν η συχνότητα αυτή είναι χαμηλή. Σε γενικές γραμμές, το σχετικό σφάλμα που

επιτεύχθηκε από τα δίκτυα ΤΝΔ-1 και ΤΝΔ-2 μπορεί να θεωρηθεί χαμηλό, λαμβάνοντας υπόψη την πολυπλοκότητα της μοντελοποίησης. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά σε προβλήματα μελέτης των χαρακτηριστικών συστημάτων γείωσης.

### 3.4.2 Χρήση ΤΝΔ για την πρόβλεψη και μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ της αντίστασης γείωσης και του μήκους του θαμμένου στη γη ηλεκτροδίου

Στο άρθρο [42] χρησιμοποιείται ένα ΤΝΔ, εκπαιδευμένο βάσει πειραματικών δεδομένων για τη μοντελοποίηση και την πρόβλεψη της σχέσης ανάμεσα στην αντίσταση γείωσης και του μήκους διείσδυσης του ηλεκτροδίου στο έδαφος.

Το Σχήμα 3.10 δείχνει το διάγραμμα της πειραματικής διάταξης με την οποία μετρήθηκε η αντίσταση γείωσης. Το έδαφος αποτελείται από μίγμα άμμου και μικρού μεγέθους πέτρες. Το μήκος του θαμμένου ηλεκτροδίου μεταβάλλεται από 6 ως 36m σε βήματα των 6m και μετράται κάθε φορά με γειωσόμετρο η αντίσταση γείωσης. Οι μετρήσεις επαναλήφθηκαν για τρεις μήνες του έτους (Μάρτιο, Ιούνιο και Δεκέμβριο).

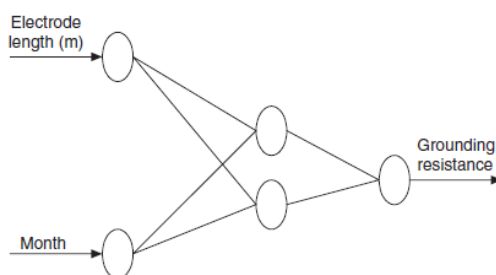


Σχήμα 3.10: Πειραματική διάταξη [42]

Το ΤΝΔ που αναπτύχθηκε εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος, που ανήκει στις μεθόδους μάθησης με επίβλεψη. Χρησιμοποιείται η τεχνική μεταβολής της κλίσης για να ελαχιστοποιήσει τη μέση τετραγωνική διαφορά μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής εξόδου. Επιλέγονται τυχαίες μικρές τιμές για τις παραμέτρους (τα βάρη και το κατώφλι) και στη συνέχεια παρουσιάζονται όλα

τα δεδομένα εκπαίδευσης σε επαναλήψεις. Τα βάρη μεταβάλλονται έως ότου το δίκτυο αποκτήσει την επιθυμητή τιμή σφάλματος ή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ πραγματικής και εκτιμώμενης τιμής μειωθεί σε αποδεκτή τιμή.

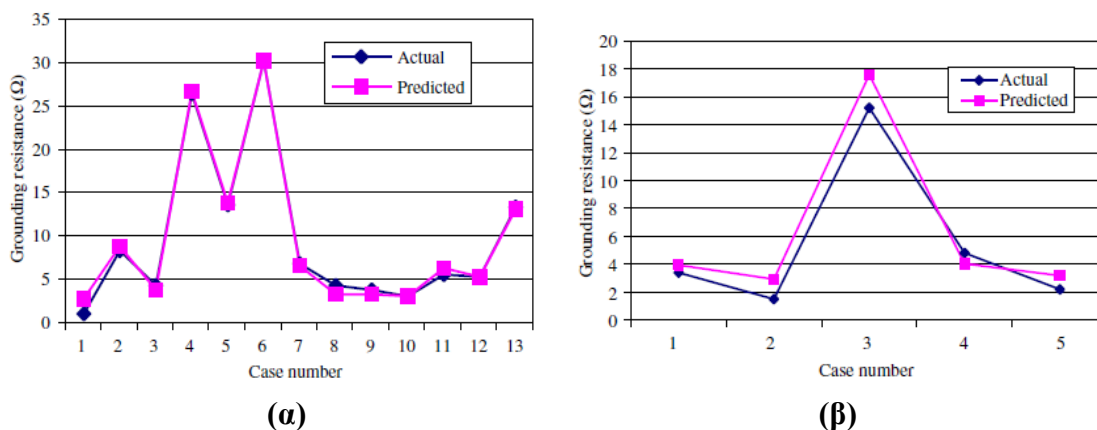
Πριν εφαρμοσθεί η διαδικασία εκπαίδευσης τα συνολικά πειραματικά δεδομένα (18 περιπτώσεις) χωρίστηκαν τυχαία σε δύο σύνολα: το σύνολο εκπαίδευσης (13 περιπτώσεις) και το σύνολο ελέγχου (5 περιπτώσεις). Το μοντέλο ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκε έχει δύο εισόδους: το μήκος του ηλεκτροδίου σε μέτρα και το μήνα κατά τον οποίο πραγματοποιήθηκε το πείραμα. Η έξοδος δίνει την αντίσταση γείωσης. Μετά από δοκιμές και διάφορες ρυθμίσεις των παραμέτρων του δικτύου το δίκτυο σύγκλιε σε τιμή κατωφλίου 0,00001 χρησιμοποιώντας δύο νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο (Σχήμα 3.11).



**Σχήμα 3.11:** Μοντέλο ΤΝΔ [42]

Στο Σχήμα 3.12 απεικονίζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες από το ΤΝΔ τιμές της αντίστασης γείωσης για τις περιπτώσεις του συνόλου εκπαίδευσης και ελέγχου. Όπως φαίνεται η πρόβλεψη του μοντέλου ήταν πολύ κοντά στα πειραματικά αποτελέσματα με συντελεστή συσχέτισης ( $R^2$ ) 0,995 για τα δεδομένα εκπαίδευσης. Αυτό δείχνει ότι περίπου το 99,5% της διακύμανσης της αντίστασης γείωσης θα μπορούσε να εξηγηθεί από τις δύο επιλεγμένες μεταβλητές εισόδου και τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη του μοντέλου. Αφού το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με επιτυχία, το επόμενο βήμα είναι να δοκιμαστεί το δίκτυο, προκειμένου να εκτιμηθεί η απόδοσή του και να εξακριβωθεί αν τα αποτελέσματα που προβλέπει επιβεβαιώνονται από τα πραγματικά δεδομένα. Η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων για τις 5 περιπτώσεις του συνόλου ελέγχου δείχνει ότι η τιμή  $R^2$  ήταν 0,925. Η υψηλή ικανότητα γενίκευσης που επιτεύχθηκε δείχνει ότι το μοντέλο αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει την αντίσταση γείωσης σε δεδομένη περιοχή τους συγκεκριμένους μήνες του έτους, με μεγάλη ακρίβεια, για οποιοδήποτε

μήκος του θαμμένου ηλεκτροδίου και χωρίς να είναι ανάγκη να ληφθούν πειραματικές μετρήσεις. Ωστόσο οι συγγραφείς επισημαίνουν ότι για να εκπαιδευτεί το ΤΝΔ θα μπορούσαν να ληφθούν υπόψη και άλλες μεταβλητές που επηρεάζουν την αντίσταση γείωσης, όπως η υγρασία, η σύνθεση του εδάφους, ομοιογένεια, κ.λπ.

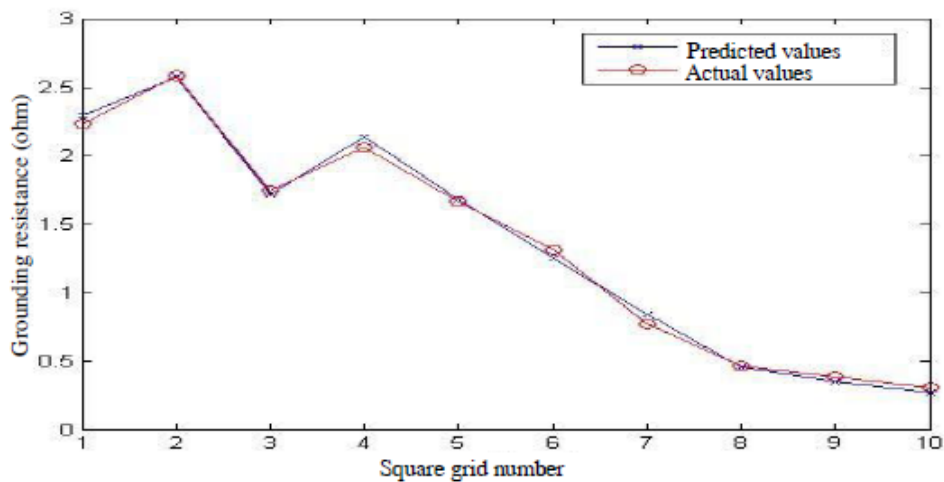


Σχήμα 3.12: Πραγματικές και εκτιμούμενες τιμές (α) για το σύνολο εκπαίδευσης και (β) για το σύνολο ελέγχου [42]

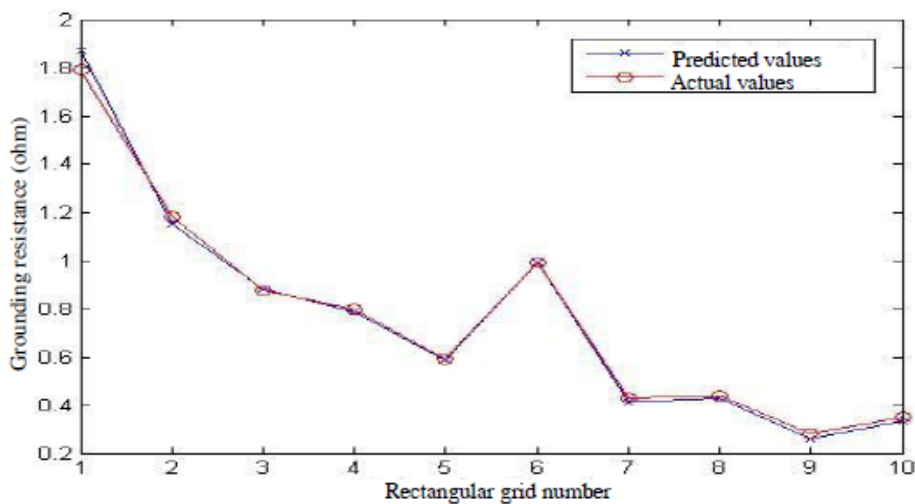
### 3.4.3 Ανάλυση συστήματος πλέγματος γείωσης με χρήση ΤΝΔ

Οι συγγραφείς του άρθρου [43] 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, 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 [44], αποτελέσματα αριθμητικής μεθόδου [45], αποτελέσματα αναλυτικών μαθηματικών εκφράσεων [17], αποτελέσματα πειραμάτων υπό κλίμακα [46].

Τα δεδομένα του ΤΝΔ ήταν 77 για το σύνολο εκπαίδευσης και 43 για το σύνολο ελέγχου. Τα Σχήματα 3.13 και 3.14 δείχνουν τα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Διαπιστώνεται 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.



**Σχήμα 3.13:** Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης τετραγωνικού πλέγματος [43]



**Σχήμα 3.14:** Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές της αντίστασης γείωσης ορθογωνικού πλέγματος [43]

### 3.4.4 Μελέτη γραμμών μεταφοράς υψηλής τάσης με χρήση τεχνητής νοημοσύνης

Το άρθρο [47] παρουσιάζει μελέτη κρίσιμων μεγεθών των γραμμών μεταφοράς υψηλής τάσης, που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη και πιο συγκεκριμένα στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ). Σε αντίθεση με τις υπάρχουσες συμβατικές αναλυτικές τεχνικές και προσομοιώσεις της βιβλιογραφίας, που χρησιμοποιούν εμπειρικές ή / και προσεγγιστικές σχέσεις στους υπολογισμούς, η προσέγγιση αυτή βασίζεται μόνο σε πραγματικά δεδομένα-μετρήσεις. Η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόζεται σε τρεις περιπτώσεις: α) σε γραμμές μεταφοράς υψηλής τάσης,



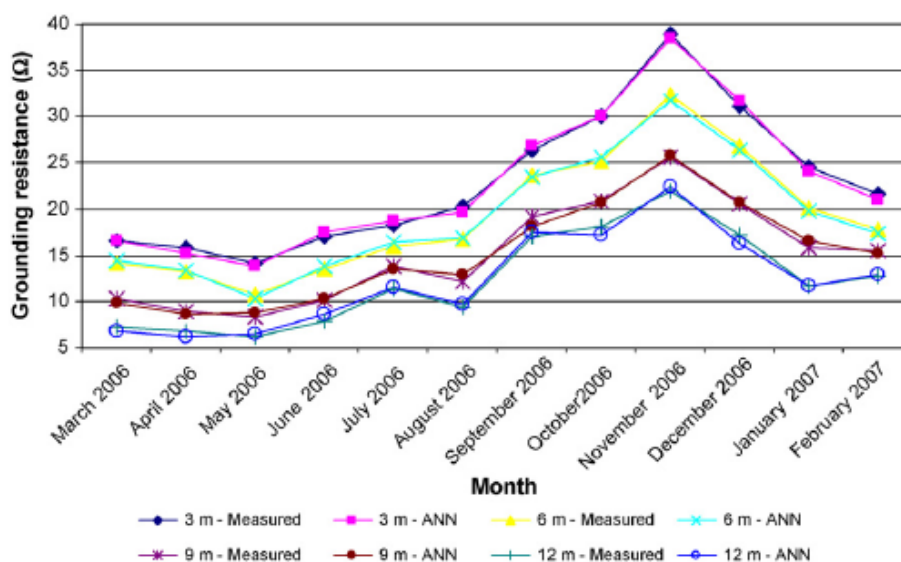
προκειμένου να υπολογιστούν οι περίοδοι που το δίκτυο είναι εκτός λειτουργίας λόγω κεραυνών, β) σε συστήματα γείωσης προκειμένου να εκτιμηθεί η αντίσταση γείωσης και γ) σε μονωτήρες γραμμών μεταφοράς υψηλής τάσης με σκοπό την εκτίμηση της κρίσιμης τάσης υπερπήδησης. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι πολύ κοντά στα πραγματικά δεδομένα και για τις τρεις περιπτώσεις μελέτης, κάτι που προφανώς σημαίνει ότι η χρήση ΤΝΔ είναι αξιόπιστη, έχει αποδεκτή ακρίβεια και μπορεί να αποτελέσει ένα πολύ χρήσιμο πρόσθετο εργαλείο για τους ηλεκρολόγους μηχανικούς. Στην περίπτωση (β), που μας ενδιαφέρει άμεσα, το μοντέλο ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκε, εκπαιδεύτηκε, αξιολογήθηκε και ελέγχθηκε βάσει πειραματικών μετρήσεων, προκειμένου να εκτιμηθεί η σχέση μεταξύ της αντίστασης γείωσης και του μήκους του θαμμένου στο έδαφος ηλεκτροδίου κατά τη διάρκεια του έτους. Οι είσοδοι του ΤΝΔ είναι: το μήκος του θαμμένου ηλεκτροδίου  $l$ , ο μήνας του έτους κατά τον οποίο πραγματοποιήθηκε η μέτρηση  $M$ , το ύψος βροχόπτωσης  $Rf$  στη συγκεκριμένη περιοχή και μήνα ενώ έξοδος είναι η αντίσταση γείωσης  $Gr$ .

Ο συνολικός αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης, που προέρχονταν όλα από μετρήσεις ή από υπολογισμούς βασισμένους σε μετρήσεις, ήταν 72. Το 20% των δεδομένων επιλέχθηκε τυχαία για το σύνολο αξιολόγησης. Η διαδικασία εκπαίδευσης επαναλήφθηκε μέχρι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και της εκτιμούμενης εξόδου να φθάσει το 1,0% ή το μέγιστο αριθμό των εποχών (που ορίστηκε σε 10.000).

Αφού καθορίστηκαν οι είσοδοι και οι έξοδοι κάθε μοντέλου ΤΝΔ το επόμενο βήμα ήταν ο καθορισμός του είδους των νευρωνικών δικτύων που θα χρησιμοποιηθούν, ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων, ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε επίπεδο, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης και ο αριθμός εποχών.

Δύο διαφορετικά είδη τεχνητών νευρωνικών δικτύων εξετάστηκαν: το πολυεπίπεδο perceptron (MLP) και το δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης (RBF). Στην περίπτωση του MLP εξετάστηκαν δύο διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, η λογιστική και η υπερβολική εφραπτομένη. Δοκιμάστηκαν διάφορα σενάρια για 1, 2 και 3 κρυμμένα επίπεδα και αριθμό νευρώνων 2-30 για κάθε κρυμμένο επίπεδο, προκειμένου να βρεθεί η καλύτερη αρχιτεκτονική για το δίκτυο, δηλαδή ο συνδυασμός που δίνει το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Μετά από εκτενείς προσομοιώσεις και δοκιμές διαπιστώθηκε ότι MLP δύο κρυμμένων στρωμάτων (με 21 και 13 νευρώνες σε κάθε ένα από αυτά) και λογιστική συνάρτηση ενεργοποίησης έδινε τη μεγαλύτερη ικανότητα γενίκευσης, εκπαιδεύονταν γρήγορα και κατανάλωνε

μικρότερη μνήμη από ότι οι υπόλοιποι συνδυασμοί, οπότε και επιλέχθηκε τελικά. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ελαχιστοποιείται σε τελική τιμή 0,01 εντός 9738 εποχών. Στο Σχήμα 3.15 συνοψίζονται τα τελικά αποτελέσματα, τα οποία κρίνονται άκρως ικανοποιητικά, γεγονός που σημαίνει ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία με χρήση κατάλληλα εκπαιδευμένων ΤΝΔ είναι πρακτικά χρήσιμη και παρέχει ικανοποιητική ακρίβεια υπολογισμών. Για την ίδια περιοχή (της οποίας τα πειραματικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση 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.



Σχήμα 3.15: Πραγματικές και εκτιμούμενες τιμές της αντίστασης γείωσης για χρονική περίοδο 12 μηνών [47]

### 3.4.5 ΤΝΔ για τον υπολογισμό της αντίστασης γείωσης

Στόχος της εργασίας [48] είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου που βασίζεται σε μετρήσεις αντίστασης και τις αντίστοιχες καιρικές συνθήκες για την πρόβλεψη της αντίστασης του εδάφους. Η τιμή της αντίστασης γείωσης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το σύστημα γείωσης και τις ιδιότητες του εδάφους, όπου το σύστημα έχει εγκατασταθεί. Η αντίσταση γείωσης, με τη σειρά της, ποικίλλει ανάλογα με τη θερμοκρασία, την υγρασία, την περιεκτικότητα σε άλατα και το πόσο συμπίεμένο είναι το έδαφος. Δεδομένου ότι αυτές οι παράμετροι ποικίλλουν κατά τη διάρκεια του έτους, το σύστημα γείωσης, δεν μπορεί να έχει μία

μόνο τιμή αντίστασης. Η προσέγγιση που προτείνεται, εκμεταλλεύεται την ικανότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ), να αναγνωρίζουν σχέσεις μεταξύ των δεδομένων, οι οποίες διαφορετικά θα ήταν δύσκολο να προσδιοριστούν. Έτσι ένα ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε κατάλληλα και αξιολογήθηκε βάσει πειραματικών δεδομένων της αντίστασης του εδάφους και των βροχοπτώσεων, για να προβλέψει την αντίσταση γείωσης.

Οι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους, διεξήχθησαν στην περιοχή της Αθήνας από τον Οκτώβριο μέχρι τον Ιούλιο σύμφωνα με τη μέθοδο Wenner, ενώ τα μετεωρολογικά δεδομένα παρασχέθηκαν από την Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία Ελλάδας. Η αντίσταση γείωσης μετρήθηκε σύμφωνα με τη μέθοδο της πτώσης δυναμικού και τον κανόνα 62%. Οι μετρήσεις επαναλήφθηκαν σε τακτά χρονικά διαστήματα προκειμένου να αξιολογηθεί η επίδραση των καιρικών συνθηκών.

Σύμφωνα με το θεώρημα Kolmogorov, εάν ο αριθμός των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου επιλεγεί κατάλληλα, ένα ΤΝΔ με ένα μόνο κρυμμένο επίπεδο μπορεί να χρησιμοποιηθεί. Οι παράμετροι του ΤΝΔ επιλέγονται έτσι ώστε ο δείκτης συσχέτισης ( $R^2$ ) μεταξύ της πραγματικής και της εκτιμώμενης τιμής για το σύνολο αξιολόγησης να λάβει τη μέγιστη δυνατή τιμή.

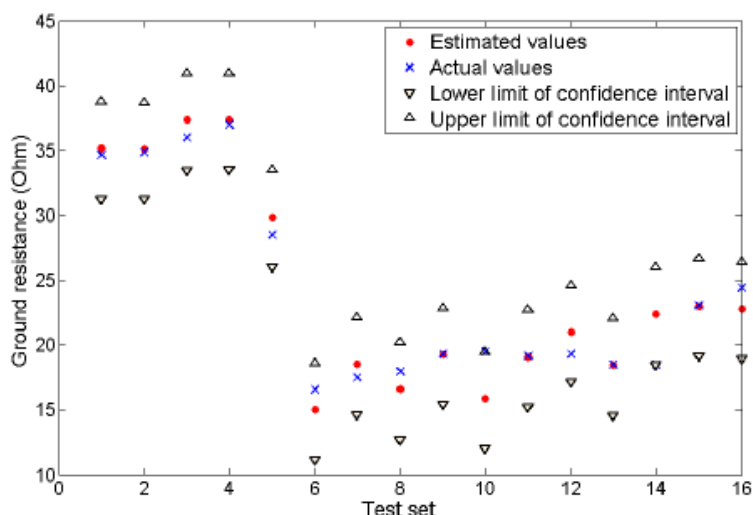
Οι συντελεστές των βαρών του ΤΝΔ προσαρμόζονται βάσει του αλγορίθμου της συζευγμένης μεταβολής κλίσης έως ότου ένα από τα κριτήρια τερματισμού εκπληρωθεί. Τα κριτήρια αυτά είναι: το κριτήριο σταθεροποίησης των βαρών, η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος και ο μέγιστος αριθμός εποχών.

Τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης αποτελούνται από 65 διανύσματα ενώ το σύνολο ελέγχου από 16. Οι μεταβλητές εισόδου είναι οι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων μέτρησης και το ύψος βροχόπτωσης, ενώ μεταβλητή εξόδου είναι η αντίσταση γείωσης.

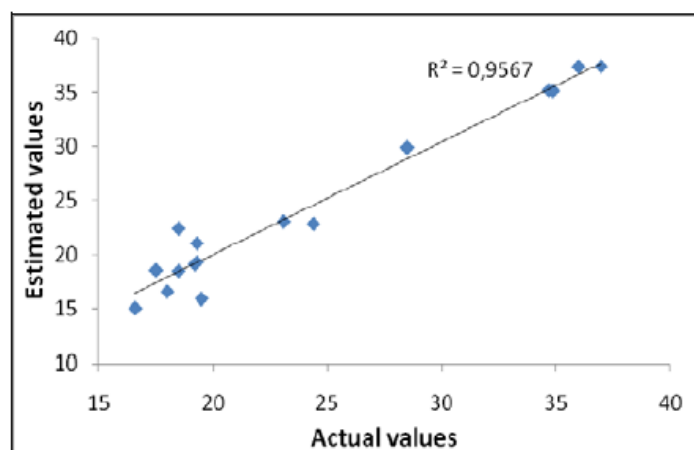
Οι παράμετροι του δικτύου βελτιστοποιήθηκαν μέσω μιας σειράς δοκιμών: Αρχικά προσδιορίστηκε ο βέλτιστος αριθμός νευρώνων. Δόθηκαν σταθερές τιμές στις υπόλοιπες παραμέτρους του δικτύου και το πλήθος των νευρώνων μεταβλήθηκε από 2 ως 25 με βήμα 1. Βέλτιστη τιμή ( $N=11$ ) επιλέγεται αυτή που δίνει το ελάχιστο μέσο σφάλμα για το σύνολο αξιολόγησης. Στη συνέχεια προσδιορίζονται οι παράμετροι  $a$  και  $b$  των συναρτήσεων ενεργοποίησης και πάλι με κριτήριο το ελάχιστο μέσο σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης. Αυτό επιτεύχθηκε για  $a_1=0,875$ ,  $a_2=0,2$ ,  $b_1=b_2=0$ . Μετά, κατόπιν δοκιμών προσδιορίζονται οι παράμετροι του αλγορίθμου:  $\sigma=10^{-4}$  και  $\lambda=10^{-6}$ .

Για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης χρησιμοποιείται ο συνδυασμός των παραμέτρων με τον οποίο επιτυγχάνεται το ελάχιστο σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης και τέλος τα διαστήματα εμπιστοσύνης για το σύνολο αξιολόγησης και ελέγχου υπολογίζονται με τη μέθοδο της δειγματοληψίας.

Στο Σχήμα 3.16 παρουσιάζονται οι πραγματικές, οι εκτιμώμενες τιμές και τα διαστήματα εμπιστοσύνης με πιθανότητα 5%. Η συσχέτιση μεταξύ της πραγματικής και της εκτιμώμενης τιμής  $R^2$  για το σύνολο αξιολόγησης είναι 0,9897, ενώ η συσχέτιση για το σύνολο ελέγχου 0,9567 (Σχήμα 3.17). 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 κ.λπ.).



Σχήμα 3.16: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης [48]



Σχήμα 3.17: Συσχέτιση παραγματικών και εκτιμώμενων τιμών για το σύνολο ελέγχου [48]

## Βιβλιογραφία

- [1] Tagg G.F., 'Earth Resistances', George Newnes Limited, London, 1964
- [2] Sunde E.D., 'Earth Conduction Effects in Transmission Systems', Dover Publications, New York, 1968
- [3] IEEE Std 80-2000, 'IEEE guide for safety in AC substation grounding', May 2000
- [4] IEEE Std 81-1983, 'IEEE guide for measuring earth resistivity, ground impedance, and earth surface potentials of a ground system', 11 March 1983
- [5] IEEE Std 81.2-1991, 'IEEE guide to measurement of impedance and safety characteristics of large, extended or interconnected grounding systems', June 1992
- [6] IEEE Std 142-1991, 'IEEE recommended practice for grounding of industrial and commercial power systems', 22 June 1992
- [7] Nagar R.P., Velazquez R., Loeloeian M., Mukhedkar D., 'Review of analytical methods for calculating the performance of large grounding electrodes Part I: Theoretical considerations', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS104, 11, November 1985, pp. 3124-3133
- [8] Dawalibi F.P., Mukhedkar D., 'Multi step analysis of interconnected grounding electrodes', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 95, 1, January/ February 1976, pp. 113-119
- [9] Heppe R.J., 'Computation of potential at surface above an energized grid or other electrode, allowing for non-uniform current distribution', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 98, 6, Nov/Dec 1979, pp. 1978-1989
- [10] Kouteynikoff P., 'Numerical computation of the grounding resistance of substations and towers', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 99, 3, May/June, 1980, pp. 957-965
- [11] Garrett D.L., Holley H.J., 'Calculation of substation grounding system resistance using matrix techniques', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 99, 5, Sept/Oct. 1980, pp. 2008-2011
- [12] Chow Y.L., Salama M.M.A., 'A simplified method for calculating the substation grounding grid resistance', IEEE Transactions on Power Delivery, 9, 2, April 1994, pp. 736-742

- [13] Sverak J.G., Benson R.U., Dick W.K., Dodds T.H., 'Safe substation grounding - part II', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 101, 10, October 1982, pp. 4006-4023
- [14] Schwarz S.J., 'Analytical expressions for the resistance of grounding systems', American Institute of Electrical Engineer, 73, August 1954, pp. 1011-1016
- [15] Nahman J., Skuletick S., 'Irregularity correction factors for mesh and step voltages of grounding grids', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 99, 1, January/February 1980, pp. 174-180
- [16] Sverak J.G., 'A simplified analysis of electrical gradients above a ground grid -I', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 103, 1, January 1984, pp. 7-25
- [17] Salama M.M.A., El Sherbiny M.M., Chow Y.L., 'A formula for resistance of substation grounding grid in two-layer soil', IEEE Transactions on Power Delivery, 10, 3, July 1995, pp. 1255-1262
- [18] Chow Y.L., Elsherbiny M.M., Salama M.M.A., 'Resistance formulas of grounding systems in two-layer earth', IEEE Transactions on Power Delivery, 11, 3, July 1996, pp. 1330-1336
- [19] Tagg G.F., 'Multiple-driven-rod earth connection', IEE Proceeding C, 127, 4, July 1980, pp. 240-247
- [20] Dawalibi F.P., Mukhedkar D., 'Parametric analysis of grounding grids', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 98, 5, Sep /Oct 1979, pp. 1659-1668
- [21] C.J. Blattner, 'Prediction of soil resistivity and ground rod resistance for deep ground electrode', IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS-99 (5) (1980) 1758-1763
- [22] Blattner C.J., 'Study of driven ground rods and four point soil resistivity tests', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 101, 8, August 1982, pp. 2837-2850
- [23] Dawalibi F.P., Blattner C.J., 'Earth resistivity measurement interpretation techniques', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 103, 1, February 1984, pp. 374-382
- [24] Takahashi T., Kawase T., 'Analysis of apparent resistivity in a multi-layer earth structure', IEEE Transactions on Power Delivery, 5, 2, April 1990, pp. 604-612

- [25] Takahashi T., Kawase T., 'Calculation of earth resistance for deep-driven rod in multi-layer earth structure', IEEE Transactions on Power Delivery, 6, 2, April 1991, pp. 608-614
- [26] Ma J., Dawalibi F. P., 'Influence of Inductive Coupling Between Leads on Resistivity Measurements in Multilayers Soils', IEEE Transaction on Power Delivery, Vol.13, No.4, October 1998, pp.999-1004
- [27] Ma J., Dawalibi F. P., 'Influence of Inductive Coupling Between Leads on Ground Impedance Measurements Using the Fall of Potential Method', IEEE Transaction on Power Delivery, Vol.16, No.4, October 2001, pp.739- 743
- [28] Del Alamo J.L., 'A comparison among eight different techniques to achieve an optimum estimation of electrical grounding parameters in two-layered earth', IEEE Transactions on Power Delivery, 8, 4, October 1993, pp. 1890-1899
- [29] Seedher H.R., Arora J.K., 'Estimation of two layer soil parameters using finite wenner resistivity expressions', IEEE Transactions on Power Delivery, 7, 3, July 1992, pp. 1213-1217
- [30] Meliopoulos A.P., Papalexopoulos A.D., Webb R.P., Blattner C., 'Estimation of soil parameters from driven rod measurement', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 103, 9, September 1984, pp. 2579-2587
- [31] Blattner C.J., 'Analysis of soil resistivity test methods in two-layer earth', IEEE Transaction on Apparatus and System, PAS 104, 12, December 1985, pp. 3603-3608
- [32] Meliopoulos A.P., Papalexopoulos A.D., 'Interpretation of soil resistivity measurements: Experience with the model SOMIP', IEEE Transactions on Power Delivery, 1, 4, October 1986, pp. 142-151
- [33] Del Alamo J.L., 'A second order gradient technique for an improved estimation of soil parameters in two-layer earth', IEEE Transactions on Power Delivery, 6, 3, July 1991, pp. 1166-1170
- [34] Lagace P.J., Fortin J., Crainic E.D., 'Interpretation of resistivity sounding measurements in N-layer soil using electrostatics images', IEEE Transactions on Power Delivery, 11, 3, July 1996, pp. 1349-1354
- [35] Yang H., Yuan J., Zong W., 'Determination of three-layer earth model from wenner four-probe test data', IEEE Transactions on Magnetics, 37, 5, September 2001, pp. 3684-3687

- [36] Wang C., Takasima T., Sakuta T., Tsubota Y., ‘Grounding resistance measurement using fall of potential probe located in opposite direction to the current probe’, IEEE Transactions on Power Delivery, 13, 2, October 1998, pp. 1128-1135
- [37] Ι.Φ.Γκόνοϋ, ‘Μεταβατική ρυμπεριφορά ρυστημάτων γείωϋηϋ’, Διδαστορική Διατριβή, Ε.Μ.Π., Αθήνα 2002
- [38] Ι.Φ. Gonos, Α.Χ. Moronis, and Ι.Α. Stathopoulos, ‘Variation of soil resistivity and ground resistance during the year’, 28th International Conference on Lightning Protection, 2006
- [39] J. Jasni, L. K. Siow, M. Z. A Ab Kadir and W. F Wan Ahmad, ‘Natural materials as grounding filler for lightning protection system’, 30th International Conference on Lightning Protection - ICLP 2010, Cagliari, Italy September 13th -17th
- [40] W. F., Wan Ahmad, M. S., Abdul Rahman, J., Jasni, M. Z. A., Ab Kadir and H., Hizam ‘Chemical enhancement materials for grounding purposes’, 30th International Conference on Lightning Protection - ICLP 2010, (Cagliari, Italy September 13th -17th)
- [41] Amaral, F.C.L, 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
- [42] M.A. Salam, S.M. Al-Alawi, A.A. Maqrashi, ‘An artificial neural networks approach to model and predict the relationship between the grounding resistance and length of buried electrode in the soil’, 2005
- [43] Ezzat A. Eisawy Rania A. Fahmy, ‘Analysis of power grounding system using Artificial Neural Network’, National Center for Nuclear Safety, Cairo, Egypt 2009
- [44] J. Gomez, etal., ‘Computer analysis of earthing systems in horizontally or vertically layered soils’, Electric Power System Rev., vol. 59, 2001
- [45] Ι. Colominas, F. Navarrina and M. Casteleiro, ‘A Numerical formulation for grounding analysis in stratified soils’, IEEE Trans. Power Delivery, vol.17, 2002
- [46] Α. El-Morshedy, Α.Γ. Zeitoun and Μ.Μ.ϒhourab, ‘Modeling of substation grounding grids’, IEE Proc., vol. 133, Pt.C, No.5, 1986



- [47] L. Ekonomou, 'High voltage transmission lines studies with the use of artificial intelligence', *Electric Power Systems Research* 79 (2009) 1655–1660
- [48] Fani E. Asimakopoulou, George J. Tsekouras, Ioannis F. Gonos, A.X. Moronis, Ioannis A. Stathopoulos, 'An Artificial Neural Network for estimating the ground resistance', *International Conference on Grounding and Earthing & 4th International Conference on Lightning Physics and Effects Salvador - Brazil* November, 2010

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4**

### **Αποτελέσματα ΤΝΔ**

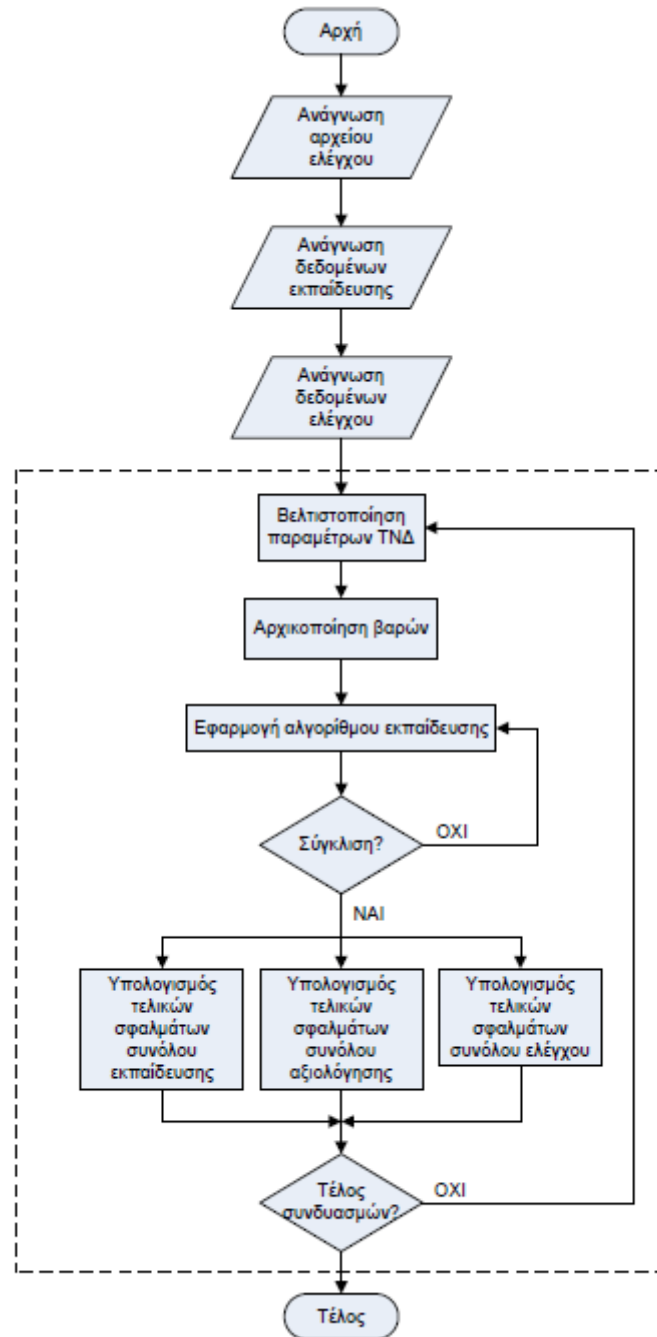
#### **Εισαγωγή**

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη της αντίστασης γείωσης. Για διαφορετικά σενάρια δεδομένων εισόδου εφαρμόστηκαν διαφορετικές μέθοδοι εκπαίδευσης των ΤΝΔ και έγιναν δοκιμές για διάφορες τιμές των παραμέτρων του 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.

#### **4.1 Εκπαίδευση ΤΝΔ**

Όπως αναλύθηκε στο κεφάλαιο 2, τα ΤΝΔ έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν αυτόματα προσεγγιστικές σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων, χωρίς να περιορίζονται από το μέγεθος και την πολυπλοκότητα του προβλήματος. Οι προσεγγιστικές αυτές σχέσεις βασίζονται σε πραγματικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του ΤΝΔ. Με αυτό τον τρόπο το δίκτυο αποκτά τη δυνατότητα να γενικεύσει, δηλαδή να δίνει σωστές εξόδους-απαντήσεις για πρότυπα εισόδου που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί πριν για την εκπαίδευσή του. Στη διπλωματική αυτή εργασία, χρησιμοποιείται δίκτυο επιβλεπόμενης μάθησης που εκπαιδεύεται με τον κανόνα ανάστροφης διάδοσης σφάλματος και παραλλαγές αυτού. Η διαδικασία της εκπαίδευσης στοχεύει στον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών του ΤΝΔ βάσει του σφάλματος που εμφανίζεται μεταξύ των εκτιμώμενων και των πραγματικών τιμών. Κατόπιν από τα δεδομένα του συνόλου αξιολόγησης γίνεται επιβεβαίωση της απόδοσης του συστήματος. Η ικανότητα γενίκευσης εκτιμάται από το πόσο καλά το δίκτυο ανταποκρίνεται στα δεδομένα αυτά. Τα δεδομένα αξιολόγησης έχουν την ίδια δομή με τα δεδομένα εκπαίδευσης, όμως αντιστοιχούν σε διαφορετικά πρότυπα εισόδου/εξόδου. Στο πρόβλημα που μελετήθηκε στην παρούσα διπλωματική τα πρότυπα εισόδου/εξόδου που χρησιμοποιήθηκαν ήταν συνολικά 81. Από τα δεδομένα αυτά, τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώθηκαν με τυχαίο τρόπο. Το σύνολο ελέγχου

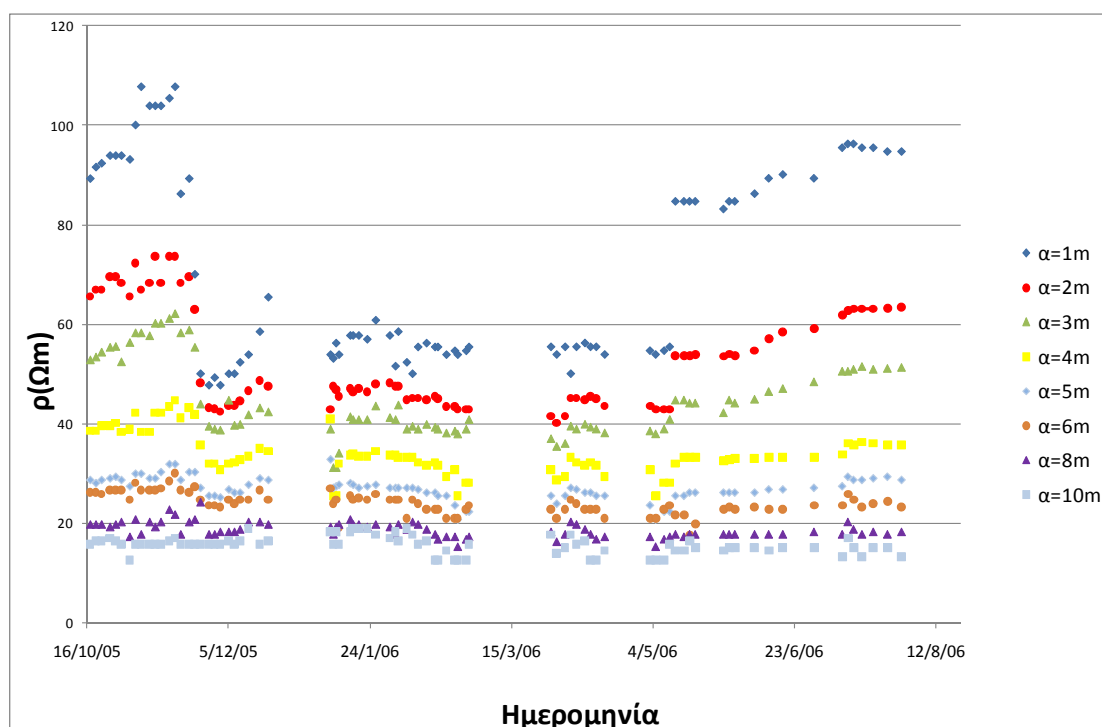
περιλαμβάνει 14 διανύσματα ενώ το σύνολο εκπαίδευσης 67. Η δημιουργία και η εκπαίδευση του ΤΝΔ έγιναν σε κώδικα προγράμματος γραμμένου σε FORTRAN. Στο Σχήμα 4.1 φαίνεται το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε.



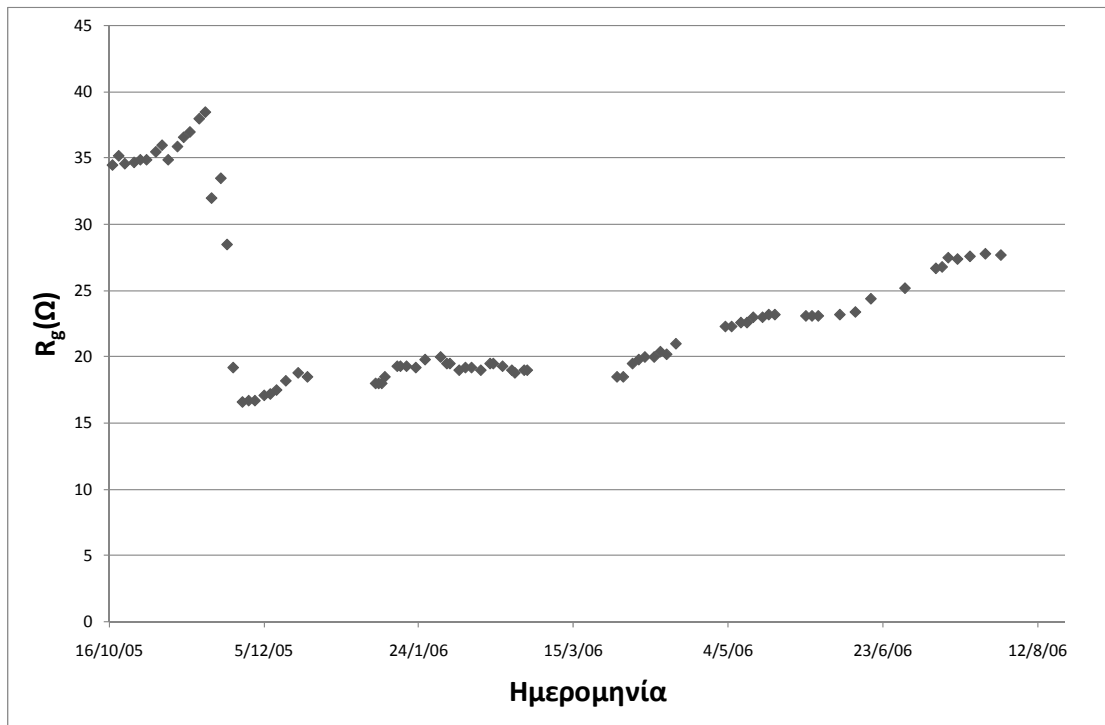
**Σχήμα 4.1:** Διάγραμμα ροής του αλγορίθμου για τη δημιουργία των ΤΝΔ

## 4.2 Δεδομένα εκπαίδευσης

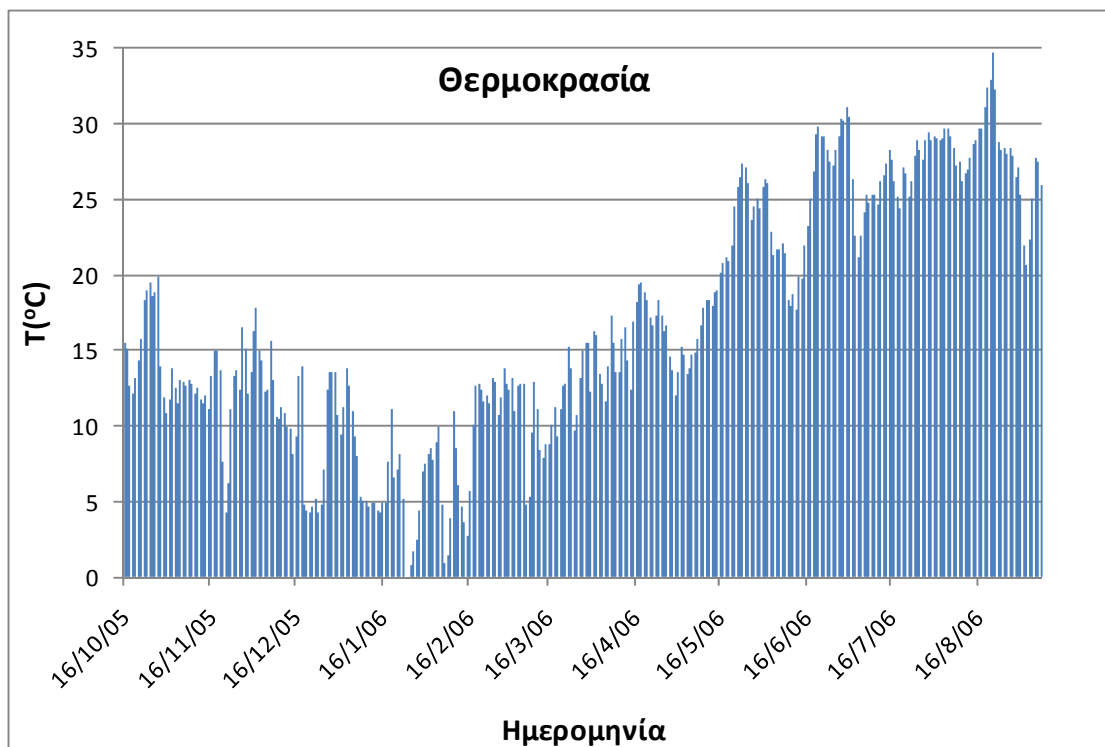
Για την εκπαίδευση του ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν μετρήσεις, οι οποίες πραγματοποιήθηκαν σε χώρο εντός του Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος της Αθήνας. Τα αποτελέσματα των μετρήσεων αυτών παρατίθενται αναλυτικά στο παράρτημα ενώ η πειραματική διάταξη για τη διεξαγωγή τους περιγράφηκε στο κεφάλαιο 3 [38]. Στα Σχήματα 4.2 και 4.3 παρουσιάζονται γραφικά οι μετρήσεις της ειδικής αντίστασης και της αντίστασης γείωσης που χρησιμοποιήθηκαν. Από τις γραφικές αυτές παραστάσεις είναι σαφές ότι κατά τους καλοκαιρινούς και φθινοπωρινούς μήνες η ειδική αντίσταση του εδάφους και η αντίσταση γείωσης λαμβάνουν τις μεγαλύτερες τιμές. Ωστόσο για μεγάλες αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων μέτρησης (και συνεπώς μεγάλα βάθη μέτρησης) οι τιμές της ειδικής αντίστασης μεταβάλλονται πολύ λιγότερο με τις καιρικές συνθήκες. Στα Σχήματα 4.4 και 4.5 παρουσιάζονται τα καιρικά δεδομένα (μέση θερμοκρασία και ύψος βροχόπτωσης) που αντιστοιχούν στις ημερομηνίες των πειραματικών μετρήσεων. Τα μετεωρολογικά αυτά δεδομένα προέκυψαν από το μέσο όρο των μετρήσεων των σταθμών Μενιδίου, Άνω Λιοσίων και Γαλατσίου, που ήταν οι πλησιέστεροι μετεωρολογικοί σταθμοί στην τοποθεσία της πειραματικής διάταξης.



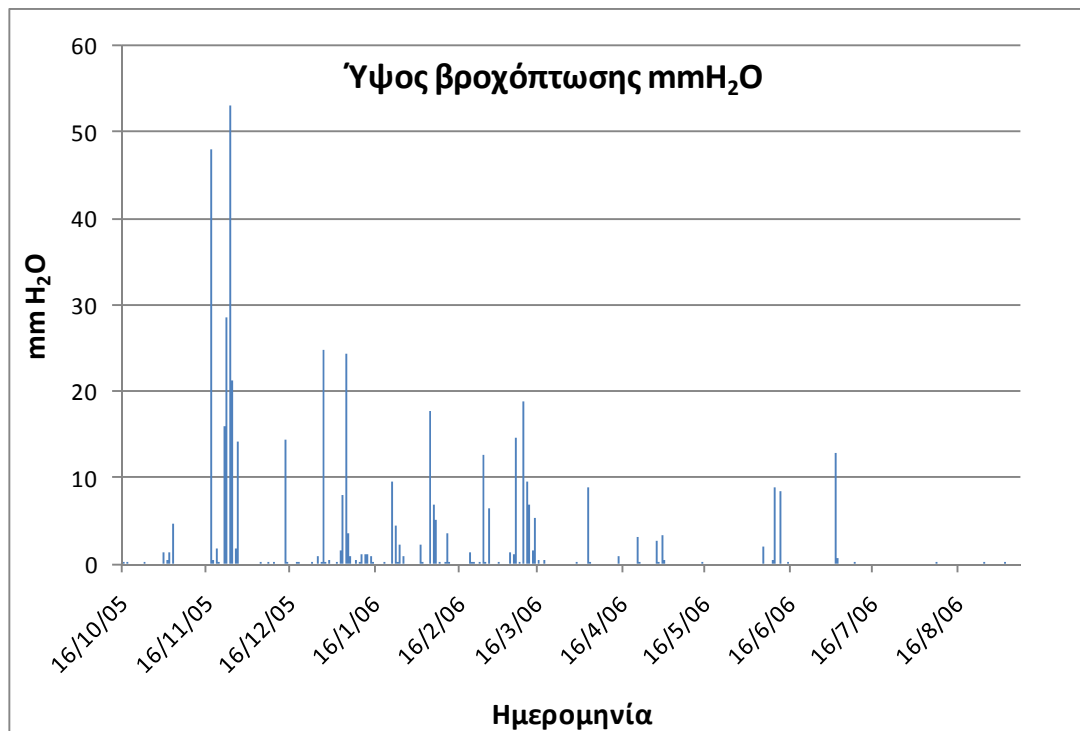
**Σχήμα 4.2:** Μετρήσεις ειδικής αντίστασης του εδάφους για διάφορες αποστασεις των ηλεκτροδίων μέτρησης



Σχήμα 4.3: Μετρήσεις της αντίστασης γείωσης



Σχήμα 4.4: Μέση θερμοκρασία κατά την περίοδο των μετρήσεων



Σχήμα 4.5: Ύψος βροχόπτωσης κατά την περίοδο των μετρήσεων

Έτσι, ως μεταβλητές εισόδου για το ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές της ειδικής αντίστασης του εδάφους  $\rho$  (για αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων 1,2,3,4,5,6,8 και 10m) και οι αντίστοιχες καιρικές συνθήκες (μέση θερμοκρασία και ύψος βροχόπτωσης). Έξοδος του ΤΝΔ ορίστηκε η αντίστοιχη τιμή της αντίστασης γείωσης. Τα σενάρια εισόδου που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του ΤΝΔ σε κάθε αλγόριθμο είναι:

**Σενάριο 1:** 12 δεδομένα εισόδου (οι τιμές  $\rho$ , οι καιρικές συνθήκες -μέση θερμοκρασία και ύψος βροχόπτωσης- της ημέρας που έγινε η μέτρηση καθώς και της προηγούμενης ημέρας) και 1 έξοδος (η τιμή της αντίστασης γείωσης).

**Σενάριο 2:** 8 δεδομένα εισόδου (οι τιμές της ειδικής αντίστασης  $\rho$  –χωρίς τα καιρικά δεδομένα) και 1 έξοδος (η τιμή της αντίστασης γείωσης).

### 4.3 Αλγόριθμοι

Στον Πίνακα 4.1 παρουσιάζονται οι μέθοδοι εκπαίδευσης που εφαρμόστηκαν στο ΤΝΔ. Οι τρεις πρώτοι αλγόριθμοι είναι με εκπαίδευση ανά πρότυπο και οι υπόλοιποι οχτώ ανά εποχή. Οι διαφορές των τρόπων αυτών εκπαίδευσης επισημάνθηκαν στην παράγραφο 2.6.3. Οι παράμετροι του κάθε αλγόριθμου βελτιστοποιούνται μετά από μια σειρά δοκιμών, όπως εξηγείται παρακάτω.

**Πίνακας 4.1:** Αλγόριθμοι εκπαίδευσης ΤΝΔ

1	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις)
2	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής
3	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης
4	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης
5	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις)
6	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής
7	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves
8	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves, επανεκκίνηση Powell-Beale
9	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere
10	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere, επανεκκίνηση Powell-Beale
11	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης

#### 4.4 Διαδικασία βελτιστοποίησης

Η διαδικασία βελτιστοποίησης που ακολουθήθηκε είναι η εξής:

1. Αρχικά προσδιορίζεται ο βέλτιστος αριθμός νευρώνων. Εφαρμόζεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ενώ όλοι οι παράμετροι του δικτύου διατηρούνται σταθεροί και μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Πρακτικά διαπιστώθηκε ότι στις περισσότερες περιπτώσεις μεταβολή νευρώνων από 2 ως 25 με βήμα 1 είναι αρκετή. Επιλέγεται ως βέλτιστος αριθμός νευρώνων αυτός που δίνει το μικρότερο μέσο σφάλμα για το σύνολο αξιολόγησης και ικανοποιητικά μικρές τιμές του σφάλματος για το σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου.
2. Διατηρώντας σταθερό τον αριθμό των νευρώνων -όπως αυτός προσδιορίστηκε στο προηγούμενο βήμα- μεταβάλλονται οι παράμετροι του εκάστοτε αλγορίθμου (π.χ. παράμετροι όρου ορμής και ρυθμού μάθησης) ενώ οι υπόλοιποι παράμετροι (είδος συναρτήσεων ενεργοποίησης, πλήθος εποχών κτλ.) διατηρούνται σταθερές. Με κριτήριο και πάλι το ελάχιστο σφάλμα επιλέγονται οι κατάλληλες τιμές. Στον Πίνακα 4.2 παρουσιάζονται οι μεταβολές των παραμέτρων που έγιναν για κάθε αλγόριθμο.

**Πίνακας 4.2:** Διαστήματα μεταβολής των παραμέτρων για κάθε αλγόριθμο κατά τη διαδικασία βελτιστοποίησης του ΤΝΔ

1	$\alpha_0=0,1, 0,2\dots 0,9$ $T_\alpha=200, 400\dots 3000$ $\eta_0=0,1, 0,2\dots 0,9$ $T_\eta=200 400\dots 3000$
2	$\alpha_0=0,1, 0,2\dots 0,9$ $T_\alpha=200, 400\dots 3000$ $\eta_0=0,1, 0,2\dots 0,9$ $T_\eta=200, 400\dots 3000$
3	$\eta_0=0,05, 0,1\dots 4$
4	$\eta_0=0,1, 0,2\dots 4$
5	$\alpha_0=0,05, 0,1\dots 1$ $T_\alpha=200, 400\dots 4000$ $\eta_0=0,5, 1\dots 4$ $T_\eta=400, 800\dots 6000$
6	$\alpha_0=0,1, 0,2\dots 1$ $T_\alpha=500, 1000\dots 6000$ $\eta_0=1, 2\dots 5$ $T_\eta=500, 1000\dots 6000$
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	$\sigma=10^{-4}, 10^{-5}, 10^{-6}$ $\lambda_0=10^{-6}, 10^{-7}, 5\cdot 10^{-8}$
max_epochs=7000 για όλους τους αλγόριθμους	

3. Δοκιμάζονται όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί των συναρτήσεων ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου και του επιπέδου εξόδου (Πίνακας 4.3) ενώ ταυτόχρονα μεταβάλλονται οι τιμές των παραμέτρων ( $a$ ,  $b$ ) των συναρτήσεων. Η μεταβολή των παραμέτρων διαφέρει ανάλογα με τα όρια στα οποία έτρεχε η κάθε συνάρτηση.

**Πίνακας 4.3:** Δυνατοί συνδυασμοί συναρτήσεων ενεργοποίησης

		Συνάρτηση ενεργοποίησης επιπέδου εξόδου (2 <sup>ου</sup> επιπέδου)		
		1. Λογιστική	2. Υπερβολική	3. Γραμμική
Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου (1 <sup>ου</sup> ) επιπέδου	1. Λογιστική	1-1	1-2	1-3
	2. Υπερβολική	2-1	2-2	2-3
	3. Γραμμική	3-1	3-2	3-3

Η κωδικοποίηση 1-2, για παράδειγμα, χρησιμοποιείται για να δηλώσουμε ότι χρησιμοποιούμε τη λογιστική ως συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου και την υπερβολική ως συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου.



## 4.5 Κριτήρια σύγκλισης

Ως κριτήρια σύγκλισης 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.

Σε κάθε ένα από τα ΤΝΔ ακολουθήθηκαν δύο προσεγγίσεις. Στην πρώτη (περίπτωση α) χρησιμοποιήθηκαν και τα τρία προαναφερθέντα κριτήρια, ενώ στη δεύτερη (περίπτωση β) χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα δύο πρώτα.

## 4.6 Αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 1

### 4.6.1 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στη σχέση (2.35) με τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων, όπου ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα σε τις σχέσεις:

$$\eta(ep) = \eta_0 \cdot \exp(-ep/T_\eta)$$

$$a(ep) = a_0 \cdot \exp(-ep/T_a)$$

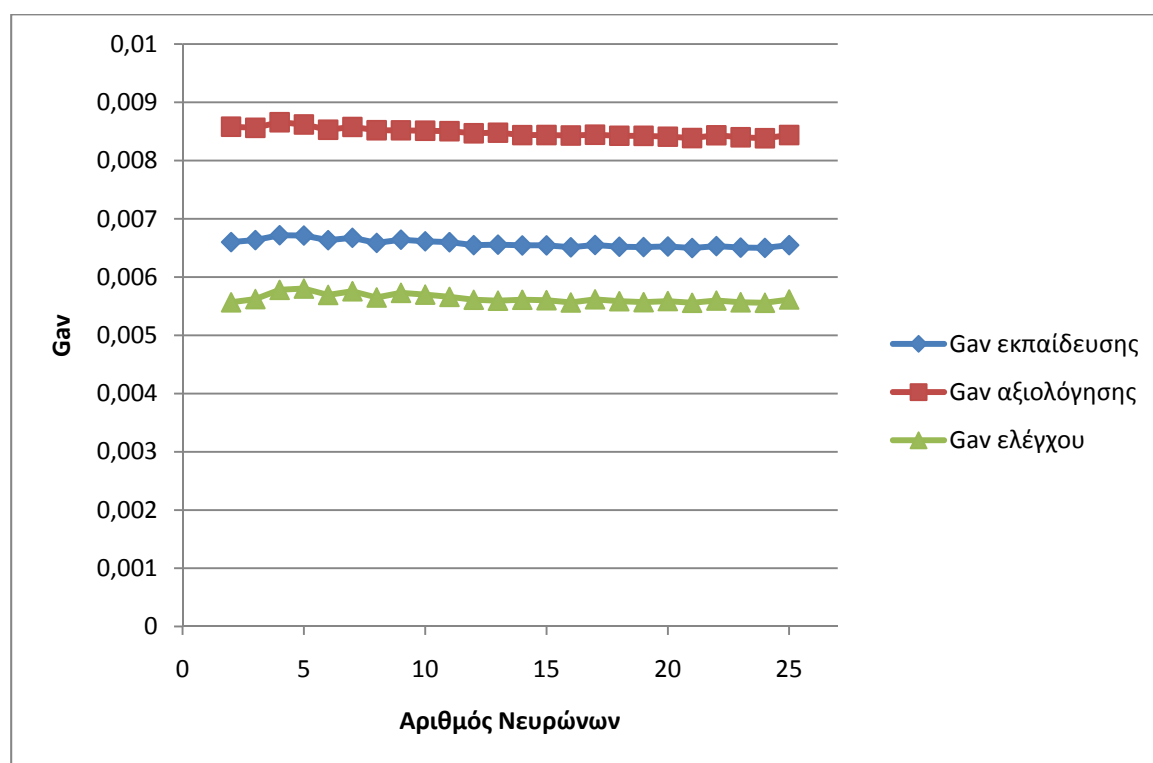
όπου  $\eta_0$  και  $T_\eta$  είναι η αρχική τιμή και η χρονική παράμετρος του ρυθμού μάθησης και  $a_0$  και  $T_a$  τα αντίστοιχα μεγέθη για τον όρο ορμής. Τα μεγέθη αυτά μαζί με το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου, το είδος και τη μορφή των συναρτήσεων ενεργοποίησης, αποτελούν τις παραμέτρους 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 τριων κριτηρίων τερματισμού

##### *Προσδιορισμός αριθμού νευρώνων:*

Για να προσδιοριστεί το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου, που μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, διατηρήσαμε σταθερές τις τιμές των παραμέτρων του ρυθμού μάθησης και του όρου ορμής ( $\eta_0=0,5$ ,  $T_\eta=400$ ,  $a_0=0,5$ ,  $T_a=400$ ) καθώς

επίσης και το μέγιστο πλήθος των εποχών (7000), ενώ επιλέξαμε ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και για τα δύο επίπεδα την υπερβολική εφαπτομένη με  $\alpha=0,1$  και  $b=0$ . Στη συνέχεια παρατηρήσαμε την τιμή του σφάλματος  $G_{av}$  (μέση τιμή των σφαλμάτων για όλα τα  $N$  πρότυπα) για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου, καθώς το πλήθος των νευρώνων μεταβάλλεται από 2 έως 25 με βήμα 1 (Σχήμα 4.6). Τα σφάλματα παρουσιάζουν πολύ μικρή μεταβολή με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων, ενώ τα μεγαλύτερα σφάλματα έχει το σύνολο αξιολόγησης και τα μικρότερα το σύνολο ελέγχου. Επιλέχθηκε  $N_n=24$ , όπου έχουμε το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης. Τα σφάλματα  $G_{av}$ , τότε είναι: εκπαίδευσης  $6,5 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $8,383 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $5,558 \cdot 10^{-3}$ .

