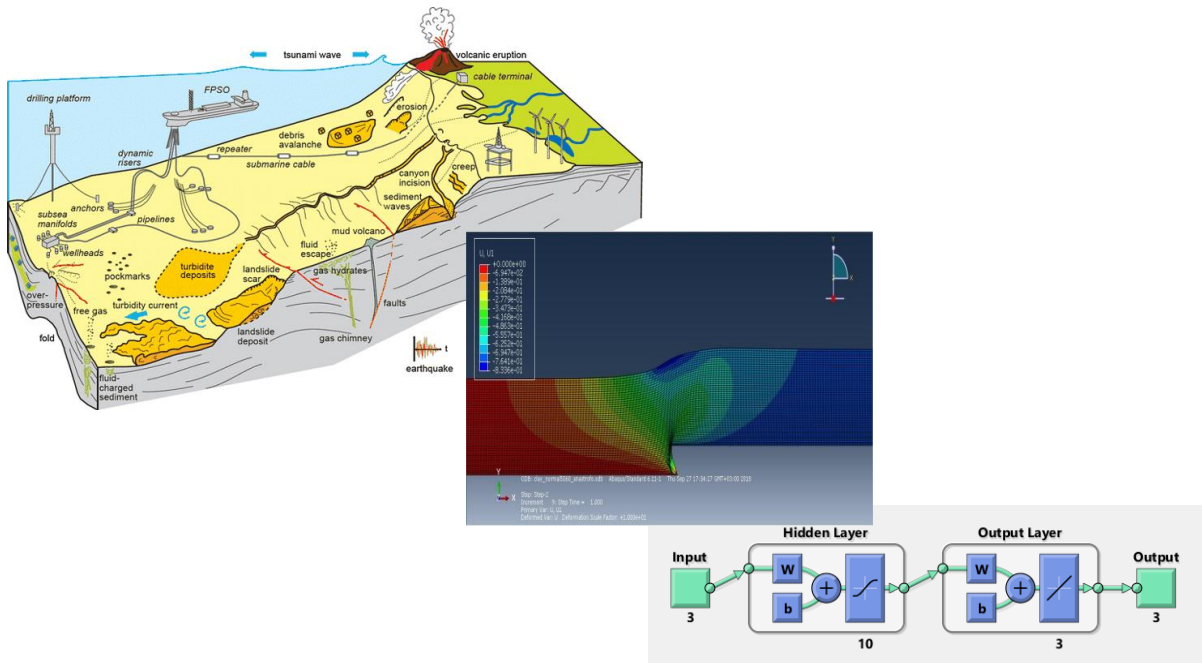




Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για το Βέλτιστο Σχεδιασμό Υποθαλάσσιων Ενεργειακών Δικτύων έναντι Γεωκινδύνων.



ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Κωνσταντίνος Μπούτικας

Επιβλέπων: Μ. Σακελλαρίου, Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Συνεπιβλέπων: Π. Ψαρρόπουλος, Ε.Δι.Π./Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Δεκέμβριος 2019

Μπούτικας Κ. (2019).
Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για το Βέλτιστο Σχεδιασμό Υποθαλάσσιων
Ενεργειακών Δικτύων έναντι Γεωκινδύνων.
Μεταπτυχιακή Εργασία
Σχολή Ναυπηγών Μηχανολόγων Μηχανικών
Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.

Boutikas K. (2019).
Advanced Neural Networks use in the Optimal Design of Offshore Energy Lifelines against
Geohazards.
Postgraduate Thesis
School of Naval Architecture and Marine Engineering
National Technical University of Athens, Greece

Επιβλέπων: Μ. Σακελλαρίου, Ομότιμος Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Συνεπιβλέπων: Ψαρρόπουλος Πρόδρομος, Ε.ΔΙ.Π., Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....

.....

.....

Σακελλαρίου Μιχαήλ
Ομότιμος Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Ψαρρόπουλος Πρόδρομος
Μέλος Ε.ΔΙ.Π., Ε.Μ.Π.

Ρουσάκης Γρηγόριος
Διευθυντής Ερευνών, ΕΛΚΕΘΕ

Αθήνα, Δεκέμβριος 2019

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη.....	4
Abstract	5
Ευχαριστίες	6
1 Εισαγωγή	7
1.1 Γενικά.....	7
1.2 Οργάνωση περιεχομένων	8
2 Υποθαλάσσια ενεργειακά δίκτυα και κίνδυνοι.....	9
2.1 Εισαγωγή.....	9
2.2 Ιστορική αναδρομή.....	10
2.3 Κίνδυνοι στο σχεδιασμό υποθαλάσσιων αγωγών	14
2.3.1 Τεκτονικά ρήγματα	16
2.4 Διαδικασίες εναπόθεσης υποθαλάσσιων αγωγών	20
2.4.1 Εναπόθεση αγωγού με τη μέθοδο S-lay	21
2.4.2 Εναπόθεση αγωγού με τη μέθοδο J-lay.....	21
2.4.3 Εναπόθεση με τη μέθοδο της ρυμούλκησης (tow).....	22
2.5 Σχεδιασμός υποθαλάσσιων αγωγών	24
2.6 Συμπεράσματα.....	25
3 Νευρωνικά Δίκτυα (Ν.Δ.).....	27
3.1 Εισαγωγή.....	27
3.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ.).....	27
3.3 Μηχανισμός υπολογισμού των Νευρωνικών Δικτύων.....	29
3.3.1 Νευρώνες και κρυφά επίπεδα (στρώσεις)	30
3.3.2 Συναρτήσεις ενεργοποίησης.....	31
3.3.3 Εισαγωγή στην εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ.....	35
3.3.4 Εκπαίδευση Τ.Ν.Δ.: Πρόσθιας Τροφοδότησης (feedforward).....	36
3.3.5 Εκπαίδευση Τ.Ν.Δ.: Κανόνας Δέλτα	36
3.3.6 Εκπαίδευση Τ.Ν.Δ.: Ανάστροφη μετάδοση λάθους (back propagation)	38
3.3.7 Ανάστροφη μετάδοση λάθους (backpropagation): Βελτίωση αποτελεσματικότητας..	40
3.4 Συμπεράσματα.....	41
4 Ανάπτυξη υπολογιστικού εργαλείου	43
4.1 Εισαγωγή.....	43
4.2 Προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων.....	43
4.2.1 Προσομοίωση διάρρηξης ενεργού τεκτονικού ρήγματος	44
4.2.2 Υπολογιστική ανάλυση αλληλεπίδρασης αγωγού και ρήγματος.....	46
4.3 Κώδικες εισαγωγής, επεξεργασίας δεδομένων & διεπαφής (interface)	52
4.4 Κατασκευή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	56
4.5 Συμπεράσματα.....	79
5 Γενικά συμπεράσματα και προτάσεις μελλοντικής εργασίας.....	81
5.1 Συμπεράσματα.....	81
5.2 Προτάσεις μελλοντικής εργασίας.....	82
6 Βιβλιογραφία	83
7 Παράρτημα.	85

Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για το Βέλτιστο Σχεδιασμό Υποθαλάσσιων Ενεργειακών Δικτύων έναντι Γεωκινδύνων.

Μπούτικας Κ.

Περίληψη

Αντικείμενο της παρούσας εργασίας είναι η διερεύνηση της δυνατότητας χρήσης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Τ.Ν.Δ.) στο σχεδιασμό ενεργειακών δικτύων έναντι γεωκινδύνων. Ειδικότερα μελετήθηκε η πρόβλεψη της συμπεριφοράς των υποθαλάσσιων αγωγών που διέρχονται από ενεργά τεκτονικά ρήγματα.

Αρχικώς, κατασκευάστηκαν δύο δισδιάστατα προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων σε περιβάλλον ABAQUS. Στο πρώτο προσομοιώθηκε η διάρρηξη του ρήγματος, ενώ στο δεύτερο διερευνήθηκε η επίπτωση που έχει η επιβολή των μετατοπίσεων του ρήγματος στον αγωγό. Εκτελέστηκε πλήθος παραμετρικών αναλύσεων, οι οποίες προέκυψαν μέσω της μεταβολής του πάχους της στρώσης των ιζημάτων του πυθμένα (H), της γωνίας εσωτερικής τριβής (α) και της συνοχής (c) του εδαφικού υλικού. Σε κάθε ένα από τα προσομοιώματα πραγματοποιήθηκε πλήθος αναλύσεων και εξήχθησαν αποτελέσματα που αφορούσαν τις μετατοπίσεις του πυθμένα (U_1 , U_2) και την παραμόρφωση του αγωγού. Για την ελαχιστοποίηση του χρόνου εκτέλεσης των προσομοιώσεων, αναπτύχθηκε κώδικας σε γλώσσα προγραμματισμού Python για την αυτοματοποίηση των διαδικασιών εισαγωγής δεδομένων και επεξεργασίας αποτελεσμάτων, για την παράλληλη εκτέλεση των προσομοιωμάτων, καθώς και κώδικας διεπαφής για την «επικοινωνία» των δύο προσομοιωμάτων. Στη συνέχεια, τα αποτελέσματα της ανάλυσης χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Οι παράμετροι H , α και c αποτέλεσαν τις μεταβλητές εισόδου και οι παράμετροι U_1 , U_2 και ε τις μεταβλητές εξόδου των Τ.Ν.Δ.. Έλαβε χώρα η εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ. με τρεις διαφορετικούς αλγόριθμους και συγκεκριμένα για τους Bayesian Regularization (BR), Levenberg-Marquardt (LM) και Scaled Conjugate Gradient (SCG). Διερευνήθηκε η ικανότητά τους να προβλέψουν τα αποτελέσματα και έγινε έλεγχος του σφάλματος. Διαπιστώθηκε ότι ο αλγόριθμος BR είναι ο ικανότερος στο να προβλέψει δεδομένα, ακόμα και σε μικρές και «θορυβώδεις» ομάδες στοιχείων. Έγιναν περαιτέρω έλεγχοι της μεθόδου μέσω της εκτέλεσης επιπρόσθετων προσομοιώσεων, οι οποίες δεν συμπεριλαμβάνονταν στα αρχικά δεδομένα εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματά τους αντιπαραβλήθηκαν με τα αντίστοιχα του νευρωνικού δικτύου για τον έλεγχο της μεθόδου. Το σφάλμα της πρόβλεψης για την αξονική παραμόρφωση του αγωγού ήταν μικρότερο από 0.5%.

Εν κατακλείδι, οι αντικειμενικοί στόχοι επετεύχθησαν σε ικανοποιητικό βαθμό. Αποδείχθηκε ότι τα Τ.Ν.Δ. μπορούν να προβλέψουν τη συμπεριφορά υποθαλάσσιων αγωγών, στους οποίους επιβάλλονται μετατοπίσεις από τη διάρρηξη ρηγμάτων, εφόσον βασίζονται σε δεδομένα που έχουν εξαχθεί από ακριβή προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων.

Advanced Neural Networks use in the Optimal Design of Offshore Energy Lifelines against Geohazards.

Boutikas K.

Abstract

Scope of the particular postgraduate thesis was the investigation of the possibility to use the Advanced Neural Networks (A.N.N.) in the design of energy lifelines against geohazards. In particular, the prediction of the behavior of offshore pipelines that cross active tectonic faults was studied.

Initially, two 2D finite element models were created in ABAQUS. In the first model the active fault rapture was simulated, while in the second model the impact of the imposed displacements was investigated. Numerous parametric analyses were performed, that were emerged through the alteration of the seabed sediment thickness (H), the angle of the internal friction (α) and the cohesion (c) of the soil. For each and every one of the models several analyses took place and results were yielded regarding the displacements of the seabed (U_1 , U_2) and the pipe's strain. In order to minimize the runtime of the F.E. simulation a Python code was developed for the automation of the data input and processing, for the simultaneous models' execution, and also for the "communication" of the two models using an interface code. Consequently, the results of the analysis were used for the development of the Advanced Neural Networks. The H , α and c parameters were the input variables and the U_1 , U_2 and ϵ parameters were the output variables. Training of the A.N.N. took place with three training algorithms, namely the Bayesian Regularization (BR), the Levenberg-Marquardt (LM) and the Scaled Conjugate Gradient (SCG). Their ability to predict the results was investigated and error testing took place. It was realized that the BR algorithm was the most robust in data prediction, even in small and "noisy" datasets. Further testing was carried out through the execution of additional simulations, that they were not included in the original training data. The results were compared with the corresponding data of the neural network for method testing. The prediction error for the axial strain of the pipe was smaller than 0.5%.

In conclusion, the objectives were met in a sufficient degree. It was proved that the A.N.N. can predict the behavior of offshore pipelines, which are subjected to the displacements of active faults' rapture, provided that they are based on datasets that are extracted from accurate finite element simulations.

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ ιδιαίτερος τον κ. Μιχαήλ Σακελλαρίου, Ομότιμο Καθηγητή Ε.Μ.Π., για την εμπιστοσύνη του στο πρόσωπό μου, ενώ οφείλω να εκφράσω την εκτίμησή μου προς τον συνεπιβλέποντα της μεταπτυχιακής μου εργασίας κ. Πρόδρομο Ψαρρόπουλο, Ε.ΔΙ.Π/Ε.Μ.Π., για την καθοδήγηση και την υποστήριξη που μου προσέφερε, καθώς και την ευελιξία που έδειξε καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της μεταπτυχιακής εργασίας. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Νικόλαο Μακράκη, απόφοιτο της Σ.Α.Τ.Μ., για την πολύτιμη βοήθειά του στη χρήση του λογισμικού πεπερασμένων στοιχείων ABAQUS.

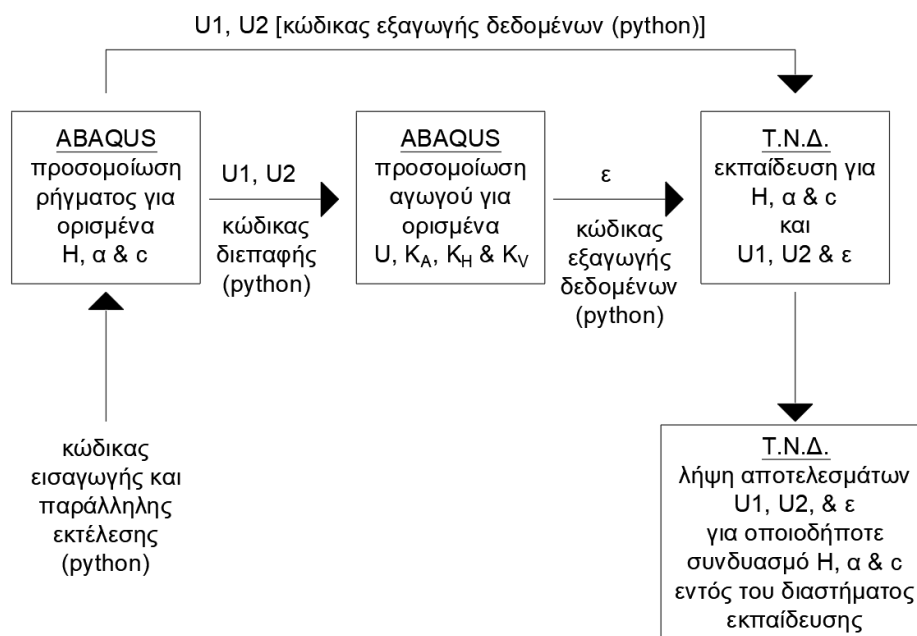
Τη μεταπτυχιακή μου εργασία αφιερώνω στους συνοδοιπόρους της καθημερινότητάς μου, τον Παντελή και τη Ζωή, που με ωθούν στο να αναστοχάζομαι και να προοδεύω, καθώς και στους γονείς μου, όπου δίχως την ενθάρρυνσή τους δεν θα ήταν δυνατή η ολοκλήρωσή της.

1 Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Λόγω της τεχνολογικής προόδου, τα τελευταία χρόνια λαμβάνει χώρα, τόσο σε παγκόσμιο επίπεδο, όσο και στην ευρύτερη περιοχή της ανατολικής Μεσογείου, μια προσπάθεια εκμετάλλευσης των υπεράκτιων πηγών ενέργειας, με κύρια αυτή του φυσικού αερίου. Επιπρόσθετα, παρατηρείται η τάση εγγύτερης συνεργασίας και αμεσότερης επικοινωνίας μεταξύ των χωρών προς όφελος της ευημερίας και της ανάπτυξης. Μία μορφή αυτής της συνεργασίας εκφράζεται ως επιθυμία για κατασκευή πυκνότερων ενεργειακών δικτύων. Τα τελευταία μπορεί να είναι είτε, καλώδια που χρησιμοποιούνται για τις τηλεπικοινωνίες και για τη μεταφορά ηλεκτρικής ενέργειας, είτε αγωγοί μεταφοράς υδρογονανθράκων. Ο σχεδιασμός και η κατασκευή υποθαλάσσιων αγωγών συναντά αρκετές προκλήσεις. Προκλήσεις που μέχρι πριν από λίγα χρόνια καθιστούσαν απαγορευτική την κατασκευή τέτοιων ενεργειακών δικτύων σε βαθιά νερά. Μία εξ αυτών έχει να κάνει κατά τη φάση του σχεδιασμού με την επίπονη και χρονοβόρα διαδικασία προσομοίωσης προς διερεύνηση της δομικής ακεραιότητας του αγωγού στην περίπτωση που διασταυρώνεται με κάποιο γεωκίνδυνο. Συνεπώς, απαραίτητη προϋπόθεση για τη βελτιστοποίηση του σχεδιασμού αποτελεί η απλοποίηση του μηχανισμού προσομοίωσης.

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η διερεύνηση της δυνατότητας χρήσης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για το βέλτιστο σχεδιασμό υποθαλάσσιων ενεργειακών δικτύων έναντι τεκτονικών ρηγμάτων. Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκε η μεθοδολογία του Σχήματος 1.1.



Σχήμα 1.1: Στάδια ανάπτυξης εργαλείου για το βέλτιστο σχεδιασμό ενεργειακών δικτύων.

Όπως θα αποδειχθεί στη συνέχεια η ως άνω μεθοδολογία θα αποτελέσει ένα επιστημονικό εργαλείο που θα δύναται να κρίνει αμέσως, παρακάμπτοντας τις χρονοβόρες διαδικασίες αριθμητικής ανάλυσης, το εάν είναι ασφαλής η διέλευση ενός ενεργειακού δικτύου από την περιοχή ενδιαφέροντος.

Η μεθοδολογία αναπτύχθηκε με τα ακόλουθα βήματα. Αρχικώς, κατασκευάστηκαν δύο δισδιάστατα προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων σε περιβάλλον ABAQUS, τα οποία βασίστηκαν πάνω σε αντίστοιχα προσομοιώματα που είχαν αναπτυχθεί κατά το παρελθόν για άλλους σκοπούς, καθώς και στην διπλωματική εργασία του Μαρκάκη (2018). Στο πρώτο προσομοιώθηκε η διάρρηξη του τεκτονικού ρήγματος. Η προσομοίωση είχε ως στοιχεία εισόδου μια ομάδα παραμέτρων του εδαφικού υλικού και εξήγαγε, ως αποτελέσματα, τις μετατοπίσεις U_1 και U_2 του πυθμένα. Πιο συγκεκριμένα τα στοιχεία εισόδου ήταν το πάχος της στρώσης των ιζημάτων του πυθμένα (H), η γωνία εσωτερικής τριβής (α) και η συνοχή (c) του εδαφικού υλικού. Το δεύτερο προσομοίωμα αφορούσε τον αγωγό. Είναι ένα προσομοίωμα που εμπεριέχει στοιχεία αλληλεπίδρασης μεταξύ του πυθμένα και του αγωγού. Λάμβανε ως στοιχεία εισόδου τις μετατοπίσεις του πυθμένα (U_1, U_2) και τις παραμέτρους εκείνες που επηρεάζουν τις σταθερές των εδαφικών ελατηρίων και άλλες συναφείς παραμέτρους. Με το πέρας της επίλυσης του δευτέρου προσομοιώματος λαμβάνονται οι δυσμενέστερες παραμορφώσεις (ε) που εντοπίζονται στις δύο ακραίες «ίνες» του αγωγού, ήτοι στην άνω και στην κάτω. Επειδή, όπως θα αναλυθεί εκτενέστερα στο 4^ο Κεφάλαιο, η διαδικασία είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα για αυτό αναπτύχθηκε κώδικας σε γλώσσα προγραμματισμού Python για την αυτοματοποίηση των διαδικασιών εισαγωγής δεδομένων και επεξεργασίας αποτελεσμάτων, για την παράλληλη εκτέλεση των προσομοιωμάτων και κώδικας διεπαφής για την «επικοινωνία» των δύο προσομοιωμάτων. Στη συνέχεια με τα αποτελέσματα των αναλύσεων καταρτίστηκε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, όπου είχε ως μεταβλητές εισόδου τα H, α και c και μεταβλητές εξόδου τα U_1, U_2 , και ε . Κατόπιν, πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση του δικτύου μέχρι ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Εν κατακλείδι εκτελέστηκαν πέντε ακόμη προσομοιώματα στο ABAQUS και τα αποτελέσματά τους αντιπαραβλήθηκαν με τα αντίστοιχα που λαμβάνονται από το νευρωνικό δίκτυο προς έλεγχο της μεθόδου. Σημειώνεται ότι τα στοιχεία ελέγχου από τα επιπρόσθετα πέντε προσομοιώματα δεν συμπεριελήφθησαν στον κύκλο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

1.2 Οργάνωση περιεχομένων

Η παρούσα εργασία αναπτύσσεται σε πέντε κεφάλαια:

Στο πρώτο κεφάλαιο παρατίθενται γενικά εισαγωγικά στοιχεία και γίνεται μια μικρή αναφορά στους αντικειμενικούς σκοπούς.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύονται οι βασικές έννοιες αναφορικά με τους γεωκινδύνους και τους αγωγούς μέσω βιβλιογραφικής επισκόπησης και παρουσιάζεται το υπόβαθρο του σχεδιασμού αγωγών.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται ο τρόπος λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων και οι δυνατότητες εκπαίδευσής τους προς ελαχιστοποίηση του σφάλματος.

Στο τέταρτο κεφάλαιο περιγράφεται βήμα προς βήμα η ανάπτυξη του υπολογιστικού εργαλείου και παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα

Τέλος, στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα και οι μελλοντικές προτάσεις.

2 Υποθαλάσσια ενεργειακά δίκτυα και κίνδυνοι

2.1 Εισαγωγή

Ο όρος «υποθαλάσσια ενεργειακά δίκτυα» (energy lifelines) αναφέρεται στους υποθαλάσσιους αγωγούς μεταφοράς υδρογονανθράκων και στα υποθαλάσσια καλώδια. Τα τελευταία μπορεί να είναι είτε καλώδια που χρησιμοποιούνται για τις τηλεπικοινωνίες, είτε υποθαλάσσια καλώδια μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Τα υποθαλάσσια ενεργειακά δίκτυα χρησιμοποιούνται για τη διασύνδεση απομακρυσμένων περιοχών, για τη μεταφορά υδρογονανθράκων από τα πεδία εξόρυξης κ.λπ. Τα τελευταία χρόνια ολοένα και περισσότερα πεδία υδρογονανθράκων ανακαλύπτονται υπεράκτια. Επίσης, σήμερα είναι εφικτή η εκμετάλλευση των αποθεμάτων υδρογονανθράκων που βρίσκονται σε μεγάλα θαλάσσια βάθη, καθώς και η μεταφορά τους στην ξηρά μέσω ενεργειακών δικτύων. Είναι επιθυμητό τα δίκτυα υποθαλάσσιων αγωγών να έχουν ικανή δυναμικότητα και ταυτοχρόνως τη βέλτιστη οικονομία και αντοχή έναντι των διάφορων κινδύνων. Οι υποθαλάσσιοι αγωγοί διασχίζοντας εκτεταμένες περιοχές, ενδέχεται να αντιμετωπίσουν μια ποικιλία κινδύνων που ειδικότερα ονομάζονται γεωκίνδυνοι (geohazards) και οι οποίοι, δύναται να προκαλέσουν σημαντικές μόνιμες μετακινήσεις του εδάφους (Permanent Ground Displacements - PGDs) οι οποίες επηρεάζουν τον αγωγό και σε ορισμένες περιπτώσεις απειλούν τη δομική ακεραιότητά του. Όταν η χάραξη του αγωγού περάσει από μια περιοχή γεωκινδύνων, υπάρχουν τρεις επιλογές για το σχεδιασμό:

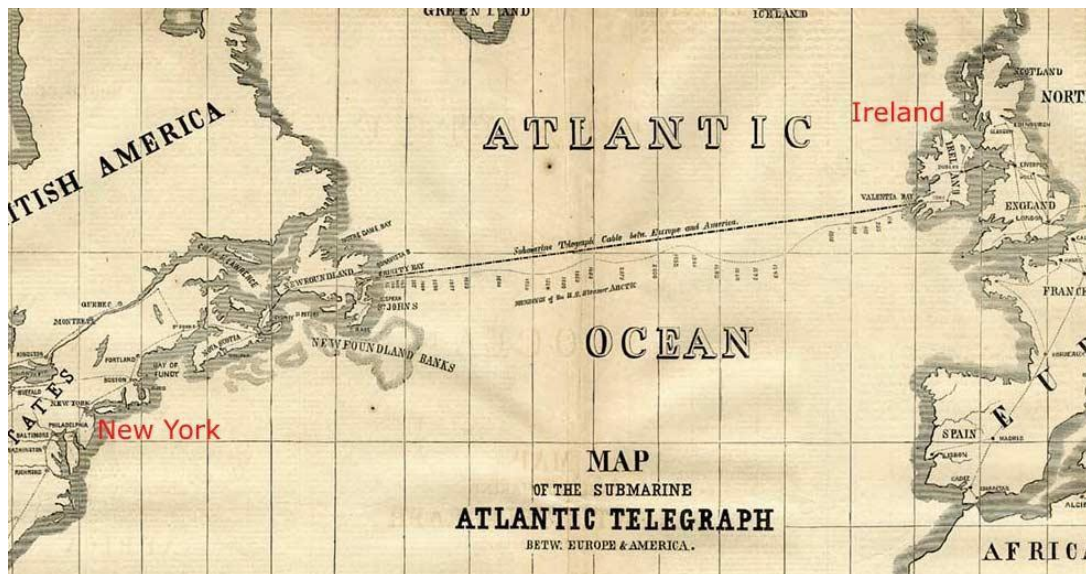
α) Αρχικά, η πρώτη επιλογή είναι μέσω της επαναχάραξης της διαδρομής ώστε να αποφευχθεί η προβληματική περιοχή, η οποία συνήθως θεωρείται ως δυσμενής λύση λόγω της υψηλής δαπάνης και της σημαντικής χρονικής καθυστέρησης.

β) Η δεύτερη είναι η εφαρμογή (αν είναι δυνατόν) μέτρων μετριασμού/προστασίας, προκειμένου να μειωθεί η επίδραση των γεωκινδύνων, μια επιλογή που είναι δύσκολο να εφαρμοστεί σε μεγάλα βάθη. Οι δύο ως άνω λόγοι είναι εξαιρετικά σημαντικοί για τέτοιου είδους έργα, όπου τα οικονομικά μεγέθη είναι τεράστια.

γ) Η τρίτη επιλογή είναι να επιτραπεί το πέρασμα του αγωγού μέσα από την επικίνδυνη περιοχή, υπό την προϋπόθεση ότι ο αγωγός θα έχει ικανή επάρκεια έναντι των δεδομένων συνθηκών επικινδυνότητας. Σε περιοχές με μέτρια ή υψηλή σεισμικότητα ο σχεδιασμός ενός υποθαλάσσιου αγωγού είναι πιο απαιτητικός, λόγω των γεωκινδύνων που σχετίζονται με τους σεισμούς, όπως κατολισθήσεις, φαινόμενα ρευστοποίησης του εδάφους, και ενεργά ρήγματα. Αξίζει να αναφερθεί ότι, μολονότι σε όλο τον κόσμο υπάρχει μια μεγάλη εμπειρία στην υπεράκτια γεωτεχνική μηχανική και τον σχεδιασμό ενός αγωγού, η εμπειρία στον αντισεισμικό σχεδιασμό των υπεράκτιων αγωγών είναι μάλλον περιορισμένη, καθώς η πλειονότητα των αγωγών έχουν κατασκευαστεί σε μη-σεισμικές περιοχές (π.χ., Βόρεια Θάλασσα, Δυτική Αυστραλία, στον Κόλπο του Μεξικού, κ.α.). Συνεπώς, ο αντισεισμικός σχεδιασμός των υπεράκτιων αγωγών έναντι ενεργών ρηγμάτων απαιτεί ιδιαίτερη προσοχή και περαιτέρω έρευνα.

2.2 Ιστορική αναδρομή

Οι αρχικές προσπάθειες για τη διασύνδεση ηπείρων, νησιών και χωρών που χωρίζονται από τη θάλασσα, ξεκίνησαν αμέσως μετά την ανακάλυψη του τηλέγραφου το 1839. Αν και προηγήθηκαν ορισμένες μικρότερες διασυνδέσεις σε επίπεδο χωρών, όπως μεταξύ Αγγλίας και Γαλλίας, ωστόσο το πρώτο σημαντικό εγχείρημα αποτέλεσε η τοποθέτηση ενός υπερατλαντικού υποβρύχιου καλωδίου μεταξύ ΗΠΑ και Βρετανίας (βλ. Σχήμα 2.1). Η προσπάθεια αυτή επιτεύχθηκε το 1865- 1866 και αποτέλεσε το πρώτο υποθαλάσσιο καλώδιο που διέσχισε ωκεανό.

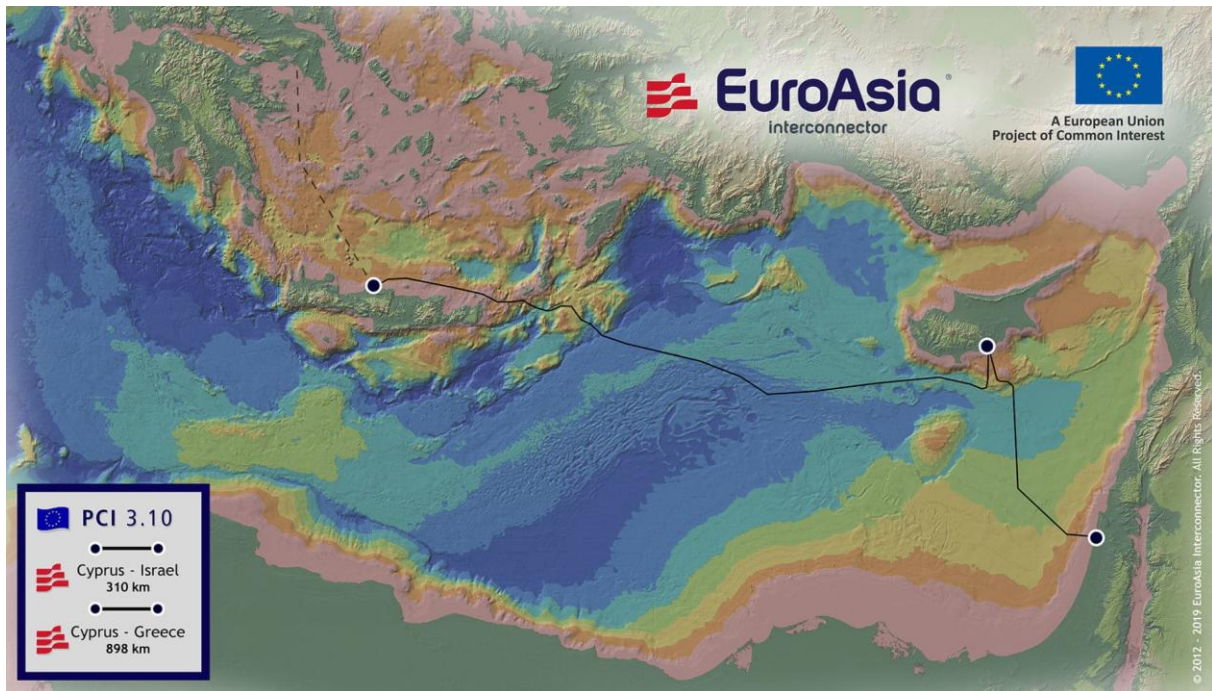


Σχήμα 2.1: Το πρώτο υπερατλαντικό υποθαλάσσιο καλώδιο τηλεπικοινωνιών.
(www.submarinecablesystems.com).

Έτσι, τα υποβρύχια καλώδια τηλεπικοινωνιών αποτέλεσαν την πρώτη μορφή υποθαλάσσιου καλωδίου με σκοπό να προσφέρουν υπηρεσίες τηλεπικοινωνίας σε νησιωτικά συμπλέγματα και σε διάφορες χώρες. Η τεχνολογική εξέλιξή τους είναι ραγδαία καθώς μέσα σε δύο αιώνες η προσφορά των καλωδίων από την τηλετυπία και την τηλεφωνία, επεκτάθηκε στη μετάδοση ψηφιακών στοιχείων, αφού με την ανάπτυξη της τεχνολογίας των οπτικών ινών, έγινε εφικτή η μεταφορά του ψηφιακού σήματος ακόμα και στην πιο απομακρυσμένη γωνιά του πλανήτη.

Τα τελευταία εκατό περίπου χρόνια, εκτός από τα υποβρύχια καλώδια των τηλεπικοινωνιών, υπήρξε και η ανάγκη μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτή στην αρχή αφορούσε απομονωμένες υπεράκτιες εγκαταστάσεις, όπως είναι οι φάροι. Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν ηλεκτρικές διασυνδέσεις απομονωμένων νησιών ή νησιωτικών συμπλεγμάτων. Τέλος, τις τελευταίες δεκαετίες λαμβάνει χώρα πόντιση ηλεκτρικών καλωδίων για τη διασύνδεση υπεράκτιων αιολικών πάρκων, αλλά και η σύνδεση με χώρες ή σημεία στα οποία γίνεται φθηνή παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Μία τέτοια περίπτωση είναι και η επικείμενη διασύνδεση μέσω υποθαλάσσιου ενεργειακού καλωδίου «EuroAsia Interconnector» του Ισραήλ, της Κύπρου και της Ελλάδας. Όταν ολοκληρωθεί το καλώδιο θα έχει μήκος τα 1208km και θα διέρχεται από βάθη της τάξης των 3000m. Δηλαδή, θα είναι το βαθύτερα ποντισμένο καλώδιο στον κόσμο. Το δίκτυο θα έχει την ικανότητα να μεταδίδει

2.000MW ηλεκτρικής ενέργειας σε κάθε κατεύθυνση, ικανά να ηλεκτροδοτήσουν 3 εκατομμύρια νοικοκυριά ή συνδυαστικά τις πόλεις Μαδρίτη και Βερολίνο. Ο χρονικός ορίζοντας για την ολοκλήρωση του έργου αναμένεται να είναι ο Δεκέμβριος του 2023 και η δαπάνη του πρώτου σταδίου θα φτάσει περίπου τα 2,5 δισεκατομμύρια ευρώ, εκ των οποίων τα 500 εκατομμύρια ευρώ θα είναι το κόστος της σύνδεσης Ισραήλ–Κύπρου.



Σχήμα 2.2: Χάραξη διαδρομής καλωδίου «EuroAsia Interconnector».
(<https://euroasia-interconnector.com>, 2019)

Από τα ανωτέρω δεδομένα καθίσταται ευκόλως αντιληπτή η μεγάλη σημασία των υποθαλάσσιων καλωδίων και το πώς αυτά έχουν «σμιλέψει» τις σύγχρονες κοινωνίες.

Η αναφορά σε αγωγούς μεταφοράς υδρογονανθράκων έχει δύο σκέλη. Το πρώτο αφορά τους αγωγούς πετρελαίου και το δεύτερο τους αγωγούς φυσικού αερίου. Όπως θα φανεί στη συνέχεια, οι αγωγοί αποτελούν τα πιο αξιόπιστα και οικονομικά μέσα για τη μεταφορά του πετρελαίου και των προϊόντων του. Ο πρώτος αγωγός μεταφοράς αργού πετρελαίου κατασκευάστηκε από ξύλο, στην Πενσυλβανία των Η.Π.Α το 1865 από τον S. Karns για να αντικαταστήσει το υψηλό κόστος μεταφοράς που εισπράττονταν από τις μεταφορικές εταιρίες της εποχής, οι οποίες μετέφεραν βαρέλια με πετρέλαιο των 159 λίτρων έκαστο πάνω σε ιπήλατες άμαξες. Το κόστος μεταφοράς για μια διαδρομή πέντε μιλίων έφθανε στα τρία δολάρια ανά βαρέλι. Το 1865 κατασκευάστηκε ένα δίκτυο αγωγών που αντικατέστησε τις ιπήλατες άμαξες και είχε μειωμένο κόστος, ίσο με ένα δολάριο ανά βαρέλι. Από το 1897 ξεκίνησαν οι πρώτες προσπάθειες για εξόρυξη και μεταφορά προϊόντων πετρελαίου στη θάλασσα. Η υπεράκτια εξερεύνηση και παραγωγή πετρελαίου άρχισε στο Summerland στην Καλιφόρνια. Ο πρώτος υποθαλάσσιος αγωγός κατασκευάστηκε στο Summerland, νοτιοανατολικά της Santa Barbara. Εάν αναλογιστεί κανείς ότι τα προϊόντα που παράγονται από το πετρέλαιο και τα παράγωγά του αντιστοιχούν περίπου στο 30% της παγκόσμιας κατανάλωσης ενέργειας, γίνεται ευκόλως αντιληπτή η σπουδαιότητα των δικτύων μεταφοράς

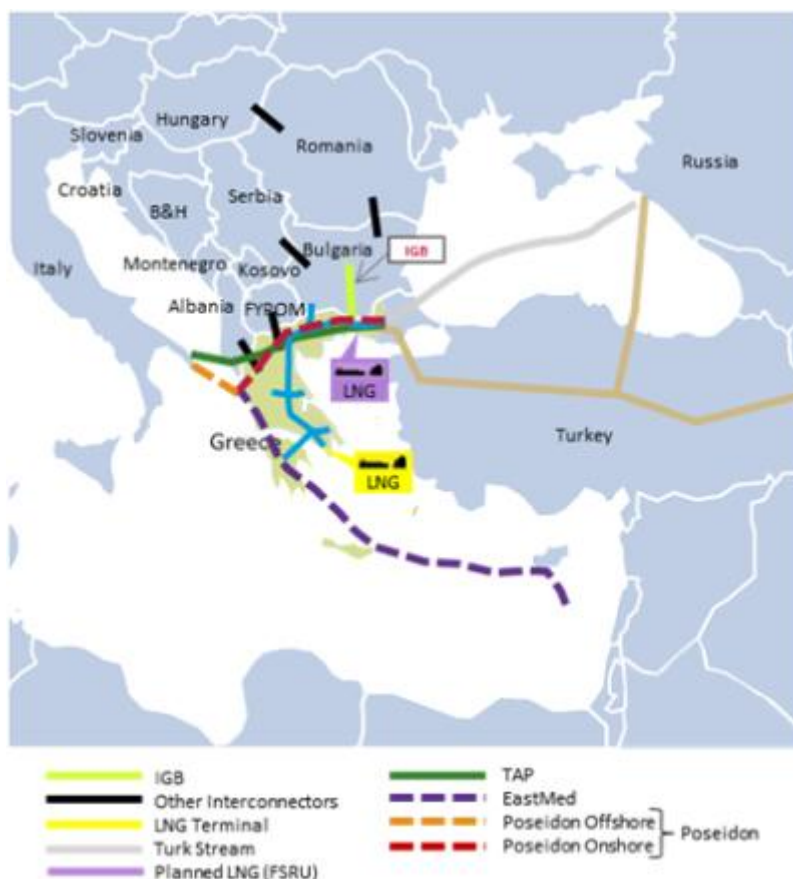
πετρελαίου. Στο Σχήμα που ακολουθεί απεικονίζονται τα υφιστάμενα δίκτυα μεταφοράς πετρελαίου στην Ευρώπη και στις γειτονικές χώρες.



Σχήμα 2.3: Αγωγοί μεταφοράς πετρελαίου στην Ευρώπη και στη βορειοδυτική Ασία το 2007 (<http://www.allrussias.com>).

Τα τελευταία χρόνια το φυσικό αέριο κερδίζει ολοένα και μεγαλύτερο μερίδιο της αγοράς ενέργειας. Είναι μίγμα υδρογονανθράκων και αποτελείται κυρίως από μεθάνιο και σε πολύ μικρότερη αναλογία από αιθάνιο, προπάνιο, βουτάνιο και πεντάνιο. Καθοριστικός παράγοντας για τη σύστασή του, αποτελεί η προέλευσή του και ιδιαίτερα εάν πρόκειται για αμιγώς κοιτάσμα φυσικού αερίου ή προκύπτει από κοιτάσματα πετρελαίου. Η εμπορική αξιοποίησή του ξεκίνησε περίπου το 1810 ως καύσιμο σε λάμπες φωτισμού ενώ μετά το τέλος του Β' Παγκοσμίου Πολέμου κατασκευάστηκαν τα πρώτα δίκτυα μεταφοράς και διανομής φυσικού αερίου. Στα προτερήματά του ως πηγή ενέργειας περιλαμβάνονται η δυνατότητα μεταφοράς του σε μεγάλες αποστάσεις μέσω αγωγών και βεβαίως η συγκριτικά, με άλλες πηγές ενέργειας, φιλική προς το περιβάλλον καύση του. Η μεταφορά του φυσικού αερίου εξαρτάται από την κατάσταση του. Σε αέρια κατάσταση μεταφέρεται με αγωγούς υπό υψηλή πίεση, ενώ σε υγρή κατάσταση μεταφέρεται μέσα σε δεξαμενές με ειδικά πλοία. Σε υγρή μορφή μεταφέρεται 600 φορές περισσότερη ποσότητα για δεδομένο όγκο. Οι αγωγοί μεταφοράς φυσικού αερίου διακρίνονται ανάλογα με την πίεση σε αγωγούς μεταφοράς υψηλής πίεσης (40 – 100 bar), αγωγούς μεταφοράς μέσης πίεσης (~20 bar) και αγωγούς διανομής χαμηλής πίεσης (4 – 7 bar). Οι αγωγοί υψηλής και μέσης πίεσης μεταφέρουν οικονομικά μεγάλους όγκους αερίου, προσφέρουν ισορροπία στο σύστημα μεταφοράς και παρέχουν σχετική ελαστικότητα στο σύστημα μεταφοράς καθώς χρησιμεύουν ως προσωρινοί χώροι αποθήκευσης του φυσικού αερίου. Στην περιοχή του ελλαδικού χώρου και της ανατολικής μεσογείου υπάρχουν δύο έργα σημαντικού ενδιαφέροντος για την ενεργειακή θωράκιση, πρωτίστως της Ελλάδας και δευτερευόντως της υπόλοιπης Ευρώπης. Ο διασυνδετήριος αγωγός Eastern Mediterranean (EastMed) έχει ως στόχο την απευθείας

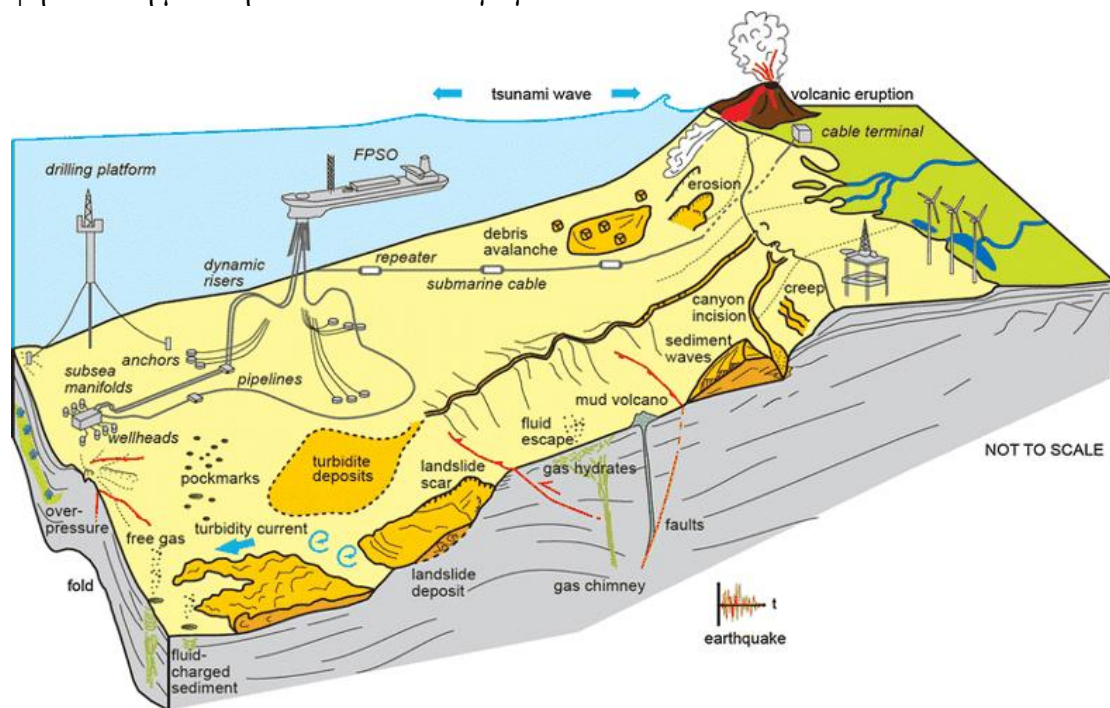
μεταφορά φυσικού αερίου από τα κοιτάσματα της Ανατολικής Μεσογείου στο Ευρωπαϊκό Σύστημα Φυσικού Αερίου, μέσω της Ελλάδας. Η αρχική δυναμικότητα του αγωγού είναι 10 δισ. κυβ. μέτρα φυσικού αερίου ετησίως. Ο αγωγός EastMed ακολουθεί υποθαλάσσια όδευση προς την Κύπρο, στη συνέχεια προς τις ακτές της Κρήτης και ακολούθως, μέσω της Πελοποννήσου και της Δυτικής Ελλάδας ως τις ακτές της Θεσπρωτίας και την Ιταλία. Η αρχική δυναμικότητα του αγωγού είναι 10 δισ. κυβ. μέτρα φυσικού αερίου ετησίως. Στο Φλωροβούνι της Θεσπρωτίας, ο αγωγός EastMed μπορεί να συνδεθεί με το έργο του αγωγού ΠΟΣΕΙΔΩΝ, ενισχύοντας περαιτέρω την ολοκλήρωση της αγοράς ενέργειας της ΕΕ με τις νέες ανακαλύψεις στη λεκάνη της Λεβαντίνης (Σχήμα 2.4). Ο διασυνδεδημένος αγωγός Ελλάδας – Ιταλίας ΠΟΣΕΙΔΩΝ αποτελείται από δύο τμήματα: το χερσαίο τμήμα μήκους περίπου 760 χλμ. που ξεκινά από τα ελληνοτουρκικά σύνορα στους Κήπους και διασχίζοντας τις Περιφέρειες Ανατολικής Μακεδονίας και Θράκης, Κεντρικής Μακεδονίας, Δυτικής Μακεδονίας, Θεσσαλίας και Ηπείρου, καταλήγει στις ακτές της Θεσπρωτίας, και το υποθαλάσσιο τμήμα του έργου, με μήκος περίπου 210 χλμ. το οποίο συνδέει τις Θεσπρωτικές ακτές με το Ότραντο της Ιταλίας. Ο αγωγός έχει σχεδιαστεί με αρχική δυναμικότητα 12 δισ. κυβ. μέτρα φυσικού αερίου (φ.α.) ετησίως προς την Ιταλία, με δυνατότητα αναβάθμισης μέχρι και σε 20 δισ. κυβ. μέτρα φ.α. ετησίως. (ΔΕΠΑ, 2019).



