

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ



ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ: «ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΥΠΟΓΕΙΩΝ ΕΡΓΩΝ»



Επιβλέπων Καθηγητής: ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ ΑΝΔΡΕΑΣ, Επικουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2014

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ



ΔΠΜΣ: 'ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΥΠΟΓΕΙΩΝ ΕΡΓΩΝ'

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΔΟΝΗΣΗΣ
ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ ΕΔΑΦΟΥΣ ΑΠΟ ΑΝΑΤΙΝΑΞΕΙΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

ΞΕΝΙΟΣ ΖΑΝΝΗΣ

Επιβλέπων καθηγητής: ΜΠΕΝΑΡΔΟΣ ΑΝΔΡΕΑΣ, Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή επιτροπή στις .../07/2014

Μπενάρδος Ανδρέας, Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ (Επιβλέπων):

Καλιαμπάκος Δημήτρης, Καθηγητής ΕΜΠ:

Μιχαλακόπουλος Θεόδωρος, Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ :

Αθήνα, Ιούλιος 2014

Copyright © Ξενιός Ζαννής, 2014

Με επιφύλαξη κάθε δικαιώματος. All rights reserved.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει τίτλο «Εκτίμηση της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων» και πραγματεύεται την πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας που αναπτύσσουν τα σωματίδια ύστερα από μία ανατίναξη μέσω μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης.

Στο πρώτο κεφάλαιο αναλύονται σε βάθος τα χαρακτηριστικά των εδαφικών δονήσεων που προκαλούνται ύστερα από υπόγειες ανατινάξεις. Επίσης γίνεται εκτενής αναφορά στους εκτιμητές των εδαφικών δονήσεων, στις προδιαγραφές ελέγχου επιπτώσεων από δονήσεις των ανατινάξεων και στα κριτήρια πρόληψης κτιριακών ζημιών.

Στο δεύτερο κεφάλαιο δίνονται τα βασικά στοιχεία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων καθώς επίσης και μια περιγραφή των βασικών αρχών σχεδιασμού της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων. Ακόμη, αναφέρονται παραδείγματα από εφαρμογές τους σχετικά με την πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων σε χώρες του εξωτερικού.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα δεδομένα, τα οποία προέρχονται από δοκιμαστικές ανατινάξεις στο Τεχνολογικό Πάρκο Λαυρίου και θα χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια για την ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και πραγματοποιείται πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων με εμπειρικές σχέσεις.

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται ο τρόπος κατασκευής ΤΝΔ με τη βοήθεια του λογισμικού πακέτου MATLAB R2012b. Επίσης, παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα εξαχθέντα αποτελέσματα από την εφαρμογή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την εκτίμηση της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων και επιλέγεται το πιο ικανοποιητικό ΤΝΔ.

Τέλος, στο πέμπτο κεφάλαιο πραγματοποιείται σύγκριση του ΤΝΔ με τις εμπειρικές σχέσεις πρόβλεψης, συγκεντρώνονται τα αποτελέσματα και εξάγονται τα συμπεράσματα της παρούσας διπλωματικής.

Με αφορμή την ολοκλήρωσή της παρούσας διπλωματικής εργασίας εκφράζονται ειλικρινείς ευχαριστίες στον κ. Μπενάρδο Ανδρέα, Λέκτορα της σχολής Μηχανικών Μεταλλείων – Μεταλλουργών του ΕΜΠ, για τη συνεχή καθοδήγηση που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια της εργασίας και για τις σημαντικές συμβουλές.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Πανώριο Μπενάρδο, Μηχανολόγο Μηχανικό ΕΜΠ, για τις σημαντικές και καθοριστικές οδηγίες του σχετικά με τη χρήση του προγράμματος MATLAB.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι να αναδειχθούν οι δυνατότητες τεχνητής νοημοσύνης για εφαρμογές στην γεωτεχνολογία και ειδικότερα να εκτιμηθεί η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων, που αναπτύσσεται ύστερα από μια ανατίναξη, με τη χρήση ενός πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου εκπαιδευμένου με τον αλγόριθμο οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος και να συγκριθεί με τις συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης.

Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζεται ο τρόπος κατασκευής και λειτουργίας των ΤΝΔ με τη βοήθεια του λογισμικού MATLAB R2012b και πραγματοποιείται ανάλυση του θεωρητικού υποβάθρου των νευρωνικών δικτύων, δηλαδή η αρχιτεκτονική, η εκπαίδευση, η συνάρτηση ενεργοποίησης και άλλα.

Η δημιουργία μοντέλων που θα έχουν τη δυνατότητα να κάνουν μια ικανοποιητική πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων ύστερα από μία ανατίναξη είναι πάντοτε μια από τις πιο σημαντικές επιδιώξεις των ερευνητών αφού με αυτόν τον τρόπο μπορεί να μειωθεί η ένταση της δόνησης. Η εισαγωγή νέων μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης, όπως αυτή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ), είναι σε θέση να δώσει πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα από τις συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων και να βοηθήσει στη μείωση των δονήσεων που προκαλούνται από τις ανατινάξεις.

Αποδεικνύεται στην παρούσα διπλωματική εργασία ότι η ικανότητα πρόβλεψης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων που κατασκευάστηκαν είναι αρκετά ικανοποιητική φτάνοντας σε επίπεδα ακρίβειας, που είναι σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις, ανώτερα των εμπειρικών σχέσεων πρόβλεψης. Επομένως τα συγκεκριμένα ΤΝΔ καθίστανται αξιόπιστα και για μελλοντική χρήση με την εισαγωγή νέων δεδομένων.