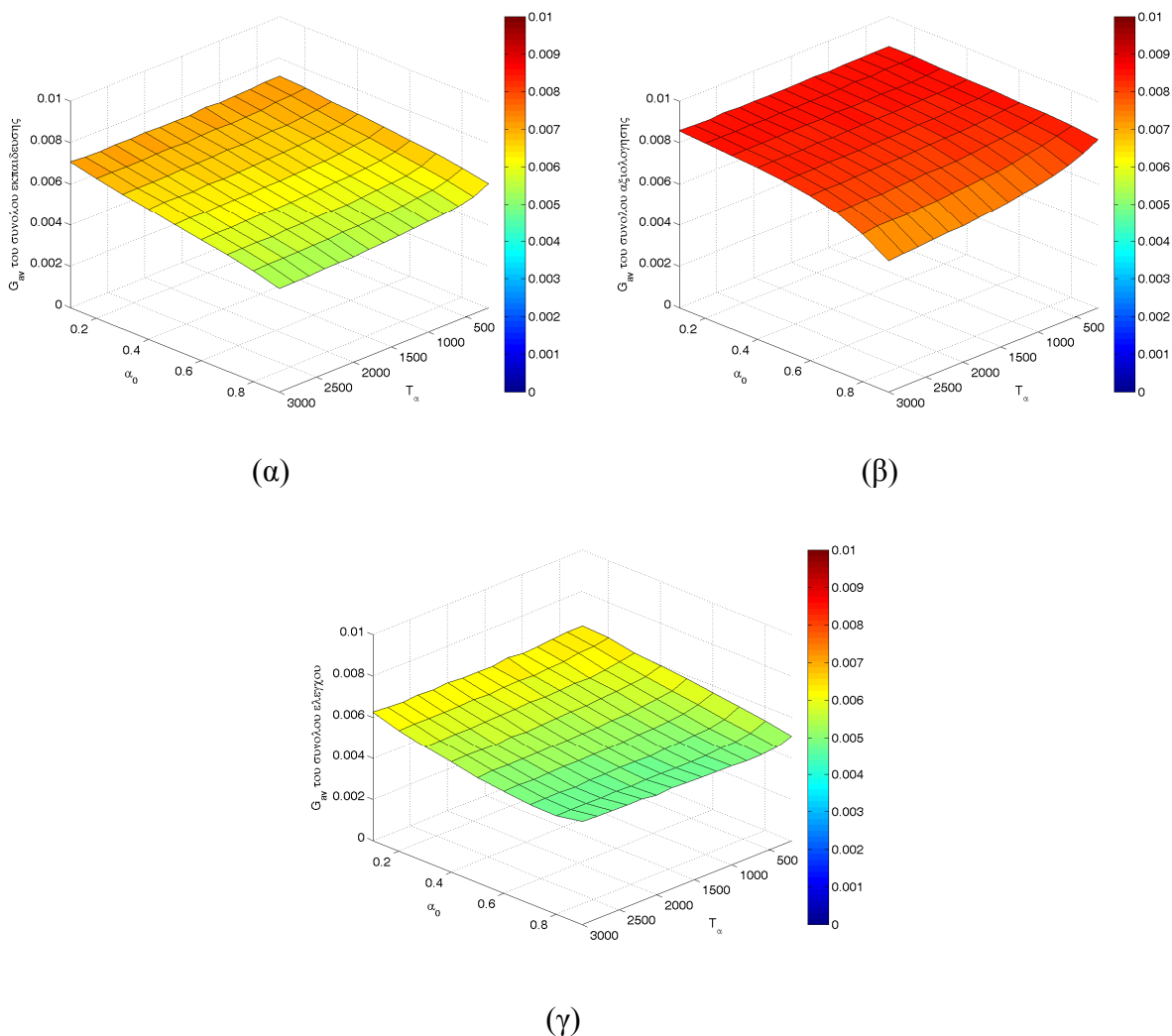


**Σχήμα 4.6:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων

#### **Προσδιορισμός παραμέτρων του όρου ορμής:**

Ακολουθώντας μεταβάλαμε τις παραμέτρους του όρου ορμής ως εξής: την αρχική τιμή  $\alpha_0$  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 σταθερές τις υπόλοιπες παραμέτρους (πλήθος νευρώνων  $N_n=24$  όπως προέκυψε προηγουμένως, αρχική τιμή

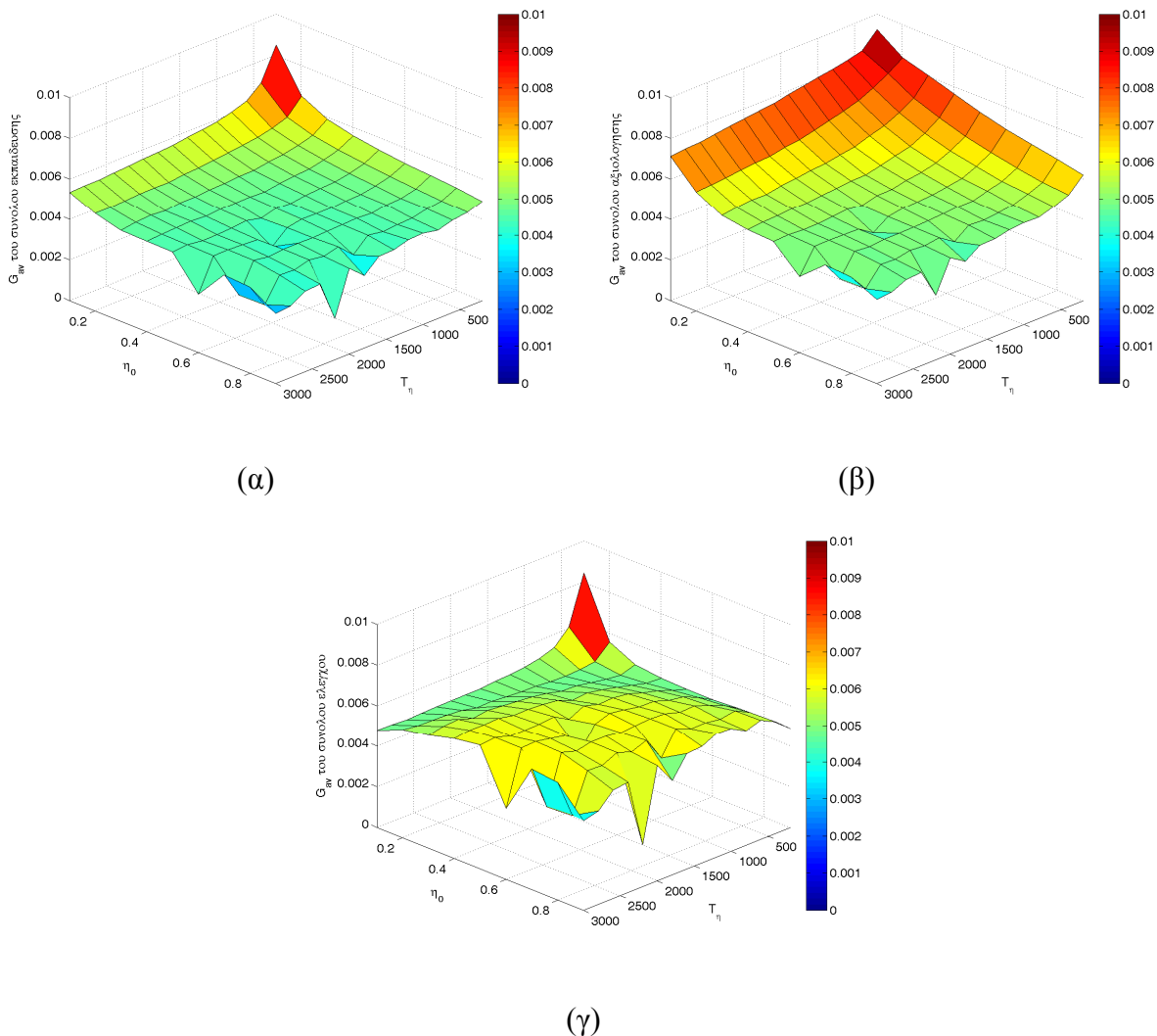
ρυθμού μάθησης  $\eta_0=0,5$ , χρονική παράμετρος ρυθμού μάθησης  $T_\eta=400$ , συναρτήσεις ενεργοποίησης: υπερβολική εφαπτομένη με  $\alpha=0,1$  και  $b=0$ , μέγιστο πλήθος εποχών: 7000) παρατηρούμε τη μεταβολή της τιμής του  $G_{av}$  για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου συναρτήσεων των παραμέτρων  $\alpha_0$  και  $T_\alpha$  (Σχήμα 4.7). Από το Σχήμα 4.7 είναι εμφανές ότι τα καλύτερα αποτελέσματα και για τα τρία σύνολα επιτυγχάνονται για  $\alpha_0 \in [0,7 \dots 0,9]$  και για  $T_\alpha \in [1500 \dots 3000]$  και μάλιστα όσο υψηλότερες είναι οι τιμές αυτών των δύο παραμέτρων, τόσο μικρότερη είναι η τιμή του  $G_{av}$ . Επιλέγεται  $\alpha_0=0,9$  και  $T_\alpha=3000$ .



**Σχήμα 4.7:** Μεταβολή του σφάλματος των συνόλων (α) εκπαίδευσης, (β) αξιολόγησης και (γ) ελέγχου για μεταβολή των παραμέτρων του όρου ορμής

### Προσδιορισμός παραμέτρων του ρυθμού εκπαίδευσης:

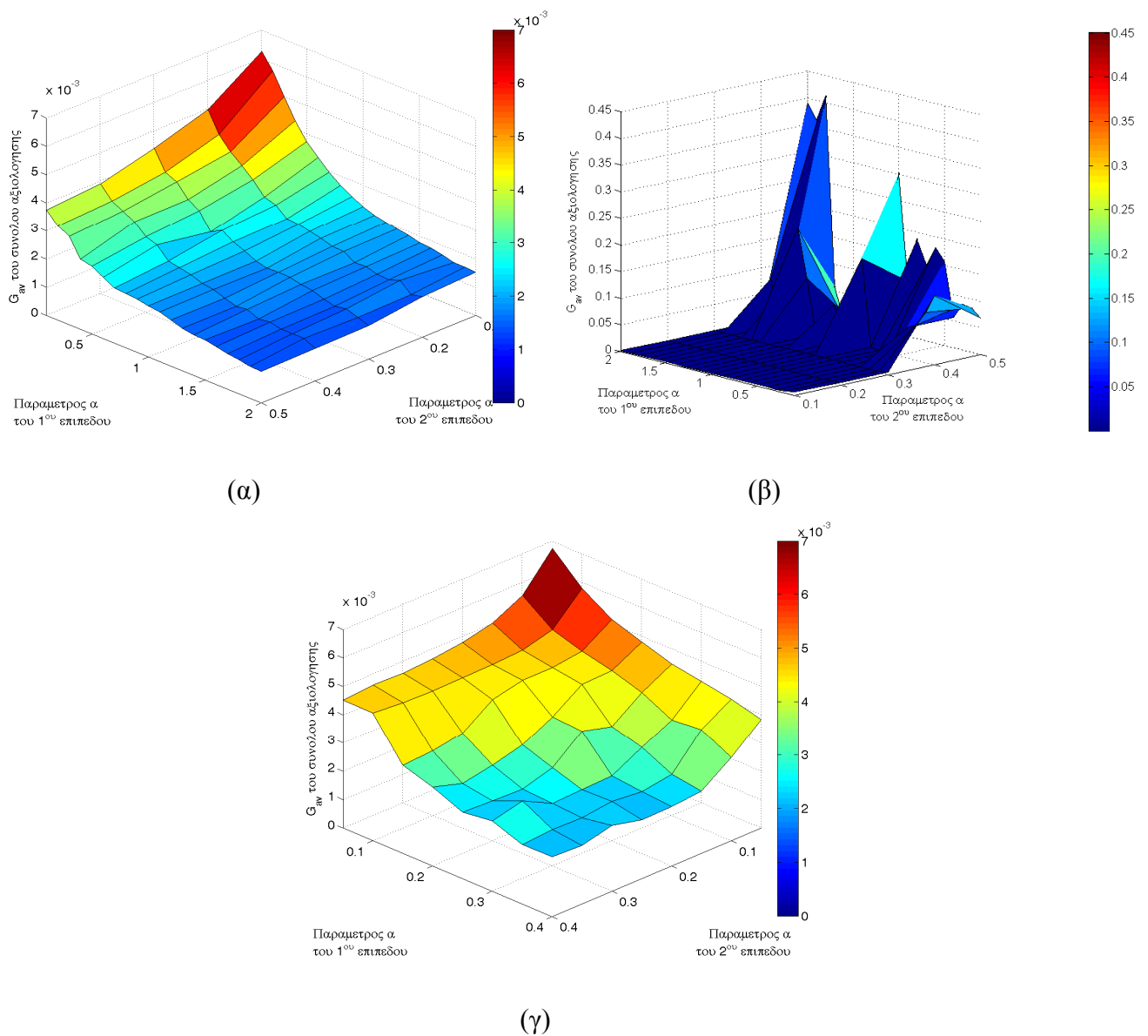
Διατηρήσαμε σταθερό τον αριθμό νευρώνων και τις τιμές των παραμέτρων του όρου ορμής όπως προέκυψαν ανωτέρω. Ως συναρτήσεις ενεργοποίησης χρησιμοποιήσαμε τις ίδιες με προηγουμένως και μεταβάλαμε τις παραμέτρους του ρυθμού εκπαίδευσης ως εξής: την αρχική τιμή  $\eta_0$  εντός του διαστήματος  $[0,1 \dots 0,9]$  με βήμα 0,1 και τη χρονική παράμετρο  $T_\eta$  εντός του διαστήματος  $[200 \dots 3000]$  με βήμα 200 (Σχήμα 4.8). Παρατηρούνται μικρές τιμές σφαλμάτων στην περιοχή  $\eta_0 \in [0,4 \dots 0,9]$  και  $T_\eta \in [1500 \dots 3000]$ . Επιλέγεται  $\eta_0=0,9$ ,  $T_\eta=2200$  που ελαχιστοποιεί όλα τα σφάλματα.



**Σχήμα 4.8:** Μεταβολή του σφάλματος των συνόλων (α) εκπαίδευσης, (β) αξιολόγησης και (γ) ελέγχου με μεταβολή των παραμέτρων του όρου μάθησης

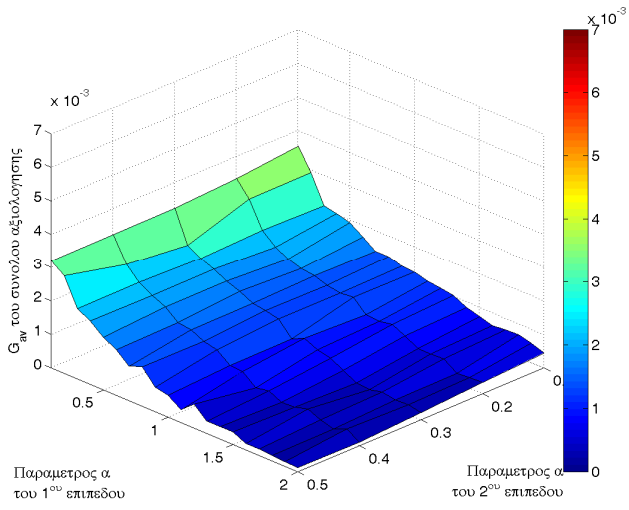
**Προσδιορισμός είδους συναρτήσεων ενεργοποίησης:**

Έγιναν όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί των συναρτήσεων ενεργοποίησης των δύο επιπέδων (του κρυμμένου και του επιπέδου εξόδου). Στις περισσότερες περιπτώσεις στο κρυμμένο επίπεδο (1<sup>ο</sup> επίπεδο) στην παράμετρο  $a$  δόθηκαν τιμές από 0,1 έως 2 με βήμα 0,1 και  $b=0$  και στο επίπεδο εξόδου (2<sup>ο</sup> επίπεδο) η  $a$  μεταβλήθηκε από 0,1 έως 0,5 με βήμα 0,1 και  $b=0$ . Στους συνδυασμούς που δεν έτρεχαν για την παραπάνω μεταβολή δοκιμάστηκαν τιμές παραμέτρων σε μικρότερο διάστημα. Στα Σχήματα 4.9, 4.10, 4.11 δίνονται τα διαγράμματα του  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης ώστε να διαπιστωθεί ποιος συνδυασμός δίνει τα μικρότερα σφάλματα.

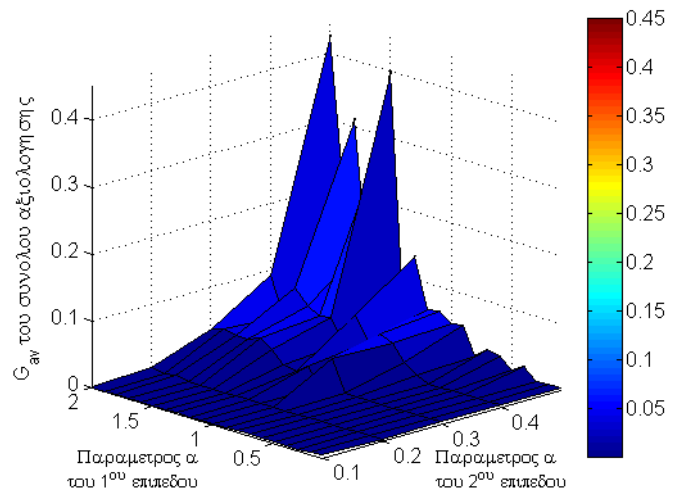


**Σχήμα 4.9:**  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης για συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου τη λογιστική σε συνδυασμό με συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου:

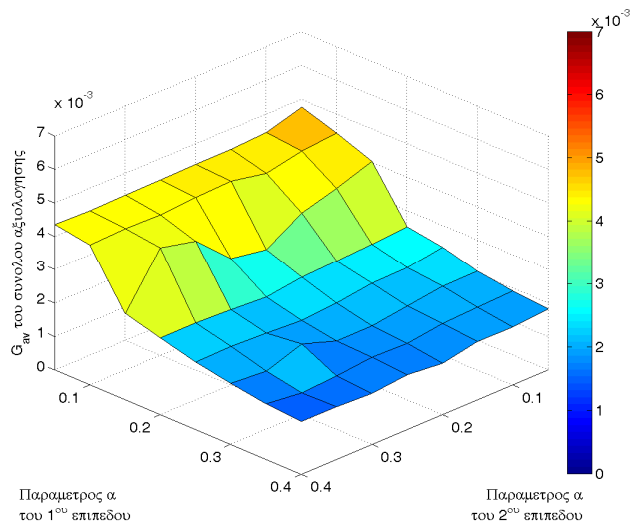
(α) τη λογιστική (β) την υπερβολική εφραπτομένη (γ) τη γραμμική



(α)



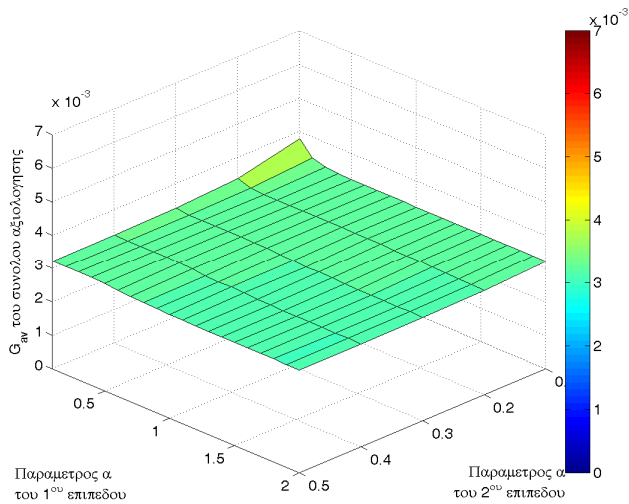
(β)



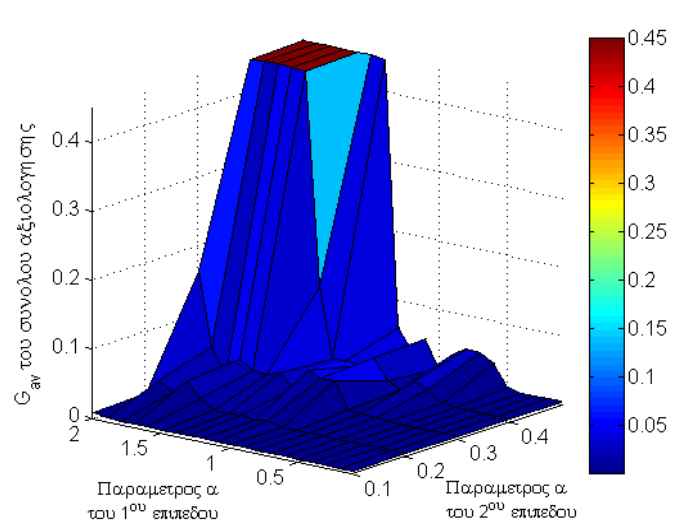
(γ)

**Σχήμα 4.10:**  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης για συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου υπερβολική εφαπτομένη σε συνδυασμό με συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου:

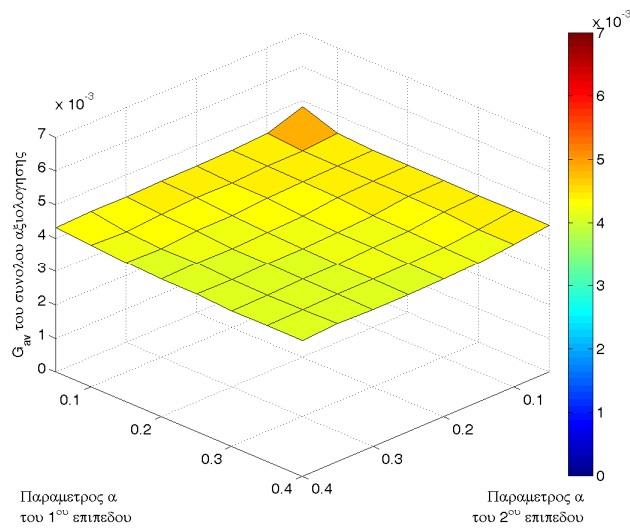
(α) τη λογιστική (β) την υπερβολική εφαπτομένη (γ) τη γραμμική



(α)



(β)



(γ)

**Σχήμα 4.11:**  $G_{av}$  του συνόλου αξιολόγησης για γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου σε συνδυασμό με συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου:

(α) τη λογιστική (β) την υπερβολική εφαπτομένη (γ) τη γραμμική

Επιλέγεται ο συνδυασμός 2-1, της υπερβολικής εφαπτομένης για το κρυμμένο επίπεδο με λογιστική για το επίπεδο εξόδου, που παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα και γίνεται μεταβολή των παραμέτρων με μικρότερο βήμα εντός των διαστημάτων όπου είχαμε τα μικρότερα σφάλματα για όλα τα σύνολα, και συγκεκριμένα:  $\alpha = 1,8-2,0$  με βήμα 0,025 για το κρυμμένο επίπεδο και  $\alpha = 0,025-0,3$  με βήμα 0,025 για το επίπεδο εξόδου.

Επιλέγονται τελικά οι τιμές παραμέτρων που δίνουν τα ελάχιστα μέσα σφάλματα (με πρωτευον κριτήριο το σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης):

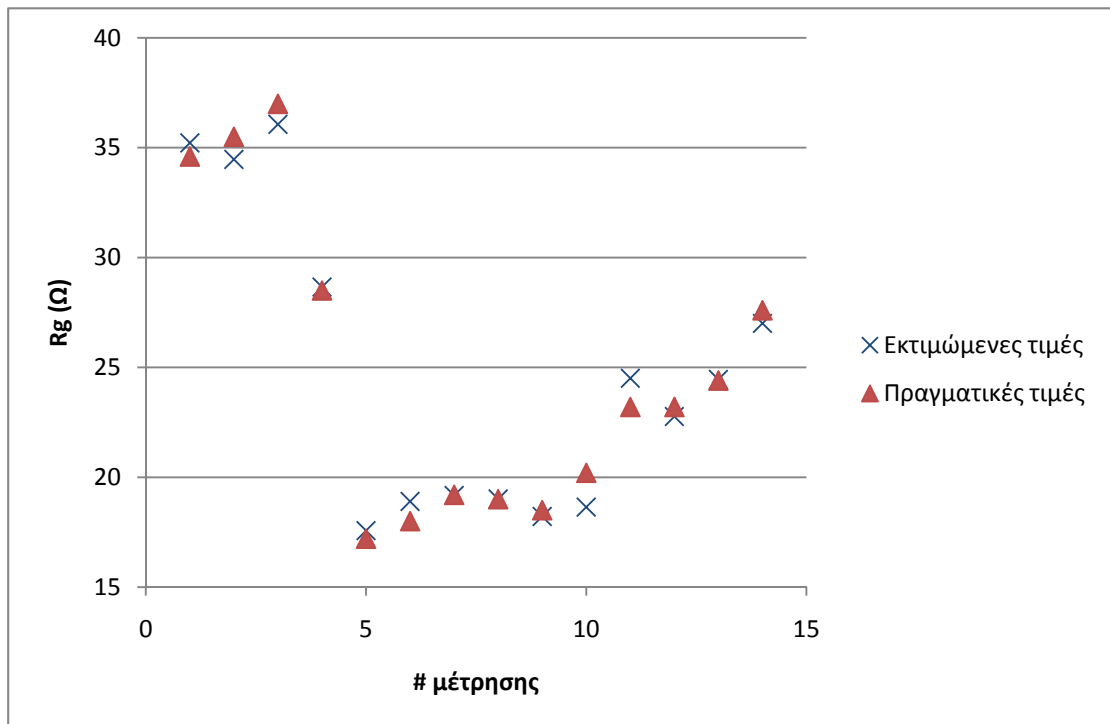
$$f_1(x) = \tanh(1,9x)$$

$$f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,25x})$$

Τα μέσα σφάλματα που επιτεύχθηκαν για το συνδυασμό αυτό είναι  $G_{av}$ :  $0,18235 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,21607 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,76889 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 4.12 παρατίθενται σε κοινό γράφημα τα αποτελέσματα των τιμών που πρόβλεψε το ΤΝΔ μαζί με τις πειραματικές μετρήσεις. Στο Σχήμα 4.13 παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ εκτιμώμενων και πραγματικών τιμών για την αντίσταση γείωσης, που δίνεται από τον τύπο:

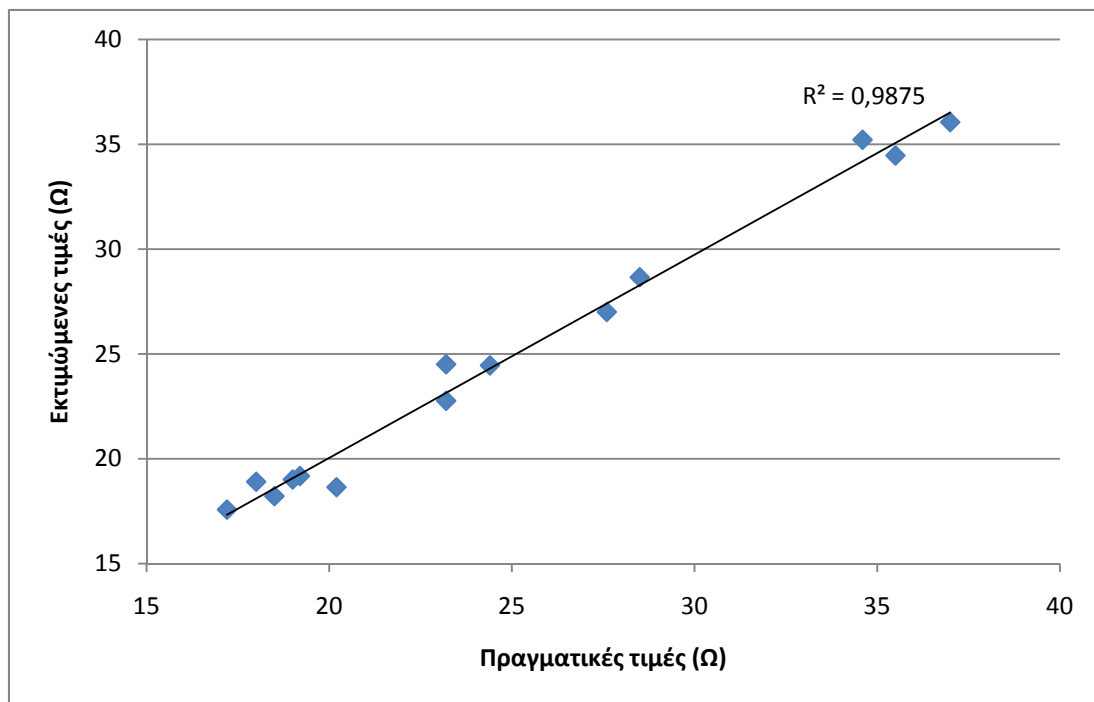
$$R^2 = r_{y-\hat{y}}^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n ((y_i - \bar{y}_{real}) \cdot (\hat{y}_i - \bar{y}_{est})))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_{real})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_{est})^2}$$

Όπου  $y_i$  η πειραματική τιμή της αντίστασης γείωσης,  $\bar{y}_{real}$  η μέση τιμή των τιμών των μετρήσεων,  $\hat{y}_i$  η εκτιμώμενη τιμή και  $\bar{y}_{est}$  η μέση τιμή των εκτιμώμενων τιμών.



Σχήμα 4.12: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

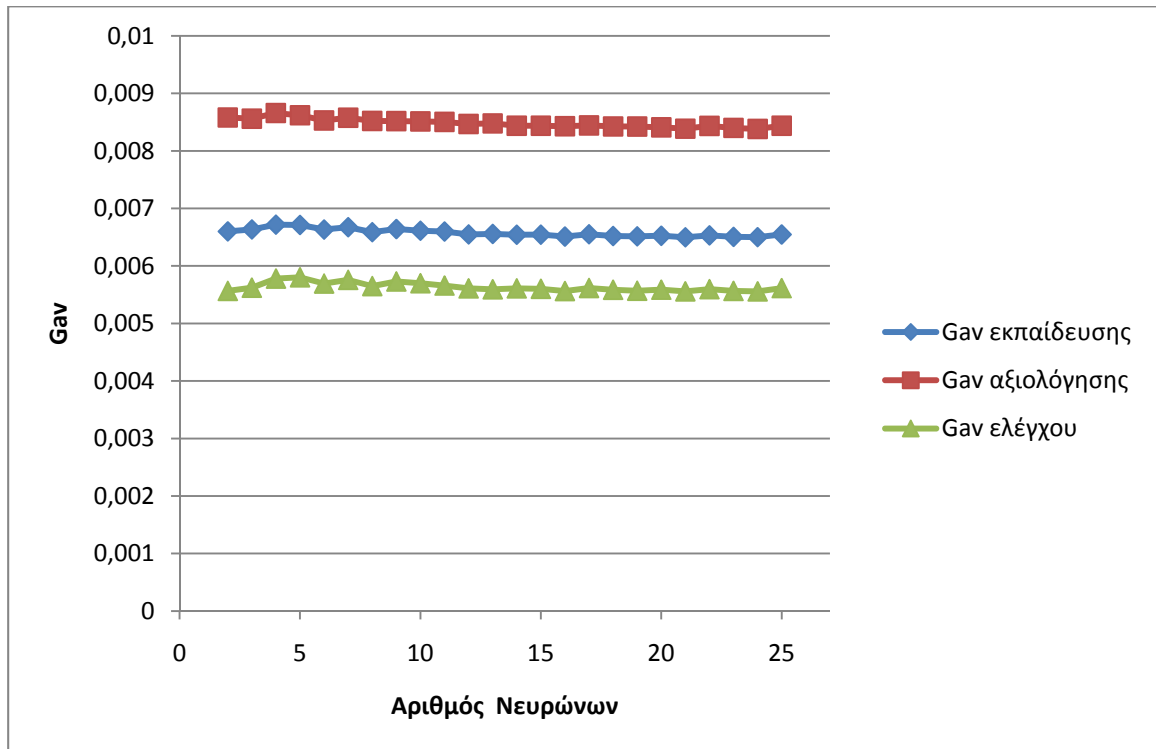




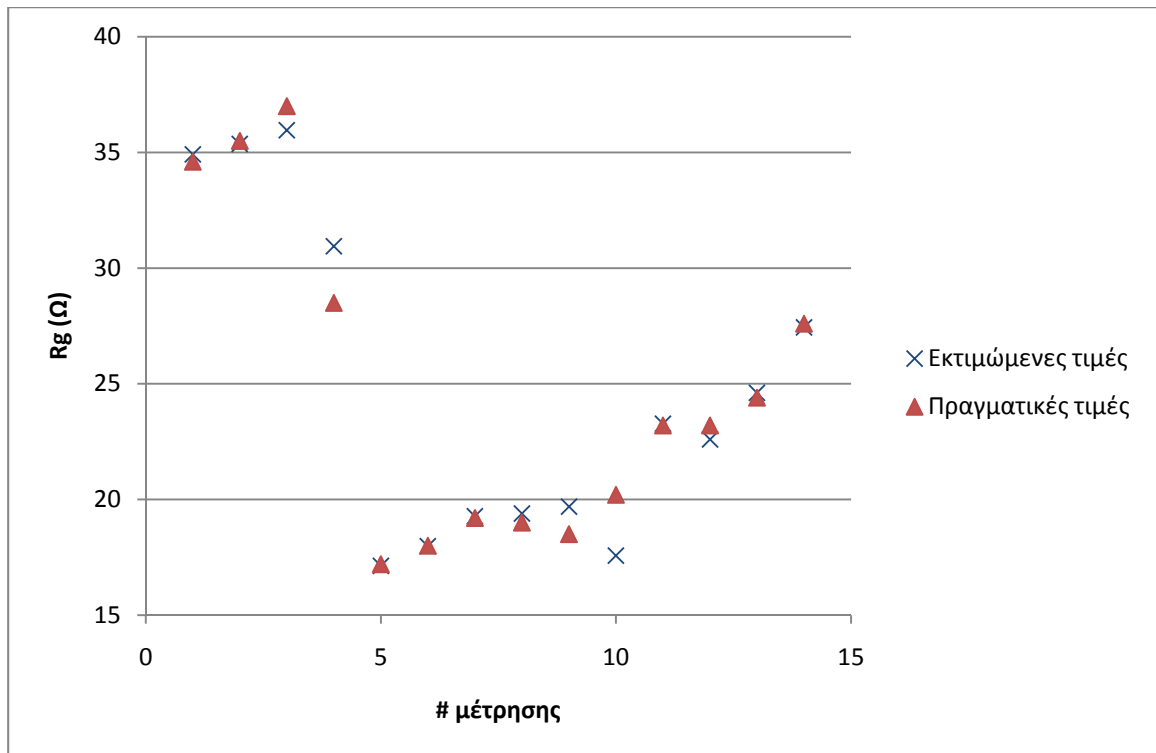
**Σχήμα 4.13:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

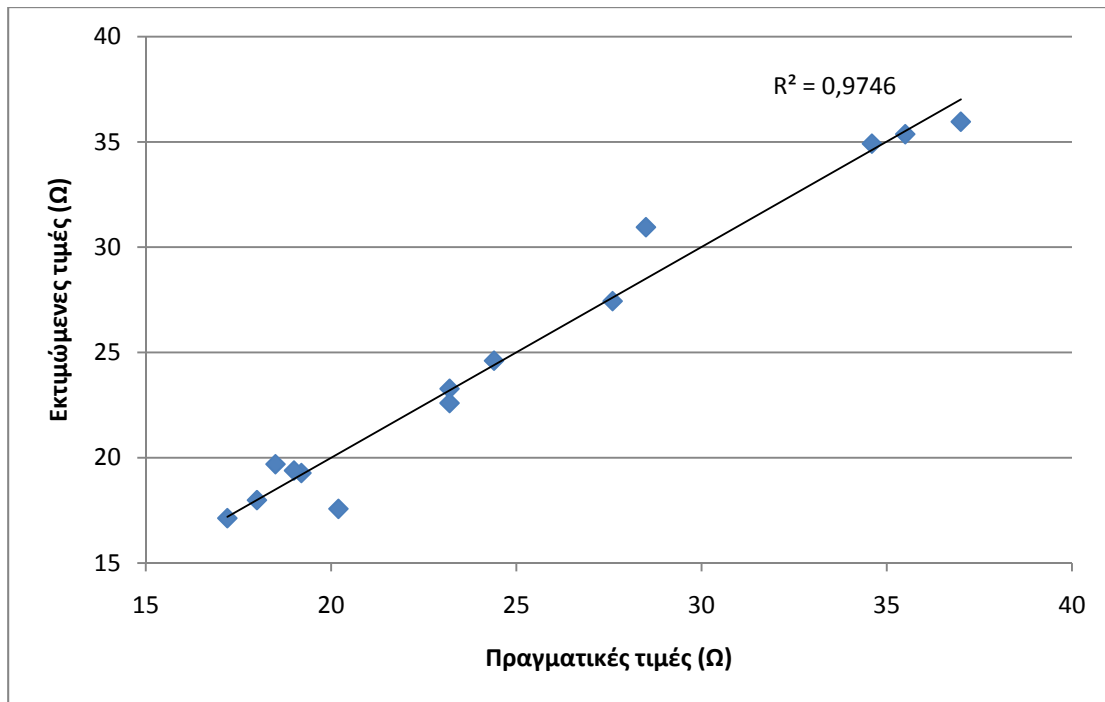
Η εκπαίδευσή του ΤΝΔ γίνεται με την ίδια μέθοδο με τη διαφορά ότι τώρα χρησιμοποιούνται τα δύο πρώτα κριτήρια σφάλματος που αναφέρθηκαν στην παράγραφο 4.5. Στο Σχήμα 4.14 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Τα σφάλματα προέκυψαν ίδια με της περίπτωσης (α). Επιλέχθηκε  $N_n=24$  με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $6,5 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $8,383 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $5,558 \cdot 10^{-3}$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τιμές παραμέτρων:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_a=3000$ ,  $\eta_0=0,9$ ,  $T_\eta=2600$ , μέγιστο πλήθος εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,95x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,475x})$ . Τα τελικά μέσα σφάλματα που προέκυψαν είναι  $G_{av}$ :  $0,11253 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,12715 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,53687 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.15, 4.16.



Σχήμα 4.14: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.15: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



**Σχήμα 4.16:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

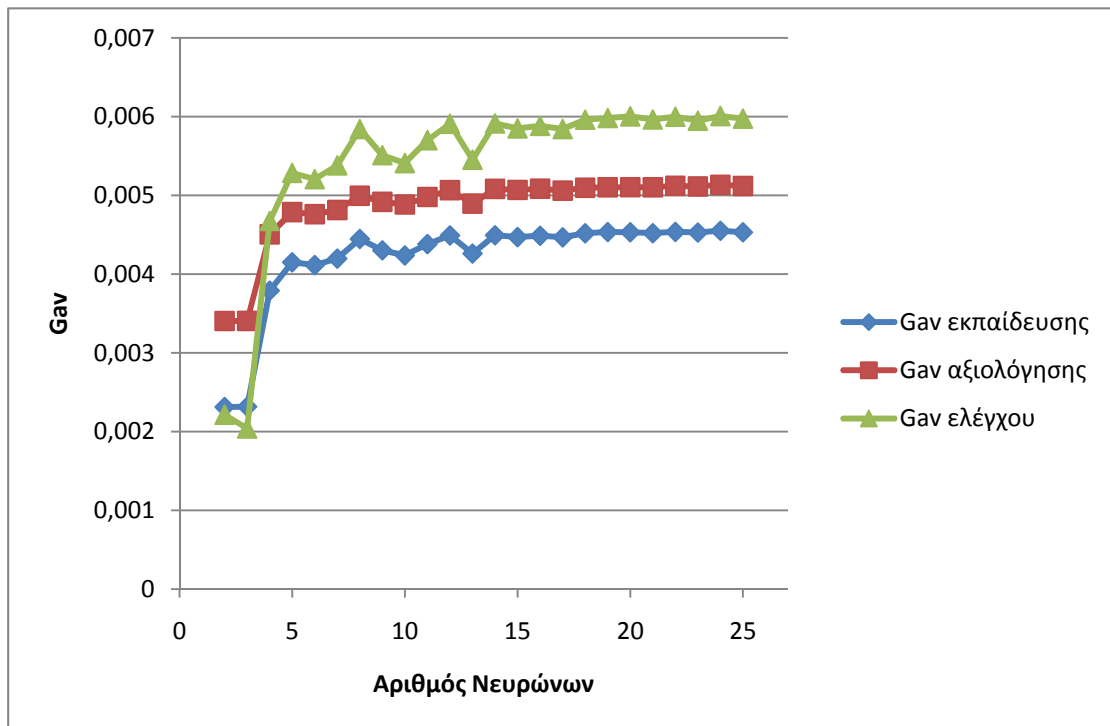
#### 4.6.2 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

Η εκπαίδευσή στηρίζεται στη σχέση (2.35) με τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων, όπου ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα σε τις σχέσεις (2.42) και (2.43) αντίστοιχα.

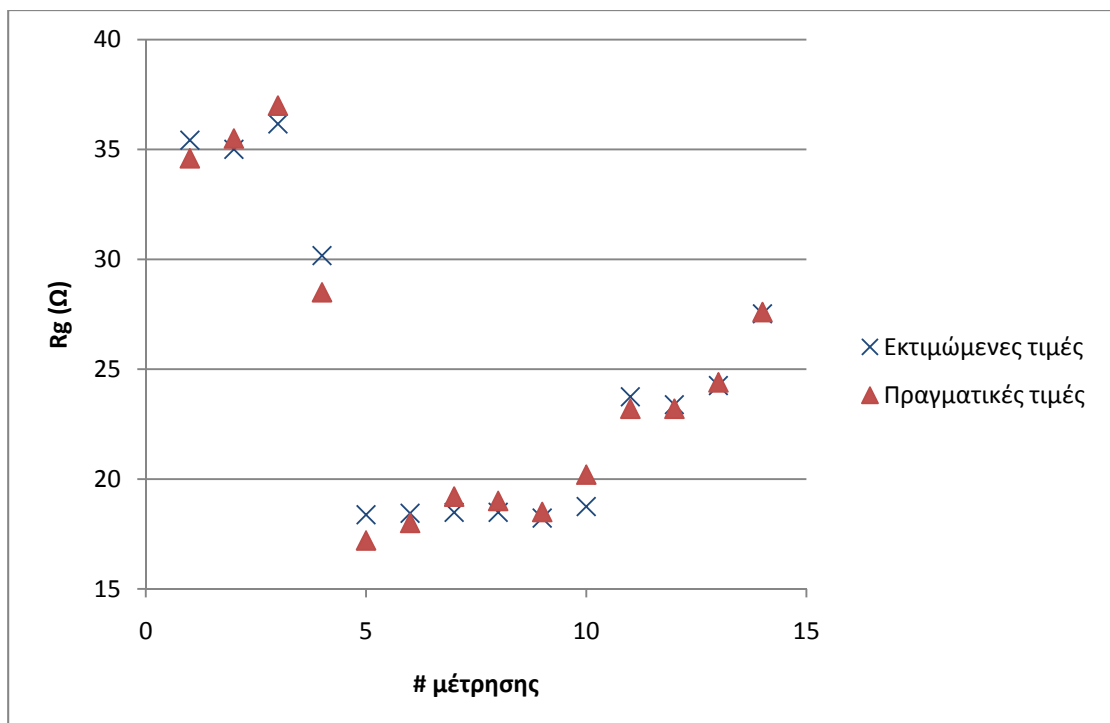
##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

Από το Σχήμα 4.17 της μεταβολής των σφαλμάτων για πλήθος νευρώνων 2 ως 25, παρατηρείται αρχικά αύξηση των σφαλμάτων με αύξηση του αριθμού των νευρώνων και στη συνέχεια σταθεροποίησή τους. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  που παρουσιάζει τα ελάχιστα σφάλματα εκπαίδευσης και αξιολόγησης (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $2,312 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $3,405 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,214 \cdot 10^{-3}$ ). Οι λοιπές παράμετροι του αλγορίθμου έλαβαν τις τιμές:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_a=2600$ ,  $\eta_0=0,6$ ,  $T_\eta=2200$ , μέγιστο πλήθος εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(1,35x)$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,4x})$ .

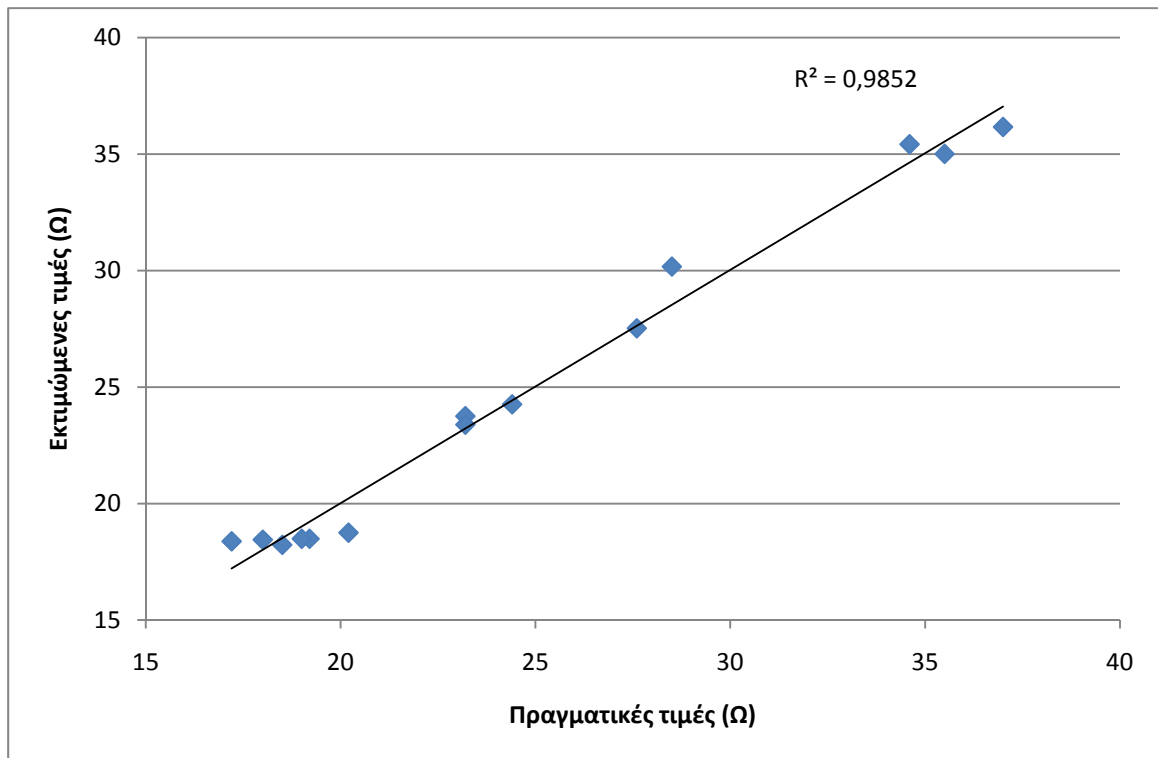
Τα τελικά μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,71581 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,82687 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,88638 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες και οι πραγματικές τιμές του συνόλου ελέγχου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.18, 4.19.



Σχήμα 4.17: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



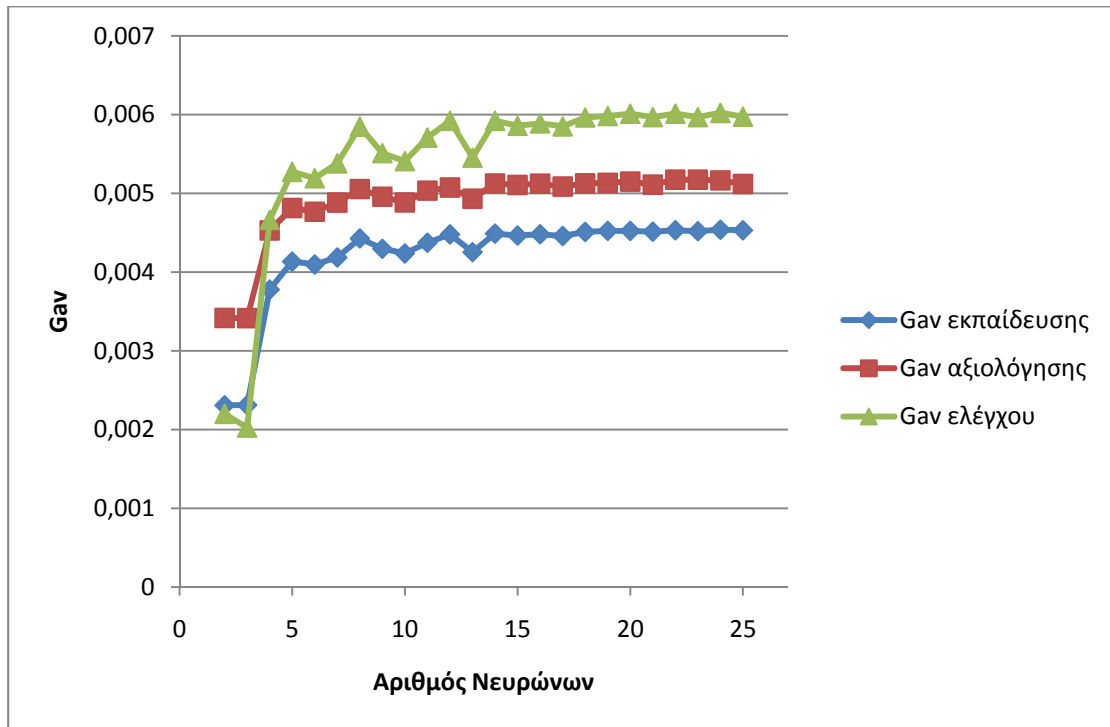
Σχήμα 4.18: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



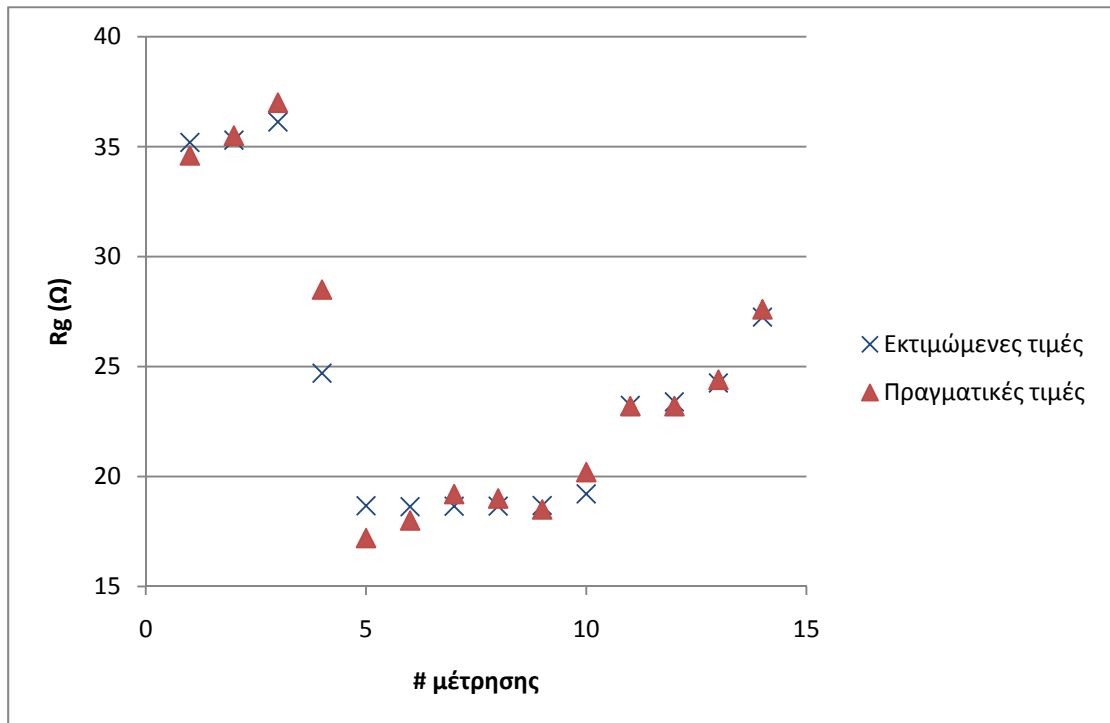
**Σχήμα 4.19:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

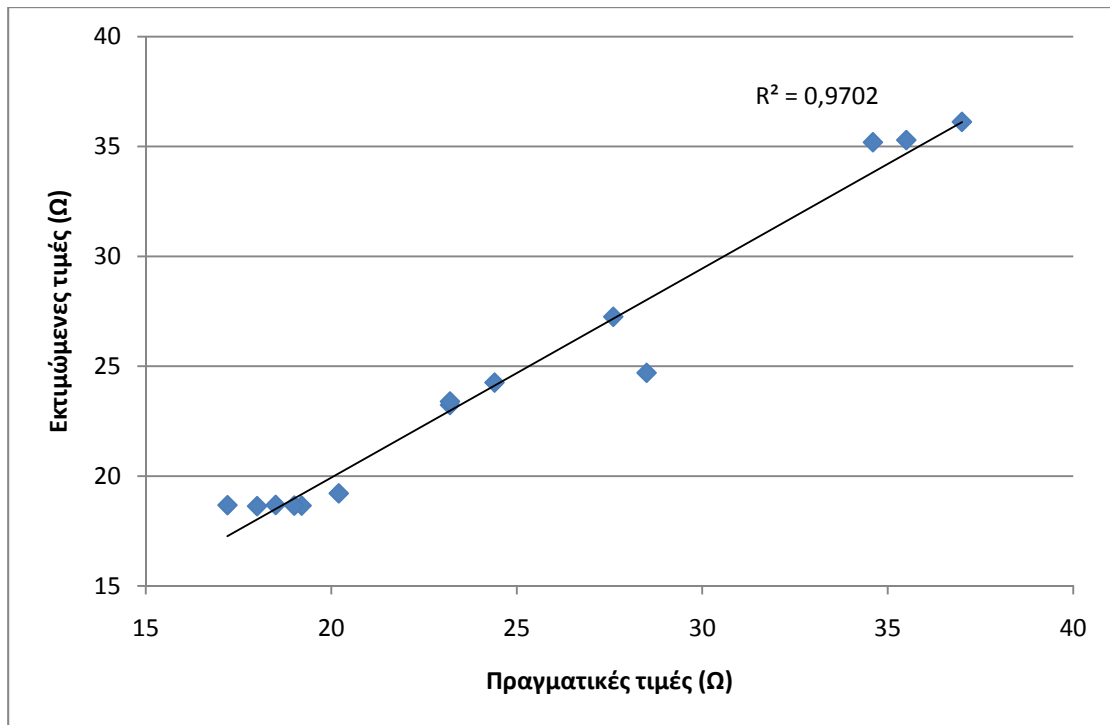
Στο Σχήμα 4.20 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25 που έχει παρόμοια μορφή με της περίπτωσης (α). Επιλέχθηκε  $N_n=3$  που παρουσιάζει τα ελάχιστα σφάλματα αξιολόγησης και ελέγχου (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $2,312 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $3,416 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,025 \cdot 10^{-3}$ ). Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για λοιπές τιμές παραμέτρων:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_\alpha=1600$ ,  $\eta_0=0,9$ ,  $T_\eta=1600$ , μέγιστο πλήθος εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=1/(1+e^{-2x})$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,05x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,84726 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,69186 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,88625 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.21, 4.22.



Σχήμα 4.20: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.21: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



**Σχήμα 4.22:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

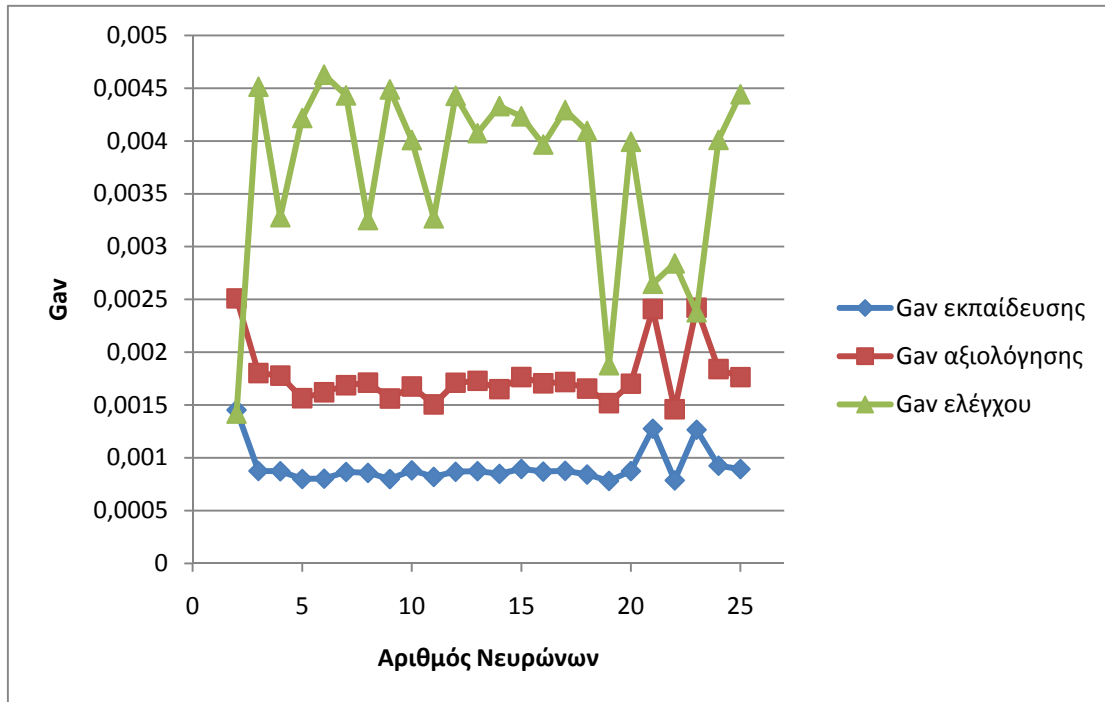
#### 4.6.3 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης

Αποτελεί την πιο βασική μορφή του αλγόριθμου. Η εκπαίδευσή στηρίζεται στη σχέση (2.40) με τυχαία παρουσίαση των διανυσμάτων ανά πρότυπο, όπου ο ρυθμός μάθησης λαμβάνει σταθερή τιμή.

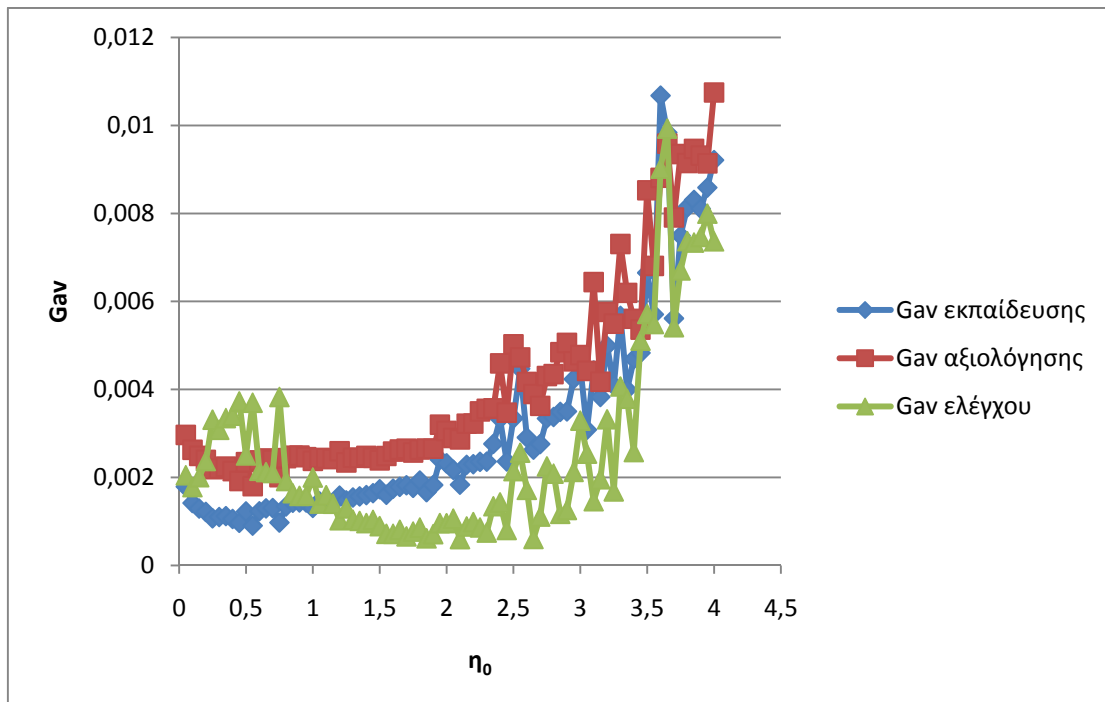
##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

Από το Σχήμα 4.23 παρατηρείται ότι τα σύνολα αξιολόγησης και εκπαίδευσης παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά με μεταβολή του αριθμού νευρώνων από 2 ως 25, ενώ το σύνολο ελέγχου στις περισσότερες περιπτώσεις αποκτά μεγαλύτερες τιμές. Επιλέχθηκε  $N_n=22$  με πρωτεύον κριτήριο το σφάλμα αξιολόγησης και με σχετικά μικρό σφάλμα ελέγχου (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,787 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,46 \cdot 10^{-3}$ , ελέγχου  $2,841 \cdot 10^{-3}$ ). Το Σχήμα 4.24 δείχνει τη μεταβολή των σφαλμάτων με το ρυθμό μάθησης. Τα σφάλματα των συνόλων αξιολόγησης και εκπαίδευσης λαμβάνουν σχετικά μικρές τιμές για  $\eta_0$  μέχρι 2 και στη συνέχεια αυξάνονται πολύ, ενώ το σύνολο ελέγχου έχει μεγάλες διακυμάνσεις. Επιλέχθηκε  $\eta_0=0,5$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000 και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,9x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,2x})$ . Τα τελικά μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,40636 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο

εκπαίδευσης,  $0,74390 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,28107 \cdot 10^{-3}$  για το ελέγχου. Στο Σχήμα 4.25 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και στο Σχήμα 4.26 η μεταξύ τους συσχέτιση.