Σχήμα 2.4: Δίκτυα μεταφοράς φυσικού αερίου στον ελλαδικό χώρο (ΔΕΠΑ 2019).

2.3 Κίνδυνοι στο σχεδιασμό υποθαλάσσιων αγωγών

Για να σχεδιαστεί ένας υποθαλάσσιος αγωγός, πρωτίστως πρέπει να είναι γνωστή ή να μπορεί να εκτιμηθεί η επιπόνηση που θα του ασκηθεί. Πέρα από τις φορτίσεις που έχουν να κάνουν με την πίεση από το ρευστό κατά τη λειτουργία ή τις επιβαλλόμενες παραμορφώσεις κατά την πόντιση, υπάρχει και μια ομάδα φορτίσεων που έχουν να κάνουν με το απρόβλεπτο και αφιλόξενο περιβάλλον που έχει τοποθετηθεί ο αγωγός. Η τελευταία ομάδα φορτίσεων προκύπτει από τους καλούμενους γεωκίνδυνους. Ως γεωκίνδυνος ονομάζεται ένας κίνδυνος γεωλογικού, υδρολογικού χαρακτήρα, που συνιστά απειλή για τον άνθρωπο και τις δραστηριότητές του (McCall and Marker 1989). Οι λέξεις επικινδυνότητα (hazard) και διακινδύνευση (risk) συχνά χρησιμοποιούνται χωρίς διάκριση. Η διακινδύνευση (risk) όμως, είναι ένας ποσοτικός προσδιορισμός. Πιο συγκεκριμένα, αποτελεί προϊόν του κινδύνου και της τρωτότητας (vulnerability). Οι γεωκίνδυνοι μπορεί να αποτελέσουν απειλή για την ακεραιότητα ή την λειτουργικότητα ενός αγωγού και να επηρεάσουν το διάστημα λειτουργίας του. Μπορούν να προσδιοριστούν από μια μελέτη γεωλογίας, γεωμορφολογίας και γεωγραφίας της περιοχής, καθώς και μέσω γεωφυσικών και γεωτεχνικών μελετών και ερευνών. Στο Σχήμα 2.5 απεικονίζονται οι τυπικοί γεωκίνδυνοι που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά τη μελέτη υποθαλάσσιων αγωγών.

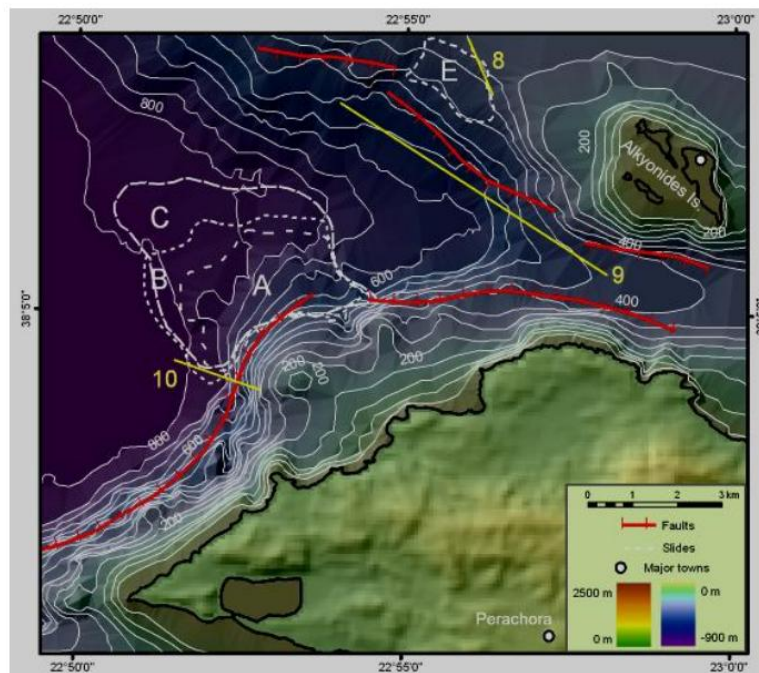


Σχήμα 2.5: Είδη γεωκινδύνων για υποθαλάσσιους αγωγούς (Chiocci et al. 2011).

Οι υποθαλάσσιοι αγωγοί αστοχούν λόγω παραμορφώσεων. Οι Παραμορφώσεις επιβάλλονται από μόνιμες μετακινήσεις του εδάφους (PGD) ή από παροδικές μετακινήσεις λόγω διάδοσης σεισμικών κυμάτων. Στις μόνιμες κινήσεις του εδάφους περιλαμβάνονται επιφανειακά περιπτώσεις, όπως θραύσεις ρηγμάτων, φαινόμενα ρευστοποίησης του εδάφους και κατολισθήσεις. Παρά το γεγονός ότι οι κίνδυνοι PGD ασκούνται σε μικρές περιοχές του δικτύου του αγωγού, είναι ικανοί να επιβάλουν τοπικά μεγάλες παραμορφώσεις και ως εκ τούτου να επηρεαστεί ολόκληρο το δίκτυο με καταστροφικές συνέπειες. Από την άλλη

πλευρά, οι παροδικές μετακινήσεις επηρεάζουν συνήθως το σύνολο του δικτύου των αγωγών, αλλά σε χαμηλότερα επίπεδα ζημίας (δηλαδή, ρωγμές στα κατώτερα σημεία του αγωγού και διαρροές ανά μονάδα αγωγού). Έτσι, η ποσοτική εκτίμηση του γεωκινδύνου και η αξιολόγηση του σχετικού ρίσκου για τον αγωγό είναι αναμφίβολα πολύ σημαντικά ζητήματα του σχεδιασμού των αγωγών.

Άλλες αιτίες βλαβών μπορεί να εκκινούν από σεισμικά γεγονότα που προκαλούν για παράδειγμα ρευστοποίηση εδάφους και κατολισθήσεις. Στον ελλαδικό χώρο οι υποθαλάσσιες κατολισθήσεις λαμβάνουν χώρα επίσης στις απότομες πλαγιές που σχετίζονται με ρήγματα όπως αυτές στην Περαχώρα και στις Αλκυονίδες στον Κορινθιακό κόλπο (Σχήμα 2.6). Επίσης, στην περίπτωση που έχουμε διέλευση του αγωγού πάνω από σεισμικό ρήγμα που διαρρηγνύεται, τότε στον αγωγό επιβάλλονται μεγάλες μετατοπίσεις. Άλλη αιτία βλαβών οφείλεται στα υποθαλάσσια ρεύματα και στους κυματισμούς. Αυτοί οι παράγοντες δύναται να δημιουργήσουν συνθήκες κόπωσης μέσω των ανακυκλιζόμενων τάσεων και παραμορφώσεων. Το πρόβλημα εντείνεται στις περιπτώσεις απότομης γεωμετρίας του βυθού, όπου τότε ο αγωγός δεν μπορεί να ακολουθήσει το ανάγλυφο του πυθμένα, αλλά παρουσιάζει μία κρέμαση μεταξύ δύο υψηλών σημείων ή ακόμα και στηριγμάτων. Ένας απλός τρόπος αντιμετώπισης είναι η προσθήκη έρματος σκυροδέματος, ώστε να περιοριστούν τα μεγάλα «αιωρούμενα» τμήματα. Ευτυχώς, οι σύγχρονες μέθοδοι σχεδιασμού (λογισμικά πεπερασμένων στοιχείων) και κανονισμοί, έχουν καταστήσει εφικτή την αντιμετώπιση των γεωκινδύνων.



Σχήμα 2.6: Απεικόνιση των κατολισθήσεων της α. Περαχώρας και β. Αλκυονίδων (Papatheodorou & Ferentinos 1993).

Τέλος, ένας υποθαλάσσιος αγωγός υδρογονανθράκων μπορεί να εκτεθεί και σε άλλους κινδύνους, όπως είναι η δημιουργία υδριτών αερίου (gas hydrates) εντός του αγωγού. Οι υδρίτες μεθανίου έχουν μορφή κρυσταλλικού στερεού και μπορούν να προκαλέσουν σημαντικά προβλήματα στη ροή των υδρογονανθράκων εντός του αγωγού, που με τη σειρά της μεταβάλλει την εσωτερική πίεση. Η μεταβολή της εσωτερική πίεσης αυτομάτως σημαίνει,

αλλαγή των παραμέτρων σχεδιασμού του αγωγού. Άλλες αιτίες είναι αυτές που σχετίζονται με την κατασκευή ή την επιδιόρθωσή του αγωγού και συνδέονται με την ποιότητα των συγκολλήσεων. Τα ως άνω αίτια αναφέρονται για λόγους πληρότητας καθώς, στην παρούσα εργασία θα μελετηθούν μόνο οι εξωγενείς παράγοντες και ιδιαίτερος εκείνοι που οφείλονται στα ενεργά σεισμικά ρήγματα.

2.3.1 Τεκτονικά ρήγματα

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως στο εισαγωγικό κεφάλαιο, από το σύνολο των γεωκινδύνων η παρούσα εργασία θα διερευνήσει τη συμπεριφορά των υποθαλάσσιων αγωγών που διέρχονται επάνω από ρήγματα. Τα ρήγματα (faults) αποτελούν θραυστιγενείς δομές παραμόρφωσης, που σχηματίζονται στα 10-15 πρώτα χιλιόμετρα του φλοιού, ως αντίδραση στις επιβαλλόμενες διατμητικές τάσεις και στη διατμητική κίνηση που λαμβάνει χώρα κατά μήκος του ρήγματος. Τις τελευταίες δεκαετίες οι γνώσεις μας για τα ρήγματα έχουν διευρυνθεί πολύ, κυρίως λόγω της μεγάλης σημασίας τους για την έρευνα και εκμετάλλευση των υδρογονανθράκων, (όπου τα ρήγματα παίζουν ένα ρόλο κλειδί στη μετανάστευση του πετρελαίου και του φυσικού αερίου), αλλά και για τη μεγάλη σημασία που έχει η κατανόηση των γεωμετρικών, κινηματικών και δυναμικών χαρακτηριστικών τους στην πρόληψη του σεισμικού κινδύνου, καθώς και για μια σειρά άλλων εφαρμογών, όπως η κατασκευή τεχνικών έργων, η διάθεση αποβλήτων κλπ.. Η επιφάνεια πάνω στην οποία γίνεται η μετακίνηση ονομάζεται ρήγμα και χαρακτηρίζεται από οριζόντια ολίσθηση, ενώ οι δύο πλευρές του ρήγματος ονομάζονται ρηξιτεμάχη. Τα ρήγματα αποτελούν τεκτονικές δομές και συνήθως εντοπίζονται στα όρια των λιθосφαιρικών πλακών, αποτελώντας ανωμαλίες και ασυνέχειες των κατά τα άλλα συνεχών πετρωμάτων. Τα ρήγματα απαντώνται τόσο στην ξηρά, όσο και στη θάλασσα (Σχήμα 2.7).



Σχήμα 2.7: Ρήγμα μέσο-ατλαντικής ράχης στην Ισλανδία (www.naturephotoblog.com).

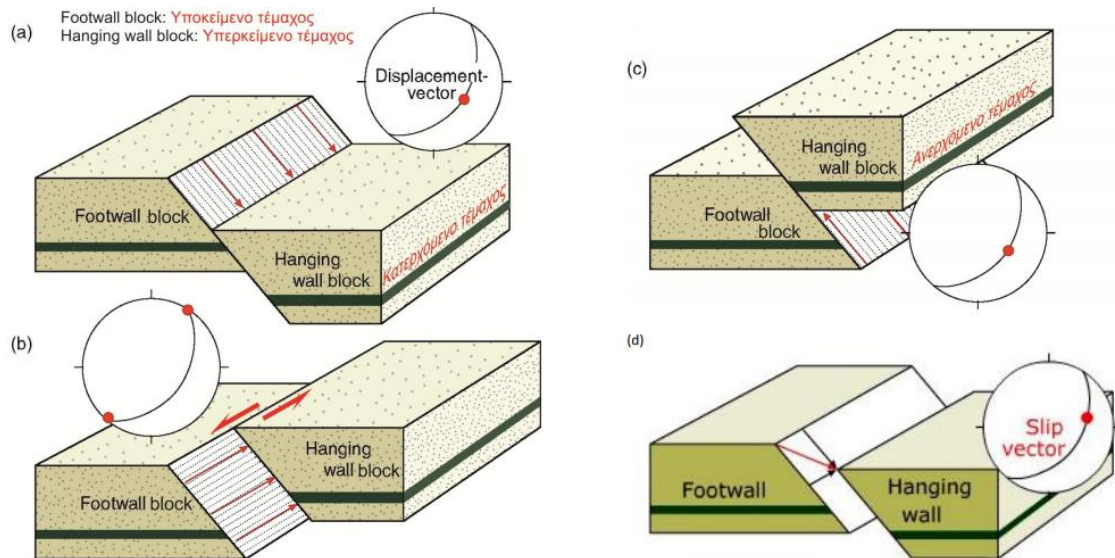
Βάσει των κινηματικών χαρακτηριστικών των ρηξιτεμαχών (σημειώσεις Τεκτονικής Γεωλογίας ΕΚΠΑ, 2015), δηλαδή τη διεύθυνση και τη φορά της κίνησης, τα ρήγματα διακρίνονται σε (Σχήμα 2.8):

α) Ρήγματα απομάκρυνσης (ή ρήγματα εκτάσεως ή κανονικά ρήγματα). Τα ρήγματα αυτά προκαλούν τις μεταπτώσεις. Η οροφή του ρήγματος, δηλαδή το υπερκείμενο τέμαχος, έχει κατέλθει σε σχέση με το δάπεδο του ρήγματος, το υποκείμενο τέμαχος. Δηλαδή τα δύο τεμάχη έχουν αποκλίνουσα συμπεριφορά, καθώς απομακρύνονται το ένα από το άλλο. Η δημιουργία τους οφείλεται στις εφελκυστικές δυνάμεις που ασκούνται με την κατακόρυφη συνιστώσα να υπερτερεί ή στην βαρύτητα με αποτέλεσμα τα κανονικά ρήγματα να είναι κεκλιμένα η κατακόρυφα. Αντιθέτως με την ονομασία των συγκεκριμένων ρηγμάτων, δεν συναντώνται πολύ συχνά.

β) Ρήγματα οριζόντιας μετατόπισης. Προκαλούν οριζόντια μετατόπιση των εκατέρωθεν της ρηξιγενούς επιφάνειας τμημάτων του γεωλογικού σχηματισμού. Τα ρήγματα σε αυτή την κατηγορία δεν έχουν ούτε αποκλίνουσα ούτε συγκλίνουσα συμπεριφορά, επομένως ο γεωλογικός σχηματισμός διατηρείται και μετά τη διάρρηξή τους. Μία επιμέρους κατηγοριοποίηση των ρηγμάτων ολίσθησης κατά παράταξη είναι εκείνη των αριστερόστροφων (left lateral ή sinistral) και των δεξιόστροφων (right-lateral ή dextral) ρηγμάτων. Θεωρώντας το ένα τέμαχος σταθερό, στα αριστερόστροφα ρήγματα, το έτερο τέμαχος θα έχει μετατοπιστεί προς τα αριστερά. Αντίστοιχα ορίζονται και τα δεξιόστροφα ρήγματα. Η συγκεκριμένη κατηγορία περιλαμβάνει τα ρήγματα που συνδέονται με σεισμούς πολύ μεγάλου μεγέθους. Το ρήγμα του Αγίου Ανδρέα στην Καλιφόρνια είναι ένα ρήγμα ολίσθησης κατά παράταξη.

γ) Ρήγματα σμίκρυνσης (ή ανάστροφα ρήγματα). Ως αποτέλεσμα δράσης αυτών των ρηγμάτων είναι η δημιουργία επιπτώσεων, επωθήσεων, υποθήσεων, λεπιώσεων και τεκτονικών καλυμμάτων. Σε αυτή την κατηγορία ρηγμάτων συμβαίνει το ακριβώς αντίθετο απ' ότι με τα κανονικά ή ορθά ρήγματα. Το υπερκείμενο τέμαχος ανυψώνεται σε σχέση με το υποκείμενο τέμαχος. Ο σχηματισμός των συγκεκριμένων ρηγμάτων είναι αποτέλεσμα διατμητικών τάσεων που έχουν αναπτυχθεί, στις οποίες υπερτερούν οι οριζόντιες συνιστώσες. Εν αντιθέσει με την προηγούμενη κατηγορία, η οροφή και το δάπεδο του ρήγματος έχουν συγκλίνουσα συμπεριφορά και μάλιστα το υπερκείμενο τέμαχος κινείται αντίστροφα προς τη γωνία κλίσης του επιπέδου του ρήγματος. Η γωνία κλίσης κυμαίνεται από 45° έως 90° (μοίρες) κατά την οποία τα ρήγματα ονομάζονται ανάστροφα, ενώ για γωνία κλίσης από 0° έως 45° τα ρήγματα ονομάζονται επιπτώσεις.

δ) Ρήγματα πλάγιας ολίσθησης. Παρατηρούνται συχνά κινήσεις των δυο τμημάτων εκατέρωθεν του ρήγματος, πλάγια στην παράταξή του. Σε τέτοια ρήγματα λοιπόν, οι μετατοπίσεις γίνονται κατά τη συνισταμένη μιας κάθετης και μιας παράλληλης προς την παράταξη τους κίνησης. Στις περιπτώσεις αυτές μιλάμε για πλάγια κανονικά ή πλάγια ανάστροφα ρήγματα, ανάλογα της κίνησης των δυο τεμαχών εκατέρωθεν της ρηξιγενούς επιφάνειας. Στα πλάγια ρήγματα, όσο μεγαλώνει η συνιστώσα της οριζόντιας κίνησης, τόσο αυτά πλησιάζουν να μετατραπούν σε ρήγματα οριζόντιας μετατόπισης. Αντίθετα, όσο ελαττώνεται η συνιστώσα της οριζόντιας κίνησης, τα πλάγια ρήγματα τείνουν να μετατραπούν σε κανονικά ή ανάστροφα ρήγματα.



Σχήμα 2.8: Τύποι ρηγμάτων (σημειώσεις Τεκτονικής Γεωλογίας ΕΚΠΙΑ, 2015).

Τέλος, από άποψη γεωλογική, γεωφυσική και ιστορική τα ρήγματα μπορούν να ταξινομηθούν (Ambraseys, 1978), ως:

- Ενεργά, που είναι τα ρήγματα που κατά το πρόσφατο παρελθόν έχουν προκαλέσει ισχυρούς σεισμούς. Τα ρηξιτεμάχια τους είναι σε μικρή μεν, αλλά διαρκή κίνηση.
- Πιθανά ενεργά ρήγματα. Είναι εκείνα που δεν μπορούν να συσχετισθούν με ισχυρούς σεισμούς, παρά μόνο με κάποιους μικρότερου μεγέθους.
- Αδρανή ή άγνωστης δραστηριότητας. Όσα δεν προκύπτει κάποια ένδειξη, ώστε να αποδοθούν σε κάποια από τις παραπάνω κατηγορίες.

Η περαιτέρω κατάταξη των ενεργών ρηγμάτων, βάσει του ρυθμού μετακίνησης τους προτάθηκε από τον Matsuda (1975). Για την κατάταξη λαμβάνεται υπόψη η μετακίνηση η μέση μετακίνηση S σε διάστημα 1000 ετών.

Πίνακας 2.1: Κατηγοριοποίηση ενεργών ρηγμάτων βάσει του ρυθμού μετακίνησης (Matsuda, 1975).

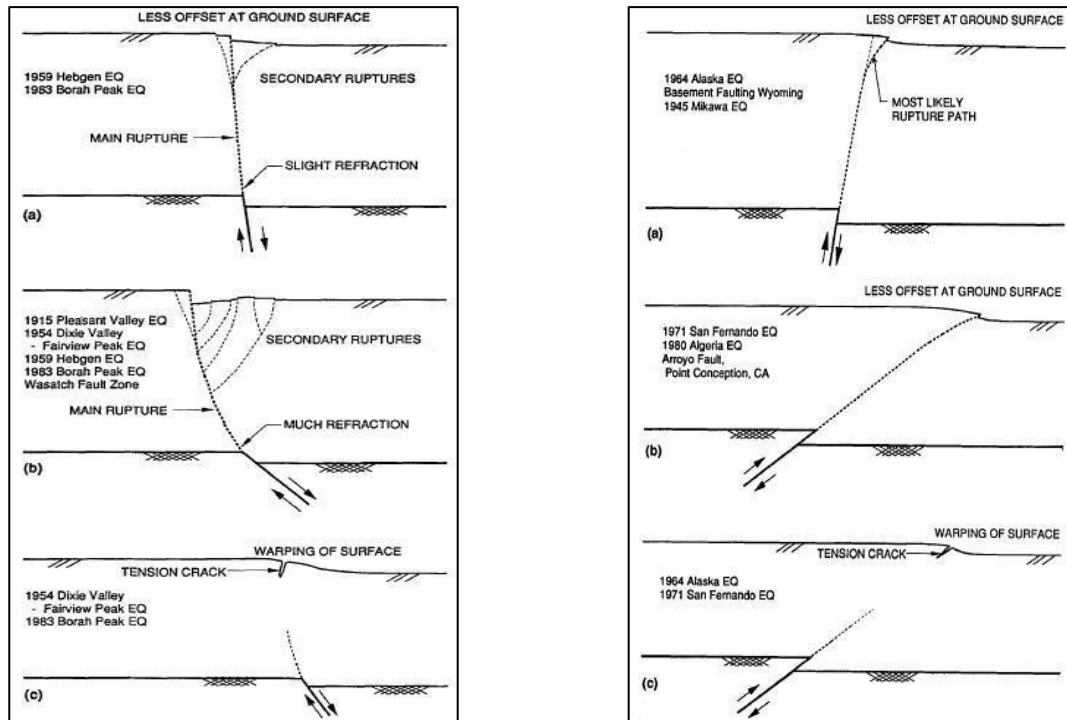
CLASS	S (= Displacement/ 1,000 years)
AA	$100 \text{ m} > S \geq 10 \text{ m}$
A	$10 \text{ m} > S \geq 1 \text{ m}$
B	$100 \text{ cm} > S \geq 10 \text{ cm}$
C	$10 \text{ cm} > S \geq 1 \text{ cm}$
D	$1 \text{ cm} > S \geq 0.1 \text{ cm}$

Note: Class AA was added later to the original idea by Matsuda

Στα ενεργά σεισμικά ρήγματα είναι δύσκολο να προβλεφθεί η ακριβής θέση και το μέγεθος της επιφάνειας ρήξης. Η συμπεριφορά των ρηγμάτων και πιο συγκεκριμένα οι διαδρομές που ακολουθούν κατά μήκος της ζώνης διάτμησης δεν είναι συνεχείς και προκαθορισμένες, με αποτέλεσμα η πρόβλεψη της περιοχής που θα δημιουργηθεί το ρήγμα να παρουσιάζει πρόκληση, παρά την προσπάθεια της επιστημονικής κοινότητας, οργανισμών, αλλά και ιδιωτικών εταιρειών προς τη σύνταξη χαρτών μεγάλης κλίμακας για την απεικόνιση των ρηγμάτων. Κάθε μία από τις πρωτοβουλίες καθοδηγείται από διαφορετικά κίνητρα. Σύμφωνα

με τους Bray et al. (1994) η κατασκευή διαγραμμάτων από τη μελέτη της διάρρηξης ρηγμάτων πρέπει να περιλαμβάνει ορισμένα χαρακτηριστικά. Τα σημαντικότερα είναι:

- Το είδος της κίνησης του ρήγματος.
- Η κλίση του επιπέδου του ρήγματος.
- Η φύση του υπερκείμενου κοιτάσματος του εδάφους.

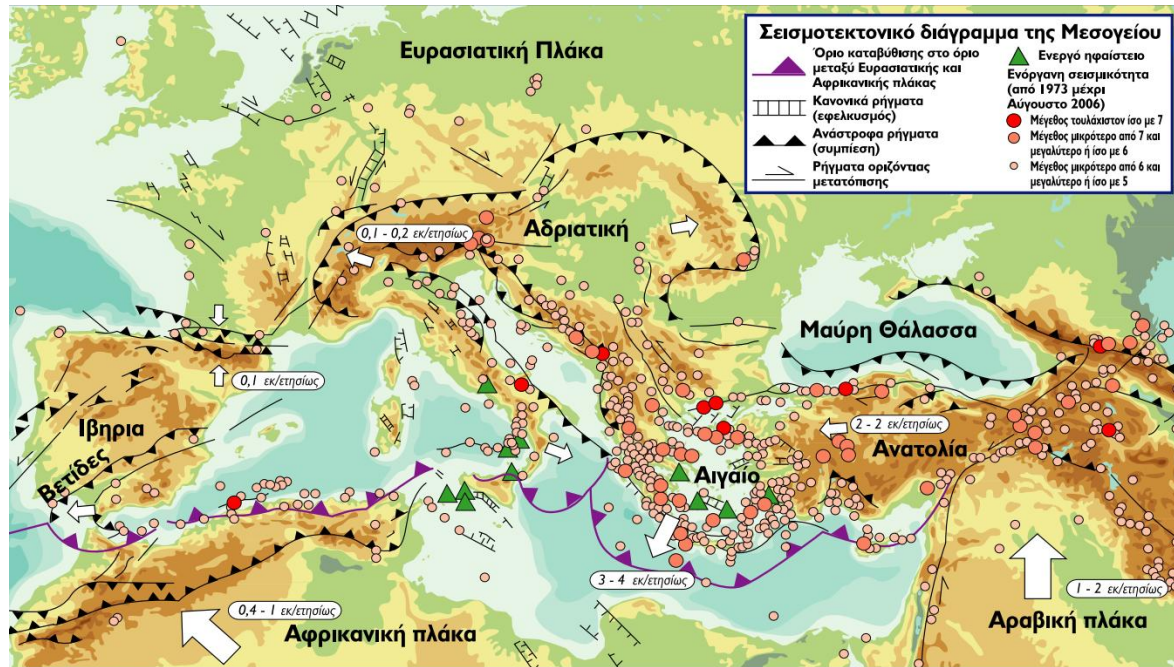


Σχήμα 2.9: Διαδρομή διάρρηξης κανονικού και ανάστροφου ρήγματος a) στιφρό έδαφος, απότομο βάθος. b) στιφρό έδαφος, ρηχό βάθος. c) πλάστιμο έδαφος (Bray et al., 1994).

Όπως γίνεται κατανοητό από το παραπάνω σχήμα σε χαλαρά μη συνεκτικά εδάφη η παραμόρφωση τείνει να εξαπλωθεί σε μεγαλύτερες ζώνες για μεγάλες γωνίες διάρρηξης (Kramer, 1996). Το ίδιο συμβαίνει και για μικρές γωνίες διάρρηξης στην περίπτωση ανάστροφων ρηγμάτων. Εν αντιθέσει με τα ανάστροφα ρήγματα, τα οποία τείνουν να κάμπτουν το υποκείμενο τέμαχος, ενώ μεταδίδονται προς την επιφάνεια, στα κανονικά ρήγματα οι επιφανειακές τοπικές παραμορφώσεις είναι σημαντικότερες.

Στην ευρύτερη περιοχή του ελληνικού ενδιαφέροντος απαντάται μεγάλο πλήθος ρηγμάτων. Αυτά είναι αποτέλεσμα της αλληλεπίδρασης τριών τεκτονικών πλακών και συγκεκριμένα της Ευρασιατικής, της Αφρικανικής και της Αραβικής. Πιο έντονα τεκτονικά φαινόμενα απαντώνται στο θαλάσσιο χώρο της νοτιοανατολικής Μεσογείου. Στην εν λόγω περιοχή τα ρήγματα είναι ανάστροφα, διότι έχουμε τη βύθιση της Αφρικανικής λιθοσφαιρικής πλάκας κάτω από την Ευρασιατική (Σχήμα 2.10). Σε όλο το θαλάσσιο χώρο το όριο του οποίου εκκινεί από τα Ιόνια νησιά, εφάπτεται στην Πελοπόννησο, περνά νοτίως της Κρήτης και καταλήγει ανατολικά της Ρόδου, υπάρχει μία θαλάσσια τάφρος που καλείται «Ελληνικό τόξο». Η Ελληνική τάφρος έχει μέγιστο βάθος που φτάνει περίπου τα 5300 μέτρα (5267m). Ιδιαίτερη σημασία έχει η υποθαλάσσια κορυφογραμμή «East Mediterranean Ridge» που βρίσκεται Νότια του Ελληνικού Τόξου. Δημιουργήθηκε από τη σύγκλιση των δύο

τεκτονικών πλακών (Αφρικανικής-Ευρασιατικής) και αποτελεί έναν από τους πιο σημαντικούς γεωκινδύνους στην περιοχή, καθώς από εκεί εκδηλώνονται πολλοί σεισμοί. Επιπρόσθετα, στην περιοχή της ανατολικής μεσογείου απαντάμε άλλα δύο γνωστά ρήγματα και πιο συγκεκριμένα εκείνο της Ανατολίας και το τόξο της Κύπρου.



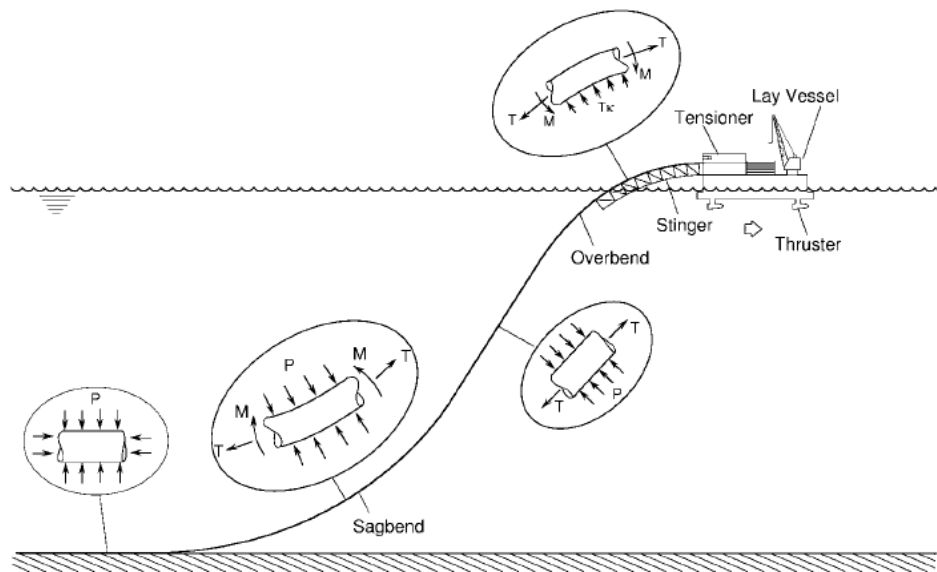
Σχήμα 2.10: Σεισμοτεκτονικό διάγραμμα Μεσογείου (www.racce.nhmc.uoc.gr).

2.4 Διαδικασίες εναπόθεσης υποθαλάσσιων αγωγών

Η εναπόθεση των υποθαλάσσιων αγωγών είναι δύσκολη διαδικασία, που εμπεριέχει διάφορες προκλήσεις, οι οποίες πρέπει να αντιμετωπιστούν, ιδιαίτερα όταν το βάθος του νερού είναι μεγάλο. Υπάρχουν τρεις κυρίως μέθοδοι εναπόθεσης, η S-lay, η J-lay και η ρυμούλκηση. Οι δυνάμεις άντωσης επηρεάζουν την όλη διαδικασία θετικά, αλλά και αρνητικά. Εντός του νερού, το βάρος του αγωγού είναι μικρότερο εάν περιέχει αέρα, πράγμα που έχει ως αποτέλεσμα να ασκούνται μικρότερες τάσεις στο σκάφος εναπόθεσης. Όταν ο αγωγός εναποτεθεί πάνω στον πυθμένα, απαιτείται η εφαρμογή κάθετης δύναμης, ώστε να κρατηθεί στη θέση του. Στην περίπτωση που το ρευστό είναι πετρέλαιο, η δύναμη αυτή μπορεί να παρασχεθεί από το βάρος του ρευστού που περνά μέσα του. Εάν όμως το ρευστό είναι αέριο, δεν θα έχει αρκετό βάρος, ώστε να αποφευχθούν οι κατακόρυφες μετακινήσεις κατά μήκος του πυθμένα. Μία λύση είναι η χρήση έρματος σκυροδέματος, η οποία λειτουργεί ικανοποιητικά για μικρά βάθη, όπου το πάχος των τοιχωμάτων του αγωγού είναι μικρό. Όταν όμως έχουμε νερά μεγάλου βάθους, τότε το αυξημένο πάχος και η μόνωση του τοιχώματος του αγωγού, συνήθως επαρκούν για να αντισταθμίσουν την υδροστατική πίεση και να τον κρατήσουν σταθερά στη θέση που προβλέπεται από τη χάραξη. Κάθε μία από τις τρεις μεθόδους εναπόθεσης έχει προτερήματα και μειονεκτήματα. Αναλυτικότερα έχουμε:

2.4.1 Εναπόθεση αγωγού με τη μέθοδο S-lay

Στην περίπτωση αυτή ο αγωγός βρίσκεται στο σκάφος εναπόθεσης τυλιγμένος σε μεγάλη ανέμη (καρούλι). Εάν όμως η διάμετρος του είναι, τέτοια ώστε να μην επιτρέπεται η περιτύλιξη, μεταφορτώνεται από φορηγίδες και συγκολλείται επί του σκάφους εναπόθεσης. Στη συνέχεια, ο αγωγός αφήνεται από την πρύμνη του σκάφους εναπόθεσης, καθώς αυτό κινείται με πρόσω ταχύτητα. Ο αγωγός καμπυλώνεται προς τα κάτω από την πρύμνη και εισχωρεί μέσα στο νερό, μέχρι να φτάσει στο σημείο οριακής επικάθησης (touchdown point) ή να ολοκληρώσει τη συνολική του διαδρομή πάνω στον πυθμένα. Ο αγωγός λαμβάνει τη μορφή S μέσα στο νερό. Η κίνηση του αγωγού από την πρύμνη γίνεται με τη βοήθεια δοκών (stringers), που μπορεί να φτάσουν σε μήκος έως τα 300 ft (91 m).



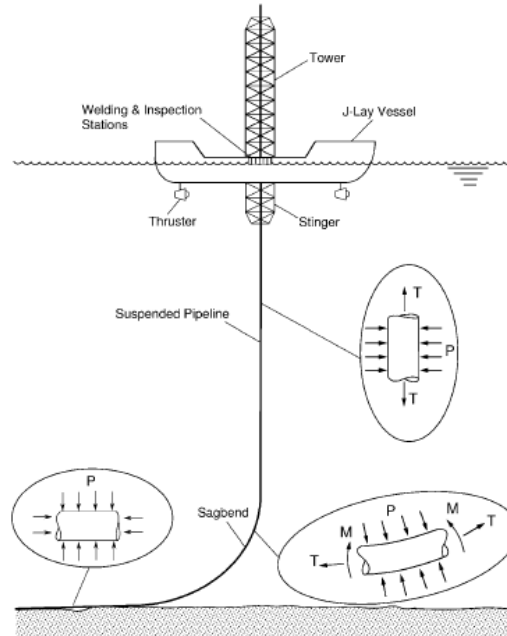
Σχήμα 2.11: Σχηματική απεικόνιση της μεθόδου S-lay και των φορτίων που δέχεται ο αγωγός κατά την διαδικασία τοποθέτησης του (Kyriakides and Corona, 2007).

Σκοπός της δοκού stinger είναι η στήριξη του αγωγού, καθώς και ο έλεγχος της καμπυλότητας κατά την εναπόθεση. Ορισμένα σκάφη εναπόθεσης έχουν ρυθμιζόμενες δοκούς, οι οποίες μπορούν να αυξομειώνουν το μήκος τους ανάλογα με το βάθος του νερού. Η εφαρμογή της κατάλληλης αξονικής δύναμης είναι εξέχουσας σημασίας στη διάρκεια της διαδικασίας S-lay. Η αξονική δύναμη διατηρείται μέσω στροφών (rollers) έντασης και μέσω ρύθμισης της ώσης του σκάφους, για την αποφυγή φαινομένων λυγισμού. Η μέθοδος S-lay μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε βάθη νερού έως 6500 ft (1981 m) και η παραγωγικότητα αγγίζει τα 6km αγωγού την ημέρα.

2.4.2 Εναπόθεση αγωγού με τη μέθοδο J-lay

Σε σχέση με την προηγούμενη μέθοδο εναπόθεσης, η J-lay μπορεί να επιτύχει εναπόθεση αγωγών σε μεγαλύτερα βάθη, αλλά παρουσιάζει μικρότερη παραγωγικότητα. Αυτό συμβαίνει λόγω της σχεδόν κατακόρυφης εισόδου του αγωγού στο νερό. Με τη μέθοδο J-lay, ο αγωγός ανυψώνεται μέσω ενός ψηλού πύργου, που βρίσκεται στο σκάφος επιφανείας και κατόπιν εισάγεται στο νερό. Σε αντίθεση με τη διπλή καμπυλότητα που λαμβάνει ο αγωγός με τη

μέθοδο S-lay, η συγκεκριμένη μέθοδος επιτυγχάνει μόνο μία καμπύλωση του αγωγού, ο οποίος λαμβάνει τη μορφή J. Οι μικρότερες τάσεις που εφαρμόζονται στον αγωγό μέσω αυτής της μεθόδου επιτρέπουν τη χρήση της σε μεγάλα βάθη νερού. Επιπρόσθετα με τη μέθοδο J-lay, ο αγωγός μπορεί να αντέξει μεγαλύτερες κινήσεις και υποθαλάσσια ρεύματα από ό,τι με τη μέθοδο S-lay.



Σχήμα 2.12: Σχηματική απεικόνιση της μεθόδου J-lay και των φορτίων που δέχεται ο αγωγός κατά την διαδικασία τοποθέτησης του (Kyriakides and Corona, 2007).

Με την εν λόγω μέθοδο μόνο ένα μικρό μήκος της γραμμής κοντά στην επιφάνεια εκτίθεται στους κυματισμούς. Η μέθοδος J-lay είναι κάπως πιο αργή από την παραδοσιακή S-lay, αλλά είναι ικανή να εγκαταστήσει αγωγούς σε βάθος 3.350m (Kyriakides & Corona, 2007).

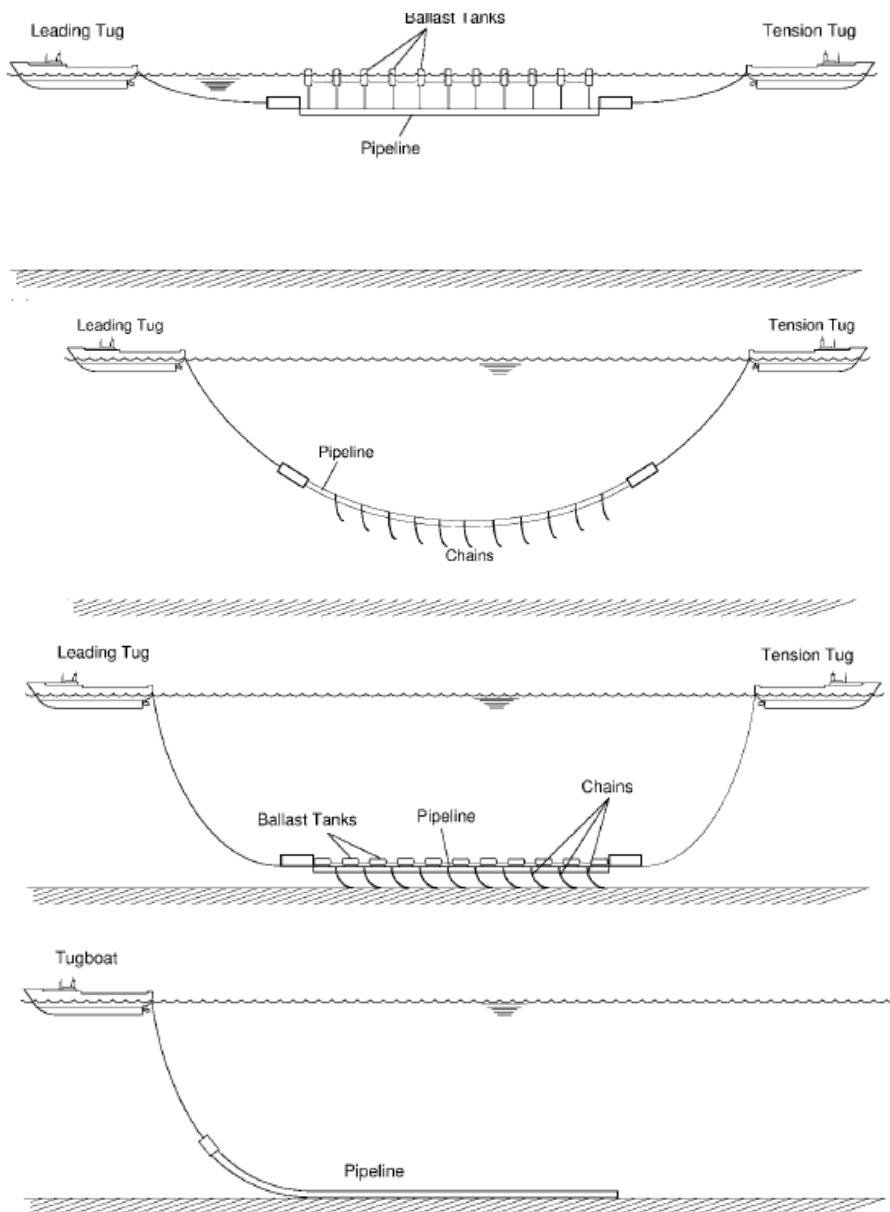
2.4.3 Εναπόθεση με τη μέθοδο της ρυμούλκησης (tow)

Με τη μέθοδο της ρυμούλκησης ο αγωγός αναρτάται και επαφίεται μέσα στο νερό μέσω ανωστικών μονάδων (σωμάτων). Ο αγωγός κατασκευάζεται στην ξηρά ανά τμήματα και στη συνέχεια ρυμουλκείται στην τοποθεσία εγκατάστασης. Με τη χρήση ενός ή δύο ρυμουλκών σκαφών ρυμουλκείται στην περιοχή εναπόθεσης. Όταν βρεθεί στην τελική του θέση, τα ανωστικά σώματα αφαιρούνται ή γεμίζονται με νερό και ο αγωγός βυθίζεται αργά μέσα στο νερό, μέχρι να βρεθεί στον πυθμένα. Η εγκατάσταση του αγωγού μέσω ρυμούλκησης πραγματοποιείται με τους εξής τρόπους (Guo et al., 2005):

- Με επιφανειακή ρυμούλκηση (SurfaceTow), όπου ο αγωγός διατηρείται στην επιφάνεια με τη χρήση ανωστικών σωμάτων (Σχήμα 2.8α)
- Με ρυμούλκηση μέσου βάθους (Mid-depth Tow), όπου ο αγωγός διατηρείται σε στάθμη κάτω από την ελεύθερη επιφάνεια με την ταυτόχρονη επενέργεια της

χρήσης ανωστικών σωμάτων και της ταχύτητας του ρυμουλκού σκάφους (Σχήμα 2.8β).