ABSTRACT

The purpose of this thesis is to demonstrate the capabilities of artificial intelligence applications in geotechnology and especially to estimate the peak particle velocity, which develops after an explosion, using a multilayer feed forward artificial neural network (ANN), which is trained with the backpropagation algorithm and it is compared with conventional forecasting methods.

In particular, this thesis illustrates how the ANN is constructed and operated using the MATLAB R2012b software and analyses the theoretical background of neural networks like the architecture, the training, the activation function and more.

Creating models that have the capability to make a good prediction of the peak particle velocity after a blast is always one of the most important goals of the researchers because with this prediction the intensity of the vibrations can be reduced. The introduction of artificial intelligence techniques as the one of artificial neural networks (ANN) can give better results in the prediction of the peak particle velocity than the conventional methods and can help in reducing the vibrations caused by blasting operations.

Finally in this thesis it is proven that the forecasting ability of the constructed artificial neural networks is very satisfying. The predictions accuracy level is, in almost all cases, superior to the empirical equations. Therefore, the specific neural networks become reliable for future use with the introduction of new data.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΝΑΤΙΝΑΞΕΙΣ ΚΑΙ ΔΟΝΗΣΕΙΣ ΣΤΑ ΥΠΟΓΕΙΑ ΕΡΓΑ.....8

1.1 Εισαγωγή.....	9
1.2 Εξόρυξη με χρήση εκρηκτικών.....	9
1.3 Δονήσεις από τις ανατινάξεις.....	11
1.4 Χαρακτηριστικά των εδαφικών δονήσεων.....	12
1.5 Παράμετροι που επηρεάζουν τις εδαφικές δονήσεις.....	17
1.6 Εκτιμητές των προκαλούμενων δονήσεων εδάφους.....	21
1.6.1 Προδιαγραφές ελέγχου επιπτώσεων από δονήσεις ανατινάξεων – Κριτήρια πρόληψης κτιριακών ζημιών (Οι εφαρμοζόμενοι Κανονισμοί).....	23
1.7 Μέτρα πρόληψης και αποφυγής δονήσεων.....	29

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ – ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ.....30

2.1 Εισαγωγή.....	31
2.2 Γενικά στοιχεία.....	31
2.3 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ.....	35
2.4 Αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων.....	36
2.5 Εκπαίδευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	39
2.6 Συνάρτηση ενεργοποίησης.....	43
2.7 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα ΤΝΔ.....	45
2.8 Εφαρμογές ΤΝΔ για την πρόβλεψη του PPV.....	47
2.8.1 Λατομείο ασβεστόλιθου στην Assiut, Αίγυπτος.....	47
2.8.2 Ορυχείο χαλκού Sarcheshmeh, Ιράν.....	51
2.8.3 Ορυχείο μαγνησίτη Dharapani, Ινδία.....	57

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ ΜΕ ΕΜΠΕΙΡΙΚΕΣ ΣΧΕΣΕΙΣ – ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΠΑΡΚΟ ΛΑΥΡΙΟΥ.....66

3.1 Εισαγωγή.....	67
3.2 Γενικά στοιχεία του χώρου.....	67
3.3 Μετρήσεις από δονήσεις που προκάλεσαν οι ανατινάξεις.....	69
3.4 Ανάλυση για την πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV).....	71

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....77

4.1 Εισαγωγή.....	78
4.2 Διαμόρφωση δεδομένων εισαγωγής.....	79
4.3 Χαρακτηριστικά και σχεδιασμός ΤΝΔ.....	84
4.3.1 Είδος και αρχιτεκτονική ΤΝΔ.....	84
4.3.2 Εκπαίδευση ΤΝΔ.....	86
4.3.3 Συνάρτηση ενεργοποίησης.....	87
4.3.4 Αξιολόγηση ΤΝΔ.....	88
4.4 Σχεδιασμός ΤΝΔ σε κώδικα MATLAB.....	89
4.4.1 Πρώτος κώδικας.....	89
4.4.2 Δεύτερος κώδικας.....	91
4.5 Σειρές αναλύσεων.....	92
4.5.1 Πρώτη σειρά αναλύσεων.....	94
4.5.2 Δεύτερη σειρά αναλύσεων.....	97
4.5.3 Τρίτη σειρά αναλύσεων.....	101
4.5.4 Τέταρτη σειρά αναλύσεων.....	106
4.5.5 Πέμπτη σειρά αναλύσεων.....	110
4.6 Τελική επιλογή ΤΝΔ.....	113

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΕΜΠΕΙΡΙΚΩΝ ΣΧΕΣΕΩΝ – ΤΝΔ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....116

5.1 Εισαγωγή.....	117
5.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων εμπειρικών σχέσεων & ΤΝΔ.....	118
5.3 Συμπεράσματα.....	122

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....123

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1.....128

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΑΝΑΤΙΝΑΞΕΙΣ ΚΑΙ ΔΟΝΗΣΕΙΣ ΣΤΑ ΥΠΟΓΕΙΑ

ΕΡΓΑ

1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ως υπόγεια έργα μπορούν να οριστούν όλες οι τεχνικές κατασκευές που πραγματοποιούνται κάτω από την επιφάνεια του εδάφους. Τα βάθη στα οποία διανοίγονται ποικίλουν, από πολύ μικρά έως πολύ μεγάλα, πάνω ή κάτω από τον υδροφόρο ορίζοντα, με διαστάσεις και έκταση που εξαρτάται από τη χρήση τους. Διακρίνονται σε μεταλλευτικά και μη μεταλλευτικά υπόγεια έργα, όπου στα μεν πρώτα δημιουργούνται κατασκευές οι οποίες αποτελούν το μέσο προσπέλασης και απόληψης ενός κοιτάσματος, ενώ στα δεύτερα, η διάνοιξή τους αποτελεί αυτοσκοπό της κατασκευής (Καλιαμπάκος, 2003).