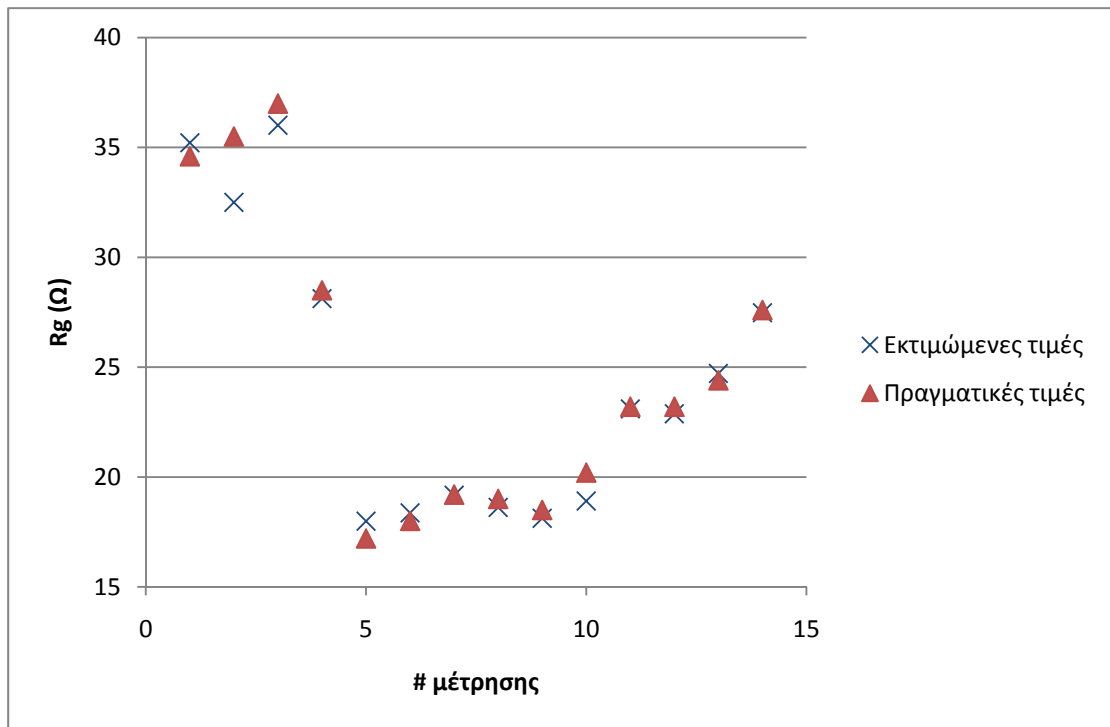


Σχήμα 4.23: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων

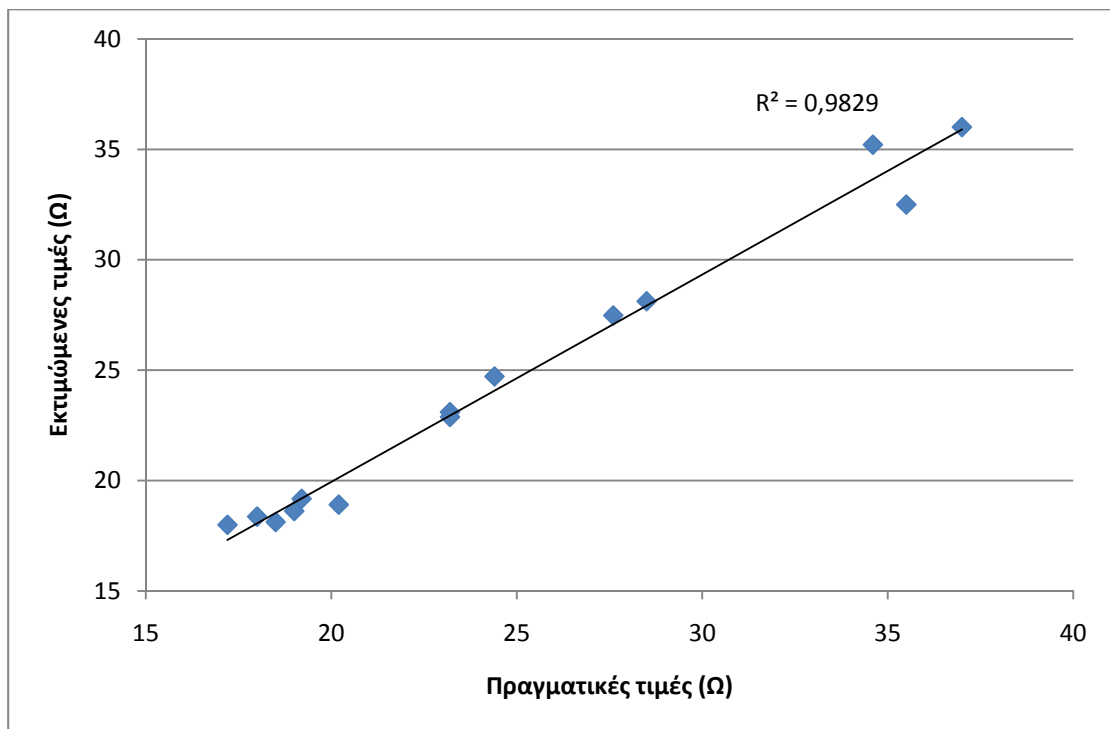


Σχήμα 4.24: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για μεταβολή του  $\eta_0$





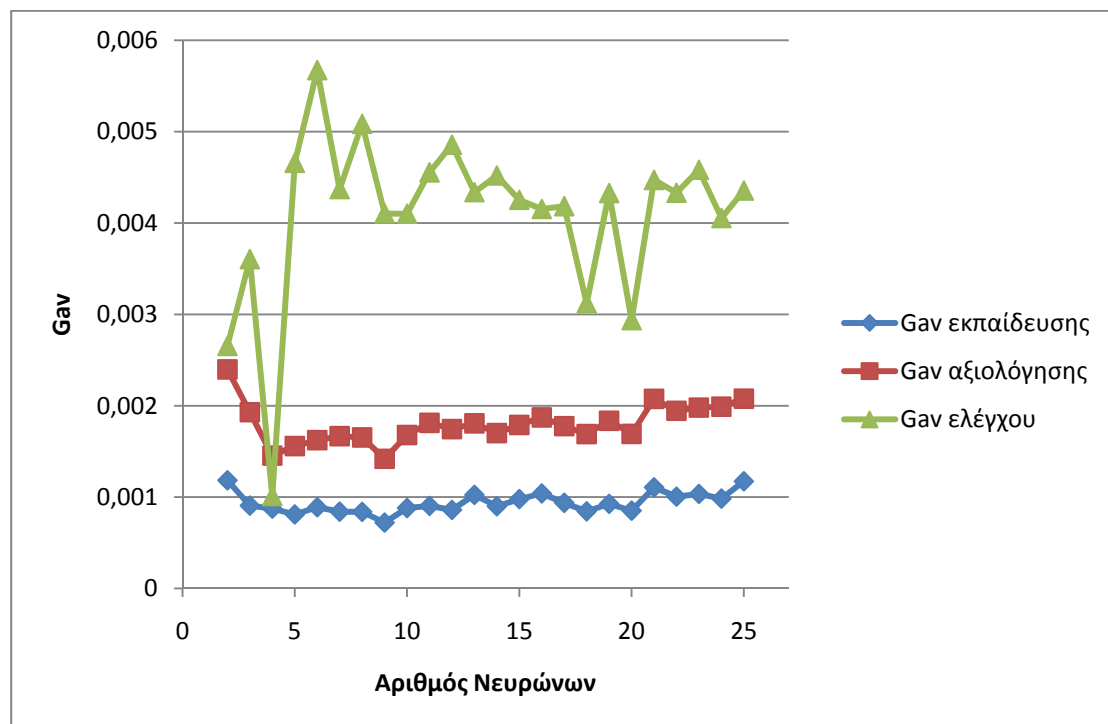
Σχήμα 4.25: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



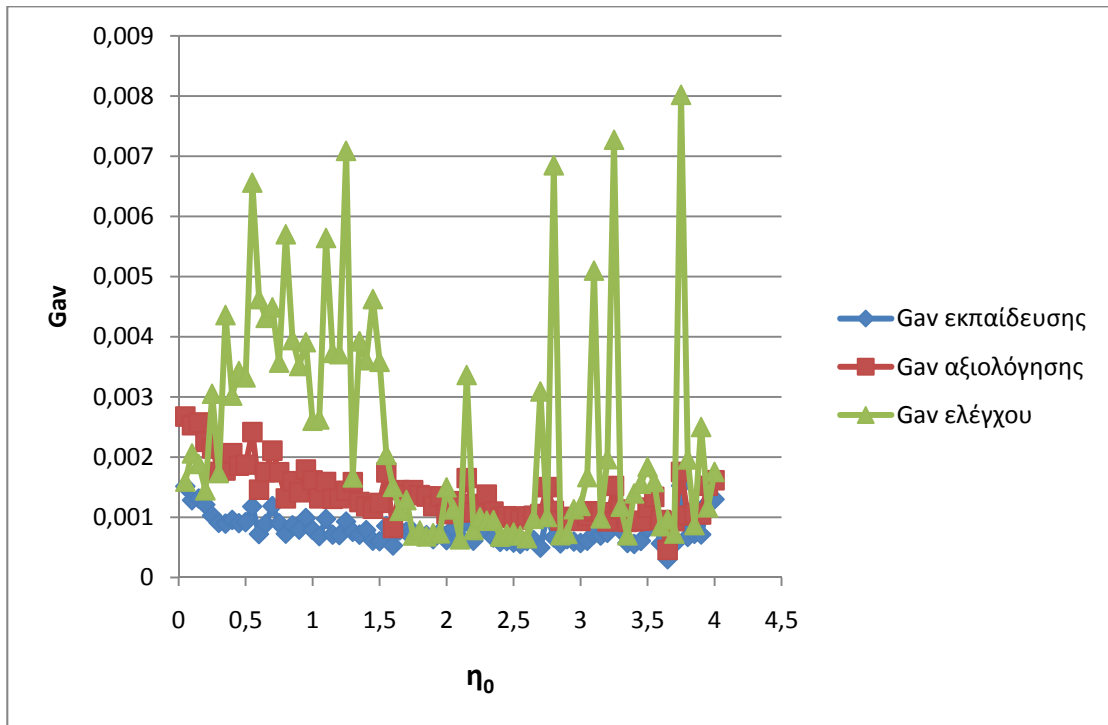
Σχήμα 4.26: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

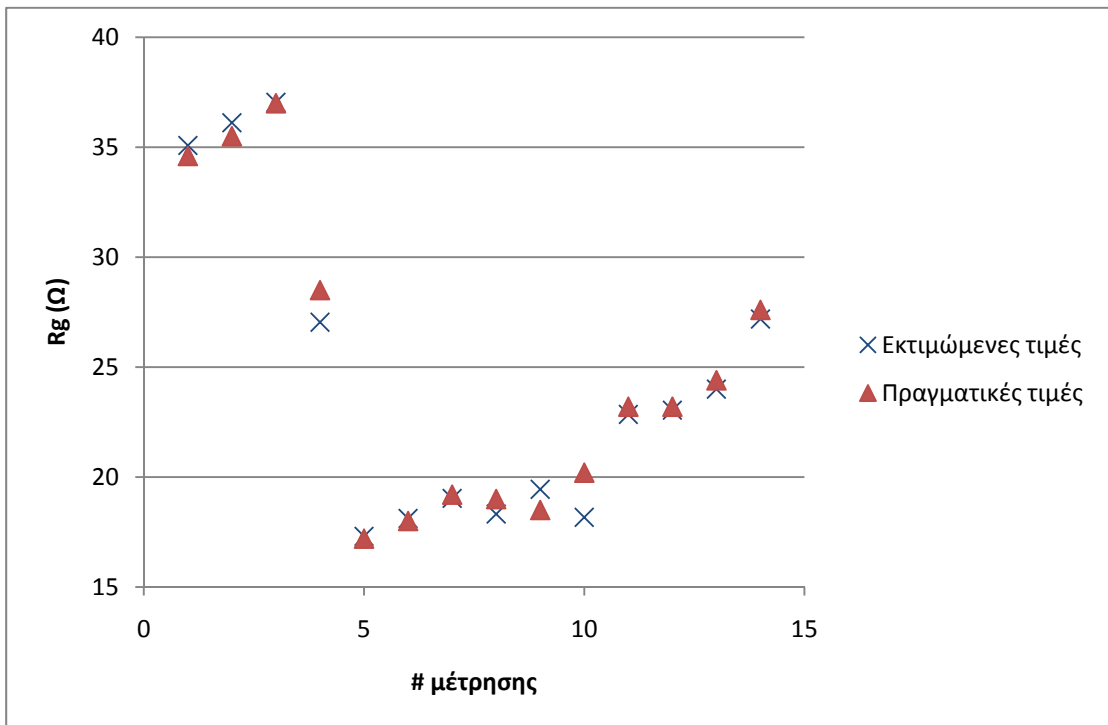
Στο Σχήμα 4.27 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων από 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=4$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,874 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,455 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,011 \cdot 10^{-3}$ ). Στο Σχήμα 4.28 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων μεταβάλλοντας το ρυθμό μάθησης. Τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά ενώ το σύνολο ελέγχου έχει έντονες διακυμάνσεις. Επιλέχθηκε  $\eta_0=3,65$  όπου ελαχιστοποιείται το σφάλμα των συνόλων αξιολόγησης και εκπαίδευσης και έχουμε σχετικά μικρό σφάλμα ελέγχου. Ως συναρτήσεις ενεργοποίησης χρησιμοποιήθηκαν:  $f_1(x) = \tanh(0,9x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,1x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,29584 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,53287 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,83336 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 4.29 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και στο Σχήμα 4.30 η μεταξύ τους συσχέτιση.



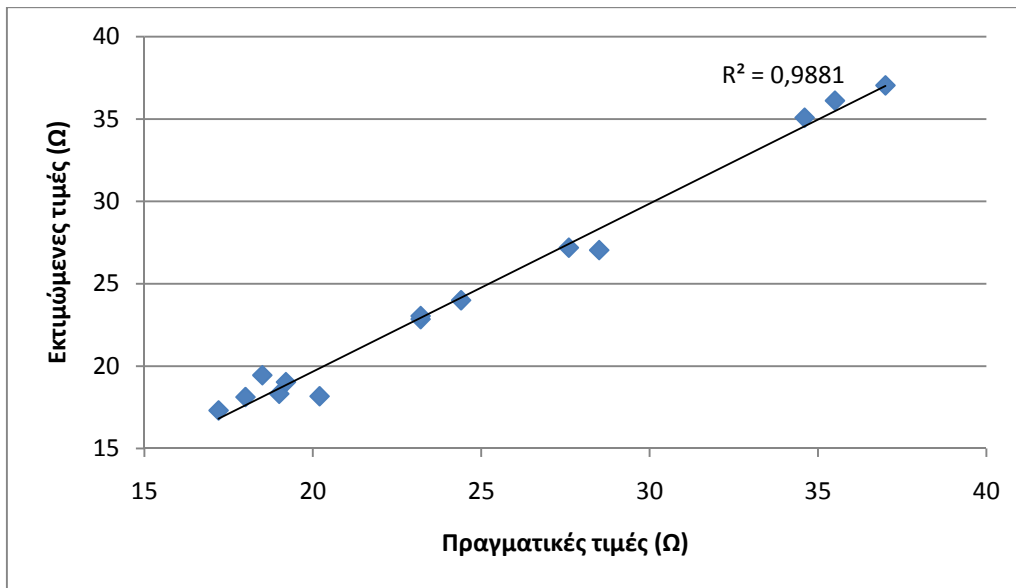
Σχήμα 4.27: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.28: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για μεταβολή του  $\eta_0$



Σχήμα 4.29: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



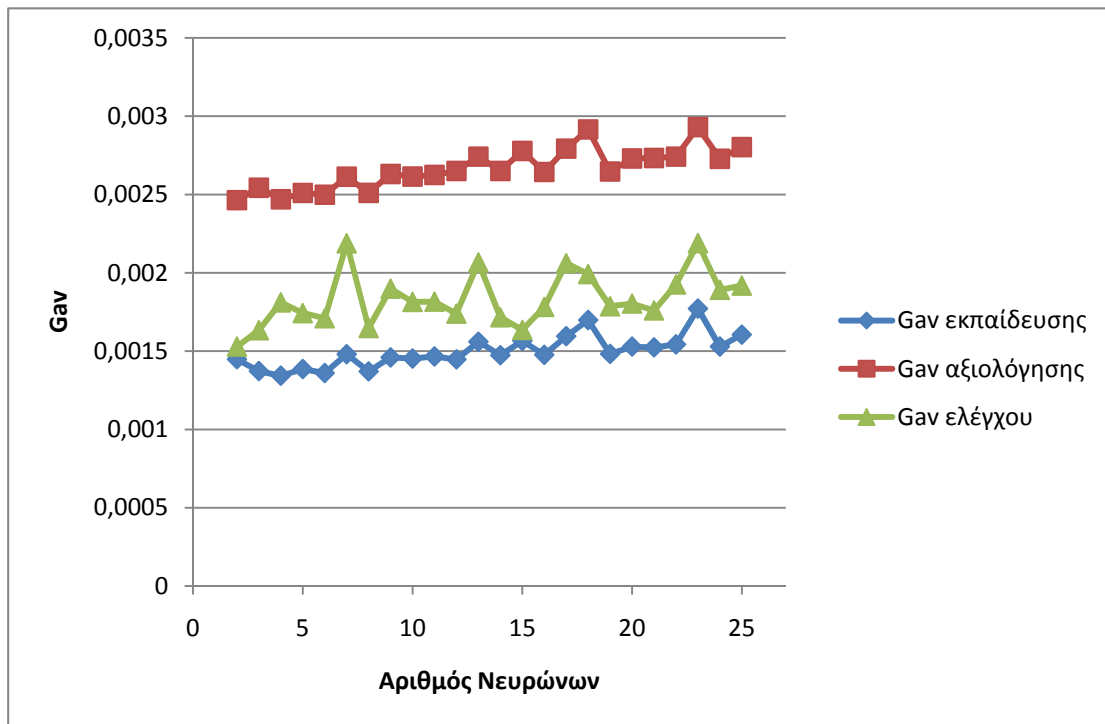
**Σχήμα 4.30:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

#### 4.6.4 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης

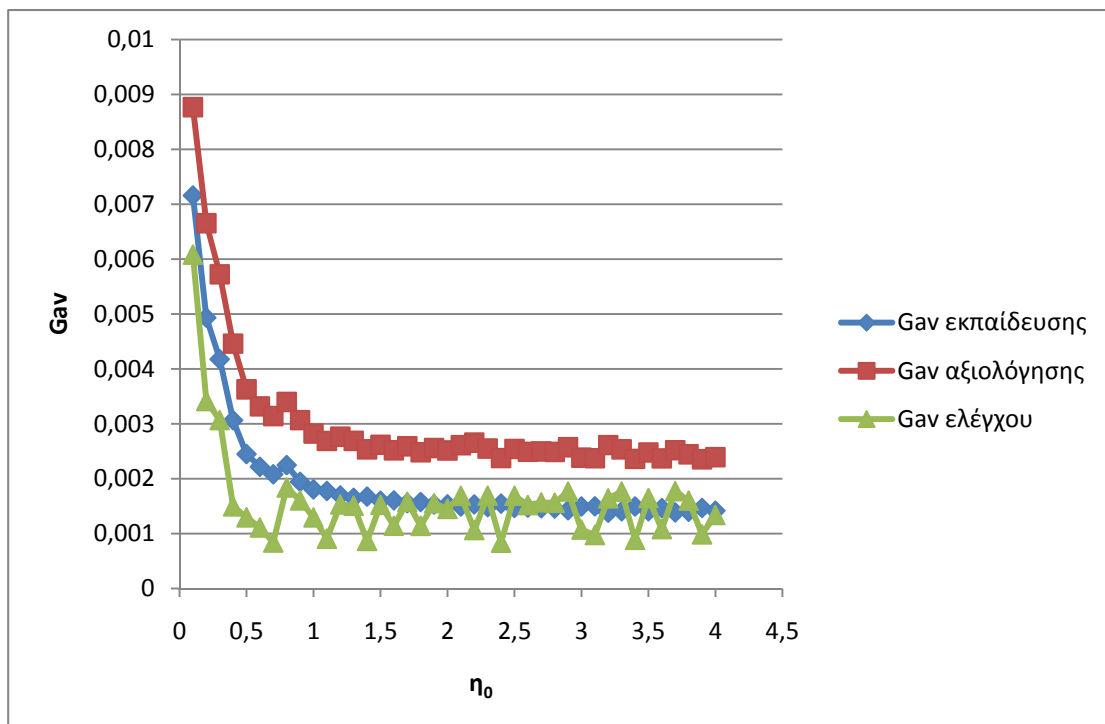
Η εκπαίδευση του ΤΝΔ στηρίζεται στη σχέση (2.40) με σειριακή παρουσίαση των διανυσμάτων ανά εποχή, όπου ο ρυθμός μάθησης λαμβάνει σταθερή τιμή κατά τη διάρκεια όλων των εποχών.

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

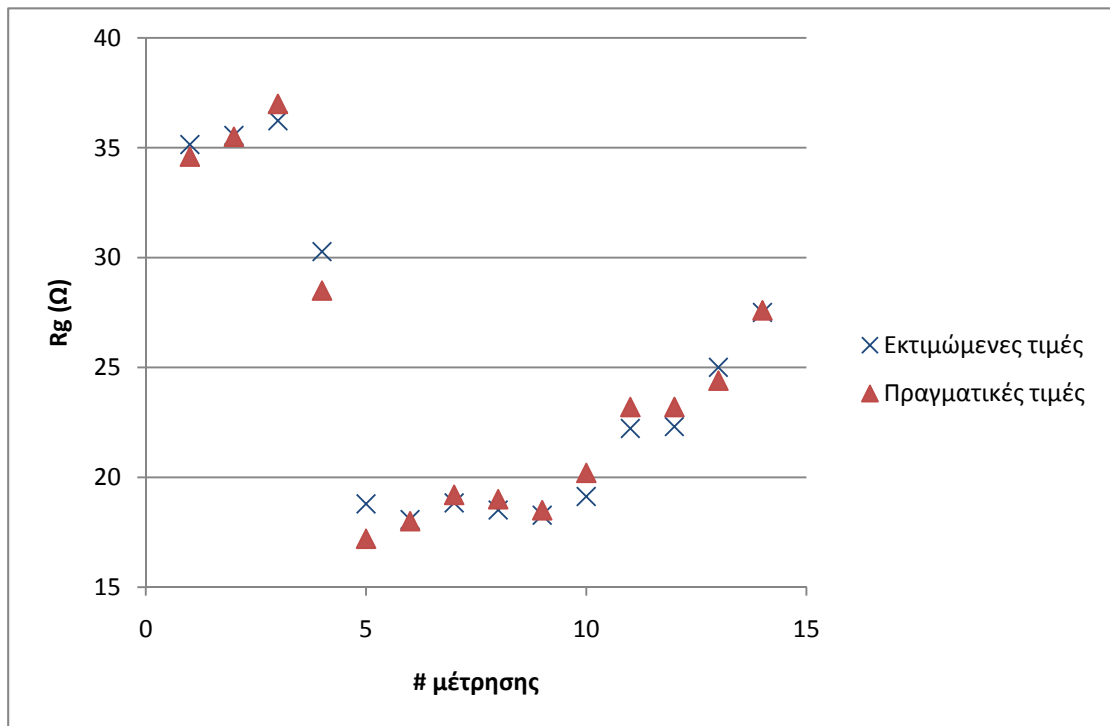
Από το Σχήμα 4.31, της μεταβολής των σφαλμάτων με το πλήθος των νευρώνων από 2 ως 25, παρατηρείται σταδιακή αύξηση των σφαλμάτων με άυξηση του αριθμού των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=2$ , όπου ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα αξιολόγησης και ελέγχου (με  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,448 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,464 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,529 \cdot 10^{-3}$ ) και μέγιστος αριθμός εποχών 7000. Στο Σχήμα 4.32 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων μεταβάλλοντας το ρυθμό μάθησης. Για μικρές τιμές του  $\eta_0$  όλα τα σφάλματα λαμβάνουν μεγάλες τιμές, ενώ στη συνέχεια παρατηρείται μείωση και σχεδόν σταθεροποίησή των σφαλμάτων αξιολόγησης και εκπαίδευσης και μικρές διακυμάνσεις στο ελέγχου. Επιλέχθηκε και  $\eta_0=3,9$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(3,5x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,25x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,97574 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,32049 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,97913 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.33 και 4.34 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



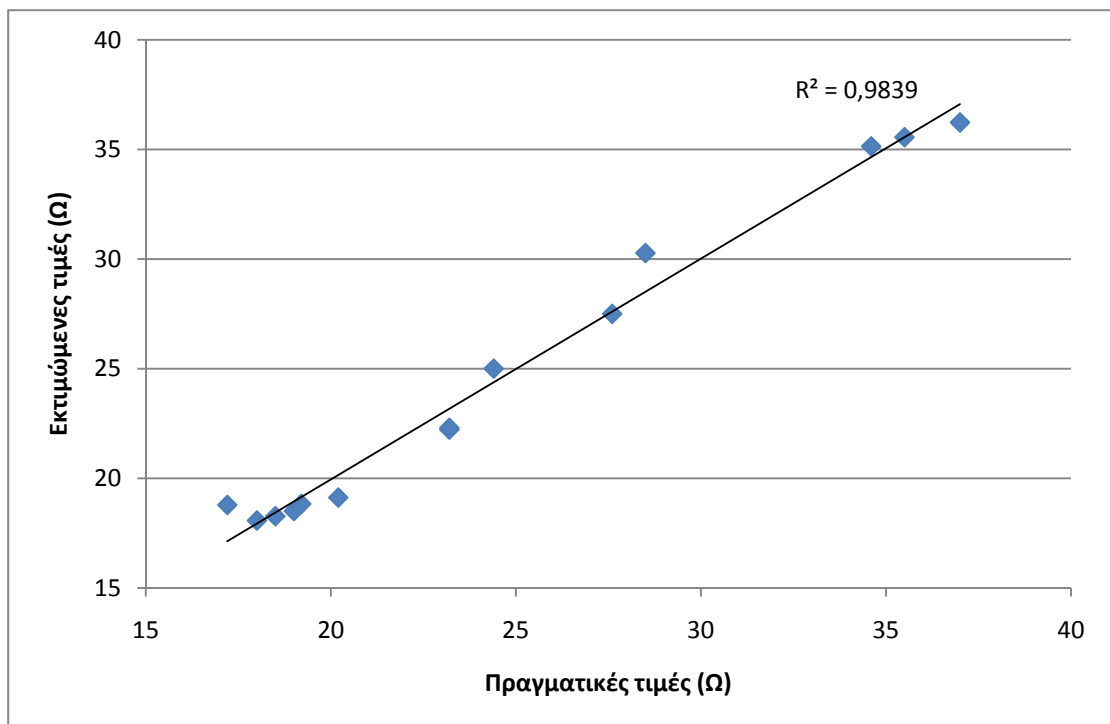
**Σχήμα 4.31:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



**Σχήμα 4.32:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για μεταβολή του  $\eta_0$



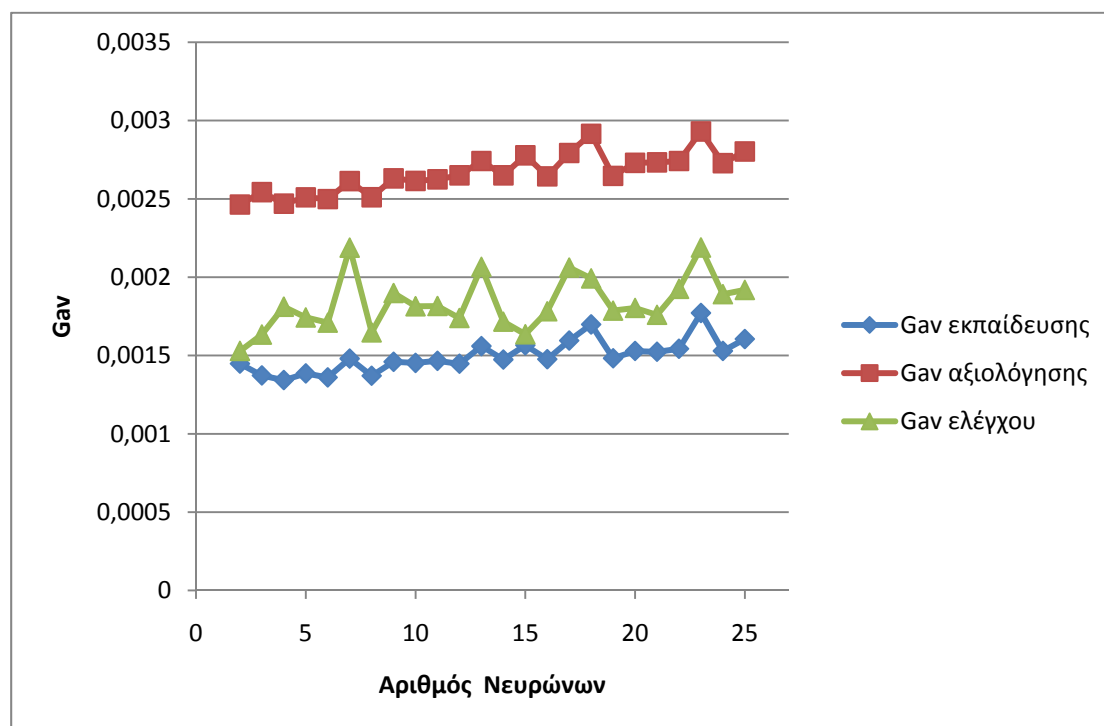
Σχήμα 4.33: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



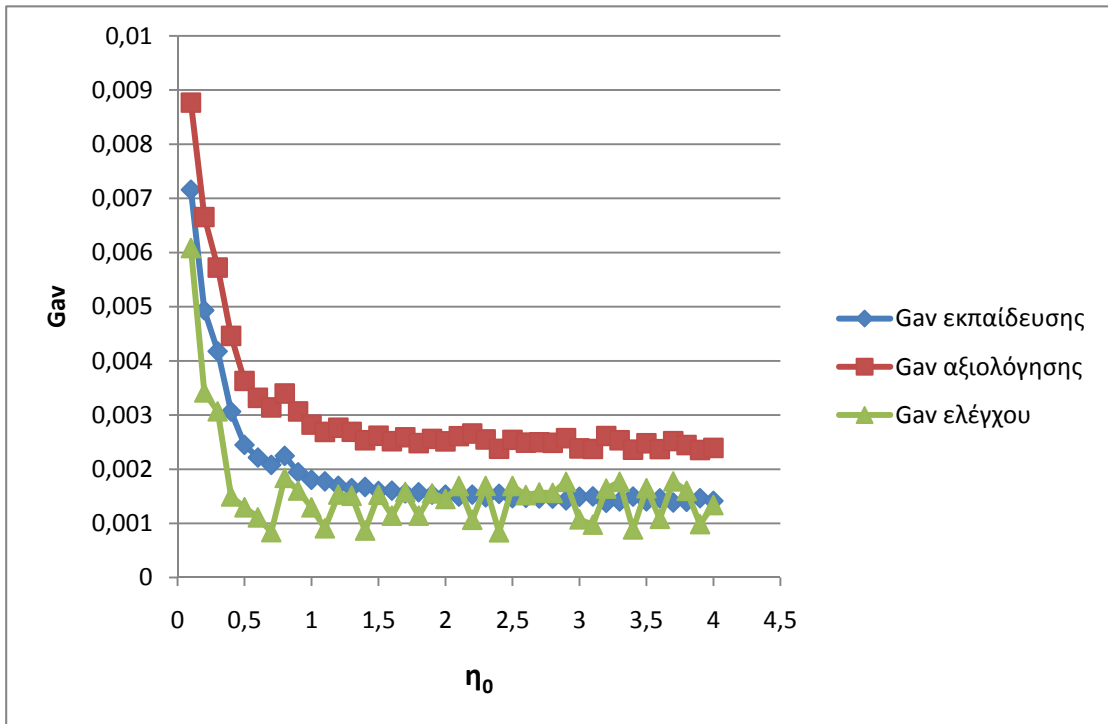
Σχήμα 4.34: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

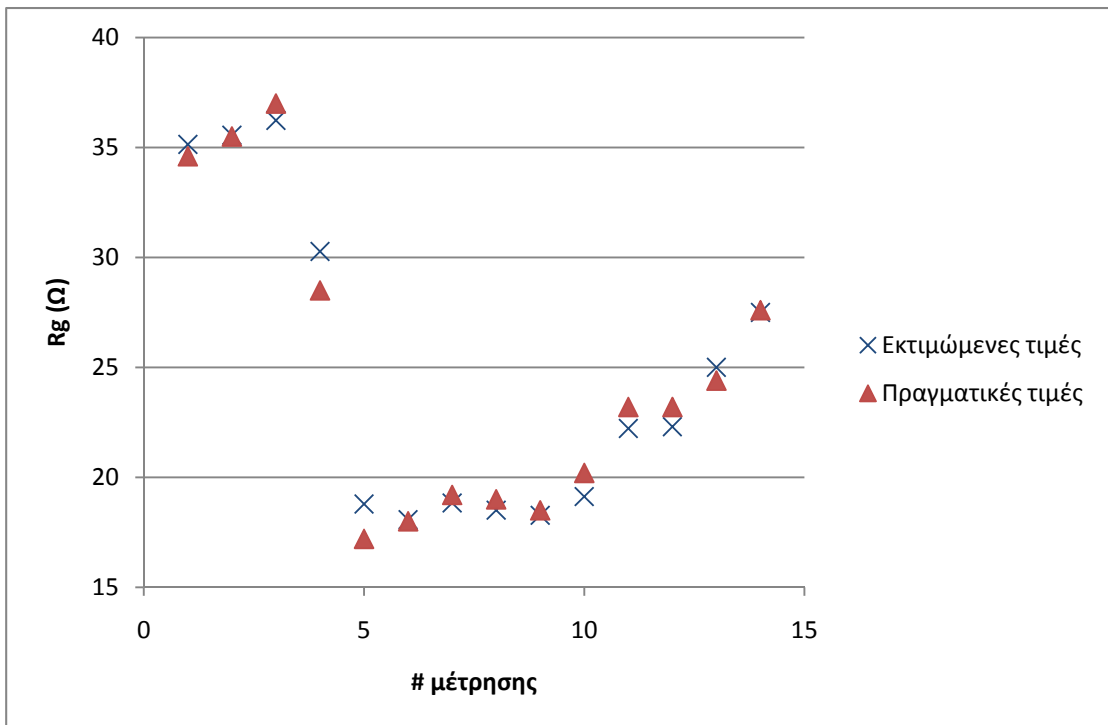
Στο Σχήμα 4.35 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων από 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,448 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,464 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,529 \cdot 10^{-3}$ ). Στο Σχήμα 4.36 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων μεταβάλλοντας το ρυθμό μάθησης, που προκύπτει όμοια με αυτή της περίπτωσης α). Επιλέχθηκε και  $\eta_0=3,9$  με συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(3,5x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,25x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,97574 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,32049 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,97913 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 4.37 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και στο Σχήμα 4.38 η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.35: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων

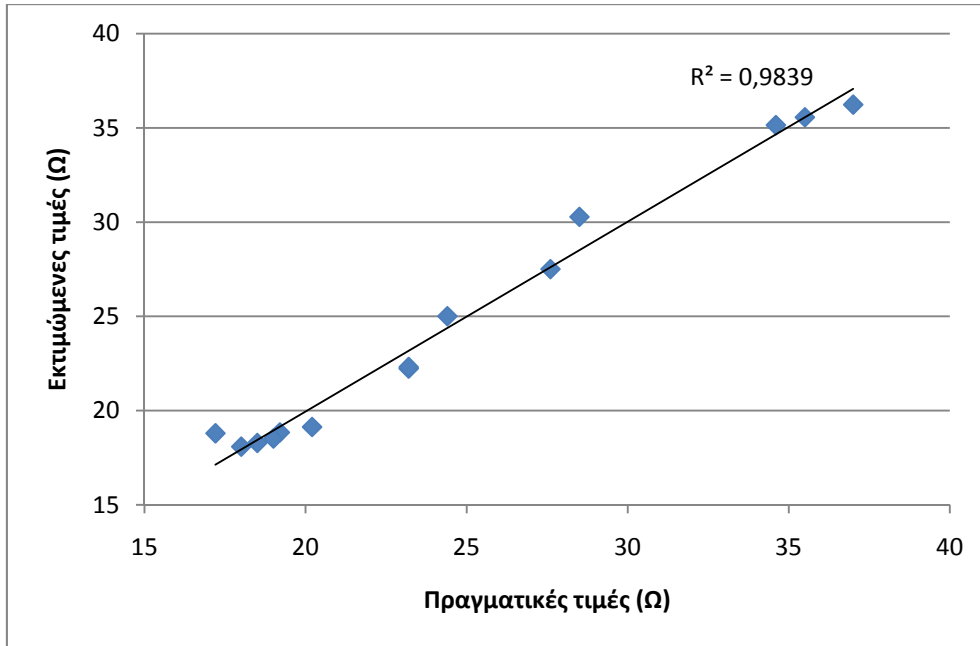


Σχήμα 4.36: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για μεταβολή του  $\eta_0$



Σχήμα 4.37: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης





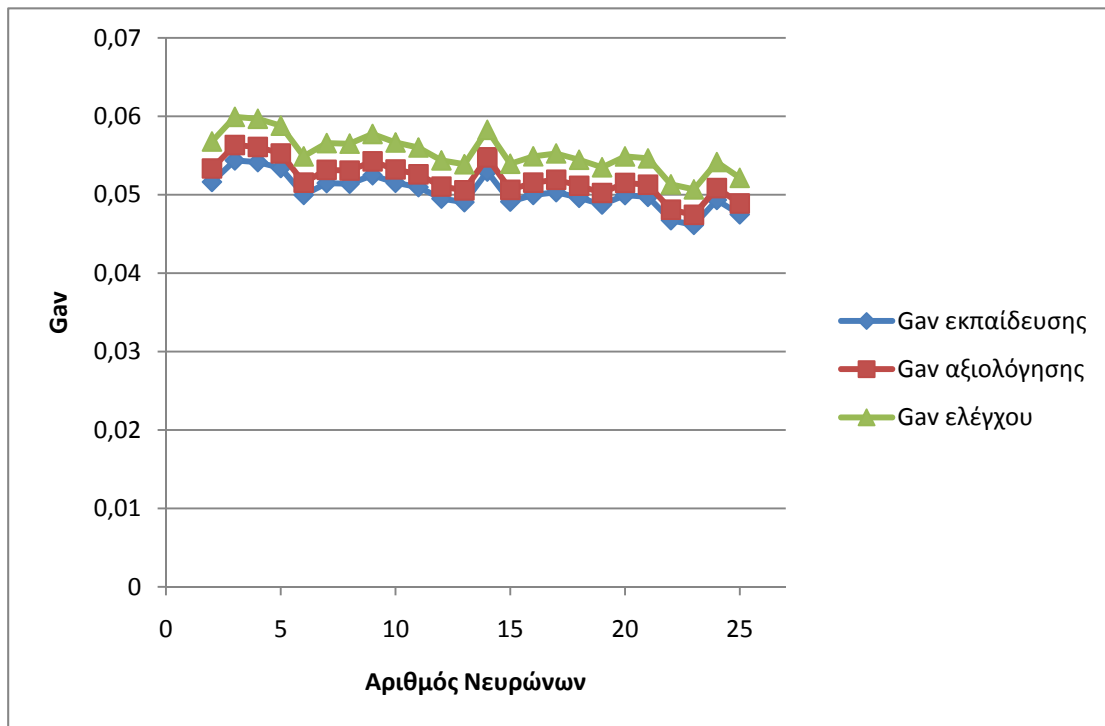
Σχήμα 4.38: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

#### 4.6.5 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

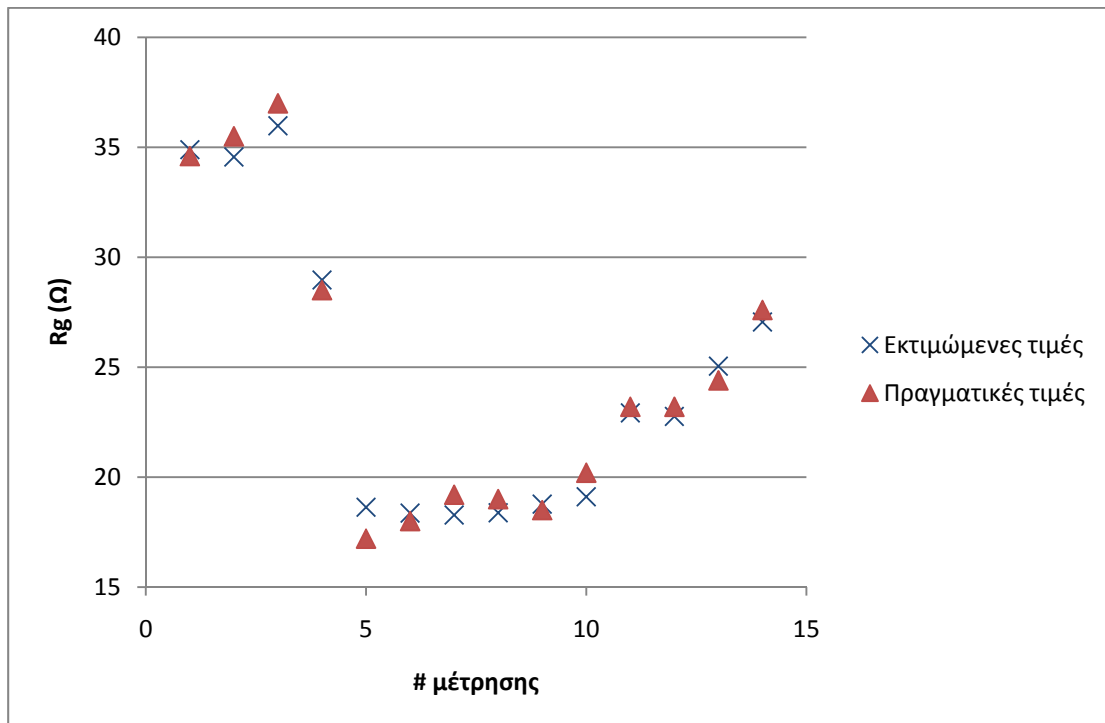
Η εκπαίδευσή του γίνεται με την ίδια μέθοδο που παρουσιάστηκε και στην παράγραφο 4.6.1, μόνο που εδώ η ανανέωση των βαρών του ΤΝΔ γίνεται ανά εποχή (και όχι ανά πρότυπο).

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

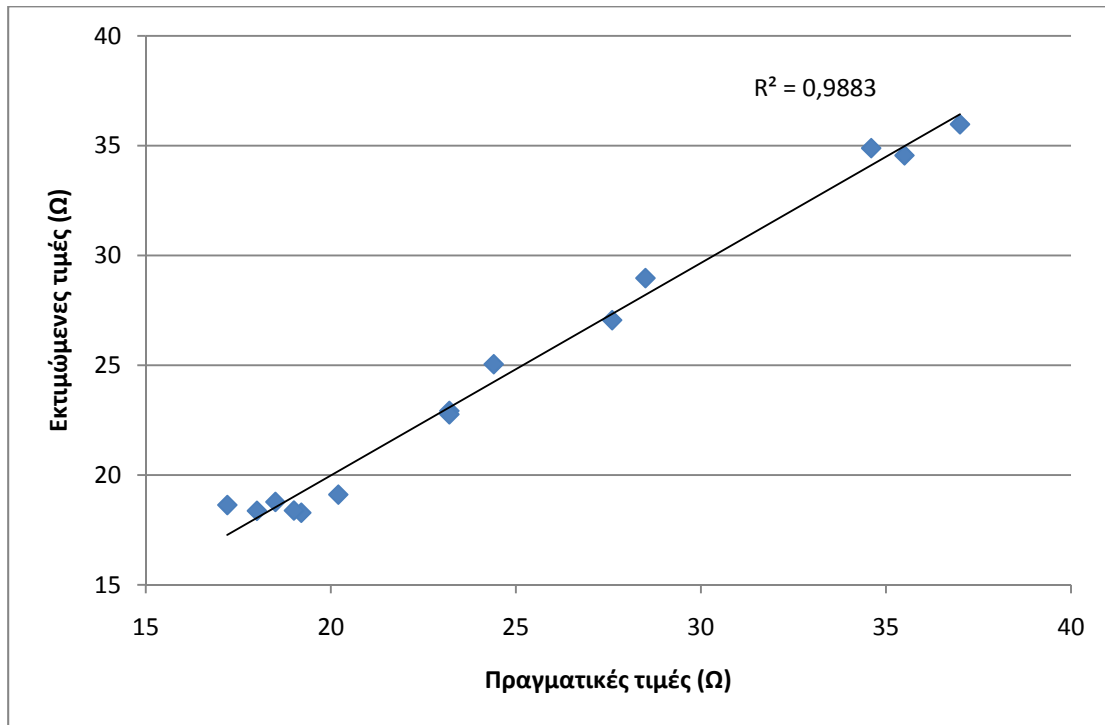
Στο Σχήμα 4.39 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων από 2 ως 25. Τα σφάλματα λαμβάνουν πολύ μεγαλύτερες τιμές από ότι για τους άλλους αλγόριθμους, ενώ παρατηρείται μείωση τους με αύξηση του αριθμού των νευρώνων. Όλα τα σφάλματα ελαχιστοποιούνται για  $N_n=23$  (με  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $46,149 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $47,442 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $50,688 \cdot 10^{-3}$ ). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ: μέγιστος αριθμός εποχών 7000,  $\alpha_0=0,95$ ,  $T_\alpha=4000$ ,  $\eta_0=4$ ,  $T_\eta=5600$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,8x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα που προκύπτουν είναι  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,06131 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης,  $1,72256 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,75312 \cdot 10^{-3}$ . Στο Σχήμα 4.40 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και στο Σχήμα 4.41 η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.39: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



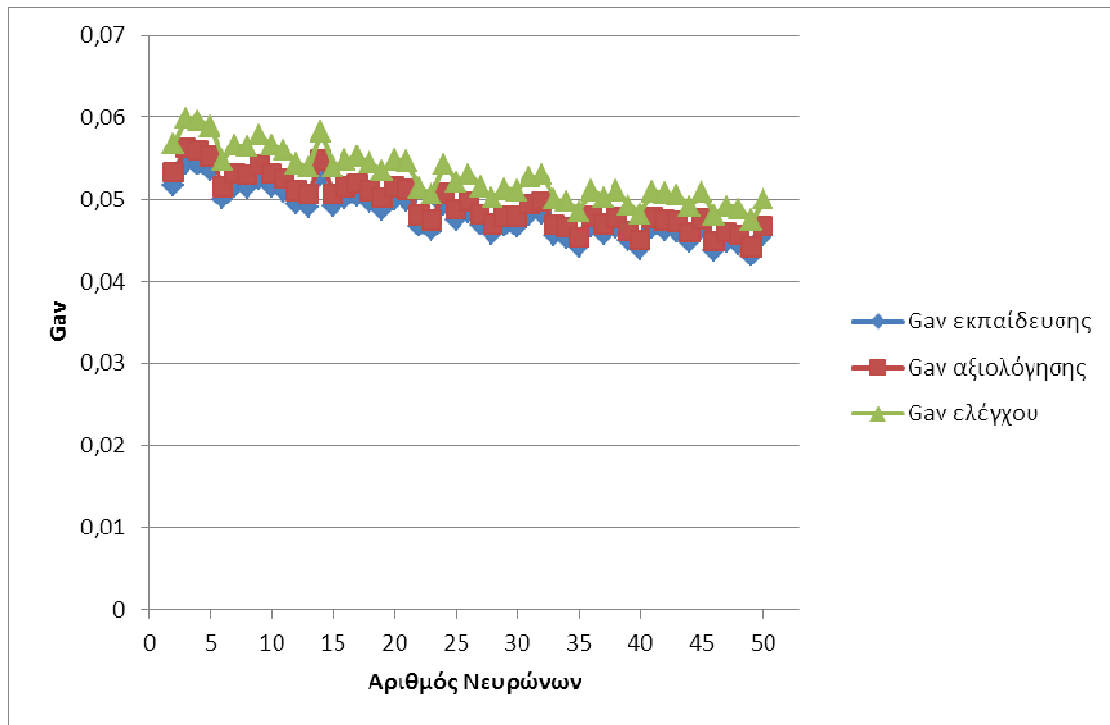
Σχήμα 4.40: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



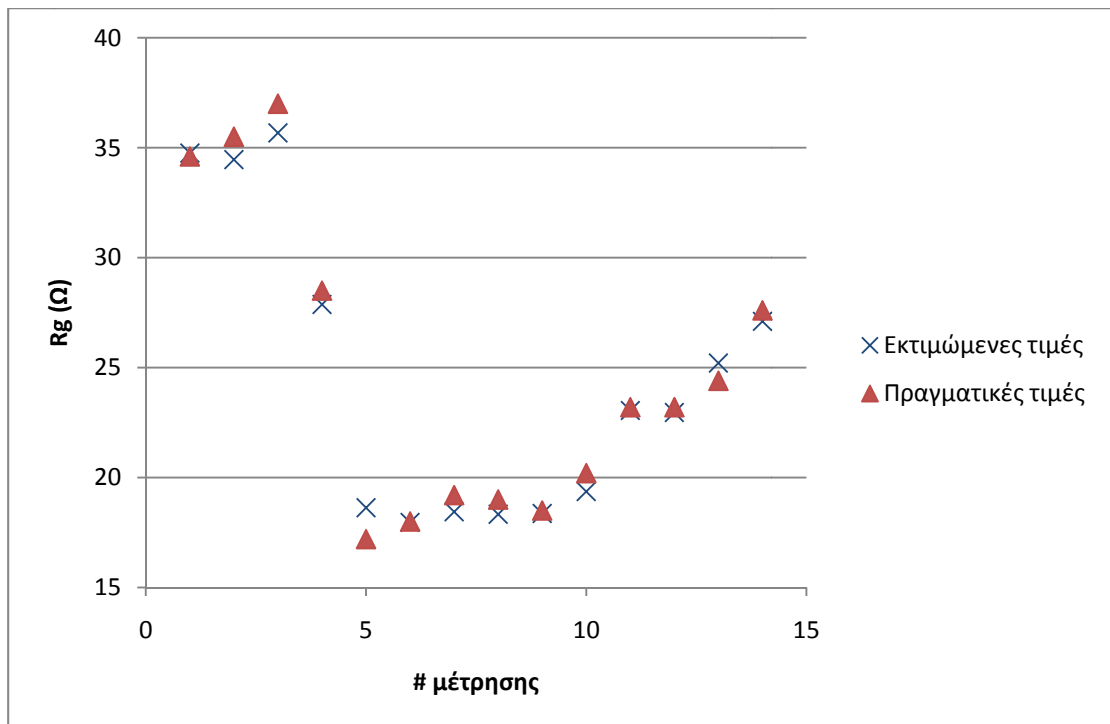
**Σχήμα 4.41:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

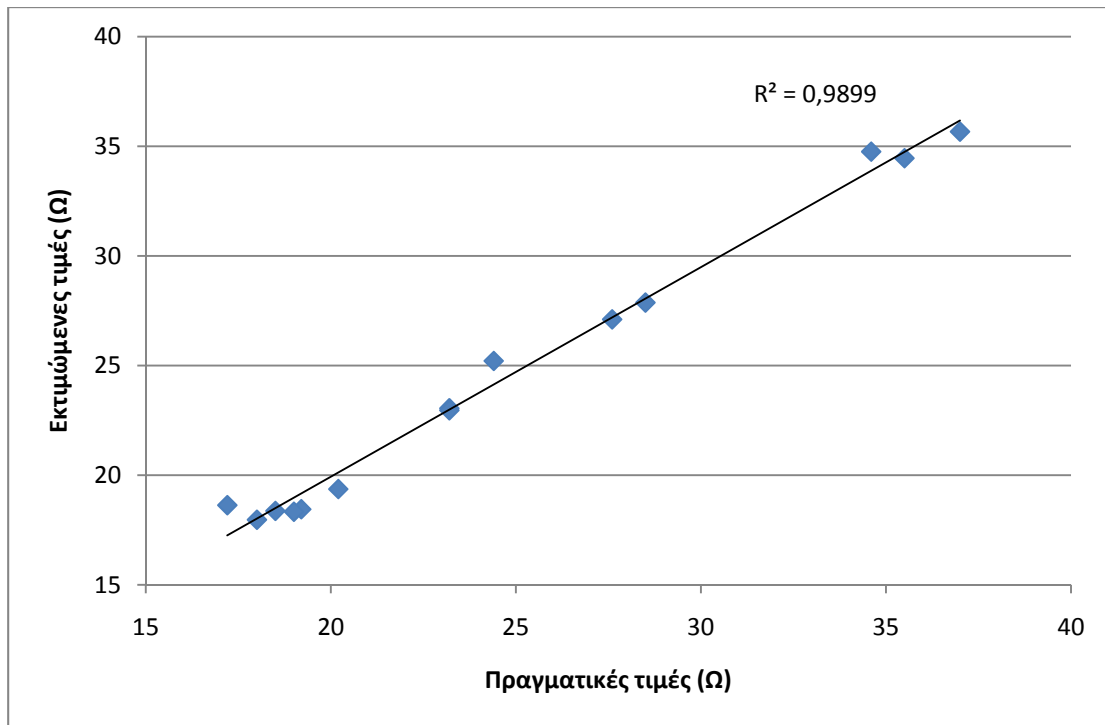
Στο Σχήμα 4.42 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων για πλήθος νευρώνων από 2 ως 50. Όπως και στην περίπτωση α) παρατηρείται ότι τα σφάλματα μειώνονται σταδιακά με αύξηση του αριθμού νευρώνων, γι' αυτό και η μεταβολή του αριθμού νευρώνων έγινε σε μεγαλύτερο διάστημα. Επιλέχθηκε πλήθος νευρώνων  $N_n=49$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $43,163 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $44,269 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $47,434 \cdot 10^{-3}$ ). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_\alpha=3000$ ,  $\eta_0=4$ ,  $T_\eta=4500$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,4x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,7x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα που επιτεύχθηκαν είναι: εκπαίδευσης  $1,10122 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης,  $1,83490 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,76460 \cdot 10^{-3}$ . Στο Σχήμα 4.43 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και στο Σχήμα 4.44 η μεταξύ τους συσχέτιση.



**Σχήμα 4.42:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



**Σχήμα 4.43:** Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



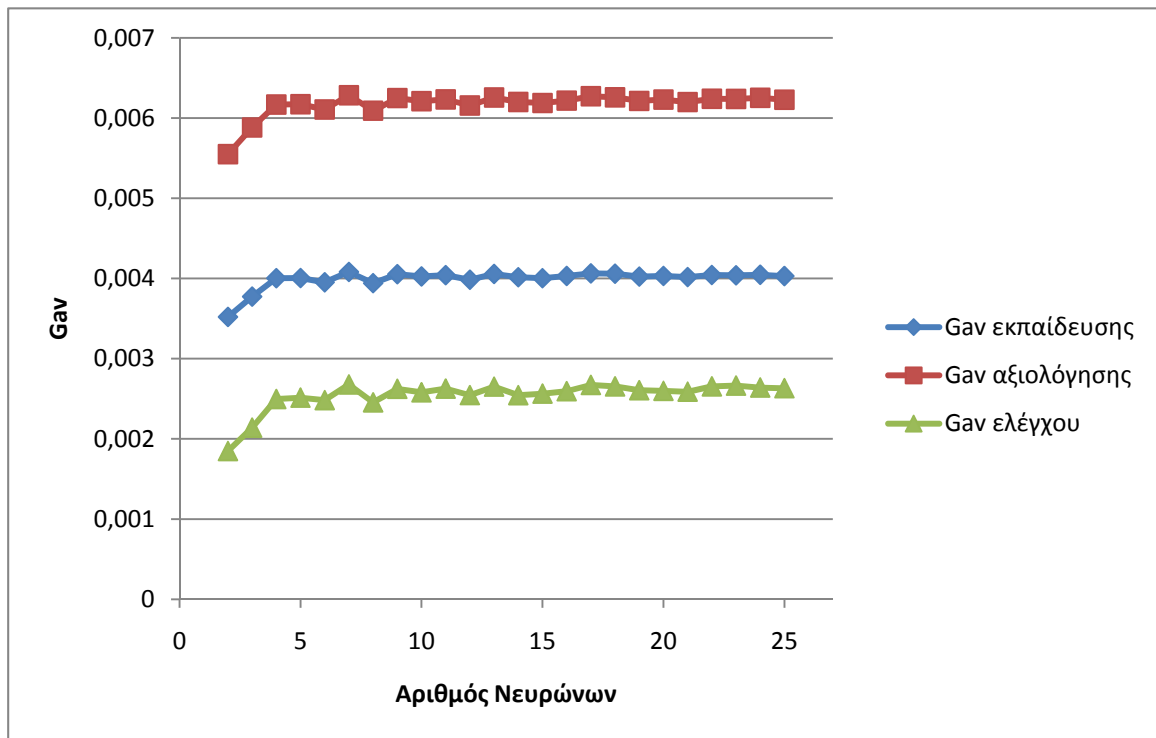
**Σχήμα 4.44:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

#### 4.6.6 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

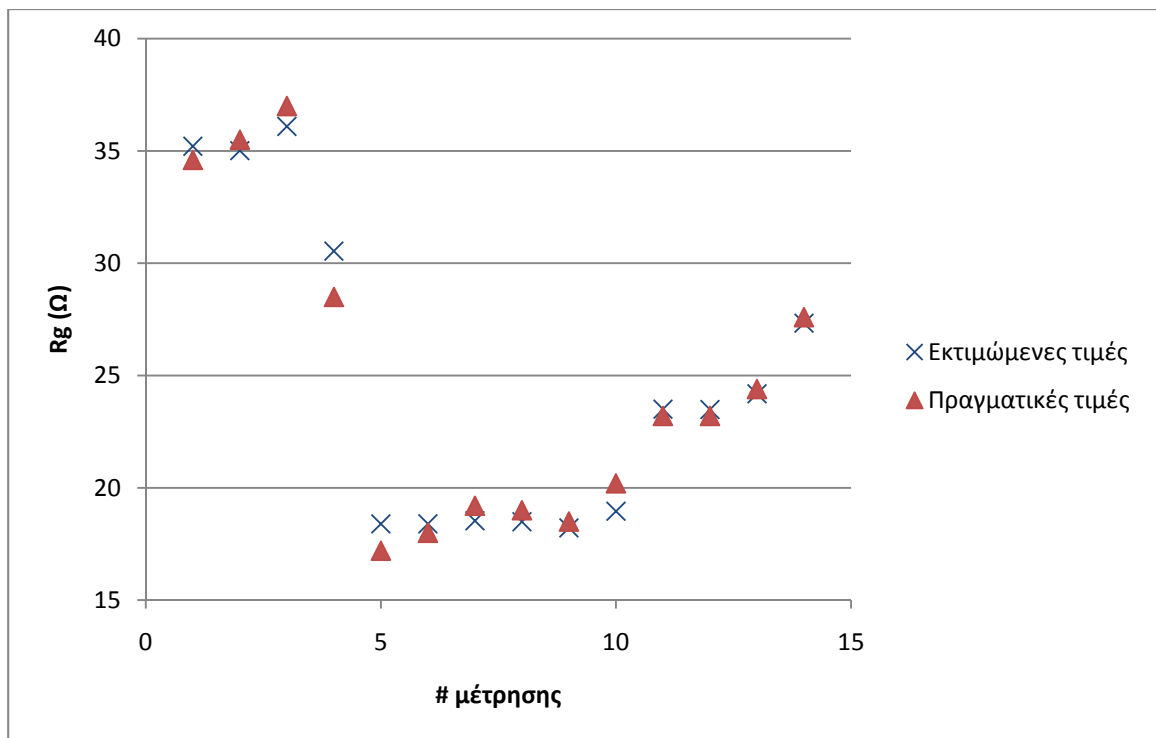
Η εκπαίδευσή του γίνεται με την ίδια μέθοδο που παρουσιάστηκε και στην παράγραφο 4.6.2, μόνο που εδώ η ανανέωση των βαρών του ΤΝΔ γίνεται ανά εποχή.

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

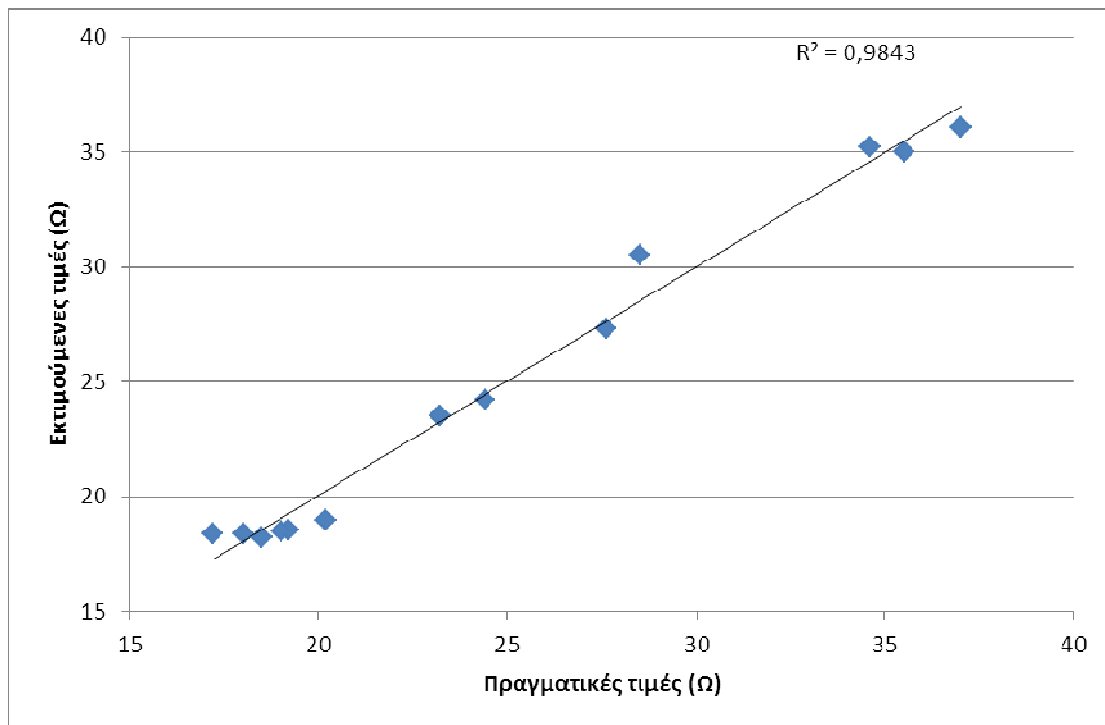
Στο Σχήμα 4.45 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Τα σφάλματα λαμβάνουν την ελάχιστη τιμή τους για  $N_n=2$  και για πλήθος νευρώνων άνω των 5 σχεδόν σταθεροποιούνται. Για  $N_n=2$  τα σφάλματα είναι  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $3,521 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $5,55 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,848 \cdot 10^{-3}$ . Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ: μέγιστος αριθμός εποχών 7000,  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_\alpha=5500$ ,  $\eta_0=5$ ,  $T_\eta=2000$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=1/(1+e^{-5x})$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,95x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα  $G_{av}$  είναι: εκπαίδευσης  $0,74207 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,88418 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,93356 \cdot 10^{-3}$ . Στα Σχήματα 4.46 και 4.47 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.45: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



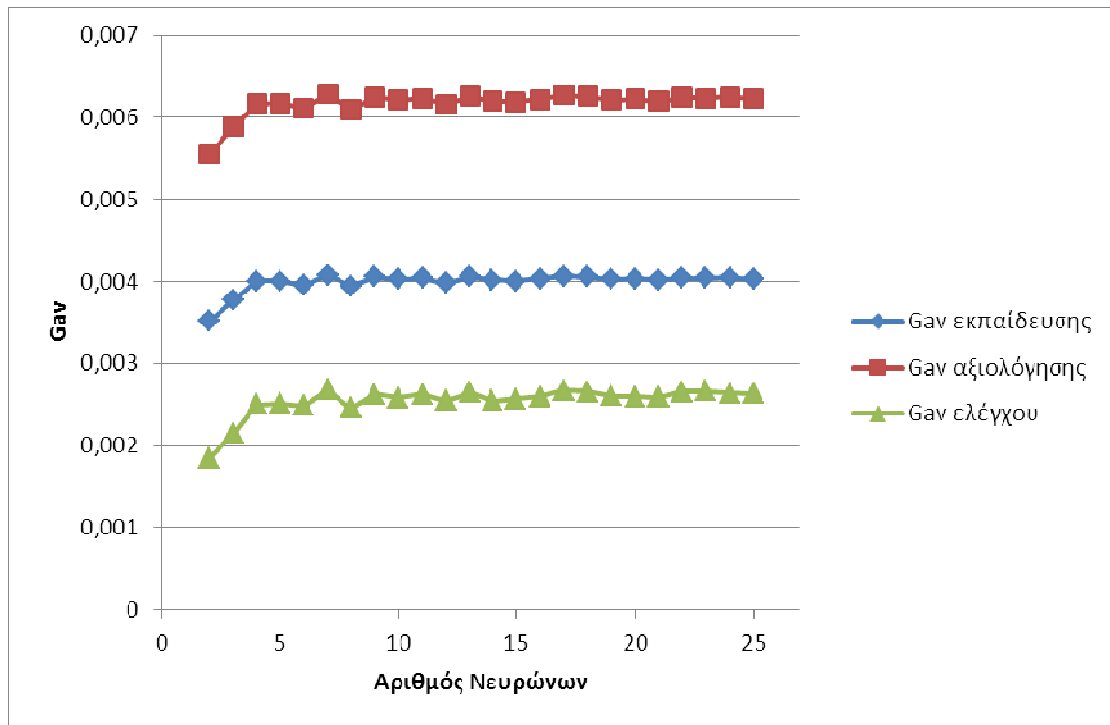
Σχήμα 4.46: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



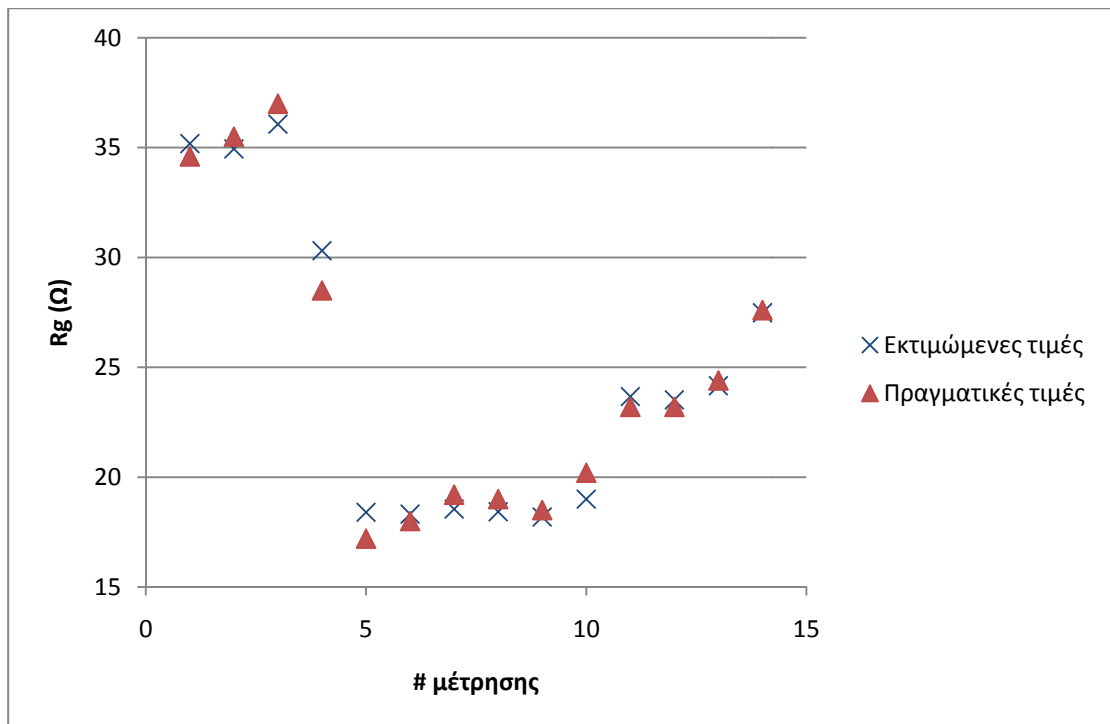
**Σχήμα 4.47:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 4.48 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25 που είναι ίδια με την περίπτωση (α). Η βέλτιστη τιμή για το πλήθος των νευρώνων είναι  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $3,521 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $5,55 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,848 \cdot 10^{-3}$ ). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_{\alpha}=5500$ ,  $\eta_0=5$ ,  $T_{\eta}=2000$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = 1/(1 + e^{-4,95x})$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα  $G_{av}$  είναι: εκπαίδευσης  $0,78068 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,98388 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,8601 \cdot 10^{-3}$ . Στα Σχήματα 4.49 και 4.50 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.