- Με ρυμούλκηση πάνω από τον πυθμένα (Off-Bottom Tow), ο αγωγός κρατιέται μόλις πάνω από τον πυθμένα. Όταν ο αγωγός βρεθεί στη θέση που έχει προδιαγραφεί, τότε αφαιρούνται τα ανωστικά σώματα και αυτός επικάθεται στον πυθμένα (Σχήμα 2.8γ).
- Με ρυμούλκηση πάνω στον πυθμένα (Bottom Tow), όπου αγωγός σέρνεται πάνω στον πυθμένα δίχως τη χρήση ανωστικών σωμάτων. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται αποκλειστικά σε νερά μικρού βάθους και σε μαλακούς και επίπεδους πυθμένες (Σχήμα 2.8δ).



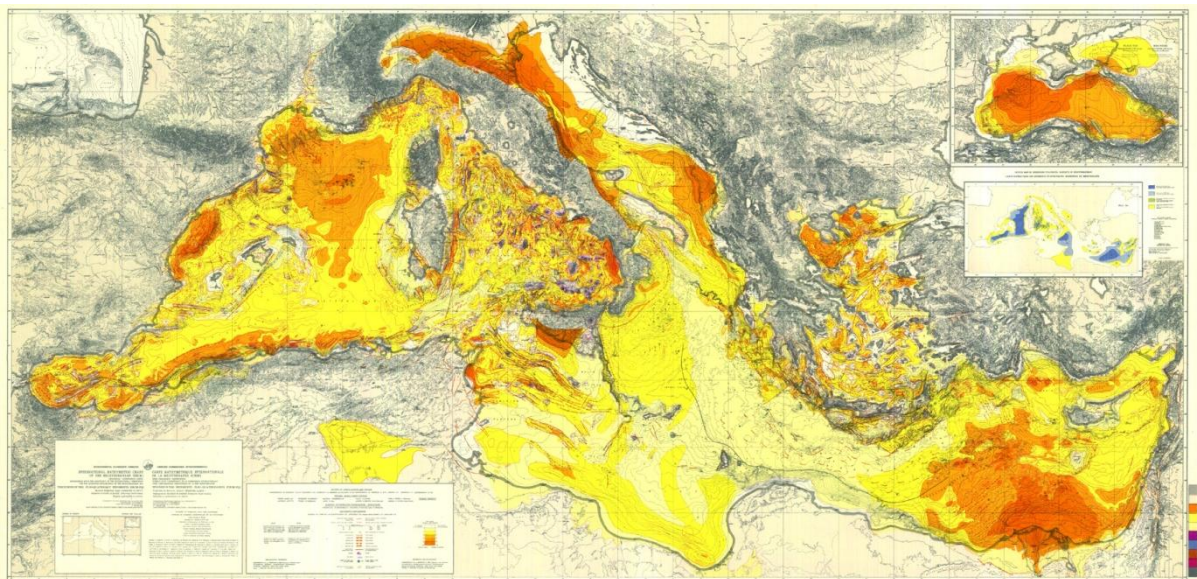
Σχήμα 2.13: Απεικόνιση της μεθόδου ρυμούλκησης (Tow Method)

α) στην επιφάνεια της θάλασσας, β) σε ένα μέσο βάθος, γ) κοντά στον βυθό και δ) στο βυθό (Guo et al., 2005).

Ένα μεγάλο πλεονέκτημα της τεχνικής αυτής είναι ότι η συγκόλληση, η επιθεώρηση και οι δοκιμές διεξάγονται στην ξηρά πριν από την εγκατάσταση.

2.5 Σχεδιασμός υποθαλάσσιων αγωγών

Η σχεδίαση των υποθαλάσσιων αγωγών είναι μια επίπονη, χρονοβόρα και δαπανηρή διαδικασία. Στόχος της διαδικασίας σχεδίασης είναι η πρόβλεψη της συμπεριφοράς των αγωγών κάτω από στατικές και δυναμικές φορτίσεις. Οι υποθαλάσσιοι αγωγοί μεταφοράς ρευστών χρησιμοποιούνται κυρίως για τη μεταφορά υδρογονανθράκων. Σε αυτούς περιλαμβάνονται οι αγωγοί μεταφοράς, οι γραμμές ροής για τη μεταφορά ρευστών υλικών από την πλατφόρμα επιφανείας στους αγωγούς μεταφοράς, οι γραμμές ροής για τη μεταφορά ρευστών υλικών μεταξύ πλατφορμών κ.λ.π.. Τα βήματα που ακολουθούνται κατά τη σχεδίαση των υποθαλάσσιων αγωγών είναι εν γένει παρόμοια για όλες τις περιπτώσεις αυτών. Η διαδικασία για τη σχεδίαση μεταλλικών αγωγών παραγωγής και εξόρυξης (risers) ενώ ακολουθείται η ίδια μεθοδολογία με εκείνη των γραμμών ροής, εντούτοις εφαρμόζονται διαφορετικά κριτήρια σχεδίασης. Η διαδικασία σχεδίασης αποτελείται από τρία στάδια. Το πρώτο είναι η σύλληψη του αντικειμένου. Σε αυτό το στάδιο προσδιορίζονται οι περιορισμοί του έργου και επιβεβαιώνεται η εφικτότητα ή μη του εγχειρήματος. Για να γίνουν αυτά, πρέπει να προηγηθεί η συλλογή όλων των απαραίτητων πληροφοριών. Στις πληροφορίες αυτές συμπεριλαμβάνεται το πάχος της υπερκείμενης του τεκτονικού ρήγματος στρώσεως των ιζημάτων, το οποίο έχει εξαιρετική σημασία για την αριθμητική ανάλυση. Στο Σχήμα 2.14 απεικονίζεται ο χάρτης των ιζημάτων της περιοχής της Μεσογείου, ο οποίος περιέχει τις ισοπαχείς γραμμές τους (sediments isopachs). Παρατηρείται επίσης από το υπόμνημα ότι οι ισοπαχείς γραμμές έχουν μονάδες χρόνου, δηλαδή μετρώνται σε δέκατα του δευτερολέπτου που είναι ο χρόνος που χρειάζεται το ακουστικό κύμα, για να ταξιδέψει ως το βραχώδες υπόβαθρο και μέσω της αντανάκλασης να επιστρέψει στην επιφάνεια.



Σχήμα 2.14: Χάρτης πάχους ιζημάτων στον πυθμένα της Μεσογείου θάλασσας.
(International Bathymetric Chart of Mediterranean - www.ngdc.noaa.gov)

Στη συνέχεια μετατρέπεται ο χρόνος διέλευσης του ακουστικού κύματος σε μονάδες μήκους και προσδιορίζεται έτσι το πάχος της ιζηματογενούς στρώσεως (Πίνακας 2.2). Επίσης, παρατηρείται ότι κατά μήκος της προτεινόμενης χάραξης του αγωγού East-Med το πάχος των ιζημάτων ενδέχεται να φθάνει σε ορισμένα σημεία τα 2000m. Επιβεβαιώνονται έτσι οι εκτιμήσεις σχετικά με την υψηλή συγκέντρωση των ιζηματογενών στρώσεων της λεκάνης της νοτιοανατολικής μεσογείου, λόγω της εκβολής του ποταμού Νείλου.

Πίνακας 2.2: Υπολογισμός πάχους ιζημάτων (International Bathymetric Chart of Mediterranean).

Contour and value of isopachs (interval: 0.2s.)		Ligne de niveau et valeur d'isopache (intervalle: 0.2sec.)	
from/de 0	to/a 10	from/de 0	to/ 800m
10	20	800	2000
20	30	2000	3800
30	50	3800	7000
Selected thickness values • 10		Valeur sélectionnée de l'épaisseur	

Στη συνέχεια όσων αναφέρθηκαν ανωτέρω, κατά το πρώτο βήμα του σχεδιασμού των υποθαλάσσιων αγωγών, πραγματοποιείται και μια προκαταρκτική αξιολόγηση της βασικής δαπάνης του προγράμματος. Κατά το δεύτερο στάδιο λαμβάνει χώρα ο προκαταρκτικός σχεδιασμός, όπου γίνεται ο αρχικός προσδιορισμός του μεγέθους του αγωγού, των διαστάσεών του και η επιλογή των υλικών. Έπειτα, καθορίζεται το πλαίσιο συμμόρφωσης έναντι των εθνικών κανονισμών και ελλείπει αυτών υιοθετούνται οι ευρωπαϊκοί ή οι αμερικανικοί. Επίσης, καταρτίζεται το χρονοδιάγραμμα και γίνεται μία προεκτίμηση των ποσοτήτων των διαφόρων υλικών που θα απαιτηθούν για την υλοποίηση του έργου. Το τρίτο και τελευταίο στάδιο, είναι εκείνο του λεπτομερούς σχεδιασμού. Εδώ λαμβάνουν χώρα εκτενείς αναλύσεις, ώστε να προσδιοριστεί το πάχος του τοιχώματος του αγωγού, το προστατευτικό του περιτύλιγμα καθώς και να βελτιστοποιηθεί η χάραξη της διαδρομής που θα ακολουθηθεί ώστε να αποφευχθούν οι γεωκίνδυνοι που εκτέθηκαν προηγουμένως. Επιβεβαιώνεται η συμμόρφωση με τους κανονισμούς αντοχής, η απόκριση σε υψίσυχνες ταλαντώσεις, η ευστάθεια του εδάφους κ.λπ.. Επίσης, επιβεβαιώνεται η επάρκεια της σχεδίασης με τη χρήση υπολογιστικών προσομοιωμάτων ή και δοκιμών αν κριθεί απαραίτητο, σύμφωνα με όσα έχουν οριστεί κατά την προκαταρκτική σχεδίαση. Τέλος παράγονται τα σχέδια τόσο των κατασκευαστικών λεπτομερειών, όσο και εκείνα της οριζοντιογραφίας και μηκοτομής που αφορούν τη χάραξη της διαδρομής.

2.6 Συμπεράσματα

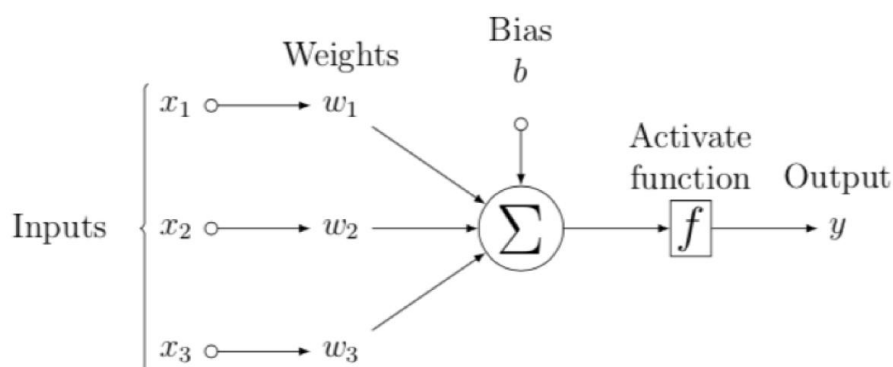
Απαραίτητη προϋπόθεση για την επιτυχημένη και οικονομικά αποδοτική σχεδίαση των υποθαλάσσιων αγωγών είναι ο εκ των προτέρων προσδιορισμός των γεωκινδύνων στους οποίους θα εκτεθεί ο αγωγός κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του. Οι γεωκίνδυνοι δύναται να αποτελέσουν απειλή για τη δομική ακεραιότητά του αγωγού, η οποία εάν απολεσθεί θα οδηγήσει σε απρόβλεπτες περιβαλλοντικές επιπτώσεις. Επομένως, πριν από την έναρξη

οποιασδήποτε διαδικασίας σχεδιασμού πρέπει να προηγηθούν γεωφυσικές και γεωτεχνικές μελέτες και έρευνες της περιοχής ενδιαφέροντος, ώστε να προσδιοριστούν οι παράμετροι των εδαφικών υλικών του πυθμένα και τα χαρακτηριστικά των τεκτονικών ρηγμάτων ή λοιπών γεωκινδύνων κατά μήκος της προβλεπόμενης χάραξης.

3 Νευρωνικά Δίκτυα (Ν.Δ.)

3.1 Εισαγωγή

Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία μέρη. Τις ποσότητες εξόδου, που είναι το μέγεθος που προσπαθεί να προσδιορίσει το Ν.Δ., τον εσωτερικό μηχανισμό υπολογισμού με τους συντελεστές του και τέλος, τις ποσότητες εισόδου που τροφοδοτούνται στο Ν.Δ. για να υπολογιστούν οι ποσότητες εξόδου.



Σχήμα 3.1: Το αντίληπτρο του Rosenblatt - το πιο απλό Νευρωνικό Δίκτυο.

Στη συνέχεια αναλύονται ο εσωτερικός μηχανισμός υπολογισμού του νευρωνικού δικτύου και οι παράμετροι του. Επιπρόσθετα, θα περιγραφεί ο τρόπος βελτιστοποίησης του μοντέλου πρόβλεψης για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος, καθώς και οι πρακτικές τόσο για τη μείωση του μεγέθους του, όσο και τη βελτίωση της εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου.

3.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ.)

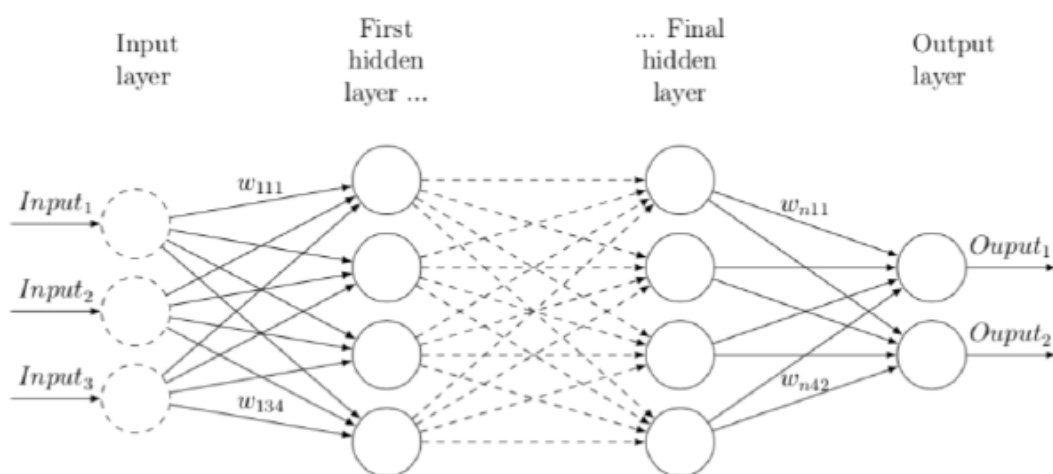
Το αντίληπτρο (νευρώνας perceptron) είναι η πιο απλή μορφή νευρωνικού δικτύου και εφευρέθηκε το 1957 από τον Frank Rosenblatt [21]. Βασίζεται στην ιδέα του βιολογικού νευρώνα, όπου όταν του δοθεί ένα ερέθισμα εισόδου, τότε πυροδοτεί το δικό του σήμα εξόδου. Γι' αυτό το λόγο τα αντίληπτρα ονομάζονται τυπικά νευρώνες. Μία διαμόρφωση από στοιβαγμένους νευρώνες αποτελούν ένα δίκτυο, το οποίο καλείται τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (Τ.Ν.Δ.). Στο Σχήμα 3.1 απεικονίζεται το μονό αντίληπτρο.

Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο του Σχήματος 3.1 τροφοδοτείται από τρεις (3) εισόδους x_1, x_2 και x_3 , κάθε μία από τις οποίες πολλαπλασιάζεται από έναν συντελεστή βαρύτητας (w_i), και τότε όλες αθροίζονται σε μία τιμή, στην οποία έπειτα προστίθεται ένας σταθερός όρος (b) που ονομάζεται πόλωση, ο οποίος δεν εξαρτάται από καμία τιμή εισόδου και το αποτέλεσμα των ανωτέρω τροφοδοτείται σε μία συνάρτηση, η οποία μας παρέχει την τελική έξοδο του αντίληπτρου. Η συνάρτηση στο τέλος ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης του

αντίληπτρου, διότι ο κύριος ρόλος της είναι να ενεργοποιήσει ή όχι τον συγκεκριμένο νευρώνα. Για να τεθεί πιο κατανοητά, ελέγχει το εάν ο νευρώνας θα δώσει αποτέλεσμα ή όχι. Την ίδια στιγμή, η συνάρτηση ενεργοποίησης δίνει στον νευρώνα την «υπερδύναμή» του, δηλαδή τη δυνατότητα να προβλέψει μη-γραμμικές ποσότητες. Το αντίληπτο του Frank Rosenblatt, διαθέτει μία βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία πυροδοτεί την έξοδο της βασιζόμενη στην τελική τιμή των υπολογισμών, όπως στη Σχέση 3.1.

$$y_n = f(\sum x \cdot w + b) \quad (3.1)$$

Είναι φανερό ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης διαδραματίζει τον πιο σημαντικό ρόλο για το αντίληπτο και είναι υπεύθυνη για την τελική έξοδο.



Σχήμα 3.2: Τυπικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (Τ.Ν.Δ.) πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward).

Ένα και μόνο αντίληπτο δύναται να χρησιμοποιηθεί ως ένας απλός γραμμικός δυαδικός ταξινομητής, ο οποίος υπολογίζει τη γραμμική σχέση των εισόδων και εάν το αποτέλεσμα υπερβεί κάποιο όριο, εξάγει τη θετική ή αρνητική κατάταξη. Αν και αυτό φαντάζει ως μία απλή διεργασία για ένα και μόνο αντίληπτο, με το να στοιβάζονται περισσότερα από ένα σε οργανωμένες διαμορφώσεις αποκτούν τη δυνατότητα να επιλύουν σύνθετα προβλήματα γραμμικής παλινδρόμησης και ταξινόμησης. Τέτοια προβλήματα είναι η ανίχνευση σφαλμάτων και η πρόβλεψη χρονοσειρών. Η διαμόρφωση αντίληπτρων σε στρώσεις (ή στρώσεις) είναι αυτό που ονομάζουμε Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ή Αντίληπτο Πολλαπλών Επιπέδων (Multi-Layer Perceptron (MLP)) Σχήμα 3.2.

Αυτή η δομή είναι πιο περίπλοκη από το ενιαίο αντίληπτο, καθώς αποτελείται από πολλαπλές στρώσεις, που η καθεμία περιέχει πολλαπλά αντίληπτα ή νευρώνες. Αυτή η αρχιτεκτονική ονομάζεται «πυκνή» επειδή κάθε νευρώνας συνδέεται με την επόμενη στρώση μέσω ενός διανύσματος βαρών όπως φαίνεται παραπάνω. Η λειτουργία ενός κύκλου αναπαρίσταται από ένα μονό νευρώνα με μια συνάρτηση ενεργοποίησης που λαμβάνει ως είσοδο το σταθμισμένο άθροισμα της εξόδου της προηγούμενης στρώσης στην οποία έχει προστεθεί η πόλωση (b). Η έξοδος του νιοστού (m-th) νευρώνα ορίζεται σύμφωνα με τη Σχέση 3.2.

$$Out_{mi} = f(\sum_k out(nk) \cdot w_{ij} + bias_{mi}) \quad (3.2)$$

- Out_{mi} η υπολογιζόμενη έξοδος του mi
- nk ο νευρώνας της στρώσης i
- mi ο νευρώνας της στρώσης $i+1$
- f η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα
- w_{ij} ο συντελεστής βαρύτητας που ανταποκρίνεται στη σχέση μεταξύ των ni και mj
- $bias_{mi}$ η σταθερά βαρών της τιμής mi (πόλωση)

Συνοψίζοντας, πρέπει να τροφοδοτήσουμε το μονό αντίληπτρο ή τους στοιβαγμένους νευρώνες με μία ή περισσότερες εισόδους, έτσι ώστε αφού τροφοδοτηθούν οι συναρτήσεις ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου να προκύψουν η μια ή οι περισσότερες τελικές έξοδοι.

3.3 Μηχανισμός υπολογισμού των Νευρωνικών Δικτύων

Στην προηγούμενη παράγραφο, το νευρωνικό δίκτυο περιγράφηκε ως μία διάταξη με περισσότερους από έναν νευρώνες στοιβαγμένους σε ένα ή περισσότερα επίπεδα. Ωστόσο, η ανάπτυξη αρχιτεκτονικών "έξυπνων" νευρωνικών δικτύων που μπορούν να επιλύσουν περίπλοκα προβλήματα απαιτεί περισσότερα πράγματα από απλές στοίβες νευρώνων. Δηλαδή, απαιτείται ο συντονισμός του αριθμού των νευρώνων και των στρώσεων σε κάθε εφαρμογή. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου για γραμμική παλινδρόμηση μπορεί να έχει ένα ή δύο κρυμμένα επίπεδα με πέντε έως δέκα νευρώνες το καθένα. Από την άλλη πλευρά, τα μοντέλα αναγνώρισης εικόνας ή ομιλίας για να εξυπηρετήσουν το σκοπό τους μπορούν να καταλαμβάνουν πιο βαθιές και πιο περίπλοκες αρχιτεκτονικές από το «κυκνό» δίκτυο. Ως εκ τούτου, είναι σημαντικό να μπορεί κανείς να αποφασίσει για τις λεγόμενες «υπερπαραμέτρους» του μοντέλου, ήτοι:

- Το πλήθος των νευρώνων
- Το πλήθος των στρώσεων ή επιπέδων

Αυτά τα δύο περιγράφουν τη δομή υπολογισμού των Τ.Ν.Δ.. Παρόλο που υπάρχουν γενικοί κανόνες για την επιλογή τους, δεν υπάρχει κανένας κανόνας ή «χρυσός κανόνας» που να λειτουργεί πάντα. Αυτές οι αποφάσεις εξαρτώνται από το πρόβλημα και συνήθως υποστηρίζονται από αλγόριθμους ελαχιστοποίησης σφάλματος. Άλλες σημαντικές παράμετροι για το σχεδιασμό των Τ.Ν.Δ. είναι οι εξής:

- Η συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία δίνει στα Τ.Ν.Δ. την υπολογιστική τους δύναμη.
- Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που είναι υπεύθυνος για την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων των Τ.Ν.Δ., όταν είναι δεδομένος ο στόχος.

Όλες αυτές οι αποφάσεις εξαρτώνται από το κάθε πρόβλημα και οι αρχές πίσω από τις επιλογές αναλύονται στις παραγράφους που ακολουθούν.

3.3.1 Νευρώνες και κρυφά επίπεδα (στρώσεις)

Για αρκετά προβλήματα, μπορεί κανείς να ξεκινήσει με ένα κρυφό επίπεδο και να λάβει λογικά αποτελέσματα. Έχει πράγματι αποδειχθεί ότι ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με μόνο μία κρυφή στρώση μπορεί να μοντελοποιήσει ακόμα και τις πιο πολύπλοκες λειτουργίες, αρκεί να έχει αρκετούς νευρώνες. Για μεγάλο χρονικό διάστημα, τα γεγονότα αυτά έπεισαν τους ερευνητές ότι δεν υπήρχε ανάγκη να διερευνηθούν οποιεσδήποτε άλλες βαθύτερες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων. Παρόλο που οι περισσότεροι αγνοούσαν ότι οι βαθιές αρχιτεκτονικές έχουν υψηλότερη παραμετρική αποτελεσματικότητα από τις ρηχές. Αυτό σημαίνει ότι μπορούν να μοντελοποιήσουν σύνθετες λειτουργίες χρησιμοποιώντας εκθετικά λιγότερους νευρώνες από τα ρηχά δίκτυα, καθιστώντας τους έτσι πολύ πιο γρήγορους στην εκπαίδευση.

Στον πραγματικό κόσμο τα δεδομένα είναι συνήθως δομημένα με ιεραρχικό τρόπο και τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να επωφεληθούν από αυτό το γεγονός. Οι αρχικοί νευρώνες μπορούν να προσαρμοστούν σε χαρακτηριστικά που είναι καθολικά και εμφανίζονται επανειλημμένα στα δεδομένα και οι τελικοί νευρώνες να προσαρμοστούν περισσότερο σε χαρακτηριστικά γνωρίσματα που διαφοροποιούν τις τελικές εξόδους [13]. Για παράδειγμα, εάν ένα εκπαιδευμένο μοντέλο με ρηχή αρχιτεκτονική μπορεί να αναγνωρίσει επαρκώς πρόσωπα στις εικόνες, τότε οι αρχικές στρώσεις του μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πιο βαθιές αρχιτεκτονικές που αποσκοπούν στην αναγνώριση επιμέρους χαρακτηριστικών, όπως η κόμμωση (χτένισμα). Με αυτόν τον τρόπο, το βαθύ δίκτυο δεν θα πρέπει να μάθει από το μηδέν όλες τους συνδυασμούς χαμηλού επιπέδου που είναι χαρακτηριστικές για τα πρόσωπα στις εικόνες και θα πρέπει να εκπαιδευτεί μόνο στις δομές υψηλότερου επιπέδου, π.χ. αντιδράσεις προσώπου, χτένισμα κτλ. Για πολλά προβλήματα μπορεί κανείς να ξεκινήσει με μόνο μία ή δύο κρυφές στρώσεις και το μοντέλο θα πρέπει να έχει ακρίβεια 97% -98% για την προσέγγιση των περισσότερων λειτουργιών. Για πιο σύνθετες εφαρμογές, όπως η προσέγγιση των μη γραμμικών συστημάτων ή η αναγνώριση ομιλίας, συνήθως απαιτούνται δίκτυα με περισσότερα επίπεδα ή πιο πολύπλοκες αρχιτεκτονικές από το πυκνό δίκτυο.

Ο αριθμός των νευρώνων στη στρώση εισόδου και εξόδου καθορίζεται αυθαίρετα από τον τύπο εισόδου και τον αριθμό των απαραίτητων εξόδων. Αυτό σημαίνει ότι ο σχεδιαστής μοντέλου ή τα ίδια τα δεδομένα επιβάλλουν τον αριθμό για τα επίπεδα εισόδου και εξόδου. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο για την ταξινόμηση του αλφαβήτου από εικόνες 64x64 εικονοστοιχείων θα έχει 24 εξόδους και $64 \times 64 = 4096$ νευρώνες εισόδου. Η πρόβλεψη των θερμοδυναμικών ποσοτήτων εντός του κυλίνδρου μηχανής εσωτερικής καύσης μπορεί να επιτευχθεί με μοντέλα νευρωνικών δικτύων πολλαπλών εισροών-μονής εξόδου που χρησιμοποιούν εισόδους από το σύνολο των διαθέσιμων αισθητήρων. Όσον αφορά τους νευρώνες των κρυμμένων επιπέδων, μια κοινή πρακτική για τη διαστασιολόγησή τους είναι το μέγεθος τους να είναι τέτοιο, ώστε να σχηματίζουν μια χοάνη, με όλο και λιγότερους νευρώνες σε κάθε στρώση.

Δυστυχώς, η ανίχνευση του τέλει αριθμού νευρώνων για κάθε κρυμμένη στρώση περιγράφεται στις περισσότερες βιβλιογραφικές αναφορές ως *αυθαίρετη* και είναι το

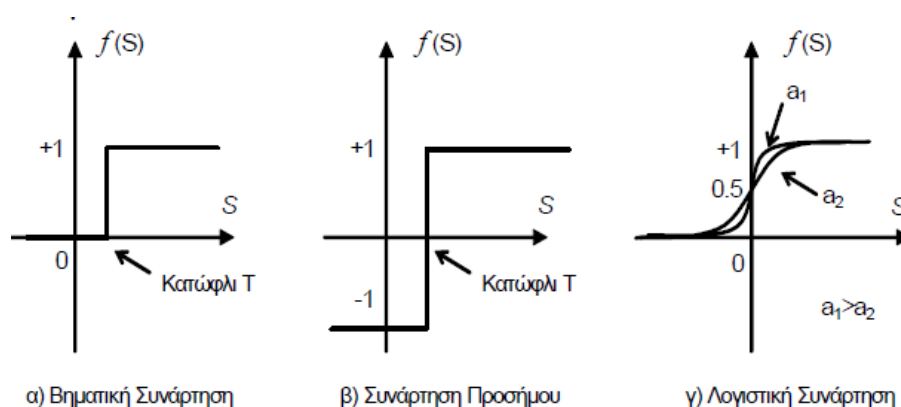
αποτέλεσμα του αποτελεσματικού σχεδιασμού. Ο εμπειρικός κανόνας για τα προβλήματα κατηγοριοποίησης είναι ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα να είναι μικρότερος από τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης (Βλαχάβας κ.α., 2011). Αυτό γίνεται για να αποφευχθεί η απομνημόνευση. Η αλήθεια είναι ότι υπάρχουν διάφοροι τρόποι για να επιλεγεί η αρχιτεκτονική ενός Τ.Ν.Δ, π.χ. η πλήρης παραμετρική αναζήτηση της καλύτερης αρχιτεκτονικής με τη διερεύνηση όλων των πιθανών αρχιτεκτονικών ή την κατοχή ενός πιο έξυπνου αλγορίθμου για τον έλεγχο του σχεδιασμού του Τ.Ν.Δ.. Σήμερα υπάρχουν πολλά εργαλεία που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εύκολη ανάπτυξη και γρήγορη δοκιμή πολλών πρωτότυπων αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων και ως εκ τούτου να δοκιμαστούν πολλές μεταβολές πριν αποφασιστεί ποια αρχιτεκτονική είναι ιδανική για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα.

3.3.2 Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης βρίσκεται στην καρδιά κάθε κόμβου και είναι υπεύθυνη για να δίνει στα νευρωνικά δίκτυα τη δύναμή τους να προσεγγίζουν δύσκολα προβλήματα όπως τα μη γραμμικά δυναμικά συστήματα. Αυτές οι λειτουργίες ονομάζονται λειτουργίες ενεργοποίησης επειδή μπορούν να ενεργοποιήσουν την έξοδο κόμβου με βάση την είσοδο του κόμβου. Υπάρχουν απλές λειτουργίες ενεργοποίησης, όπως η λειτουργία επιδιόρθωσης, και υπάρχουν πιο περίπλοκες λειτουργίες μη γραμμικής ενεργοποίησης όπως, η λογιστική συνάρτηση της Σχέσης 3.3 που είναι μέλος της οικογένειας των σιγμοειδών συναρτήσεων, η βηματική, το Γκαουσιανό (GN) κ.λπ. (Σχήμα 3.3).

$$\Phi(S) = \frac{1}{1+e^{-a \cdot S}} \quad (3.3)$$

Ορισμένες αποδίδουν καλά για προβλήματα παλινδρόμησης, π.χ. η υπερβολική εφαπτομένη, και μερικές άλλες αποδίδουν καλά για προβλήματα ταξινόμησης, π.χ. η συνάρτηση softmax.



Σχήμα 3.3: Μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης (Βλαχάβας κ.α., 2011).

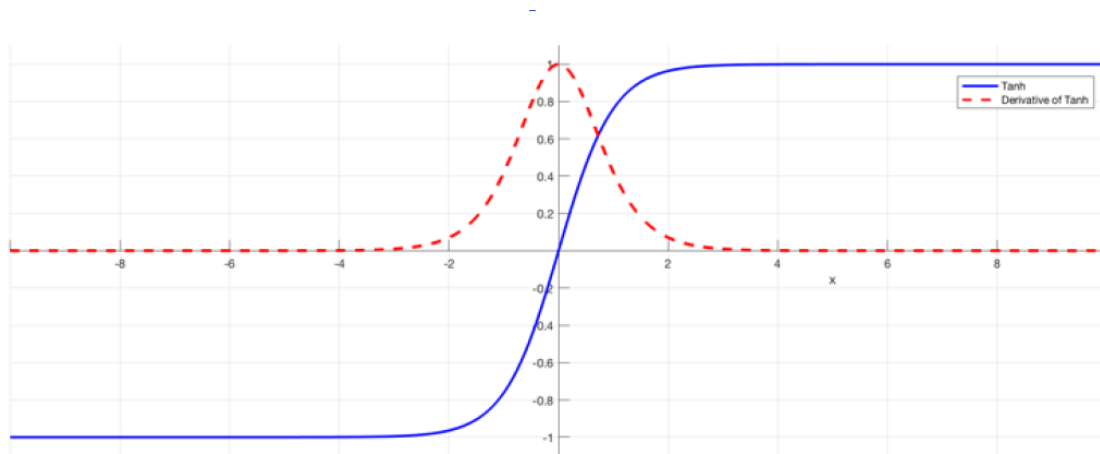
Στην παρούσα εργασία η εκπαίδευση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων έγινε σε περιβάλλον Matlab. Εξετάστηκαν οι τρεις διαθέσιμοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης, οι οποίοι είναι:

1. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt (LM). Αυτός ο αλγόριθμος απαιτεί τυπικά περισσότερη υπολογιστική μνήμη αλλά λιγότερο χρόνο εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση σταματά αυτομάτως όταν η «γενίκευση» σταματάει να βελτιώνεται. Αυτό καθορίζεται από την αύξηση του μέσου τετραγώνου του σφάλματος των δειγμάτων επικύρωσης (validation samples).
2. Ο αλγόριθμος Bayesian Regularization (BR). Αυτός ο αλγόριθμος απαιτεί συνήθως περισσότερο χρόνο εκπαίδευσης, αλλά μπορεί να οδηγήσει σε καλή «γενίκευση» για δύσκολες, μικρές ή «θορυβώδεις» ομάδες δεδομένων. Η εκπαίδευση σταματά σύμφωνα με την ελαχιστοποίηση του προσαρμοστικού βάρους (Ρύθμιση - Regularization).
3. Ο αλγόριθμος Scaled Conjugate Gradient (SCG). Αυτός ο αλγόριθμος απαιτεί λιγότερη υπολογιστική μνήμη. Η εκπαίδευση σταματά αυτομάτως όταν η «γενίκευση» σταματήσει να βελτιώνεται. Αυτό καθορίζεται από την αύξηση του μέσου τετραγώνου του σφάλματος των δειγμάτων επικύρωσης (validation samples).

Η τρέχουσα εργασία ασχολείται με ένα σύνθετο πρόβλημα παλινδρόμησης το οποίο έχει ως επί το πλείστον θετικές εξόδους. Ο ως άνω αλγόριθμος LM χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές λογισμικού για την επίλυση γενικών προβλημάτων παλινδρόμησης. Ωστόσο, όπως συμβαίνει με πολλούς αλγόριθμους προσαρμογής, ο LM βρίσκει μόνο ένα τοπικό ελάχιστο, το οποίο δεν είναι κατ' ανάγκη το ολικό ελάχιστο. Ο LM παρεμβάλλεται μεταξύ του αλγορίθμου Gauss-Newton (GN) και της μεθόδου εφαιπτομένης. Ο αλγόριθμος LM είναι πιο ισχυρός από τον GN, πράγμα που σημαίνει ότι σε πολλές περιπτώσεις βρίσκει λύση ακόμη και αν ξεκινά πολύ μακριά από το ολικό ελάχιστο. Για συναρτήσεις που συμπεριφέρονται καλά και λογικές αρχικές παραμέτρους ο αλγόριθμος LM τείνει να είναι λίγο πιο αργός από τον αντίστοιχο GN. Κατ' ουσίαν ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt παρεμβάλλεται μεταξύ του Gauss-Newton μέθοδο και του Conjugate Gradient. Οι μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι εκείνες που δίνουν στα νευρωνικά δίκτυα τις μη γραμμικές δυνατότητες τους. Για παράδειγμα, οι σιγμοειδείς συναρτήσεις είναι οι πλέον χρησιμοποιούμενες καθώς αυξάνουν μονοτονικά και είναι συμμετρικές. Στις υπερβολικές εφαιπτομένες οι έξοδοι κυμαίνονται από το -1 έως το 1 και η συνάρτησή τους ορίζεται στη Σχέση 3.4.

$$\tanh x = \frac{\sinh x}{\cosh x} = \frac{\exp^x - \exp^{-x}}{\exp^x + \exp^{-x}} = \frac{\exp^{2x} - 1}{\exp^{2x} + 1} \quad (3.4)$$

όπου στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων το x είναι η είσοδος.



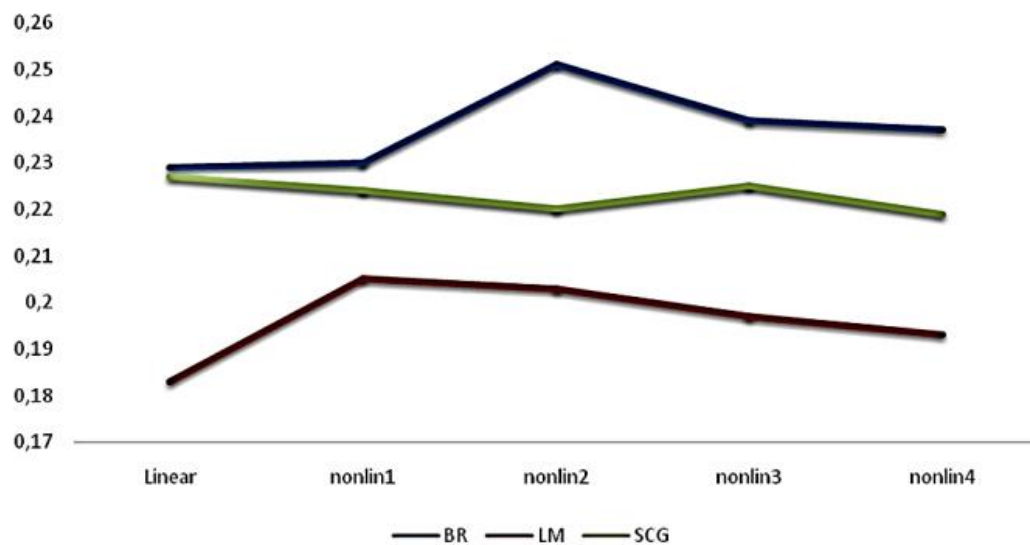
Σχήμα 3.4: Συνάρτηση ενεργοποίησης tanh.

Οι συμμετρικές σιγμοειδείς συναρτήσεις, όπως η tanh, προτιμούνται επειδή είναι πιο πιθανό να παράξουν εξόδους, οι οποίες είναι κατά μέσο όρο κοντά στο μηδέν. Όπως θα αναφερθεί αργότερα, αυτό βοηθά ουσιαστικά την ελαχιστοποίηση του σφάλματος του Ν.Δ.. Οι σιγμοειδείς είναι προτιμότερες από άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης, π.χ. τη λογιστική, οι οποίες παράγουν μόνο θετικά αποτελέσματα και μπορούν να καταστήσουν την εκπαίδευση του νευρικού δικτύου πιο περίπλοκη [20]. Ο Kayri (2016) αποπειράθηκε να αποδείξει τις προγνωστικές ικανότητες των νευρωνικών δικτύων με αλγόριθμους εκπαίδευσης BR και LM. Η ικανότητα πρόβλεψης των δεδομένων ελέγχθηκε με δύο διαφορετικούς αλγόριθμους (BR και LM) με βάση τον αλγόριθμο ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back-propagation). Το μοντέλο δοκιμάστηκε τόσο ως γραμμικό όσο και ως μη γραμμικό για τους αλγόριθμους BR και LM, ξεχωριστά. Παρατηρήθηκε ότι η σχέση μεταξύ της εισόδου και της εξόδου των νευρώνων ήταν μη γραμμική. Για τη διερεύνηση της καλύτερης μη γραμμικής αρχιτεκτονικής προς τα εμπρός (feed forward), το μοντέλο δοκιμάστηκε με αρχιτεκτονικές ενός νευρώνα, δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε νευρώνων. Το καλύτερο μοντέλο ήταν εκείνο που προέκυψε από τον υψηλότερο συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών συνόλων δεδομένων. Η ανάδειξη του βέλτιστου μοντέλου BR έγινε όχι μόνο εξετάζοντας την υψηλότερη συσχέτιση αλλά και εξετάζοντας τον λιγότερο αποτελεσματικό αριθμό παραμέτρων. Άλλοι δείκτες καλύτερης αρχιτεκτονικής ήταν οι SSE (άθροισμα του τετραγώνου των σφαλμάτων – sum of squared errors) και SSW (άθροισμα του τετραγώνου των βαρών – sum of squared weights) για το BR (Πίνακας 3.1 και Σχήμα 3.5). Μεταξύ των μεθόδων εκπαίδευσης BR και LM, το BR έλαβε τον υψηλότερο συντελεστή συσχέτισης και το χαμηλότερο SSE όσον αφορά την προβλεπτική ικανότητα. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης LM έδειξε τη χαμηλότερη απόδοση αναφορικά με την ικανότητα πρόβλεψης.

Πίνακας 3.1: Συντελεστές συσχέτισης των αλγορίθμων BR και LM (Kayri, 2016).

Training Algorithm	Linear	Nonlinear (One-Neuron)	Nonlinear (Two-Neuron)	Nonlinear (Three-Neuron)	Nonlinear (Four-Neuron)
BR	0.229	0.23	0.251	0.239	0.237
LM	0.183	0.205	0.203	0.197	0.193

Ομοίως, αναφέρεται στην εργασία του Kayrı (2016) ότι, οι Okut et al. (2011) απέδειξαν πως η εκπαίδευση του αλγόριθμου BR ήταν η πιο αποτελεσματική μέθοδος όσον αφορά την ικανότητα πρόβλεψης. Οι Okut et al. (2013) διερεύνησαν την πρόβλεψη των επιδόσεων του αλγόριθμου BR και του αλγορίθμου SCG. Στη μελέτη τους, διαπίστωσαν ότι ο BR έδωσε ελαφρώς καλύτερες επιδόσεις, αλλά όχι ιδιαίτερα σημαντικές. Σε πολλές μελέτες ο αλγόριθμος εκπαίδευσης BR έχει αποδώσει είτε μέτρια ή καλύτερα σε σύγκριση με άλλους αλγόριθμους εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος BR έχει μερικά σημαντικά πλεονεκτήματα, όπως η επιλογή και η ευρωστία του μοντέλου, η επιλογή των δεδομένων επικύρωσης, το μέγεθος των δεδομένων επικύρωσης και της βελτιστοποίησης της αρχιτεκτονικής δικτύου.