1.2 ΕΞΟΡΥΞΗ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΚΡΗΚΤΙΚΩΝ

Προκειμένου να δημιουργηθεί κενός χώρος στη μάζα του πετρώματος ώστε να χρησιμοποιηθεί αυτός στη συνέχεια π.χ. για τη θεμελίωση ενός έργου, τη διέλευση ενός δρόμου, την κατασκευή ενός υπόγειου έργου κ.α. πραγματοποιείται η εξόρυξη των πετρωμάτων. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το πέτρωμα που εξορύσσεται δεν έχει συνήθως καμία οικονομική αξία και απορρίπτεται.

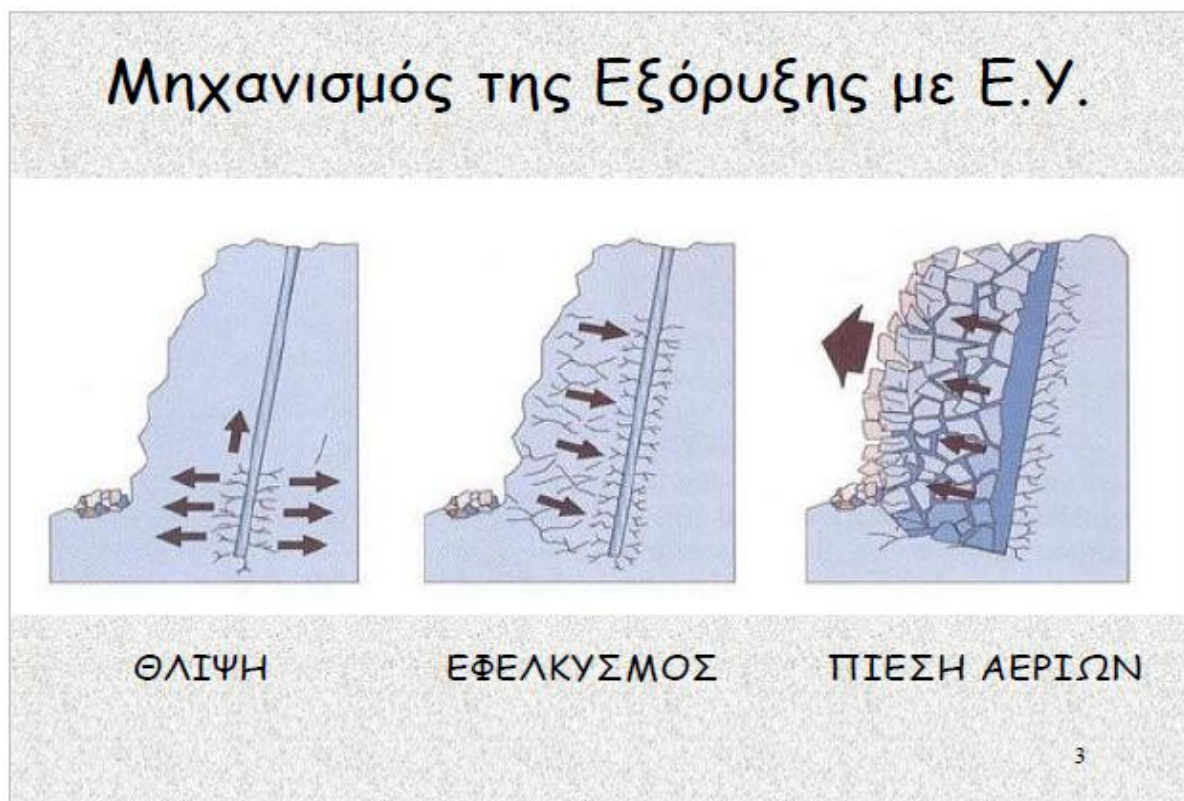
Όταν η εξόρυξη πραγματοποιείται με τη χρήση εκρηκτικών υλών, η απαιτούμενη ενέργεια για τον τεμαχισμό και την απόσπαση του πετρώματος από τη φυσική του θέση, προέρχεται από τη χημική ενέργεια της εκρηκτικής ύλης, η οποία απελευθερώνεται κατά την έκρηξή της, μετατρέπεται σε μηχανική και υπό την μορφή κρουστικού κύματος και αερίων υπό υψηλή πίεση, ασκεί τάσεις στη μάζα του προς εξόρυξη πετρώματος. Αυτή η χημική ενέργεια της εκρηκτικής ύλης μετατρέπεται κατά την έκρηξή της σε μηχανική και μεγάλα ποσά ενέργειας απελευθερώνονται μέσα σε εξαιρετικά σύντομο χρονικό διάστημα στη μάζα του πετρώματος.