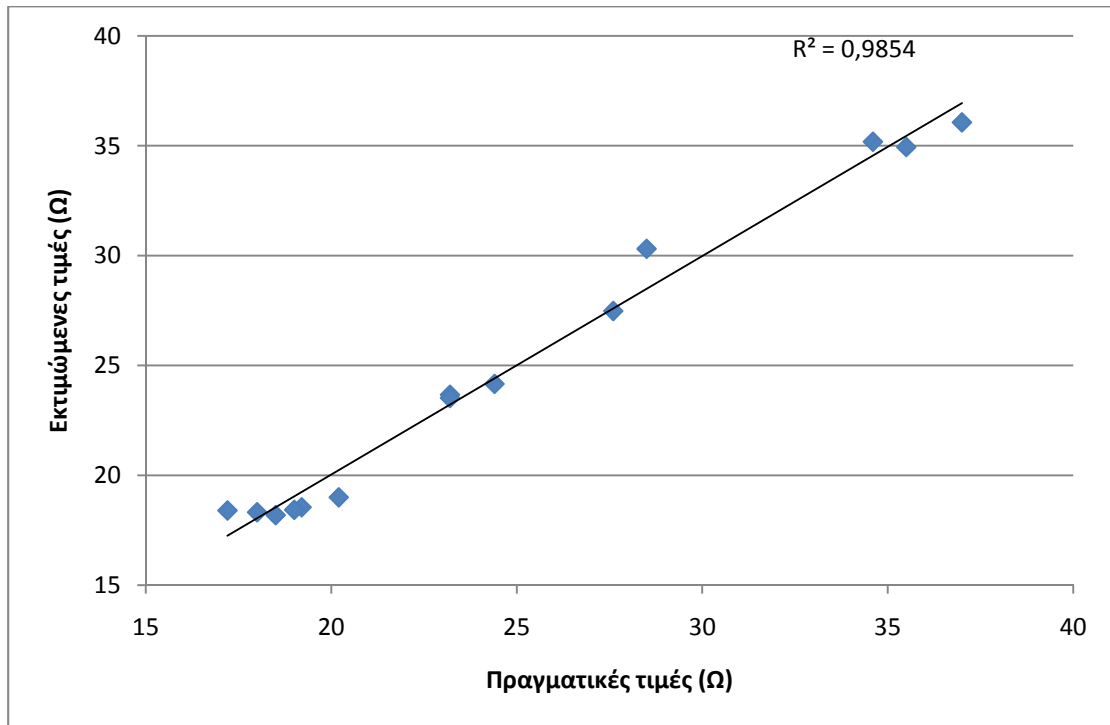


Σχήμα 4.48: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.49: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης





**Σχήμα 4.50:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

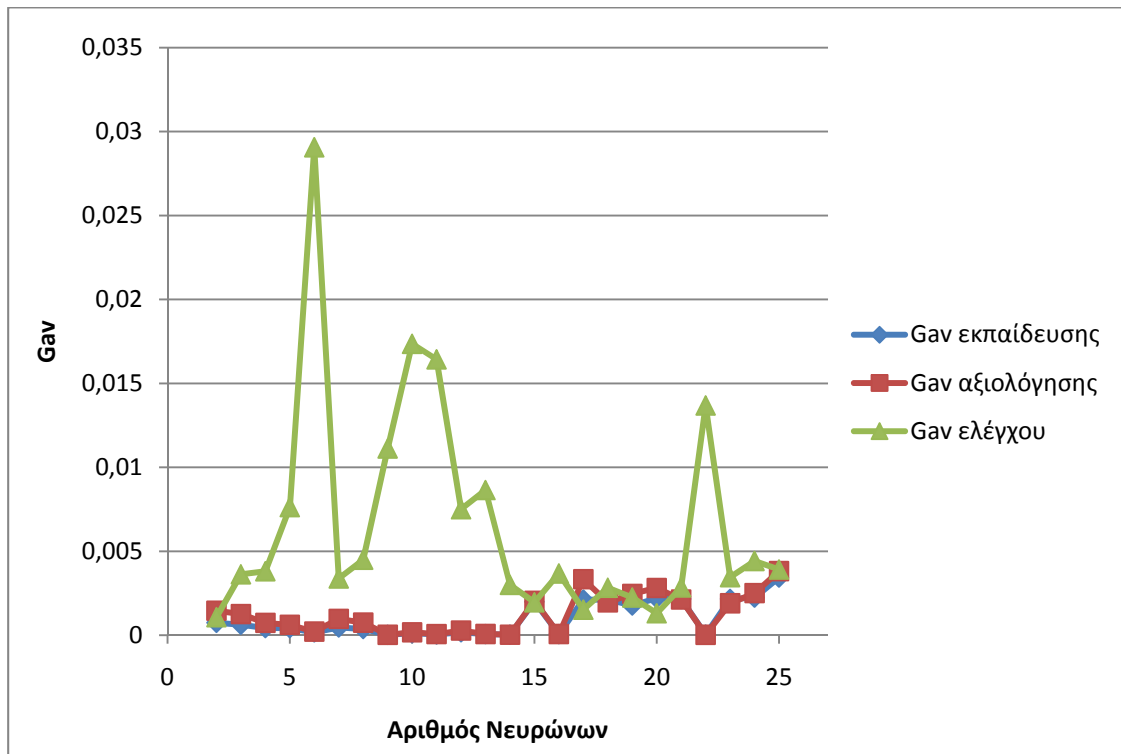
#### 4.6.7 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves

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 (2.45) ως (2.48) 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  $e_{trix}$ .

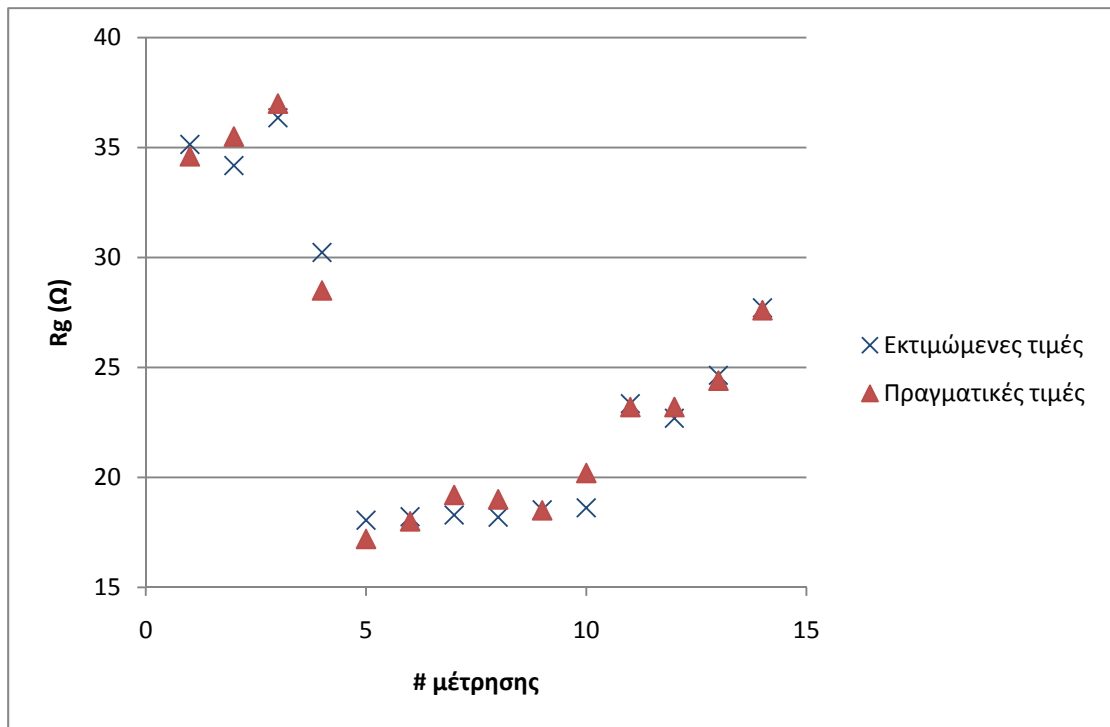
##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

Μετά από πλήθος δοκιμών για διάφορους συνδυασμούς των παραμέτρων του αλγορίθμου, αυτοί λαμβάνουν τις τιμές:  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$ ,  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-6}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000. Στο Σχήμα 4.51 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος  $G_{av}$  καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων από 2 ως 25. Το σφάλμα για το

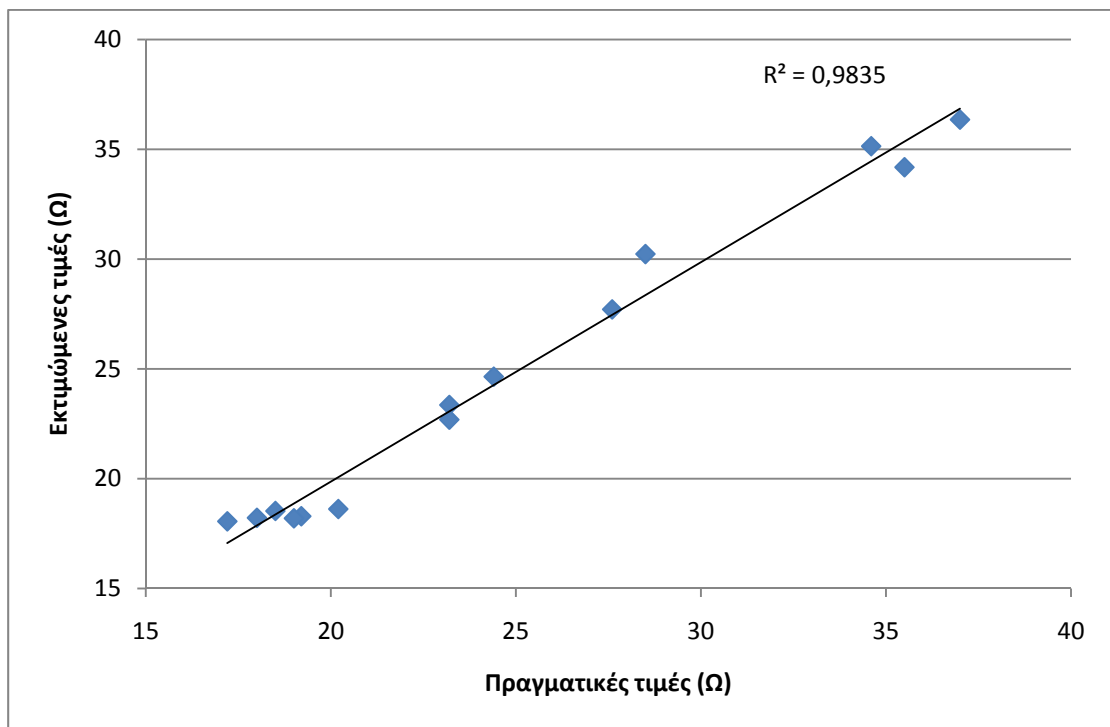
σύνολο ελέγχου λαμβάνει αρκετά μεγάλες τιμές και έχει μεγάλες διακυμάνσεις, ενώ για το σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης και εκπαίδευσης παρατηρείται αύξηση για αριθμό νευρώνων άνω των 14. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,741 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,45746 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,071 \cdot 10^{-3}$ ) και ως συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(0,9x)$ ,  $f_2(x) = 0,35x$ . Τα τελικά μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}: 0,72565 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,38825 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,00599 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου (επιτεύχθηκε πολύ μικρή βελτιστοποίηση σε συγκριση με τα αρχικά σφάλματα). Στα Σχήματα 4.52 και 4.53 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



**Σχήμα 4.51:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



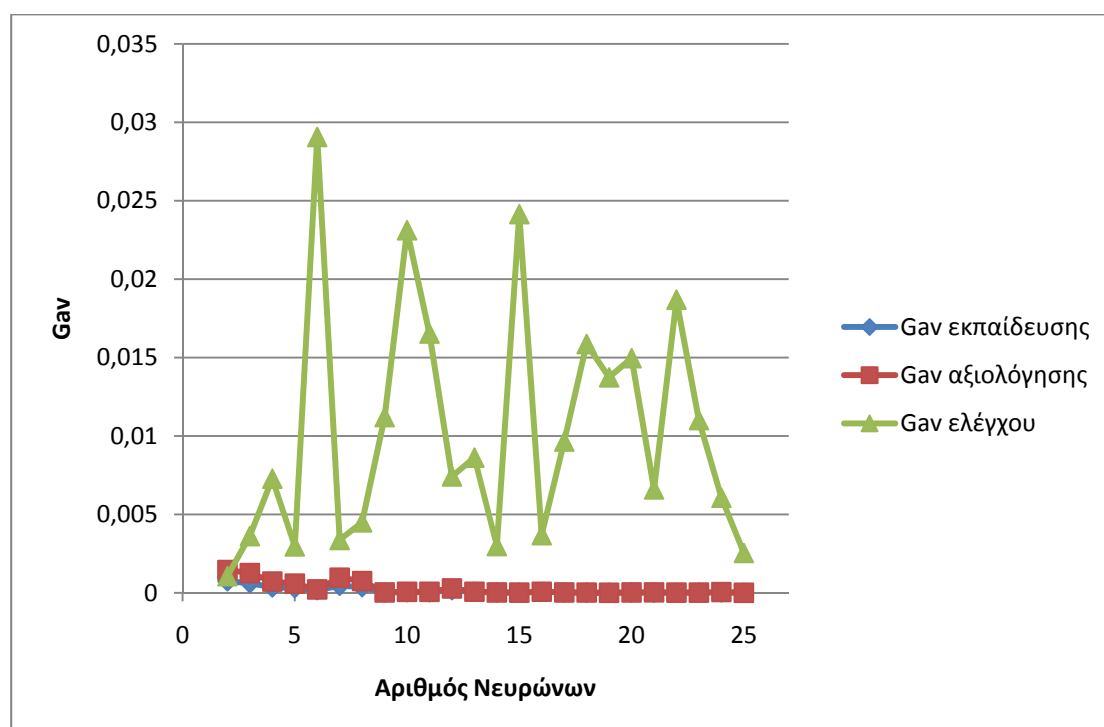
Σχήμα 4.52: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



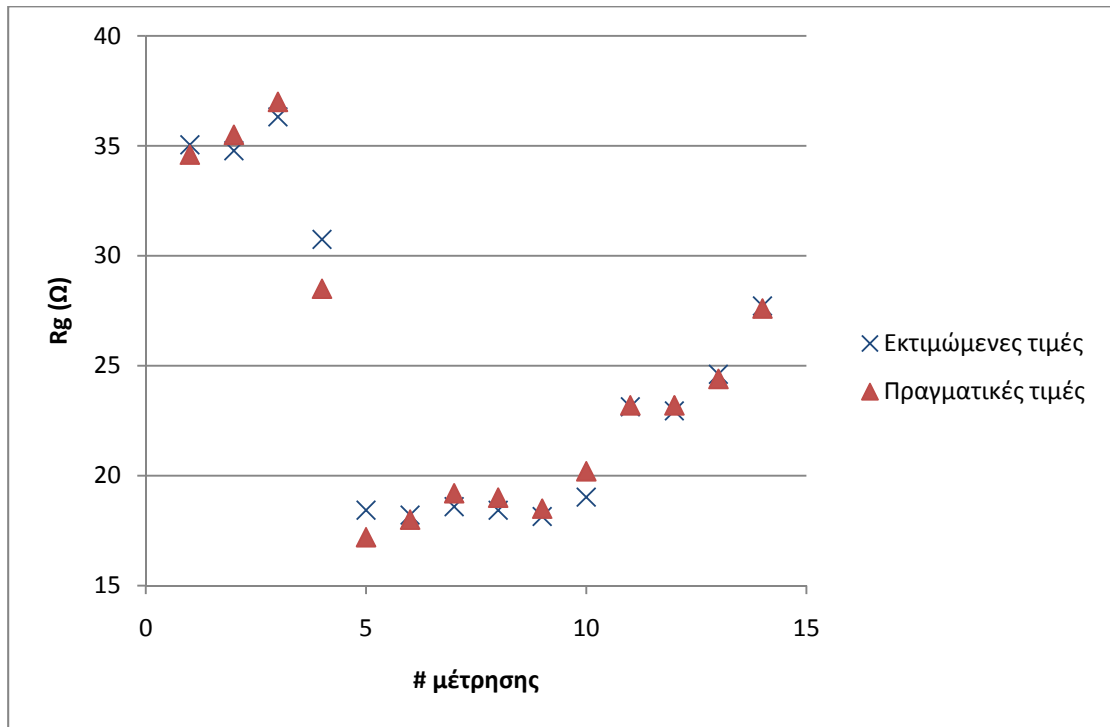
Σχήμα 4.53: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

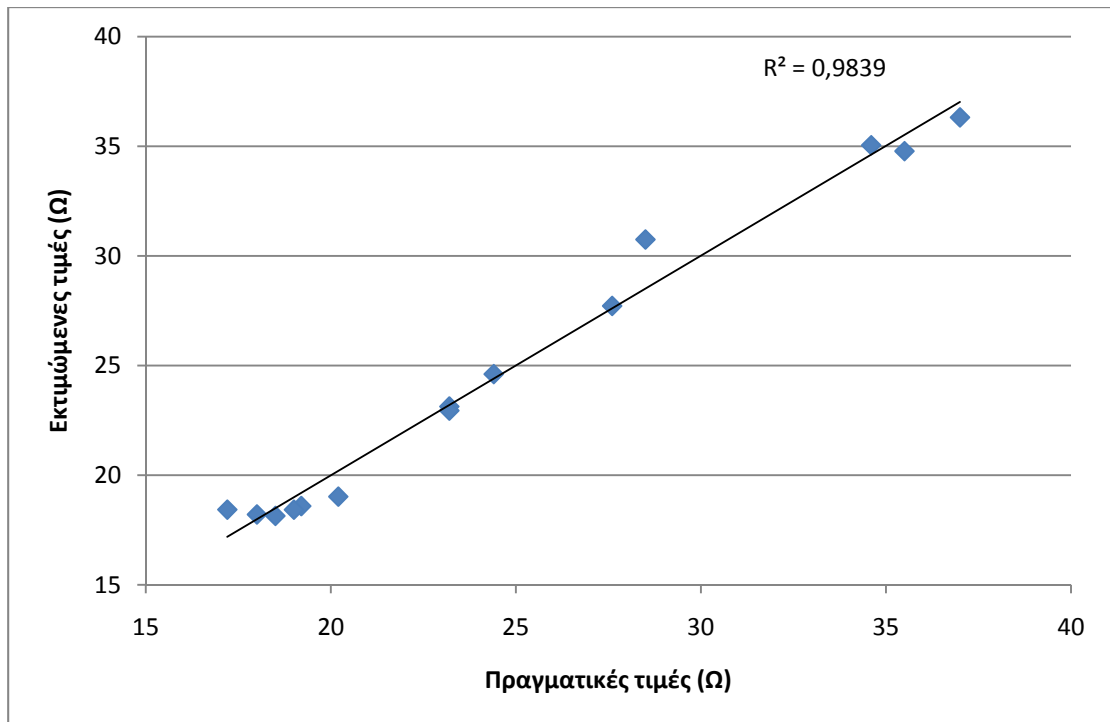
Στο Σχήμα 4.54 φαίνεται η διακύμανση των μέσων σφαλμάτων καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Το σφάλμα για το σύνολο ελέγχου λαμβάνει και πάλι μεγάλες τιμές. Στα σύνολα αξιολόγησης και εκπαίδευσης παρατηρείται σχεδόν σταθεροποίηση των σφαλμάτων για αριθμό νευρώνων άνω των 9. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,741 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,458 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,071 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$  και  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-6}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=1/(1+e^{-1,9x})$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,4x})$ . Τα μέσα σφάλματα που προκύπτουν τελικά είναι  $G_{av}$ :  $0,79048 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης  $1,13629 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,96548 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.55 και 4.56 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.54: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.55: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



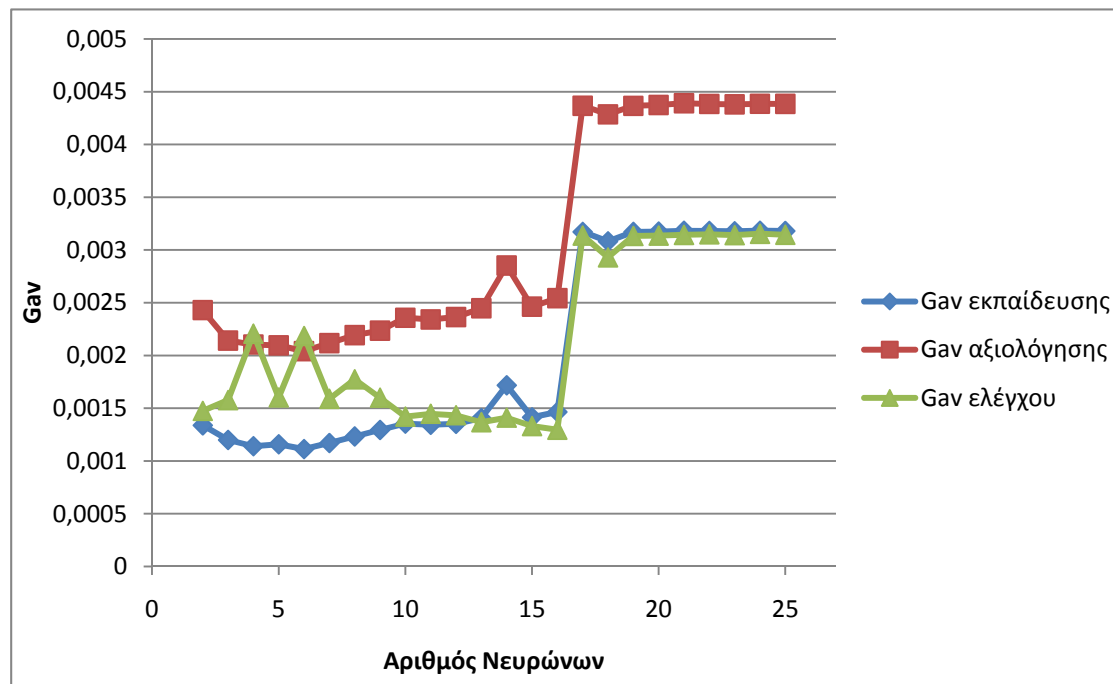
Σχήμα 4.56: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

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

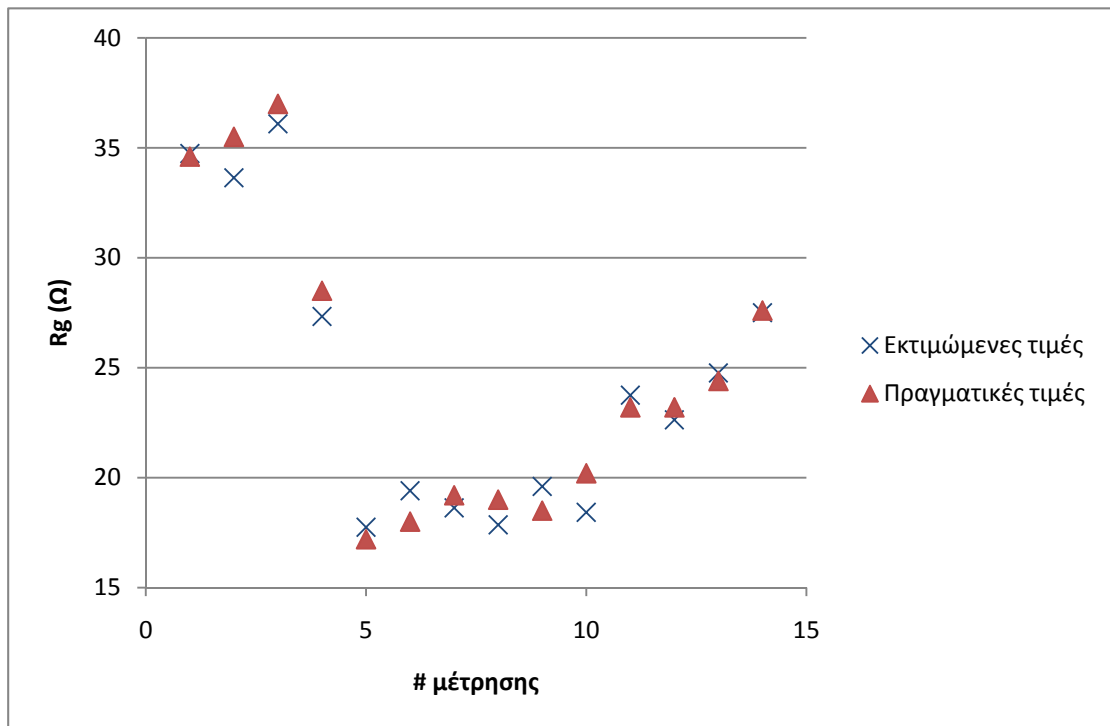
Και εδώ χρησιμοποιείται η μέθοδος που περιγράφηκε στην παράγραφο 4.6.7 για την εκπαίδευση του ΤΝΔ με τη διαφορά ότι έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης κατά Powell-Beale (σχέση 2.50).

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

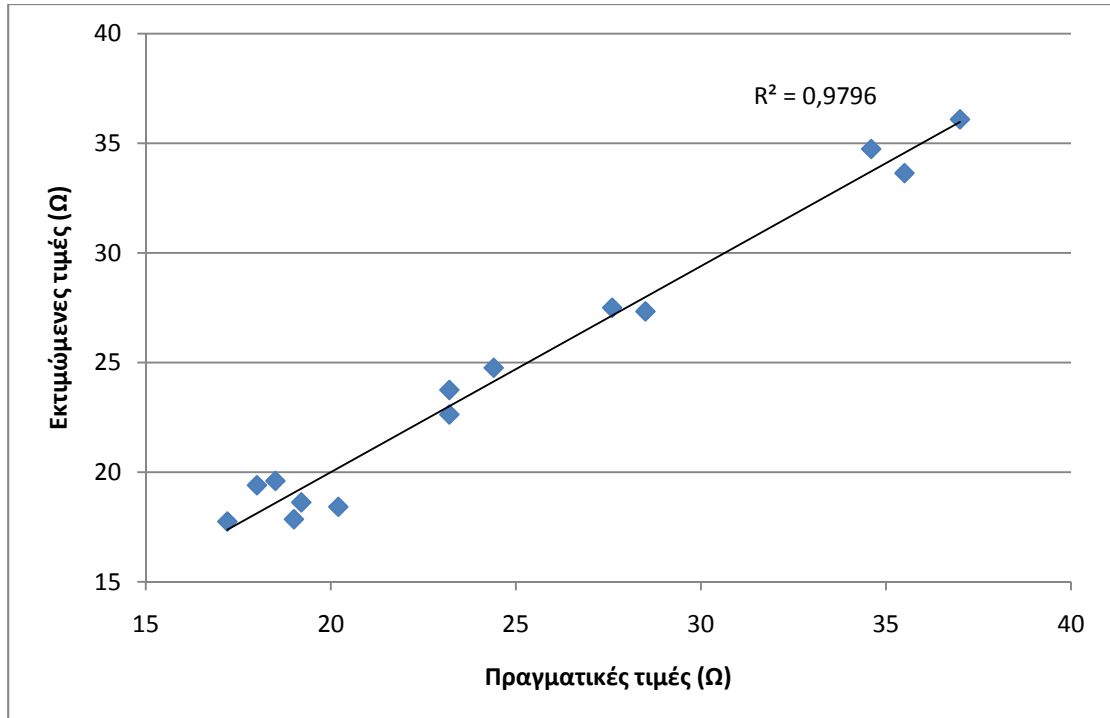
Στο Σχήμα 4.57 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Τις μεγαλύτερες τιμές σφάλματος λαμβάνει το σύνολο αξιολόγησης ενώ για αριθμό νευρώνων άνω των 16 παρατηρείται απότομη αύξηση των σφαλμάτων σε όλα τα σύνολα. Επιλέχθηκε  $N_n=6$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,113 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,041 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,185 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$ ,  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-6}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,1$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(1,8x)$ ,  $f_2(x)=0,5x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,51927 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,10586 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,40288 \cdot 10^{-3}$  για το ελέγχου. Στα Σχήματα 4.58 και 4.59 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.57: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



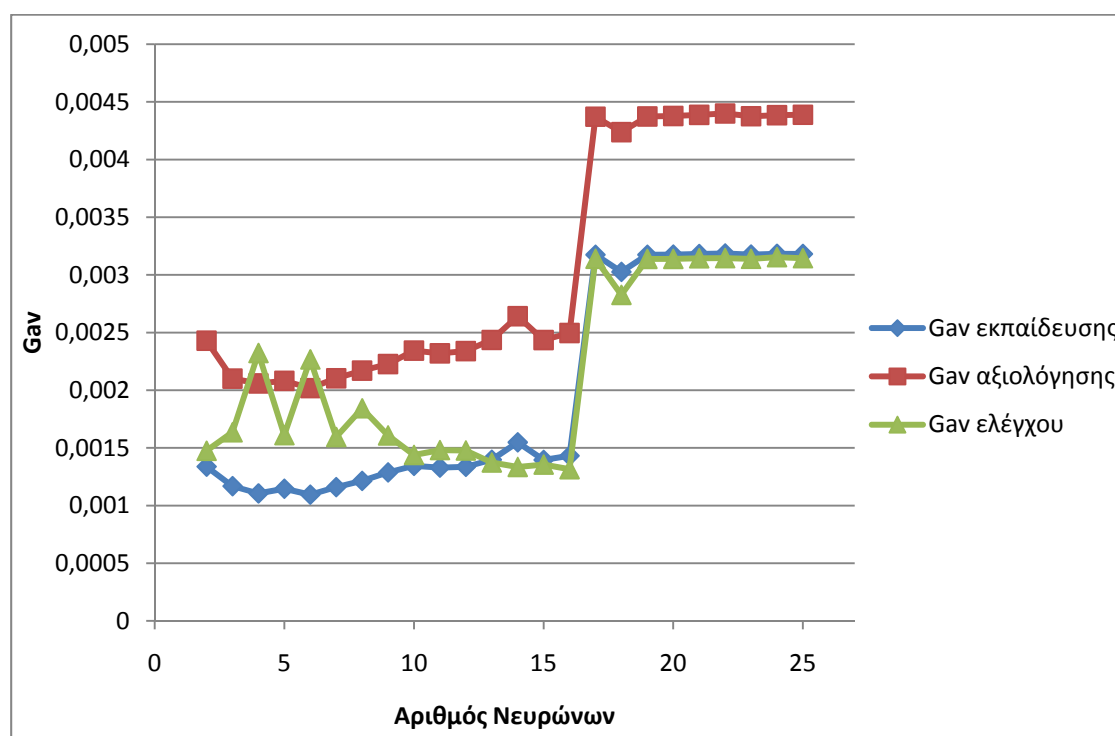
Σχήμα 4.58: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.59: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

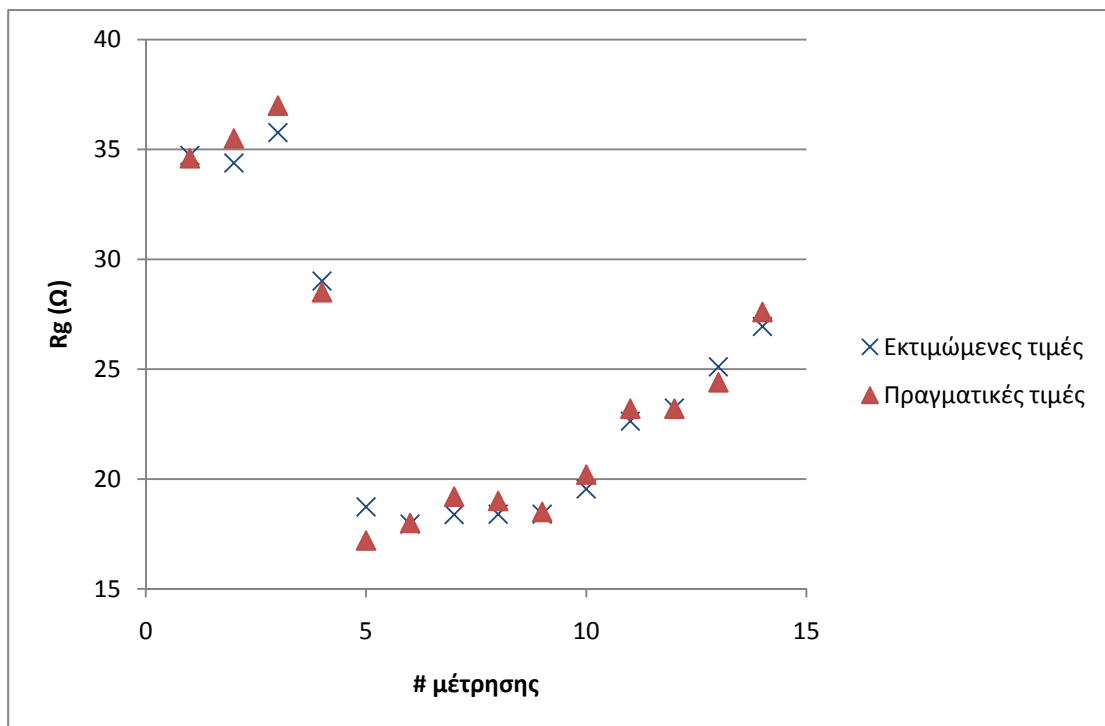
## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 4.60 φαίνεται η διακύμανση των μέσων σφαλμάτων καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων από 2 ως 25. Η μεταβολή είναι παρόμοια με της περίπτωσης (α). Επιλέχθηκε  $N_n=6$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,094 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,018 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,267 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$  και  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-6}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,5$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,15x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,5x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,18988 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,85088 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,77381 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.61 και 4.62 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.

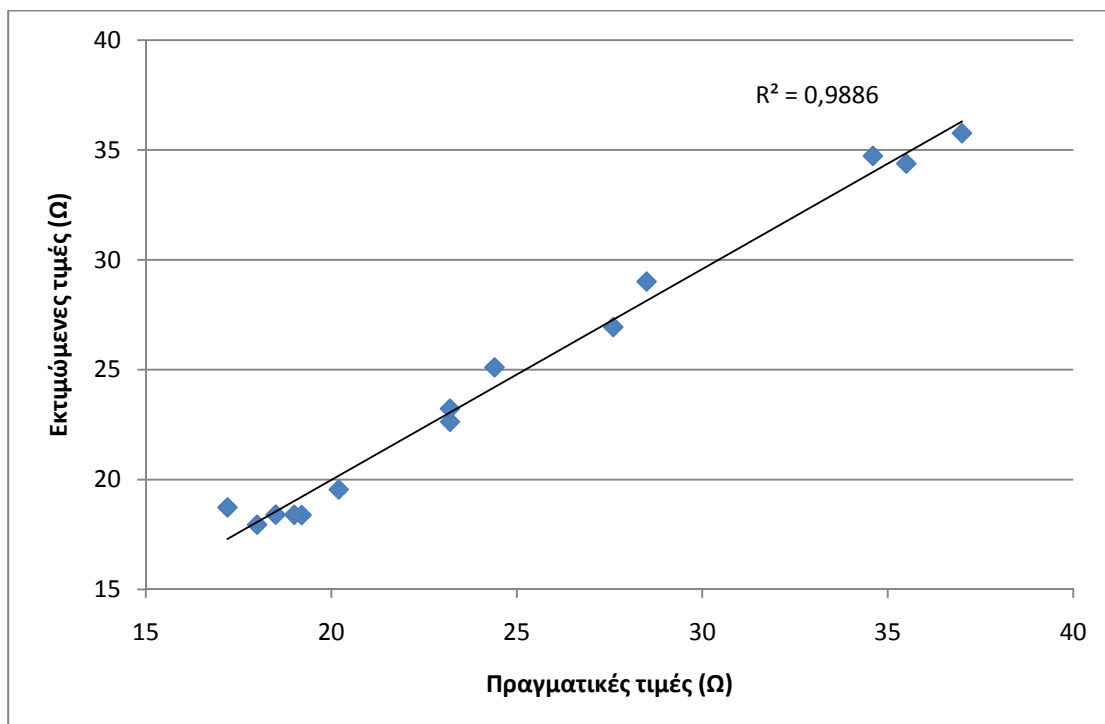


Σχήμα 4.60: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





Σχήμα 4.61: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



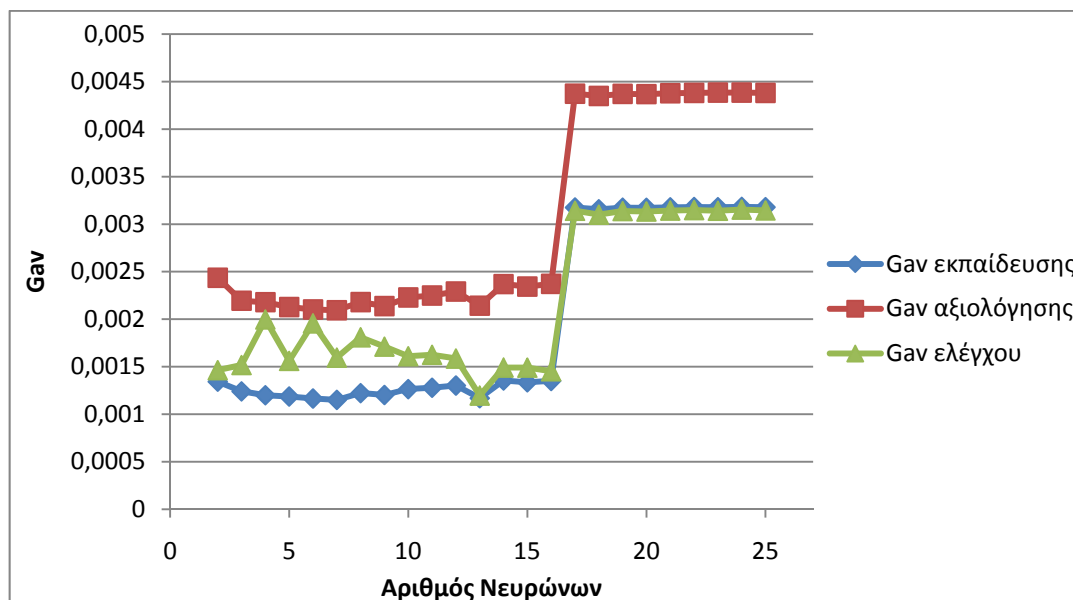
Σχήμα 4.62: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

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

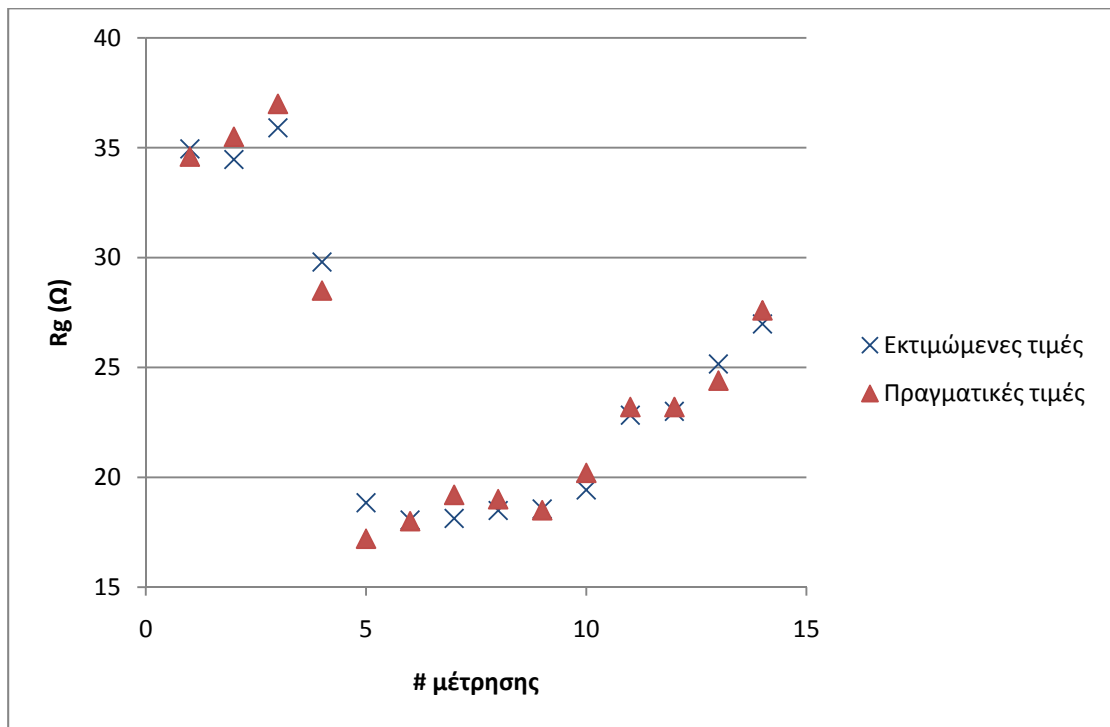
Στην παρούσα μέθοδο εκπαίδευσης του ΤΝΔ, ο συντελεστής  $\beta_{k+1}$  προσδιορίζεται βάσει της σχέσης (2.49) ενώ δεν έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης κατά Powell-Beale.

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

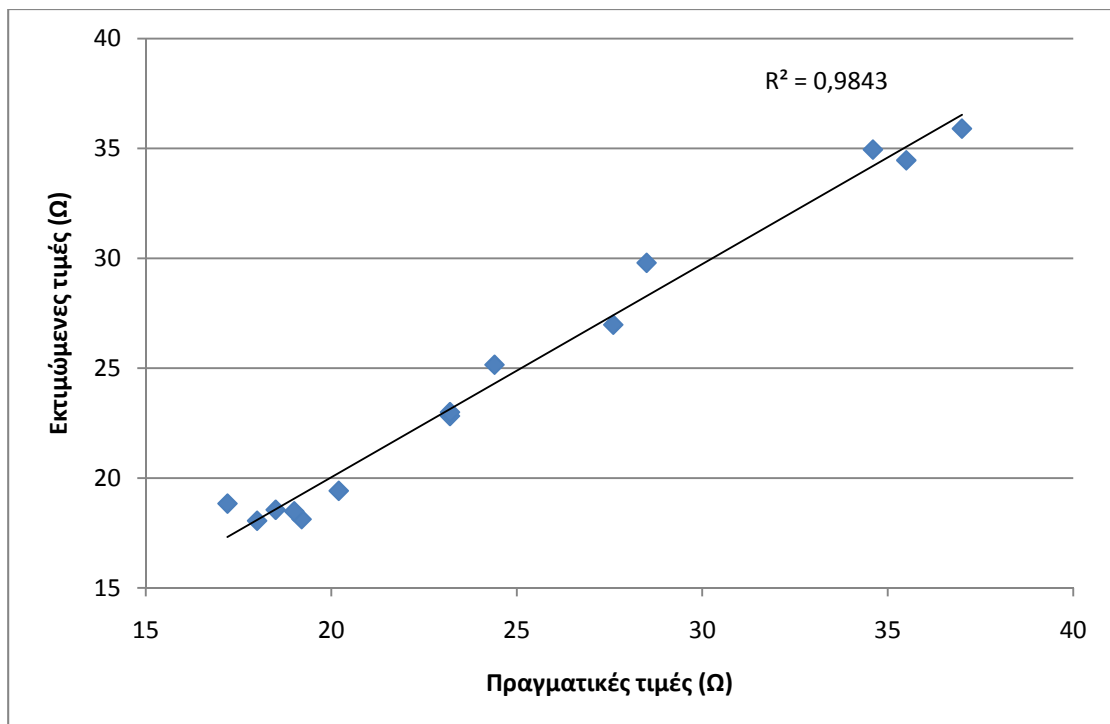
Στο Σχήμα 4.63 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων. Για πλήθος νευρώνων άνω των 16 έχουμε απότομη αύξηση όλων των σφαλμάτων και στη συνέχεια σταθεροποίησή τους. Επιλέχθηκε  $N_n=7$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,151 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,094 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,596 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$ ,  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-6}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,15x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,5x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,22162 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,89196 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,94558 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.64 και 4.65 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.63: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



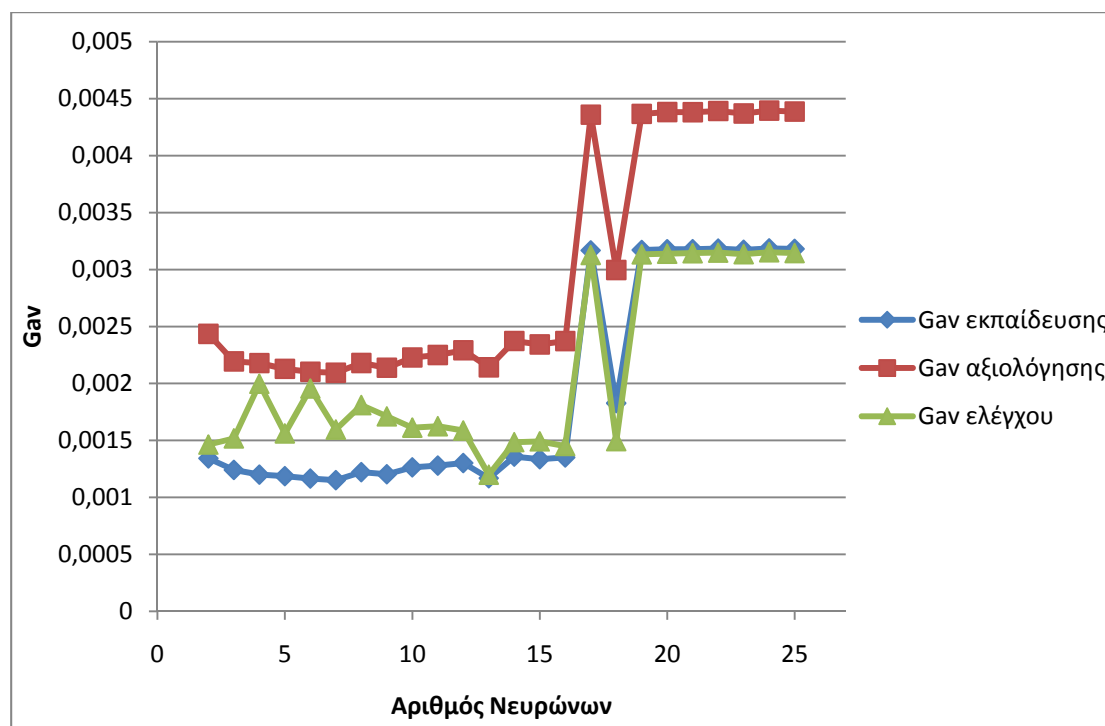
Σχήμα 4.64: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



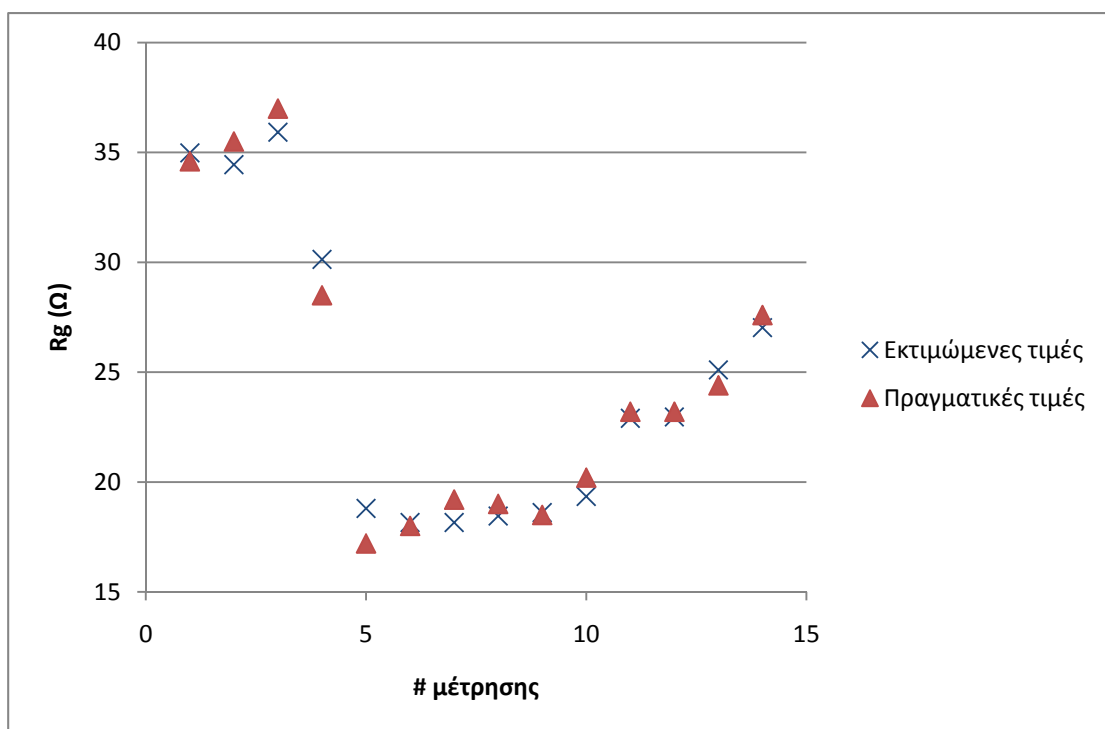
Σχήμα 4.65: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

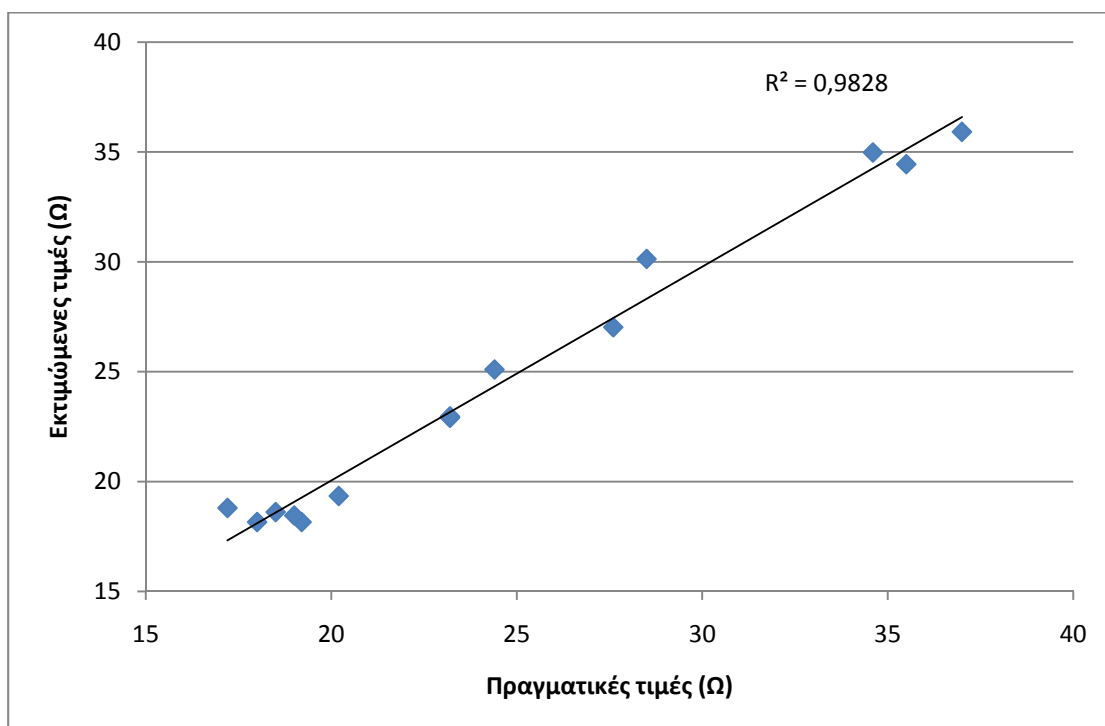
Στο Σχήμα 4.66 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων από 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=7$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,151 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,094 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,596 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές:  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$ ,  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,2x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,55x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι:  $1,17639 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,84619 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,02586 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.67 και 4.68 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.66: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.67: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



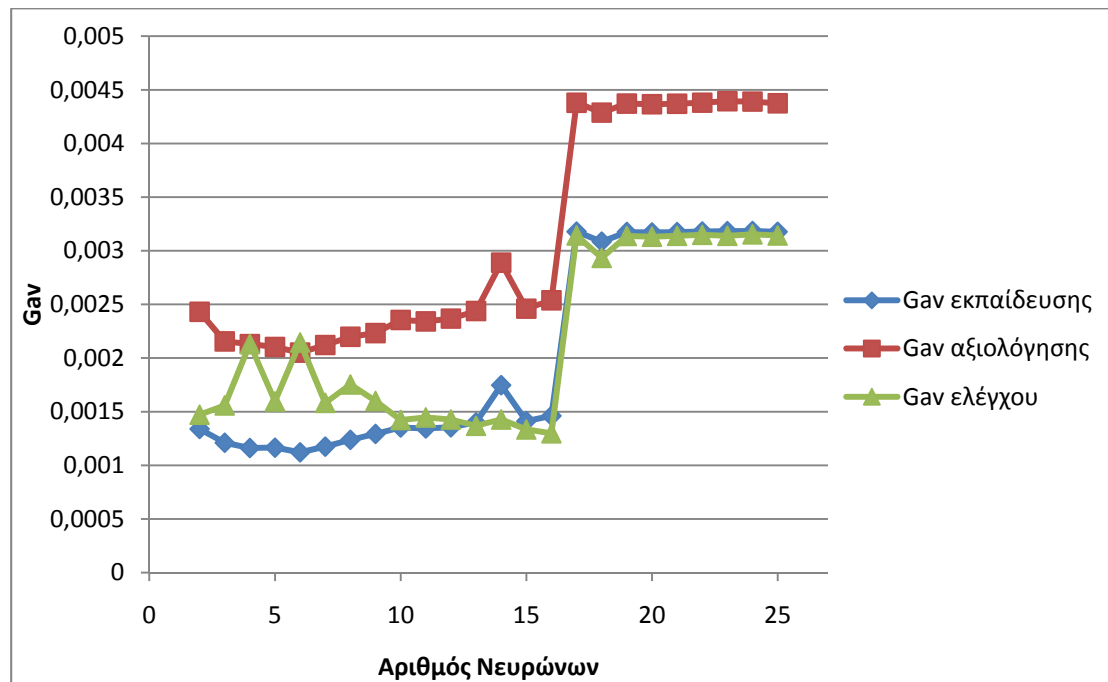
Σχήμα 4.68: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

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

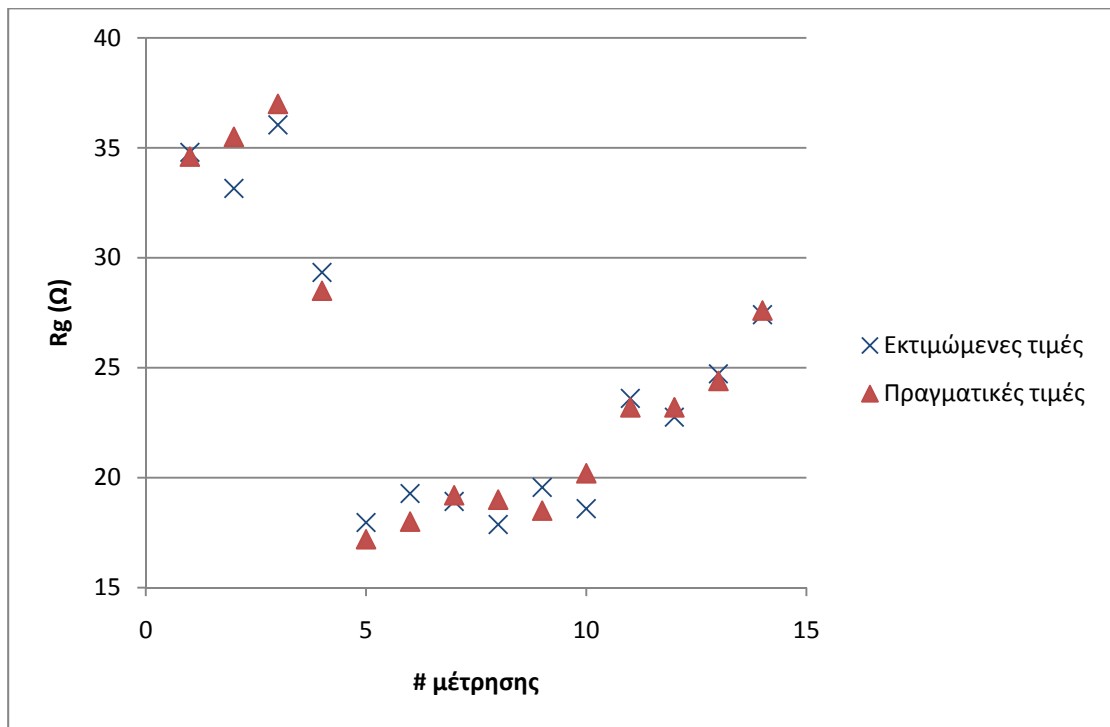
Η μέθοδος που εφαρμόζεται για την εκπαίδευση είναι ίδια με αυτήν της παραγράφου 4.6.9 μόνο που τώρα έχει ενεργοποιηθεί η επανεκκίνηση κατά Powell-Beale.

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

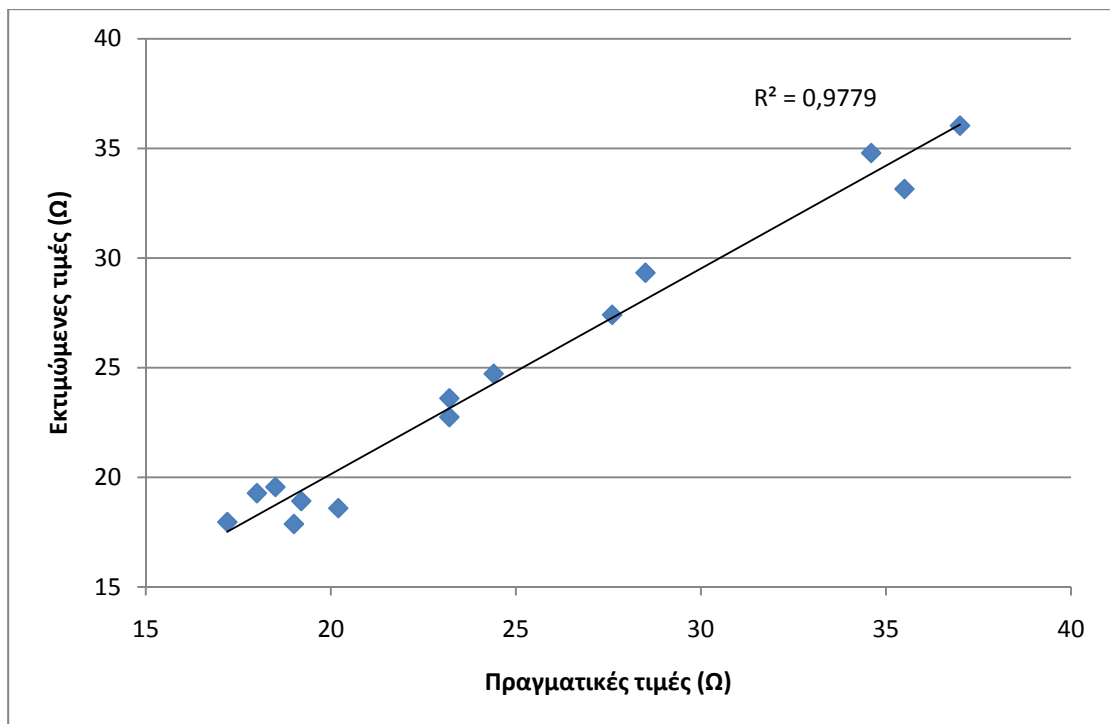
Στο Σχήμα 4.69 φαίνεται η διακύμανση των μέσων σφαλμάτων με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Τα σφάλματα του συνόλου αξιολόγησης λαμβάνουν τις μεγαλύτερες τιμές και για αριθμούς νευρώνων άνω των 15 έχουμε απότομη αύξηση όλων των σφαλμάτων. Επιλέχθηκε  $N_n=6$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,121 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,05 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,145 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=20$ ,  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,1$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=tanh(1,15x)$ ,  $f_2(x)=0,55x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,63575 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,33225 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,42164 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.70 και 4.71 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.69: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



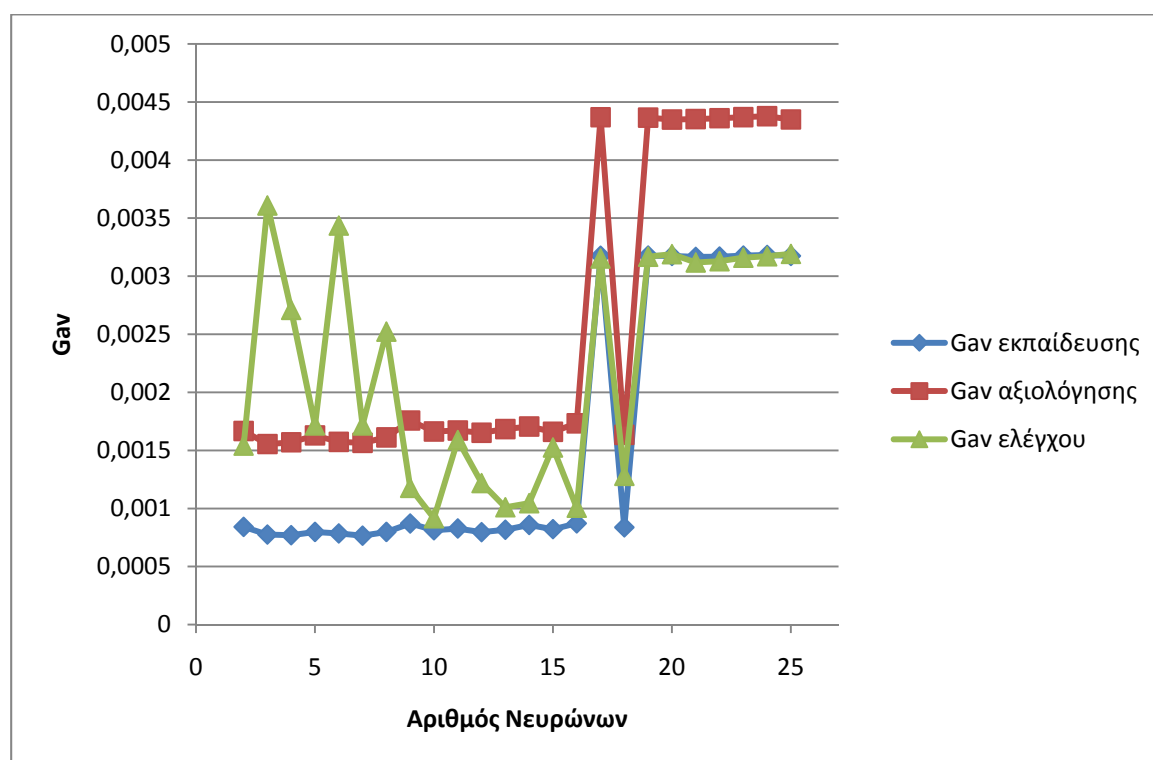
Σχήμα 4.70: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.71: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

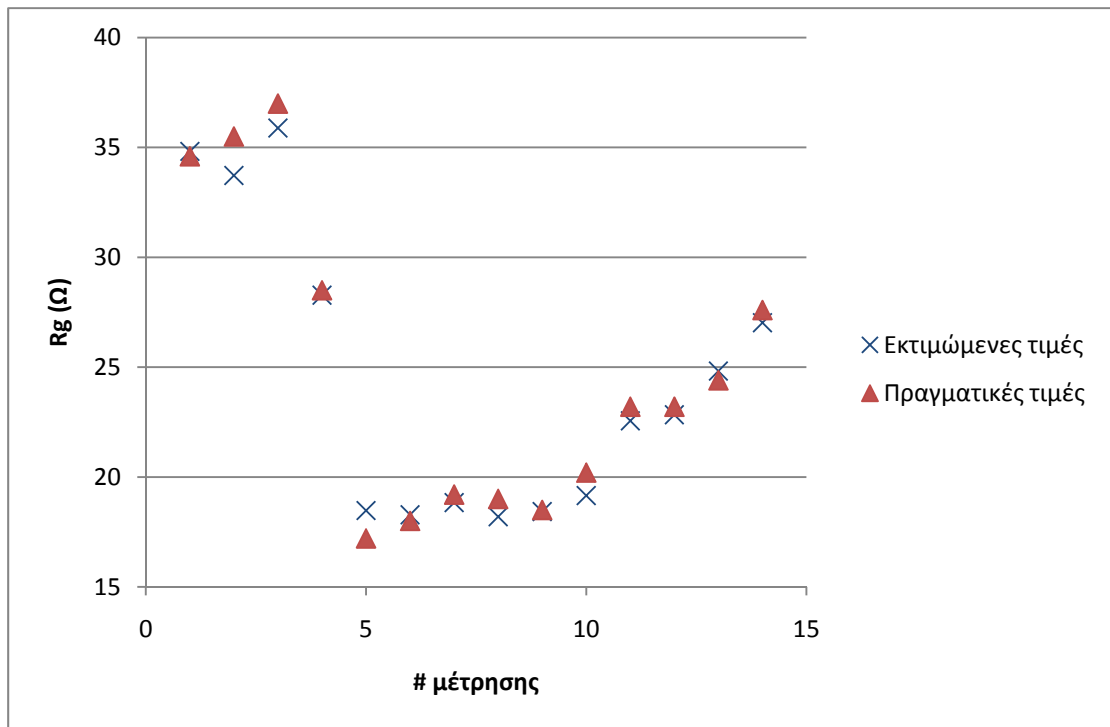
## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Το Σχήμα 4.72 δείχνει τη μεταβολή των μέσων σφαλμάτων με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=5$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,798 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,629 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,715 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$ ,  $T_{trix}=50$ ,  $e_{trix}=10^{-6}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,9$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,6x})$ . Τα μέσα σφάλματα τελικά είναι  $G_{av}$ :  $0,80125 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,41064 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,86909 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.73 και 4.74 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.