Σχήμα 3.5: Σύγκριση της ικανότητας πρόβλεψης των αλγορίθμων BR, LM & SCG (Kayrı, 2016).

Οι αλγόριθμοι Bayesian μπορούν να λύσουν το πρόβλημα υπερπροσαρμογής (overfitting) αποτελεσματικά. Σε αντίθεση με τη συμβατική εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ., όπου επιλέγονται οι βέλτιστοι συντελεστές βαρών μέσω της διαδικασίας ελαχιστοποίησης ενός σφάλματος, η προσέγγιση με αλγόριθμο Bayesian περιλαμβάνει μια στατιστική κατανομή των συντελεστών βαρών. Από τις δοκιμές του Kayrı (2016), εξάγεται το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης BR έχει καλύτερη απόδοση σε όρους ακρίβειας. Αυτό, σε συνδυασμό με το πλεονέκτημά του ότι έχει τη δυνατότητα να συλλάβει μη γραμμικές σχέσεις, σημαίνει ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πλειάδα εφαρμογών.

Εν κατακλείδι, υπάρχουν πολλές πηγές στη βιβλιογραφία που προκρίνουν συναρτήσεις ενεργοποίησης έναντι άλλων. Ωστόσο, δεν υπάρχει μια καθολική συνάρτηση ενεργοποίησης που να βρίσκει εφαρμογή απόλυτα σε όλα τα προβλήματα, καθώς εξαρτάται πραγματικά από το τι είναι αυτό που το νευρωνικό δίκτυο ζητείται να προσεγγίσει, τον τρόπο που πλαισιώνονται τα δεδομένα και το σημαντικότερο, ποια διαδικασία εκπαίδευσης θα ακολουθηθεί.

3.3.3 Εισαγωγή στην εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ.

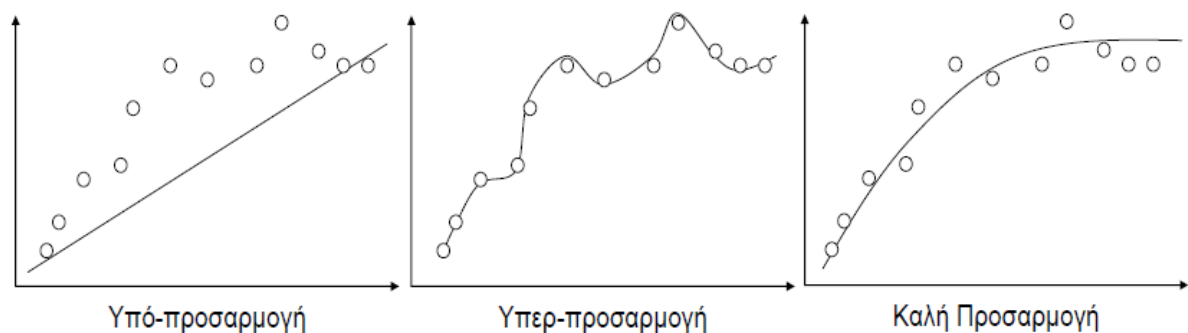
Η μάθηση (ή εκπαίδευση) είναι η διαδικασία της τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Υπάρχουν τρία είδη εκπαίδευσης:

1. Η μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning)
2. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)
3. Η βαθμολογημένη μάθηση (graded learning)

Στην πράξη στις περισσότερες εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιείται η μάθηση υπό επίβλεψη, για την οποία, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, υπάρχουν αρκετοί διαθέσιμοι αλγόριθμοι. Οι αλγόριθμοι μάθησης υπό επίβλεψη είναι:

1. Ο κανόνας Δέλτα (Delta rule learning)
2. Ο Αλγόριθμος ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation)
3. Η ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning)
4. Η τυχαία μάθηση (random learning)

Ο στόχος κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης είναι να επιτύχουμε καλή προσαρμογή των δεδομένων (Σχήμα 3.6).



Σχήμα 3.6: Χαρακτηριστικά εκπαίδευσης (Βλαχάβας κ.α., 2011).

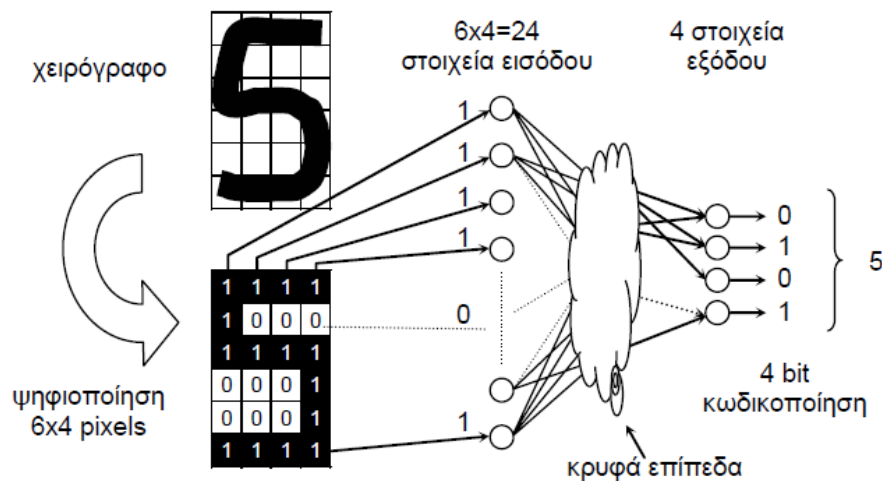
Η εκπαίδευση πραγματοποιείται σε κύκλους εκπαίδευσης που ονομάζονται εποχές (epochs). Οι κύκλοι εκπαίδευσης δύναται να γίνουν με τρεις μεθόδους. Η πρώτη είναι η μάθηση δέσμης, η δεύτερη η επαυξητική μάθηση και τέλος ο συνδυασμός των δύο παραπάνω. Η εκπαίδευση τερματίζεται όταν το κριτήριο ελέγχου ποιότητας του δικτύου φτάσει σε κάποια επιθυμητή τιμή. Ως κριτήρια ελέγχου ποιότητας εξετάζονται τα εξής:

1. Το μέσο σφάλμα του συνόλου της εκπαίδευσης
2. Η μεταβολή του μέσου σφάλματος του συνόλου της εκπαίδευσης.

Εν κατακλείδι, οι βασικές ιδιότητες των Τ.Ν.Δ. είναι η ικανότητα να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων, η δυνατότητα θεώρησής τους ως κατανεμημένη μνήμη και ως μνήμη συσχέτισης, η μεγάλη τους ανοχή σε σφάλματα και η εξαιρετική ικανότητά τους για αναγνώριση προτύπων. Τα Τ.Ν.Δ. δύναται να είναι, είτε δίκτυα με πρόσθια τροφοδότηση (feedforward), είτε δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent). Στην πλειοψηφία των εφαρμογών χρησιμοποιούνται δίκτυα απλής τροφοδότησης.

3.3.4 Εκπαίδευση Τ.Ν.Δ.: Πρόσθιας Τροφοδότησης (feedforward)

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως τα Τ.Ν.Δ. πρόσθιας τροφοδότησης διαθέτουν ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και κανένα ή ένα και περισσότερα κρυφά επίπεδα. Η εκπαίδευσή τους λαμβάνει χώρα με επίβλεψη. Σχετικά με την τοπολογία του δικτύου, δεν υπάρχει κανόνας για τον προσδιορισμό των κρυφών επιπέδων, των νευρώνων ανά επίπεδο και της συνδεσμολογίας. Τα δεδομένα εισόδου-εξόδου μας βοηθούν στην εκτίμηση του αριθμού των νευρών στα επίπεδα εισόδου και εξόδου (Σχήμα 3.7).



Σχήμα 3.7: Εκτίμηση αριθμού νευρώνων (Βλαχάβας κ.α., 2011).

3.3.5 Εκπαίδευση Τ.Ν.Δ.: Κανόνας Δέλτα

Αποτελεί γενίκευση του αλγόριθμου εκπαίδευσης του αντίληπτου. Μέσω αλγόριθμου Δέλτα ελαχιστοποιείται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα των διανυσμάτων εκπαίδευσης. Το μειονέκτημα είναι ότι δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε δίκτυα με κρυφά επίπεδα. Ως αποτέλεσμα αυτό περιορίσε την έρευνα στα Τ.Ν.Δ. για πολλά χρόνια και η λύση δόθηκε με τη μέθοδο της ανάστροφης μετάδοσης λάθους που περιγράφεται στην επόμενη παράγραφο. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα E (ή SSE) στο στοιχειώδες αντίληπτο για p διανύσματα εκπαίδευσης, προκύπτει σύμφωνα με τη σχέση:

$$E = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p (t_k - input_k)^2 \quad (3.5)$$

όπου $input_k$ είναι το σήμα εισόδου του νευρώνα (χωρίς τη συνάρτηση ενεργοποίησης) για κάποιο διάνυσμα εκπαίδευσης p και t_k είναι η επιθυμητή έξοδος.

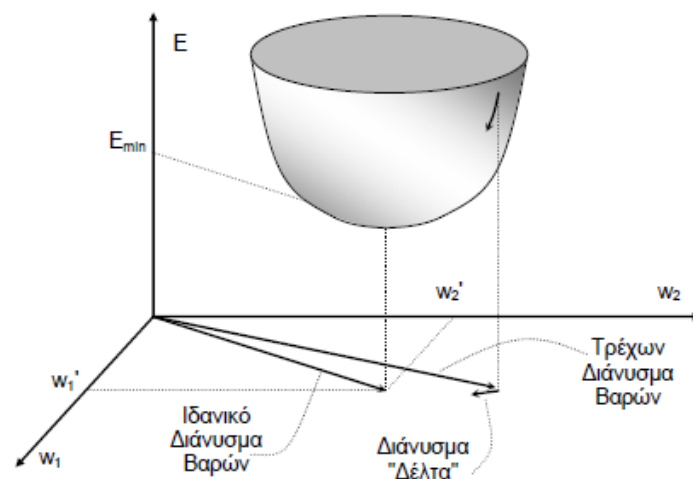
Ο κανόνας Δέλτα ακολουθεί την αρνητική κλίση της επιφάνειας του σφάλματος με κατεύθυνση προς το ελάχιστο της.

$$\Delta w_i \propto -\frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (3.6)$$

Η μεταβολή στην τιμή του βάρους w_i εξαιτίας της εκπαίδευσης με ένα μόνο από τα διανύσματα εκπαίδευσης, δίνεται από τη Σχέση 3.7.

$$\Delta w_i = w_{i(new)} - w_{i(old)} = d(t - input)x_i \quad (3.7)$$

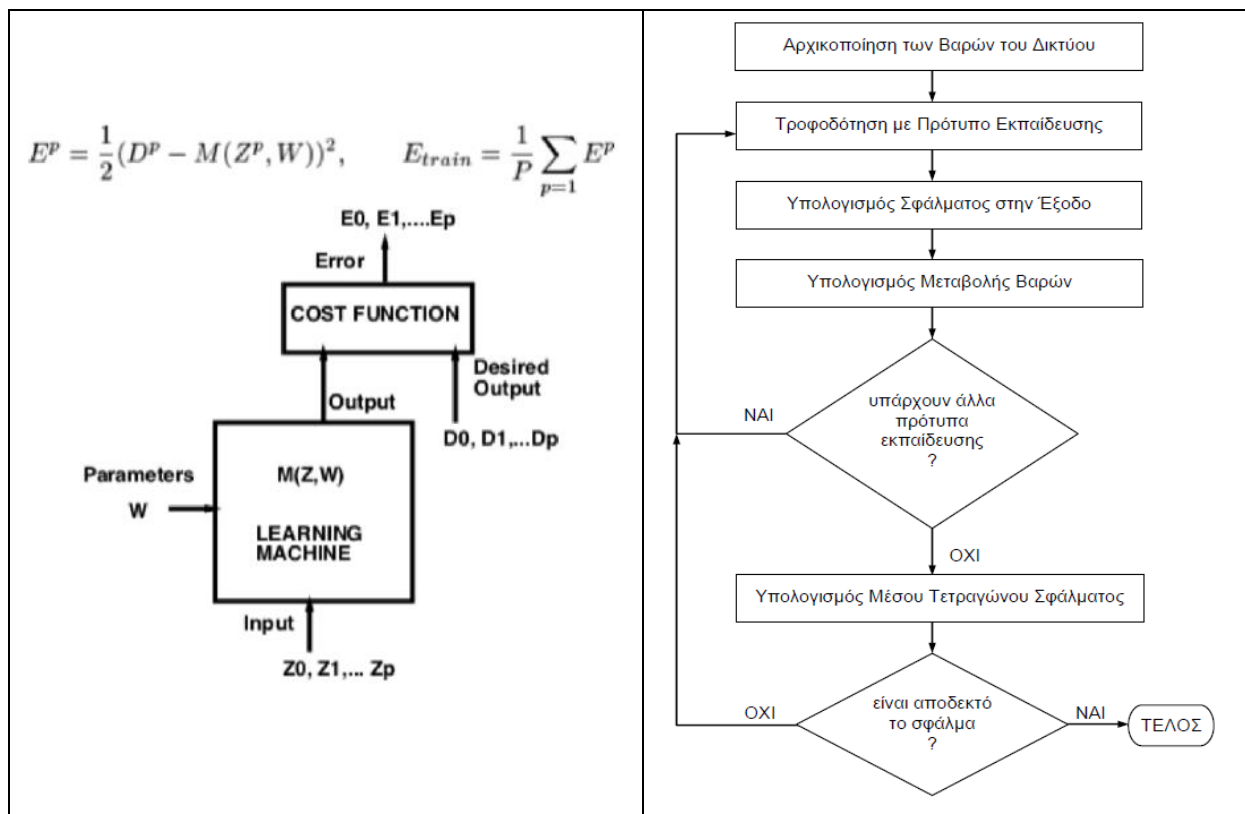
Η γεωμετρική αναπαράσταση του κανόνα Δέλτα για το στοιχειώδες αντίληπτρο με δύο εισόδους απεικονίζεται στο Σχήμα 3.8.



Σχήμα 3.8: γεωμετρική αναπαράσταση του κανόνα Δέλτα (Βλαχάβας κ.α., 2011).

3.3.6 Εκπαίδευση Τ.Ν.Α.: Ανάστροφη μετάδοση λάθους (back propagation)

Η εκπαίδευση με την αναστροφή της μετάδοσης του λάθους βασίζεται στο γενικευμένο κανόνα Δέλτα (generalized Delta rule). Η βασική ιδέα είναι να καθοριστεί το ποσοστό του σφάλματος που αντιστοιχεί σε κάθε νευρώνα, ακόμη και αυτών που ανήκουν σε κρυφά επίπεδα. Γενικά οι πιο επιτυχημένες μέθοδοι για τη βελτιστοποίηση των σφαλμάτων είναι οι μέθοδοι εκπαίδευσης με βάση την επικλινή κάθοδο. Η διαδικασία εκμάθησης απεικονίζεται στο Σχήμα 3.9. Η αναπροσαρμογή των βαρών γίνεται από το επίπεδο εξόδου προς την είσοδο (ανάστροφο πέρασμα ή μετάδοση). Η διαδικασία βελτιστοποίησης της επικλινούς καθόδου ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα E μεταξύ της εξόδου του δικτύου και της επιθυμητής εξόδου για τα p διανύσματα εκπαίδευσης.

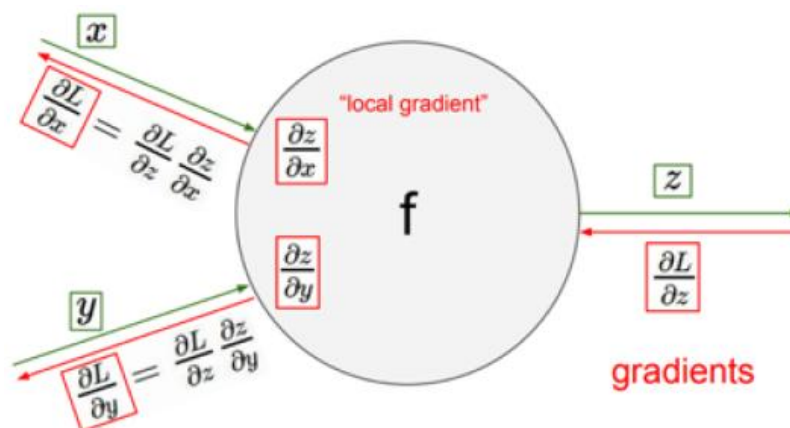


Σχήμα 3.9: Εκμάθηση με βάση την επικλινή κάθοδο (Βλαχάβας κ.α., 2011)..

Στην απλούστερη διάταξή του, το πρόβλημα της εκπαίδευσης συνίσταται στην ανίχνευση όλων των τιμών των παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου και των βαρών (W) που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση κόστους. Στην πράξη, η απόδοση του συστήματος σε ένα γενικευμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης είναι μικρής σημασίας, διότι το μέτρο σύγκρισης είναι το σφάλμα του μοντέλου στον τομέα, όπου πρόκειται να εφαρμοστεί. Ως αποτέλεσμα, είναι πραγματικά σημαντική η μεγιστοποίηση της δυνατότητας γενίκευσης του μοντέλου.

Μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος είναι η αναστροφή της μετάδοσης του λάθους. Στην απλούστερη μορφή, όπως είναι η εκπαίδευση ενός νευρώνα, ένας τυπικός αλγόριθμος αναστροφής της μετάδοσης του λάθους λειτουργεί σε τρία στάδια:

1. Ένα πέρασμα πρόσθιας τροφοδότησης παράγει μια προσέγγιση \hat{y} της τιμής του στόχου, χρησιμοποιώντας τις αρχικές τιμές βάρους και πόλωσης (bias). Αυτό το πέρασμα απεικονίζεται με τα πράσινα βέλη στο Σχήμα 3.10.
2. Στη συνέχεια, ένα αντίστροφο πέρασμα, δηλ. ξεκινώντας από την έξοδο προς τα πίσω, δημιουργεί τις μερικές παραγώγους της εξόδου κάθε κόμβου. Με την εκμετάλλευση του κανόνα της αλυσίδας δημιουργούνται οι διαφορές των βαρών για το σφάλμα. Το ανάστροφο πέρασμα απεικονίζεται από τα κόκκινα βέλη του Σχήματος 3.10.
3. Οι μερικές παραγώγοι καταμαρτυρούν την κατεύθυνση στην οποία κινείται το σφάλμα, δηλαδή εάν αυξάνει ή μειώνεται, με βάση την κατεύθυνση στην οποία κινούνται οι τιμές βαρών. Επομένως, τα βάρη μεταβάλλονται ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα. Μετά από κάθε ενημέρωση των συντελεστών βαρών επέρχεται η ολοκλήρωση μιας εκπαιδευτικής επανάληψης ή εποχής.



Σχήμα 3.10: Ανάστροφη μετάδοση λάθους (back propagation) μεγεθυμένη σε ένα κόμβο.

Οι επαναλήψεις συνεχίζονται έως ότου η τελική προσέγγιση y να ικανοποιήσει το αναμενόμενο όριο σφάλματος μεταξύ y και \hat{y} . Όταν η συνάρτηση κόστους καταλήξει σε ένα αποδεκτό σφάλμα, τότε θα ολοκληρωθεί ο κύκλος εκπαίδευσης. Η τελευταία ενημέρωση των συντελεστών βαρών και του διανύσματος της πόλωσης (bias) του νευρωνικού δικτύου αποθηκεύεται και χρησιμοποιείται για τις προβλέψεις. Οι τελευταίες τιμές των επαναλήψεων και η αρχιτεκτονική του Τ.Ν.Δ. αποτελούν αυτό που ονομάζεται «εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο» και είναι αυτό που χρησιμοποιείται κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης. Τα προβλήματα που απαντώνται στην εκπαίδευση με την αναστροφή της μετάδοσης του λάθους, έχουν να κάνουν με τα τοπικά ελάχιστα και την παράλυση του δικτύου (network paralysis). Η παράλυση του δικτύου επέρχεται, όταν ένα ή περισσότερα βάρη έχουν σταθερά υψηλές απόλυτες τιμές και δεν τροποποιούνται σημαντικά σε κάθε διόρθωση.

Κατά συνέπεια, η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι μια τυπική διαδικασία βελτιστοποίησης, αλλά όπως και σε κάθε πρόβλημα βελτιστοποίησης δεν υπάρχουν τυποποιημένες ρυθμίσεις, όσον αφορά τον τρόπο με τον οποίο μπορεί να ρυθμιστεί, ώστε η διαδικασία να κρίνεται πάντοτε επιτυχής. Παρ' όλα αυτά, υπάρχουν ρυθμίσεις που μπορούν να κάνουν τη διαδικασία βελτιστοποίησης ταχύτερη και πιο αποτελεσματική. Για παράδειγμα τα διανύσματα εκπαίδευσης δεν πρέπει να μεταβάλλονται, διότι δεν επέρχεται σύγκλιση.

Επίσης, ο έλεγχος απόδοσης του νευρωνικού δικτύου πρέπει να γίνεται με πρότυπα αξιολόγησης (validation data). Στην επόμενη παράγραφο περιγράφονται οι ρυθμίσεις για τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας.

3.3.7 Ανάστροφη μετάδοση λάθους (backpropagation): Βελτίωση αποτελεσματικότητας

Η ανάστροφη μετάδοση λάθους (back propagation) είναι ένας πολύ δημοφιλής αλγόριθμος εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων, επειδή είναι ένας απλός και υπολογιστικά αποδοτικός τρόπος που συχνά λειτουργεί. Ωστόσο, η προσπάθεια να λειτουργήσει καλά, και όχι απλώς να λειτουργήσει, θεωρείται περισσότερο ως *τέχνη* παρά ως επιστήμη. Ο σχεδιασμός και η κατάρτιση ενός δικτύου με χρήση ανάστροφης μετάδοσης λάθους απαιτεί πολλές φαινομενικά αυθαίρετες επιλογές, όπως αυτές του αριθμού των κόμβων και των στρώσεων, του τύπου των συναρτήσεων ενεργοποίησης των κόμβων, του ρυθμού εκπαίδευσης του αλγόριθμου, την επιλογή της εκπαίδευσης και του σετ δοκιμών και πολλές άλλες επιλογές. Αυτές οι επιλογές ενώ είναι αρκετά κρίσιμες, δεν υπάρχει κάποιος χρυσός κανόνας που θα πρέπει πάντα να ακολουθείται, καθώς οι επιλογές εξαρτώνται από το εκάστοτε πρόβλημα και τα διαθέσιμα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει εγγυημένη «ρετσέτα» ότι μια αρχιτεκτονική δικτύου θα συγκλίνει σε μια καλή λύση, ή ότι η σύγκλιση θα είναι γρήγορη, όταν και αν αυτή συμβεί. Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιαστεί ένα σύνολο βέλτιστων πρακτικών που ακολουθήθηκαν ώστε να διευκολυνθεί η διαδικασία εκπαίδευσης των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν.

Η κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου είναι μία από τις πιο γνωστές πρακτικές. Η ύπαρξη τιμών στα δεδομένα εισόδου, που διαφέρουν κατά πολύ από τον μέσο όρο των τιμών θα προκαλέσει την αναπροσαρμογή των βαρών σε μια συγκεκριμένη κατεύθυνση, δηλαδή την αύξηση ή τη μείωση, με αποτέλεσμα να επιβραδυνθεί η εκπαίδευση. Ένα τέτοιο παράδειγμα αφορά τα εσφαλμένα αποτελέσματα μετατοπίσεων που προέκυπταν από την ανάλυση στον πρώτο και στον τελευταίο κόμβο του προσομοιώματος του τεκτονικού ρήγματος. Αυτά σε αρκετές περιπτώσεις είχαν αντίθετο πρόσημο σε σχέση με εκείνα των υπολοίπων ενδιάμεσων κόμβων. Ως εκ τούτου, είναι καλό να ρυθμίζονται έτσι τα δεδομένα εισόδου του νευρωνικού δικτύου, ώστε να απαλείφονται τυχόν λανθασμένα δεδομένα. Επιπρόσθετα, η σύγκλιση είναι ταχύτερη όχι μόνο εάν ρυθμιστούν τα δεδομένα εισόδου σύμφωνα με τα ανωτέρω, αλλά εάν έχουν και την ίδια τάξη μεγέθους.

Περισσότερες μεταβλητές εξόδου απαιτούν περισσότερους υπολογισμούς κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης με αποτέλεσμα την επιβράδυνσή της. Γενικά, δεν είναι σίγουρο ότι η ακρίβεια των παραδοσιακών μοντέλων T.N.Δ. θα συγκλίνει γρήγορα ή ότι θα είναι βέλτιστη κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί πιο σύνθετες αρχιτεκτονικές μοντέλων από το πολύστρωματικό αντίληπτρο.

3.4 Συμπεράσματα

Από τη μελέτη της βιβλιογραφίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων προκύπτουν τα ακόλουθα συμπεράσματα:

- Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης Bayesian Regularization (BR) δίνει καλύτερες επιδόσεις, ιδιαιτέρως σε νευρωνικά δίκτυα που έχουν περιορισμένα ή ελλιπή δείγματα εισόδου - στόχων. Γενικώς, απαιτεί περισσότερο χρόνο κατά την διαδικασία εκπαίδευσης.
- Δεν υπάρχει κανένας κανόνας ή «χρυσός κανόνας» για την επιλογή της δομής των Τ.Ν.Δ.. Ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα σχετίζεται με πολύπλοκο τρόπο με τον αριθμό των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου, με τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης και την ύπαρξη ή όχι θορύβου σε αυτά, την πολυπλοκότητα της συνάρτησης ή της κατηγοριοποίησης που πρέπει να μάθει το Τ.Ν.Δ., τον αλγόριθμο εκπαίδευσης κ.λπ..
- Ο εμπειρικός κανόνας είναι ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα να είναι λιγότερος από τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης, προς αποφυγή της απομνημόνευσης.
- Τα δεδομένα των στόχων να έχουν κανονικοποιηθεί έχοντας προηγουμένως «φίλτραριστεί» τα ενδεχόμενα σφάλματα.
- Τα δεδομένα εισόδου - στόχων να έχουν και την ίδια τάξη μεγέθους.

4 Ανάπτυξη υπολογιστικού εργαλείου

4.1 Εισαγωγή

Οποτεδήποτε υπάρχει ένα πρόβλημα μηχανικής, η πρώτη προσέγγιση πριν από την αντιμετώπισή του, είναι η διερεύνηση της δυνατότητας αποφυγής του. Στις περιπτώσεις όπου η δυνατότητα αποφυγής δεν ενδείκνυται, λόγω της δυσανάλογης αύξησης της δαπάνης, τότε εφαρμόζεται η διαδικασία της ανάλυσης ή του σχεδιασμού συνεπικουρούμενη από τα διαθέσιμα τεχνολογικά εργαλεία. Για παράδειγμα μια ενδεχόμενη παράκαμψη ενός γεωκινδύνου (ρήγματος), θα απαιτούσε μεγάλο μήκος αγωγού και σημαντικό κόστος. Έτσι, για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας αναπτύχθηκαν δύο δισδιάστατα υπολογιστικά προσομοιώματα στο λογισμικό πεπερασμένων στοιχείων ABAQUS. Στο πρώτο προσομοίωμα έλαβε χώρα η παραμετρική ανάλυση της διάρρηξης ενός ενεργού ρήγματος για συνδυασμούς του πάχους της ιζηματογενούς στρώσης (H), της γωνίας εσωτερικής τριβής του εδαφικού υλικού (α) και τέλος τη συνοχή του (c). Με το πέρας της ανάλυσης, λήφθηκαν οι οριζόντιες και κατακόρυφες μετατοπίσεις κατά μήκος του πυθμένα. Στη συνέχεια, στο δεύτερο προσομοίωμα διερευνήθηκε η συμπεριφορά του αγωγού που διέρχεται πάνω από το ρήγμα, λαμβάνοντας ως δεδομένα εισόδου τις μετατοπίσεις που προέκυψαν από το πρώτο προσομοίωμα. Ταυτόχρονα υπολογίζονται οι τιμές και οι λοιπές παράμετροι που αφορούν την αλληλεπίδραση εδάφους-αγωγού και τα εδαφικά ελατήρια. Τα αποτελέσματα που λαμβάνονται αφορούν τιμές παραμόρφωσης στις ακρότατες άνω και κάτω «ίνες» του αγωγού. Συνολικά, έλαβαν χώρα 215 αναλύσεις σε κάθε ένα από τα προσομοιώματα. Για την επιτυχή διασύνδεση των δύο προσομοιωμάτων και τη διαχείριση του τεράστιου όγκου δεδομένων, καταστρώθηκαν κώδικες (script) εισαγωγής, επεξεργασίας δεδομένων και διεπαφής σε γλώσσα προγραμματισμού python και έγινε χρήση της ενσωματωμένης ικανότητας (built-in) του ABAQUS να τους εκτελεί.

4.2 Προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων

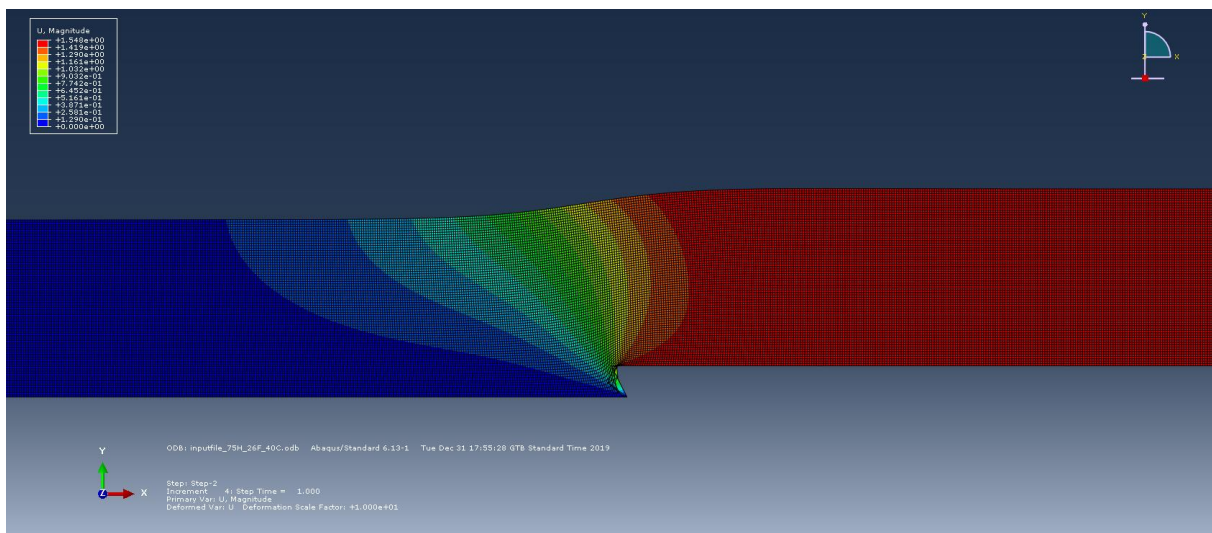
Η μέθοδος των πεπερασμένων στοιχείων χρησιμοποιείται ευρέως στην ανάλυση και τον σχεδιασμό κατασκευών. Η μέθοδος αυτή αποτελεί ισχυρό εργαλείο στην μελέτη των κατασκευών και βρίσκει μεγάλο αριθμό εφαρμογών. Στο πεδίο της ανάλυσης δύναται να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο στο (συμβατικό) ελαστικό πεδίο (θεωρία των μικρών μετατοπίσεων), αλλά και για μη-γραμμικά προβλήματα, όπως ο λυγισμός, η δυναμική συμπεριφορά κατασκευών, η μη-γραμμική απόκριση και συμπεριφορά των υλικών κ.α.. Προαπαιτούμενο της μη-γραμμικής επίλυσης είναι η ύπαρξη μιας επαναληπτικής διαδικασίας. Το χαρακτηριστικό της μεθόδου είναι η χρήση δισδιάστατων και τρισδιάστατων στοιχείων για την προσομοίωση συνεχών μέσων.

4.2.1 Προσομοίωση διάρρηξης ενεργού τεκτονικού ρήγματος

Για τις ανάγκες της μελέτης θεωρήθηκε ως γεωκίνδυνος ένα ανάστροφο ρήγμα με γωνία διάρρηξης 60° . Σύμφωνα με το Σχήμα 2.10 τα ανάστροφα ρήγματα απαντώνται συχνότερα στην περιοχή της ανατολικής Μεσογείου. Μελετήθηκαν συνδυασμοί για την εδαφική στρώση με χαρακτηριστικά:

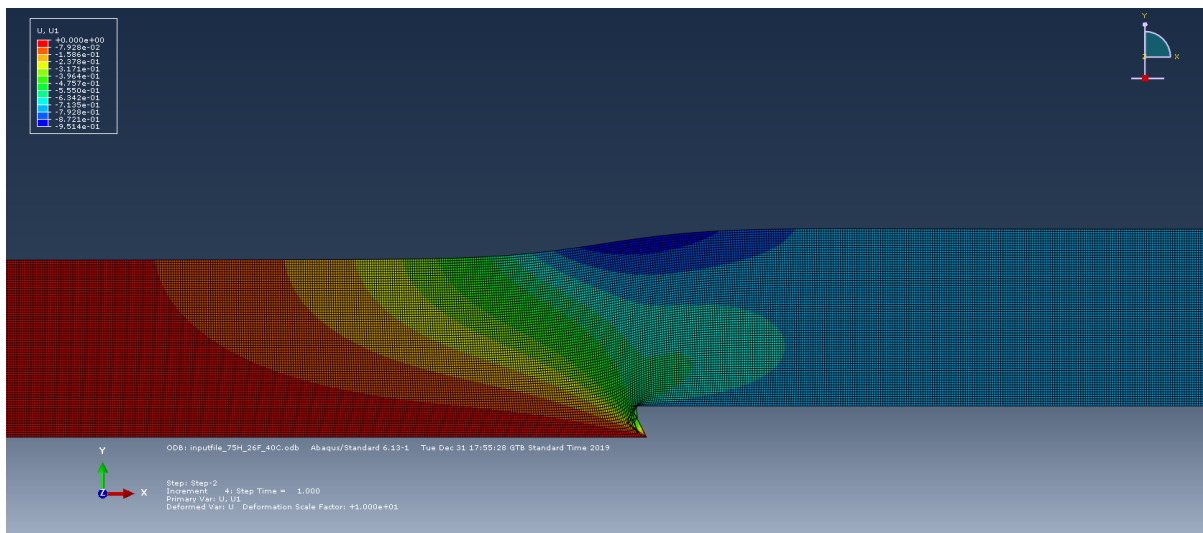
- Πάχος ιζηματογενούς στρώσης $H = 25, 50, 75, 100, 125, 150$ και 175m
- Γωνία εσωτερικής τριβής $\alpha = 2^\circ, 10^\circ, 18^\circ, 26^\circ, 34^\circ$ και 42°
- Συνοχή εδαφικού υλικού $c = 20, 40, 60, 80$ και 100kPa

Αναφορικά με τη διακριτοποίηση, το προσομοίωμα που κατασκευάστηκε διαθέτει 1001 κόμβους στην οριζόντια και $(H \times 1001 + 1)$ κόμβους στην κατακόρυφη διεύθυνση. Για τη σύνδεση των κόμβων χρησιμοποιήθηκαν διγραμμικά τετράκομβα στοιχεία τύπου CPE4. Οι μετατοπίσεις που επεβλήθησαν στο μέτωπο της διάρρηξης του ρήγματος ήταν $\Delta x = 0.7626\text{m}$ και $\Delta y = 1,3208\text{m}$ αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα που εξήχθησαν με το πέρας της ανάλυσης του παρόντος βήματος, αφορούν στις μετατοπίσεις που αναπτύσσονται στην επιφάνεια της ιζηματογενούς στρώσεως, λόγω της διάρρηξης του ρήγματος και συγκεκριμένα, στις μετατοπίσεις κατά την οριζόντια διεύθυνση (U_1) και κατά την κατακόρυφη διεύθυνση (U_2). Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως εκτελέστηκαν 215 συνδυασμοί ανά προσομοίωμα. Στα σχήματα που ακολουθούν απεικονίζεται η μορφή που έχει λάβει ο πυθμένας μετά το πέρας της διάρρηξης του τεκτονικού ρήγματος για ένα αντιπροσωπευτικό προσομοίωμα με πάχος ιζηματογενούς στρώσεως $H=75\text{m}$, γωνία εσωτερικής τριβής 26° και συνοχή εδαφικού υλικού $c=40\text{kPa}$. Στο Σχήμα 4.1 απεικονίζονται συνδυαστικά οι μετατοπίσεις U (U_1 και U_2), όπου $U_{\max}=1,548\text{m}$.



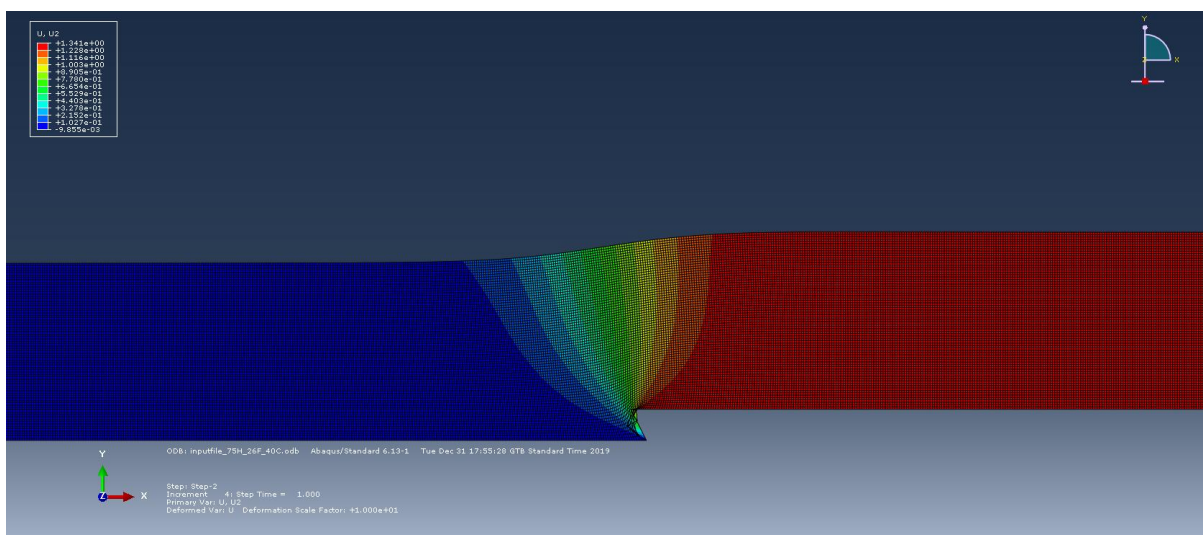
Σχήμα 4.1: Διάρρηξη ανάστροφου ρήγματος (50m/20°/40kPa) με $U_{\max}=1,548\text{m}$.

Στο σχήμα 4.2 απεικονίζονται οι μετατοπίσεις U_1 του ρήγματος, όπου $U_{1\max}=-0,9514\text{m}$.



Σχήμα 4.2: Διάρρηξη ανάστροφου ρήγματος (50m/20°/40kPa) με $U_{1\max}=-0,9514\text{m}$.

Στο σχήμα 4.3 απεικονίζονται οι μετατοπίσεις U_1 του ρήγματος, όπου $U_{1\max}=1,341\text{m}$

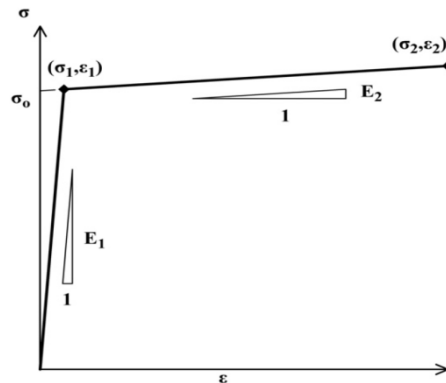


Σχήμα 4.3: Διάρρηξη ανάστροφου ρήγματος (50m/20°/40kPa) με $U_{2\max}=1,341\text{m}$.

Από τη μελέτη των ανωτέρω σχημάτων προκύπτει, ότι το χρήσιμο μέγεθος για την τροφοδότηση των Τ.Ν.Δ. δεν είναι γενικά η μέγιστη τιμή των μετατοπίσεων, αλλά η μέγιστη τιμή που λαμβάνουν οι μετατοπίσεις στην κρίσιμη περιοχή του πυθμένα γύρω από το μέτωπο διάρρηξης και αυτοί είναι που θα καθορίσουν την παραμόρφωση του αγωγού στην επόμενη ανάλυση.

4.2.2 Υπολογιστική ανάλυση αλληλεπίδρασης αγωγού και ρήγματος

Το προσομοίωμα του αγωγού κατασκευάστηκε έχοντας υπόψη έναν τυπικό υπεράκτιο μεταλλικό αγωγό με εξωτερική διάμετρο 0.6604m και πάχος τοιχώματος 0.027m. Το συνολικό μήκος του προσομοιώματος είναι 1000m και ο αγωγός διασταυρώνεται με το ρήγμα στο μέσο του. Για τη διακριτοποίηση του αγωγού χρησιμοποιήθηκαν 1000 ισομεγέθη στοιχεία. Το υλικό κατασκευής είναι χάλυβας API-X70 με ελαστοπλαστική συμπεριφορά με κράτυνση σύμφωνα με το διγραμμικό διάγραμμα τάσεων-παραμορφώσεων του Σχήματος 4.4 και μηχανικές ιδιότητες σύμφωνα με τον Πίνακα 4.1.



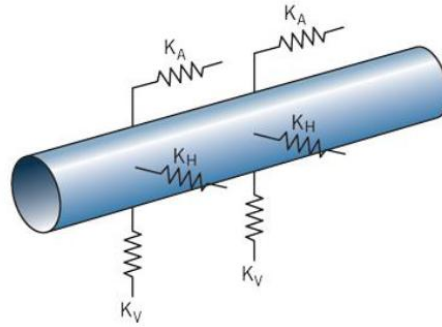
Σχήμα 4.4: Διάγραμμα τάσεων-παραμορφώσεων υλικού προσομοίωσης αγωγού. Trimintziou et. al. (2015).

Ο χάλυβας X70 είναι διαδεδομένος στις εφαρμογές αγωγών υδρογονανθράκων λόγω των εξαιρετικών του ιδιοτήτων. Είναι συγκολλησίμος και κατασκευάζεται σε τεμάχια μήκους από 4 ως 12 μέτρα.

Πίνακας 4.1: Μηχανικές ιδιότητες υλικού X70

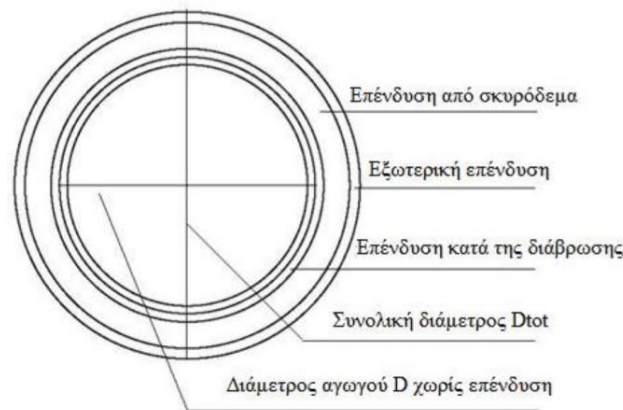
Όριο διαρροής (σ_1)	490MPa
Όριο θραύσης (σ_2)	531MPa
Παραμόρφωσης διαρροής (ϵ_1)	0.233%
Παραμόρφωση θραύσης (ϵ_2)	3.767%
Μέτρο ελαστικότητας (E1)	210GPa
Μέτρο Young στη διαρροή (E2)	1088GPa

Οι μετατοπίσεις από το ρήγμα ασκήθηκαν στον αγωγό ψευδοστατικά, αυτό έγινε κατορθωτό με τη μετακίνηση του ελεύθερου άκρου των εδαφικών ελατηρίων. Αναγνωρίζεται ότι για κατασκευαστικούς λόγους ορισμένοι αγωγοί δεν εγκιβωτίζονται σε όρυγμα, αλλά τοποθετούνται πάνω στον πυθμένα. Στην παρούσα εργασία εκτιμάται ότι ο αγωγός θα είναι κατά το ήμισυ θαμμένος. Για να εκτελεστεί το προσομοίωμα ήταν απαραίτητος ο υπολογισμός των σταθερών των εδαφικών ελατηρίων και των λοιπών παραμέτρων αλληλεπίδρασης εδάφους – αγωγού. Η αλληλεπίδραση προσομοιώνεται με τη βοήθεια εδαφικών ελατηρίων σύμφωνα με το Σχήμα 4.5.