Η εξόρυξη με εκρηκτικές ύλες είναι μια ασυνεχής κυκλική διαδικασία που περιλαμβάνει: την διάτρηση των διατρημάτων, την γόμωσή τους με μέσα έναυσης, την τοποθέτηση της επιγόμεωσης, την συνδεσμολογία των μέσων έναυσης και την πυροδότηση (Παναγιώτου, 2006).

Η μηχανική ενέργεια που προέρχεται από την έκρηξη της εκρηκτικής ύλης εντός των διατρημάτων προκαλεί καταρχήν τον κατακερματισμό του πετρώματος που βρίσκεται

μεταξύ της σειράς των διατρημάτων και της ελεύθερης επιφάνειας του μετώπου και στην συνέχεια την απόσπαση – μετακίνησή του από το μέτωπο ως εξής (Εικόνα 1.1):

- Θλιπτικά κύματα, που δημιουργούνται κατά την έκρηξη, διαδίδονται μέσω του πετρώματος με ταχύτητα 2500 – 6000 m/s, ανάλογα με τον τύπο του πετρώματος και της εκρηκτικής ύλης και δημιουργούν μικρορωγμές περίξ του διατρήματος.
- Τα θλιπτικά κύματα ανακλώνται στις ελεύθερες επιφάνειες που είναι κατεξοχήν το πρανές του μετώπου αλλά και οι προϋπάρχουσες στη μάζα του πετρώματος ασυνέχειες και επιστρέφουν ως εφελκυστικά προς το διάτρημα, προκαλώντας την αστοχία του πετρώματος σε εφελκυσμό.
- Κατά την έκρηξη παράγονται αέρια τα οποία έχουν μεγάλο όγκο και βρίσκονται υπό υψηλή πίεση. Τα αέρια εκτονώνονται μέσω των ρωγμών που έχουν δημιουργηθεί στα προηγούμενα δύο στάδια, αλλά και των φυσικών ρωγμών του πετρώματος, διευρύνοντας αυτές και στην συνέχεια αποσπών το πέτρωμα από το μέτωπο και το μετακινούν, αποθέτοντάς το σωρό μπροστά από το μέτωπο.



Εικόνα 1.1: Μηχανισμός της εξόρυξης με Ε.Υ (Παναγιώτου, 2006).

Κατά την έκρηξη της γόμωσης εντός του διατρήματος παράγεται ενέργεια που οφείλεται στη μετατροπή της χημικής ενέργειας της εκρηκτικής ύλης σε μηχανική και θερμότητα. Η ενέργεια της εκρηκτικής ύλης καταναλώνεται για την παραγωγή έργου, που είναι η

θραύση του πετρώματος στη θέση του μετώπου και η μετακίνησή του στο σωρό εξορυγμένου πετρώματος. Ταυτόχρονα, σημαντικό ποσοστό της εκλυόμενης ενέργειας διαχέεται στον περιβάλλοντα της ανατίναξης χώρο, κυρίως υπό τη μορφή δονήσεων του εδάφους και αέριου ωστικού κύματος, αλλά και εκτοξευόμενων λίθων, χωρίς να παράγεται ωφέλιμο έργο. Αντιθέτως δημιουργούνται προβλήματα σε περιοχές γειτονικά του χώρου εξόρυξης (Παναγιώτου, 2006).

1.3 ΔΟΝΗΣΕΙΣ ΑΠΟ ΤΙΣ ΑΝΑΤΙΝΑΞΕΙΣ

Κατά την ανατίναξη του μετώπου ένα μέρος της ενέργειας της εκρηκτικής ύλης διαχέεται στον περιβάλλοντα χώρο και εκδηλώνεται υπό την μορφή μη επιθυμητών γεγονότων, όπως είναι οι δονήσεις του εδάφους, το αέριο ωστικό κύμα και οι εκτοξευόμενοι λίθοι. Με τις επιπτώσεις του αέριου ωστικού κύματος και των εκτοξευόμενων λίθων να περιορίζονται, κατά τεκμήριο εντός του λατομικού χώρου, οι δονήσεις του εδάφους είναι συνήθως ενοχλητικές σε μια ευρύτερη περιοχή, προκαλούν ανησυχία σε όσους κατοικούν κοντά στο λατομείο και σε ορισμένες περιπτώσεις είναι δυνατόν να προκαλέσουν ζημιές στις κατασκευές. Σημειώνεται, ότι ο ανθρώπινος οργανισμός αντιλαμβάνεται, ιδιαίτερα όταν βρίσκεται σε ηρεμία, δονήσεις πολύ μικρής έντασης. Ο κατάλληλος σχεδιασμός και εκτέλεση των εργασιών διάτρησης, γόμωσης και πυροδότησης μπορεί να περιορίσει το μέγεθος των δονήσεων, αλλά θα πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι υπάρχουν και παράγοντες, όπως οι τοπικές γεωλογικές συνθήκες, το τοπογραφικό ανάγλυφο και βέβαια η ποιότητα των κατασκευών που παίζουν σημαντικό ρόλο στην διαμόρφωση του αποτελέσματος.