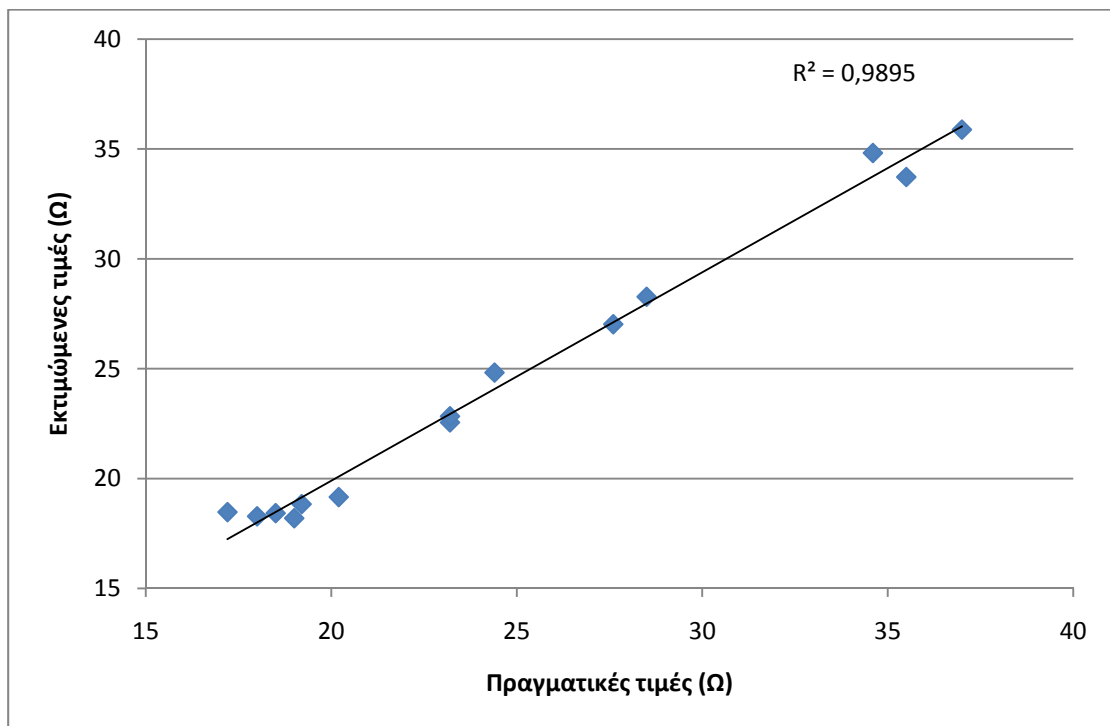


Σχήμα 4.72: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





Σχήμα 4.73: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



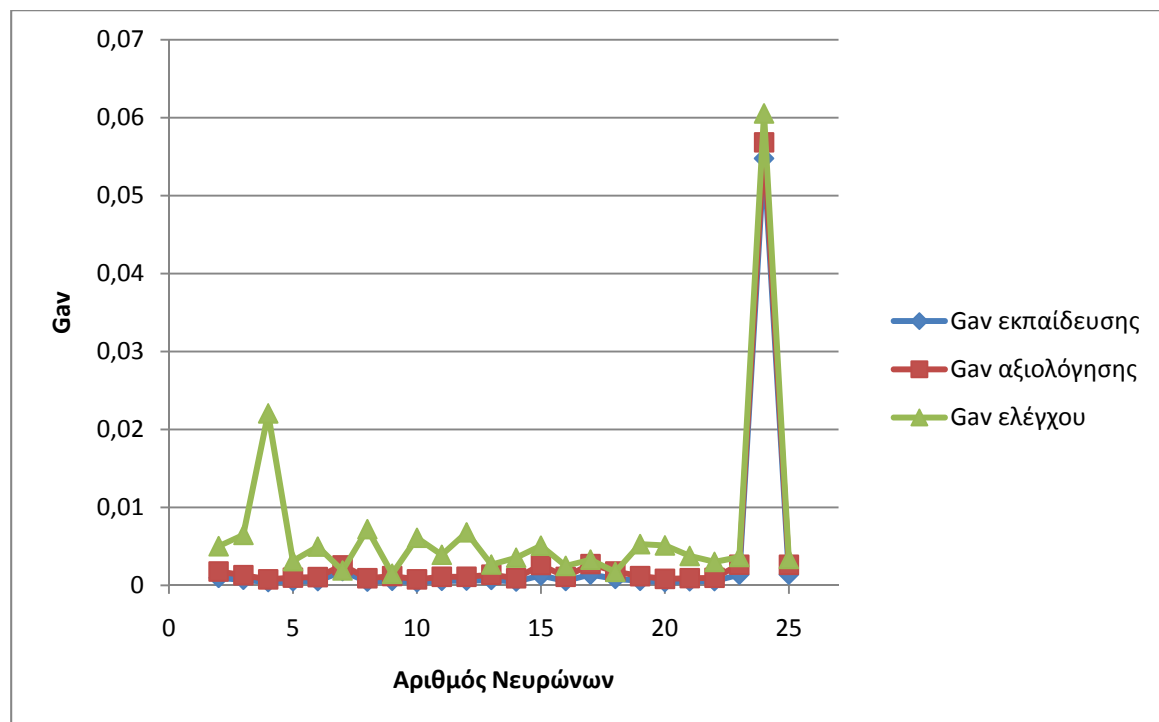
Σχήμα 4.74: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

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

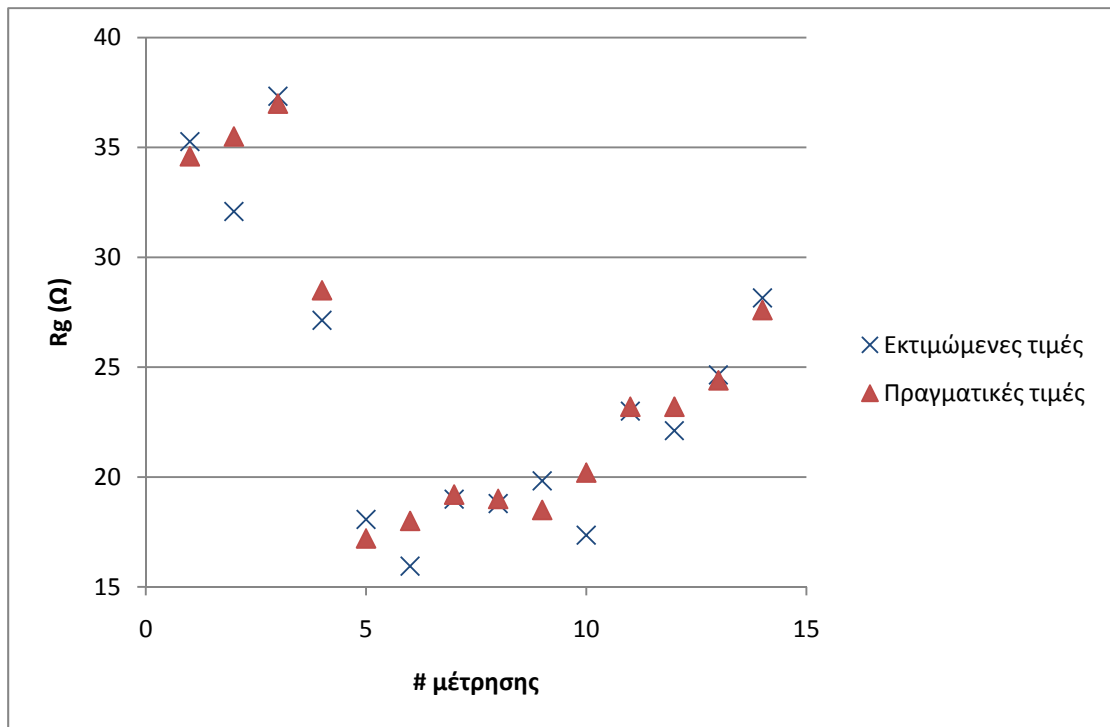
Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στις σχέσεις (2.51) ως (2.61) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Οι παράμετροι προς προσδιορισμό είναι οι  $\sigma$  και  $\lambda_0$ .

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

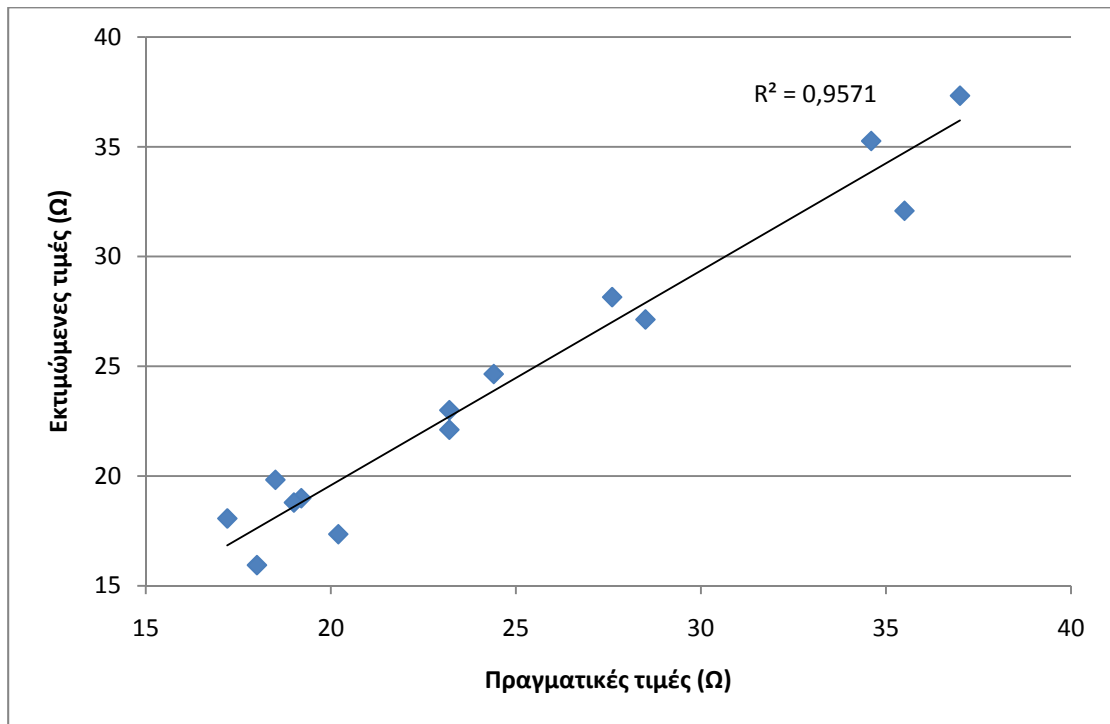
Στο Σχήμα 4.75 φαίνεται η διακύμανση των μέσων σφαλμάτων με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Τα σφάλματα αξιολόγησης και εκπαίδευσης δεν παρουσιάζουν σημαντικές μεταβολές. Το σφάλμα ελέγχου παρουσιάζει τις μεγαλύτερες τιμές και τις εντονότερες αυξομειώσεις. Επιλέχθηκε  $N_n=10$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,39064 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,77336 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $6,08566 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $\sigma=10^{-4}$ ,  $\lambda_0=10^{-7}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,925x)$ ,  $f_2(x) = 0,125x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,00606 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,00336 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $2,91877 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.76 και 4.77 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.75: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



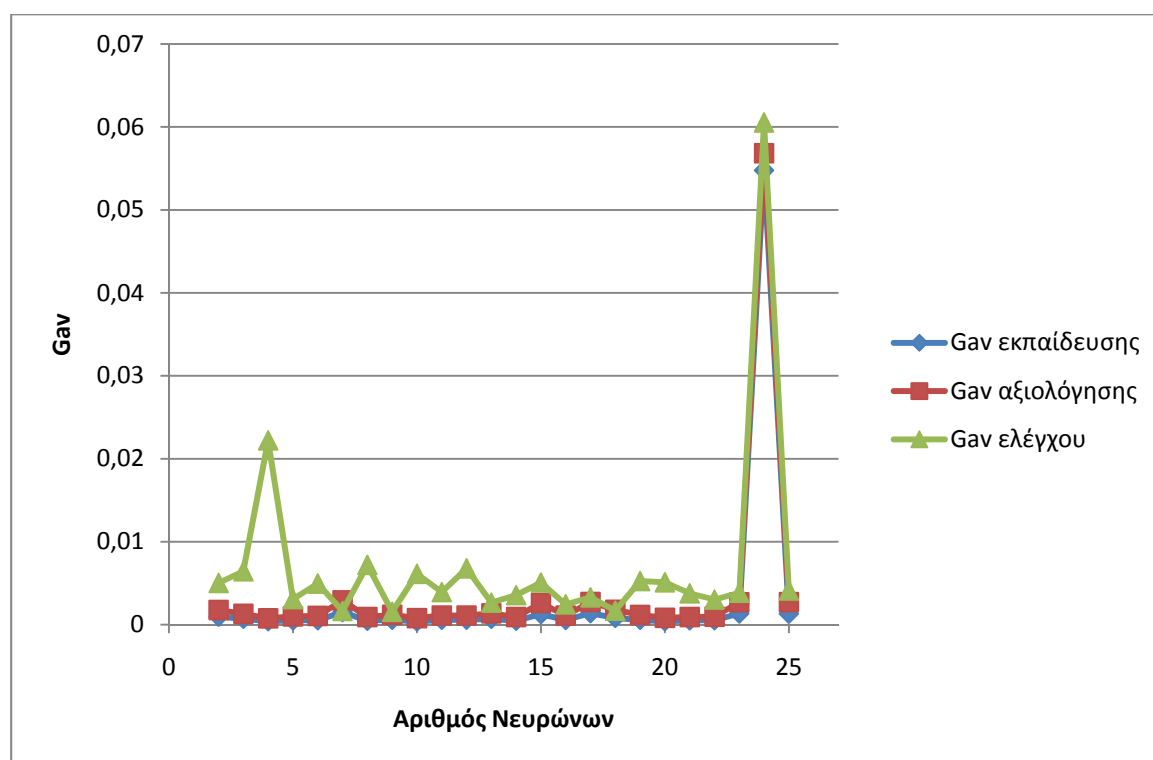
Σχήμα 4.76: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



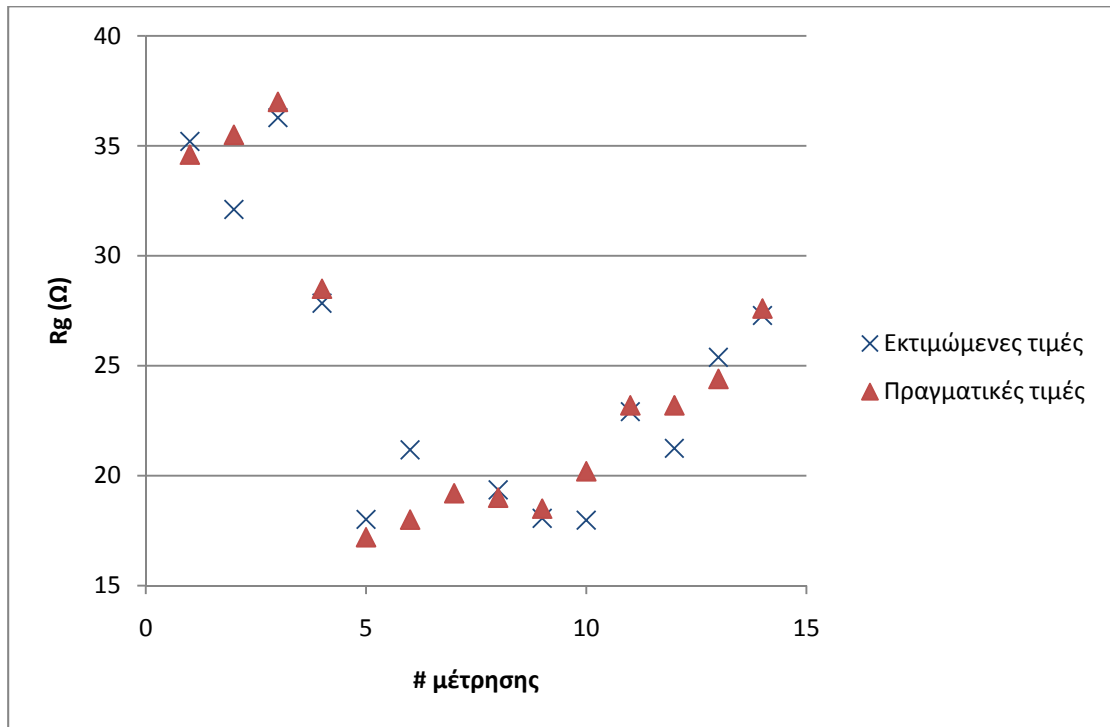
Σχήμα 4.77: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

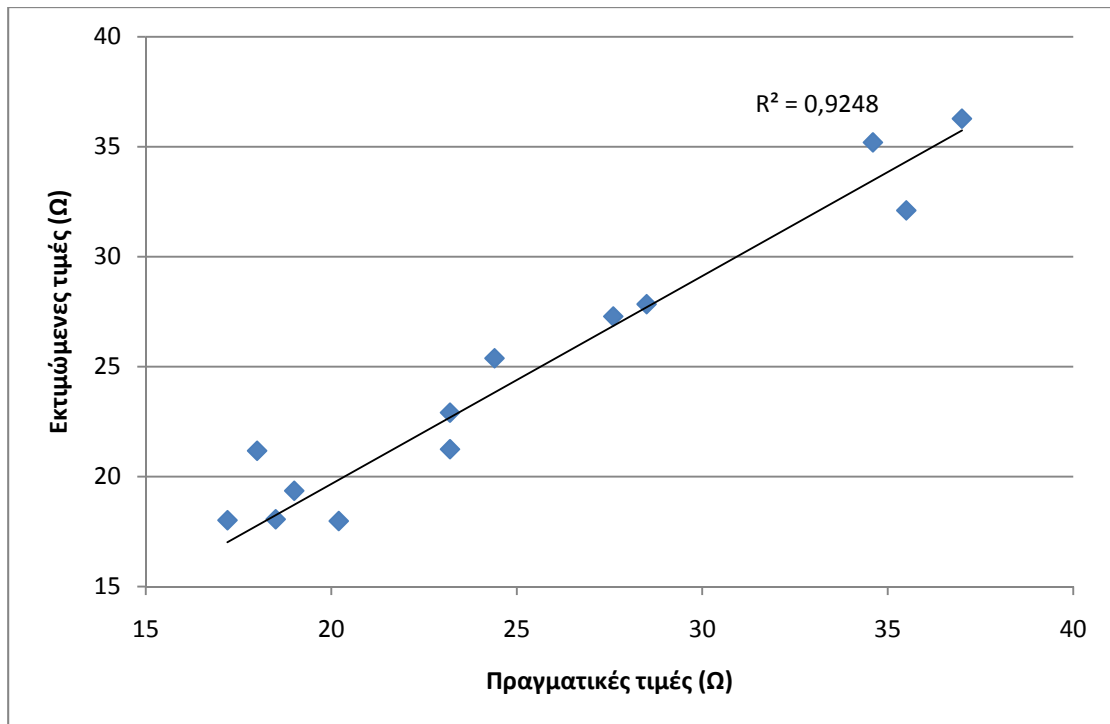
Στο Σχήμα 4.78 φαίνεται η διακύμανση των μέσων σφαλμάτων με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=14$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,47586 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,91727 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $3,56043 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $\sigma=10^{-4}$ ,  $\lambda\sigma=10^{-6}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,525x)$ ,  $f_2(x) = 0,15x$ . Τα μέσα τελικά σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,00003 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,00003 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $4,91073 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.79 και 4.80 παρουσιάζονται οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για το σύνολο ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.78: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.79: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.80: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

#### 4.7 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 1

Στον Πίνακα 4.4 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα τελικά αποτελέσματα για το Σενάριο 1 για όλους τους αλγόριθμους που εφαρμόστηκαν. Από τις μεθόδους εκπαίδευσης με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (αλγόριθμοι 1 ως και 3), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης, με κριτήριο τη συσχέτιση του συνόλου ελέγχου, έδωσε ο αλγόριθμος 3β, δηλαδή εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης και 2 κριτήρια τερματισμού. Να σημειωθεί, εδώ, ότι θα μπορούσαμε για παράδειγμα να επιλέξουμε τον αλγόριθμο 1α που δίνει επίσης πολύ καλά αποτελέσματα. Η συσχέτιση πραγματικών-εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου που επιτεύχθηκε για τον αλγόριθμο 3β είναι 0,988155, ενώ ο αλγόριθμος αυτός ήταν και πιο γρήγορος από τους υπόλοιπους. Από τις μεθόδους εκπαίδευσης με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (αλγόριθμοι 4 ως και 11), ο αλγόριθμος 5β, δηλαδή εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις) με 2 κριτήρια τερματισμού έδωσε την καλύτερη συσχέτιση για το σύνολο ελέγχου (0,989945). Επισημαίνεται, δε, ότι ο αλγόριθμος βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης με εκπαίδευση ανά εποχή δίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με τους υπόλοιπους για τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης (με μοναδιαία συσχέτιση και πολύ μικρά μέσα σφάλματα), όμως για το σύνολο ελέγχου τα αποτελέσματα δεν ήταν τα επιθυμητά.

**Πίνακας 4.4:** Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 1

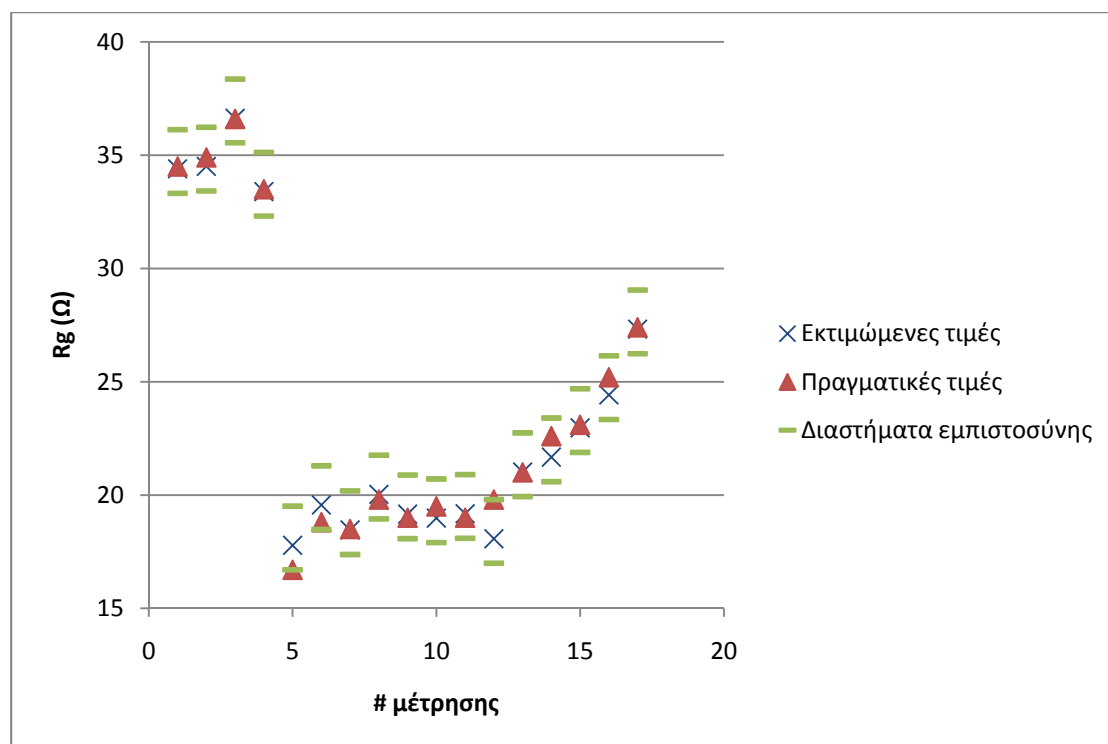
αλγόριθμος	$N_n$	Παράμετροι αλγόριθμου	Συναρτήσεις ενεργοποίησης	$G_{av}$ εκπαίδευσης $\times 10^{-3}$	$G_{av}$ αξιολόγησης $\times 10^{-3}$	$G_{av}$ ελέγχου $\times 10^{-3}$	$R^2$ εκπαίδευσης	$R^2$ αξιολόγησης	$R^2$ ελέγχου
1α	24	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=3000$ $\eta_0=0,9$ $T_\eta=2200$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,9x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,25x))$	0,18235	0,21607	0,76889	0,996683	0,996224	0,987479
1β	24	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=3000$ $\eta_0=0,9$ $T_\eta=2600$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,95x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,475x))$	0,11253	0,12715	1,53687	0,997941	0,997821	0,974564
2α	2	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=2600$ $\eta_0=0,6$ $T_\eta=2200$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,35x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,4x))$	0,71581	0,82687	0,88638	0,986963	0,985354	0,985175
2β	3	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=1600$ $\eta_0=0,9$ $T_\eta=1600$ max_epochs=7000	$f_1(x)=1/(1+\exp(-2x))$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,05x))$	0,84726	0,69186	1,88625	0,984739	0,988076	0,970205
3α	22	$\eta_0=0,5$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,9x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,2x))$	0,40636	0,74390	1,28107	0,987003	0,979209	0,982914
3β	4	$\eta_0=3,65$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(0,9x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,1x))$	0,29584	0,53287	0,83336	0,994767	0,99104	0,988155
4α	2	$\eta_0=3,9$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(3,5x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,25x))$	0,97574	1,32049	0,97913	0,98222	0,976697	0,983866
4β	2	$\eta_0=3,9$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(3,5x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,25x))$	0,97574	1,32049	0,97913	0,98222	0,976697	0,983866
5α	23	$\alpha_0=0,95$ $T_\alpha=4000$ $\eta_0=4$ $T_\eta=5600$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,8x))$	1,06131	1,72256	0,75312	0,980635	0,969811	0,988255
5β	49	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=3000$ $\eta_0=4$ $T_\eta=4500$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,4x)$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,7x))$	1,10122	1,83490	0,76460	0,979902	0,96804	0,989945
6α	2	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=5500$ $\eta_0=5$ $T_\eta=2000$ max_epochs=7000	$f_1(x)=1/(1+\exp(-5x))$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-0,95x))$	0,74207	0,88418	0,93356	0,986446	0,984362	0,984262
6β	2	$\alpha_0=0,9$ $T_\alpha=5500$ $\eta_0=5$ $T_\eta=2000$ max_epochs=7000	$f_1(x)=1/(1+\exp(-4,95x))$ $f_2(x)=1/(1+\exp(-x))$	0,78068	0,98388	0,86010	0,985751	0,982636	0,985433

7 $\alpha$	2	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>6</sup> max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(0,9x) f <sub>2</sub> (x)=0,35x	0,72565	1,38825	1,00599	0,986744	0,975551	0,983509
7 $\beta$	2	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-6</sup> max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=1/(1+exp(-1,9x)) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0,4x))	0,79048	1,13629	0,96548	0,985572	0,979862	0,983866
8 $\alpha$	6	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-6</sup> lim <sub>orthogonality</sub> =0,1 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,8x) f <sub>2</sub> (x)=0,5x	0,51927	1,10586	1,40288	0,990523	0,981427	0,979565
8 $\beta$	6	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-6</sup> lim <sub>orthogonality</sub> =0,5 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,15x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0,5x))	1,18988	1,85088	0,77381	0,978279	0,967882	0,988632
9 $\alpha$	7	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-6</sup> max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,15x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0,5x))	1,22162	1,89196	0,94558	0,977706	0,967233	0,984342
9 $\beta$	7	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-5</sup> max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,2x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0,55x))	1,17639	1,8461	1,02586	0,978536	0,967902	0,982775
10 $\alpha$	6	s=0,2 T <sub>bv</sub> =20 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-5</sup> lim <sub>orthogonality</sub> =0,1 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,15x) f <sub>2</sub> (x)=0,55x	0,63575	1,33225	1,42164	0,988394	0,977824	0,977903
10 $\beta$	5	s=0,2 T <sub>bv</sub> =40 T <sub>trix</sub> =50 e <sub>trix</sub> .=10 <sup>-6</sup> lim <sub>orthogonality</sub> =0,9 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(x) f <sub>2</sub> (x)=1/(1+exp(-0,6x))	0,80125	1,41064	0,86909	0,985374	0,975018	0,989508
11 $\alpha$	10	$\sigma=10^{-4}$ $\lambda_0=10^{-7}$ max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,925x) f <sub>2</sub> (x)=0,125x	0,00606	0,00336	2,91877	0,99988	0,99994	0,957071
11 $\beta$	14	$\sigma=10^{-4}$ $\lambda_0=10^{-6}$ max_epochs=7000	f <sub>1</sub> (x)=tanh(1,525x) f <sub>2</sub> (x)=0,15x	0,00003	0,00003	4,91073	1	1	0,924751

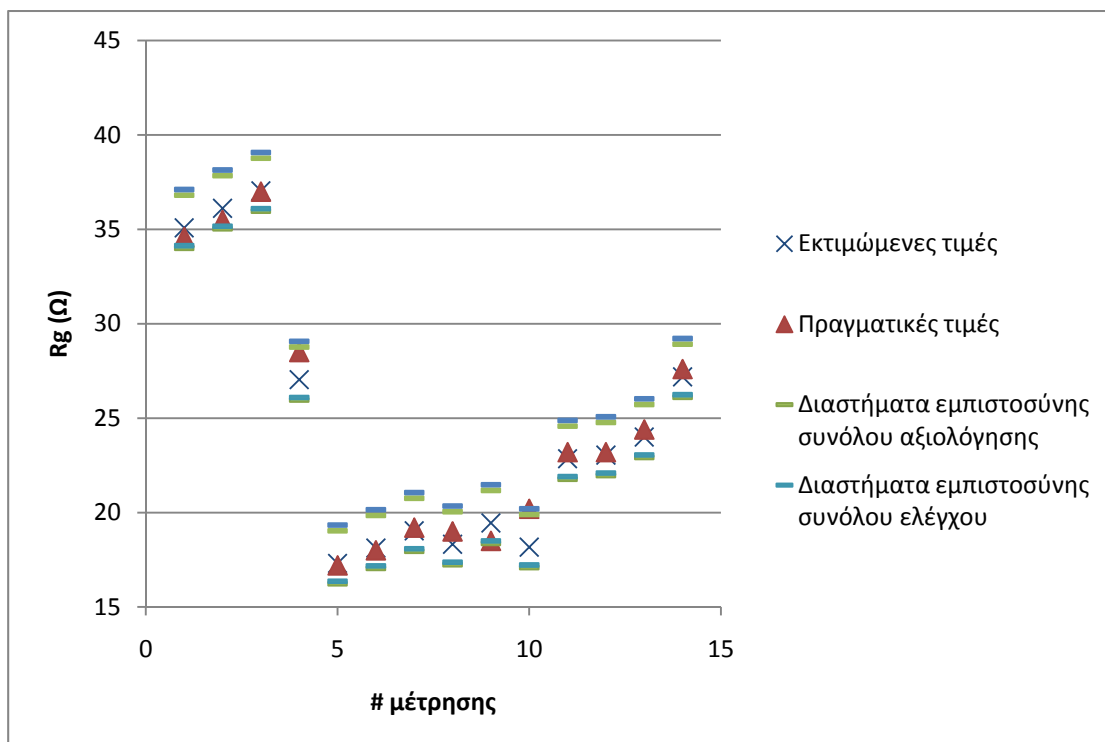


#### 4.8 Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο 1

Στη συνέχεια προσδιορίζονται τα διαστήματα εμπιστοσύνης των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με πιθανότητα ουράς ίση με 5%, δηλαδή το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης να καλύπτει το 90% του πληθυσμού. Τα διαστήματα εμπιστοσύνης παρουσιάζονται για τους αλγόριθμους που έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα συσχέτισης για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 4.81 φαίνονται για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο 3β σε κοινή γραφική παράσταση το άνω όριο, το κάτω όριο, η πραγματική τιμή και η εκτιμώμενη τιμή για τα δεδομένα του συνόλου αξιολόγησης. Όπως παρατηρούμε στις περισσότερες περιπτώσεις οι εκτιμώμενες τιμές είναι πολύ κοντά στις πραγματικές. Στο Σχήμα 4.82 φαίνονται οι πραγματικές, οι εκτιμώμενες τιμές, το άνω και το κάτω όριο του συνόλου ελέγχου. Στην ίδια γραφική σημειώνονται και τα όρια του συνόλου αξιολόγησης. Οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές βρίσκονται εντός των διαστημάτων εμπιστοσύνης. Η περιοχή του συνόλου ελέγχου σχεδόν συμπίπτει με την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης.

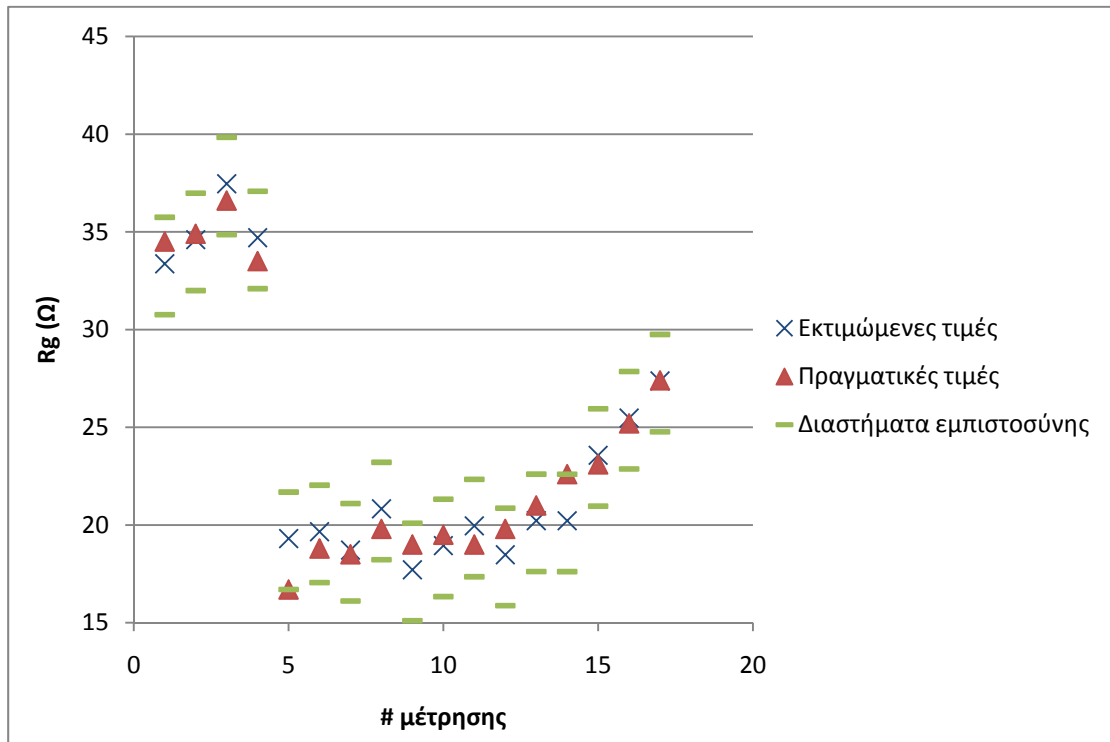


Σχήμα 4.81: Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 3β

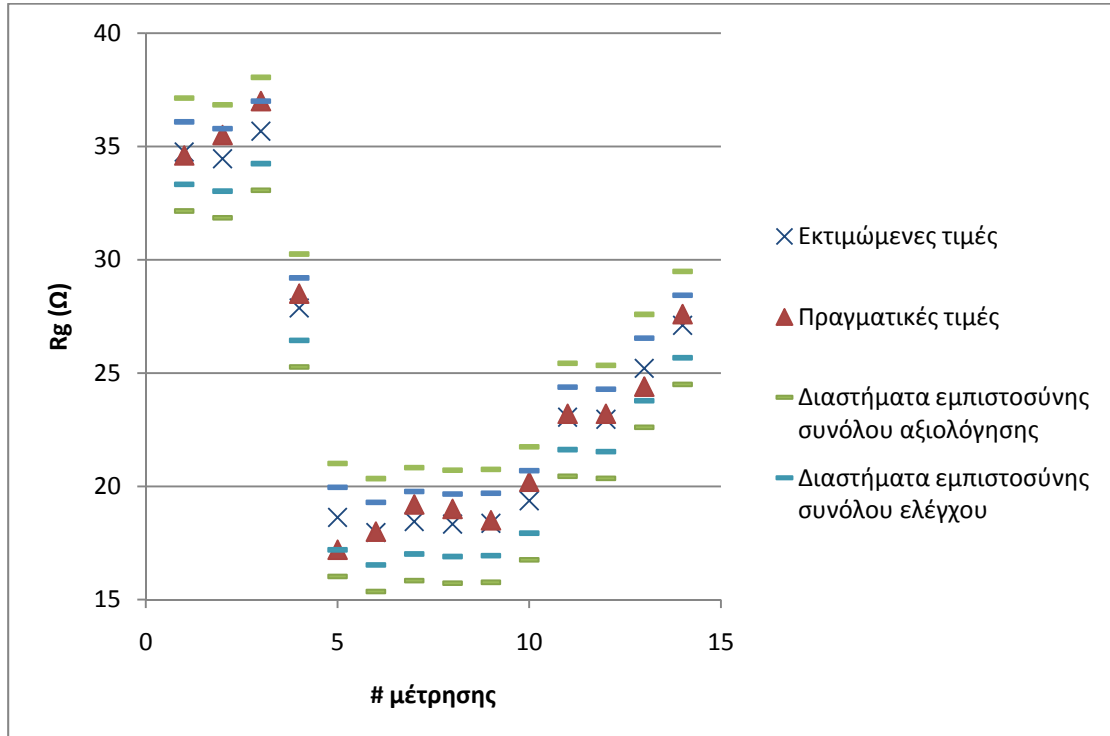


**Σχήμα 4.82:** Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων ελέγχου και αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 3β

Στα Σχήματα 4.83 και 4.84 φαίνονται οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο 5β. Η περιοχή του συνόλου ελέγχου είναι πιο στενή από την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης, γεγονός που υποδηλώνει ότι, αν η εκτίμηση της αντίστασης γείωσης γινόταν μόνο βάσει των δεδομένων του συνόλου αξιολόγησης (μια προσέγγιση πολύ κοντά στην πραγματικότητα, αφού υπό πραγματικές συνθήκες επίλυσης του προβλήματος πρόβλεψης δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων το διάστημα εμπιστοσύνης του συνόλου ελέγχου), η προσέγγιση θα ήταν ακριβής.



Σχήμα 4.83: Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων ελέγχου και αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 5β



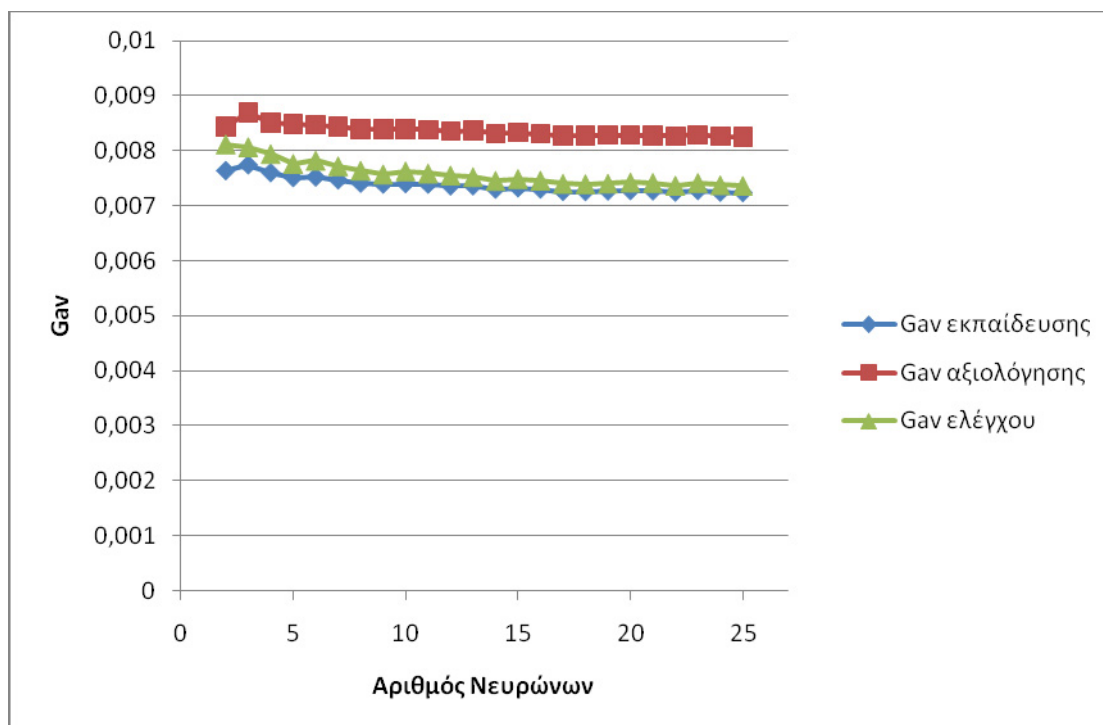
Σχήμα 4.84: Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων ελέγχου και αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 5β

## 4.9 Αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 2

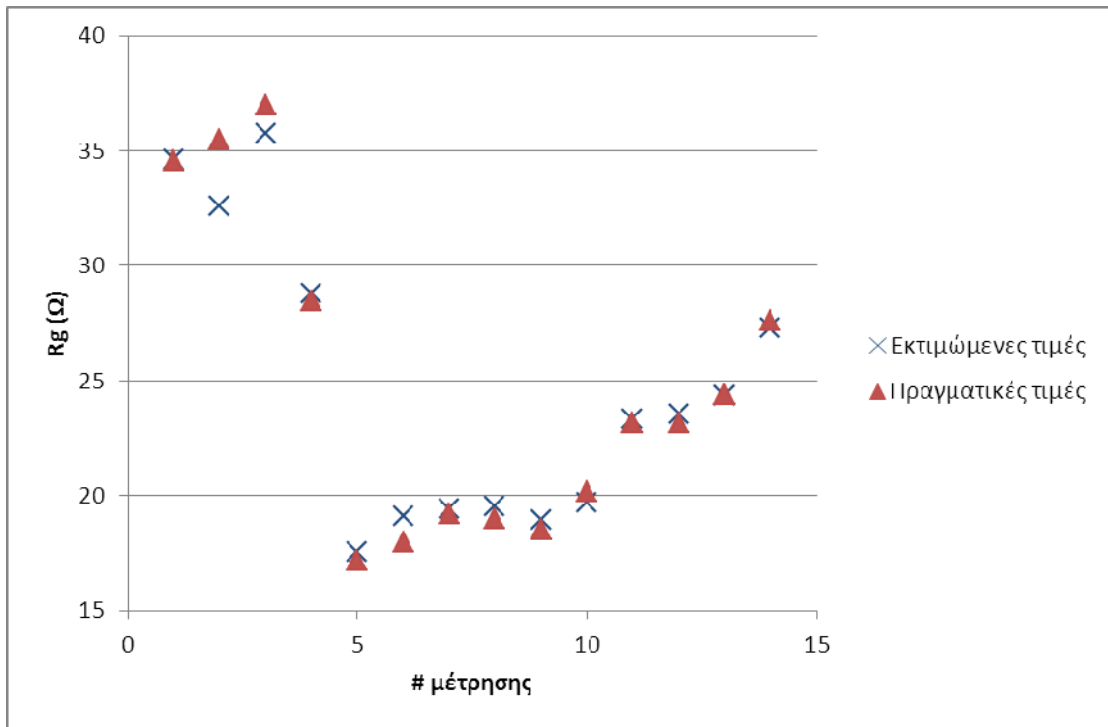
### 4.9.1 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

#### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

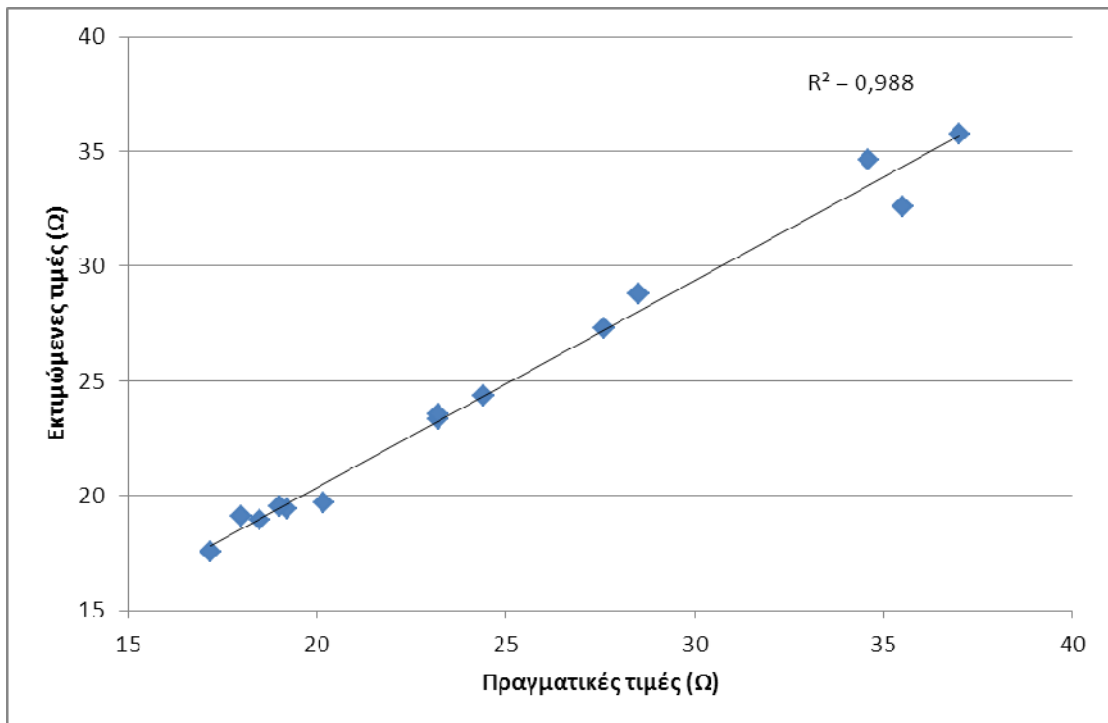
Στο Σχήμα 4.85 φαίνεται η μεταβολή του μέσου σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου καθώς το πλήθος των νευρώνων μεταβάλλεται από 2 έως 25 με βήμα 1. Επιλέχθηκε  $N_n=25$  με  $G_{av}$   $7,234 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $8,258 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $7,367 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Τιμές λοιπών παραμέτρων:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_a=3000$ ,  $\eta_0=0,9$ ,  $T_\eta=3000$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,9x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,4x})$ . Τελικά σφάλματα: εκπαίδευσης  $0,70952 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,75694 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,17141 \cdot 10^{-3}$ . Στο Σχήμα 4.86 παρουσιάζονται οι πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης του συνόλου ελέγχου και στο Σχήμα 4.87 η μεταξύ τους συσχέτιση.



Σχήμα 4.85: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



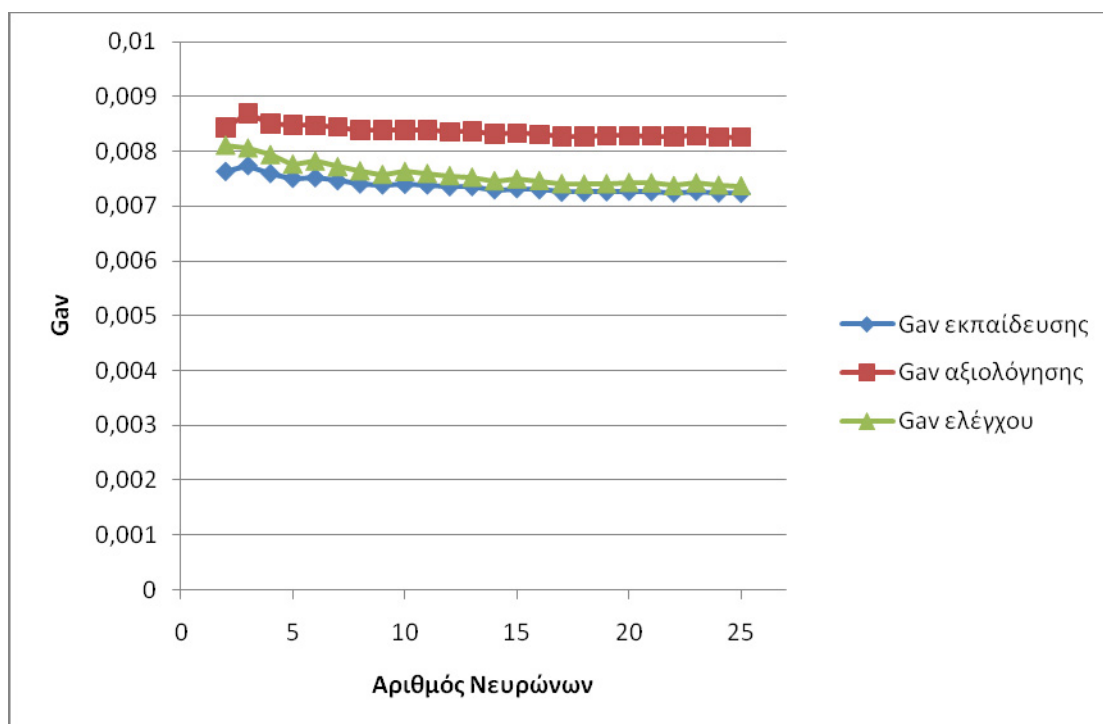
Σχήμα 4.86: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



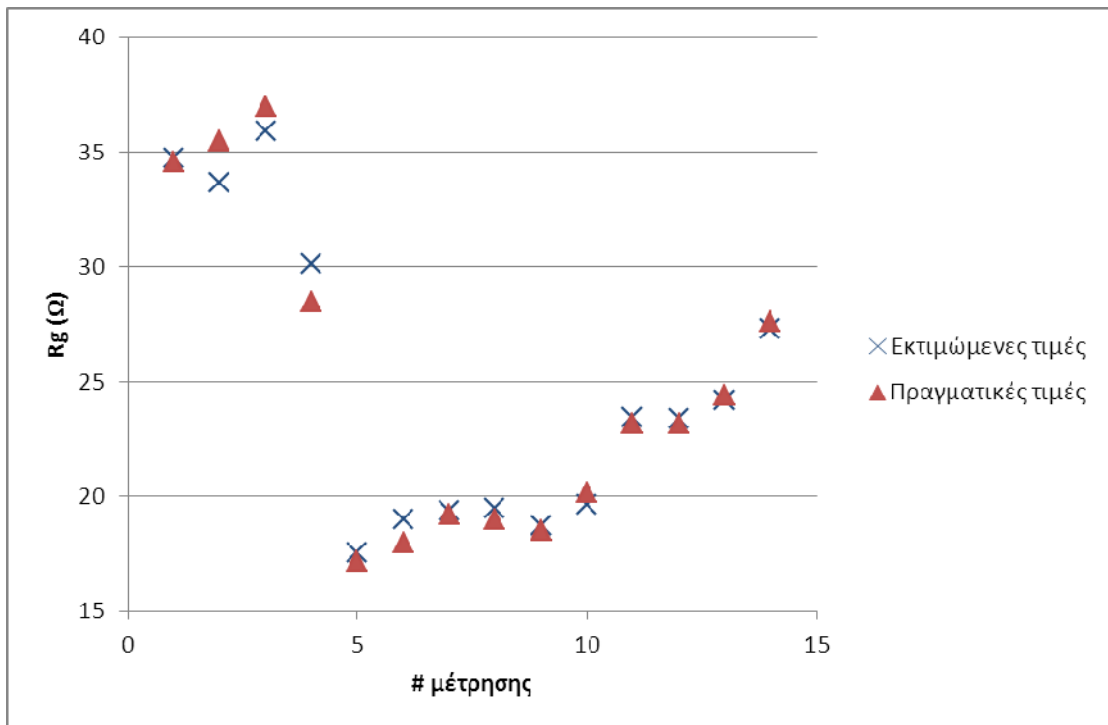
Σχήμα 4.87: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

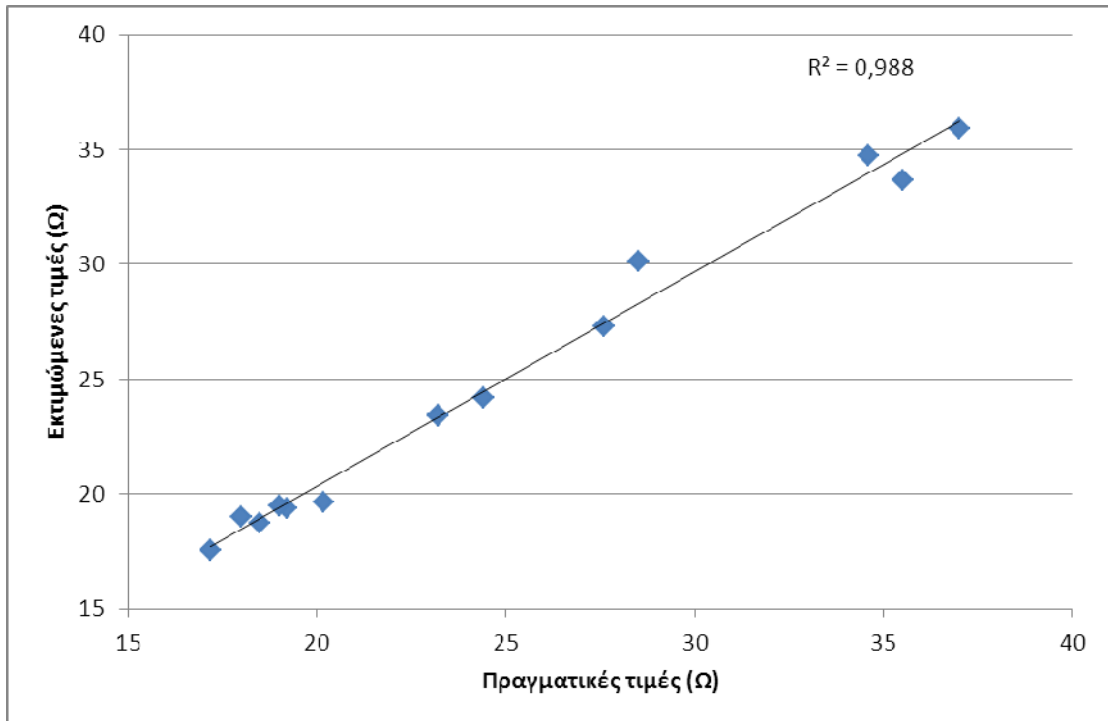
Στο Σχήμα 4.88 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=25$  με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $7,234 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $8,258 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $7,367 \cdot 10^{-3}$ . Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για τιμές παραμέτρων:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_\alpha=3000$ ,  $\eta_0=0,9$ ,  $T_\eta=2400$ , μέγιστο πλήθος εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(2x)$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,4x})$ . Τα μέσα σφάλματα τότε είναι  $G_{av}$ :  $0,69684 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,74597 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,86358 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.89 και 4.90.



**Σχήμα 4.88:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.89: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

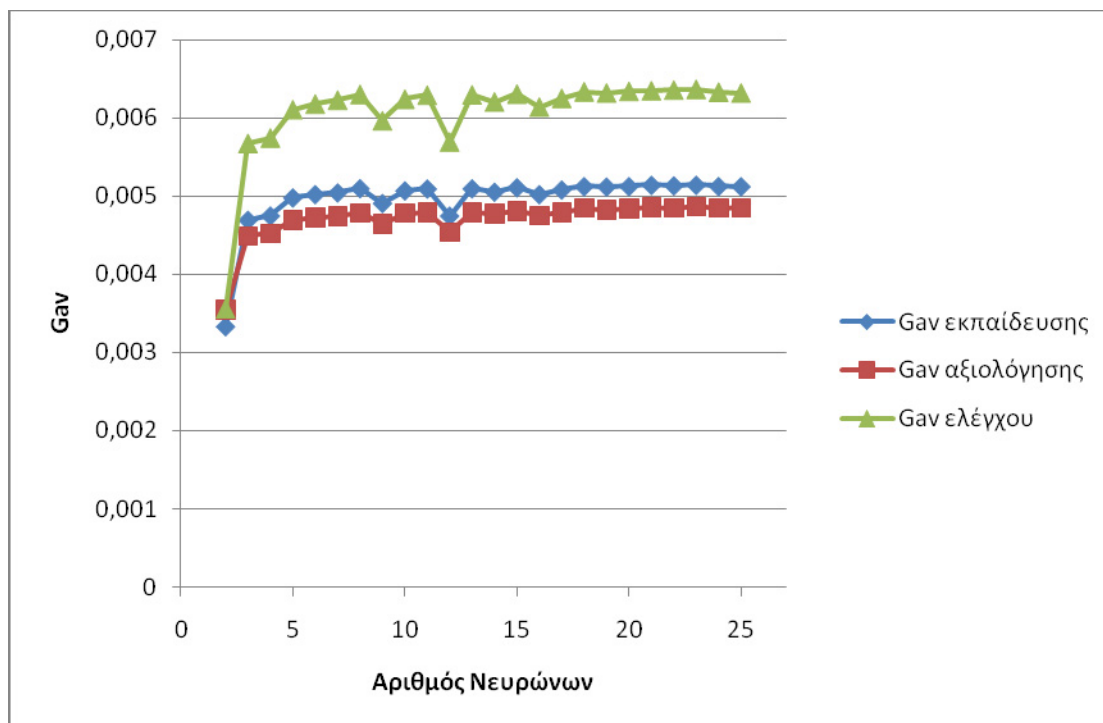


Σχήμα 4.90: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

#### 4.9.2 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

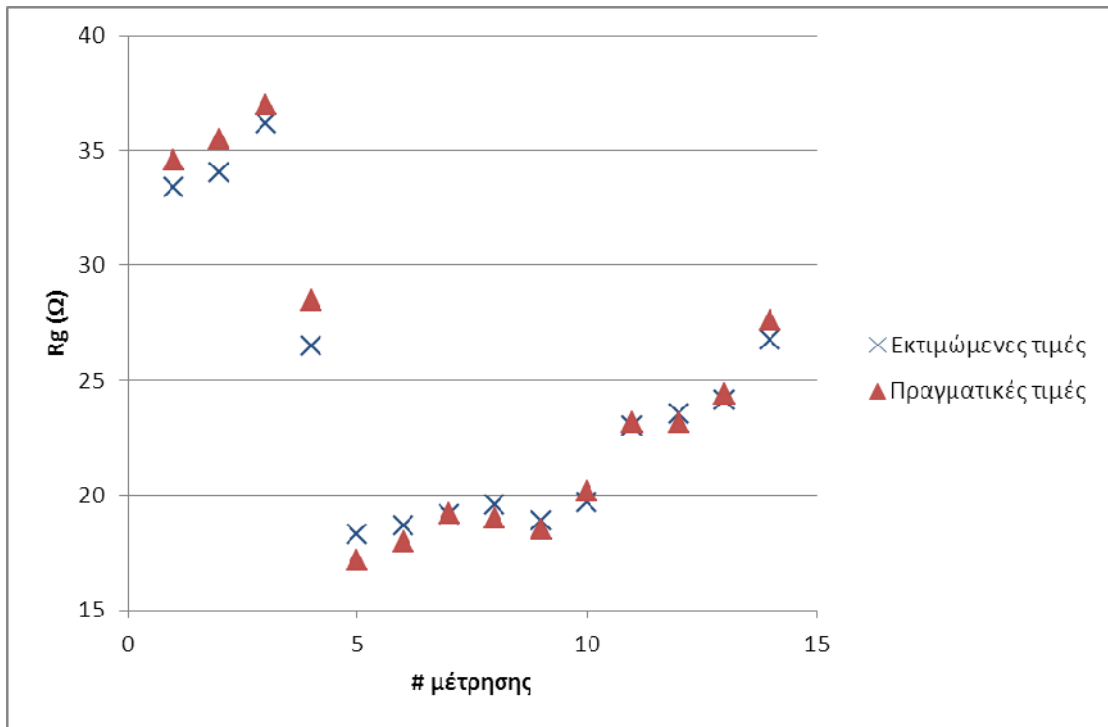
##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 4.91 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $3,334 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $3,543 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $3,561 \cdot 10^{-3}$ ). Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για λοιπές τιμές παραμέτρων:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_a=2800$ ,  $\eta_0=0,9$ ,  $T_\eta=2800$ , μέγιστο πλήθος εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=1/(1+e^{-1,6x})$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,4x})$ . Τα μέσα σφάλματα τελικά είναι  $G_{av}$ :  $1,45928 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,63281 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,10167 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.92 και 4.93.