Σχήμα 4.5: Προσομοίωση αλληλεπίδρασης εδάφους –αγωγού μέσω εδαφικών ελατήριων.
(Oil & Gas Journal)

Οι υπολογισμοί, όπως θα αναλυθεί εκτενέστερα και στο επόμενο εδάφιο, έγιναν αυτόματα μέσω κώδικα, ο οποίος τροποποιούσε κατάλληλα ένα αρχείο εισόδου. Συνεπώς, οι παράμετροι των εδαφικών ελατηρίων υπολογίστηκαν βάσει των σχέσεων του ακολουθούν και με τις παραμέτρους που προκύπτουν από τη διατομή του αγωγού που απεικονίζεται στο Σχήμα 4.6.



Σχήμα 4.6: Τομή υποθαλάσσιου αγωγού (Μαρκάκης Ν., 2018).

Η συνολική διάμετρος του αγωγού:

$$D_{tot} = D_{out} + 2t_{armour} + 2t_{concrete} \quad (4.1)$$

Όπου t_{armour} είναι το πάχος του λεπτού στρώματος επένδυσης του αγωγού και $t_{concrete}$ το πάχος επένδυσης του αγωγού από σκυρόδεμα.

Ο συνολικός όγκος του αγωγού:

$$V_{tot} = \pi \times \left(\frac{D_{tot}}{2}\right)^2 \quad (4.2)$$

Ο εσωτερικός όγκος του αγωγού:

$$V_{in} = \pi \times \left(\frac{D_{out} - 2t_{pipe}}{2}\right)^2 \quad (4.3)$$

Ο εσωτερικός όγκος του αγωγού:

$$V_{in} = \pi \times \left(\frac{D_{out} - 2t_{pipe}}{2}\right)^2 \quad (4.4)$$

Ο όγκος ως το τοίχωμα του αγωγού:

$$V_{out} = \pi \times \left(\frac{D}{2}\right)^2 \quad (4.5)$$

Ο όγκος του αγωγού χωρίς επενδύσεις:

$$V_{pipe} = V_{out} - V_{in} \quad (4.6)$$

Ο όγκος της επένδυσης για προστασία έναντι διάβρωσης:

$$V_{corr} = \pi \times \left(\frac{D + 2 \times t_{armour}}{2}\right)^2 - V_{out} \quad (4.7)$$

Ο όγκος της επένδυσης του σκυροδέματος:

$$V_{concrete} = V_{tot} - (V_{out} + V_{in}) \quad (4.8)$$

Το βάρος του αγωγού δίχως την επένδυση:

$$w_{pipe} = \gamma_{steel} \times V_{pipe} \quad (4.9)$$

Το βάρος της επένδυσης από σκυρόδεμα:

$$w_{concrete} = \gamma_{concrete} \times V_{concrete} \quad (4.10)$$

Το συνολικό βάρος του αγωγού μαζί με τις επενδύσεις (δεν λαμβάνεται υπόψη το βάρος της στρώσης της εξωτερικής επένδυσης):

$$w_{tot} = w_{pipe} + w_{concrete} \quad (4.11)$$

Άνωση:

$$A = V_{tot} \times \rho_{seawater} \times g \quad (4.12)$$

Υπολογισμός σταθεράς αξονικών ελατηρίων (K_A)

Μέσω της αλληλεπίδρασης εδάφους-αγωγού ασκείται στον αγωγό αξονική δύναμη. Η μέγιστη τιμή της οποίας, σύμφωνα με τον κανονισμό A.L.A., προκύπτει από τη σχέση:

$$K_A = T_u = \pi \times D \times a \times c + \pi \times D \times H \times \gamma \times \frac{1+K_0}{2} \times \tan \delta \quad (4.13)$$

Όπου D η εξωτερική διάμετρος του αγωγού, c είναι η συνοχή του εδαφικού υλικού, H είναι απόσταση από την ελεύθερη επιφάνεια έως το κέντρο του αγωγού, γ είναι το ειδικό βάρος, K_0 είναι ο συντελεστής ουδέτερων ωθήσεων, a ο συντελεστής συνοχής, δ η γωνία τριβής μεταξύ της επιφάνειας του αγωγού και του εδάφους και f είναι ο συντελεστής που συσχετίζει την γωνία εσωτερικής τριβής του εδάφους με τη γωνία τριβής μεταξύ της επιφάνειας του αγωγού και του εδάφους.

Ο συντελεστής συνοχής προκύπτει από τη σχέση:

$$\alpha = 0,608 - 0,123 \times c - \frac{0,274}{c^2+1} + \frac{0,695}{c^3+1} \quad (4.14)$$

Ο συντελεστής δ προκύπτει από τη σχέση:

$$\delta = f \times \varphi \quad (4.15)$$

Στην υπό διερεύνηση περίπτωση ο αγωγός θεωρείται ημιβυθισμένος, συνεπώς το H μηδενίζεται. Άρα, η σχέση 4.13 γίνεται:

$$K_A = T_u = \pi \times D \times a \times c \quad (4.16)$$

Πίνακας 4.2: Τιμές συντελεστή f συναρτήσει του υλικού της εξωτερικής επένδυσης

Εξωτερική επένδυση αγωγού	f
Σκυρόδεμα	1.0
Πίσσα	0.9
Σκληρός χάλυβας	0.8
Μαλακός χάλυβας	0.7
Εποξειδικό υλικό	0.6
Πολυαιθυλένιο	0.6

Υπολογισμός σταθεράς οριζόντιων ελατηρίων (K_H)

Για τον υπολογισμό της σταθεράς των οριζόντιων ελατηρίων του Σχήματος 4.5, χρησιμοποιήθηκε η θεωρία των O' Rourke & Liu. Όπου για αργιλικά εδάφη η σταθερά προκύπτει από τη σχέση:

$$K_H = P_u = 0,2 \times w_{sub} + 3 \times z \times \sqrt{D \times \gamma \times S_u} \quad (4.17)$$

Όπου S_u είναι η συνοχή, $w_{sub} = w_{tot} - A$ και $z = D/2$ το κομμάτι του αγωγού που είναι βυθισμένο στο πυθμένα.

Υπολογισμός σταθεράς οριζόντιων ελατηρίων (K_V)

Για τον υπολογισμό της σταθεράς των κατακόρυφων ελατηρίων του Σχήματος 4.5, χρησιμοποιήθηκε και εδώ η θεωρία των O' Rourke & Liu. Στη συγκεκριμένη περίπτωση η τιμή της σταθεράς διαφοροποιείται ανάλογα με το εάν η δύναμη ασκείται προς τον αγωγό ή προς τα κάτω. Για αργιλικά εδάφη η σταθερά προκύπτει από τις σχέσεις:

Φορά δύναμης προς τον αγωγό (upward)

$$K_V^{up} = q_u = w_{sub} + a \times S_u \times D \times \sin \theta \quad (4.18)$$

$$\text{Όπου } \theta = \sin^{-1}\left(1 - 2\frac{z}{D}\right) \leq 90^\circ$$

Φορά δύναμης από τον αγωγό προς το έδαφος (downward)

$$K_V^{down} = q_u = N \times D \times S_u \quad (4.19)$$

$$\text{Όπου } N = \pi + 2 = 5,14 \approx 6$$

Από τις Σχέσεις 4.1 ως 4.19 υπολογίζονται οι τιμές της σταθεράς των εδαφικών ελατηρίων σε συνάρτηση με την συνοχή του εδαφικού υλικού και απεικονίζονται συγκεντρωτικά στον Πίνακα 4.3. που ακολουθεί.

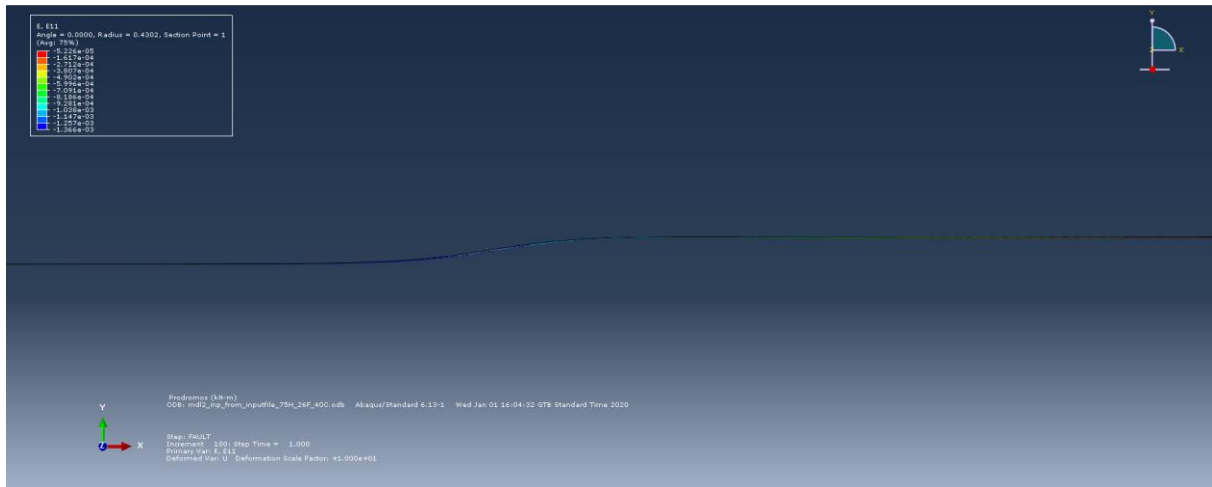
Πίνακας 4.3: Τιμές σταθεράς εδαφικών ελατηρίων συναρτήσει της συνοχής του εδαφικού υλικού.

Συνοχή (kPa)	20	40	60	80	100
K_{axial}^{right}	-24.6212	-47.6016	-66.1694	-78.2652	-84.8208
K_{axial}^{left}	24.6212	47.6016	66.1694	78.2652	84.8208
$K_{vertical}^{down}$	-93.1680	-186.3360	-279.5040	-372.6720	-465.8400
$K_{vertical}^{up}$	18.2476	32.8774	44.6980	52.3985	56.5719
$K_{horizontal}^{right}$	-15.0269	-21.0381	-25.6506	-29.5391	-32.9650
$K_{horizontal}^{left}$	15.0269	21.0381	25.6506	29.5391	32.9650

Σημ.: Οι μονάδες της σταθεράς των ελατηρίων K σε kN/m

Τέλος, θεωρήθηκε ότι στον αγωγό ασκείται σταθερή εσωτερική πίεση ίση με 11000kPa και η εξωτερική πίεση ανέρχεται στα 25761.5kPa. Αντιστοιχεί στην δυναμική πίεση που αναπτύσσεται σε βάθος 2562m που είναι το μέγιστο κατά μήκος της προβλεπόμενης χάραξης EastMed. Τα αποτελέσματα που εξήχθησαν με το πέρας της ανάλυσης του παρόντος βήματος, αφορούν στις παραμορφώσεις που αναπτύσσονται στον αγωγό. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως εκτελέστηκαν 215 συνδυασμοί ανά προσομοίωμα. Στο σχήμα που ακολουθεί απεικονίζεται η μορφή που έχει λάβει ο αγωγός μετά το πέρας της επιβολής των μετατοπίσεων διάρρηξης του τεκτονικού ρήγματος για ένα αντιπροσωπευτικό προσομοίωμα με πάχος ιζηματογενούς στρώσεως $H=75m$, με γωνιά εσωτερικής τριβής 26° και συνοχή

εδαφικού υλικού $c=40\text{kPa}$. Στο Σχήμα 4.7 απεικονίζεται η μορφή που έχει αποκτήσει ο αγωγός μετά την επιβολή των μετατοπίσεων. Το $\varepsilon_{\max}=0.00136$.



Σχήμα 4.7: Παραμόρφωση αγωγού μετά την επιβολή των μετατοπίσεων.

Στον Πίνακα 4.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των αναλύσεων για τη σειρά των 75m. Τα αποτελέσματα των υπολοίπων σειρών μπορούν να αναζητηθούν στο παράρτημα.

Πίνακας 4.4: Αποτελέσματα ανάλυσης για τα προσομοιώματα της σειράς 75m.

Αρχείο	U1max (m)	U2max (m)	Παραμόρφωση (ε)	(ε) στη θέση
inputfile_75H_10F_100C.odb	-0.93670994	-0.184554607	0.001986314	415
inputfile_75H_10F_20C.odb	-0.947282314	-0.718264282	0.000790378	456
inputfile_75H_10F_40C.odb	-0.926262617	-0.552129924	0.00137774	434
inputfile_75H_10F_60C.odb	-0.92789346	-0.407818556	0.00176109	415
inputfile_75H_10F_80C.odb	-0.932534158	-0.285298467	0.001910659	415
inputfile_75H_18F_100C.odb	-0.950000763	0.000691741	0.001987794	413
inputfile_75H_18F_20C.odb	-0.944298685	-0.01089364	0.000787166	454
inputfile_75H_18F_40C.odb	-0.947676361	0.000684495	0.001368971	431
inputfile_75H_18F_60C.odb	-0.948881209	0.000687638	0.001759158	413
inputfile_75H_18F_80C.odb	-0.949548841	0.000690026	0.00191124	413
inputfile_75H_26F_100C.odb	-0.951624215	0.000697823	0.001988139	412
inputfile_75H_26F_20C.odb	-0.951926708	0.000696777	0.0007837	452
inputfile_75H_26F_40C.odb	-0.951364636	0.000697056	0.001366041	430
inputfile_75H_26F_60C.odb	-0.951458097	0.000697337	0.001759405	412
inputfile_75H_26F_80C.odb	-0.951543868	0.00069759	0.001911622	412
inputfile_75H_2F_100C.odb	-0.977990985	-0.947804034	0.001984973	417
inputfile_75H_2F_20C.odb	-0.904001713	-1.69986999	0.000795516	459
inputfile_75H_2F_40C.odb	-0.912084997	-1.491470218	0.001387933	438
inputfile_75H_2F_60C.odb	-0.948349237	-1.296580434	0.001765673	419
inputfile_75H_2F_80C.odb	-0.981323481	-1.115414739	0.001912708	418
inputfile_75H_34F_100C.odb	-0.952263176	0.00069983	0.001988337	412
inputfile_75H_34F_20C.odb	-0.95286727	0.000699616	0.000783292	452
inputfile_75H_34F_40C.odb	-0.952130854	0.000699502	0.001365538	430
inputfile_75H_34F_60C.odb	-0.952177346	0.000699619	0.001759509	412
inputfile_75H_34F_80C.odb	-0.952219844	0.000699723	0.001911797	412
inputfile_75H_42F_100C.odb	-0.952773869	0.000701401	0.001988495	412
inputfile_75H_42F_20C.odb	-0.953698039	0.000701418	0.0007831	451
inputfile_75H_42F_40C.odb	-0.952680469	0.000701186	0.001365228	430
inputfile_75H_42F_60C.odb	-0.952716053	0.00070127	0.001759509	412
inputfile_75H_42F_80C.odb	-0.952749252	0.000701347	0.001911934	412

4.3 Κώδικες εισαγωγής, επεξεργασίας δεδομένων & διεπαφής (interface)

Μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που έπρεπε να αντιμετωπιστούν κατά την πορεία εκπόνησης της παρούσας εργασίας ήταν αυτή της διαχείρισης του τεράστιου όγκου δεδομένων και της μεγάλης χρονικής καθυστέρησης που συνεπάγεται η εκτέλεση προσομοιωμάτων πεπερασμένων στοιχείων σε περιβάλλον ABAQUS. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως η ανάλυση των επιβαλλόμενων παραμορφώσεων στον αγωγό από τη διάρρηξη του ρήγματος βασίστηκε σε δύο δισδιάστατα προσομοιώματα. Από το πρώτο λαμβάνονται οι μετατοπίσεις κατά μήκος του πυθμένα. Στο δεύτερο επιβάλλονται στον αγωγό οι μετατοπίσεις του πυθμένα από το πρώτο προσομοίωμα και λαμβάνονται οι παραμορφώσεις του αγωγού. Όπως θα γίνει αντιληπτό, για ένα σύστημα μέσης υπολογιστικής ισχύος (επεξεργαστής τύπου intel i5) ο χρόνος εκτέλεσης του πρώτου προσομοιώματος ήταν περίπου 15 λεπτά της ώρας, ενώ για το δεύτερο 40λεπτά. Συνεπώς, η επόμενη πρόκληση, με δεδομένο το μεγάλο αριθμό των συνδυασμών που απαιτούνται για την εύρυθμη τροφοδότηση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ήταν να επιτευχθεί η δραστική συμπίεση του χρόνου εκτέλεσης των προσομοιωμάτων. Οι αρχικές σκέψεις αντιμετώπισης αφορούσαν είτε την αύξηση της υπολογιστικής ισχύος, είτε την ενοποίηση των δύο δισδιάστατων προσομοιωμάτων μέσω ενός τρισδιάστατου. Μετά από δοκιμές διαπιστώθηκε ότι η υιοθέτηση μόνο της πρώτης επιλογής δεν επιτάχυνε δραστικά το χρόνο εκτέλεσης. Από την άλλη πλευρά, η μετάβαση σε τρισδιάστατη ανάλυση κρίθηκε ότι θα ήταν ακόμη πιο απαιτητική σε όρους υπολογιστικής ισχύος. Επιπρόσθετα, στα ως άνω δισδιάστατα προσομοιώματα υπήρχε ικανή εμπειρία, αφού αυτά είχαν επανειλημμένως δοκιμαστεί στα πλαίσια διπλωματικών εργασιών που είχε επιβλέψει ο νυν επιβλέπωντας της μεταπτυχιακής εργασίας. Συνεπώς, η μοναδική λύση για τη δραστική συμπίεση του χρόνου με παράλληλα τη διατήρηση των διαθέσιμων προσομοιωμάτων ήταν η αυτοματοποίηση των διαδικασιών εισαγωγής και επεξεργασίας δεδομένων, επικοινωνίας των δύο προσομοιωμάτων και παράλληλης επεξεργασίας.

Η εισαγωγή των δεδομένων για το πρώτο προσομοίωμα επετεύχθηκε μέσω της συγγραφής ενός κώδικα (script) σε περιβάλλον python. Ο κώδικας τροποποιεί ένα βασικό αρχείο εισόδου δεδομένων, βάσει των νέων παραμέτρων που ορίζει ο χρήστης και εξάγει μαζί τα νέα αρχεία εισόδου έτοιμα προς εκτέλεση στο πρώτο προσομοίωμα του τεκτονικού ρήγματος. Στο Σχήμα 4.8 απεικονίζεται η οθόνη εισαγωγής δεδομένων (user interface U.I.) του κώδικα «Generate_Input_Files.py». Το βασικό αρχείο εισόδου ονομάζεται init.inp και τροποποιείται με τέτοιο τρόπο, ώστε να εξαχθούν αρχεία εισαγωγής του πρώτου προσομοιώματος για τους εξής συνδυασμούς:

- Πάχος ιζηματογενούς στρώσης $H = 50, 100$ και 150m
- Γωνία εσωτερικής τριβής $\alpha = 2^\circ, 10^\circ, 18^\circ, 26^\circ, 34^\circ$ και 42°
- Συνοχή εδαφικού υλικού $c = 20, 40, 60, 80$ και 100kPa

Με βάση τους ανωτέρω συνδυασμούς κατασκευάστηκαν $3 \times 6 \times 5 = 90$ αρχεία εισόδου και εκτελέστηκαν ισάριθμες αναλύσεις στο προσομοίωμα του ρήγματος. Οι συνδυασμοί αυτοί θα αποτελέσουν την δεύτερη ομάδα των 89 δειγμάτων εισόδου των T.N.Δ..

```

Microsoft Windows [Version 10.0.18362.535]
(c) 2019 Microsoft Corporation. All rights reserved.

C:\Users\Konstantinos\Desktop\PY>python Generate_Input_Files.py
What's the input file name? i.e. enter name without extension .inp
init
init.inp! got it.

Minimum H? i.e. sediments stratum - Enter numeric value in (m), e.g 5 for 5m
50
50m! got it.

Maximum H? i.e. sediments stratum - Enter numeric value in (m), e.g 5 for 5m
150
150m! got it.

Step H? i.e. sediments stratum - Enter numeric value in (m), e.g 5 for 5m
50
50m! got it.

Minimum a? i.e. angle of internal friction - Enter numeric value in (DEG), e.g 5 for 5 DEG
2
2DEG! got it.

Maximum a? i.e. angle of internal friction - Enter numeric value in (DEG), e.g 5 for 5 DEG
42
42DEG! got it.

Step a? i.e. angle of internal friction - Enter numeric value in (DEG), e.g 5 for 5 DEG
8
8DEG! got it.

Minimum c? i.e. cohesion - Enter numeric value in (kPa), e.g 5 for 5 kPa
20
20kPa! got it.

Maximum c? i.e. cohesion - Enter numeric value in (kPa), e.g 5 for 5 kPa
100
100kPa! got it.

Step c? i.e. cohesion - Enter numeric value in (kPa), e.g 5 for 5 kPa
20
20kPa! got it.

Writting Input file: H= 50, a= 2, c= 20
Writting Input file: H= 50, a= 2, c= 40
Writting Input file: H= 50, a= 2, c= 60
Writting Input file: H= 50, a= 2, c= 80
Writting Input file: H= 50, a= 2, c= 100
Writting Input file: H= 50, a= 10, c= 20
Writting Input file: H= 50, a= 10, c= 40
Writting Input file: H= 50, a= 10, c= 60

```

Σχήμα 4.8: Εκτέλεση κώδικα μαζικής παραγωγής αρχείων εισόδου α' προσομοιώματος.

Στη συνέχεια αναπτύχθηκε κώδικας παράλληλης εκτέλεσης των αρχείων εισόδου στο ABAQUS. Όπως προηγουμένως σε περιβάλλον python έλαβε χώρα συγγραφή του κώδικά «AbaMultiJobs.py» και μετά από δοκιμές διαπιστώθηκε ότι η βέλτιστη συμπίεση του χρόνου επεξεργασίας επιτυγχάνεται για παράλληλη εκτέλεση δέκα (10) προσομοιωμάτων (σε σύστημα με επεξεργαστή τύπου intel i7) και η οποία καθορίζεται από την επεξεργαστική ισχύ, τη διαθέσιμη μνήμη και από την ταχύτητα του σκληρού δίσκου.

Το επόμενο βήμα ήταν η αυτοματοποίηση της επικοινωνίας των δύο προσομοιωμάτων. Αυτό είναι ένα κρίσιμο βήμα, διότι εξοικονομεί στο χρήστη πολύτιμο χρόνο που έχει να κάνει με τη εξαγωγή των δεδομένων από το πρώτο προσομοίωμα σε υπολογιστικό φύλλο (excel), τη διαχείριση των δεδομένων στο excel λόγω της επιθυμητής απόρριψης ορισμένων ακραίων

τιμών και έπειτα την χειροκίνητη επανατοποθέτηση των δεδομένων στο αρχείο εισόδου του δεύτερου προσομοιώματος. Συνεπώς, γίνεται εύκολα κατανοητή η κομβική σημασία της συγγραφής κώδικα *διεπαρής* μεταξύ των δύο προσομοιωμάτων προς την ανάπτυξη και την επιτυχή ολοκλήρωση του υπολογιστικού εργαλείου. Όπως γίνεται αντιληπτό από το Σχήμα 4.9 ο κώδικας «Input2file.py» εκτελείται από την ενσωματωμένη γραμμή εντολών της γλώσσας python που διαθέτει το ABAQUS.

```

...         for i in range(1001):
...             # convert U to character
...             str_u1= "%.9f" % u.values[i].data[0] # Get u1 as str
...             str_u2= "%.9f" % u.values[i].data[1] # Get u2 as str
...             temp.append([str(i+2001)+'\t,\t1.1,\t'+str_u1+'\n',str(i+2001)+'\t,\t2.2,\t'+str_u2+'\n'])
...             t_cont[1099+i]=temp[i][0]
...             t_cont[1099+1001+i]=temp[i][1]
...             #os.chdir('NEW_Input_files_md12')
...             f = open(new_inpt_f, "w+")
...             f.writelines(t_cont)
...             time.sleep(5)
...             f.close()
...             #os.chdir(base_dir)
...             print ("Input file for model2 generated from "+file+"\n")
...
inputfile_100H_26F_40C.odb Loaded!
C=40
Input file for model2 generated from inputfile_100H_26F_40C.odb
inputfile_50H_2F_100C.odb Loaded!
C=100
Input file for model2 generated from inputfile_50H_2F_100C.odb
inputfile_50H_2F_20C.odb Loaded!
C=20
Input file for model2 generated from inputfile_50H_2F_20C.odb
inputfile_50H_2F_40C.odb Loaded!
C=40
Input file for model2 generated from inputfile_50H_2F_40C.odb
inputfile_50H_2F_60C.odb Loaded!
C=60
Input file for model2 generated from inputfile_50H_2F_60C.odb
>>> print ("***** Done!\n")
***** Done!
>>>
>>>

```

Σχήμα 4.9: Εκτέλεση κώδικα μαζικής παραγωγής αρχείων εισόδου β' προσομοιώματος.

Αρχικώς, οι τιμές των μέγιστων μετατοπίσεων U_1 και U_2 που υπολογίστηκαν από την εκτέλεση της ομάδας των πρώτων προσομοιωμάτων και καταχωρήθηκαν στα αρχεία αποτελεσμάτων *.obd «διαβάζονται» από τον κώδικα. Έπειτα, εισάγεται αυτόματα από το όνομα του αρχείου αποτελεσμάτων του πρώτου προσομοιώματος η τιμή της συνοχής του εδαφικού υλικού. Αυτό, κρίνεται απαραίτητο για τον υπολογισμό των σταθερών των εδαφικών ελατηρίων και των λοιπών παραμέτρων αλληλεπίδρασης εδάφους - αγωγού. Στο τέλος, δημιουργείται από τον κώδικα ένας νέος φάκελος και εντός του φακέλου τοποθετούνται όλα τα νέα αρχεία εισαγωγής του δεύτερου προσομοιώματος. Το παρόν βήμα ολοκληρώνεται με την παράλληλη εκτέλεση των αρχείων εισόδου του δεύτερου προσομοιώματος.

Με το πέρας των αριθμητικών αναλύσεων στο ABAQUS δημιουργείται η ανάγκη για τη συγκέντρωση του όγκου των δεδομένων για την περαιτέρω τροφοδότησή τους ως δεδομένα εισόδου στα νευρωνικά δίκτυα. Τα μεγέθη που έχουν πρακτικό ενδιαφέρον είναι εκείνα των

μέγιστων μετατοπίσεων U_1 και U_2 του πυθμένα, μέγιστης της παραμόρφωσης της άνω και κάτω «ίνας» του αγωγού, αλλά και για λόγους εποπτείας ο κόμβος ή το στοιχείο που αυτά συνέβησαν. Για τους λόγους αυτούς πραγματοποιήθηκε συγγραφή ακόμα δύο κωδικών με επωνυμίες «Get_U_md11.py» και «Get_E_md12.py». Οι εν λόγω κώδικες έχουν τη δυνατότητα εξαγωγής δεδομένων που αφορούν τις μέγιστες μετατοπίσεις U_1 και U_2 του πυθμένα και της μέγιστης παραμόρφωσης του αγωγού από τα αντίστοιχα αρχεία *.odb, καθώς και την τοποθέτησή τους σε φύλλο επεξεργασίας δεδομένων (τύπου excel), ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας από το Matlab για την κατασκευή των νευρωνικών δικτύων. Στο Σχήμα 4.10 που ακολουθεί απεικονίζεται η διαδικασία εκτέλεσης του κώδικα από το περιβάλλον του ABAQUS, η εξαγωγή των δεδομένων της μέγιστης παραμόρφωσης από τα αποτελέσματα του δευτέρου προσομοιώματος και η καταχώρησή τους σε φύλλο επεξεργασίας.

```

...      str_min_t= "%.9f" % min_t # Get min E as str
...      str_max_t= "%.9f" % max_t # Get max E as str
...
...      el_str_min_t= "%d" % (nparr_t.argmax()+1) # Get min E pos as str
...      el_str_max_t= "%d" % (nparr_t.argmax()+1) # Get max E pos as str
...
...      E_csv.append(file+' '+str_min_t+' '+str_max_t+' '+el_str_min_t+' '+el_str_max_t+'.\n')
...
...      print "Min E @ element %d" % (nparr_t.argmax()+1)
...      print "Max E @ element %d" % (nparr_t.argmax()+1)
...
...      del list_t, nparr_t
...
mdl2_inp_from_inputfile_50H_10F_100C.odb Loaded!

Min E @ element 472
Max E @ element 998
mdl2_inp_from_inputfile_50H_10F_20C.odb Loaded!

Min E @ element 472
Max E @ element 1000
mdl2_inp_from_inputfile_50H_10F_40C.odb Loaded!

Min E @ element 474
Max E @ element 1000
mdl2_inp_from_inputfile_50H_10F_60C.odb Loaded!

Min E @ element 473
Max E @ element 999
mdl2_inp_from_inputfile_50H_10F_80C.odb Loaded!

Min E @ element 473
Max E @ element 998
mdl2_inp_from_inputfile_50H_18F_100C.odb Loaded!

Min E @ element 469
Max E @ element 993
mdl2_inp_from_inputfile_50H_18F_20C.odb Loaded!

Min E @ element 471
Max E @ element 997
mdl2_inp_from_inputfile_50H_18F_40C.odb Loaded!

Min E @ element 471
Max E @ element 995
mdl2_inp_from_inputfile_50H_18F_60C.odb Loaded!

Min E @ element 470
Max E @ element 994

```

Σχήμα 4.10: Εξαγωγή δεδομένων μέγιστης παραμόρφωσης αγωγού σε φύλλο δεδομένων.

Η διαδικασία επαναλαμβάνεται, ώστε να προκύψει ένα διπλάσιο δείγμα 181 δεδομένων εισόδου που θα είναι απαραίτητο στη συνέχεια για τον έλεγχο της απόδοσης των T.N.Δ.. Οι παράμετροι μετά τον εμπλουτισμό με νέα δεδομένα είναι οι εξής:

- Πάχος ιζηματογενούς στρώσης $H = 25, 50, 75, 100, 125, 150$ και 175m
- Γωνία εσωτερικής τριβής $\alpha = 2^\circ, 10^\circ, 18^\circ, 26^\circ, 34^\circ$ και 42°
- Συνοχή εδαφικού υλικού $c = 20, 40, 60, 80$ και 100kPa

4.4 Κατασκευή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

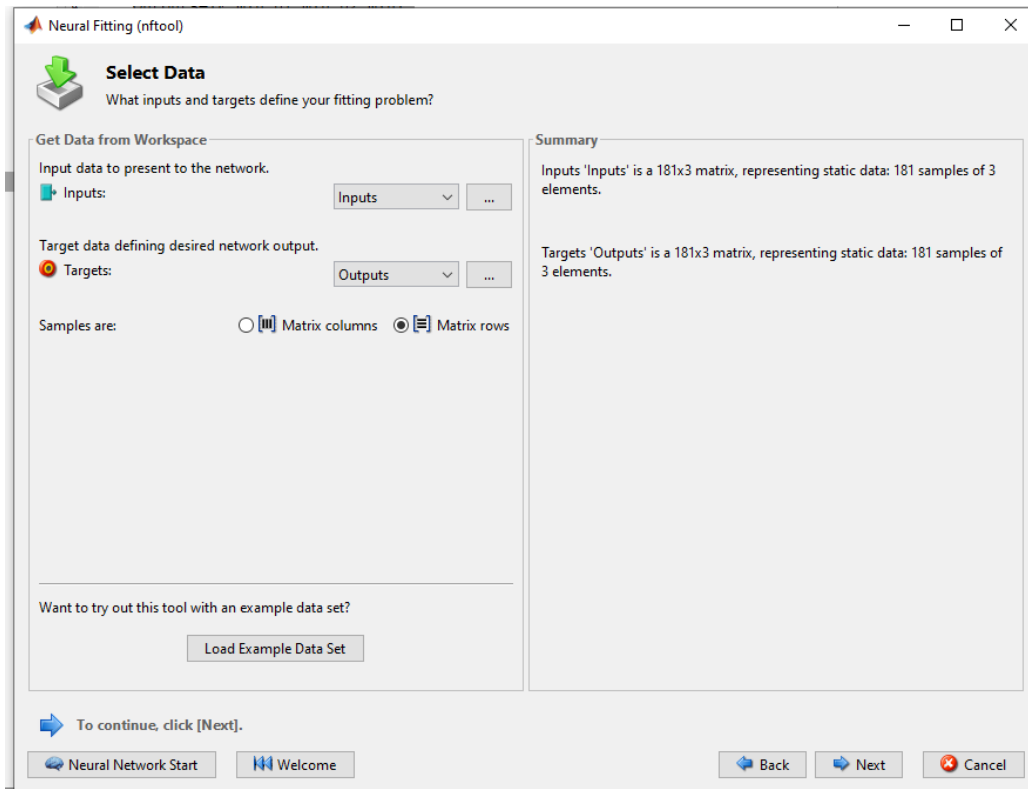
Η κατασκευή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων έγινε σε περιβάλλον Matlab. Πέρα από τον κύριο στόχο που ήταν η καλή εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, δοκιμάστηκαν τρεις αλγόριθμοι εκπαίδευσης ως προς την αποτελεσματικότητά τους στην πρόβλεψη των αποτελεσμάτων. Οι αλγόριθμοι ήταν οι Bayesian Regularization (BR), Levenberg-Marquardt (LM) και Scaled Conjugate Gradient (SCG). Σε κάθε αλγόριθμο έγιναν και επιμέρους συνδυασμοί παραμέτρων και αποτιμήθηκε ο αντίκτυπός τους στον περιορισμό ή μη των σφαλμάτων. Οι επιμέρους παράμετροι είχαν να κάνουν με το μέγεθος των δειγμάτων εισόδου, με την αναλογία μεταξύ των δειγμάτων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής και με το πλήθος των κρυφών επιπέδων.

Με το πέρας των υπολογιστικών αναλύσεων στο ABAQUS συλλέχθηκαν 181 δείγματα εισόδου για τα νευρωνικά δίκτυα. Κάθε προσομοίωμα τόσο του τεκτονικού ρήγματος, όσο και του αγωγού εξαρτάται από τρεις μεταβλητές, ήτοι το πάχος της ιζηματογενούς στρώσης H , τη γωνία εσωτερικής τριβής φ και τη συνοχή του εδαφικού υλικού c . Από αυτές τις μεταβλητές υπολογίζονται αυτόματα οι υπόλοιπες παράμετροι, όπως είναι τα εδαφικά ελατήρια που περιγράφηκαν προηγουμένως. Εξετάστηκαν συνολικά επτά (7) πάχη ιζηματογενών στρώσεων για $H = 25, 50, 75, 100, 125, 150$ & 175m , έξι (6) γωνίες εσωτερικής τριβής για $\varphi = 2^\circ, 10^\circ, 18^\circ, 26^\circ, 34^\circ$ & 42° και πέντε (5) τιμές συνοχής εδάφους για $c = 20, 40, 60, 80$ & 100kPa . Επομένως, το πλήθος των συνδυασμών που προέκυψαν είναι:

$$H \times \varphi \times c = 7 \times 6 \times 5 = 210 \text{ συνδυασμοί αναλύσεων ανά προσομοίωμα}$$

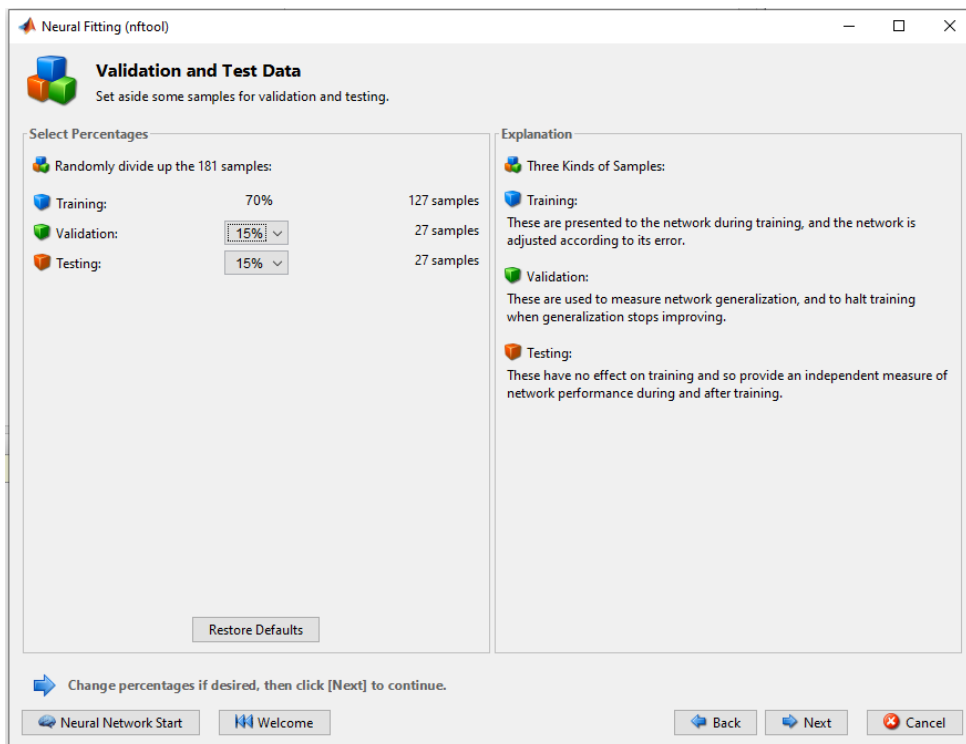
Σε κάθε πάχος ιζηματογενούς στρώσεως αντιστοιχίστηκαν 30 συνδυασμοί φ και c . Οι συνδυασμοί που αφορούν ένα συγκεκριμένο πάχος ιζηματογενούς στρώσεως κατηγοριοποιούνται ως μία σειρά αναλύσεων. Άρα, διαθέσιμες ήταν επτά (7) σειρές αναλύσεων. Λόγω της μη επιτυχούς σύγκλισης ορισμένων προσομοιωμάτων στις αναλύσεις πεπερασμένων στοιχείων, κάποιες σειρές παρέμειναν ατελείς. Η σειρά που επηρεάστηκε περισσότερο ήταν για $H = 25\text{m}$, όπου εκτελέστηκαν μόνο οι συνδυασμοί των ακρότατων, δηλαδή για $c = 20$ και 100 kPa . Επίσης δεν ολοκληρώθηκε η ανάλυση των τριών πρώτων προσομοιωμάτων στη σειρά των 175m .

Στη συνέχεια κατασκευάστηκαν δύο κύριες ομάδες νευρωνικών δικτύων. Η πρώτη είχε τα πλήρη 181 δείγματα εισόδου και η δεύτερη περίπου το ήμισυ αυτών, ήτοι 89. Δηλαδή, η πρώτη εμπεριείχε δείγματα εισόδου από τις αναλύσεις των σειρών για $H = 25, 50, 75, 100, 125, 150$ και 175m ενώ η δεύτερη για $H = 50, 100$ και 150m . Το επόμενο βήμα στη διαδικασία κατασκευής ενός νευρωνικού δικτύου είναι η επιλογή των μεταβλητών εισόδου – εξόδου. Στις εν λόγω περιπτώσεις το πλήθος των μεταβλητών ήταν κοινό και για τις δύο ομάδες νευρωνικών δικτύων και αφορούσε τρεις μεταβλητές εισόδου (H , φ και c) και τρεις μεταβλητές εξόδου (μετατοπίσεις ρήγματος U_1 , U_2 και παραμόρφωση αγωγού ϵ). Η επιλογή γίνεται με την επίκληση της εφαρμογής Neural Fitting, σύμφωνα με το Σχήμα 4.11, αφού προηγουμένως έχουν οριστεί οι συναρτήσεις inputs και outputs.



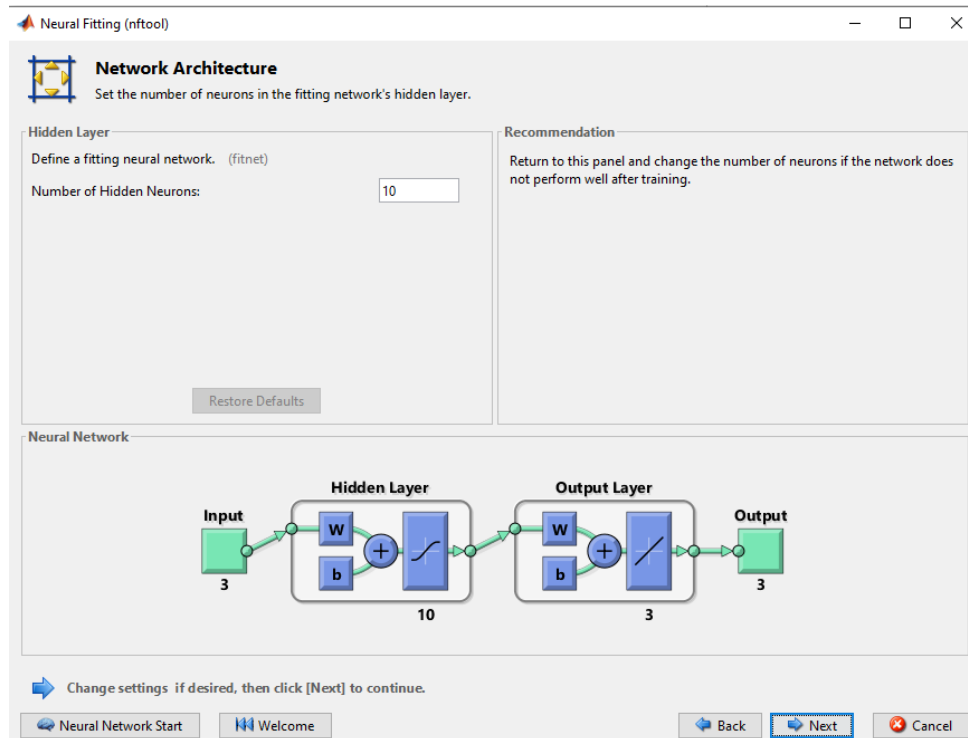
Σχήμα 4.11: Εισαγωγή δεδομένων στην εφαρμογή Neural Fitting.

Έπειτα επιλέγονται οι επιμέρους παράμετροι σχετικά με την αναλογία μεταξύ των δειγμάτων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής σύμφωνα με το Σχήμα 4.12.



Σχήμα 4.12: Επιλογή δειγμάτων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής.

Οι συνήθεις αναλογίες μεταξύ των δειγμάτων εκπαίδευσης που επιλέχθηκαν ήταν 70% για τα δείγματα εκπαίδευσης (training samples), 15% για τα δείγματα επικύρωσης (validation samples) και 15% για τα δείγματα δοκιμής (testing samples). Έγιναν δοκιμές και με διαφορετικές αναλογίες δειγμάτων εκπαίδευσης (π.χ. 60/15/25), οι οποίες όπως θα φανεί στη συνέχεια δεν βελτίωσαν αισθητά τα σφάλματα. Στη συνέχεια ορίστηκε η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή ο αριθμός των κρυφών επιπέδων (Σχήμα 4.13).



Σχήμα 4.13: Επιλογή της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου.

Η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων εκκίνησε από μία βασική τιμή δέκα (10) κρυφών επιπέδων τα οποία σταδιακά αυξήθηκαν έως τα διακόσια, ώστε να διαπιστωθεί η επίδραση που έχει ο αριθμός τους στο σφάλμα, αλλά και στον απαιτούμενο χρόνο εκπαίδευσης. Το τελικό βήμα εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων αφορά την επιλογή των αλγορίθμων εκπαίδευσης και την εκτέλεση αυτών με διάφορους συνδυασμούς των παραμέτρων τους. Για την περαιτέρω επαλήθευση των αποτελεσμάτων, εκτελέστηκαν πέντε επιπρόσθετες αναλύσεις των προσομοιωμάτων στο ABAQUS (Πίνακας 4.5), οι οποίες δεν συμμετείχαν στο δείγμα των δεδομένων εισόδου, αλλά ανήκαν στο διάστημα των παραμέτρων της ανάλυσης που είχε προηγηθεί.