Κατά την ανατίναξη παράγονται σεισμικά κύματα τα οποία διακρίνονται σε κύματα χώρου, που διαδίδονται μέσα στην μάζα του πετρώματος και σε επιφανειακά κύματα, τα οποία οδεύουν στην επιφάνεια του εδάφους. Τα τελευταία έχουν ιδιαίτερη σημασία όχι μόνο επειδή προκαλούν δονήσεις μεγαλύτερου μεγέθους, αλλά και γιατί οι περισσότερες κατασκευές θεμελιώνονται στην επιφάνεια του εδάφους. Κατά την ανατίναξη πάντα παράγονται σεισμικά κύματα και ο λόγος είναι ο εξής. Όταν γίνει η έκρηξη της γόμωσης των διατρημάτων παράγεται και διαδίδεται στο πέτρωμα ένα κρουστικό κύμα, του οποίου η ενέργεια είναι ικανή για να το ρωγματώσει. Όσο απομακρύνεται από την περιοχή του μετώπου εξόρυξης, το κρουστικό κύμα εξασθενεί και δεν έχει πλέον την ενέργεια που απαιτείται για να δημιουργήσει ρωγμές στο πέτρωμα, έχει όμως αρκετή ενέργεια για να το παραμορφώσει ελαστικά και να προκαλέσει την δόνηση των σωματιδίων του. Είναι

προφανές ότι το μέγεθος της δόνησης εξαρτάται από την ποσότητα της εκρηκτικής ύλης που εκρήγνυται και από την απόσταση μεταξύ του σημείου που γίνεται αισθητή η δόνηση και του μετώπου εξόρυξης. Η μέγιστη ταχύτητα δόνησης σωματιδίων αποτελεί την πλέον χαρακτηριστική παράμετρο για την εκτίμηση της σφοδρότητας μιας δόνησης που προέρχεται από ανατινάξεις. Χρησιμοποιείται για την εκτίμηση των επιπτώσεων των δονήσεων επί των κατασκευών σε σχετικούς κανονισμούς σε συνδυασμό με τη συχνότητα της δόνησης, όπως στο Γερμανικό Κανονισμό DIN 4150 - 3 (Παναγιώτου, 2006).

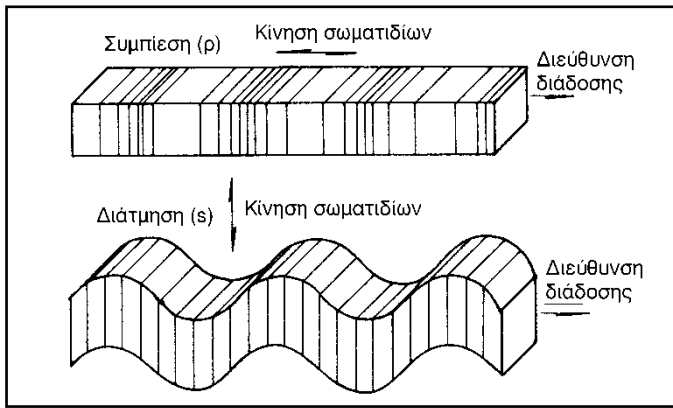
1.4 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΩΝ ΕΛΑΦΙΚΩΝ ΔΟΝΗΣΕΩΝ

Για την καλύτερη κατανόηση του φαινομένου των δονήσεων, παρουσιάζονται ορισμένα θεωρητικά στοιχεία της δημιουργίας και διάδοσης των κυμάτων, μέσα από μια απλή προσέγγιση. Τα πραγματικά φαινόμενα είναι αρκετά πιο πολύπλοκα εξαιτίας της αλληλεπίδρασης των διαφόρων κυμάτων και της μεταβολής των παραμέτρων τους σε συνάρτηση με τη γεωλογία της περιοχής ή και άλλων παραγόντων (Καλιαμπάκος, 1998).

A. Μορφές παραγόμενων σεισμικών κυμάτων

Οι δονήσεις που δημιουργούνται από τις ανατινάξεις μεταφέρονται στο έδαφος υπό τη μορφή σεισμικών κυμάτων. Το μέτωπο του κύματος μεταδίδεται ακτινικά από το σημείο της ανατίναξης. Τα διαφορετικά σεισμικά κύματα που παράγονται ταξινομούνται σε δύο κύριες κατηγορίες: τα κύματα σώματος (body waves) και τα κύματα επιφάνειας (surface waves).

Ο πρώτος τύπος κυμάτων σώματος, γνωστά ως Κύρια ή Επιμήκη Κύματα ή Κύματα Συμπίεσης (P-κύματα), ταξιδεύει στη βραχομάζα προκαλώντας συμπιέσεις και εκτονώσεις, με αποτέλεσμα τη μετατόπιση των σωματιδίων κατά τη διεύθυνση μετάδοσης του κύματος. Αυτά τα κύματα έχουν τη μεγαλύτερη ταχύτητα και μεταβάλλουν τον όγκο αλλά όχι το σχήμα του μέσου μέσα από το οποίο διαδίδονται.