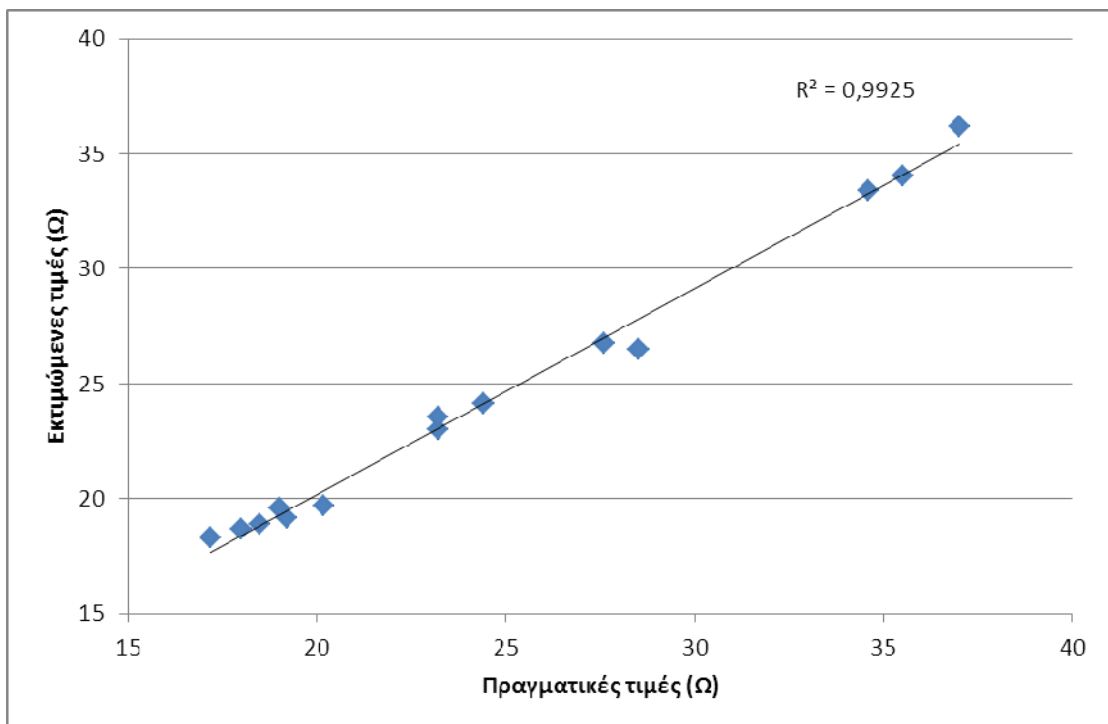


Σχήμα 4.91: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





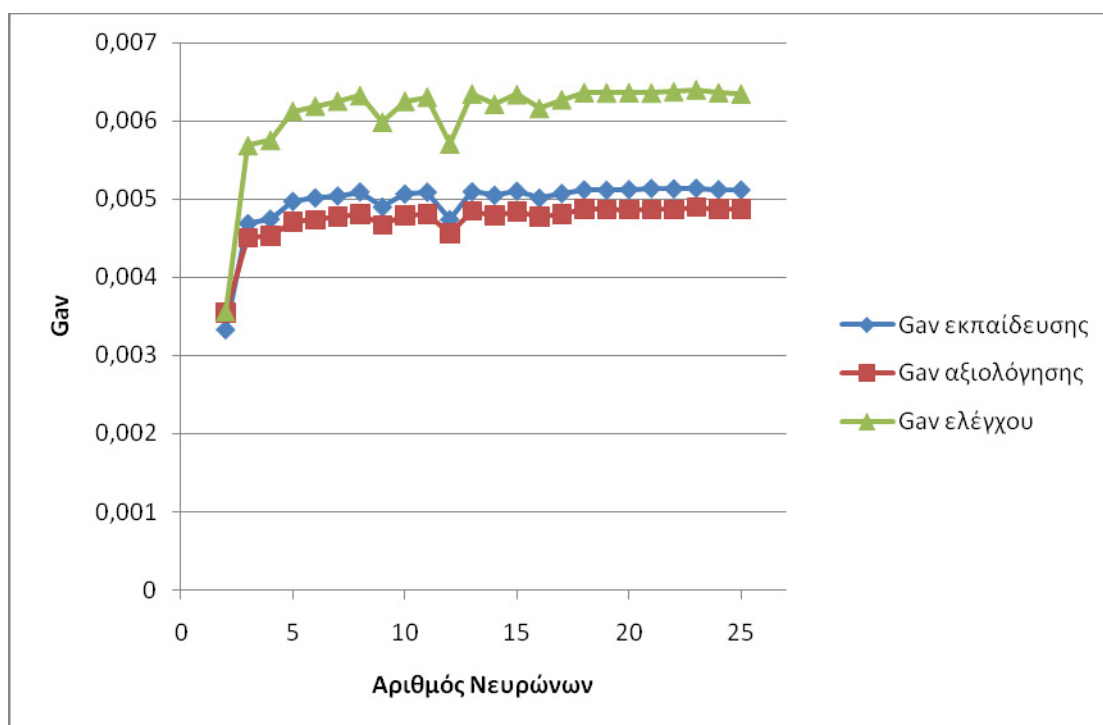
Σχήμα 4.92: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



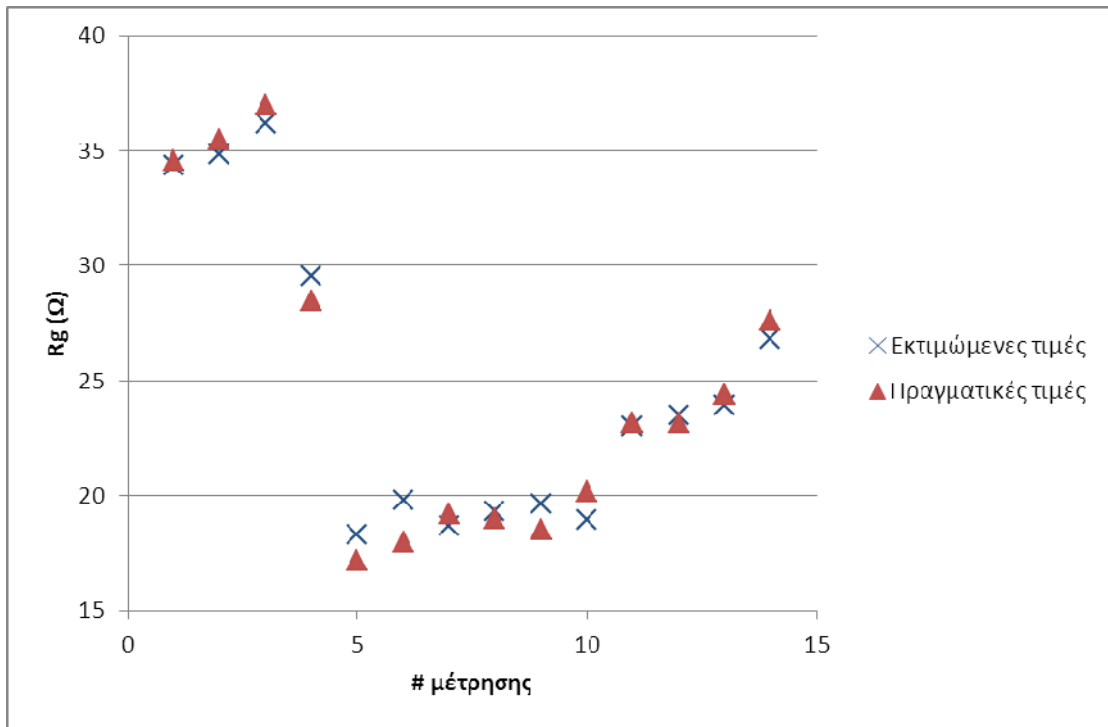
Σχήμα 4.93: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

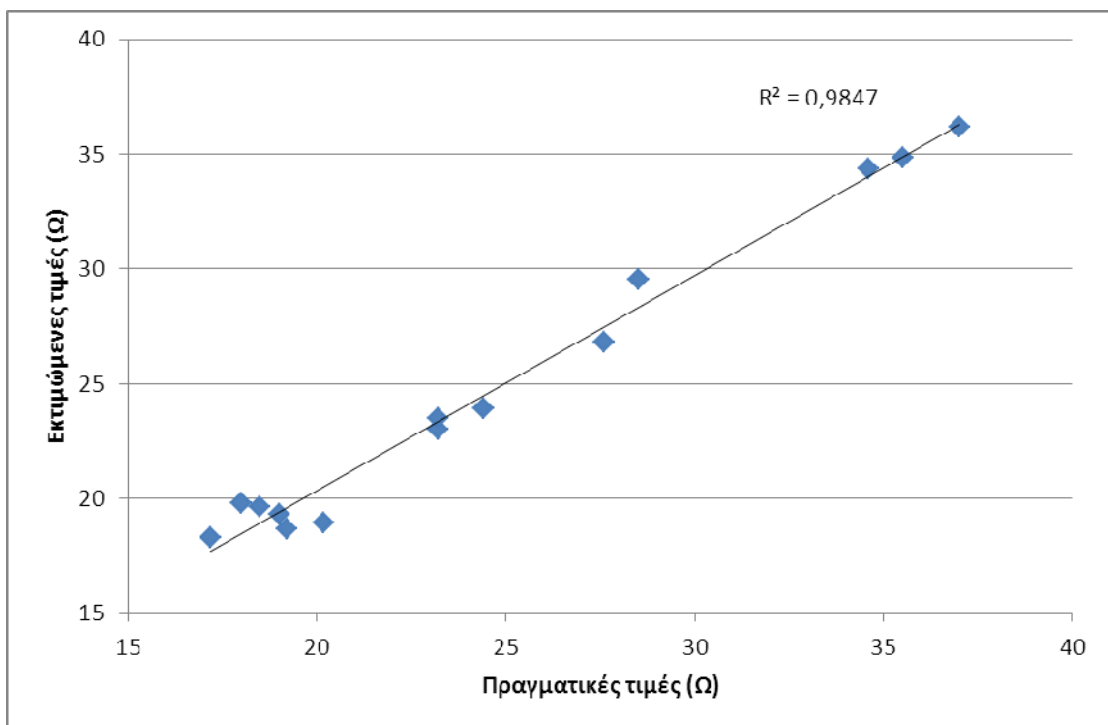
Στο Σχήμα 4.94 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $3,328 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $3,548 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $3,559 \cdot 10^{-3}$ ). Τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για λοιπές τιμές παραμέτρων:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_a=2600$ ,  $\eta_0=0,8$ ,  $T_\eta=2600$ , μέγιστο πλήθος εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=1/(1+e^{-1,775x})$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,15x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,33716 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,59019 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,03573 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.95 και 4.96.



Σχήμα 4.94: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.95: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

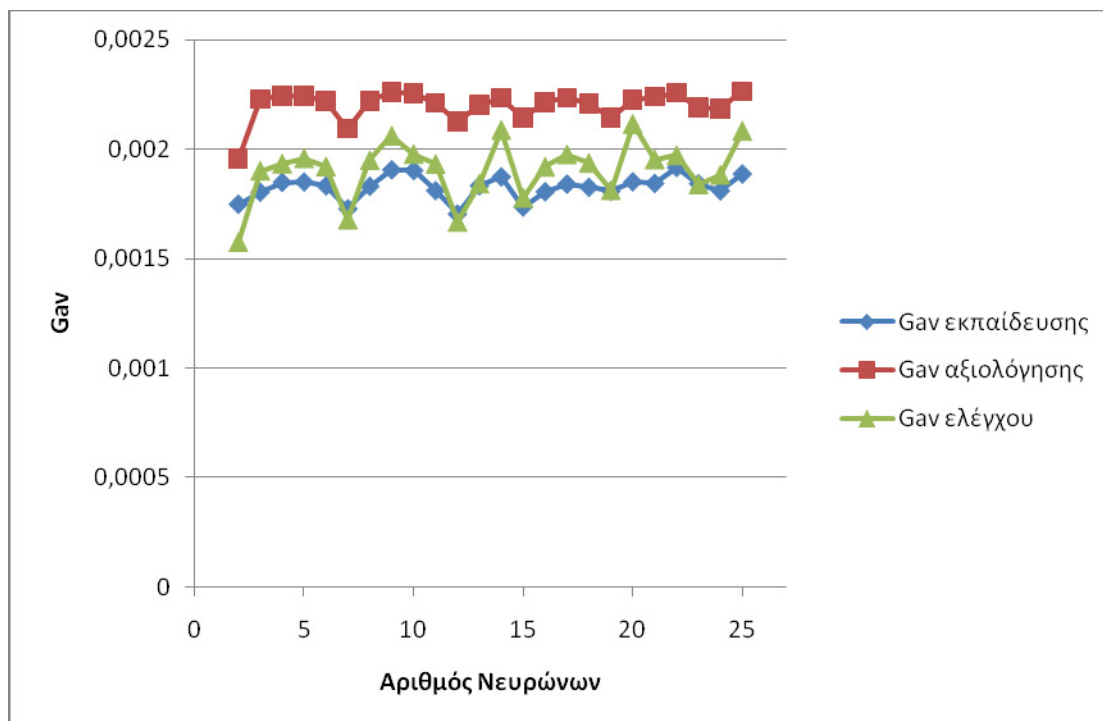


Σχήμα 4.96: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

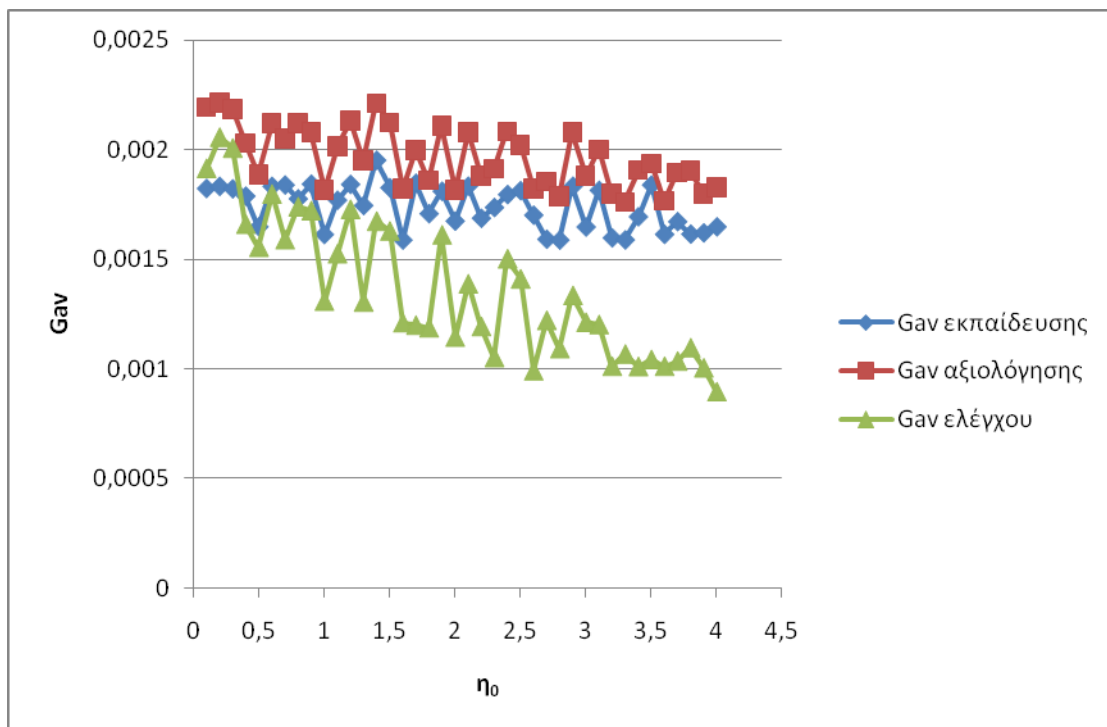
### 4.9.3 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης

#### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

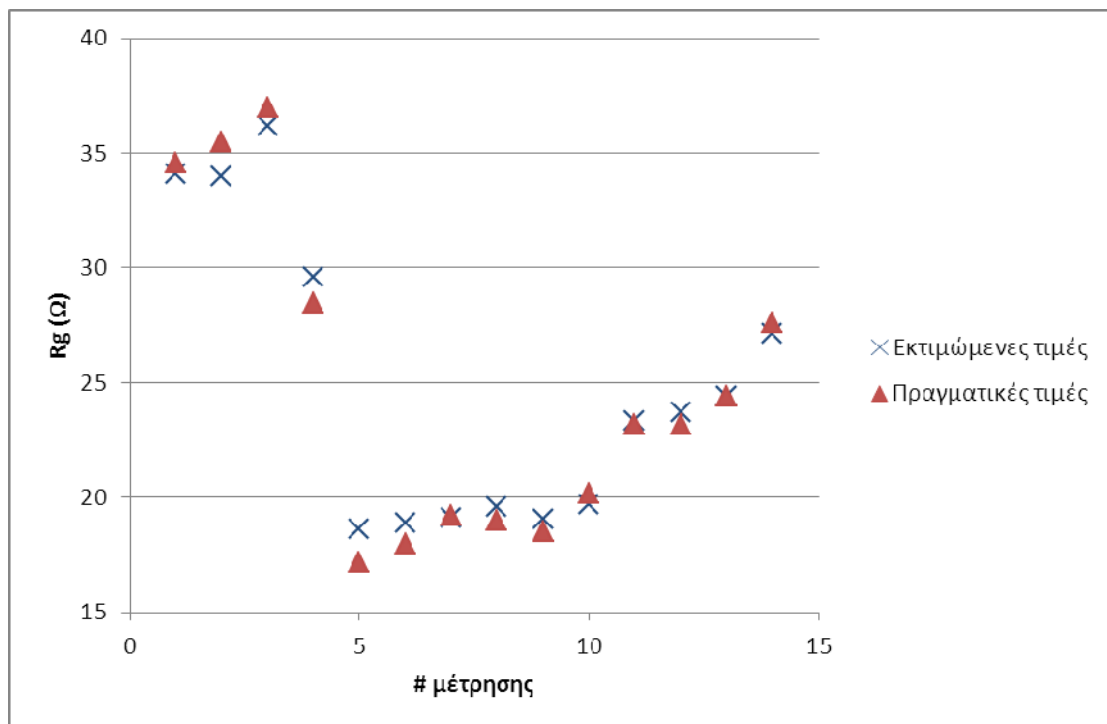
Στο Σχήμα 4.97 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,749 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,957 \cdot 10^{-3}$ , ελέγχου  $1,575 \cdot 10^{-3}$ ). Στο Σχήμα 4.98 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων μεταβάλλοντας το ρυθμό μάθησης. Επιλέχθηκε  $\eta_0=3,3$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,05x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,675x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,65692 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,74205 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,83429 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.99 και 4.100.



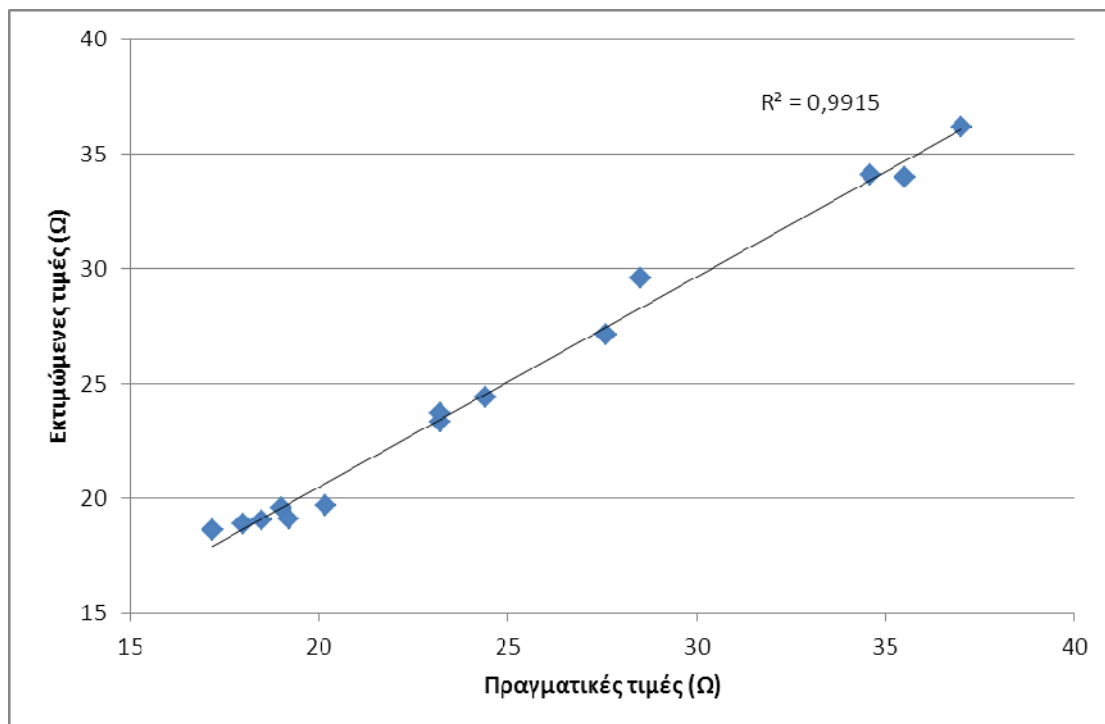
Σχήμα 4.97: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.98: Συγκριτικό διάγραμμα του  $G_{av}$  για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για διάφορες τιμές του  $\eta_0$



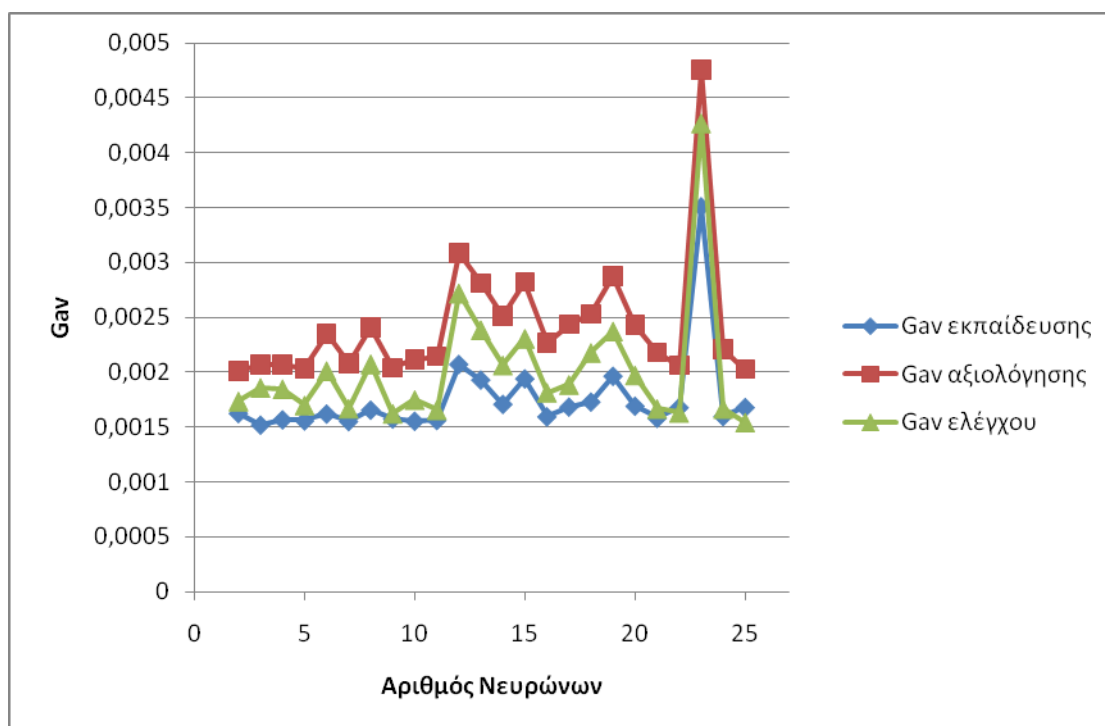
Σχήμα 4.99: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



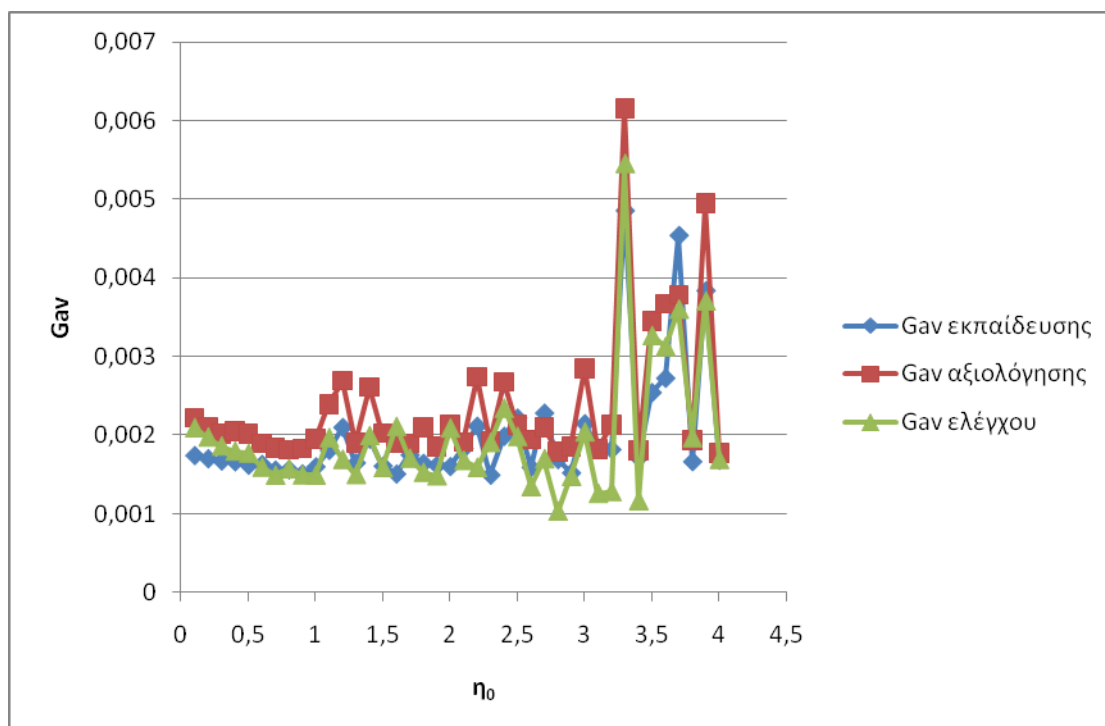
**Σχήμα 4.100:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

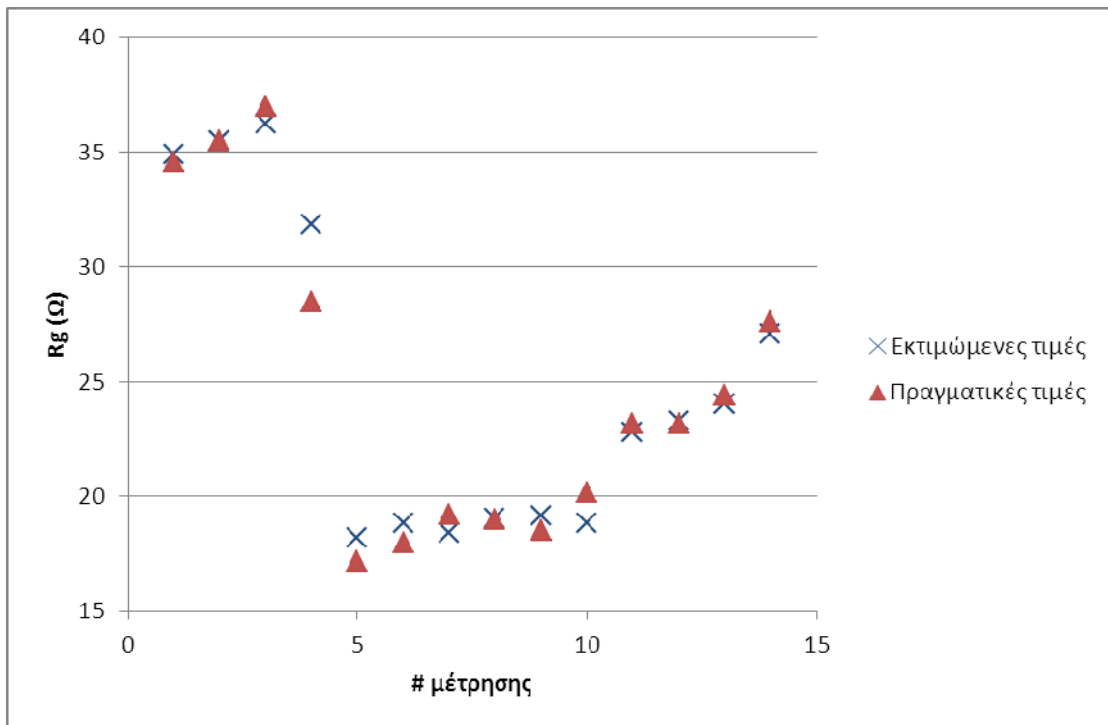
Στο Σχήμα 4.101 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  με μέγιστο αριθμό εποχών 7000 (σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,629 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,013 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,739 \cdot 10^{-3}$ ). Το Σχήμα 4.102 δείχνει τη μεταβολή των σφαλμάτων με το ρυθμό μάθησης. Επιλέχθηκε  $\eta_0=4$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,1x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,325x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,28652 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,54715 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο αξιολόγησης και  $1,62997 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.103 και 4.104.



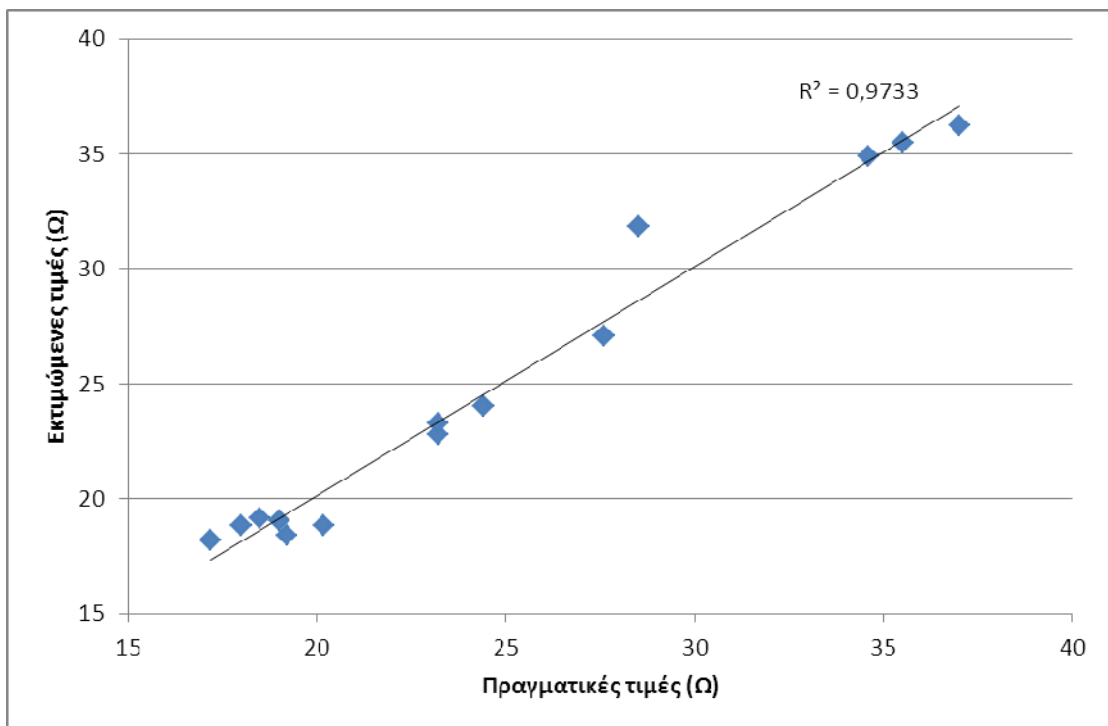
**Σχήμα 4.101:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



**Σχήμα 4.102:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για διάφορες τιμές του  $\eta_0$



Σχήμα 4.103: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



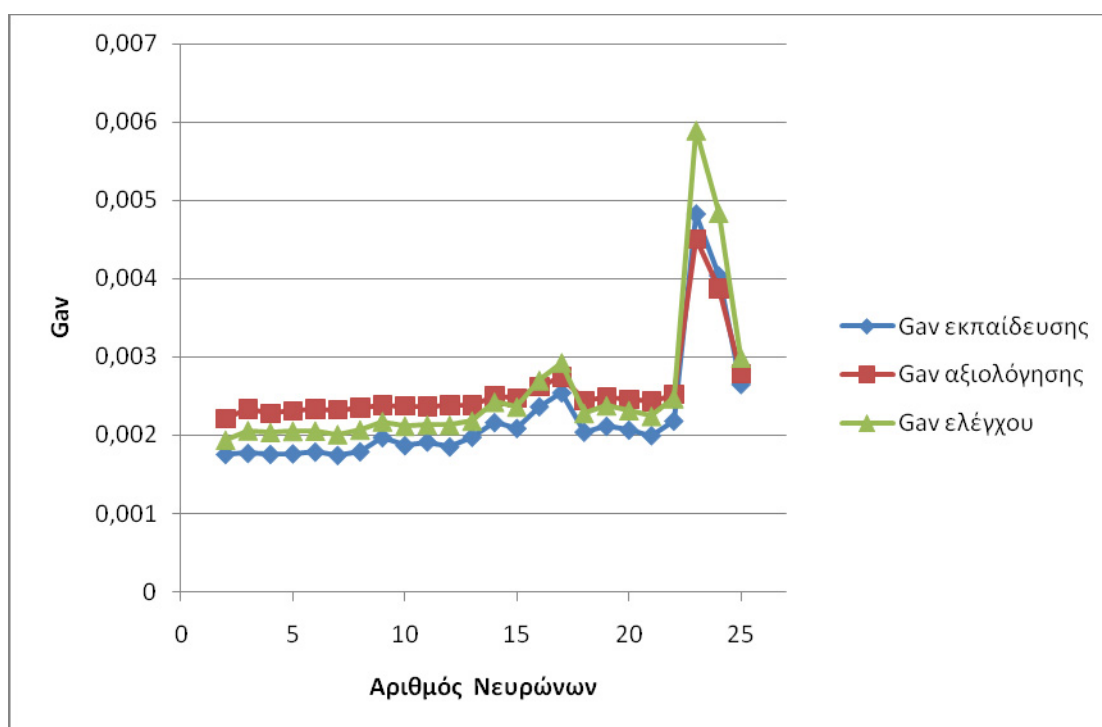
Σχήμα 4.104: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης



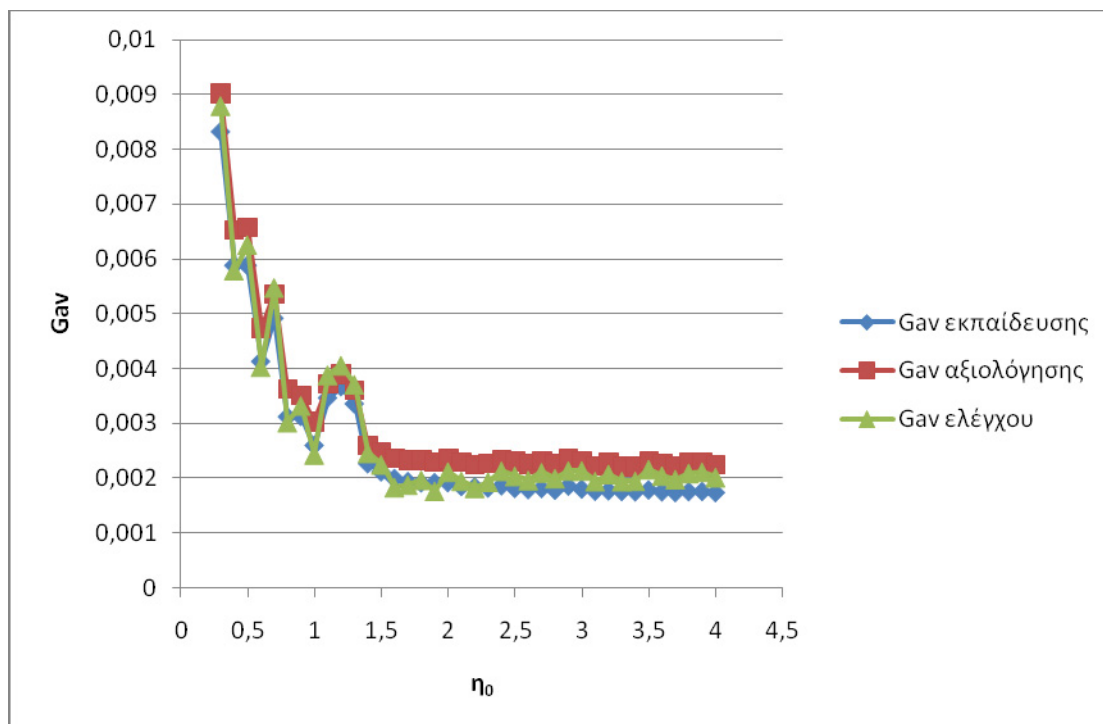
#### 4.9.4 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

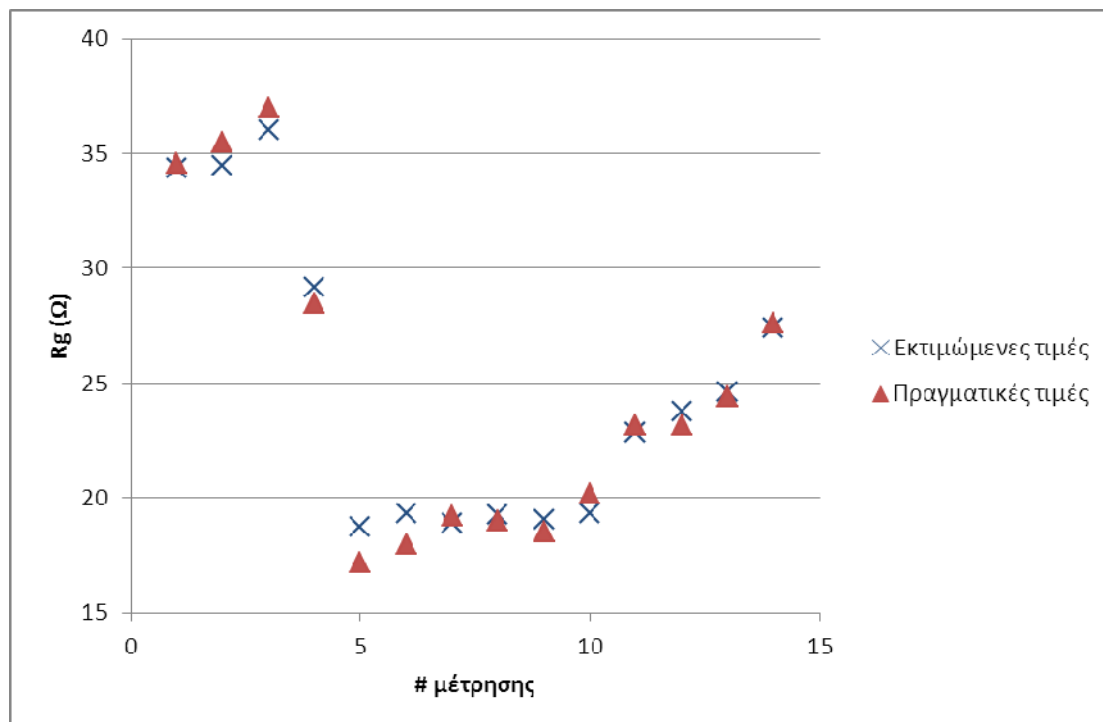
Στο Σχήμα 4.105 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,757 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,212 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,942 \cdot 10^{-3}$ ). Στο Σχήμα 4.106 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων μεταβάλλοντας το ρυθμό μάθησης. Επιλέχθηκε και  $\eta_0=4$  με συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(3,4x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1 + e^{-0,25x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,63291 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,73845 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,81352 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.107 και 4.108.



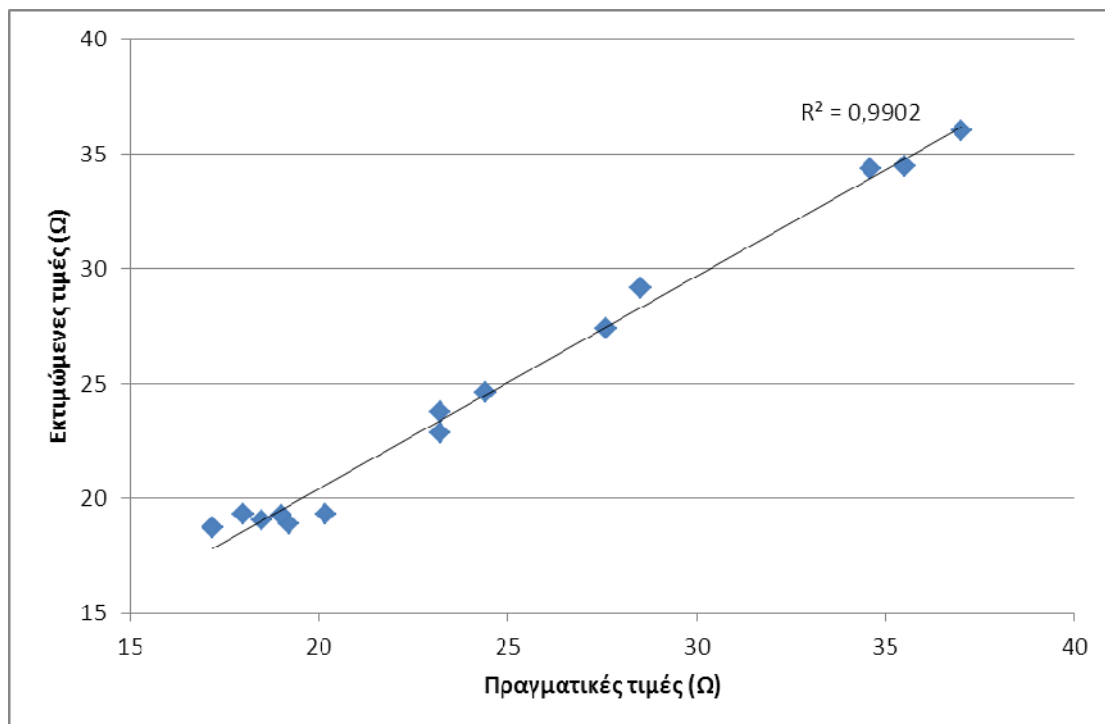
**Σχήμα 4.105:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.106: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για διάφορες τιμές του  $\eta_0$



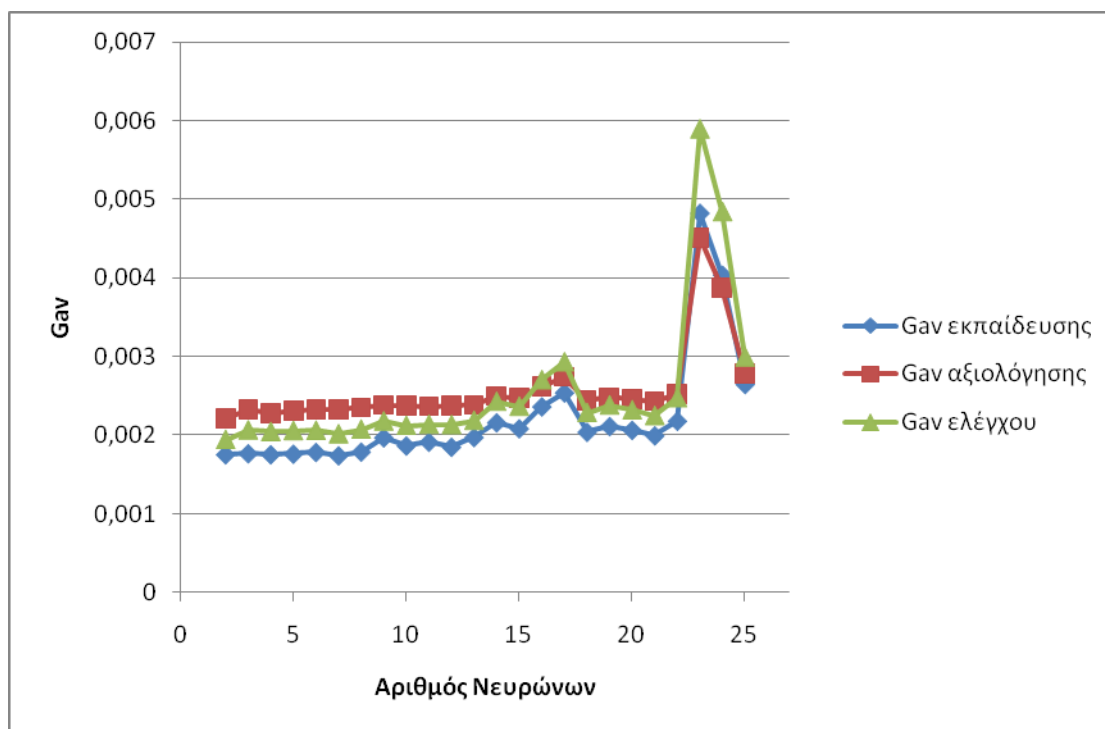
Σχήμα 4.107: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



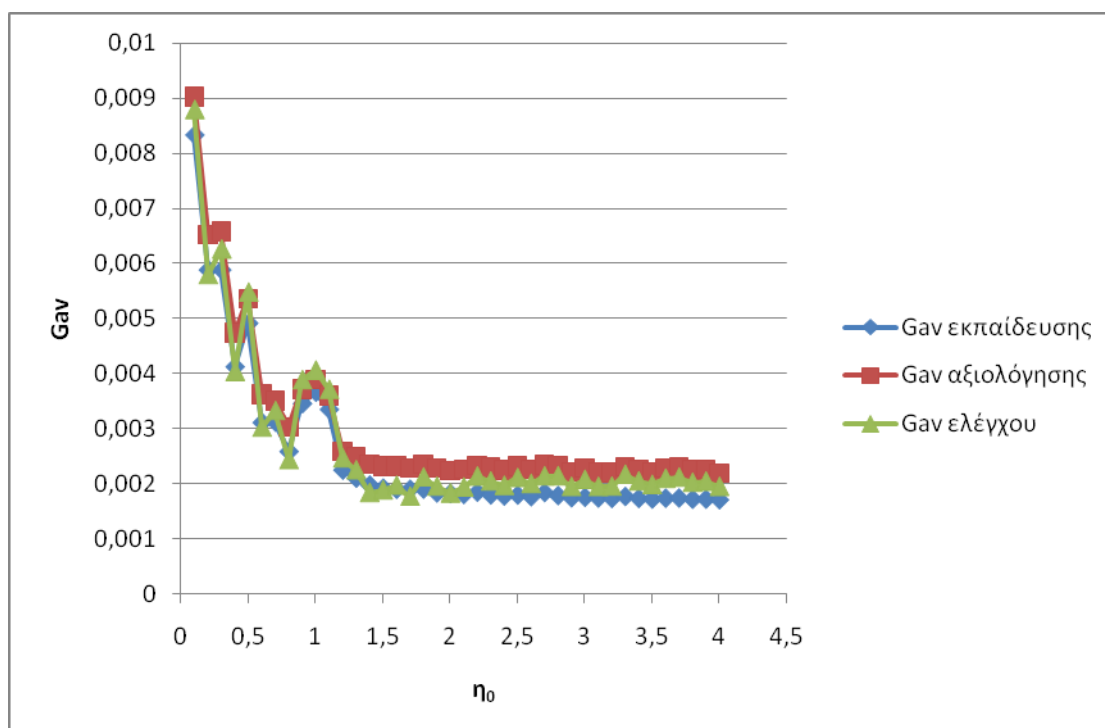
**Σχήμα 4.108:** Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

### β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

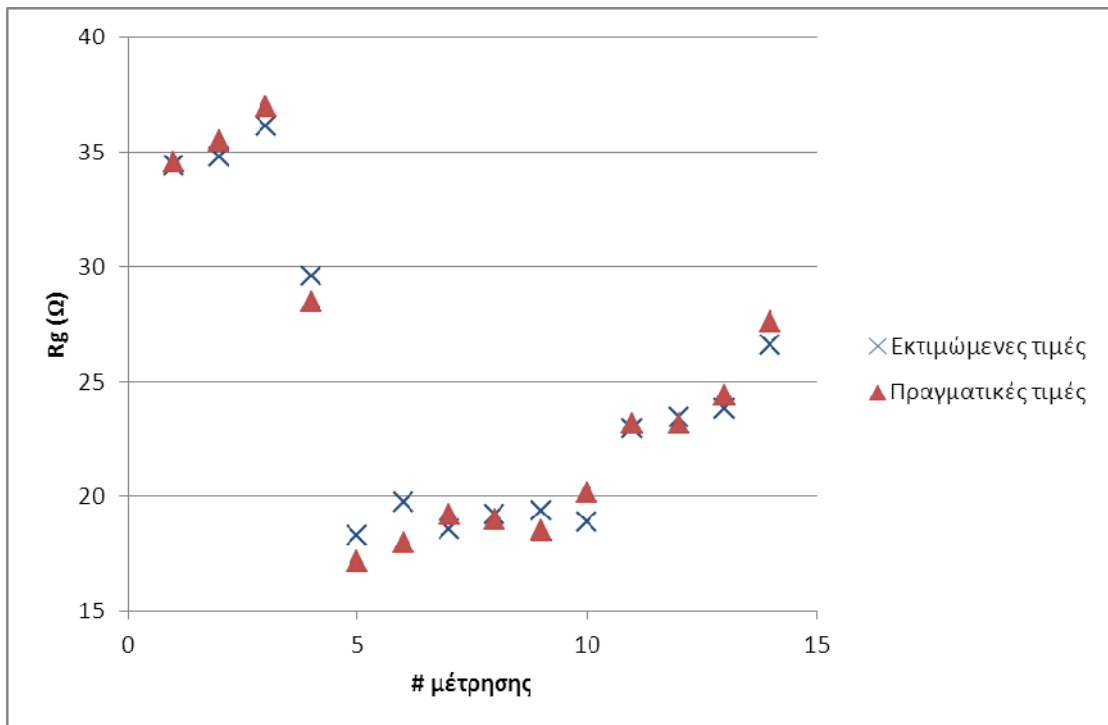
Στο Σχήμα 4.109 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25, που είναι όμοια με της περίπτωσης (α). Επιλέχθηκε  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,757 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,212 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,942 \cdot 10^{-3}$ ). Στο Σχήμα 4.110 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων μεταβάλλοντας το ρυθμό μάθησης που είναι επίσης όμοια με της περίπτωσης (α). Επιλέχθηκε και  $\eta_0=4$  με συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(4x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,275x})$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $1,38236 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,67388 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $1,05987 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Στα Σχήματα 4.111 και 4.112 παρουσιάζονται οι εκτιμώμενες και οι πραγματικές τιμές του συνόλου ελέγχου και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται.



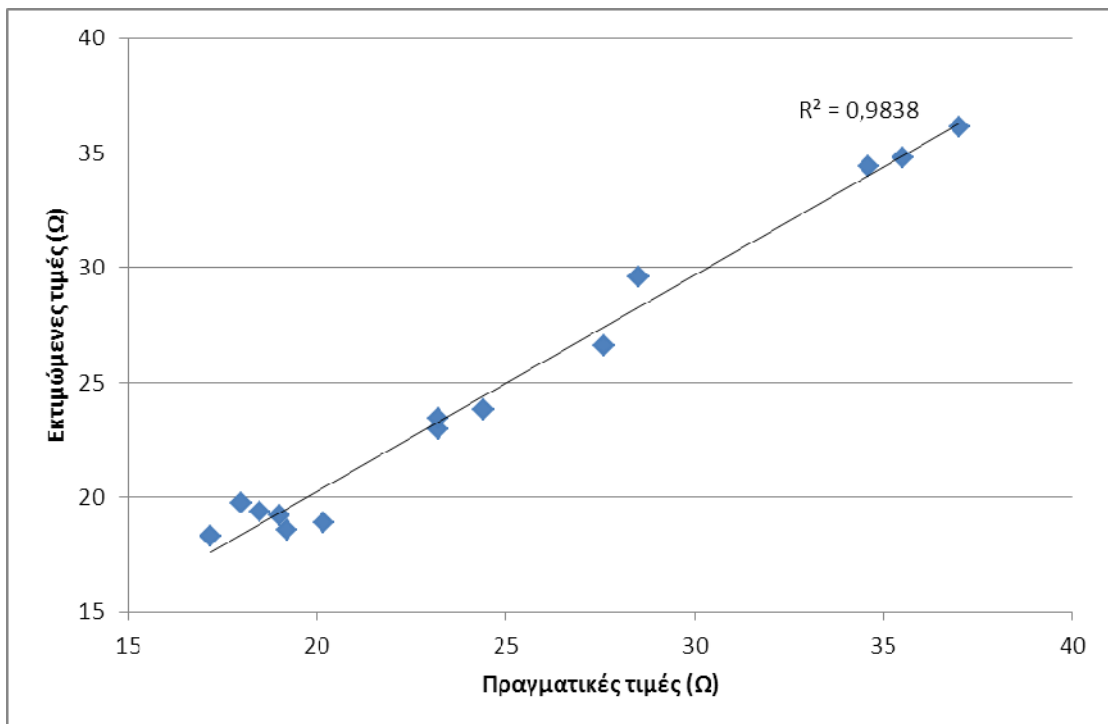
Σχήμα 4.109: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.110: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου για διάφορες τιμές του  $\eta_0$



Σχήμα 4.111: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

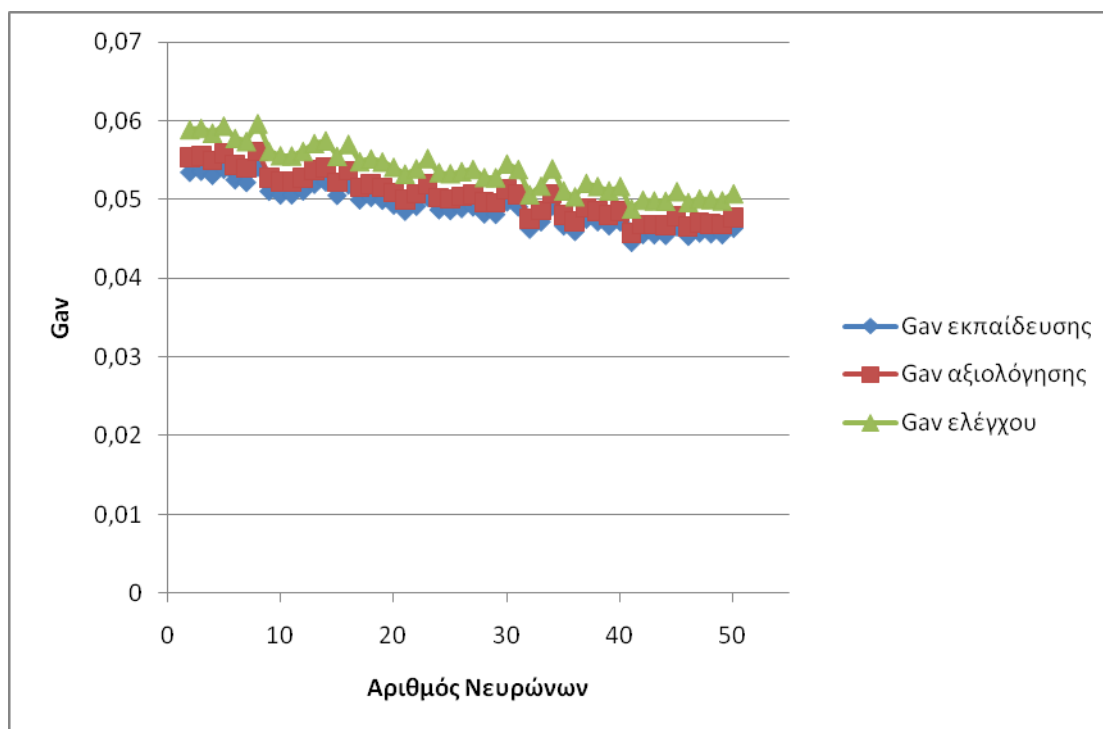


Σχήμα 4.112: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

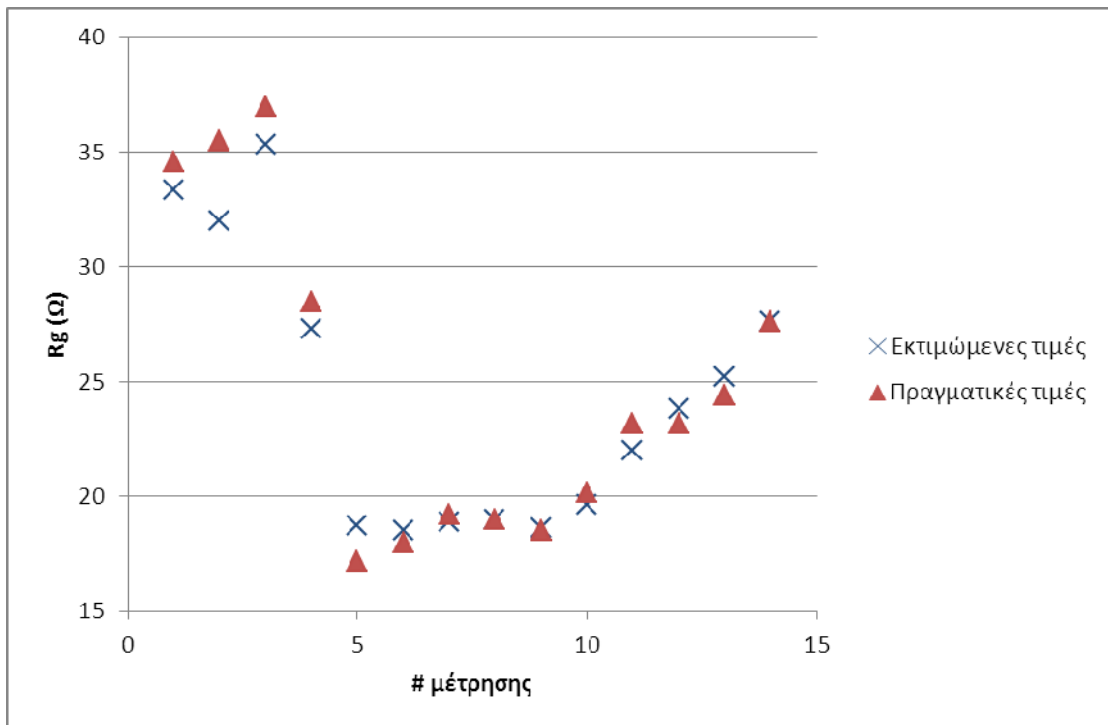
#### 4.9.5 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

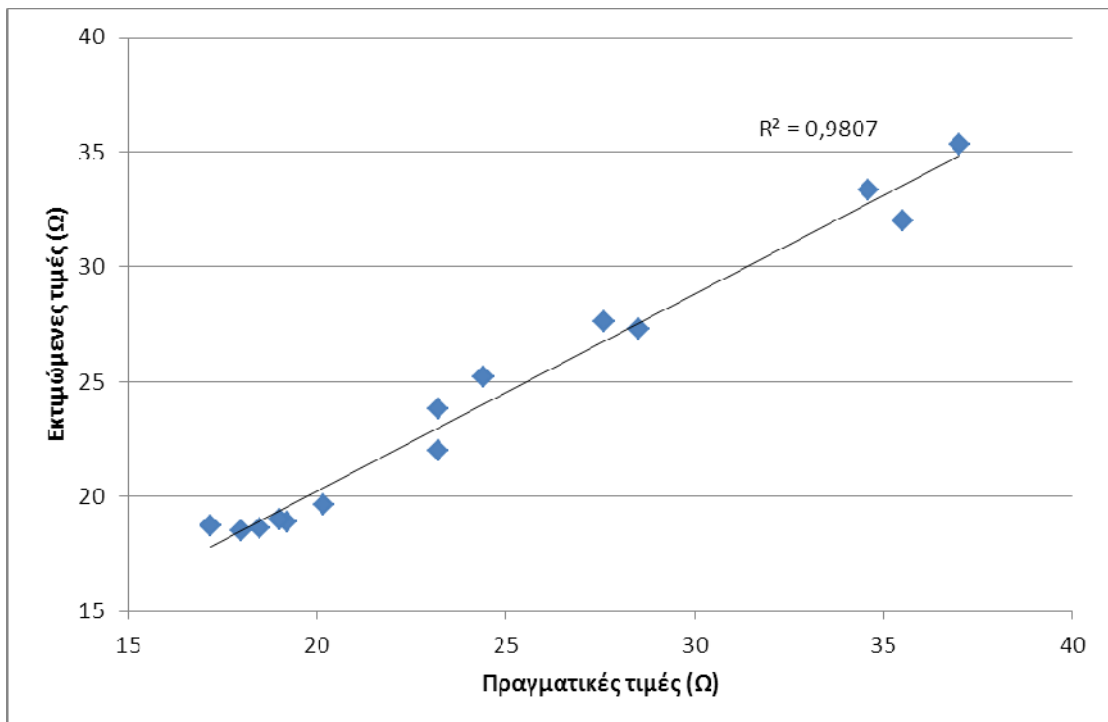
Στο Σχήμα 4.113 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Παρατηρείται μείωση των σφαλμάτων με αύξηση του αριθμού των νευρώνων. Η βέλτιστη τιμή νευρώνων είναι  $N_n=41$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $44,548 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $45,747 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $48,784 \cdot 10^{-3}$ ). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_\alpha=2800$ ,  $\eta_0=4$ ,  $T_\eta=5500$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(1,15x)$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,9x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα  $G_{av}$  είναι: εκπαίδευσης  $1,75541 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης,  $2,34193 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,24641 \cdot 10^{-3}$ . Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.114 και 4.115.



**Σχήμα 4.113:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



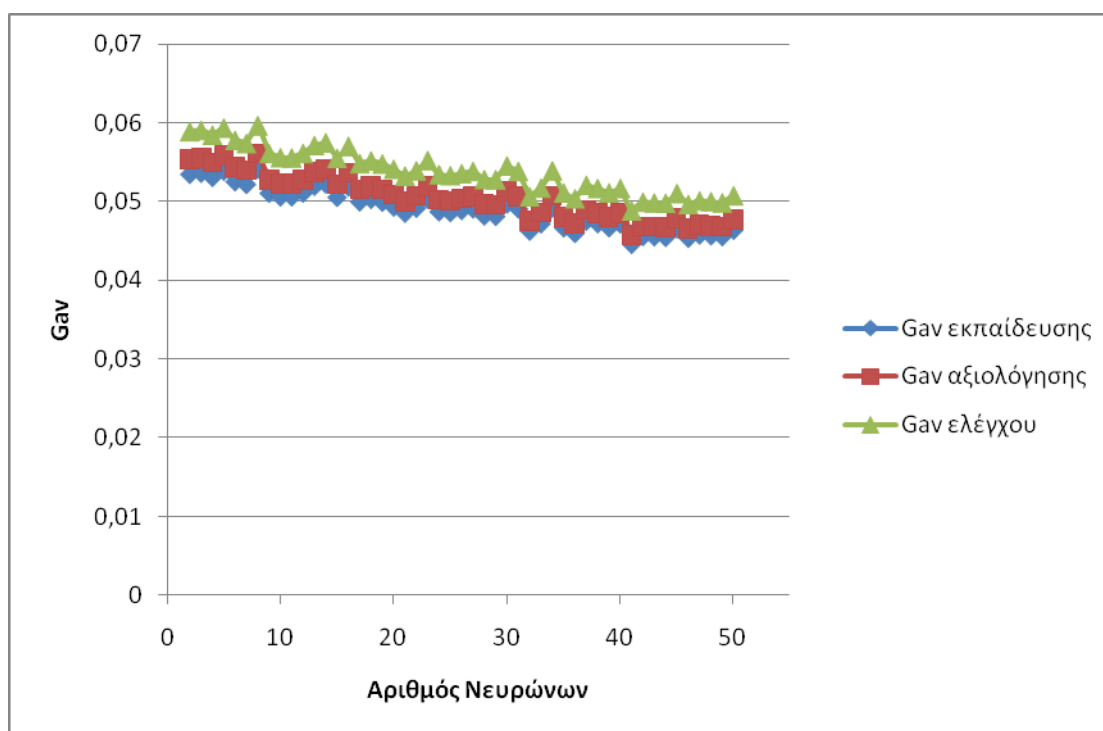
Σχήμα 4.114: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.115: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

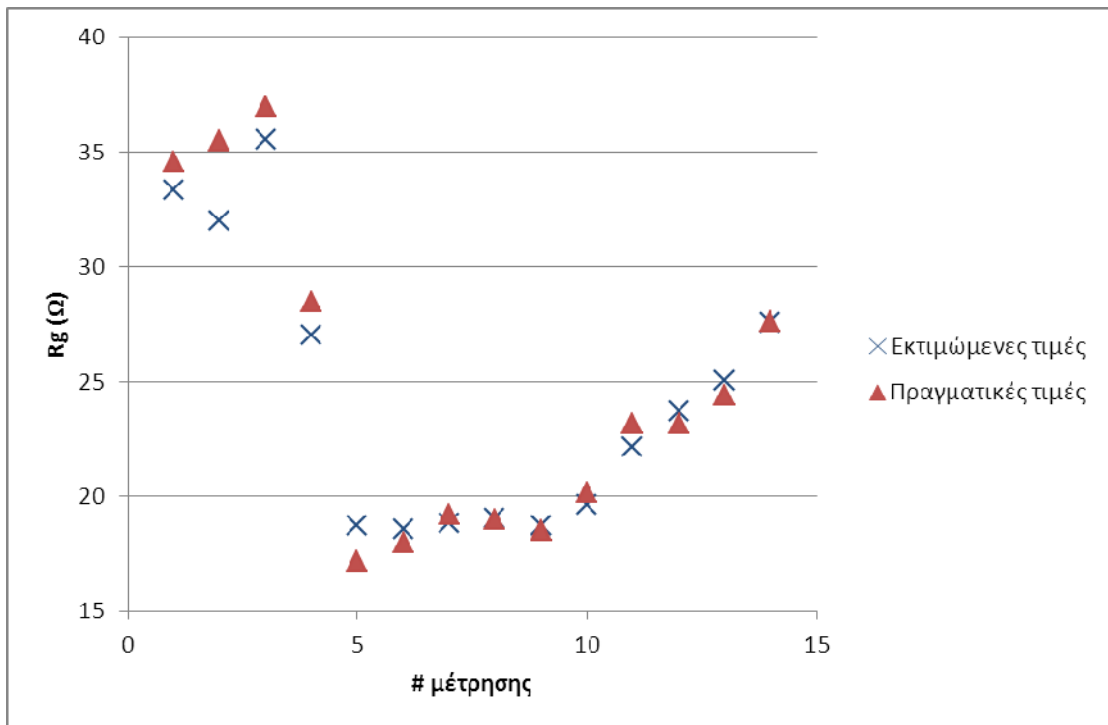
## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 4.116 φαίνεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Η βέλτιστη τιμή νευρώνων είναι  $N_n=41$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $44,548 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $45,747 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $48,784 \cdot 10^{-3}$ ). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ:  $\alpha_0=0,9$ ,  $T_\alpha=2800$ ,  $\eta_0=4$ ,  $T_\eta=5500$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,2x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,7x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα  $G_{av}$  είναι: εκπαίδευσης  $1,71343 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης,  $2,31785 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $2,20004 \cdot 10^{-3}$ . Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.117 και 4.118.