Πίνακας 4.5: Συνδυασμοί αρχείων προς επαλήθευση αποτελεσμάτων T.N.Δ..

A/A	Αρχείο	H (m)	Φ (°)	C (kPa)
1	inputfile_100H_30F_40C.odb	100	30	40
2	inputfile_75H_20F_50C.odb	75	20	50
3	inputfile_90H_20F_50C.odb	90	20	50
4	inputfile_160H_10F_20C.odb	160	10	20
5	inputfile_160H_20F_90C.odb	160	20	90

Η επιλογή των παραμέτρων H, φ και c ακολούθησε τέτοια στρατηγική, ώστε το πρώτο αρχείο να διαφοροποιείται μόνο σε μία παράμετρο σε σχέση με τις σειρές αναλύσεων που είχαν ήδη εκτελεστεί, το δεύτερο να διαφοροποιείται σε δύο παραμέτρους και το τρίτο και στις τρεις παραμέτρους. Αυτό έγινε για να διαπιστωθεί η ικανότητα του νευρωνικού δικτύου να προβλέπει δεδομένα που έχουν μέση, μικρή ή καμία σχέση με τις σειρές αναλύσεων των δειγμάτων εισόδου. Επίσης τα δύο τελευταία χρησιμοποιήθηκαν, ώστε να δοκιμαστεί η ικανότητα του Ν.Δ. στην πρόβλεψη τιμών στα όρια των δειγμάτων. Στον Πίνακα 4.6 απεικονίζονται συγκεντρωτικά οι δοκιμές των αλγορίθμων που έλαβαν χώρα. Πρώτα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του κάθε αλγόριθμου που βασίζεται στα 181 δείγματα εισόδου και έπειτα εκείνου που βασίζεται στα 89. Εν συντομία, ο αλγόριθμος BR έδωσε τα πιο ακριβή αποτελέσματα και στις πέντε επιπρόσθετες αναλύσεις των προσομοιωμάτων επαλήθευσης. Ειδικότερα, ο αλγόριθμος BR1 Normalized του οποίου τα δείγματα εισόδου είχαν υποστεί αναγωγή στην ίδια τάξη μεγέθους, παρουσίασε σφάλμα παραμόρφωσης αγωγού (ϵ) λιγότερο από 0.5% και στις τρεις περιπτώσεις των ενδιάμεσων αρχείων επαλήθευσης (κελιά πράσινου χρώματος). Ενώ παρουσιάστηκε ένα μικρό σφάλμα 3.33% στα όρια των δειγμάτων εισόδου.

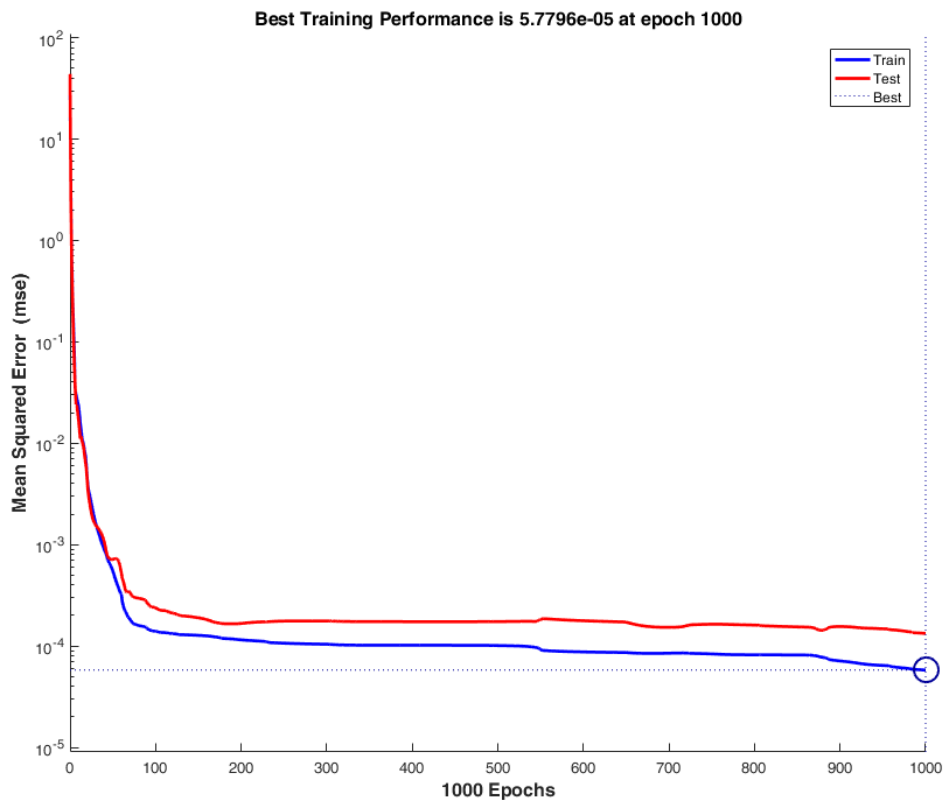
Πίνακας 4.6: Συνδυασμοί αρχείων προς επαλήθευση αποτελεσμάτων Τ.Ν.Δ..

Α' ΣΕΝΑΡΙΑ ΔΟΚΙΜΩΝ (INTERPOLATION) - ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ABAQUS									
ΑΡΧΕΙΟ/ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	U1 (m)	Σφάλμα %	U2 (m)	H (m)	φ°	C (kPa)	strain norm.	strain ϵ	Σφάλμα %
inputfile_100H_30F_40C.odb	-0.952747285		0.003216158	100	30	40		0.0013058	
inputfile_75H_20F_50C.odb	-0.949880719		0.000691456	75	20	50		0.001592055	
inputfile_90H_20F_50C.odb	-0.951216817		0.001918318	90	20	50		0.001541897	
inputfile_160H_10F_20C.odb	-1.646189094		-3.696475029	160	10	20		0.000734839	
inputfile_160H_20F_90C.odb	-0.950221658		0.017481547	160	20	90		0.001801293	
ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ (ΜΕ 181 ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΙΣΟΔΟΥ)									
BR1 (100H_30F_40C)	-0.952714292	-0.003	0.005990074	100	30	40		0.001454059	11.35
BR1 NORMALIZED (100H_30F_40C)	-0.950148943	-0.273	0.006099405	100	30	40	1.311661825	0.001311662	0.45
BR1B WITH TR60/V15/T25 (100H_30F_40C)	-0.951877855	-0.091	0.006431936	100	30	40		0.001468435	12.45
BR1 WITH 50 H.L. (100H_30F_40C)	-0.946669824	-0.638	-0.018645539	100	30	40		0.001439761	10.26
BR1 WITH 150 H.L. (100H_30F_40C)	-0.951248653	-0.157	0.041361592	100	30	40		0.001393029	6.68
LM1 (100H_30F_40C)	-0.972423111	-2.065	0.041049373	100	30	40		0.001742851	33.47
SCG1 (100H_30F_40C)	-0.986797737	-3.574	0.052645364	100	30	40		0.002801325	114.53
BR1 (75H_20F_50C)	-0.942132861	-0.816	0.010760059	75	20	50		0.001453914	8.68
BR1 NORMALIZED (75H_20F_50C)	-0.9293157	-2.165	0.076313108	75	20	50	1.584406781	0.001584407	0.48
BR1B WITH TR60/V15/T25 (75H_20F_50C)	-0.939564743	-1.086	0.035390641	75	20	50		0.001465982	7.92
BR1 WITH 50 H.L. (75H_20F_50C)	-0.923263076	-2.802	-0.050326928	75	20	50		0.001430689	10.14
BR1 WITH 150 H.L. (75H_20F_50C)	-0.954115771	-0.446	-0.073140264	75	20	50		0.001431763	10.07
LM1 (75H_20F_50C)	-0.951870987	-0.210	0.081058342	75	20	50		0.001709721	7.39
SCG1 (75H_20F_50C)	-0.897957320	-5.466	0.020797708	75	20	50		0.002058241	29.28
BR1 (90H_20F_50C)	-0.938036127	-1.386	0.019291467	90	20	50		0.001453725	5.72
BR1 NORMALIZED (90H_20F_50C)	-0.925901116	-2.661	0.092353896	90	20	50	1.54637105	0.001546371	0.29
BR1B WITH TR60/V15/T25 (90H_20F_50C)	-0.940067687	-1.172	0.041108164	90	20	50		0.001467899	4.80
BR1 WITH 50 H.L. (90H_20F_50C)	-0.921771621	-3.096	-0.043499627	90	20	50		0.001432484	7.10
BR1 WITH 150 H.L. (90H_20F_50C)	-0.953670291	-0.258	-0.070876635	90	20	50		0.0014353	6.91
LM1 (90H_20F_50C)	-0.930451233	-2.183	0.118685504	90	20	50		0.001559522	1.14
SCG1 (90H_20F_50C)	-1.011668889	-6.355	-0.120956495	90	20	50		0.002545147	65.07
BR1 NORMALIZED (160H_10F_20C)	-1.666422246	-1.229	-3.69481064	160	10	20	0.75933566	0.000759336	3.33
BR1 NORMALIZED (160H_20F_90C)	-0.936720093	-1.421	0.085704428	160	20	90	1.80578697	0.001805787	0.25
ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ (ΜΕ 89 ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΙΣΟΔΟΥ)									
BR2 (100H_30F_40C)	-0.942070639	-1.121	0.031245866	100	30	40		0.001516821	16.16
LM2 (100H_30F_40C)	-0.952017823	-0.077	-0.058837052	100	30	40		0.000307194	76.47
SCG2 (100H_30F_40C)	-0.829421563	-12.944	-0.033700745	100	30	40		0.000806646	38.23
BR2 (75H_20F_50C)	-0.944089237	-0.610	-0.044844634	75	20	50		0.001521833	4.41
LM2 (75H_20F_50C)	-0.962332447	-1.311	-0.774640492	75	20	50		0.000389934	75.51
SCG2 (75H_20F_50C)	-0.813398090	-14.368	0.954302757	75	20	50		0.000476946	70.04
BR2 (90H_20F_50C)	-0.958579773	-0.774	-0.130016583	90	20	50		0.001525956	1.03
LM2 (90H_20F_50C)	-0.976377678	-2.645	-0.507117298	90	20	50		0.000210201	86.37
SCG2 (90H_20F_50C)	-0.800332356	-15.862	0.545251285	90	20	50		0.000276506	82.07
								Yield criterion:	0.00233
								Fracture criterion:	0.03767

Ακολουθεί η αναλυτική παρουσίαση για κάθε ένα από τους διαθέσιμους αλγόριθμους.

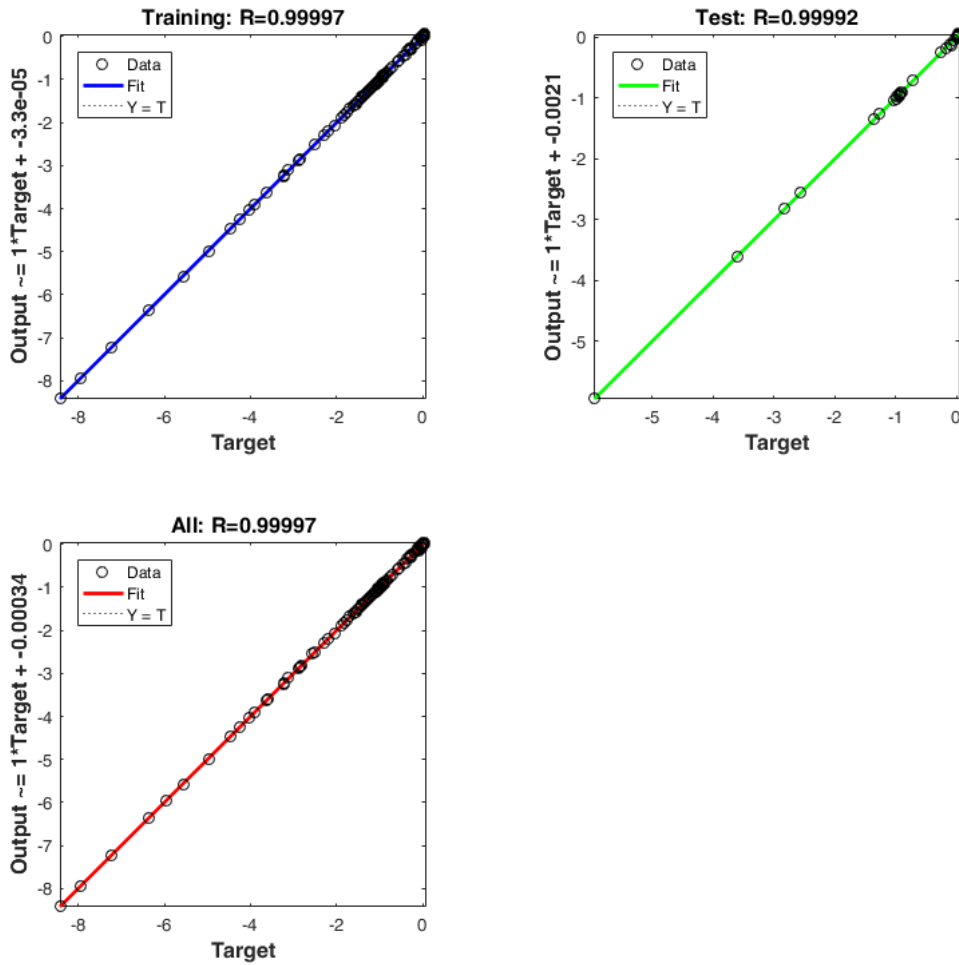
Αλγόριθμος Bayesian Regularization (BR)

Στο Σχήμα 4.14 απεικονίζεται η αποδοτικότητα του νευρωτικού δικτύου (BR1) το οποίο έχει 181 δείγματα εισόδου. Στον οριζόντιο άξονα αντιστοιχίζονται οι κύκλοι ή εποχές εκπαίδευσης. Ένας κύκλος εκπαίδευσης είναι ίσος με ένα πρόσθιο πέρασμα συν ένα πέρασμα από πίσω προς τα εμπρός όλων των δειγμάτων εκπαίδευσης. Ο κώδικας των νευρωνικών δικτύων στο Matlab επιτρέπει έως 1000 κύκλους εκπαίδευσης υπό την προϋπόθεση ότι το σφάλμα βαίνει βελτιούμενο. Στον κατακόρυφο άξονα έχουμε τις τιμές του μέσου τετραγώνου του σφάλματος, το οποίο είναι το μέσο τετράγωνο της διαφοράς – Mean Squared Error (M.S.E.) μεταξύ των μεταβλητών εξόδου και των στόχων. Καλύτερες τιμές σφάλματος είναι οι χαμηλότερες (δηλαδή αυτές που τείνουν στο μηδέν), με το μηδέν (M.S.E. = 0) να σημαίνει καθόλου σφάλμα.



Σχήμα 4.14: Αποδοτικότητα T.N.Δ. για τον αλγόριθμο BR1 (181 δείγματα εισόδου).

Στο Σχήμα 4.15 που ακολουθεί απεικονίζονται τα αποτελέσματα της γραμμικής παλινδρόμησης (R), από την οποία μετράται η συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών εξόδων και των στόχων. Όταν το R λάβει την τιμή ένα (1) έχουμε «στενή» συσχέτιση, ενώ όταν το R γίνεται μηδέν (0) τότε δεν έχουμε συσχέτιση. Το M.S.E. = 4×10^{-4} στη χιλιοστή εποχή.



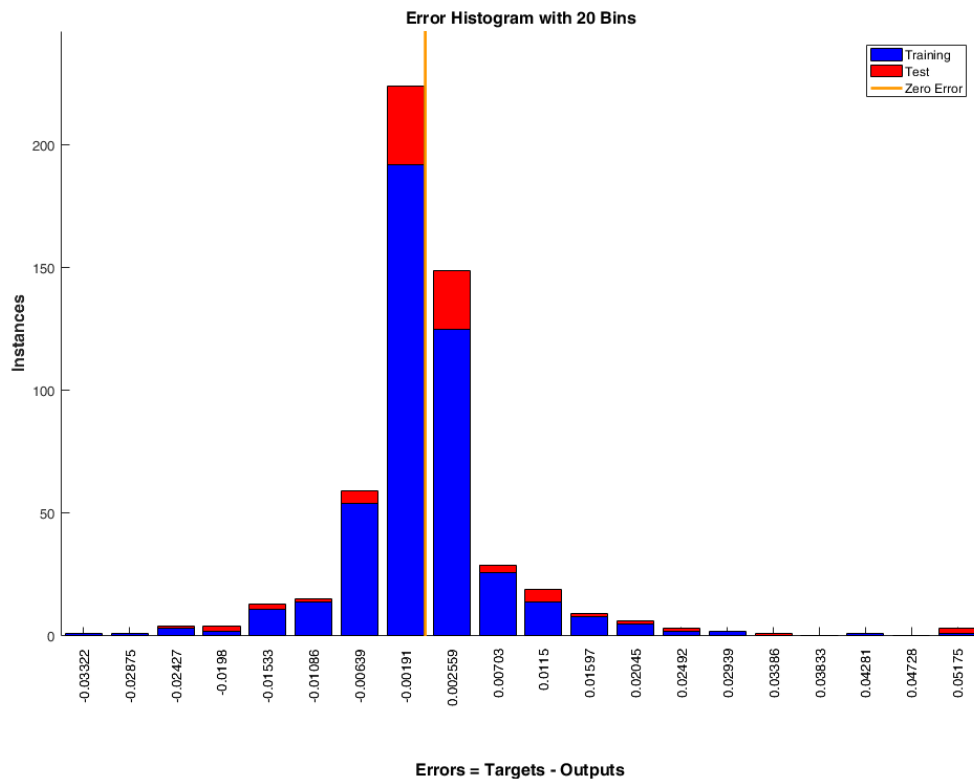
Σχήμα 4.15: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο BR1.

Τα αποτελέσματα της γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τα δείγματα εκπαίδευσης, για τα δείγματα δοκιμής και για το συνδυασμό των δύο. Στο Σχήμα 4.16 απεικονίζεται το ιστόγραμμα σφαλμάτων του αλγορίθμου BR1. Στο ιστόγραμμα διακρίνονται είκοσι (20) κατακόρυφες μπάρες. Το πλήθος των κατακόρυφων μπαρών αποκαλούνται διαστήματα σφαλμάτων (Bins). Τα διαστήματα αυτά αντιπροσωπεύουν τις επιμέρους περιοχές σφαλμάτων. Εάν για παράδειγμα τα σφάλματα εκτείνονται από το -0.03322 ως το 0.05175, τότε το κάθε διάστημα (Bin) έχει σφάλμα:

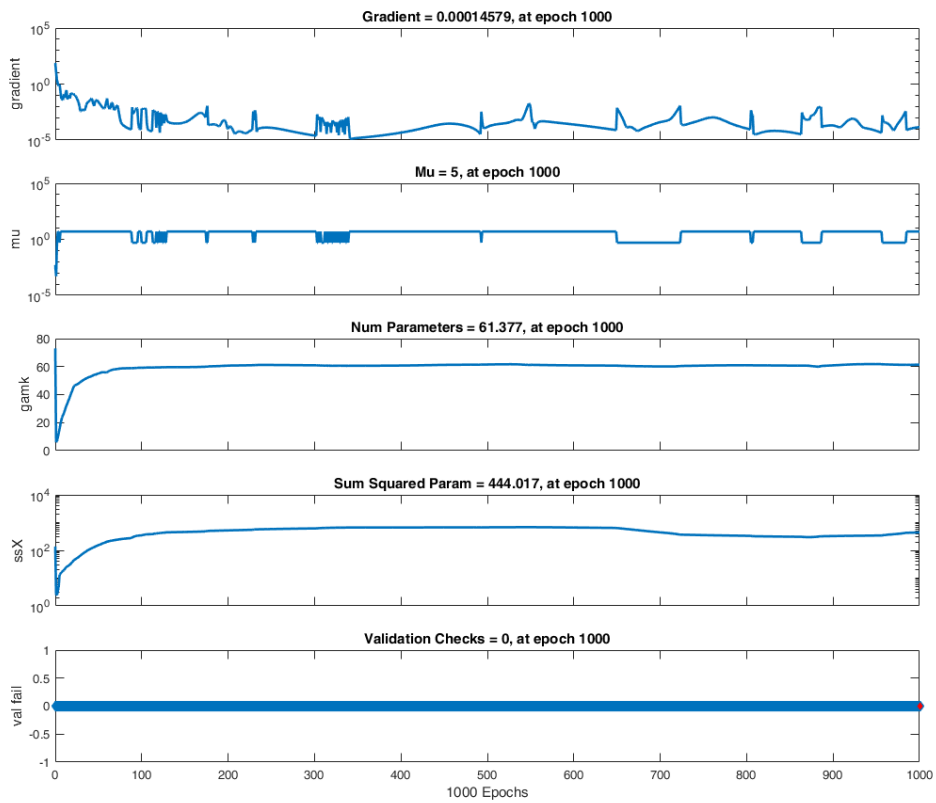
$$\frac{0.05175 - (-0.03322)}{20} = 0.0042485 \quad (4.20)$$

Στον κατακόρυφο άξονα απεικονίζεται το πλήθος των περιπτώσεων των δειγμάτων εισόδου, τα οποία ανήκουν σε ένα διάστημα σφάλματος (Bin). Για παράδειγμα στη μέση του ιστογράμματος συγκεντρώνονται περίπου 180 δείγματα εκπαίδευσης (training) σε διάστημα Bin που αντιστοιχεί σε σφάλμα -0.00191. Αυτό σημαίνει ότι τα 180 δείγματα έχουν σφάλμα το οποίο ευρίσκεται εντός του εύρους Bin:

$$\left[-0.00191 - \frac{0.0042485}{2}, -0.00191 + \frac{0.0042485}{2}\right] \text{ ή } [-0.00403425, 0.00021425] \quad (4.21)$$



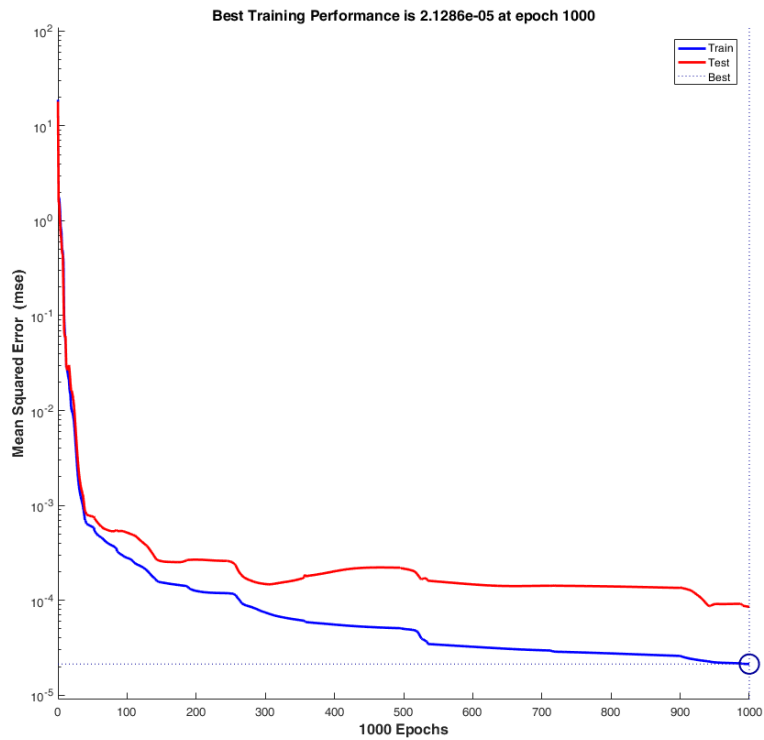
Σχήμα 4.16: Ιστόγραμμα σφαλμάτων για τον αλγόριθμο BR1.



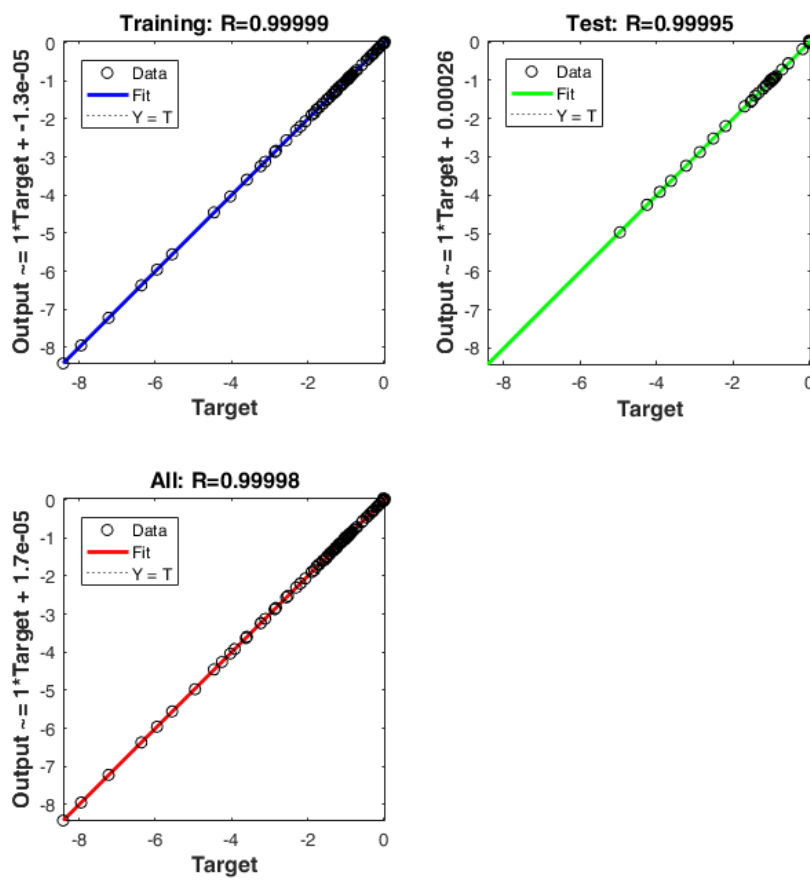
Σχήμα 4.17: Πρόοδος της εκπαίδευσης του αλγόριθμου BR1 για 1000 κύκλους (εποχές).

Στο Σχήμα 4.17 απεικονίζονται οι τιμές που λαμβάνουν η κλίση και η μεταβλητή Mu κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Σύμφωνα με το εγχειρίδιο χρήσης του Matlab, η κλίση (gradient) είναι ουσιαστικά το τετράγωνο του σφάλματος ($\text{error} = \text{knowntarget} - \text{variableoutput}$). Ο στόχος κατά την εκπαίδευση είναι να ρυθμιστούν με τέτοιο τρόπο οι συντελεστές βαρών και η πόλωση έτσι ώστε το άθροισμα των τετραγώνου του σφάλματος να ελαχιστοποιηθεί με τη χρήση της μεθόδου της πιο απότομης καθόδου. Όμως για να ελαχιστοποιηθεί η ταχύτητα της καθόδου προστίθεται η μεταβλητή μ ή Mu, έτσι ώστε η αναζήτηση τιμών να μην ξεπερνά το καθολικό ελάχιστο. Συνεπώς, η μεταβλητή Mu (Momentum update) είναι μία από τις παραμέτρους ελέγχου που χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση. Η επιλογή του Mu έχει άμεσο αντίκτυπο στη σύγκλιση του σφάλματος. Χρησιμοποιείται στην ενημέρωση των συντελεστών των βαρών, για την αποφυγή του προβλήματος της παρουσίας τοπικών ελαχίστων. Διότι σε ορισμένες περιπτώσεις έχουμε εμφάνιση τοπικών αντί για καθολικών ελαχίστων με αποτέλεσμα τη μη σύγκλιση. Το Mu λαμβάνει τιμές από 0 ως 1. Το Mu μειώνεται μετά από κάθε επιτυχημένο βήμα (δηλ. όταν μειώνεται η συνάρτηση απόδοσης) και αυξάνεται μόνο στην περίπτωση που έχουμε αύξηση της συνάρτησης απόδοσης. Με αυτόν τον τρόπο λαμβάνει χώρα μόνο μείωση της συνάρτησης απόδοσης σε κάθε επανάληψη.

Ο αλγόριθμος BR1 δοκιμάστηκε και για τις τρεις περιπτώσεις των αρχείων επαλήθευσης. Όπως μπορεί να διαπιστωθεί από τον Πίνακα 4.4, ο αλγόριθμος παρουσιάζει εξαιρετική ικανότητα πρόβλεψης των αποτελεσμάτων που αφορούν την οριζόντια μετατόπιση του ρήγματος U_1 . Συγκεκριμένα, για το πρώτο προσομοίωμα επαλήθευσης (υπό στοιχεία $H=100\text{m}$, $\varphi=30^\circ$ & $c = 40\text{kPa}$) το σφάλμα ήταν -0.003% , για το δεύτερο -0.816% και για το τρίτο -1.386% . Το σφάλμα είναι μικρότερο στη σειρά των 100m, ενώ αυξάνεται όσο μειώνεται το πάχος της ιζηματογενούς στρώσης. Αντίστοιχη συμπεριφορά μείωσης του σφάλματος παρουσιάζει και η παραμόρφωση του αγωγού. Στην περίπτωση του πρώτου αρχείου επαλήθευσης το σφάλμα στην παραμόρφωση του αγωγού είναι 11.35% , για το δεύτερο αρχείο είναι 8.68% και για το τρίτο είναι 5.72% . Γενικά, θεωρείται ικανοποιητική η εκπαίδευση του T.N.Δ., όταν το σφάλμα είναι μικρότερο από 3% . Συνεπώς, το επόμενο βήμα ήταν να διερευνηθούν οι τρόποι ελαχιστοποίησης του σφάλματος μέσω δοκιμών στις παραμέτρους του T.N.Δ. Αρχικά, μεταβλήθηκαν οι αναλογίες μεταξύ των δειγμάτων εκπαίδευσης και καταστρώθηκε ο νέος αλγόριθμος BR1B. Ο εναλλακτικός συνδυασμός που διερευνήθηκε διαθέτει αναλογίες 60/15/25, δηλαδή 60% για τα δείγματα εκπαίδευσης (training samples), 15% για τα δείγματα επικύρωσης (validation samples) και 25% για τα δείγματα δοκιμής (testing samples). Επίσης πραγματοποιήθηκαν δοκιμές και με επιπρόσθετες αναλογίες δειγμάτων εκπαίδευσης (π.χ. 80/10/10), οι οποίες αύξαναν τα σφάλματα και για το λόγο αυτό δεν διερευνήθηκαν περαιτέρω. Όπως μπορεί να διαπιστωθεί από τον Πίνακα 4.6, για την οριζόντια μετατόπιση του ρήγματος U_1 το πρώτο προσομοίωμα επαλήθευσης δίνει σφάλμα -0.091% , το δεύτερο -1.086% και για το τρίτο -1.172% . Δηλαδή, ως προς το U_1 δεν υπάρχει ουσιαστική μεταβολή μεταξύ των BR1B και BR1. Η εικόνα παραμένει περίπου ίδια και στην περίπτωση της παραμόρφωσης του αγωγού (ϵ). Συγκεκριμένα, για το πρώτο αρχείο επαλήθευσης το σφάλμα στην παραμόρφωση του αγωγού είναι 12.45% , για το δεύτερο αρχείο είναι 7.92% και για το τρίτο είναι 4.80% . Ακολουθούν τα Σχήματα (4.18 ως 4.20) με τα αποτελέσματα του αλγορίθμου BR1B.



Σχήμα 4.18: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο BR1B (181 δείγματα εισόδου).



Σχήμα 4.19: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο BR1B.

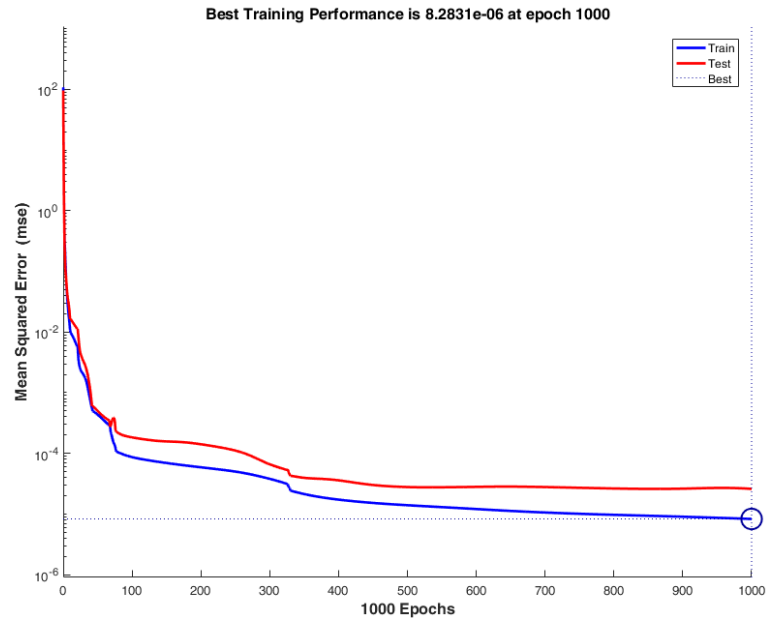


Σχήμα 4.20: Παράθυρο ελέγχου εκπαίδευσης Ν.Δ. για τον αλγόριθμο BR1B.

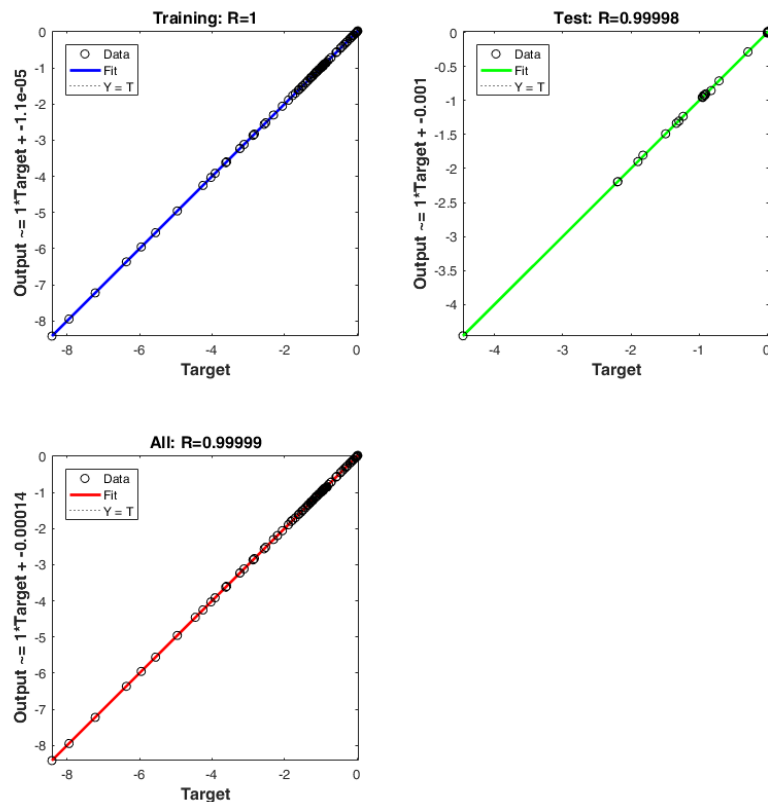
Από το παράθυρο Matlab που απεικονίζεται στο Σχήμα 4.20 ο χρήστης έχει εποπτεία επί της διαδικασίας εκπαίδευσης του Τ.Ν.Δ.. Δηλαδή, πληροφορείται για την αρχιτεκτονική του Τ.Ν.Δ., όπου στη συγκεκριμένη περίπτωση διαθέτει 10 κρυφά επίπεδα, καθώς και τη μεταβολή των παραμέτρων του αλγορίθμου κατά την πρόοδο της διαδικασίας εκπαίδευσης. Επίσης, παρά το γεγονός ότι ο συνολικός συντελεστής (R) της γραμμικής παλινδρόμησης βελτιώθηκε ελάχιστα (0.99998 έναντι 0.99997), αυτό δεν μεταφράστηκε σε καθολική βελτίωση των σφαλμάτων.

Στη συνέχεια διερευνήθηκε η επίδραση της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή ο αριθμός των κρυφών επιπέδων (Hidden Layers), στη βελτίωση ή μη των σφαλμάτων. Για το λόγο αυτό εκπαιδεύτηκαν αλγόριθμοι με 5, 20, 50, 150 και 200 κρυφά επίπεδα. Στον Πίνακα 4.4 απεικονίζονται οι αλγόριθμοι με τα 50 και 150 κρυφά επίπεδα αντιστοίχως. Κατά τη μετάβαση από τα 10 κρυφά επίπεδα στα 5 το σφάλμα διπλασιαζόταν. Επίσης κατά τη μετάβαση από τα 10 στα 20 κρυφά επίπεδα δεν λάμβανε χώρα ουσιαστική βελτίωση του σφάλματος. Στις δοκιμές που έγιναν για 50, 150 και 200 κρυφά επίπεδα διαπιστώθηκε σημαντική αύξηση του χρόνου εκπαίδευσης από ελάχιστα δευτερόλεπτα σε λίγα λεπτά. Επίσης, σε ορισμένες περιπτώσεις όπως στο δεύτερο και τρίτο προσομοίωμα

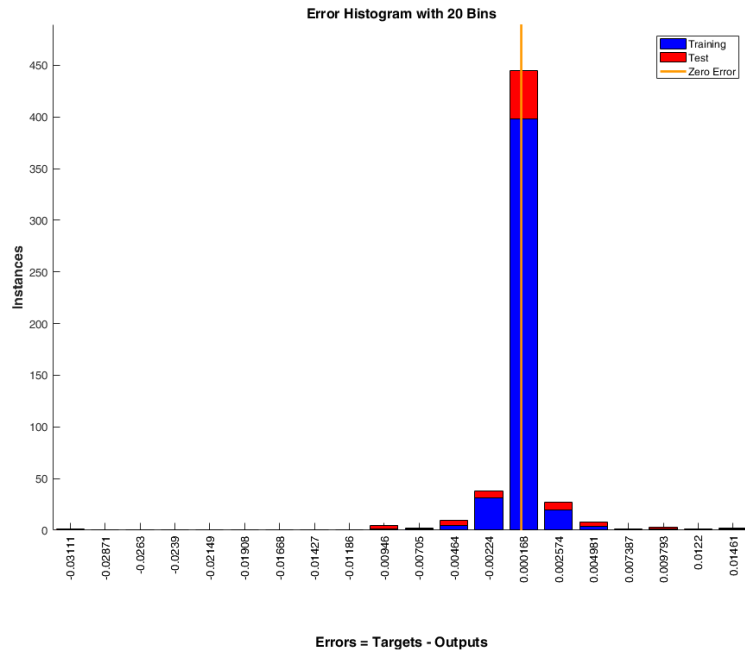
επαλήθευσης παρατηρείται επιδείνωση του σφάλματος. Μία από τις αιτίες δύναται να είναι η καλούμενη υπέρ-προσαρμογή (overfitting) των δεδομένων που αναφέρθηκε προηγουμένως (Σχήμα 3.6). Ακολουθούν τα αποτελέσματα αρχικά για το Τ.Ν.Δ. με τα 50 και στη συνέχεια με τα 150 κρυφά επίπεδα. Αλγόριθμοι BR1-50HL και BR1-150HL.



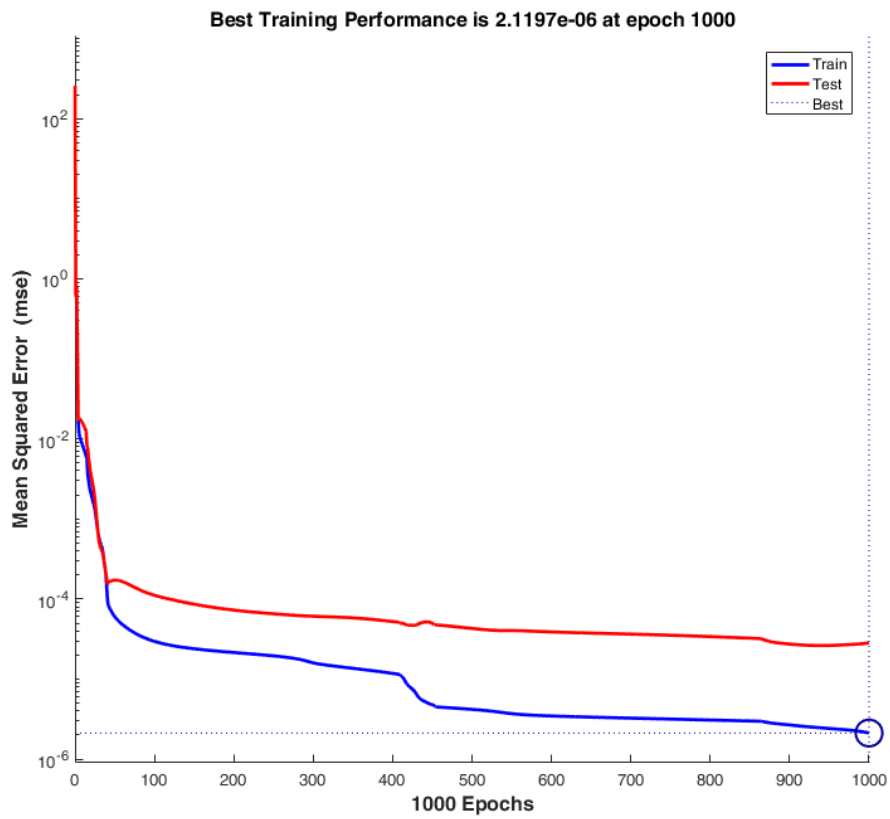
Σχήμα 4.21: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο BR1-50HL (181 δείγματα εισόδου).



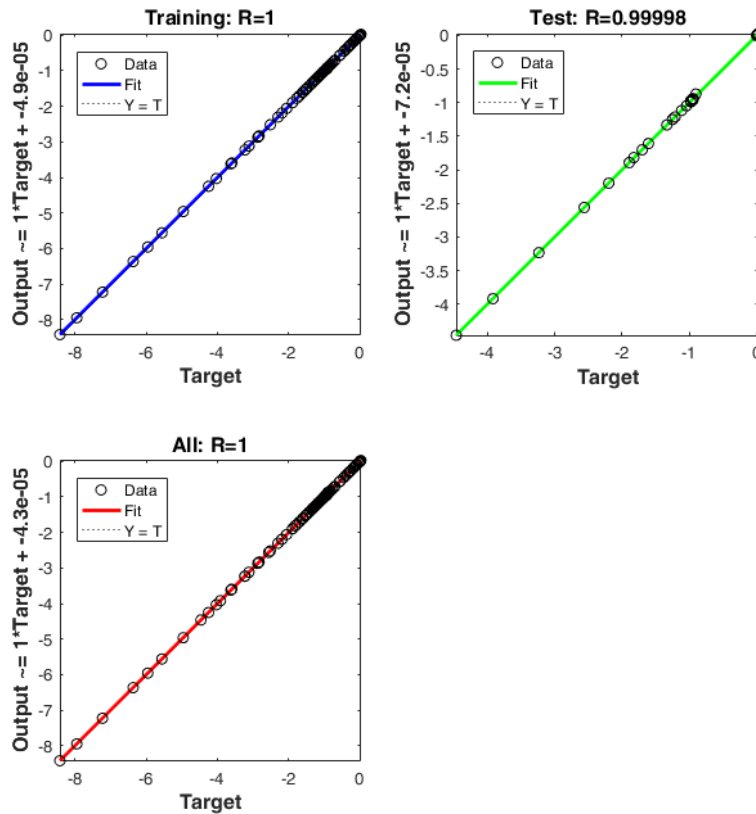
Σχήμα 4.22: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο BR1-50HL.



Σχήμα 4.23: Ιστόγραμμα σφαλμάτων για τον αλγόριθμο BR1-50HL.