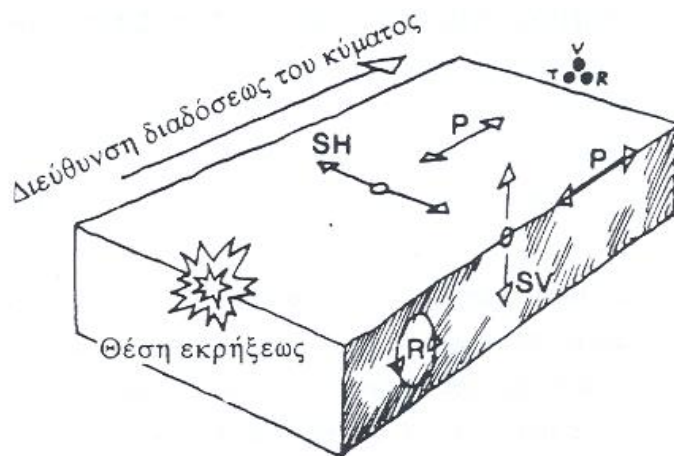


Εικόνα 1.2: Επιμήκη και Διατμητικά κύματα (Καλιαμπάκος, 1998).

Ο δεύτερος τύπος κυμάτων σώματος, γνωστά ως Διατμητικά ή Εγκάρσια Κύματα (S-κύματα), προκαλεί μετατόπιση των σωματιδίων σε κάθετη διεύθυνση σε σχέση με τη διεύθυνση διάδοσης. Μεταβάλλουν το σχήμα αλλά όχι τον όγκο των υλικών που διατρέχουν (Εικόνα 1.2) και η ταχύτητά τους βρίσκεται μεταξύ των επιμηκών κυμάτων και των κυμάτων επιφάνειας.

Η δεύτερη κατηγορία κυμάτων (κύματα επιφάνειας) περιλαμβάνει τους ακόλουθους τύπους κυμάτων: τα Rayleigh-R κύματα, τα Love-Q (από το γερμανικό quervellen) κύματα καθώς και τα Channel και Stonely κύματα, τα οποία όμως είναι μικρότερης σημασίας. Τα Rayleigh κύματα προκαλούν ελλειπτικής τροχιάς κίνηση στα σωματίδια, η φορά των οποίων είναι αντίστροφη από αυτή της μετατόπισης. Τα Love κύματα είναι ταχύτερα από τα Rayleigh κύματα, και προκαλούν κίνηση σωματιδίων κάθετα στη διεύθυνση της κίνησης.

Οι διάφοροι τύποι κυμάτων απεικονίζονται στο Σχήμα 1.1.



Σχήμα 1.1: Οι διάφοροι τύποι κυμάτων.

Η ταχύτητα των κυμάτων P και S, μπορεί να υπολογιστεί με τη βοήθεια των ακόλουθων τύπων:

$$VC_P = E \frac{(1-\nu)}{\rho_r} (1 - 2\nu)(1 + \nu)$$

$$VC_S = \frac{E}{2} \rho_r (1 + \nu)$$

όπου : ρ_r = πυκνότητα πετρώματος

ν = λόγος Poisson

E = μέτρο ελαστικότητας Young

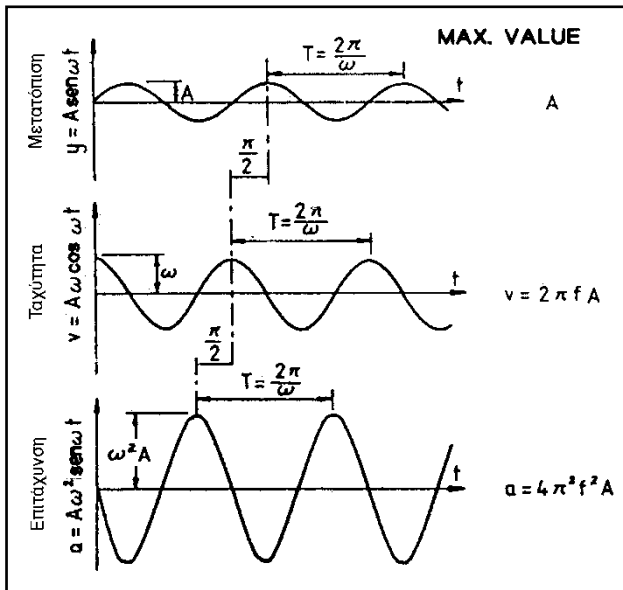
VC_P = ταχύτητα διάδοσης P κυμάτων

VC_S = ταχύτητα διάδοσης S κυμάτων

B. Παράμετροι των κυμάτων

Για την απλοποίηση της μελέτης των δονήσεων, που προκαλούνται από ανατινάξεις, θεωρείται ότι τα κύματα είναι αρμονικού τύπου (Εικόνα 1.3). Οι βασικές παράμετροι που ενδιαφέρουν είναι:

- Η μέγιστη μετατόπιση (A) ενός σωματιδίου από την αρχική του θέση
- Η ταχύτητα (ν) με την οποία μετακινείται το σωματίδιο
- Η επιτάχυνση (a) του σωματιδίου και
- Η συχνότητα (f) σε κύκλους ανά sec, η οποία είναι αντίστροφη της περιόδου T.



Εικόνα 1.3: Παράμετροι αρμονικών κυμάτων (Καλιαμπάκος, 1998).