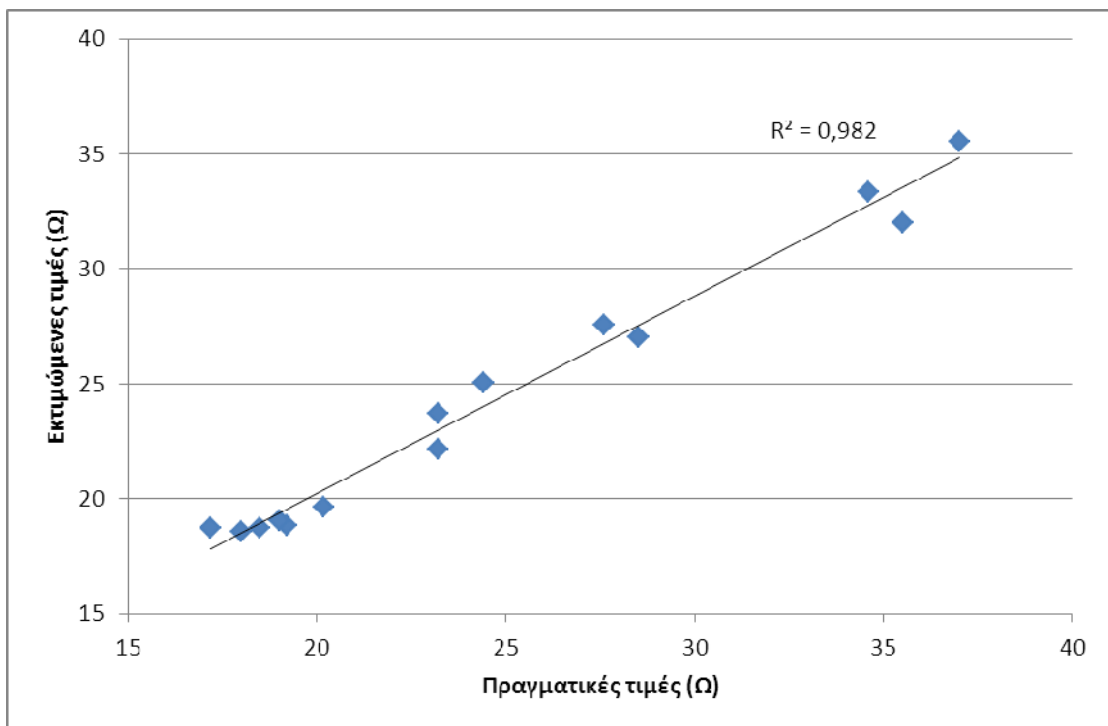


**Σχήμα 4.116:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





Σχήμα 4.117: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

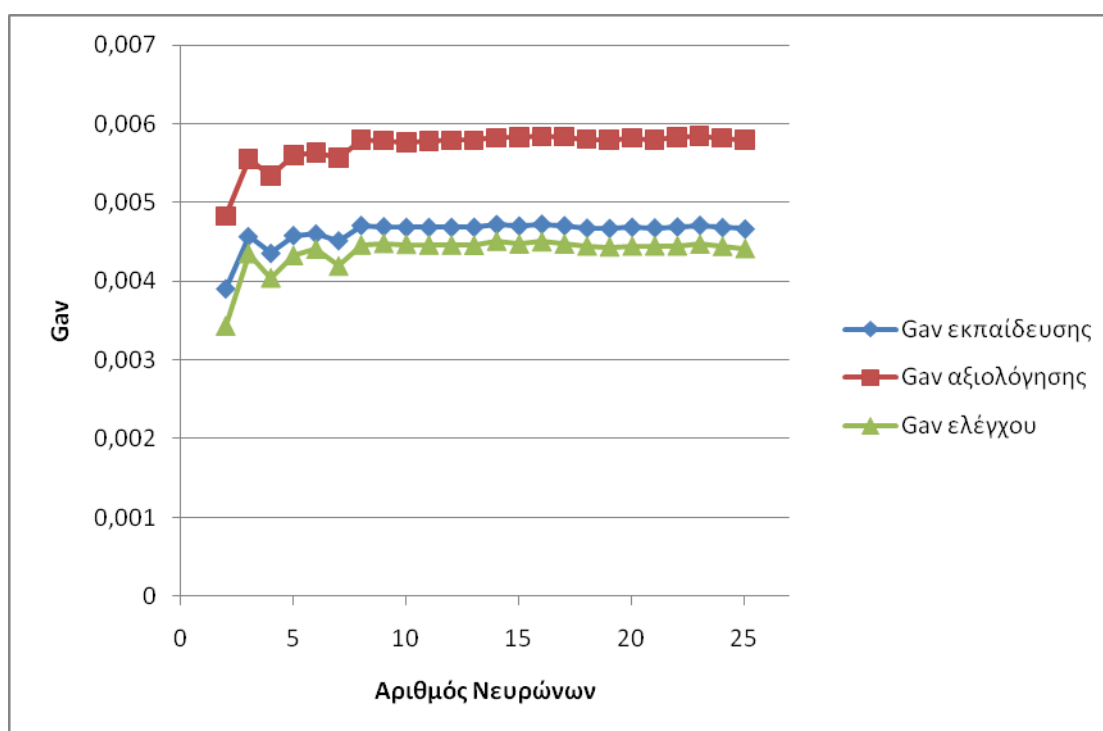


Σχήμα 4.118: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

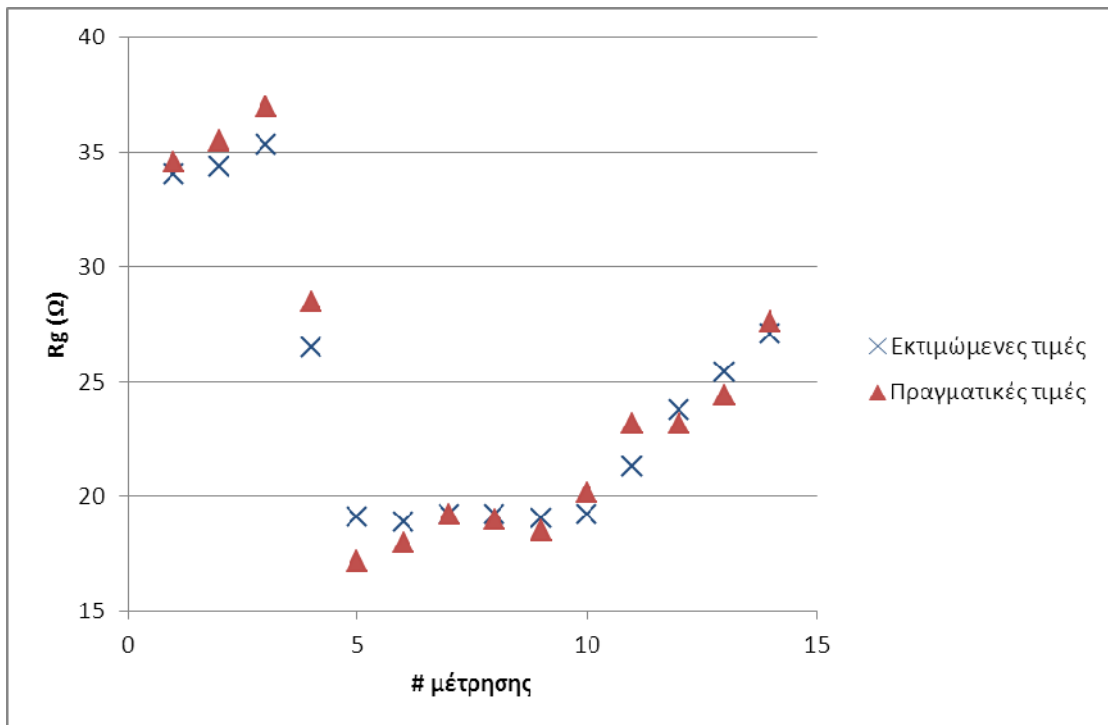
#### 4.9.6 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

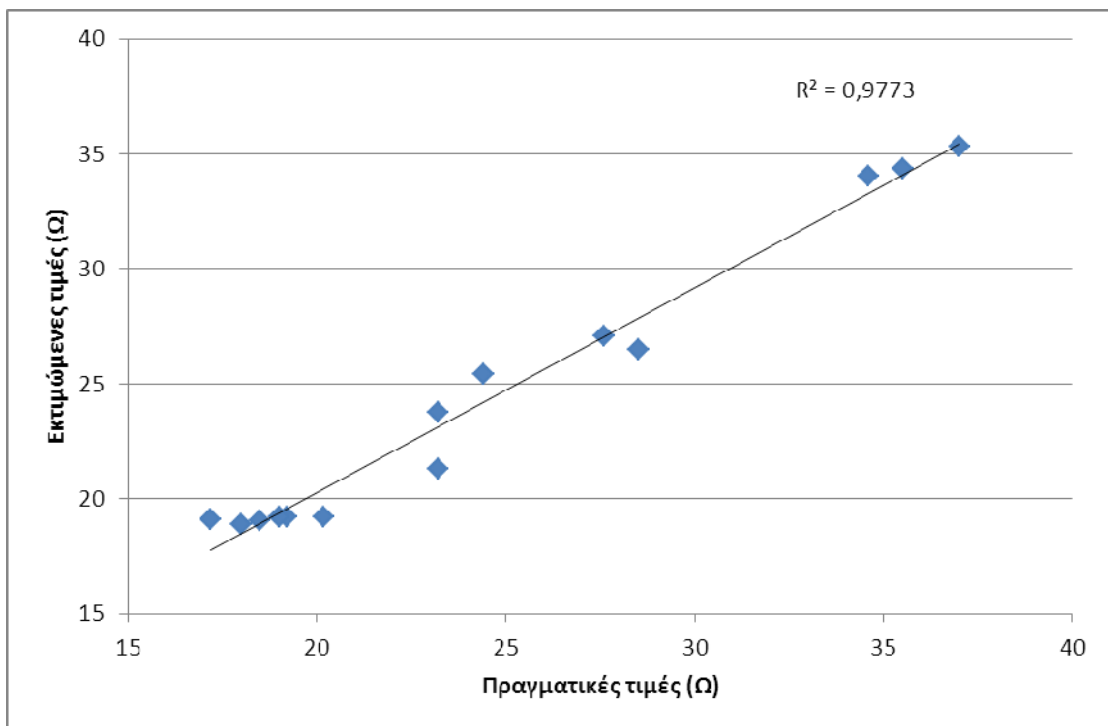
Στο Σχήμα 4.119 φαίνεται η μεταβολή των σφάλματων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Η βέλτιστη τιμή για το πλήθος των νευρώνων είναι  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $3,909 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $4,83 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $3,435 \cdot 10^{-3}$ ). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ:  $a_0=1$ ,  $T_a=4500$ ,  $\eta_0=0,5$ ,  $T_\eta=6000$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(2,1x)$ ,  $f_2(x)=1/(1+e^{-0,225x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα  $G_{av}$  είναι: εκπαίδευσης  $2,06969 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,89823 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,85781 \cdot 10^{-3}$ . Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.120 και 4.121.



Σχήμα 4.119: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



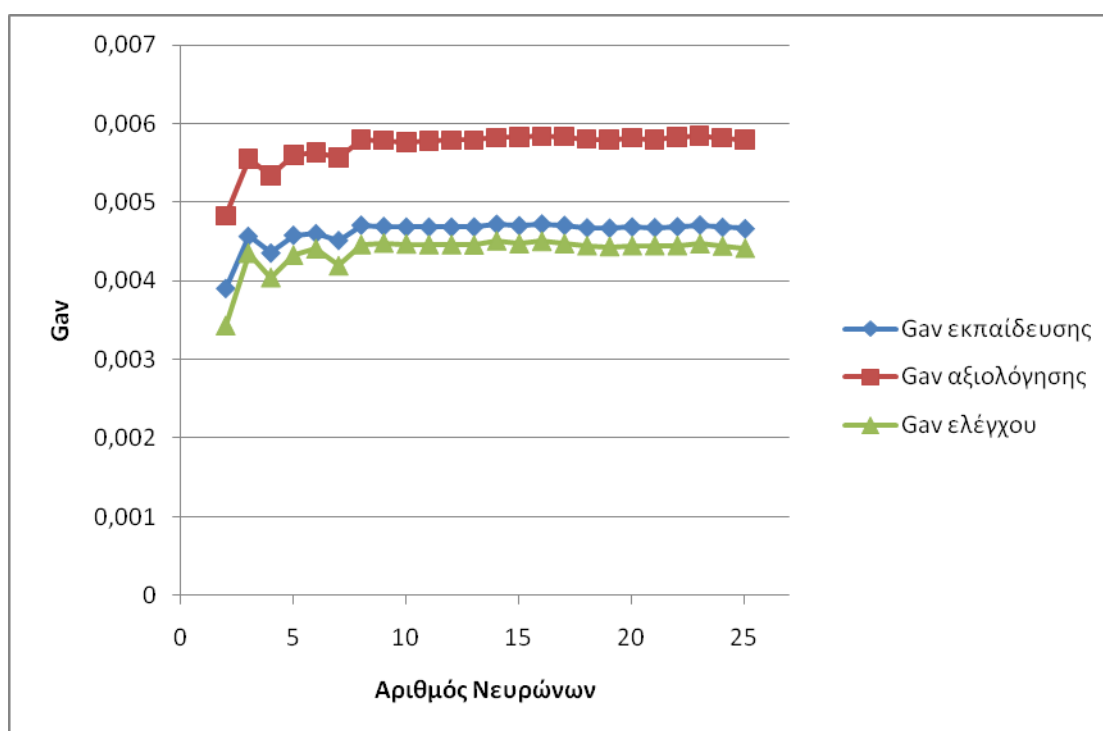
Σχήμα 4.120: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



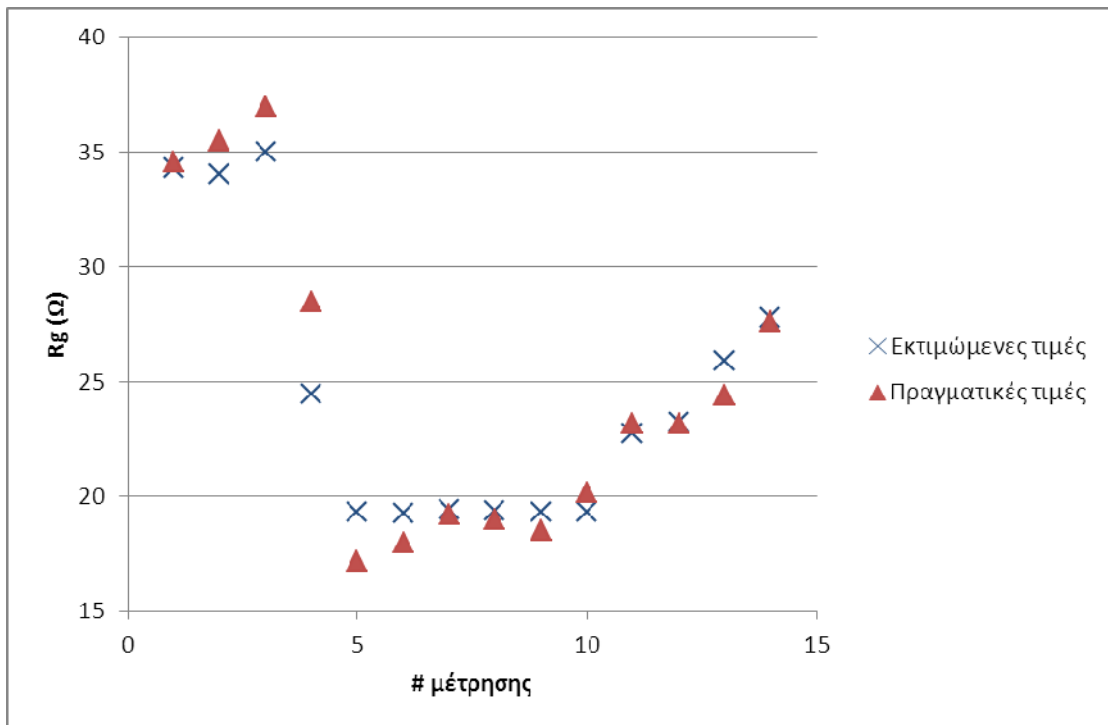
Σχήμα 4.121: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

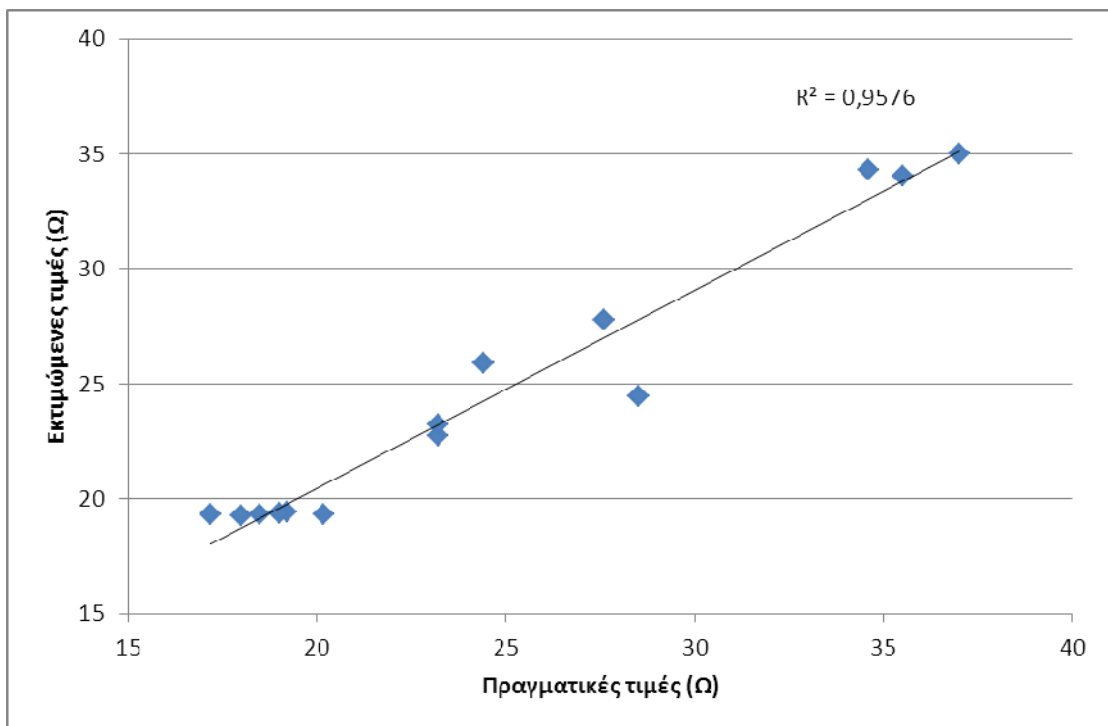
Στο Σχήμα 4.122 παρουσιάζεται η μεταβολή των σφαλμάτων με μεταβολή του αριθμού νευρώνων 2 ως 25. Η βέλτιστη τιμή για το πλήθος των νευρώνων είναι  $N_n=2$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000 (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $3,909 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $4,83 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $3,435 \cdot 10^{-3}$ ), όπως και στην περίπτωση (α). Βέλτιστες τιμές των λοιπών παραμέτρων του ΤΝΔ:  $\alpha_0=1$ ,  $T_\alpha=4500$ ,  $\eta_\theta=2,5$ ,  $T_\eta=4000$  και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,2x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,1x})$ . Για το συνδυασμό αυτό τα σφάλματα  $G_{av}$  είναι: εκπαίδευσης  $2,39496 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,25134 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $3,11737 \cdot 10^{-3}$ . Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.123 και 4.124.



Σχήμα 4.122: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.123: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

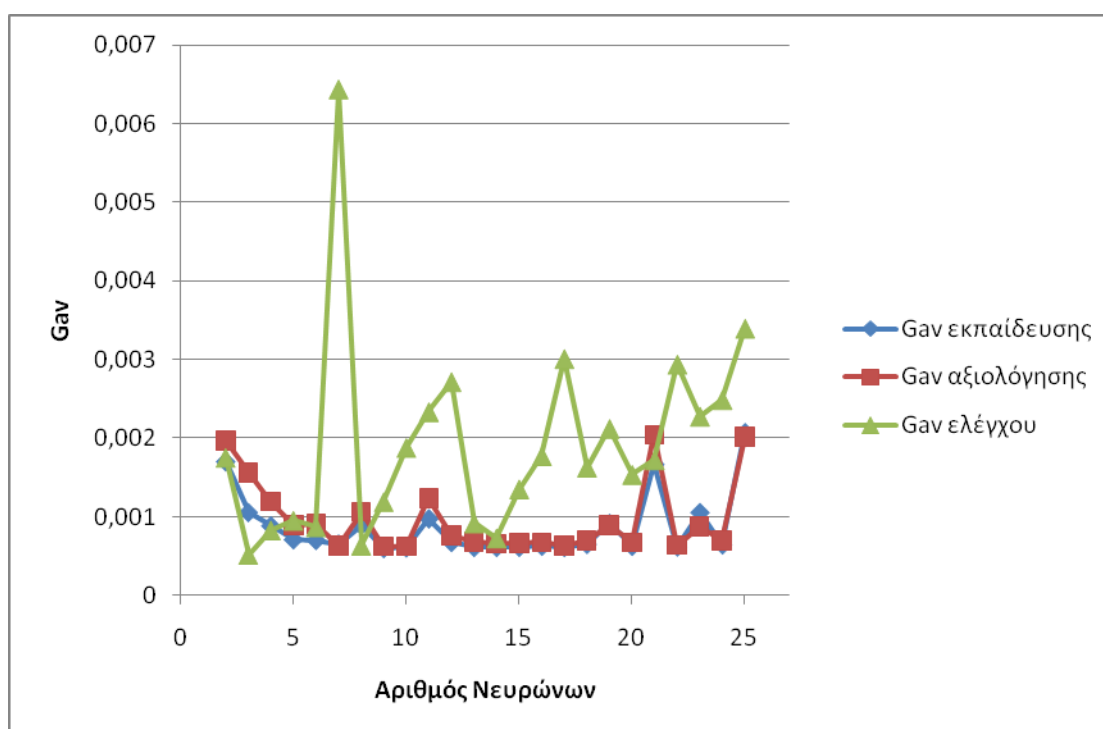


Σχήμα 4.124: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

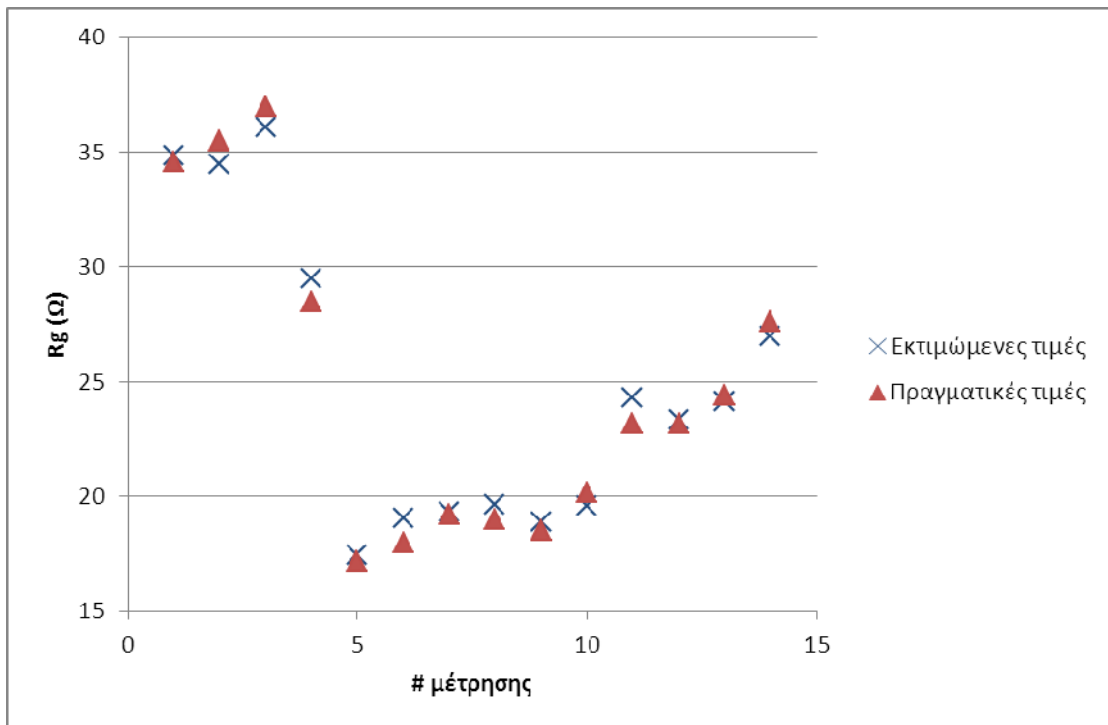
#### 4.9.7 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

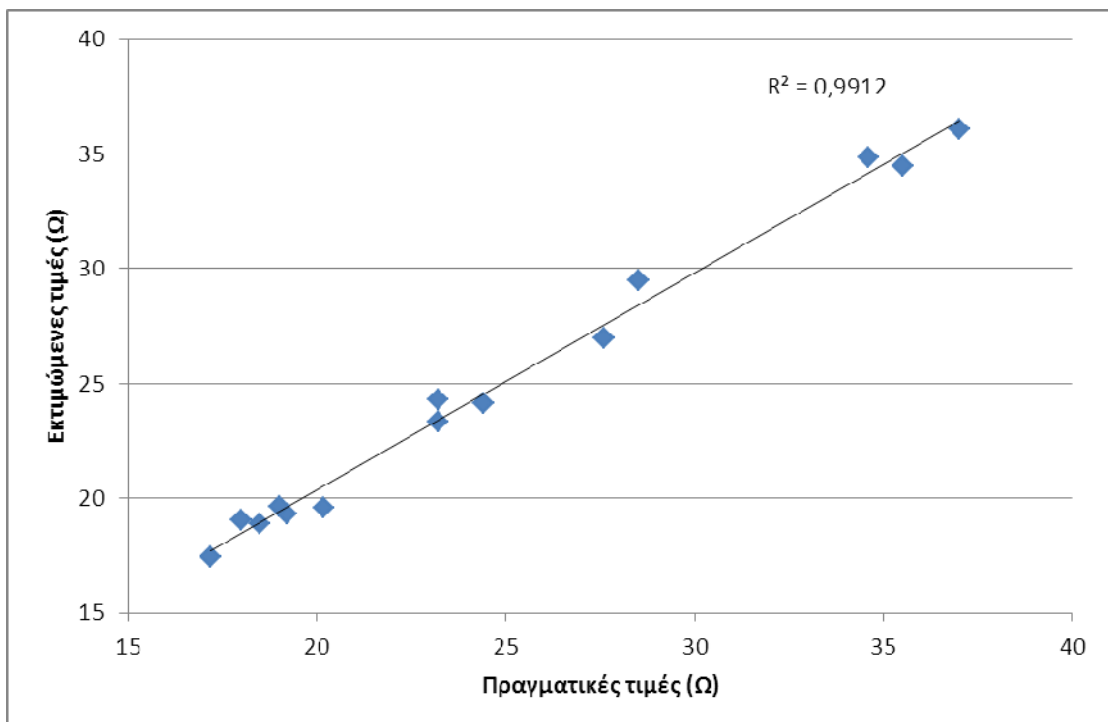
Μετά από πλήθος δοκιμές για διάφορους συνδυασμούς των παραμέτρων του αλγορίθμου, αυτοί λαμβάνουν τις τιμές:  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$  και  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000. Στο Σχήμα 4.125 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=9$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,598 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,622 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,194 \cdot 10^{-3}$ ). Ως συναρτήσεις ενεργοποίησης επιλέχθηκαν:  $f_1(x) = \tanh(2,2x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-x})$ . Τα μέσα σφάλματα τότε είναι  $G_{av}$ :  $0,64383 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,56883 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,64899 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ιδίου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.126 και 4.127.



Σχήμα 4.125: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



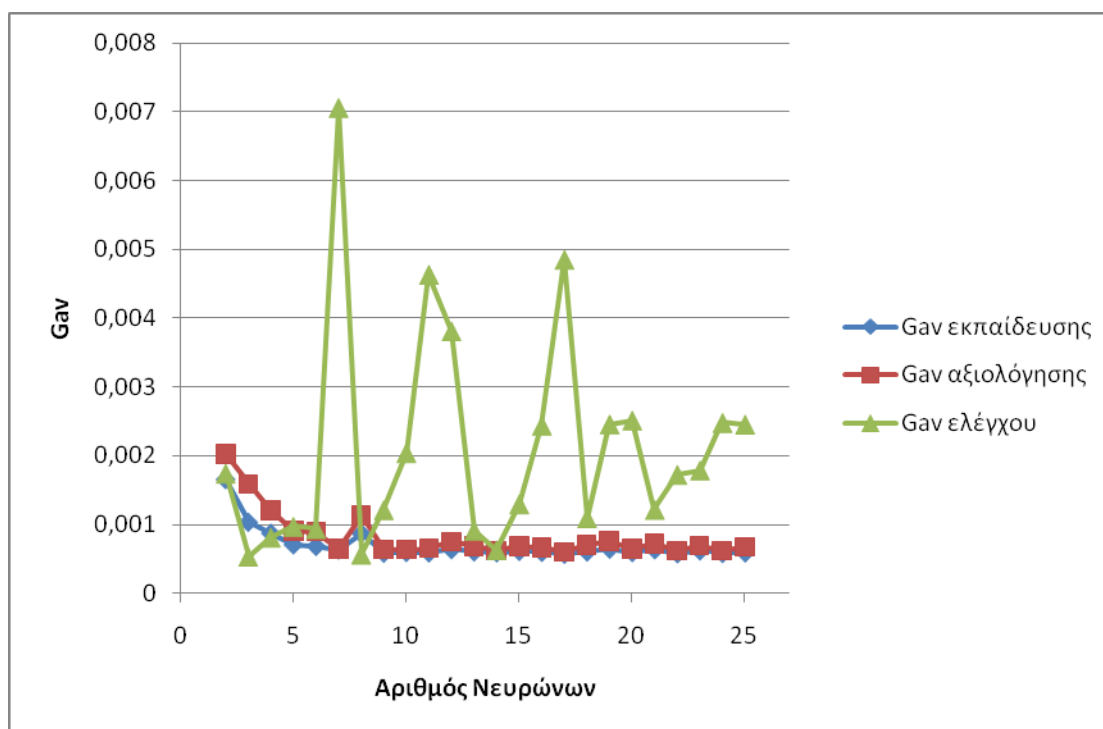
Σχήμα 4.126: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.127: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

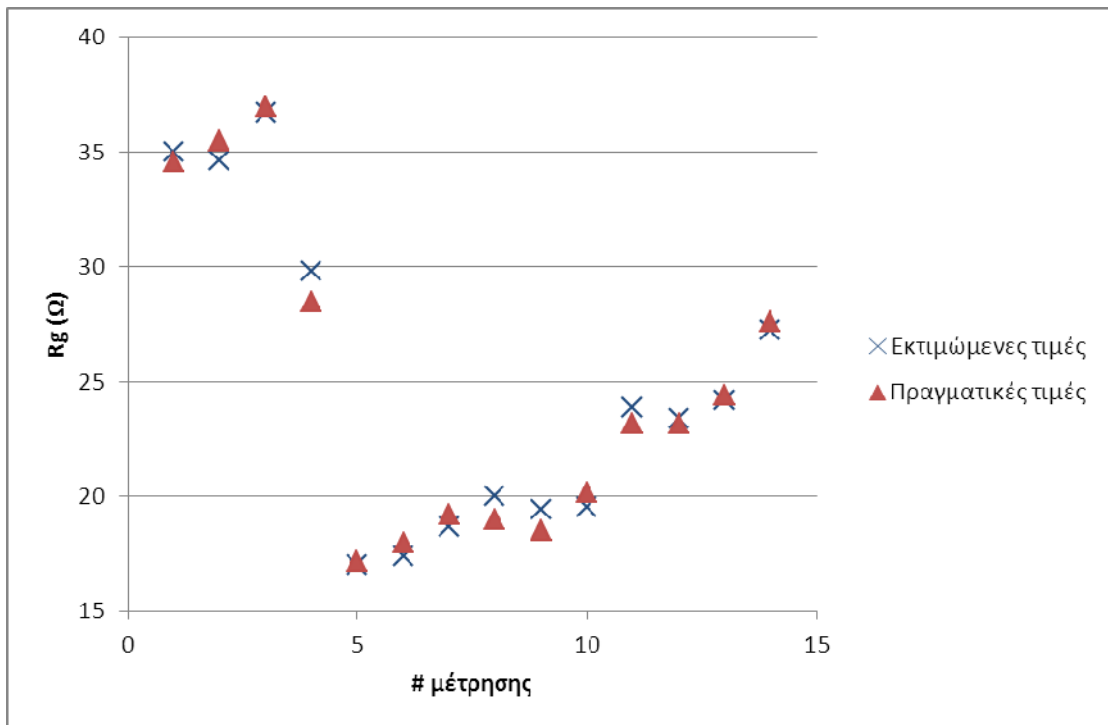
## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές:  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$  και  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$  και μέγιστος αριθμός εποχών 7000. Στο Σχήμα 4.128 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=14$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $0,595 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $0,622 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,635 \cdot 10^{-3}$ ) και συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(2x)$ ,  $f_2(x) = 1/(1+e^{-0,8x})$ . Τα μέσα σφάλματα τότε είναι  $G_{av}$ :  $0,55262 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης  $0,59179 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,59365 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.129 και 4.130.

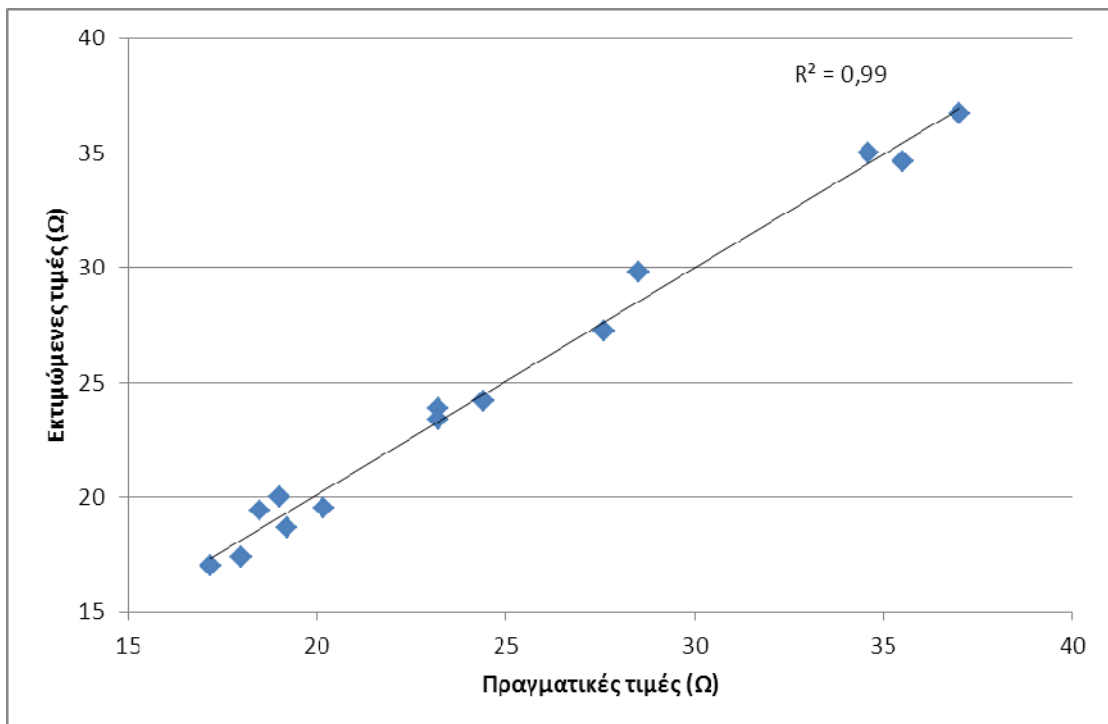


**Σχήμα 4.128:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





Σχήμα 4.129: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

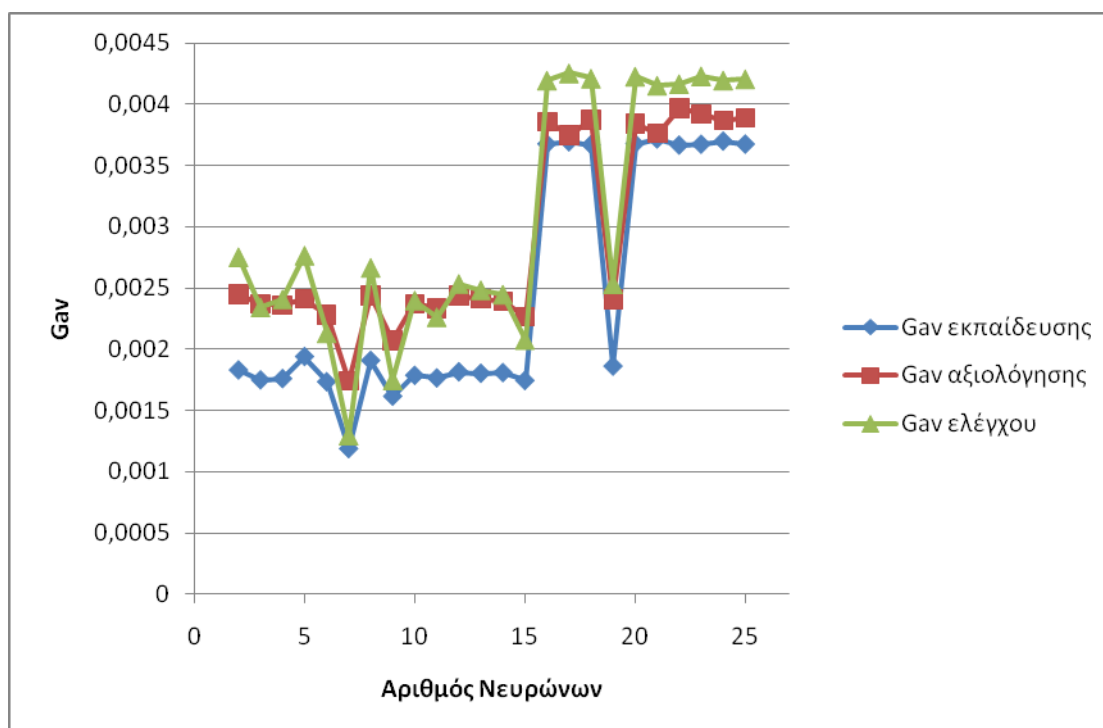


Σχήμα 4.130: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

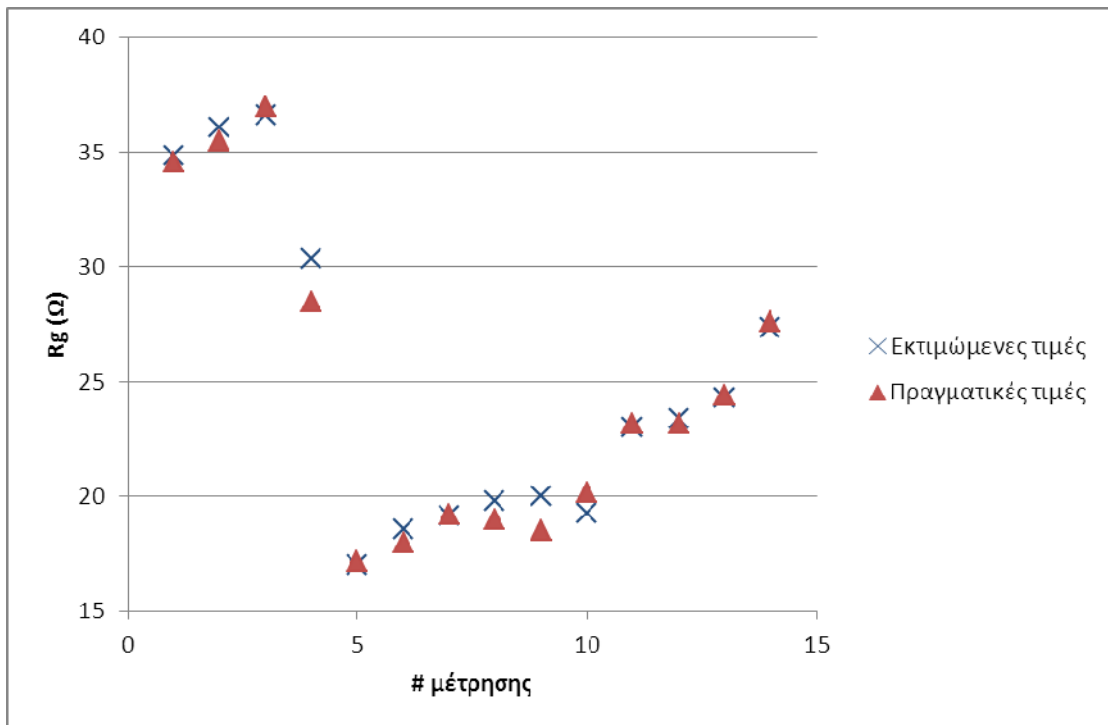
#### 4.9.8 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves και επανεκκίνηση κατά Powell-Beale

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

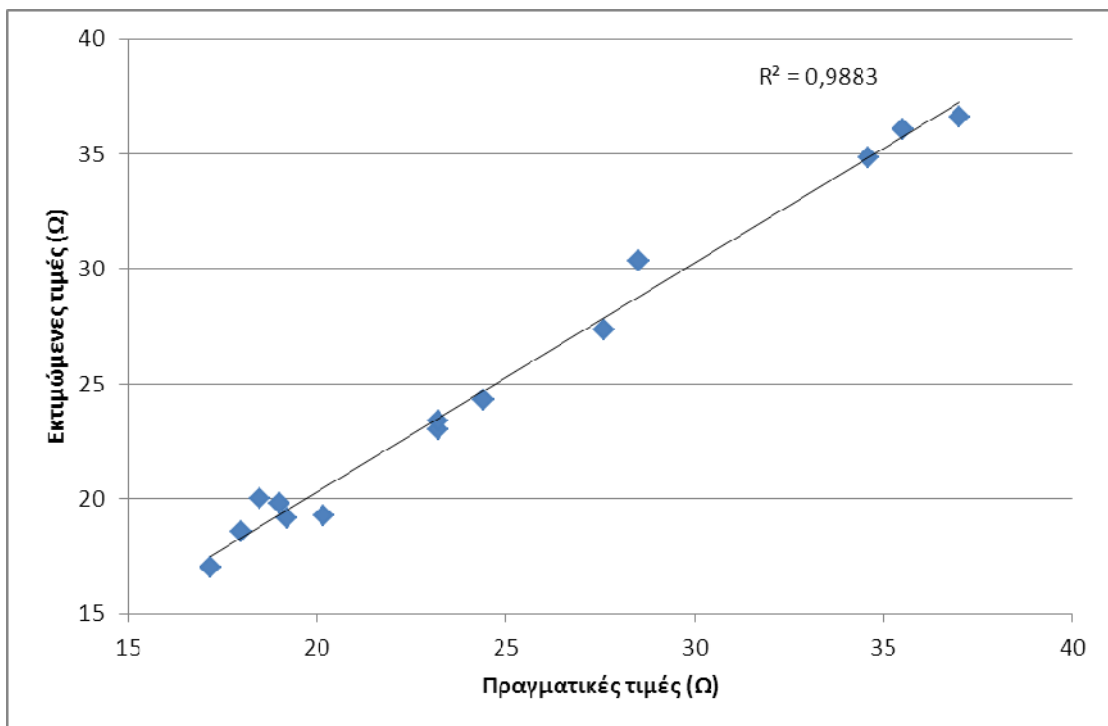
Στο Σχήμα 4.131 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=7$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,187 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,74 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,293 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$ ,  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,9$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=tanh(1,9x)$ ,  $f_2(x)=0,3x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,71580 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,01532 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,78747 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.132 και 4.133.



Σχήμα 4.131: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



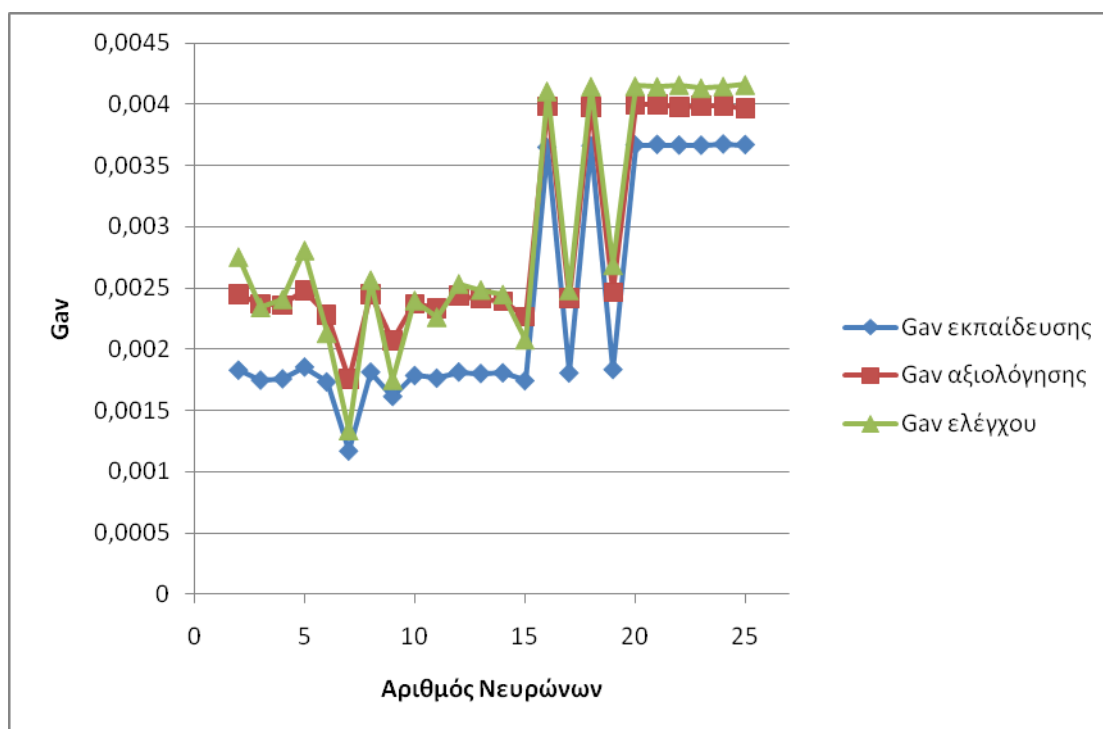
Σχήμα 4.132: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



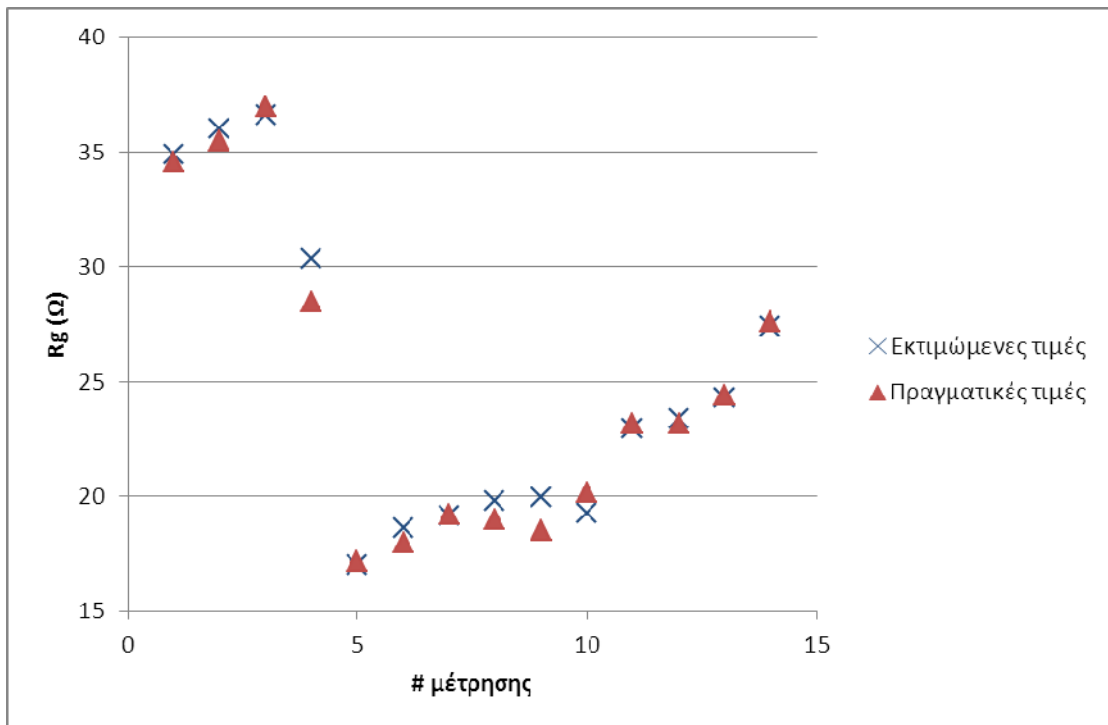
Σχήμα 4.133: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

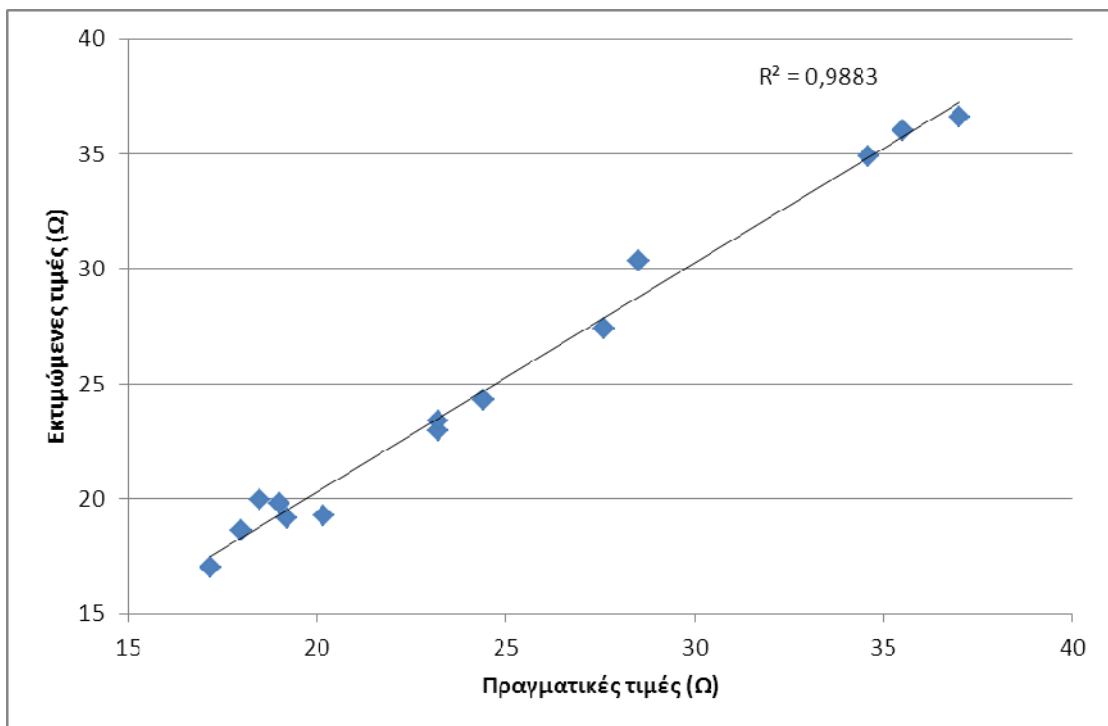
Στο Σχήμα 4.134 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=7$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,17 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,758 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,334 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$ ,  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,9$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(1,9x)$ ,  $f_2(x)=0,3x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,71448 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,02351 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,78387 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.135 και 4.136.



Σχήμα 4.134: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.135: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

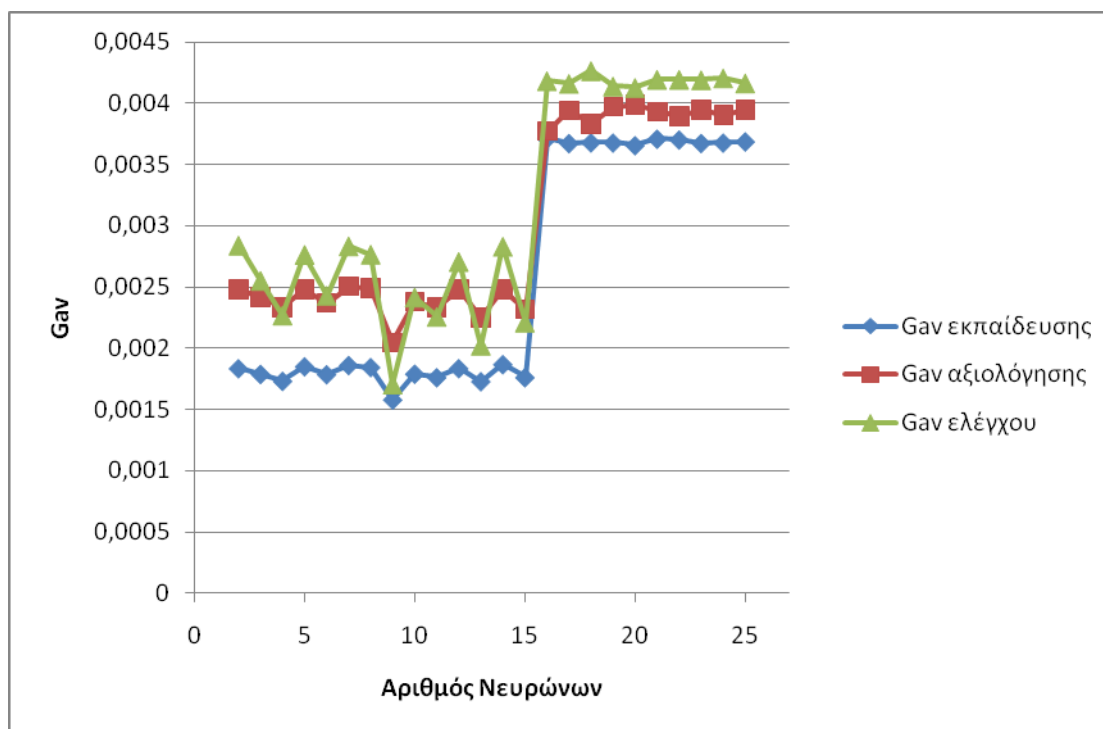


Σχήμα 4.136: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

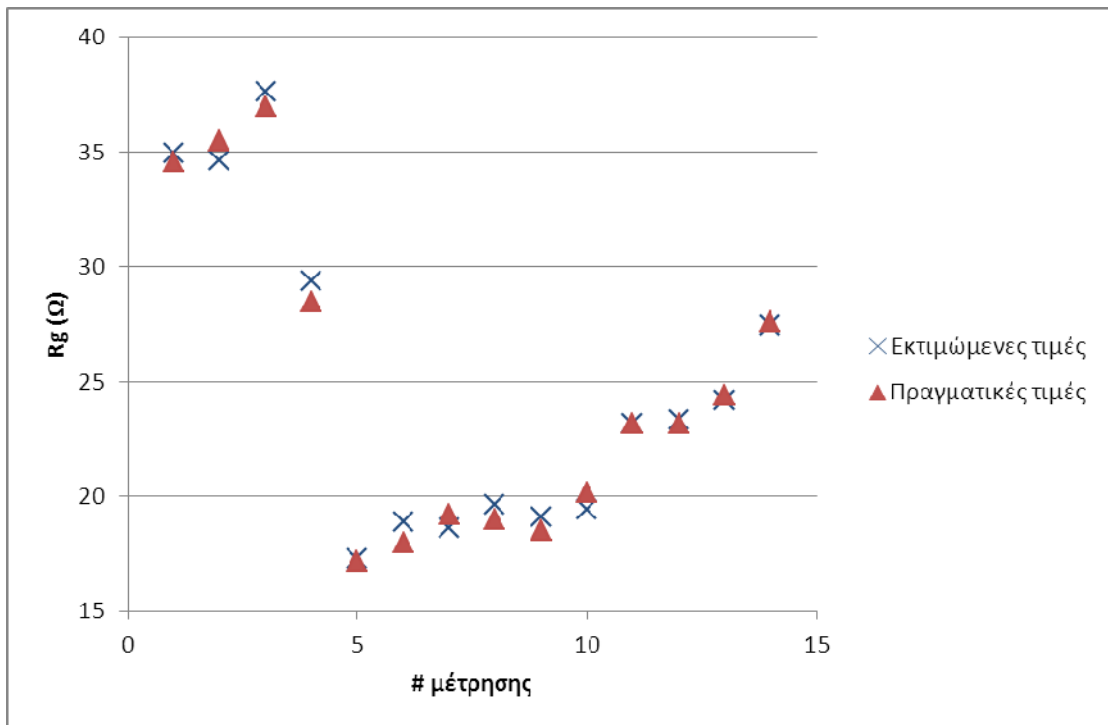
#### 4.9.9 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

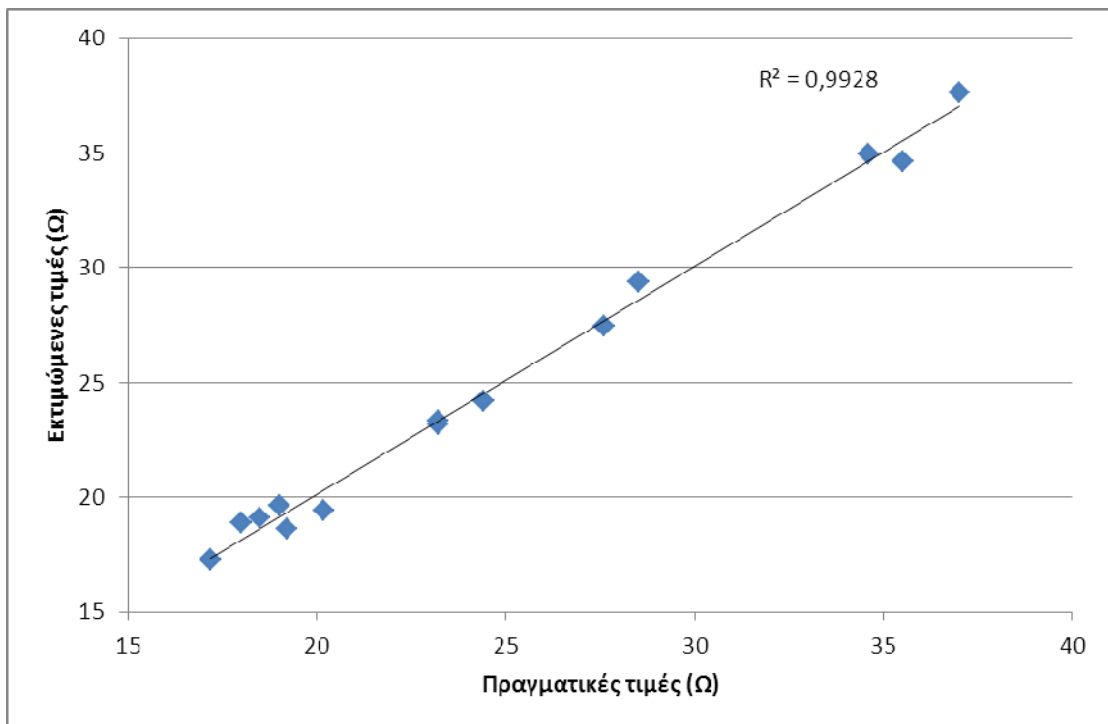
Στο Σχήμα 4.137 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=9$  (με σφάλματα: εκπαίδευσης  $1,581 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,046 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,703 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bn}=40$  και  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,8x)$ ,  $f_2(x) = 0,5x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,65348 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,73709 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,44378 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.138 και 4.139.



Σχήμα 4.137: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



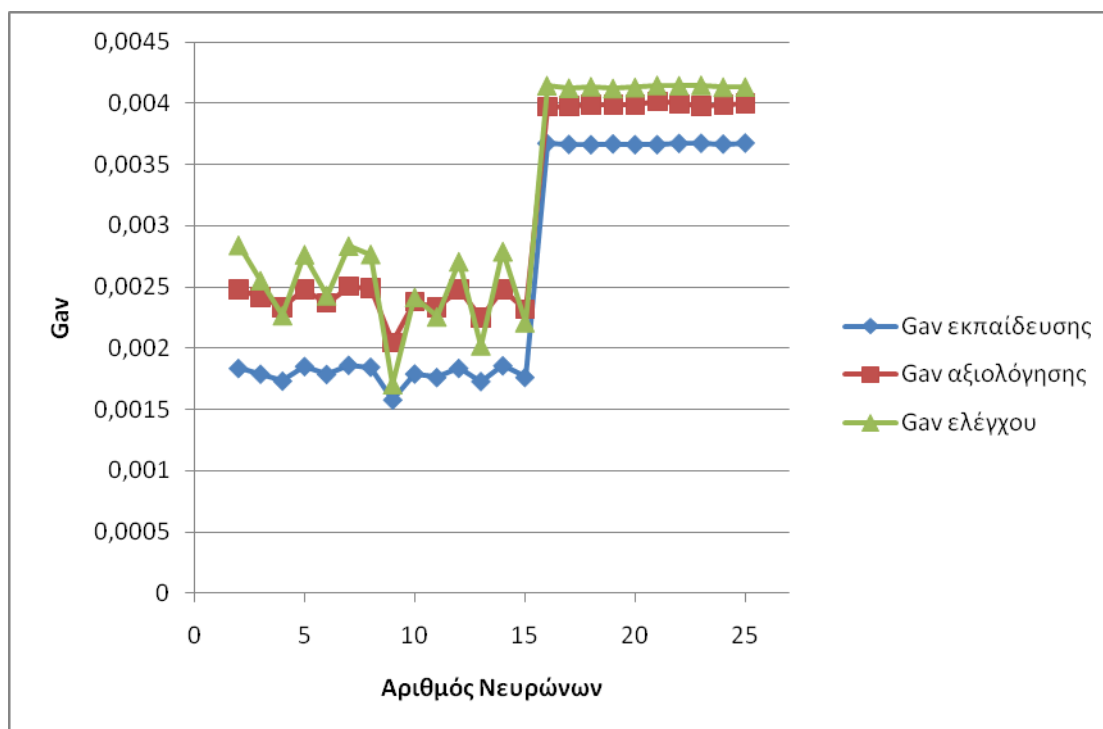
Σχήμα 4.138: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.139: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

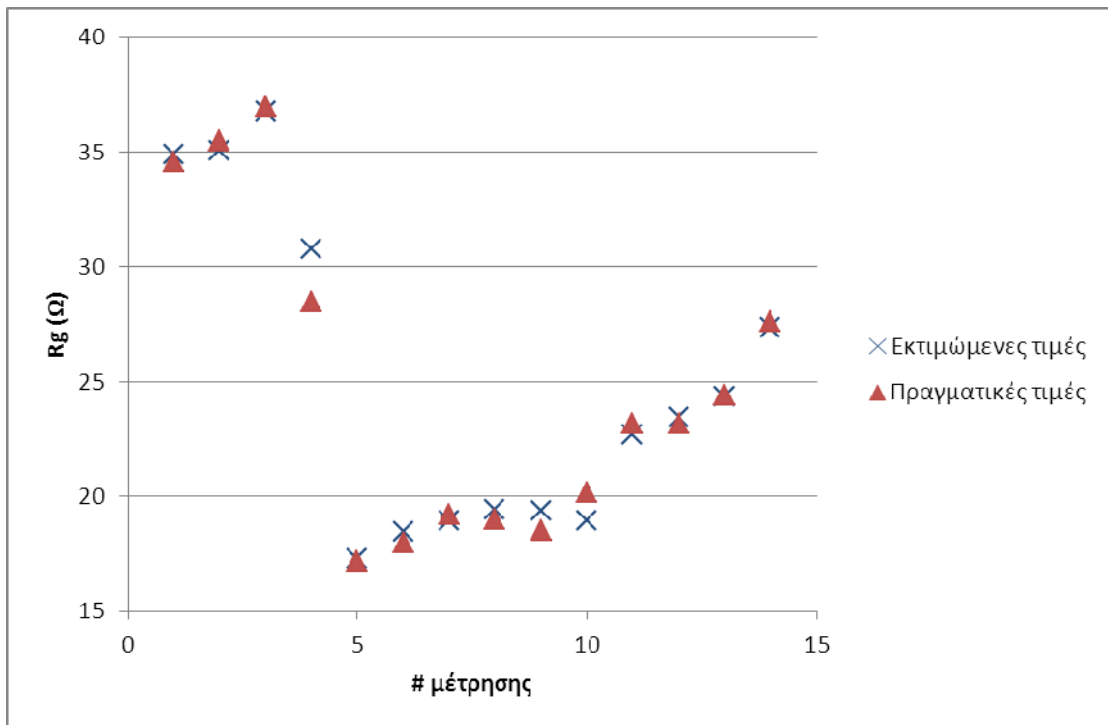
## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 4.140 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=9$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,58 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $2,047 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,704 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$  και  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,7x)$ ,  $f_2(x) = 0,8x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,70581 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $0,91095 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,81860 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.141 και 4.142.