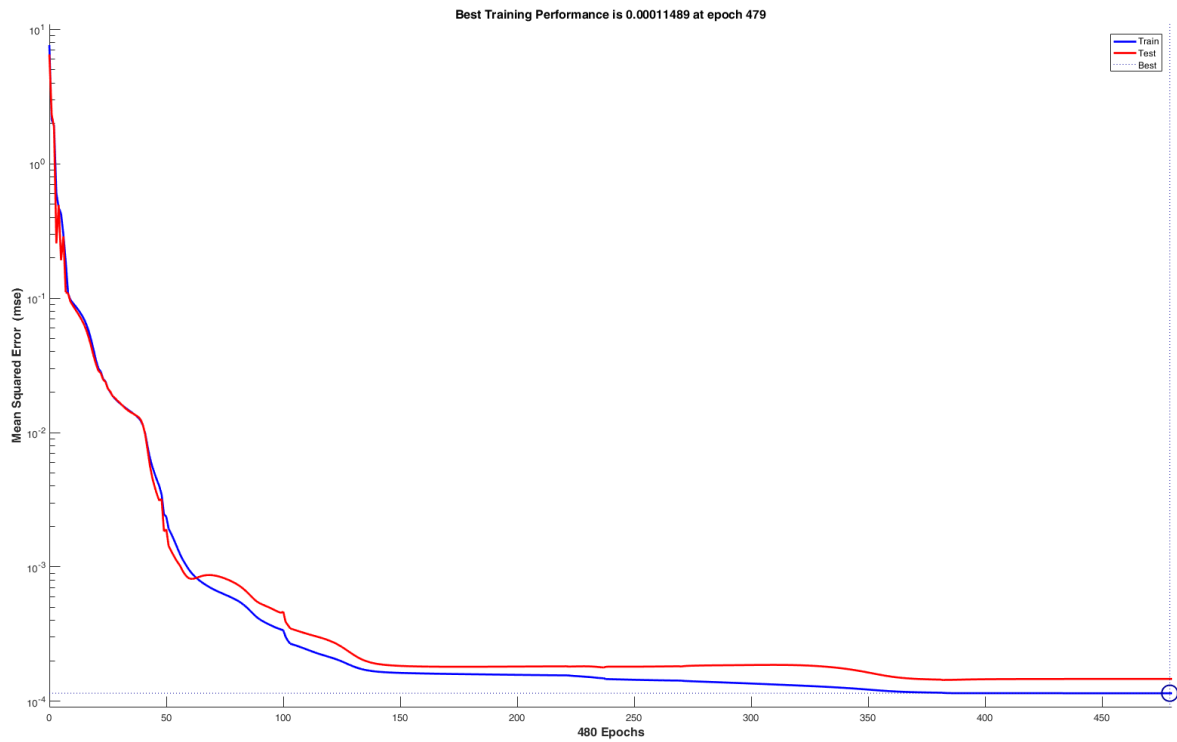
Σχήμα 4.24: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο BR1-150HL (181 δείγματα εισόδου).



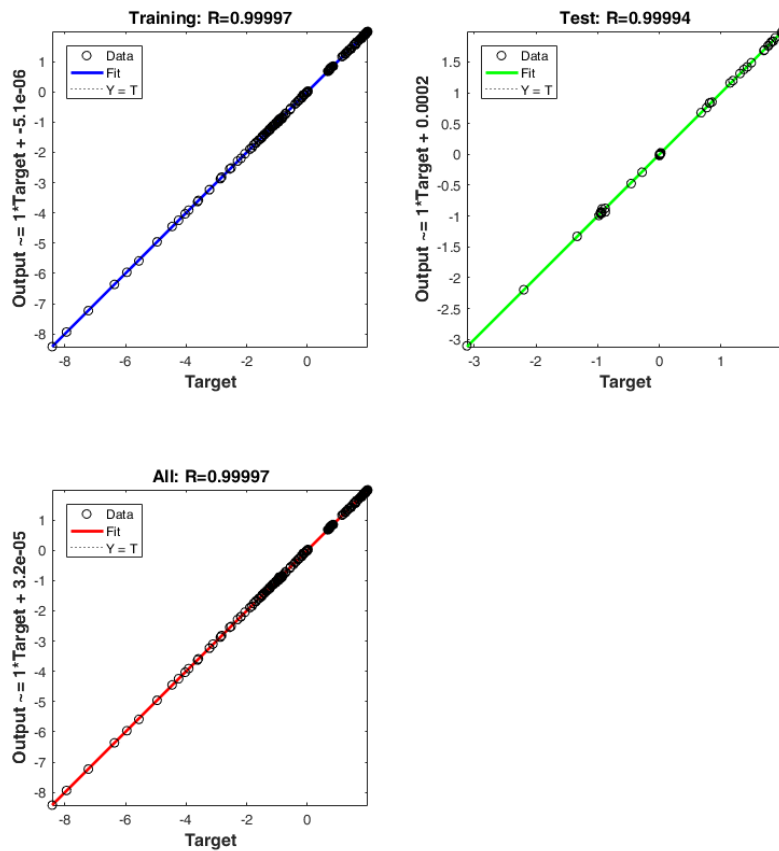
Σχήμα 4.25: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο BR1-150HL.

Αξίζει να σημειωθεί, πως και στις δύο περιπτώσεις για 50 και 150 κρυφά επίπεδα ο συνολικός συντελεστής (R) της γραμμικής παλινδρόμησης ήταν 1 ή πολύ κοντά σε αυτό (0.99999).

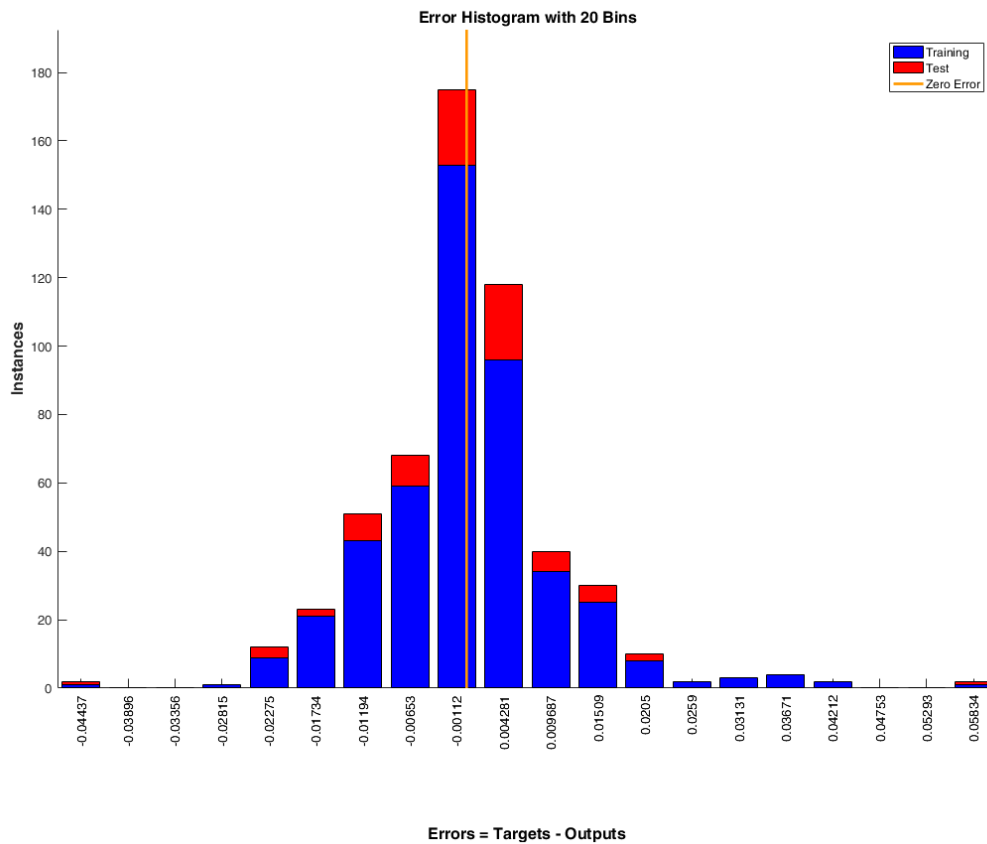
Στο σημείο αυτό διαπιστώθηκε πως εξαντλήθηκαν οι διαθέσιμες επιλογές από πλευράς αλλαγών στην αρχιτεκτονική του T.N.Δ. για την περαιτέρω βελτίωση του σφάλματος, αφού όποιες αλλαγές και εάν γίνονταν το σφάλμα της παραμόρφωσης του αγωγού δεν υποχωρούσε κάτω από το 5%. Για το λόγο αυτό αποφασίστηκε η διερεύνηση της επίπτωσης που θα είχε η αναγωγή όλων των δειγμάτων εξόδου του T.N.Δ. στην ίδια τάξη μεγέθους, με στόχο να επιτευχθεί καλύτερη προσαρμογή των δεδομένων. Έτσι, οι τιμές της παραμόρφωσης του αγωγού πολλαπλασιάστηκαν επί 1000 πριν από την τροφοδότησή τους στο T.N.Δ.. Έλαβε χώρα η εκπαίδευση ενός ακόμα αλγορίθμου της κλάσης BR (BR1 Normalized), ο οποίος παρουσίασε σφάλμα παραμόρφωσης αγωγού (ϵ) λιγότερο από 0.5% και στις τρεις περιπτώσεις των ενδιάμεσων αρχείων επαλήθευσης (Πίνακας 4.6). Έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον η συμπεριφορά του αλγορίθμου στα όρια των δειγμάτων εισόδου, δηλαδή στα αρχεία τέσσερα και πέντε. Εδώ εκδηλώνεται ένα μικρό σφάλμα 3.33% στο συνδυασμό 160/10/20, ενώ αντίστοιχα για τον συνδυασμό 160/20/90 το σφάλμα παραμόρφωσης αγωγού (ϵ) παραμένει λιγότερο από 0.5%, όπως στους «ενδιάμεσους» συνδυασμούς και συγκεκριμένα 0.25%. Αυτό δικαιολογείται από το γεγονός ότι η σειρά των 175m είναι ατελής στο κάτω όριο, καθώς απουσιάζουν οι αναλύσεις για τους συνδυασμούς 175/2/20, 175/2/40 και 175/260. Στα Σχήματα 4.26 ως 4.28 που ακολουθούν απεικονίζονται τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης.



Σχήμα 4.26: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο BR1 NORMALIZED (181 δείγματα εισόδου).

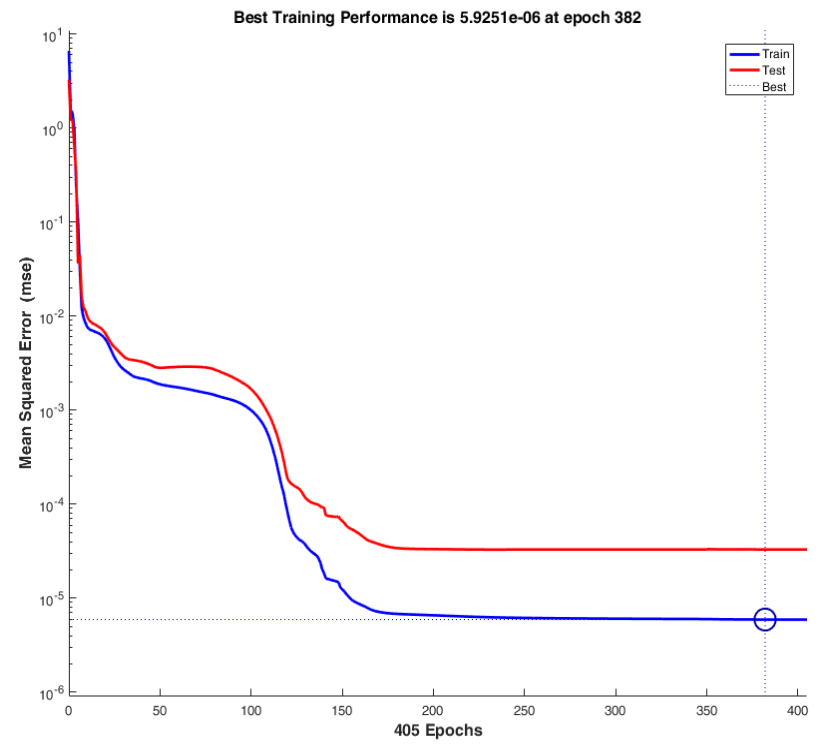


Σχήμα 4.27: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο BR1 NORMALIZED.

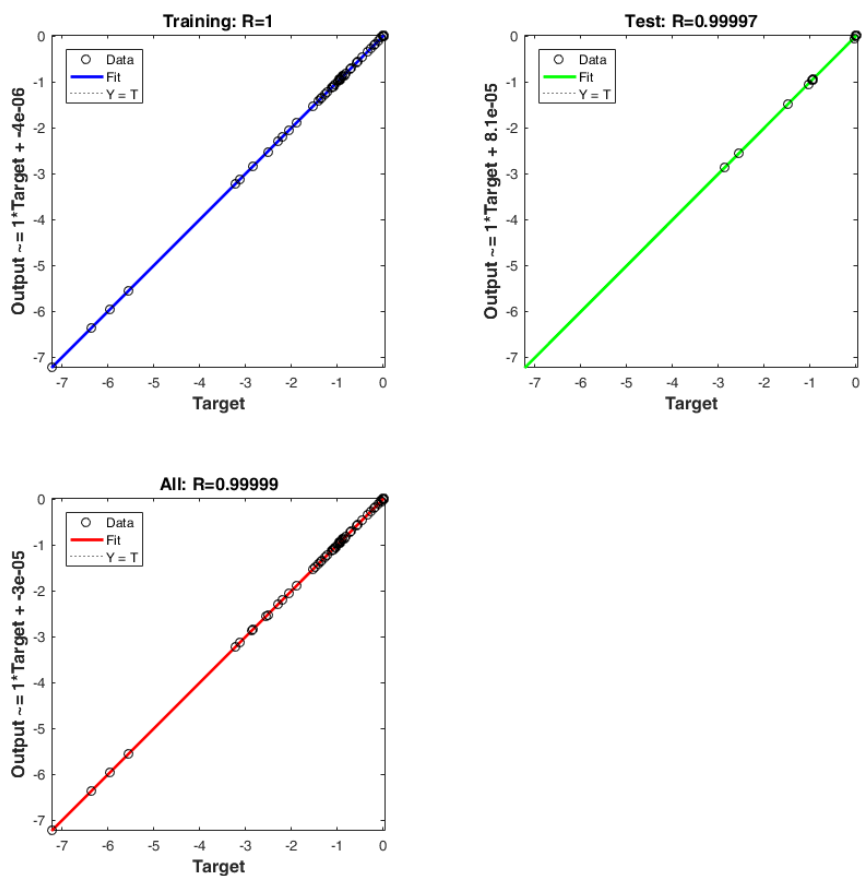


Σχήμα 4.28: Ιστόγραμμα σφαλμάτων για τον αλγόριθμο BR1 NORMALIZED.

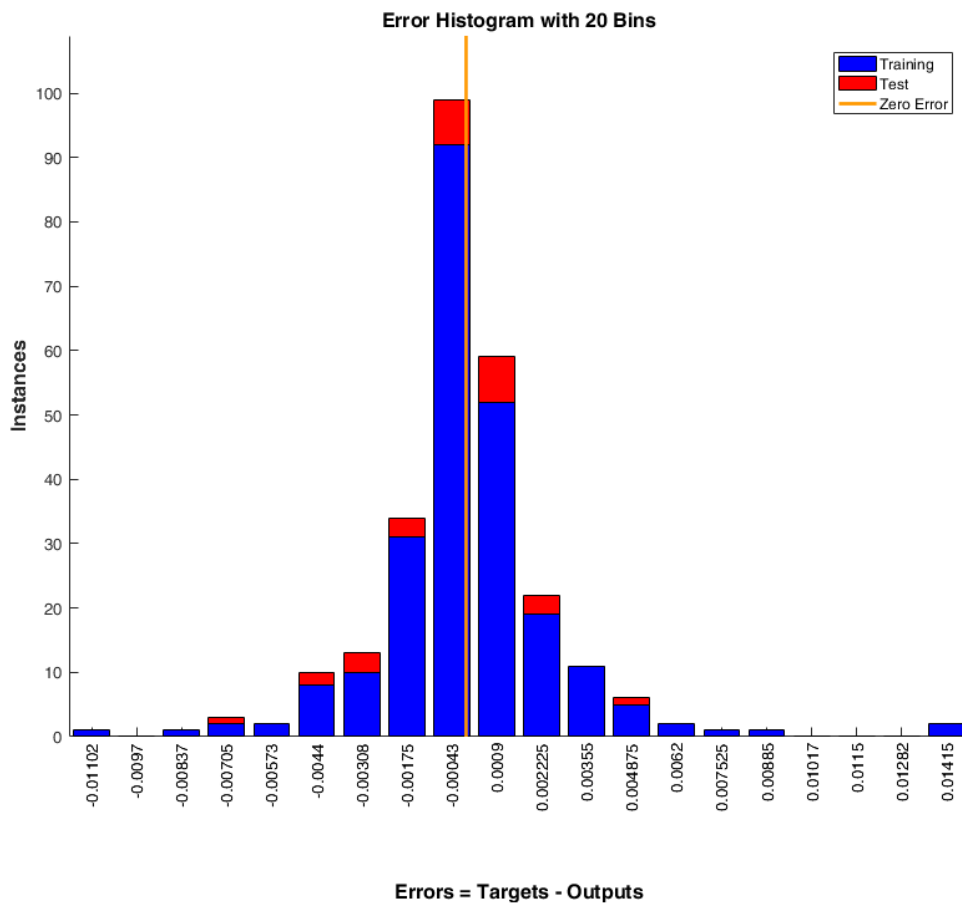
Εν κατακλείδι, διερευνήθηκε η συμπεριφορά του αλγορίθμου Bayesian Regularization (BR) για το ήμισυ των δειγμάτων εισόδου (89 δείγματα). Για το σκοπό αυτό εκπαιδεύτηκε ο αλγόριθμος BR2. Όπως διαπιστώνεται από τον Πίνακα 4.6, αναφορικά με την οριζόντια μετατόπιση του ρήγματος U_1 , το πρώτο προσομοίωμα επαλήθευσης δίνει σφάλμα -1.121%, το δεύτερο -0.610% και για το τρίτο -0.774%. Δηλαδή, ως προς το U_1 δεν υπάρχει ουσιαστική μεταβολή μεταξύ των BR1 και BR2. Όμως στην περίπτωση της παραμόρφωσης του αγωγού (ϵ), στο πρώτο προσομοίωμα επαλήθευσης το σφάλμα αυξάνεται στο -16.16%, ενώ στις υπόλοιπες δύο περιπτώσεις μειώνεται στο 4.41% και 1.03% αντίστοιχα. Σε πρώτη ανάγνωση αυτό φαντάζει αντιφατικό, δηλαδή το νευρωνικό δίκτυο που βασίζεται σε λιγότερα δείγματα εισόδου να εκδηλώνει λιγότερο σφάλμα. Όμως, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, κάποιες σειρές ήταν ελλιπείς και αυτές ως επί το πλείστον εμπεριέχονται στα T.N.Δ. με τα 181 δείγματα εισόδου. Ως αποτέλεσμα το δείγμα των 89 να αριθμεί να μεν μικρότερο πλήθος δεδομένων, αλλά το πλήθος να διαθέτει μεγαλύτερη πληρότητα, άρα καλύτερη δυνατότητα προσαρμογής. Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου BR2 παρουσιάζονται στα Σχήματα 4.29 ως 4.31.



Σχήμα 4.29: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο BR2 (89 δείγματα εισόδου).



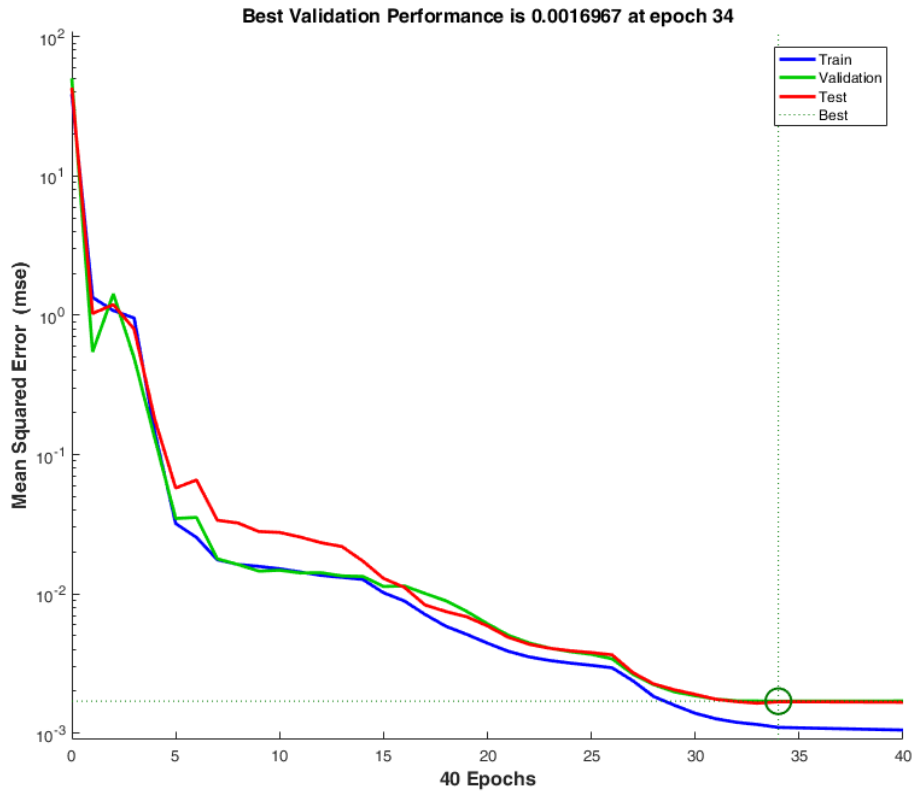
Σχήμα 4.30: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο BR2.



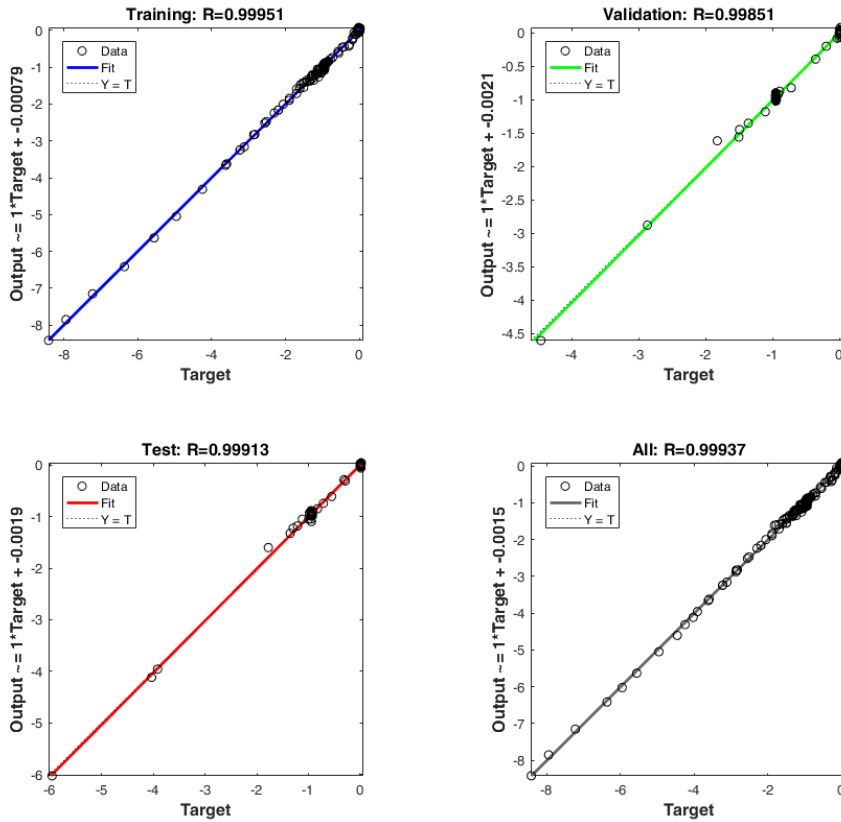
Σχήμα 4.31: Ιστόγραμμα σφαλμάτων για τον αλγόριθμο BR2.

Αλγόριθμος Levenberg-Marquardt (LM)

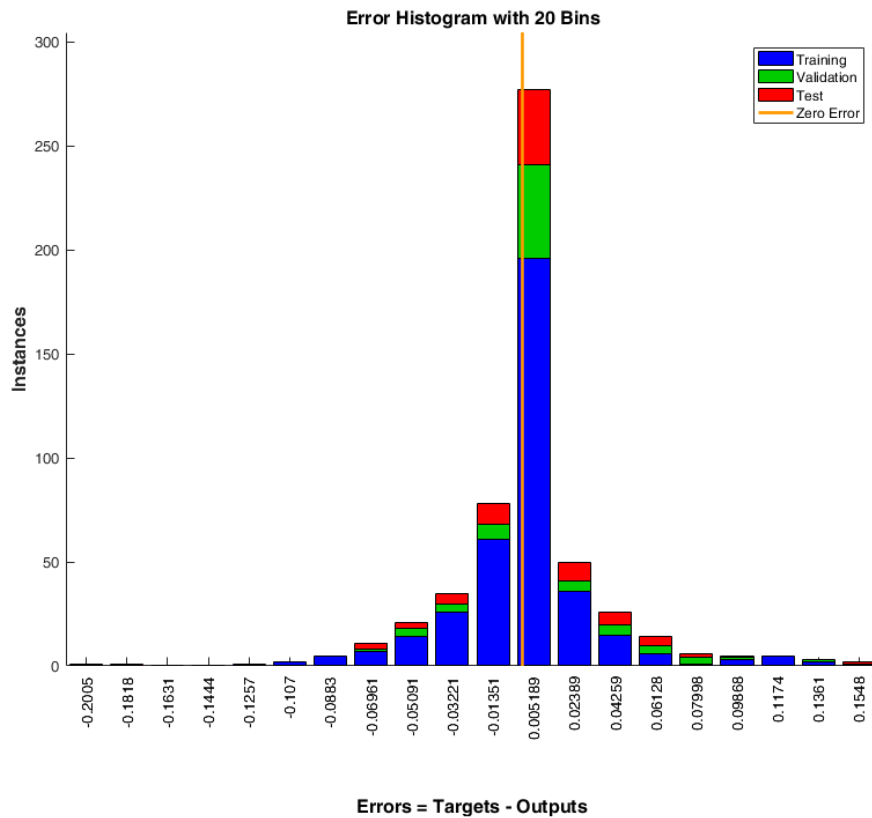
Στη συνέχεια αναπτύχθηκαν δύο ομάδες Τ.Ν.Δ. οι οποίες διέθεταν δύο διαφορετικούς αλγόριθμους εκπαίδευσης έτσι ώστε να διερευνηθεί η επίδρασή τους στο σφάλμα. Η πρώτη ομάδα βασιζόταν στον αλγόριθμο LM1 και η δεύτερη στον LM2. Οι αλγόριθμοι δοκιμάστηκαν και για τις τρεις περιπτώσεις των αρχείων επαλήθευσης. Όπως μπορεί να διαπιστωθεί από τον Πίνακα 4.6, ο αλγόριθμος LM1 παρουσιάζει καλή ικανότητα πρόβλεψης των αποτελεσμάτων που αφορούν την οριζόντια μετατόπιση του ρήγματος U_1 , αφού και στις τρεις περιπτώσεις το σφάλμα είναι μικρότερο του ορίου 3%. Συγκεκριμένα, για το πρώτο προσωμοίωμα επαλήθευσης το σφάλμα ήταν -2.065%, για το δεύτερο -0.210% και για το τρίτο -2.183%. Αντιθέτως, η συμπεριφορά του αλγορίθμου LM1 στον προσδιορισμό της παραμόρφωσης του αγωγού δεν ήταν ικανοποιητική, αφού για την σειρά των 100m δίνει σφάλμα 33.47%. Στην περίπτωση του δεύτερου αρχείου ελέγχου το σφάλμα είναι 7.39% και στο τρίτο είναι 1.14%. Στα Σχήματα 4.32 ως 4.34 απεικονίζονται τα αποτελέσματα από την εκπαίδευση του νευρικού δικτύου (LM1) το οποίο έχει 181 δείγματα εισόδου.



Σχήμα 4.32: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο LM1 (181 δείγματα εισόδου).

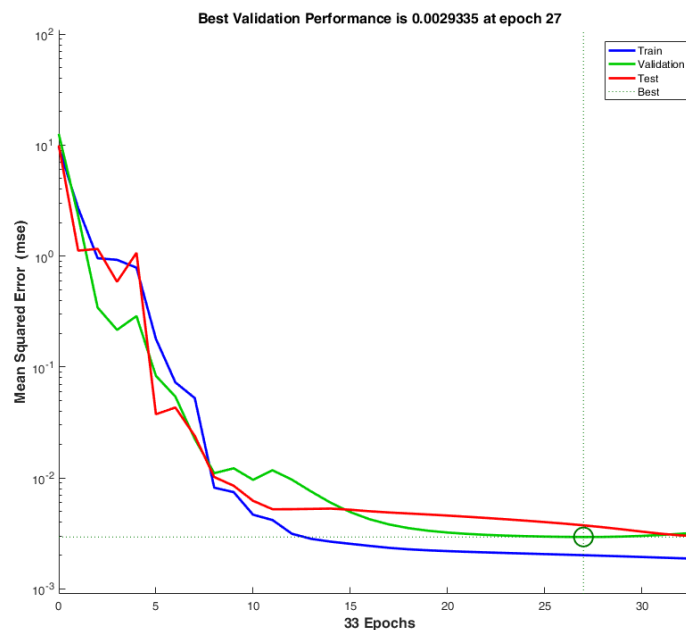


Σχήμα 4.33: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο LM1.

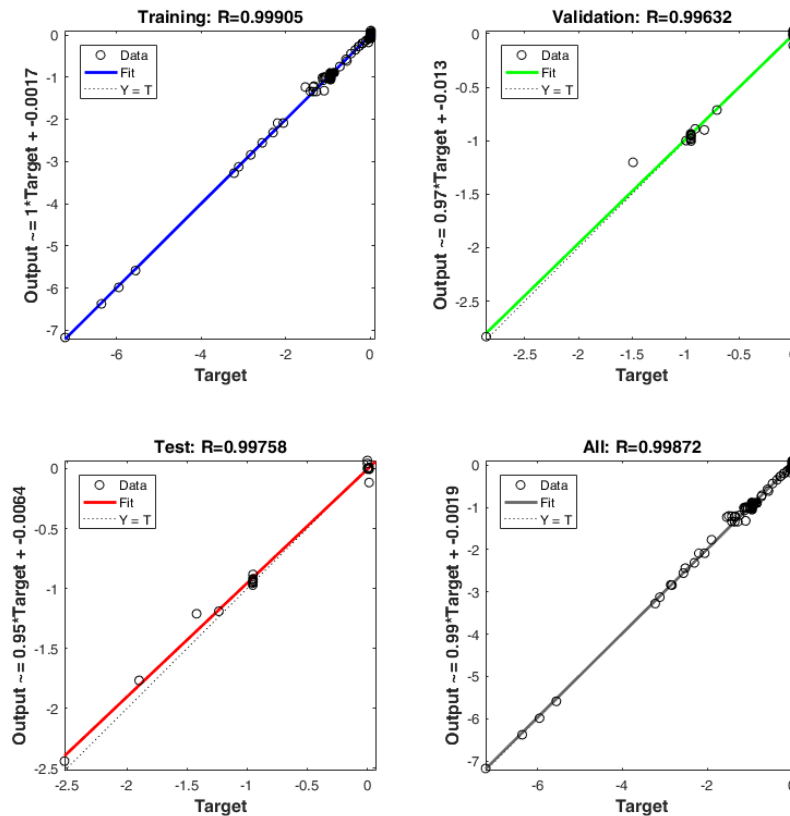


Σχήμα 4.34: Ιστόγραμμα σφαλμάτων για τον αλγόριθμο LM1.

Στη συνέχεια επαναλήφθηκε η διαδικασία για τον αλγόριθμο LM2 και τα 89 δείγματα εισόδου. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στα Σχήματα 4.35 και 4.36.



Σχήμα 4.35: Αποδοτικότητα Ν.Δ. για τον αλγόριθμο LM2 (89 δείγματα εισόδου).

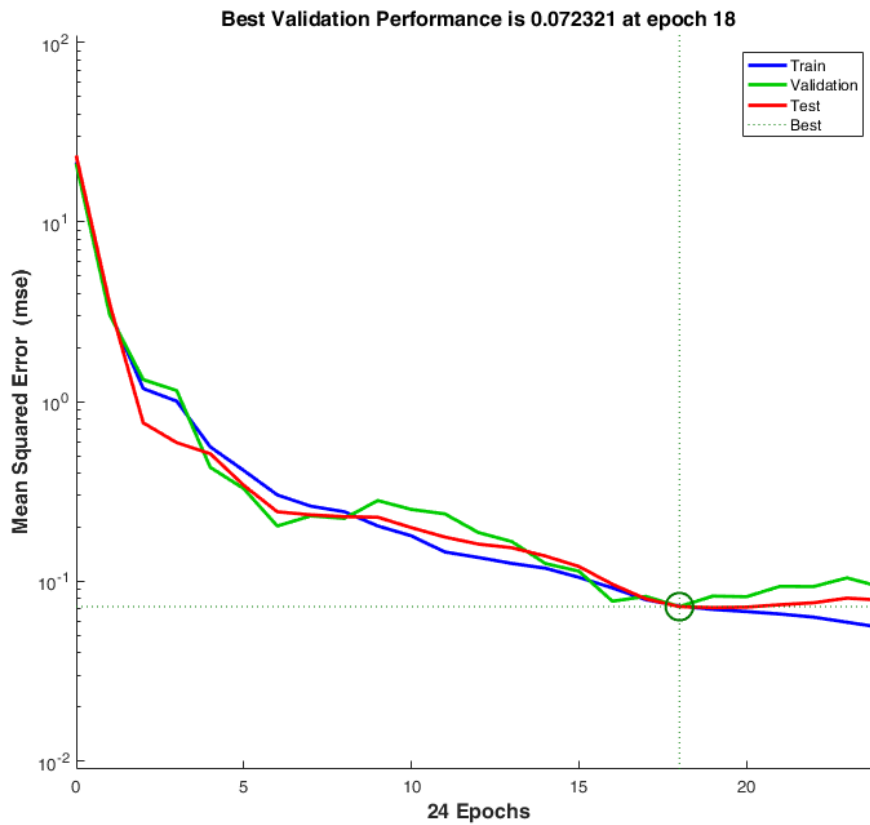


Σχήμα 4.36: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο LM2.

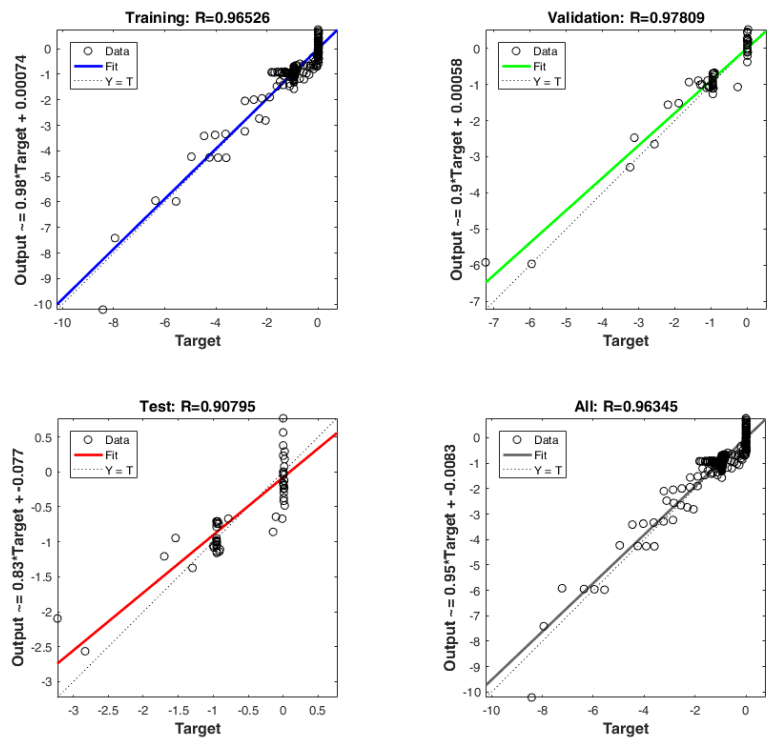
Όπως διαπιστώνεται από τον Πίνακα 4.6 για τον αλγόριθμο LM2, η οριζόντια μετατόπιση του ρήγματος U_1 στο πρώτο προσομοίωμα επαλήθευσης δίνει σφάλμα -0.077% , το δεύτερο δίνει -1.311% και για το τρίτο -2.645% . Δηλαδή, ως προς το U_1 δεν υπάρχει ουσιαστική μεταβολή μεταξύ των LM1 και LM2. Όμως στην περίπτωση της παραμόρφωσης του αγωγού (ϵ), στο πρώτο προσομοίωμα επαλήθευσης το σφάλμα διπλασιάζεται στο 38.23% . ενώ στις υπόλοιπες δύο περιπτώσεις αυξάνεται πολύ και αγγίζει το 75.51% και 86.37% αντίστοιχα. Η ως άνω συμπεριφορά, καταδεικνύει την αδυναμία του αλγορίθμου LM να λειτουργήσει ικανοποιητικά σε μικρά και θορυβώδη δείγματα εισόδου.

Αλγόριθμος Scaled Conjugate Gradient (SCG)

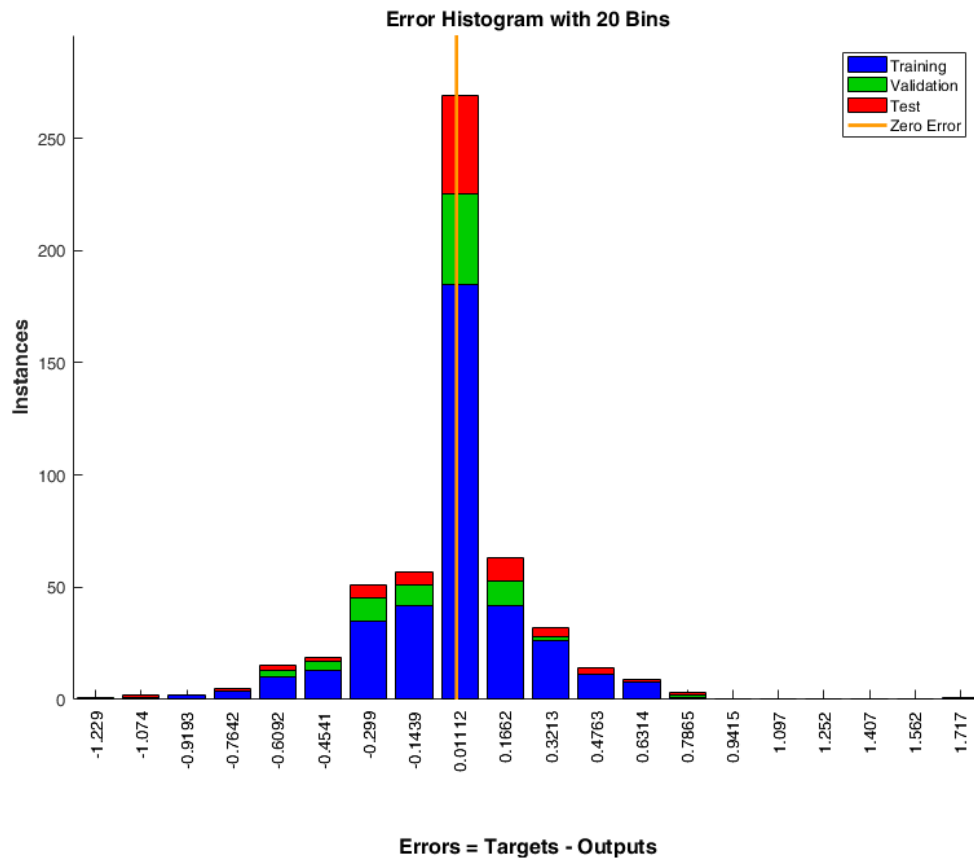
Ο τελευταίος αλγόριθμος εκπαίδευσης που διερευνήθηκε ως προς την επίδρασή του στο σφάλμα είναι ο Scaled Conjugate Gradient (SCG). Όπως προηγουμένως, η πρώτη ομάδα βασιζόταν στον αλγόριθμο SCG1 και η δεύτερη στον SCG 2. Από τη μελέτη του Πίνακα 4.6, προκύπτει ότι ο αλγόριθμος SCG παρουσίασε τη χειρότερη επίδοση από όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης, ανεξάρτητα από το πλήθος των δειγμάτων εισόδου. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα μεταξύ των δύο ομάδων δειγμάτων εισόδου, δεν παρατηρήθηκε καθολική βελτίωση του σφάλματος στην περίπτωση του διπλασιασμού των δειγμάτων εισόδου. Στα Σχήματα 4.37 ως 4.39 απεικονίζονται τα αποτελέσματα από την εκπαίδευση του νευρωτικού δικτύου (SCG1) το οποίο έχει 181 δείγματα εισόδου.



Σχήμα 4.37: Αποδοτικότητα Τ.Ν.Δ. για τον αλγόριθμο SCG1 (181 δείγματα εισόδου).

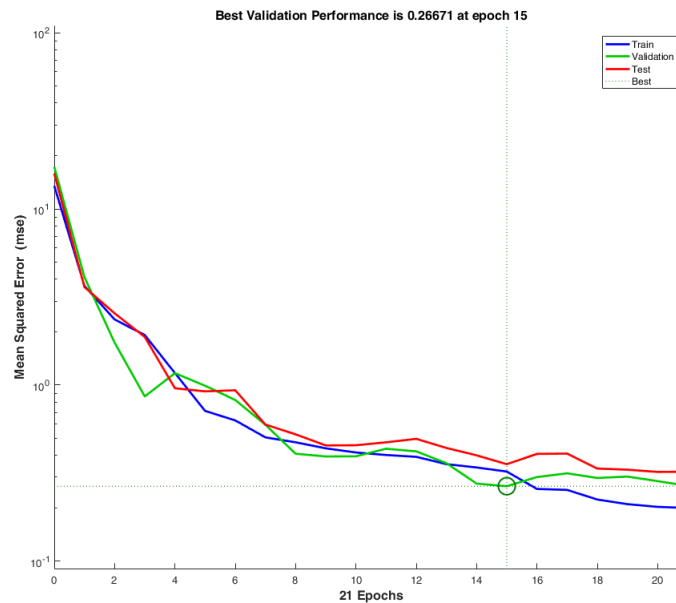


Σχήμα 4.38: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο SCG1.

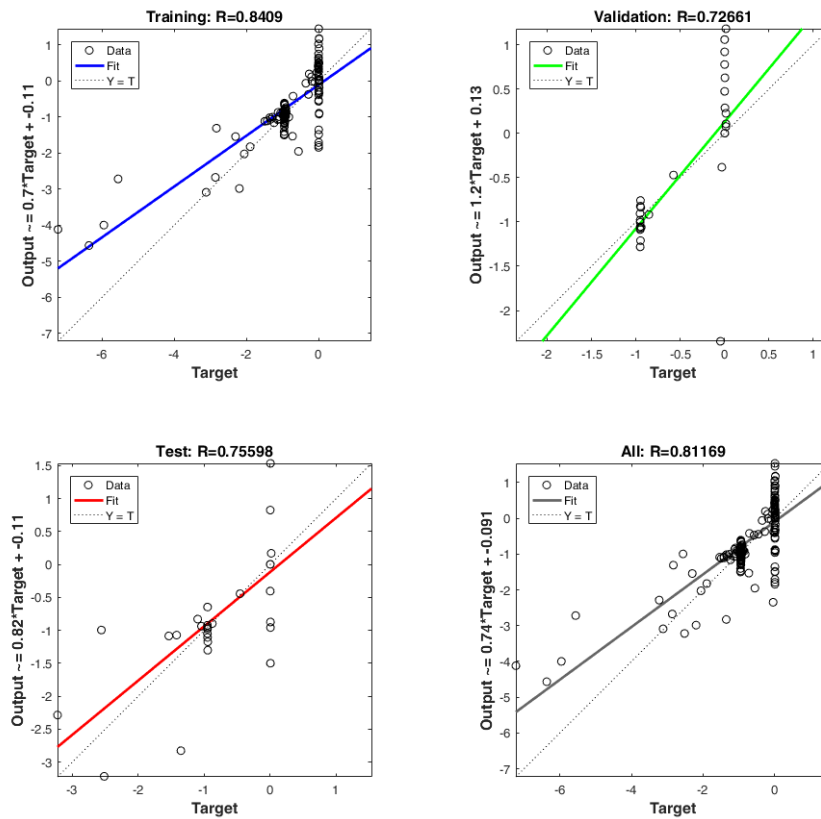


Σχήμα 4.39: Ιστόγραμμα σφαλμάτων για τον αλγόριθμο SCG1.