Η μετατόπιση y ενός σωματιδίου σε κάθε χρονική στιγμή υπολογίζεται από τη σχέση:

$$y = A \sin(\omega t)$$

$$\text{όπου } \omega = 2\pi f = 2\pi \frac{1}{T}$$

Το μήκος κύματος λ για ταχύτητα μετατόπισης VC ισούται με:

$$\lambda = VCT = VC \frac{1}{f}$$

Οι σχέσεις μεταξύ της μετατόπισης, της ταχύτητας και της επιτάχυνσης ενός σωματιδίου δίνονται από τους ακόλουθους τύπους:

$$y = A \sin(\omega t)$$

$$v = \frac{dy}{dt} = A \omega \cos(\omega t)$$

$$a = \frac{dv}{dt} = -A \omega^2 \sin(\omega t)$$

Επειδή ενδιαφέρουν μόνο οι μέγιστες τιμές των ανωτέρω παραμέτρων, οι σχέσεις γίνονται ως ακολούθως:

$$v_{max} = A\omega = A 2\pi f$$

$$a_{max} = A\omega^2 = A 4\pi^2 f^2 = v_{max} 2\pi f$$

Γ. Γεωμετρική έκταση των κυμάτων

Σε ένα ομοιογενές, ελαστικό και ισότροπο μέσο, το εύρος της ταλάντωσης μειώνεται με γεωμετρική απόσβεση και η μείωσή του για τους διάφορους τύπους κυμάτων είναι ανάλογη προς (Καλιαμπάκος, 1998):

- $1/DS$ για κύματα σώματος που διαδίδονται σε ένα άπειρο μέσο
- $1/DS^{0.5}$ για R-κύματα
- $1/DS^2$ για κύματα σώματος που διαδίδονται κατά μήκος μιας ελεύθερης επιφάνειας, όπου DS είναι η απόσταση από τη σεισμική πηγή.

Στη φύση όμως, το πέτρωμα δεν είναι ούτε πλήρως ελαστικό ούτε ομοιογενές και ισότροπο. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την απώλεια ενός μέρους της ενέργειας. Υπάρχουν διάφορες αιτίες που η κάθε μια έχει διαφορετικό βαθμό επίδρασης π.χ.:

- Διασκορπισμός των κυμάτων εξαιτίας ατελειών στη μικροκρυσταλλική δομή και σε μακροσκοπικές ασυνέχειες
- Ανάκλαση σε πορώδη πετρώματα ή σπηλαιώσεις, κ.λπ.

Τα στοιχεία και χαρακτηριστικά (μετρήσιμα) μεγέθη, που διακρίνονται σε μία εδαφική δόνηση και έτσι ποσοτικοποιείται, είναι τα εξής:

1. Η ταχύτητα: είναι η ταχύτητα με την οποία τα σωματίδια στην θέση καταγραφής κινούνται μπρος-πίσω ή πάνω-κάτω (ταλάντωση). Ταχύτητα ταλάντωσης και ταχύτητα δόνησης είναι ταυτόσημοι όροι. Ο μέγιστος ρυθμός μετακίνησης των σωματιδίων, αποτελεί την μέγιστη ταχύτητα, γνωστή και ως **PPV (Peak Particle Velocity)** που χρησιμοποιείται ως χαρακτηριστικό μέγεθος για την διερεύνηση των πιθανοτήτων πρόκλησης ζημιών και επιπτώσεων. Η ταχύτητα δόνησης, συνήθως, καταγράφεται και αναφέρεται σε mm/sec (χιλιοστά ανά δευτερόλεπτο).
2. Η συχνότητα: δηλώνει πόσες φορές το σωματίδιο εκτελεί την κίνηση της ταλάντωσης (μπρος-πίσω ή πάνω-κάτω) στην μονάδα του χρόνου. Ο αριθμός των ταλαντώσεων του σωματιδίου που υπόκειται σε εδαφική δόνηση, μετράται και αναφέρεται σε πλήρεις κύκλους ανά δευτερόλεπτο ή Hertz (Hz). Για παράδειγμα, συχνότητα 20 Hz σημαίνει ότι, εάν η δόνηση είχε διάρκεια ενός δευτερολέπτου, το σωματίδιο στην θέση καταγραφής συμπλήρωσε έναν κύκλο πλήρους ταλάντωσης 20 φορές.

Η σημασία της συχνότητας στην ανάλυση και αξιολόγηση δονήσεων από ανατινάξεις είναι μεγάλη. Ο λόγος είναι ότι οι κατασκευές ανταποκρίνονται με διαφορετικό τρόπο σε δονήσεις διαφορετικών περιοχών συχνότητων. Πλέον, σχεδόν όλες οι προδιαγραφές ελέγχου των επιπτώσεων από δονήσεις ανατινάξεων, βασίζονται στο συσχετισμό συχνότητας και μέγιστης ταχύτητας (PPV). Η μέγιστη τιμή της ταχύτητας δόνησης έπαψε να είναι το μόνο και το απόλυτο κριτήριο ελέγχου δονήσεων για πιθανές επιπτώσεις και ζημιές. Πλέον, λαμβάνονται υπόψη δύο ακόμη μεγέθη: αυτό της μετατόπισης, που μετριέται σε mm(χιλιοστά), αλλά και αυτό της επιτάχυνσης, το οποίο μετριέται σε g.