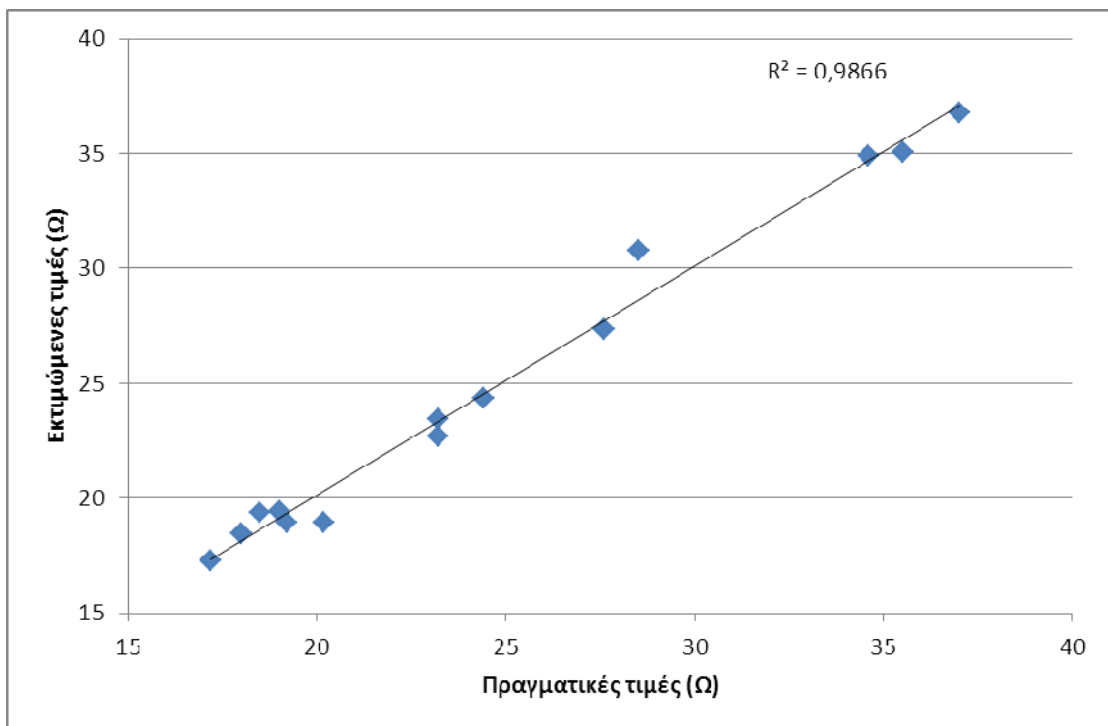


**Σχήμα 4.140:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





Σχήμα 4.141: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

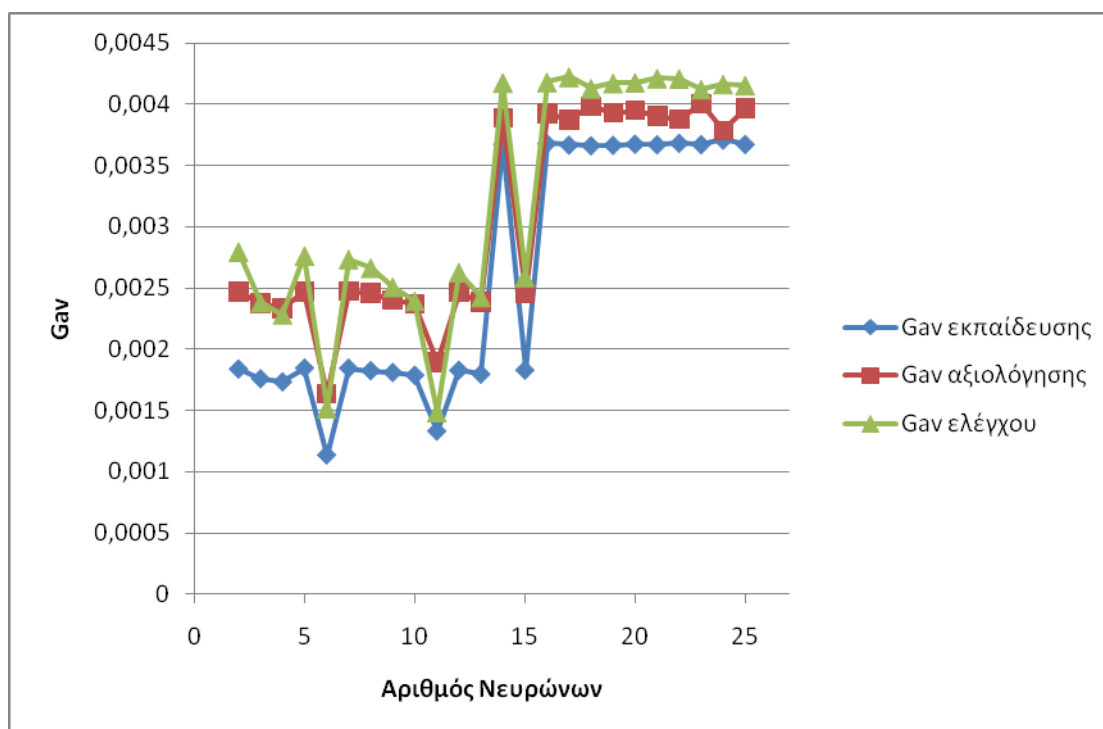


Σχήμα 4.142: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

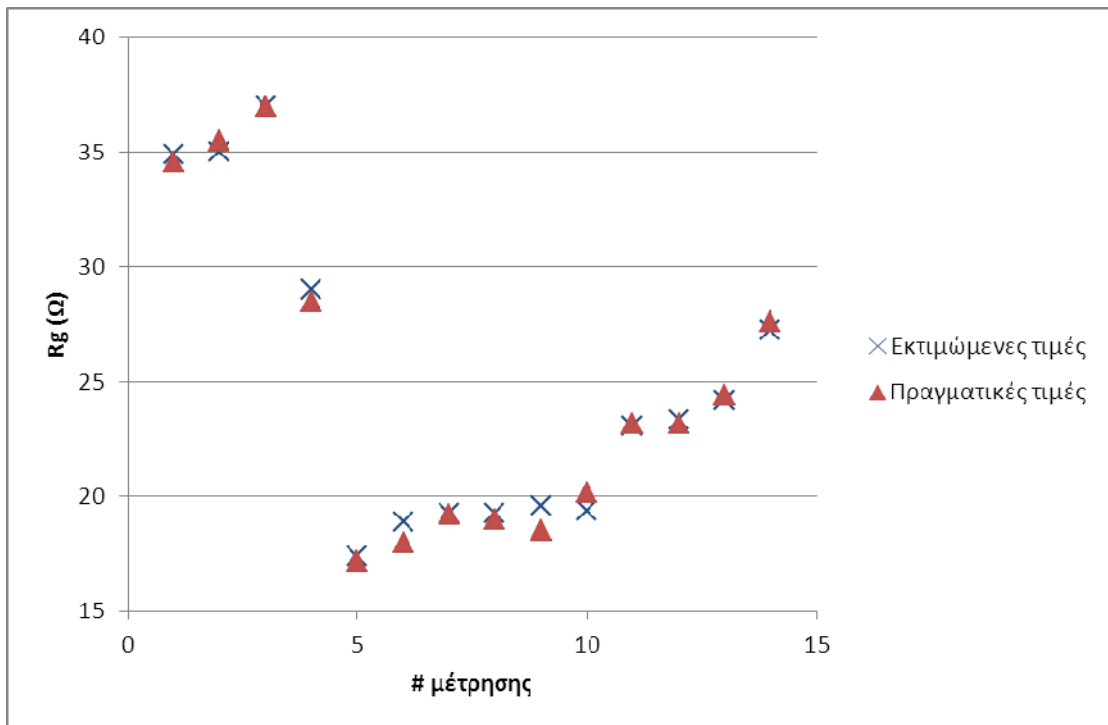
#### 4.9.10 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere και επανεκκίνηση κατά Powell-Beale

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

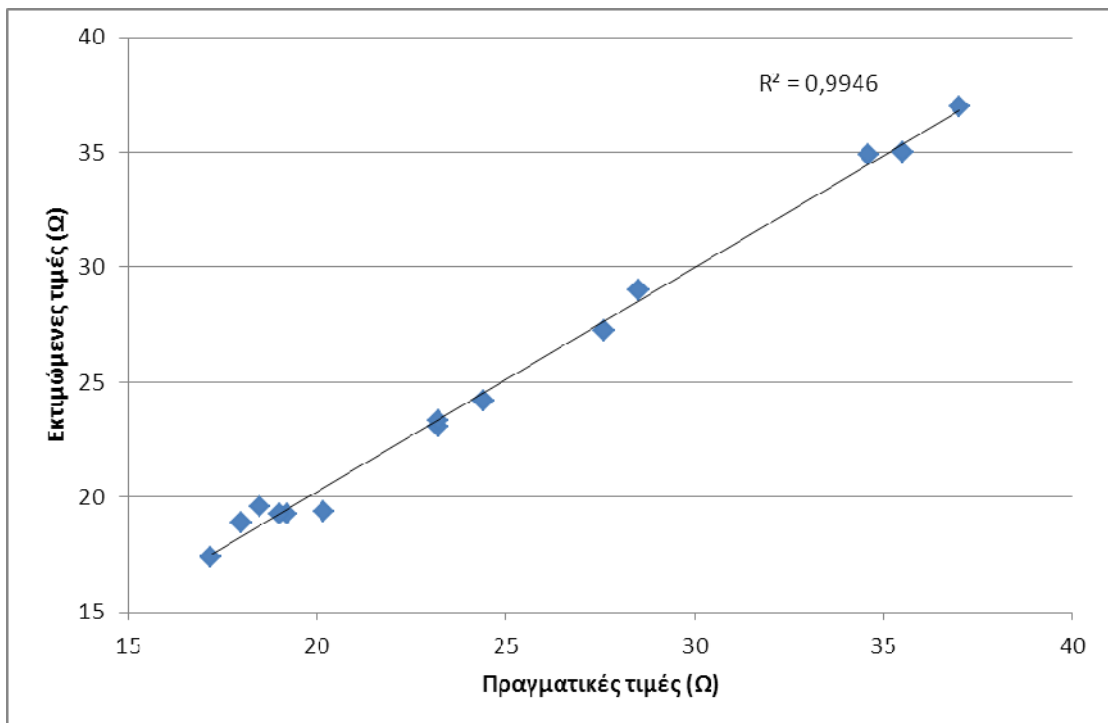
Στο Σχήμα 4.143 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=6$  (με σφάλματα: εκπαίδευσης  $1,133 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,636 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,516 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$  και  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,9$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,75x)$ ,  $f_2(x) = 1,1x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,88454 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,15369 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,35439 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.144 και 4.145.



**Σχήμα 4.143:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



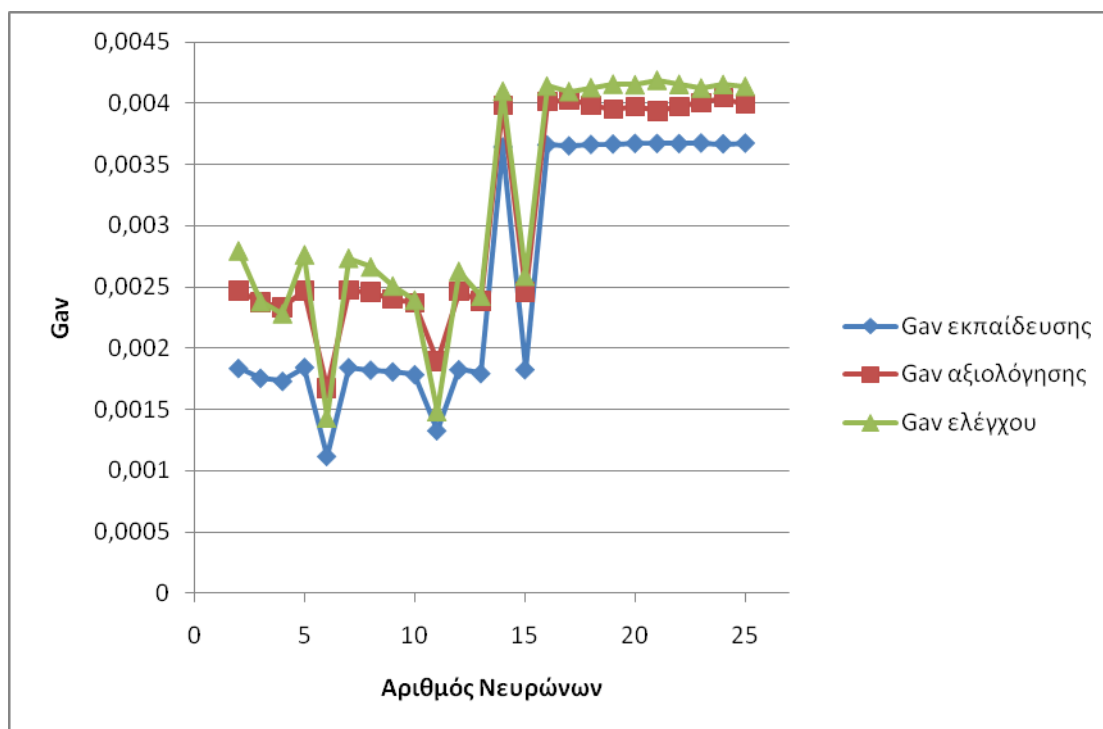
Σχήμα 4.144: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



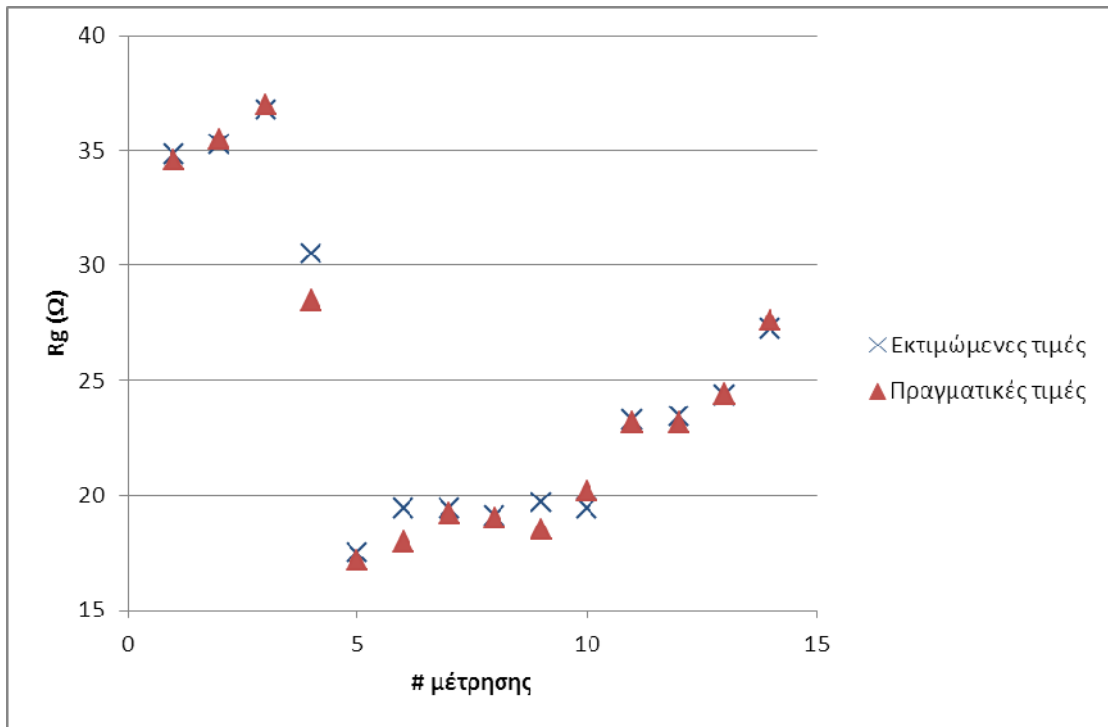
Σχήμα 4.145: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

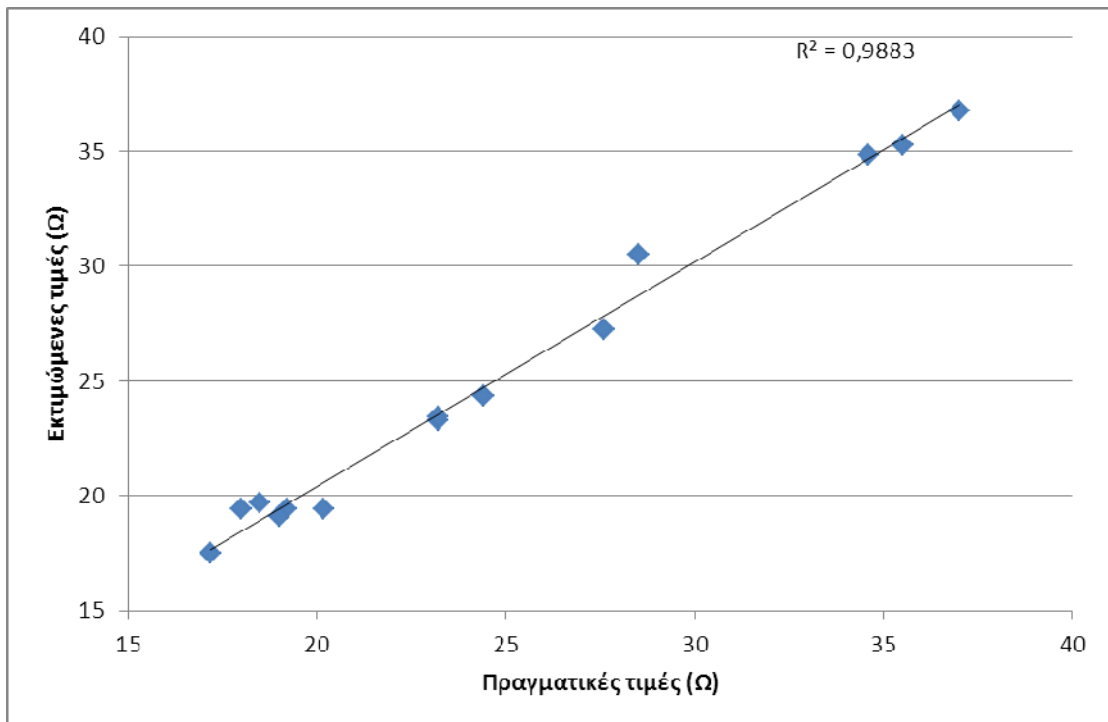
Στο Σχήμα 4.146 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=6$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,12 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,671 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $1,431 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $s=0,2$ ,  $T_{bv}=40$  και  $T_{trix}=100$ ,  $e_{trix}=10^{-5}$ ,  $lim_{orthogonality}=0,9$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(1,55x)$ ,  $f_2(x) = 0,9x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,92985 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,23174 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,81550 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.147 και 4.148.



**Σχήμα 4.146:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



Σχήμα 4.147: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης

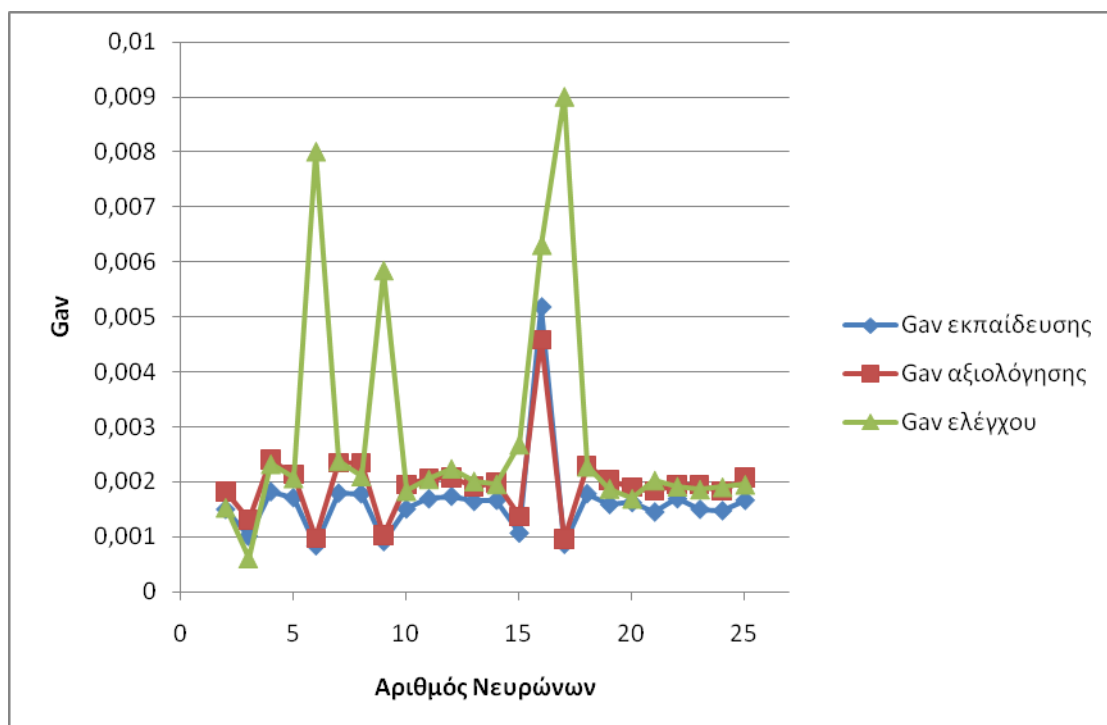


Σχήμα 4.148: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

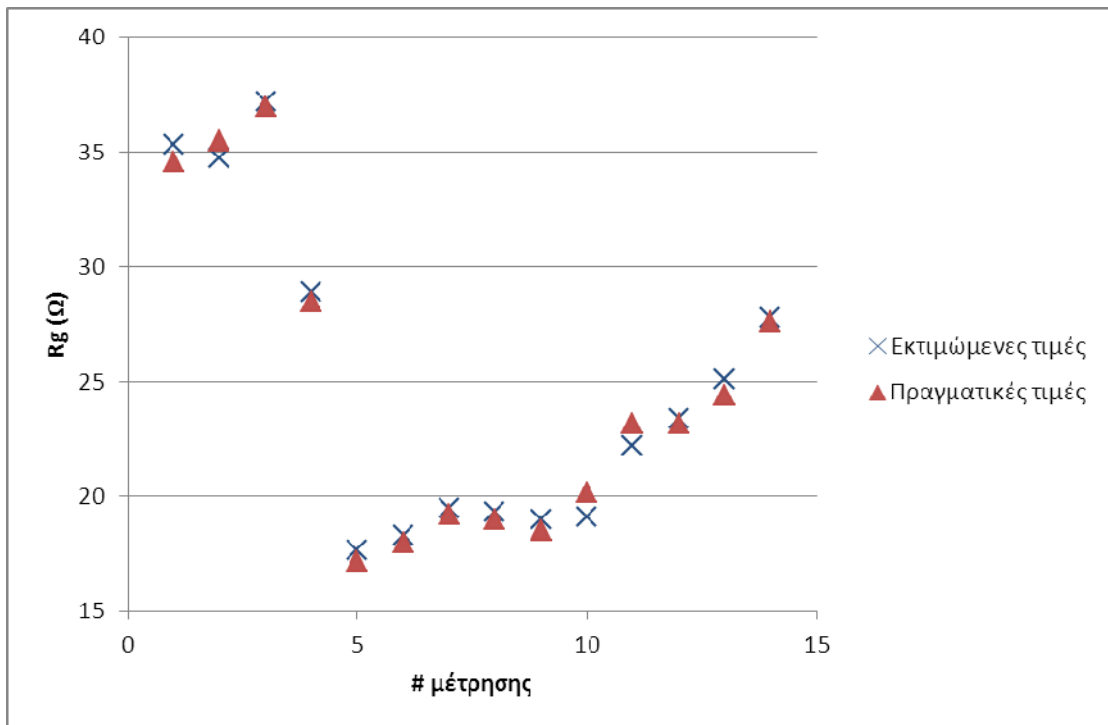
#### 4.9.11 ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και χρήση του αλγορίθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης

##### α) Με χρήση τριων κριτηρίων τερματισμού

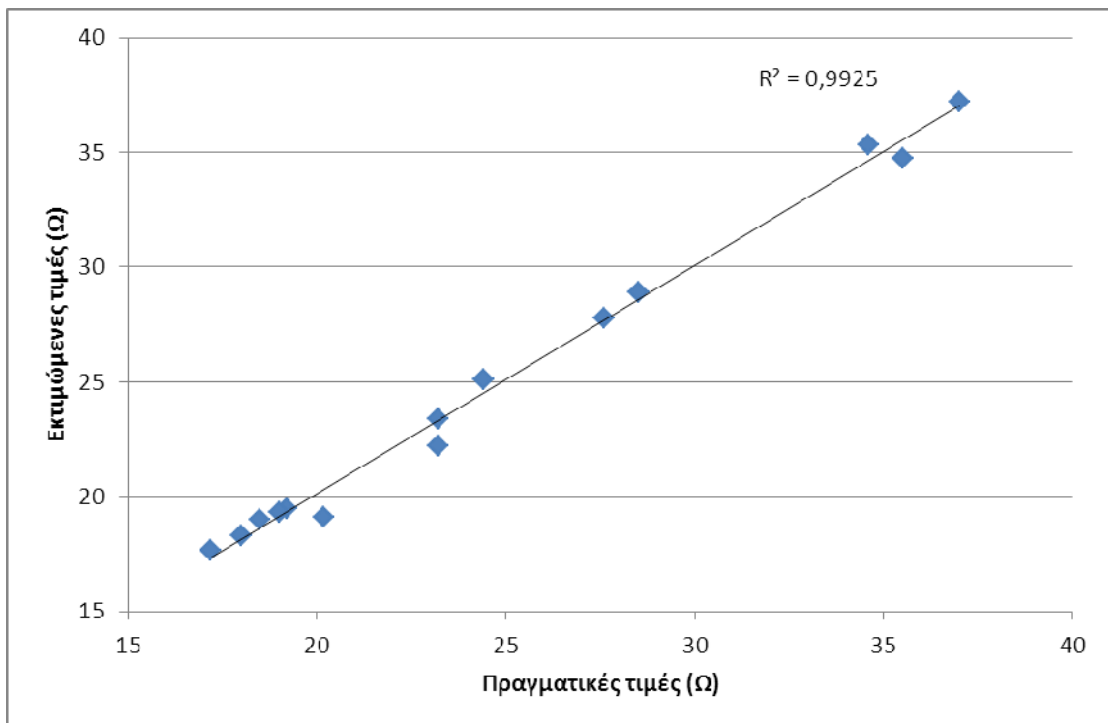
Στο Σχήμα 4.149 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων από 2 ως 25. Επιλέχθηκε  $N_n=3$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,015 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,315 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,612 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $\sigma=10^{-4}$ ,  $\lambda_0=5 \cdot 10^{-8}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x) = \tanh(0,4x)$ ,  $f_2(x) = 0,075x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,89817 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,29724 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,45430 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.150 και 4.151.



Σχήμα 4.149: Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων



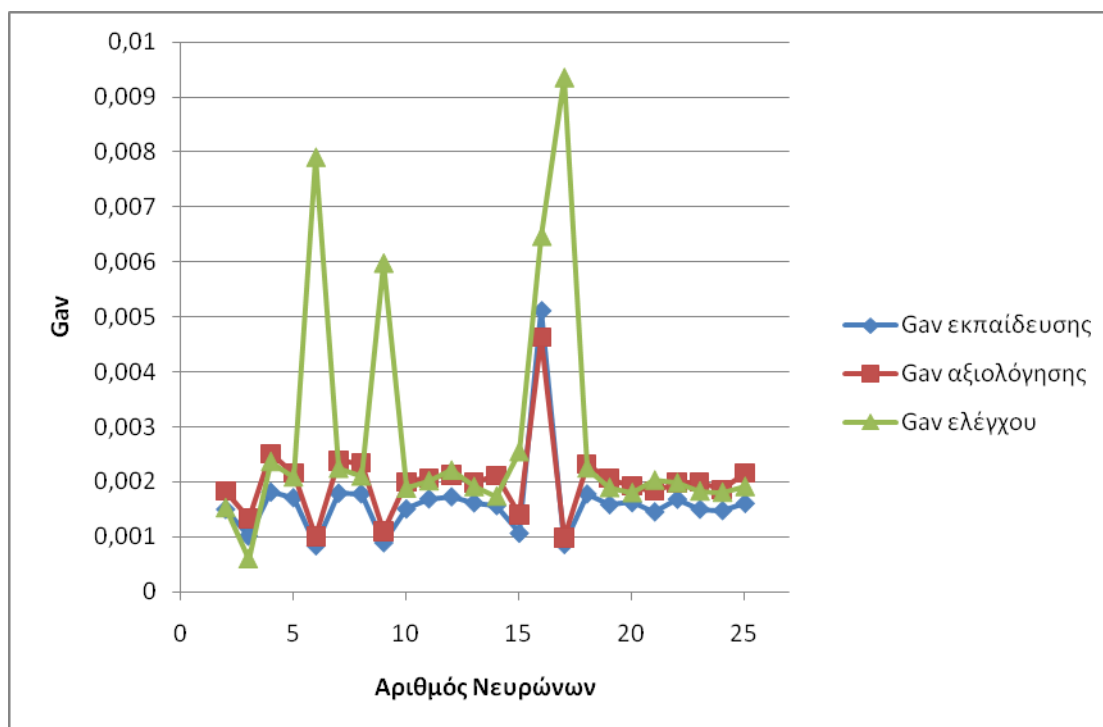
Σχήμα 4.150: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.151: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

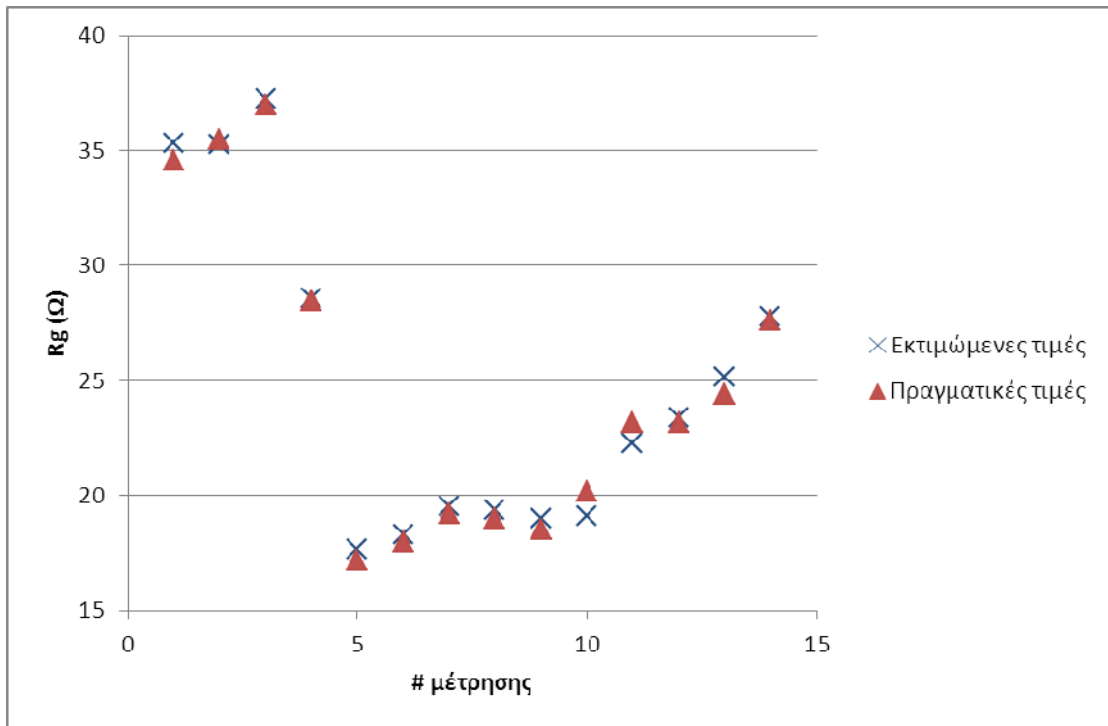
## β) Με χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού

Στο Σχήμα 4.152 φαίνεται η διακύμανση του μέσου σφάλματος με μεταβολή του πλήθους των νευρώνων. Επιλέχθηκε  $N_n=3$  (με σφάλματα  $G_{av}$ : εκπαίδευσης  $1,01352 \cdot 10^{-3}$ , αξιολόγησης  $1,339 \cdot 10^{-3}$  και ελέγχου  $0,59565 \cdot 10^{-3}$ ). Οι παράμετροι του αλγορίθμου λαμβάνουν τις τιμές  $\sigma=10^{-4}$ ,  $\lambda_0=10^{-6}$ , μέγιστος αριθμός εποχών 7000, συναρτήσεις ενεργοποίησης:  $f_1(x)=\tanh(1,3x)$ ,  $f_2(x)=0,275x$ . Τα μέσα σφάλματα είναι  $G_{av}$ :  $0,89998 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο εκπαίδευσης,  $1,30590 \cdot 10^{-3}$  για το αξιολόγησης και  $0,39343 \cdot 10^{-3}$  για το σύνολο ελέγχου. Οι εκτιμώμενες τιμές του συνόλου ελέγχου εν συγκρίσει με τις πραγματικές τιμές του ίδιου συνόλου καθώς επίσης και η μεταξύ τους συσχέτιση φαίνονται στα Σχήματα 4.153 και 4.154.

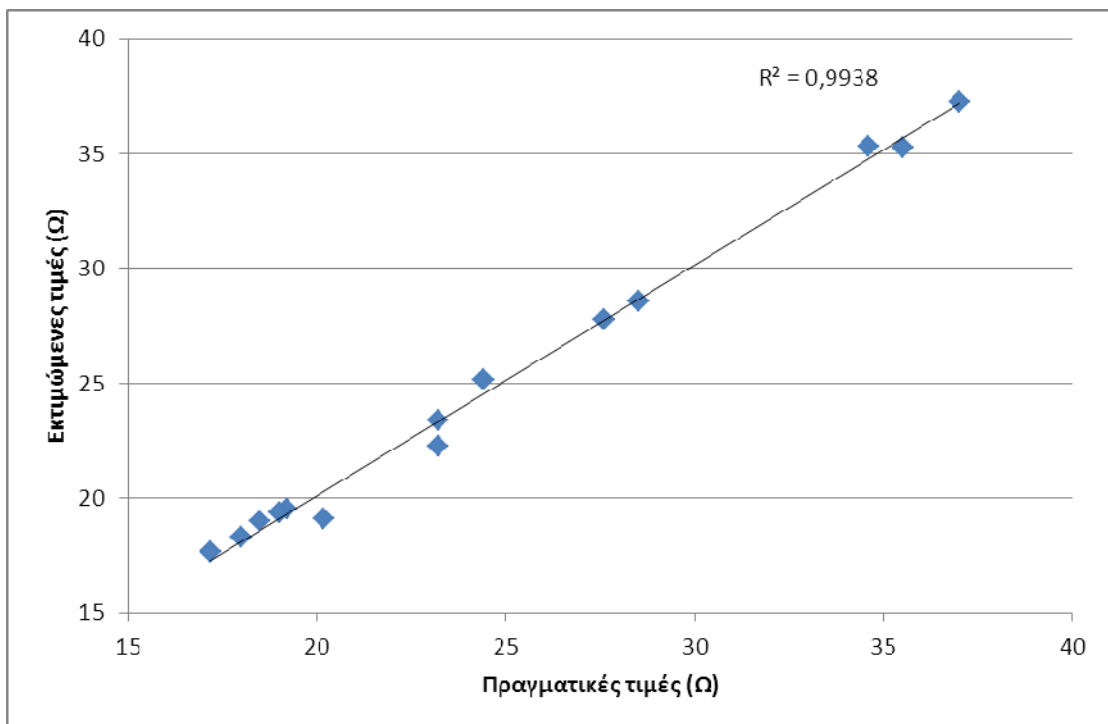


**Σχήμα 4.152:** Συγκριτικό διάγραμμα του σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με μεταβολή του αριθμού των νευρώνων





Σχήμα 4.153: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές για την αντίσταση γείωσης



Σχήμα 4.154: Συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών της αντίστασης γείωσης

#### **4.10 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 2**

Στον Πίνακα 4.5 παρουσιάζονται τα τελικά αποτελέσματα για το Σενάριο 2 για όλους τους αλγόριθμους που εφαρμόστηκαν. Από τις μεθόδους εκπαίδευσης με τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (αλγόριθμοι 1 ως και 3), τα καλύτερα αποτελέσματα για το πρόβλημα εκτίμησης της αντίστασης γείωσης έδωσε ο αλγόριθμος 2α (εκπαίδευση ανά πρότυπο με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής και 3 κριτήρια τερματισμού). Η συσχέτιση πραγματικών-εκτιμώμενων τιμών του συνόλου ελέγχου που επιτεύχθηκε τότε είναι 0,992514. Από τις μεθόδους εκπαίδευσης με σειριακή παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης (αλγόριθμοι 4 ως και 11), ο αλγόριθμος 10α (δηλαδή εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere, επανεκκίνηση Powell–Beale με 3 κριτήρια τερματισμού) έδωσε την καλύτερη συσχέτιση για το σύνολο ελέγχου (0,994587).

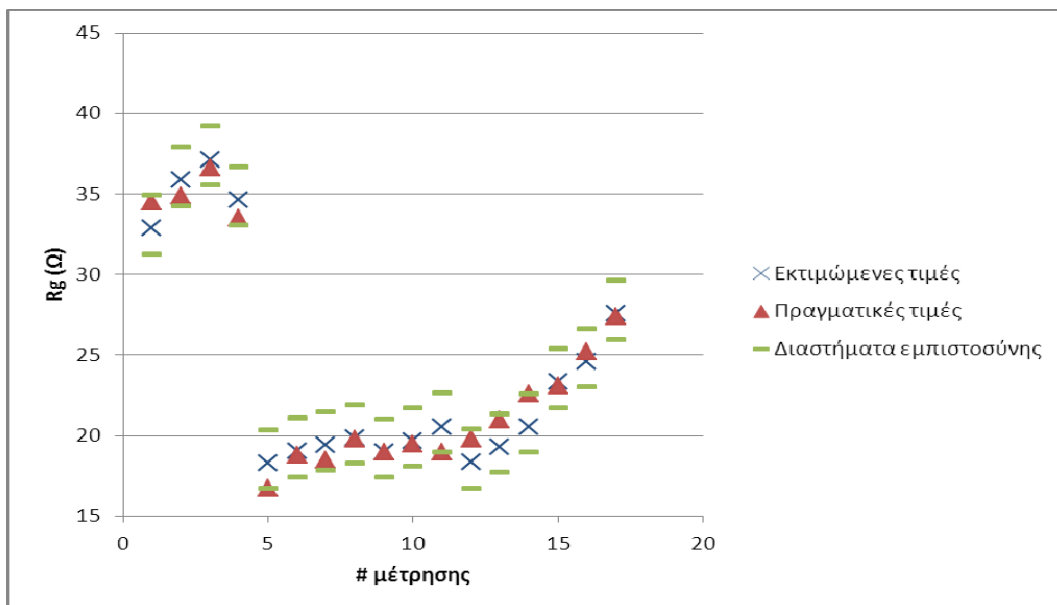
**Πίνακας 4.5:** Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ΤΝΔ για το Σενάριο 2

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
1α	25	α <sub>0</sub> =0,9 Tα=3000 η <sub>0</sub> =0,9 Tη=3000 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(1,9x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,4x))	0,70952	0,75694	1,17141	0,987181	0,986665	0,988036
1β	25	α <sub>0</sub> =0,9 Tα=3000 η <sub>0</sub> =0,9 Tη=2400 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(2x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,4x))	0,69684	0,74597	0,86358	0,987281	0,987142	0,988036
2α	2	α <sub>0</sub> =0,9 Tα=2800 η <sub>0</sub> =0,9 Tη=2800	f <sub>1</sub> =1/(1+exp(-1,6x)) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,4x))	1,45928	1,63281	1,10167	0,974169	0,971742	0,992514
2β	2	α <sub>0</sub> =0,9 Tα=2600 η <sub>0</sub> =0,8 Tη=2600 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =1/(1+exp(-1,775x)) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,15x))	1,33716	1,59019	1,03573	0,97565	0,973419	0,984719
3α	2	η <sub>0</sub> =3,3 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(1,05x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,675x))	1,65692	1,74205	0,83429	0,971171	0,969575	0,991478
3β	2	η <sub>0</sub> =4 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(1,1x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,325x))	1,28652	1,54715	1,62997	0,977468	0,975907	0,97334
4α	2	η <sub>0</sub> =4 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(3,4x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,25x))	1,63291	1,73845	0,81352	0,970816	0,969634	0,990184
4β	2	η <sub>0</sub> =4 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(4x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,275x))	1,38236	1,67388	1,05987	0,975295	0,972946	0,983786
5α	41	α <sub>0</sub> =0,9 Tα=2800 η <sub>0</sub> =4 Tη=5500 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(1,15x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,9x))	1,75541	2,34193	2,24641	0,967961	0,95993	0,980734
5β	41	α <sub>0</sub> =0,9 Tα=2800 η <sub>0</sub> =4 Tη=5500 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(1,2x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,7x))	1,71343	2,31785	2,20004	0,968728	0,960282	0,982041
6α	2	α <sub>0</sub> =1 Tα=4500 η <sub>0</sub> =0,5 Tη=6000 max_epochs=7000	f <sub>1</sub> =tanh(2,1x) f <sub>2</sub> =1/(1+exp(-0,225x))	2,06969	1,89823	1,85781	0,962459	0,967272	0,97729

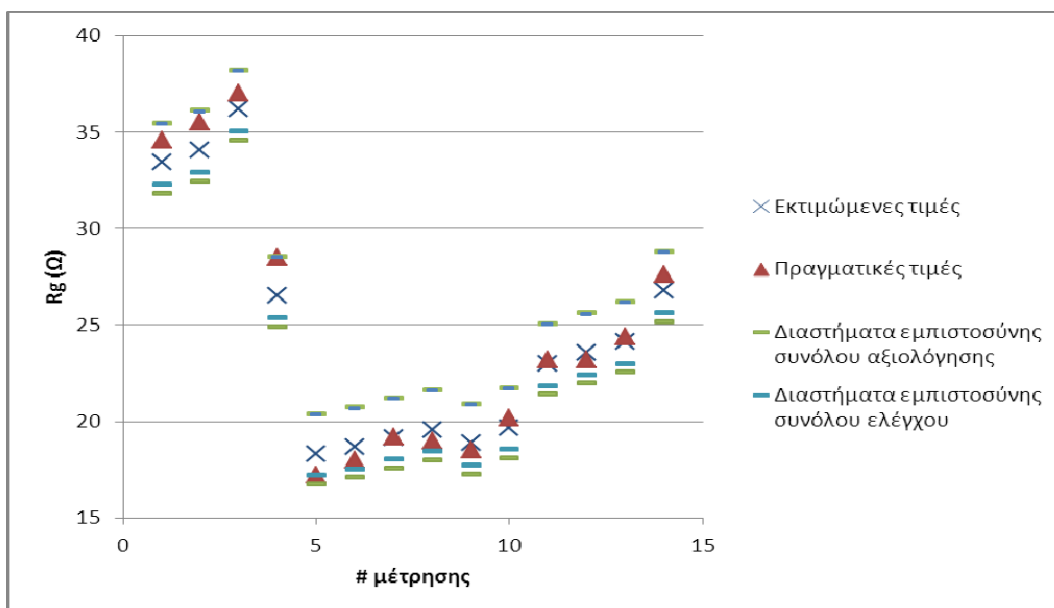
6 $\beta$	2	$\alpha_0=1$ $T\alpha=4500$ $\eta_0=2,5$ $T\eta=4000$ max_epochs=7000	$f_1=\tanh(1,2x)$ $f_2=1/(1+\exp(-0,1x))$	2,39496	2,25134	3,11737	0,956993	0,961831	0,95758
7 $\alpha$	9	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ max_epochs=7000	$f_1=\tanh(2,2x)$ $f_2=1/(1+\exp(-x))$	0,64383	0,56883	0,64899	0,988255	0,990343	0,991199
7 $\beta$	14	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ max_epochs=7000	$f_1=\tanh(2x)$ $f_2=1/(1+\exp(-0,8x))$	0,55262	0,59179	0,59365	0,989906	0,989846	0,989945
8 $\alpha$	7	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ $\lim_{orthogonality}=0,9$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,9x)$ $f_2(x)=0,3x$	0,71580	1,01532	0,78747	0,986943	0,982775	0,988314
8 $\beta$	7	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ $\lim_{orthogonality}=0,9$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,9x)$ $f_2(x)=0,3x$	0,71448	1,02351	0,78387	0,986963	0,982636	0,988314
9 $\alpha$	9	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,8x)$ $f_2(x)=0,5x$	0,65348	0,73709	0,44378	0,988076	0,98732	0,992773
9 $\beta$	9	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,7x)$ $f_2(x)=0,8x$	0,70581	0,91095	0,81860	0,987122	0,98454	0,986565
10 $\alpha$	6	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ $\lim_{orthogonality}=0,9$	$f_1(x)=\tanh(1,75x)$ $f_2(x)=1,1x$	0,88454	1,15369	0,35439	0,983846	0,98012	0,994587
10 $\beta$	6	$s=0,2$ $T_{bv}=40$ $T_{trix}=100$ $e_{trix}=10^{-5}$ $\lim_{orthogonality}=0,9$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,55x)$ $f_2(x)=0,9x$	0,92985	1,23174	0,81550	0,983033	0,978833	0,988334
11 $\alpha$	3	$\sigma=10^{-4}$ $\lambda_0=5 \cdot 10^{-8}$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(0,4x)$ $f_2(x)=0,075x$	0,89817	1,29724	0,45430	0,983608	0,9782	0,992534
11 $\beta$	3	$\sigma=10^{-4}$ $\lambda_0=10^{-6}$ max_epochs=7000	$f_1(x)=\tanh(1,3x)$ $f_2(x)=0,275x$	0,89998	1,30590	0,39343	0,983568	0,978081	0,99381

#### 4.11 Διαστήματα εμπιστοσύνης ΤΝΔ για το Σενάριο 2

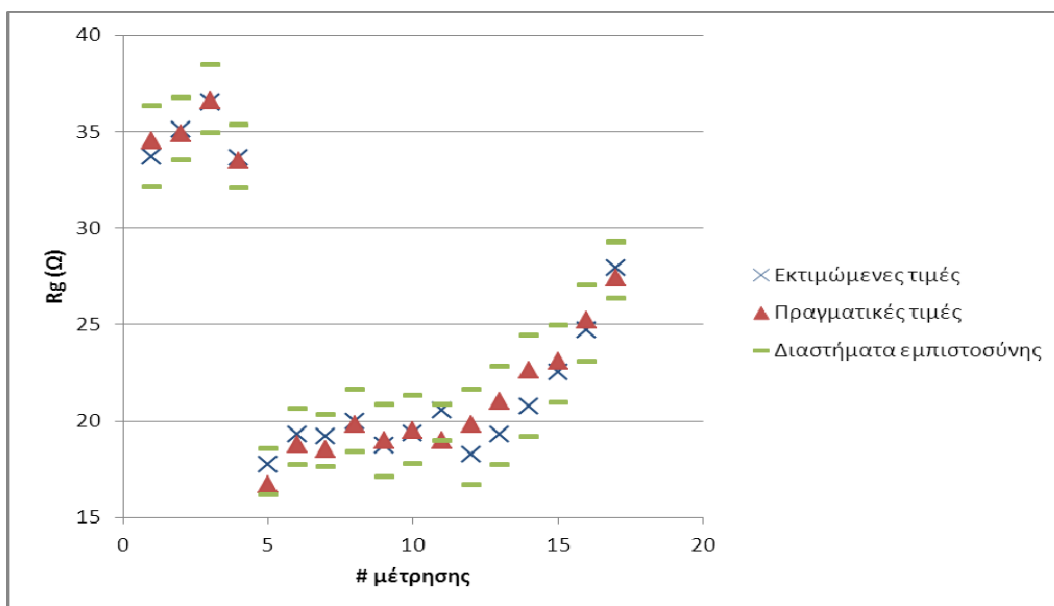
Στη συνέχεια προσδιορίζονται τα διαστήματα εμπιστοσύνης των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με πιθανότητα ουράς ίση με 5%, δηλαδή το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης να καλύπτει το 90% του πληθυσμού. Τα διαστήματα εμπιστοσύνης παρουσιάζονται για τους αλγόριθμους που έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα συσχέτισης για το σύνολο ελέγχου. Στο Σχήμα 4.155 φαίνονται, για το ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με την μέθοδο 2α, σε κοινή γραφική παράσταση το άνω όριο, το κάτω όριο, οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές για τα δεδομένα του συνόλου αξιολόγησης. Στο Σχήμα 4.156 φαίνονται οι πραγματικές, οι εκτιμώμενες τιμές, το άνω και το κάτω όριο του συνόλου ελέγχου. Στην ίδια γραφική σημειώνονται και τα όρια του συνόλου αξιολόγησης. Οι πραγματικές και οι εκτιμώμενες τιμές βρίσκονται εντός των διαστημάτων εμπιστοσύνης. Το άνω όριο του συνόλου ελέγχου σχεδόν συμπίπτει με το άνω όριο του συνόλου αξιολόγησης και η περιοχή του συνόλου ελέγχου είναι πιο στενή. Στα Σχήματα 4.157, 4.158 παρουσιάζονται οι αντίστοιχες γραφικές για τον αλγόριθμο 10α. Παρατηρείται ότι και εδώ η περιοχή του συνόλου ελέγχου είναι πιο στενή από την περιοχή του συνόλου αξιολόγησης, που σημαίνει ότι η πρόβλεψη θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί με επιτυχία ακόμα και βάσει μόνο των δεδομένων του συνόλου αξιολόγησης.



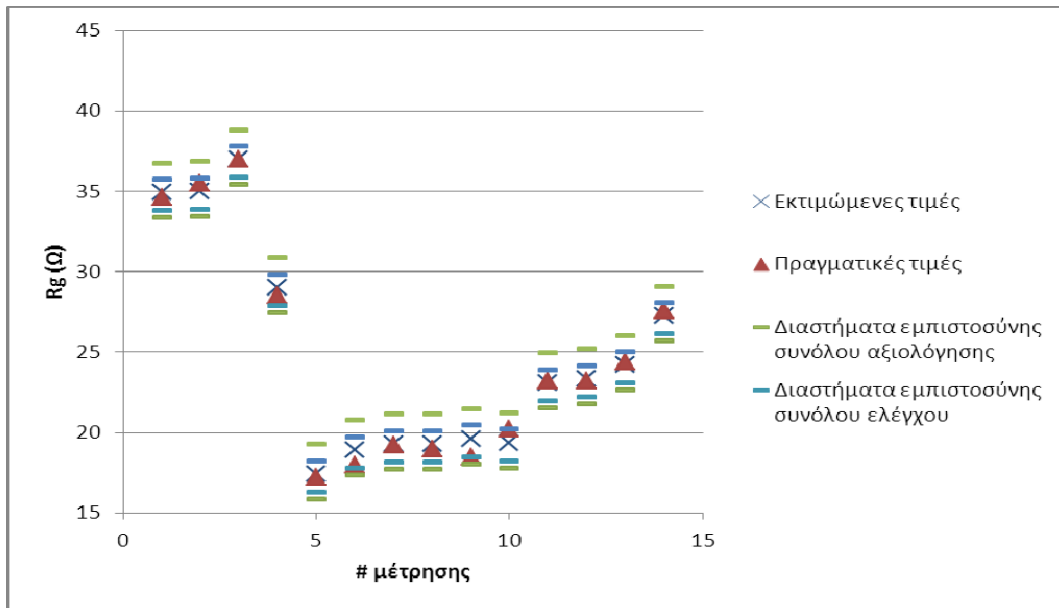
Σχήμα 4.155: Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 2α



Σχήμα 4.156: Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων ελέγχου και αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 2α



Σχήμα 4. 157: Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων του συνόλου αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 10α



**Σχήμα 4. 158:** Γραφική παράσταση των πραγματικών τιμών, των εκτιμώμενων τιμών και των ορίων των συνόλων ελέγχου και αξιολόγησης για τη μέθοδο εκπαίδευσης 10α

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

### **Συμπεράσματα-Επόμενη Μέρα**

Μετά από τη μελέτη αυτή της της εποχιακής μεταβολής της αντίστασης γείωσης με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων, θα μπορούσαμε εν γένει να εξάγουμε τα εξής συμπεράσματα:

- Τα αποτελέσματα της διαδικασίας που ακολουθήθηκε στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα των ΤΝΔ για την εκτίμηση της αντίστασης γείωσης κατακόρυφου ηλεκτροδίου, γεγονός που αποτελεί εχέγγυο για την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθοδολογίας σε διαφορετικά σενάρια.
- Οι χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι παρουσιάζουν μεγάλη ευελιξία ως προς τη δυνατότητα εισαγωγής νέων μεταβλητών εισόδου και συνεπώς την προσαρμογή στις εκάστοτε ανάγκες μοντελοποίησης.
- Δεν υπάρχει ένας βέλτιστος τρόπος εκπαίδευσης τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Κάθε φορά που χρειάζεται να πραγματοποιηθεί ένα νέο σενάριο, είναι απαραίτητο να γίνεται διερεύνηση για την εύρεση του αποτελεσματικότερου αλγόριθμου εκπαίδευσης. Αυτό παρατηρείται και από τα αποτελέσματα των δύο σεναρίων που υλοποιήθηκαν. Για το σενάριο 1, βέλτιστος αλγόριθμος εκπαίδευσης βρέθηκε ο 5β (εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής, φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις με 2 κριτήρια τερματισμού), ενώ για το σενάριο 2 ο 10α (εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere, επανεκκίνηση Powell–Beale με 3 κριτήρια τερματισμού) έδωσε τις καλύτερες εκτιμήσεις.
- Για τον ίδιο αλγόριθμο εκπαίδευσης, οι παράμετροι του αλγορίθμου (π.χ. ρυθμός μάθησης, χρονική παράμετρος ρυθμού μάθησης, συντελεστές συναρτήσεων ενεργοποίησης), οι οποίοι δίνουν τη βέλτιστη πρόβλεψη, διαφοροποιούνται όταν προσομοιώνονται διαφορετικά σενάρια. Και το γεγονός αυτό επιβεβαιώνει την ανάγκη εφαρμογής της διαδικασίας βελτιστοποίησης του αλγορίθμου για κάθε νέο σενάριο δεδομένων εισόδου.



Αξίζει στο σημείο αυτό να πούμε, ότι σε περαιτέρω μελέτες στα συστήματα γείωσης, θα μπορούσε να δοκιμαστεί η χρήση των ΤΝΔ στην εκτίμηση της αντίστασης γείωσης εισάγοντας ως δεδομένα μέσο εβδομαδιαίο ύψος βροχόπτωσης, μέση εβδομαδιαία τιμή ειδικής αντίστασης, μέσο μηνιαίο ύψος βροχόπτωσης και μέση μηνιαία τιμή ειδικής αντίστασης. Επιπλέον, θα πρέπει να επισημάνουμε το γεγονός ότι στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν μετρήσεις 10 μηνών στο σύστημα γείωσης που είχε εγκατασταθεί σε χώρο του 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 Πολυτεχνείου, όπου έχουν εγκατασταθεί 6 συστήματα γείωσης (ένα ανάλογο προς αυτό που είχε χρησιμοποιηθεί στο ΤΕΙ και 5 στα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί βελτιωτικά εδάφους).

## **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ**

Ημερομηνία	Ειδική αντίσταση του εδάφους ρ[Ωm]								Ύψος βροχόπτωσης (mm H <sub>2</sub> O)	Θερμοκρασία (°C)	Αντίσταση γείωσης Rg (Ω)
	α=1m	α=2m	α=3m	α=4m	α=5m	α=6m	α=8m	α=10m			
17/10/2005	89,21	65,6	52,8	38,58	28,57	26,2	19,68	15,74	0	15,1	34,5
19/10/2005	91,51	66,94	53,38	38,58	27,94	26,2	19,68	16,37	0	12,2	35,2
21/10/2005	92,28	66,94	54,35	39,61	28,57	25,82	19,68	16,37	0	14,4	34,6
24/10/2005	93,82	69,62	55,32	39,61	28,89	26,58	19,17	17	0,1	18,9	34,7
26/10/2005	93,82	69,62	55,51	40,12	29,21	26,58	19,68	16,37	0	18,6	34,9
28/10/2005	93,82	68,28	52,41	38,33	28,57	26,58	20,18	15,74	0	19,9	34,9
31/10/2005	93,05	65,6	56,29	38,84	27,3	24,68	17,16	12,6	1,4	10,9	35,5
2/11/2005	99,97	72,29	58,23	42,16	29,84	28,1	20,69	15,74	1,3	13,8	36
4/11/2005	107,66	66,94	58,23	38,33	29,84	26,58	17,66	15,74	0	11,5	34,9
7/11/2005	103,82	68,28	57,65	38,33	28,89	26,58	20,18	15,74	0	12,6	35,9
9/11/2005	103,82	73,63	60,17	42,16	28,89	26,58	19,17	15,74	0	12,8	36,6
11/11/2005	103,82	68,28	60,17	42,16	30,16	26,96	20,18	15,74	0	12,6	37
14/11/2005	105,35	73,63	61,14	43,44	31,75	28,48	22,71	16,37	0	12,0	38
16/11/2005	107,66	73,63	62,11	44,72	31,75	30	21,7	17	0	13,4	38,5
18/11/2005	86,13	68,28	58,23	41,14	28,57	26,58	17,66	15,74	0,6	15,0	32
21/11/2005	89,21	69,62	58,81	43,18	30,16	26,2	20,18	15,74	0	4,3	33,5
23/11/2005	69,98	62,92	55,32	41,91	30,16	27,34	20,69	15,74	28,5	11,1	28,5
25/11/2005	49,99	48,2	43,87	35,77	26,99	24,68	24,22	15,74	21,2	13,7	19,2
28/11/2005	47,68	43,24	39,4	31,94	25,4	23,54	17,66	15,74	0	15,1	16,6

30/11/2005	49,22	42,97	38,82	31,94	25,4	23,54	17,66	15,74	0	13,5	16,7
2/12/2005	47,68	42,44	38,63	30,66	25,08	23,16	18,17	15,74	0	17,8	16,7
5/12/2005	49,99	43,64	44,64	31,94	26,67	24,68	18,17	16,37	0,1	12,2	17,1
7/12/2005	49,99	43,64	39,6	32,2	26,03	23,92	18,17	15,74	0	15,6	17,2
9/12/2005	52,29	44,58	39,79	32,71	26,03	24,68	18,67	16,37	0	10,6	17,5
12/12/2005	53,83	46,59	41,73	33,47	27,62	24,68	20,18	18,89	0	10,9	18,2
16/12/2005	58,45	48,73	43,09	35,01	28,89	26,58	20,18	15,74	0	9,3	18,8
19/12/2005	65,37	47,53	42,31	34,5	28,57	24,68	19,68	16,37	0,1	4,8	18,5
10/1/2006	53,83	42,84	38,82	40,88	32,7	26,96	19,17	18,26	0,3	5,0	18
11/1/2006	53,06	47,53	31,06	25,55	26,99	23,92	17,66	15,74	1,2	4,7	18
12/1/2006	56,14	46,86	31,06	25,55	27,3	24,68	19,17	18,26	1,1	5,0	18
13/1/2006	53,83	45,52	33,97	31,94	27,62	18,99	19,68	15,74	1,1	4,9	18,5
17/1/2006	57,68	47,12	41,34	33,73	27,94	25,44	20,69	18,26	0	4,9	19,3
18/1/2006	57,68	46,32	40,76	33,99	27,62	24,68	19,68	18,89	0	7,7	19,3
20/1/2006	57,68	47,12	40,76	33,47	26,99	25,06	19,68	18,89	0	6,6	19,3
23/1/2006	56,91	46,32	40,76	33,47	27,3	24,68	19,17	18,89	4,5	5,2	19,2
26/1/2006	60,75	47,93	43,48	34,5	27,62	25,82	19,68	17,63	0,9	0,8	19,8
31/1/2006	57,68	48,2	41,15	33,73	26,99	24,68	19,17	17	0	7,5	20
2/2/2006	51,52	47,53	40,76	33,73	26,99	24,68	17,66	18,26	0,1	8,5	19,5
3/2/2006	58,45	47,53	43,67	33,22	26,99	24,68	19,68	16,37	0	7,8	19,5
6/2/2006	52,29	44,85	38,82	33,22	26,99	20,88	18,67	18,89	6,9	4,8	19

8/2/2006	49,99	45,12	39,4	33,22	26,99	24,68	20,18	17,63	0,2	1,4	19,2
10/2/2006	55,37	45,12	38,82	32,2	26,67	23,92	19,68	15,74	0,1	11,0	19,2
13/2/2006	56,14	44,85	39,79	31,69	26,03	22,78	18,67	16,37	0	4,6	19
16/2/2006	55,37	45,52	39,21	32,2	26,03	22,78	17,66	12,6	0	5,7	19,5
17/2/2006	55,37	44,98	38,82	31,69	25,4	22,78	16,65	12,6	0	10,0	19,5
20/2/2006	53,83	43,51	38,04	29,39	25,4	20,88	17,16	14,48	0,06667	12,4	19,3
23/2/2006	54,6	43,51	38,43	30,66	23,49	20,88	17,16	12,6	0,06667	11,4	19
24/2/2006	53,83	42,84	37,85	25,55	20,64	20,88	15,14	12,6	12,6	13,2	18,8
27/2/2006	54,6	42,84	38,82	28,11	22,22	22,78	16,65	12,6	0	11,9	19
28/2/2006	55,37	42,84	40,76	28,11	22,22	23,54	17,16	15,74	0	13,8	19
29/3/2006	55,4	41,52	36,9	30,68	25,41	22,79	18,17	17,64	0	15,4	18,5
31/3/2006	53,86	40,18	35,34	28,63	23,82	20,89	16,16	13,86	0	12,3	18,5
3/4/2006	55,4	41,52	35,93	29,4	25,41	22,79	17,67	15,12	8,8	13,4	19,5
5/4/2006	50,01	45,14	39,42	33,24	27	24,69	20,19	17,64	0	11,6	19,8
7/4/2006	55,4	45,14	38,84	32,21	26,68	23,93	19,69	15,75	0	17,3	20
10/4/2006	56,17	44,87	39,81	31,7	26,05	22,79	18,68	16,38	0	13,5	20
12/4/2006	55,4	45,54	39,23	32,21	26,05	22,79	17,67	12,6	0	16,5	20,4
14/4/2006	55,4	45	38,84	31,7	25,41	22,79	16,66	12,6	0,86667	12,4	20,2
17/4/2006	53,86	43,53	38,06	29,4	25,41	20,89	17,16	14,49	0	19,4	21
3/5/2006	54,63	43,53	38,45	30,68	23,51	20,89	17,16	12,6	0	14,7	22,3
5/5/2006	53,86	42,86	37,87	25,57	20,65	20,89	15,15	12,6	0	13,8	22,3

8/5/2006	54,63	42,86	38,84	28,12	22,23	22,79	16,66	12,6	0	15,8	22,6
10/5/2006	55,4	42,86	40,78	28,12	22,23	23,55	17,16	15,75	0	17,8	22,6
12/5/2006	84,63	53,71	44,67	31,96	25,41	21,65	17,67	14,49	0	18,3	23
15/5/2006	84,63	53,71	44,67	33,24	25,41	21,65	17,16	14,49	0,06667	19,0	23
17/5/2006	84,63	53,71	44,08	33,24	26,05	17,48	17,67	16,38	0	20,7	23,2
19/5/2006	84,63	53,85	44,08	33,24	26,05	19,75	17,67	15,12	0	20,9	23,2
29/5/2006	83,1	53,58	42,14	32,47	26,05	22,79	17,67	14,49	0	25,1	23,1
31/5/2006	84,63	53,98	44,67	32,72	26,05	23,17	17,67	15,12	0	25,8	23,1
2/6/2006	84,63	53,71	44,08	32,98	26,05	22,79	17,67	15,12	0	26,0	23,1
9/6/2006	86,17	54,65	44,86	32,98	26,05	23,17	17,67	15,12	0,6	18,3	23,2
14/6/2006	89,25	57,06	46,41	33,24	26,68	22,79	17,67	14,49	0	19,7	23,4
19/6/2006	90,02	58,4	47	33,24	26,68	22,79	17,67	15,12	0	29,3	24,4
30/6/2006	89,25	59,07	48,36	33,24	27	23,55	18,17	15,12	0	31,1	25,2
10/7/2006	95,41	61,88	50,49	33,75	27,32	23,55	17,67	13,23	0	25,3	26,7
12/7/2006	96,18	62,69	50,49	36,05	29,22	25,83	20,19	17,01	0	26,1	26,8
14/7/2006	96,18	63,09	50,88	35,79	28,59	24,69	18,68	15,12	0	27,3	27,5
17/7/2006	95,41	63,09	51,46	36,3	28,59	23,17	17,67	13,23	0	26,2	27,4
21/7/2006	95,41	63,09	50,88	36,05	28,91	23,93	18,17	15,12	0	26,7	27,6
26/7/2006	94,64	63,22	51,07	35,79	29,22	24,31	17,67	15,12	0	28,3	27,8
31/7/2006	94,64	63,36	51,27	35,79	28,59	23,17	18,17	13,23	0	29,1	27,7