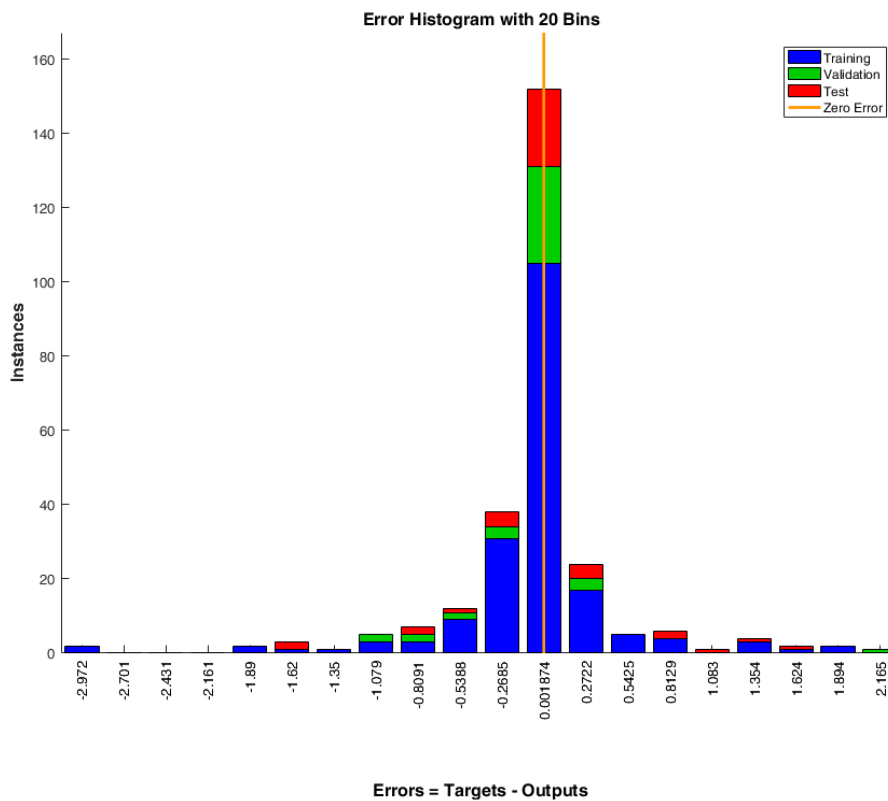
Στη συνέχεια διερευνήθηκε η συμπεριφορά το αλγορίθμου για το ήμισυ των δειγμάτων εισόδου (89 δείγματα). Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στα Σχήματα 4.40 ως 4.42.



Σχήμα 4.40: Αποδοτικότητα T.N.Δ. για τον αλγόριθμο SCG2 (89 δείγματα εισόδου).



Σχήμα 4.41: Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης (R) για τον αλγόριθμο SCG2.



Σχήμα 4.42: Ιστογράμμο σφαλμάτων για τον αλγόριθμο SCG2.

Πρόβλεψη δεδομένων εκτός των ορίων των δειγμάτων εισόδου (extrapolation)

Τελικό βήμα της διαδικασίας επαλήθευσης των αποτελεσμάτων των Τ.Ν.Δ. ήταν ο έλεγχος της δυνατότητας πρόβλεψης για δεδομένα που ευρίσκονται εκτός του διαστήματος των δειγμάτων εισόδου (extrapolation). Για το λόγο αυτό εκτελέστηκε στο ABAQUS μία δεύτερη ομάδα δοκιμών για προσομοιώματα με πάχος ιζημάτων (σειρές) 500, 1000, 1500 & 2000m. Επίσης, χρησιμοποιήθηκε ο πιο ικανός αλγόριθμος από αυτούς που αναπτύχθηκαν προηγουμένως, ήτοι ο BR1 Normalized. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.7. Από τις δοκιμές διαπιστώθηκε η μη-ικανότητα πρόβλεψης των δεδομένων εξόδου. Παραδείγματος χάριν το σφάλμα παραμόρφωσης του αγωγού (ϵ) κυμαίνεται από 55.81% για τη σειρά 500m ως 205.38% για εκείνη των 2000m.

Πίνακας 4.7: Έλεγχος δυνατότητας extrapolation.

B' ΣΕΝΑΡΙΑ ΔΟΚΙΜΩΝ (EXTRAPOLATION) - ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ABAQUS									
ΑΡΧΕΙΟ/ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	U1 (m)	Σφάλμα %	U2 (m)	H (m)	ϕ^*	C (kPa)	strain norm.	strain ϵ	Σφάλμα %
inputfile_500H_30F_20C.odt	-0.762600005		0.740298569	500	30	20		0.000733852	
inputfile_1000H_30F_20C.odt	-0.762600005		1.126897454	1000	30	20		0.000737893	
inputfile_1500H_30F_20C.odt	-0.762600005		1.320799947	1500	30	20		0.000709428	
inputfile_2000H_30F_20C.odt	-0.839596689		0.204873323	2000	30	20		0.000622473	
ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ (ΜΕ 181 ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΙΣΟΔΟΥ) ΕΛΕΓΧΟΣ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑΣ EXTRAPOLATION									
BR1 NORMALIZED (500H_30F_20C)	-0.981811874	-28.745	0.030065546	500	30	20	1.143450329	0.00114345	55.81
BR1 NORMALIZED (1000H_30F_20C)	-2.505063747	-228.490	-16.71343889	1000	30	20	1.724840888	0.001724841	133.75
BR1 NORMALIZED (1500H_30F_20C)	-2.767056195	-262.845	-35.97032252	1500	30	20	1.564911042	0.001564911	120.59
BR1 NORMALIZED (2000H_30F_20C)	-6.083800162	-624.610	-50.83611114	2000	30	20	1.900916557	0.001900917	205.38

4.5 Συμπεράσματα

Οι κώδικες που αναπτύχθηκαν στο εδάφιο 4.3 έχουν κομβική σημασία στην επιτυχή ολοκλήρωση της μεθόδου. Μέσω της παράλληλης επεξεργασίας και της αυτοματοποίησης της διαχείρισης των δεδομένων κατέστη δυνατή η συμπίεση του απαιτούμενου χρόνου κατά περίπου 10 φορές. Δίχως τους κώδικες διεπαφής οι αναλύσεις θα ήταν εξαιρετικά χρονοβόρες και θα καθιστούσαν δύσκολη έως αδύνατη την ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας, καθώς θα απαιτούνταν μήνες υπολογιστικών αναλύσεων. Εάν στα ανωτέρω προσμετρηθεί και η εύλογη ανάγκη τροποποιήσεων ή η διόρθωση σφαλμάτων κατά τη φάση της ανάπτυξης του εργαλείου, πράγμα που θα σήμαινε επανεκτέλεση του κώδικα, επιρρωνύεται περαιτέρω η σημασία τους.

Αναφορικά με την εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ. προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα :

- Ο αλγόριθμος Bayesian Regularization (BR) παρουσίασε το μικρότερο ποσοστιαίο σφάλμα και αποδείχθηκε ικανότερος να προβλέψει δεδομένα σε μικρές και «θορυβώδεις» ομάδες δεδομένων.
- Η αναγωγή όλων των δειγμάτων των στόχων του Τ.Ν.Δ. στην ίδια τάξη μεγέθους, συμβάλει δραστικά στην ακρίβεια της πρόβλεψης των μεταβλητών εξόδου. Στην περίπτωση του αλγορίθμου της κλάσης BR (BR1 Normalized) το σφάλμα της παραμόρφωσης του αγωγού (ϵ) υποχώρησε από το 5% σε λιγότερο από 0.5%.
- Οι «λογικές» μεταβολές στις αναλογίες μεταξύ των δειγμάτων εκπαίδευσης (training/validation/testing) δεν βελτίωσαν αισθητά τα σφάλματα.

- Η μεγάλη αύξηση (π.χ. τριπλασιασμός και άνω) των κρυφών επιπέδων στην αρχιτεκτονική των αλγορίθμων προκάλεσε την εμφάνιση της υπέρ-προσαρμογής (overfitting) των δεδομένων, με αποτέλεσμα την υποβάθμιση της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου λόγω της αύξησης του τελικού σφάλματος, παρά την ταυτόχρονη μείωση του M.S.E. του T.N.Δ..
- Οι έλεγχοι που έλαβαν χώρα κοντά σε σειρές με ελλιπή δεδομένα παρουσίασαν αύξηση του σφάλματος.
- Ένα δείγμα εισόδου - στόχων που ναι μεν διαθέτει μικρότερο πλήθος δεδομένων, αλλά αυτό είναι μεγαλύτερης πληρότητας (από την άποψη της μη έλλειψης στοιχείων στις σειρές), δύναται να παραγάγει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με ένα μεγαλύτερο.
- Ο αλγόριθμος LM δεν λειτούργησε ικανοποιητικά σε μικρά και «θορυβώδη» δείγματα εισόδου.
- Ο αλγόριθμος SCG παρουσίασε τη χειρότερη επίδοση από όλους τους αλγορίθμους εκπαίδευσης, ανεξάρτητα από το πλήθος των δειγμάτων εισόδου - στόχων.
- Δεν διαπιστώθηκε δυνατότητα πρόβλεψης για δεδομένα που ευρίσκονται εκτός του διαστήματος των δειγμάτων εισόδου (extrapolation).
- Κανένας από τους διαθέσιμους αλγόριθμους δεν κατάφερε να προβλέψει ικανοποιητικά τις τιμές της κατακόρυφης μετατόπισης U_2 . Οι τιμές της μετατόπισης U_2 αποτέλεσαν το πιο θορυβώδες διάνυσμα στόχων με εύρος διακύμανσης τιμών από +0.0218 ως -8.42m και ενδιάμεσες τιμές στην τάξη 10^{-5} . Στην εν λόγω περίπτωση ήταν αδύνατη η εφαρμογή της μεθόδου της αναγωγής όλων των δειγμάτων των στόχων στην ίδια τάξη μεγέθους προς αύξηση της ακρίβειας.

5 Γενικά συμπεράσματα και προτάσεις μελλοντικής εργασίας

5.1 Συμπεράσματα

Στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία διερευνήθηκε η δυνατότητα χρήσης των τεχνικών νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη της συμπεριφοράς υποθαλάσσιων ενεργειακών δικτύων που εκτίθενται σε γεωκινδύνους και ειδικότερα σε ενεργά τεκτονικά ρήγματα. Οι αντικειμενικοί στόχοι επετεύχθησαν σε ικανοποιητικό βαθμό. Αποδείχθηκε ότι τα Τ.Ν.Δ. μπορούν να προβλέψουν τη συμπεριφορά υποθαλάσσιων αγωγών, στους οποίους επιβάλλονται μετατοπίσεις από τη διάρρηξη ρηγμάτων, εφόσον βασίζονται σε δεδομένα που έχουν εξαχθεί από ακριβή προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων. Είναι σημαντικό οι σειρές των αναλύσεων να είναι πλήρης, δηλαδή να μην παρουσιάζουν κενά λόγω της μη σύγκλισης ορισμένων προσομοιωμάτων, διότι αυτό αυξάνει τα σφάλματα πρόβλεψης. Πέρα από την ακρίβεια των αναλύσεων, ζωτικής σημασίας είναι και το πλήθος των δειγμάτων εισόδου και στόχων. Από τις δοκιμές που έλαβαν χώρα διαπιστώθηκε ότι για την εύρυθμη λειτουργία των Τ.Ν.Δ. απαιτούνται διανύσματα εισόδου και στόχων που να περιέχουν κατ' ελάχιστον 90 δείγματα. Είναι εξίσου σημαντικό τα δείγματα των στόχων να είναι απαλλαγμένα από «θόρυβο». Δηλαδή, οι τιμές τους να ανήκουν στην ίδια τάξη μεγέθους, να μην παρουσιάζουν έντονες εναλλαγές μεταξύ θετικών και αρνητικών τιμών και να μην εμπεριέχουν σφάλματα από τις αναλύσεις που προηγήθηκαν. Σε τέτοιες περιπτώσεις οι συντελεστές βαρών και η πόλωση των Τ.Ν.Δ. δεν μπορούν να ρυθμιστούν ικανοποιητικά μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης. Αποδείχθηκε, ότι η αναγωγή των δειγμάτων των στόχων που διαφοροποιούνται σημαντικά, στην ίδια τάξη μεγέθους με τα πολυπληθέστερα του δείγματος μέσω του πολλαπλασιασμού τους με το συντελεστή 10^9 , βελτιώνει αισθητά το σφάλμα στην έξοδο των Τ.Ν.Δ.. Ενδεχομένως, άλλη μία λύση θα ήταν η επιλογή των μεταβλητών εξόδου των Τ.Ν.Δ. με μεγαλύτερη στόχευση. Ήτοι, αντί για ένα καθολικό Τ.Ν.Δ. που θα διέθετε όλες τις μεταβλητές εξόδου (U_1 , U_2 και ϵ), θα μπορούσαν να κατασκευαστούν δύο ή και περισσότερα, όπου θα χωρίζονταν με βάση την τάξη μεγέθους των εξόδων-αποτελεσμάτων.

Αναφορικά με τους αλγόριθμους εκπαίδευσης, ο Bayesian Regularization (BR) λειτούργησε ικανοποιητικά στην εν λόγω εφαρμογή, παρά τη μικρή πρόσθετη χρονική επιβάρυνση. Επίσης, οι «λογικές» μεταβολές στις αναλογίες μεταξύ των δειγμάτων εκπαίδευσης (training/validation/testing) δεν βελτίωσαν αισθητά τα σφάλματα. Επιβεβαιώθηκαν, οι αναφορές στη βιβλιογραφία περί της μη ύπαρξης κάποιου «χρυσού κανόνα» για τη ρύθμιση των παραμέτρων εκπαίδευσης των Τ.Ν.Δ., με αποτέλεσμα η όλη διαδικασία να θυμίζει περισσότερο τέχνη, παρά επιστήμη. Για παράδειγμα η γενική πρόταση περί της αύξησης των κρυφών επιπέδων για τη βελτίωση της ακρίβειας, πρέπει να υιοθετείται με προσοχή. Υπήρξαν περιπτώσεις, όπου η μεγάλη αύξηση των κρυφών επιπέδων στην αρχιτεκτονική των αλγορίθμων προκαλούσε την εμφάνιση της «υπέρ-προσαρμογής»

συνοδευόμενη από μη επιθυμητά αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια. Επιπρόσθετα αναγνωρίζεται ότι, η εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ. για αποτελέσματα που βασίζονται σε αναλύσεις πεπερασμένων στοιχείων μπορεί να θεωρηθεί σε ένα βαθμό ως «καθοδηγούμενη». Για το λόγο αυτό, αλλά και ως εναλλακτική περίπτωση, εφόσον υπάρχουν διαθέσιμα πραγματικά δεδομένα από καταγραφές, θα μπορούσαν να τροφοδοτήσουν την εκπαίδευση των Τ.Ν.Δ..

Εν κατακλείδι, η εξαρχής ορθή εκτίμηση τόσο των παραμέτρων εισόδου των Τ.Ν.Δ., όσο και της δειγματοληψίας αυτών, είναι κομβικής σημασίας, διότι μπορούν να αποφευχθούν άσκοπες εργατοώρες υπολογιστικών αναλύσεων. Για παράδειγμα, διαπιστώθηκε ότι σε μεταβλητές εισόδου, όπως η γωνία εσωτερικής τριβής του εδαφικού υλικού, δεν υπάρχει ανάγκη λήψης πολλών συνδυασμών για τις αναλύσεις, συνήθως οι δύο ακρότατες τιμές και η μία ενδιάμεση επαρκούν για να έχουμε ικανοποιητική ακρίβεια πρόβλεψης. Επίσης, άλλος ένας παράγοντας που μπορεί να «καθοδηγήσει» τον προσδιορισμό των παραμέτρων είναι η καλή γνώση της γεωλογίας της περιοχής.

5.2 Προτάσεις μελλοντικής εργασίας

Το κείμενο της παρούσας εργασίας διατάχθηκε με τέτοιο τρόπο, ώστε να αποτελέσει χρήσιμο εργαλείο στα χέρια του μελλοντικού ερευνητή τόσο για την εφαρμογή, όσο και για την περαιτέρω βελτίωση της μεθόδου. Θα παρουσιάζε ενδιαφέρον η ανάπτυξη ενός Τ.Ν.Δ. καθολικού χαρακτήρα με περισσότερες μεταβλητές εισόδου. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι πέρα από τις μεταβλητές εισόδου του πάχους των ιζημάτων, της γωνίας της εσωτερικής τριβής και της συνοχής, θα μπορούσαν να ληφθούν υπόψη επιμέρους παράμετροι, όπως η γωνία διάρρηξης του ρήγματος, το είδος του ρήγματος, η γεωμετρία και το υλικό του αγωγού, οι πιέσεις του βάθους τοποθέτησης κ.α.. Επίσης, θα είχε ενδιαφέρον να διερευνηθεί περαιτέρω η επίδραση της κανονικοποίησης των δεδομένων των στόχων των Τ.Ν.Δ, στη βελτίωση της ακρίβειας. Για το σκοπό αυτό θα μπορούσε να αναπτυχθεί κώδικας για την επεξεργασία των δεδομένων, με στόχο την ταξινόμησή τους στο διάστημα $[0,1]$, όπου η συνάρτηση ενεργοποίησης λειτουργεί με βέλτιστο τρόπο.

Τέλος, θα μπορούσε να εξεταστεί η δυνατότητα ενοποίησης των δύο διαστάσεων προσομοιωμάτων και ενδεχομένως η αντικατάστασή τους από ένα τρισδιάστατο. Αυτό θα έλυνε αρκετά από τα προβλήματα που αντιμετώπισε η παρούσα εργασία και σχετίζονται κυρίως με την ανάπτυξη κωδίκων διεπαφής, θα προσέδιδε μεγαλύτερη ακρίβεια στα αποτελέσματα και θα διευκόλυνε την εξαγωγή κριτηρίων.

6 Βιβλιογραφία

1. Βάζουρας, Π. Καραμάνος, Σ. Ντάκουλας, Π. (2010). «Συμπεριφορά Υπόγειων Χαλύβδινων Αγωγών Φυσικού Αερίου Διερχομένων Μέσω Ενεργών Ρηγμάτων.» 6ο Πανελλήνιο Συνέδριο Γεωτεχνικής & Γεωπεριβαλλοντικής Μηχανικής, ΤΕΕ, 29/09 – 1/10 2010, Βόλος
2. Βλαχάβας Ι., Κεφαλάς Π., Βασιλειάδης Ν., Κόκκορας Φ., Σακελλαρίου Η. (2011). «Τεχνητή Νοημοσύνη - Γ' Έκδοση». Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, Θεσσαλονίκη.
3. Μαρκάκης Ν. (2018) «Ανάπτυξη και εφαρμογή υπολογιστικού εργαλείου για τη βελτιστοποίηση της χάραξης υποθαλάσσιων αγωγών και καλωδίων που υπόκεινται σε γεωκινδύνους.» Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.
4. Μουλοπούλου Δ.-Α. (2017). Διπλωματική εργασία, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά.
5. Παπανικολάου Δ. και Λόζιος Σ. (2015). «Τεκτονική Γεωλογία» Εκδόσεις Εθνικού και Καποδιστριακού Πανεπιστημίου Αθηνών, Αθήνα.
6. ABAQUS (2011). “Abaqus 6.14 – Users’ Manual” Simulia, Providence, RI, USA.
7. Ambraseys N. (1978). “Studies in historical seismicity and tectonics.” In: W. Brice (ed), Acad. Press, Environmental History of Middle East, Ch.12.
8. American Lifelines Alliance (ALA). (2005). “Guidelines for the Design of Buried Steel Pipe (Vol. 2001).” Federal Emergency Management Agency (FEMA).
9. Bray J.D., Seed R.B., Cluff L.S. and Seed H.B. (1994). “Earthquake Fault Rupture Propagation through Soil.” ASCE Journal of Geotechnical Engineering.
10. Chiocci F. L., Cattaneo A. and Urgeles R. (2011). “Seafloor mapping for geohazard assessment: state of the art.” Springer, Mar Geophys Res 32:1–11.
11. Geron, A. (2017). “Hands-on machine learning with Scikit-Learn and TensorFlow.” O’Reily, 1st ed.
12. Guo B., Song S., Chacko J., and Ghalambor A. (2005). “Offshore Pipelines.” Elsevier, Gulf Professional Publishing, Burlington.
13. Hinton, G., Osindero, S. and Teh, Y. (2006). “A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets” Neural Computation, 18(7), pp.1527-1554.
14. Kayri M. (2016). “Predictive Abilities of Bayesian Regularization and Levenberg–Marquardt Algorithms in Artificial Neural Networks: A Comparative Empirical Study on Social Data” Department of Computer Engineering, Mus Alparslan University, Turkey.
15. Kramer S.L. (1996). “Geotechnical earthquake engineering.” Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J.
16. Kyriakides S., and Corona E. (2007). “Mechanics of offshore pipelines vol 1: Buckling and Collapse.” Elsevier.
17. Liu X., and O’Rourke M. (1997). “Behavior of Continuous Pipeline Subject to Transverse PGD.” Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Beijing.
18. Matlab (2002). “Neural Network Toolbox For Use with Matlab – User’s Guide.” The MathWorks, Natick, MA, USA.

19. Matsuda T., (1975). “Magnitude and Recurrence Interval of Earthquakes from a Fault” Zisin (Journal of the Seismological Society of Japan. 2nd ser.), Vol. 28 Issue 3 pp.269-283.
20. Orr, G. (1998). “Neural networks.” Springer, pp.9-50, Berlin.
21. Rosenblatt, F. (1958). “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain.” Psychological Review, 65(6), pp.386-408.
22. Trimintziou M. (2015). “Offshore pipelines crossing active seismic faults.” Master thesis, N.T.U.A., Athens.
23. Trimintziou S.M., Sakellariou G., Psarropoulos P.N. (2015). “Designing Offshore Pipelines Facing the Geohazard of Active Seismic Faults.” World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Civil and Environmental Engineering, Vol: 9, No: 6.

Ηλεκτρονική βιβλιογραφία

www.allrussias.com.

www.ngdc.noaa.gov

www.racce.nhmc.uoc.gr

www.submarinecablesystems.com

www.depa.gr/

7 Παράρτημα.

Κώδικας T.N.Δ.

Στο Σχήμα Π.1 παρατίθεται ο κώδικας του T.N.Δ. που έχει εκπαιδευτεί σύμφωνα με τον αλγόριθμο BR1. Διακρίνονται τα διανύσματα των τριών μεταβλητών εισόδου και εξόδου, καθώς και προς το τέλος του κώδικα η χρήση της σιγμοειδούς συνάρτησης.

```
function [Y,Xf,Af] = myNeuralNetworkFunction(X,~,~)
%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Generated by Neural Network Toolbox function genFunction, 10-Dec-2019 02:08:20.
%
% [Y] = myNeuralNetworkFunction(X,~,~) takes these arguments:
%
% X = 1xTS cell, 1 inputs over TS timesteps
% Each X{1,ts} = Qx3 matrix, input #1 at timestep ts.
%
% and returns:
% Y = 1xTS cell of 1 outputs over TS timesteps.
% Each Y{1,ts} = Qx3 matrix, output #1 at timestep ts.
%
% where Q is number of samples (or series) and TS is the number of timesteps.

%#ok< *RPMT0 >

% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====

% Input 1
x1_step1.xoffset = [25;2;20];
x1_step1.gain = [0.013333333333333333;0.05;0.00256410256410256];
x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1
b1 = [-1.7782275941798622;1.9275088317861777;-
1.6168270439970363;0.81430368245966989;3.4588629165291969;2.9441640829830731;7.
4994204054507181;-2.1591410130629969;-1.1687204520518579;-0.45706143744786198];
IW1_1 = [0.26782643942188739 -2.4482397189383787 0.0011970099409549899;-
0.82962382881999441 1.3832650650925931 -0.38225673982096459;-
0.74571596885837643 -7.1311614753492272 2.3475011412549791;0.33991411355691475
3.5496129351522421 -1.6716897824850829;-0.58681277262228448 1.9622731859741653
0.8035402076394923;3.935797323235295 1.3873837342751434 -1.3472837056327718;-
0.24602101103480956 9.4900112230445632 3.8797350565745803;1.2141132579222458 -
1.1213206950298609 0.1960643027368143;-0.44542148767647199 -4.3320401657848508
1.6466140384316108;-0.511961259379765 0.80614271694906181 -4.6149967916502108];
```

```

% Layer 2
b2 = [0.05108136486103261;-1.1193098695265882;-4.3405097332228699];
LW2_1 = [-0.032849747641743254 0.0082458991707704959 0.03812495271392348 -
0.046697064211697954 0.059973910982929049 0.11213963645159113
0.033072058126163012 -0.0043732060642980158 0.042606718981531323
0.010323379514067201;2.0888297541582488 4.3728961285388914 3.0410508008575352
1.58231483259363 -0.39576735389070705 -0.1838454508057242 1.7771533913848505
1.6065368389659209 -1.1393525087387695 0.24125542901209068;1.003382522565637 -
0.03255707474542141 0.21976412884398117 2.1429591734147349 4.1578957803196657
0.0081155925904644547 0.53739106532217529 0.23261553958798695
1.9708997878773271 1.9498366737343673];

% Output 1
y1_step1.ymin = -1;
y1_step1.gain = [1518.62364102167;1.92342214221201;0.236896571647017];
y1_step1.xoffset = [0.000674273;-1.823893666;-8.420685768];

% ===== SIMULATION =====

% Format Input Arguments
isCellX = iscell(X);
if ~isCellX, X = {X}; end;

% Dimensions
TS = size(X,2); % timesteps
if ~isempty(X)
    Q = size(X{1},1); % samples/series
else
    Q = 0;
end

% Allocate Outputs
Y = cell(1,TS);

% Time loop
for ts=1:TS

    % Input 1
    X{1,ts} = X{1,ts}';
    Xp1 = mapminmax_apply(X{1,ts},x1_step1);

    % Layer 1
    a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*Xp1);

    % Layer 2
    a2 = repmat(b2,1,Q) + LW2_1*a1;

    % Output 1
    Y{1,ts} = mapminmax_reverse(a2,y1_step1);
    Y{1,ts} = Y{1,ts}';

```



```

end

% Final Delay States
Xf = cell(1,0);
Af = cell(2,0);

% Format Output Arguments
if ~isCellX, Y = cell2mat(Y); end
end

% ===== MODULE FUNCTIONS =====

% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x,settings)
y = bsxfun(@minus,x,settings.xoffset);
y = bsxfun(@times,y,settings.gain);
y = bsxfun(@plus,y,settings.ymin);
end

% Sigmoid Symmetric Transfer Function
function a = tansig_apply(n,~)
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;
end

% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function
function x = mapminmax_reverse(y,settings)
x = bsxfun(@minus,y,settings.ymin);
x = bsxfun(@rdivide,x,settings.gain);
x = bsxfun(@plus,x,settings.xoffset);
end

```

Σχήμα Π.1: Κώδικας T.N.Δ. που έχει εκπαιδευτεί σύμφωνα με τον αλγόριθμο BR1.

Προσομοιώματα πεπερασμένων στοιχείων – αποτελέσματα.

Πίνακας Π.1: Συνολικά αποτελέσματα ανάλυσης πεπερασμένων στοιχείων.

Αρχείο	U1 (m)	U2 (m)	Παραμόρφωση (ε)	(ε) στη θέση
inputfile_75H_10F_100C.odt	-0.93670994	-0.184554607	0.001986314	415
inputfile_75H_10F_20C.odt	-0.947282314	-0.718264282	0.000790378	456
inputfile_75H_10F_40C.odt	-0.926262617	-0.552129924	0.00137774	434
inputfile_75H_10F_60C.odt	-0.92789346	-0.407818556	0.00176109	415
inputfile_75H_10F_80C.odt	-0.932534158	-0.285298467	0.001910659	415
inputfile_75H_18F_100C.odt	-0.950000763	0.000691741	0.001987794	413
inputfile_75H_18F_20C.odt	-0.944298685	-0.01089364	0.000787166	454
inputfile_75H_18F_40C.odt	-0.947676361	0.000684495	0.001368971	431
inputfile_75H_18F_60C.odt	-0.948881209	0.000687638	0.001759158	413
inputfile_75H_18F_80C.odt	-0.949548841	0.000690026	0.00191124	413
inputfile_75H_26F_100C.odt	-0.951624215	0.000697823	0.001988139	412
inputfile_75H_26F_20C.odt	-0.951926708	0.000696777	0.0007837	452
inputfile_75H_26F_40C.odt	-0.951364636	0.000697056	0.001366041	430
inputfile_75H_26F_60C.odt	-0.951458097	0.000697337	0.001759405	412
inputfile_75H_26F_80C.odt	-0.951543868	0.00069759	0.001911622	412
inputfile_75H_2F_100C.odt	-0.977990985	-0.947804034	0.001984973	417
inputfile_75H_2F_20C.odt	-0.904001713	-1.69986999	0.000795516	459
inputfile_75H_2F_40C.odt	-0.912084997	-1.491470218	0.001387933	438
inputfile_75H_2F_60C.odt	-0.948349237	-1.296580434	0.001765673	419
inputfile_75H_2F_80C.odt	-0.981323481	-1.115414739	0.001912708	418
inputfile_75H_34F_100C.odt	-0.952263176	0.00069983	0.001988337	412
inputfile_75H_34F_20C.odt	-0.95286727	0.000699616	0.000783292	452
inputfile_75H_34F_40C.odt	-0.952130854	0.000699502	0.001365538	430
inputfile_75H_34F_60C.odt	-0.952177346	0.000699619	0.001759509	412
inputfile_75H_34F_80C.odt	-0.952219844	0.000699723	0.001911797	412
inputfile_75H_42F_100C.odt	-0.952773869	0.000701401	0.001988495	412
inputfile_75H_42F_20C.odt	-0.953698039	0.000701418	0.0007831	451
inputfile_75H_42F_40C.odt	-0.952680469	0.000701186	0.001365228	430
inputfile_75H_42F_60C.odt	-0.952716053	0.00070127	0.001759509	412
inputfile_75H_42F_80C.odt	-0.952749252	0.000701347	0.001911934	412
inputfile_100H_10F_100C.odt	-0.937213659	-0.556128979	0.001969367	385
inputfile_100H_10F_20C.odt	-1.10047996	-1.35485971	0.000764605	440
inputfile_100H_10F_40C.odt	-1.055998921	-1.122481108	0.001321912	415
inputfile_100H_10F_60C.odt	-0.995988786	-0.911917984	0.001700265	388
inputfile_100H_10F_80C.odt	-0.935077608	-0.723137677	0.001896889	385
inputfile_100H_18F_100C.odt	-0.951617599	0.003194971	0.001974787	383
inputfile_100H_18F_20C.odt	-0.944022179	-0.047192432	0.000759034	437
inputfile_100H_18F_40C.odt	-0.950053871	0.003171246	0.001308911	411
inputfile_100H_18F_60C.odt	-0.951031268	0.003181926	0.001694664	387
inputfile_100H_18F_80C.odt	-0.951390088	0.003189686	0.001901091	383
inputfile_100H_26F_100C.odt	-0.952589989	0.003213681	0.001975667	383
inputfile_100H_26F_20C.odt	-0.952443063	0.003211658	0.000755388	434
inputfile_100H_26F_40C.odt	-0.952483833	0.003212258	0.001306146	410
inputfile_100H_26F_60C.odt	-0.952522755	0.003212801	0.001691869	386
inputfile_100H_26F_80C.odt	-0.952557564	0.003213264	0.001901869	383
inputfile_100H_2F_100C.odt	-1.133818984	-2.059461594	0.001966717	387
inputfile_100H_2F_20C.odt	-0.932621837	-3.116735697	0.000764418	440
inputfile_100H_2F_40C.odt	-0.992866457	-2.832039356	0.001323156	416
inputfile_100H_2F_60C.odt	-1.042389154	-2.560845137	0.001706366	390

inputfile_100H_2F_80C.odb	-1.089873075	-2.303379536	0.001893028	387
inputfile_100H_34F_100C.odb	-0.952998161	0.003219817	0.001975934	383
inputfile_100H_34F_20C.odb	-0.952990592	0.003218888	0.000755152	434
inputfile_100H_34F_40C.odb	-0.952937782	0.003219032	0.001305658	409
inputfile_100H_34F_60C.odb	-0.952956617	0.003219276	0.00169138	386
inputfile_100H_34F_80C.odb	-0.952977359	0.003219547	0.001902082	383
inputfile_100H_42F_100C.odb	-0.953369617	0.003225418	0.001976176	383
inputfile_100H_42F_20C.odb	-0.953496993	0.003224743	0.000754959	434
inputfile_100H_42F_40C.odb	-0.953312993	0.003224704	0.001305361	409
inputfile_100H_42F_60C.odb	-0.953332007	0.003224947	0.001690947	386
inputfile_100H_42F_80C.odb	-0.953350961	0.003225185	0.001902336	382
inputfile_125H_10F_100C.odb	-1.030935407	-1.126958251	0.001955975	356
inputfile_125H_10F_20C.odb	-1.296015739	-2.190643072	0.000742649	427
inputfile_125H_10F_40C.odb	-1.250156045	-1.892044067	0.001269558	398
inputfile_125H_10F_60C.odb	-1.184784412	-1.61524725	0.00162256	374
inputfile_125H_10F_80C.odb	-1.105551124	-1.360220075	0.001847496	360
inputfile_125H_18F_100C.odb	-0.951904714	0.008020591	0.001961875	355
inputfile_125H_18F_20C.odb	-0.942986965	-0.108401902	0.000730745	419
inputfile_125H_18F_40C.odb	-0.950064421	-0.001561021	0.001248239	391
inputfile_125H_18F_60C.odb	-0.951539993	0.007993155	0.001607751	370
inputfile_125H_18F_80C.odb	-0.95177716	0.008010244	0.0018427	359
inputfile_125H_26F_100C.odb	-0.95254463	0.008055346	0.001962739	355
inputfile_125H_26F_20C.odb	-0.952473402	0.008052726	0.000727152	417
inputfile_125H_26F_40C.odb	-0.952492237	0.008053412	0.001245345	390
inputfile_125H_26F_60C.odb	-0.952511847	0.008054139	0.001606087	370
inputfile_125H_26F_80C.odb	-0.952529669	0.008054784	0.001840956	358
inputfile_125H_2F_100C.odb	-1.270065069	-3.596216917	0.001966424	359
inputfile_125H_2F_20C.odb	-1.006573677	-4.958667278	0.000733913	421
inputfile_125H_2F_60C.odb	-1.152678609	-4.250200748	0.001607342	368
inputfile_125H_2F_80C.odb	-1.212302327	-3.916432381	0.00185378	361
inputfile_125H_34F_100C.odb	-0.952869952	0.008068224	0.001963087	355
inputfile_125H_34F_20C.odb	-0.952815115	0.008066247	0.000726943	417
inputfile_125H_34F_40C.odb	-0.952830434	0.008066799	0.001245033	390
inputfile_125H_34F_60C.odb	-0.952845573	0.008067345	0.001605846	370
inputfile_125H_34F_80C.odb	-0.952858448	0.00806781	0.001840589	358
inputfile_125H_42F_100C.odb	-0.953116477	0.008077803	0.001963343	355
inputfile_125H_42F_20C.odb	-0.953081131	0.008076653	0.000726795	416
inputfile_125H_42F_40C.odb	-0.953090489	0.008076968	0.001244798	390
inputfile_125H_42F_60C.odb	-0.953100681	0.008077314	0.001605661	370
inputfile_125H_42F_80C.odb	-0.953109622	0.008077604	0.001840309	358
inputfile_150H_10F_100C.odb	-1.234735131	-1.897587538	0.001896193	342
inputfile_150H_10F_20C.odb	-1.538176656	-3.22612977	0.000733218	421
inputfile_150H_10F_40C.odb	-1.490951419	-2.861304998	0.001245015	390
inputfile_150H_10F_60C.odb	-1.420177937	-2.518285275	0.001592882	367
inputfile_150H_10F_80C.odb	-1.333432436	-2.197048903	0.001795025	349
inputfile_150H_18F_100C.odb	-0.950886071	0.014598006	0.001876969	339
inputfile_150H_18F_20C.odb	-0.94083488	-0.195045128	0.000702869	402
inputfile_150H_18F_40C.odb	-0.947864413	-0.031359036	0.001192745	373
inputfile_150H_18F_60C.odb	-0.950623095	0.014550709	0.001540967	354
inputfile_150H_18F_80C.odb	-0.950814903	0.014581439	0.001760355	343
inputfile_150H_26F_100C.odb	-0.951357186	0.014649537	0.001875985	339
inputfile_150H_26F_20C.odb	-0.95130235	0.014645724	0.00069947	399
inputfile_150H_26F_40C.odb	-0.951315582	0.014646649	0.001189934	372
inputfile_150H_26F_60C.odb	-0.951329052	0.014647593	0.001538835	354
inputfile_150H_26F_80C.odb	-0.951343358	0.01464858	0.00175887	342

inputfile_150H_2F_100C.odb	-1.42182219	-5.558634758	0.001928631	348
inputfile_150H_2F_20C.odb	-1.093723655	-7.226267815	0.000710472	407
inputfile_150H_2F_60C.odb	-1.277203321	-6.365217686	0.001548511	355
inputfile_150H_2F_80C.odb	-1.351685524	-5.955151558	0.001802587	351
inputfile_150H_34F_100C.odb	-0.951614141	0.014668329	0.001875788	338
inputfile_150H_34F_20C.odb	-0.951573193	0.014665537	0.000699309	399
inputfile_150H_34F_40C.odb	-0.951582968	0.014666208	0.001189718	372
inputfile_150H_34F_60C.odb	-0.951592684	0.014666875	0.001538624	354
inputfile_150H_34F_80C.odb	-0.951602936	0.014667571	0.001758642	342
inputfile_150H_42F_100C.odb	-0.951754332	0.014677846	0.001875702	338
inputfile_150H_42F_20C.odb	-0.951747417	0.014677638	0.000699206	399
inputfile_150H_42F_40C.odb	-0.951749027	0.014677688	0.001189589	372
inputfile_150H_42F_60C.odb	-0.951750696	0.014677735	0.001538522	354
inputfile_150H_42F_80C.odb	-0.951752484	0.014677791	0.001758541	342
inputfile_175H_10F_100C.odb	-1.501949906	-2.869026423	0.001891532	341
inputfile_175H_10F_20C.odb	-1.823893666	-4.462315083	0.000743697	428
inputfile_175H_10F_40C.odb	-1.775743484	-4.031268597	0.001257216	395
inputfile_175H_10F_60C.odb	-1.700726271	-3.622050762	0.001603907	369
inputfile_175H_10F_80C.odb	-1.608315229	-3.234648705	0.001797283	351
inputfile_175H_18F_100C.odb	-0.948321819	0.021724405	0.001814275	327
inputfile_175H_18F_20C.odb	-0.942214668	-0.311095268	0.000681693	389
inputfile_175H_18F_40C.odb	-0.943380713	-0.087882832	0.001148499	359
inputfile_175H_18F_60C.odb	-0.947829306	0.013849258	0.001487223	341
inputfile_175H_18F_80C.odb	-0.948303103	0.021701561	0.001701938	331
inputfile_175H_26F_100C.odb	-0.948661208	0.021788735	0.001813319	327
inputfile_175H_26F_20C.odb	-0.948627532	0.02178493	0.000674461	384
inputfile_175H_26F_40C.odb	-0.948635399	0.021785839	0.001144231	357
inputfile_175H_26F_60C.odb	-0.948643565	0.02178677	0.001483663	340
inputfile_175H_26F_80C.odb	-0.948652387	0.021787755	0.001700136	331
inputfile_175H_2F_100C.odb	-1.590838194	-7.947857857	0.00192333	348
inputfile_175H_2F_80C.odb	-1.506732583	-8.420685768	0.00177316	347
inputfile_175H_34F_100C.odb	-0.948845088	0.021809429	0.001813219	327
inputfile_175H_34F_20C.odb	-0.948831916	0.021808231	0.000674318	384
inputfile_175H_34F_40C.odb	-0.948835194	0.021808531	0.001144072	357
inputfile_175H_34F_60C.odb	-0.948838472	0.021808831	0.001483524	340
inputfile_175H_34F_80C.odb	-0.948841751	0.021809131	0.001699994	331
inputfile_175H_42F_100C.odb	-0.948923409	0.021817014	0.001813209	327
inputfile_175H_42F_20C.odb	-0.948920667	0.021817138	0.000674273	384
inputfile_175H_42F_40C.odb	-0.9489218	0.021817161	0.001144027	357
inputfile_175H_42F_60C.odb	-0.948922634	0.021817151	0.001483493	340
inputfile_175H_42F_80C.odb	-0.948923409	0.021817124	0.00169997	331
inputfile_25H_10F_20C.odb	-0.828906775	-0.04538174	0.000853314	493
inputfile_25H_18F_20C.odb	-0.876564801	0.000000002	0.000850842	493
inputfile_25H_26F_20C.odb	-0.903224468	0.000000003	0.000844406	491
inputfile_25H_2F_20C.odb	-0.784080327	-0.144062951	0.000853608	491
inputfile_25H_34F_20C.odb	-0.923279881	0.000000003	0.000840328	488
inputfile_25H_42F_20C.odb	-0.949427128	0.000000003	0.000835988	485
inputfile_50H_10F_100C.odb	-0.932784617	-0.012725118	0.001990141	444
inputfile_50H_10F_20C.odb	-0.931660831	-0.281369358	0.000816743	472
inputfile_50H_10F_40C.odb	-0.910688996	-0.181496441	0.00143216	452
inputfile_50H_10F_60C.odb	-0.921344638	-0.103451334	0.001760997	445
inputfile_50H_10F_80C.odb	-0.927947581	-0.047200494	0.001912787	445
inputfile_50H_18F_100C.odb	-0.945088744	0.000032413	0.001990577	442
inputfile_50H_18F_20C.odb	-0.948175609	0.000031279	0.00081517	471
inputfile_50H_18F_40C.odb	-0.939647317	0.000031739	0.001426284	450

inputfile_50H_18F_60C.odt	-0.942227542	0.000032036	0.00175976	443
inputfile_50H_18F_80C.odt	-0.943923056	0.000032254	0.00191244	443
inputfile_50H_26F_100C.odt	-0.948381126	0.000032915	0.001990901	442
inputfile_50H_26F_20C.odt	-0.953945994	0.000032574	0.000811718	469
inputfile_50H_26F_40C.odt	-0.947253466	0.000032775	0.001422815	449
inputfile_50H_26F_60C.odt	-0.947687089	0.000032831	0.001759895	442
inputfile_50H_26F_80C.odt	-0.948062718	0.000032877	0.001912946	442
inputfile_50H_2F_100C.odt	-0.903155029	-0.261762589	0.001990736	447
inputfile_50H_2F_20C.odt	-0.825200379	-0.708605707	0.000829628	481
inputfile_50H_2F_40C.odt	-0.854157686	-0.576517642	0.001446234	454
inputfile_50H_2F_60C.odt	-0.878854215	-0.457933754	0.001762666	449
inputfile_50H_2F_80C.odt	-0.893392682	-0.353072852	0.001912853	448
inputfile_50H_34F_100C.odt	-0.949822605	0.000033115	0.001990933	441
inputfile_50H_34F_20C.odt	-0.954421103	0.000033025	0.000811025	469
inputfile_50H_34F_40C.odt	-0.949496746	0.00003306	0.001422124	449
inputfile_50H_34F_60C.odt	-0.949459612	0.000033078	0.001759838	441
inputfile_50H_34F_80C.odt	-0.949650645	0.000033098	0.00191294	441
inputfile_50H_42F_100C.odt	-0.950622916	0.000033224	0.001991255	441
inputfile_50H_42F_20C.odt	-0.954738557	0.000033254	0.000810546	469
inputfile_50H_42F_40C.odt	-0.950995743	0.000033207	0.001421947	449
inputfile_50H_42F_60C.odt	-0.950419128	0.000033206	0.001760139	441
inputfile_50H_42F_80C.odt	-0.95052141	0.000033215	0.001913263	441