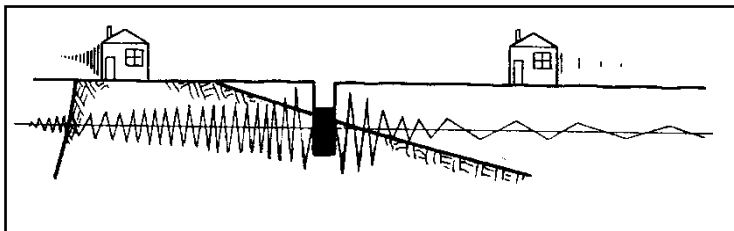
1.5 ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΙΣ ΕΛΔΑΦΙΚΕΣ ΔΟΝΗΣΕΙΣ

Οι παράμετροι που επηρεάζουν τα χαρακτηριστικά των δονήσεων μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο κατηγορίες:

- τις ελεγχόμενες από τον υπεύθυνο των ανατινάξεων
- τις μη-ελεγχόμενες από τον υπεύθυνο των ανατινάξεων

Α. Γεωλογία, τεκτονική και μηχανικά χαρακτηριστικά των πετρωμάτων

Η γεωλογία, η τεκτονική και τα γεωμηχανικά χαρακτηριστικά της βραχώμαζας παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο. Οι στρώσεις των πετρωμάτων, οι διακλάσεις, τα ρήγματα, κ.λπ., μπορεί να έχουν ως αποτέλεσμα μια διαφορετική συμπεριφορά του σεισμικού κύματος στις διάφορες κατευθύνσεις. Επίσης, η παρουσία εδαφικού υλικού ή άλλων χαλαρών σχηματισμών, μειώνει την ταχύτητα και τη συχνότητα των ταλαντώσεων και αυξάνει τη μετατόπιση. (Εικόνα. 1.4).



Εικόνα 1.4: Επίδραση της γεωλογίας (Καλιαμπάκος, 1998).

B. Φορτίο ανά χρόνο επιβράδυνσης

Τα κιλά της εκρηκτικής ύλης, που πυροδοτούνται ανά χρόνο επιβράδυνσης (ανά καψύλιο δηλαδή), είναι από τους πλέον σημαντικούς παράγοντες που μπορεί να επέμβει ο μηχανικός. Με βάση μια εμπειρική σχέση του U.S.B.M., η ταχύτητα v ενός σωματιδίου συνδέεται με την πυροδοτούμενη ποσότητα της εκρηκτικής ύλης, με τον ακόλουθο τύπο:

$$v \propto Q^a \quad \text{όπου } a \text{ περίπου ίσο προς } 0,8.$$

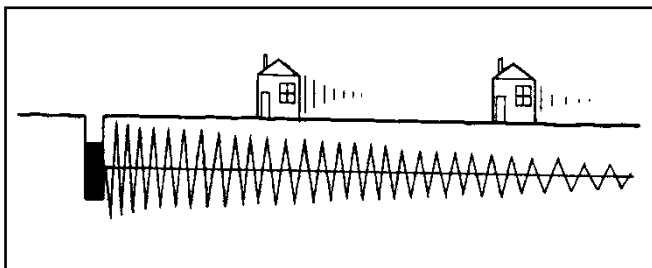
Γ. Απόσταση από το σημείο της ανατίναξης

Η απόσταση επηρεάζει σημαντικά το παρατηρούμενο αποτέλεσμα της δόνησης. Σύμφωνα με μια εμπειρική σχέση του U.S.B.M., η ταχύτητα ενός σωματιδίου v συνδέεται με την απόσταση από το σημείο ανατίναξης, με το ακόλουθο τύπο:

$$v \propto 1/D^b, \quad \text{όπου } b \text{ είναι περίπου ίσο με } 1,6.$$

Το έδαφος, επίσης, δρα ως ένα “φίλτρο” που επιτρέπει μόνο στις χαμηλότερες συχνότητες να το διαπεράσουν, με αποτέλεσμα στις μεγαλύτερες αποστάσεις να έχουν υψηλότερη ενέργεια οι χαμηλότερες συχνότητες παρά το γεγονός ότι η ταχύτητα γενικά μειώνεται (Εικόνα. 1.5).

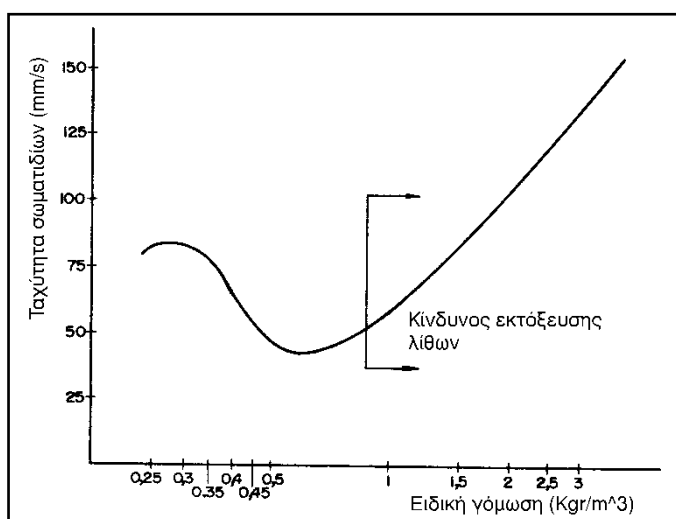
Αυτό φυσικά επιδεινώνει την κατάσταση ως προς το παρατηρούμενο αποτέλεσμα, αφού η ιδιοσυχνότητα των κτιρίων (σε συνάρτηση φυσικά με τα χαρακτηριστικά τους) κυμαίνεται σε χαμηλό εύρος συχνοτήτων 4 με 12 Hz.



Εικόνα 1.5: Επίδραση της απόστασης (Καλιαμπάκος, 1998).

Δ. Ειδική γόμωση

Ένας ενδιαφέρων παράγοντας, που δημιουργεί αρκετές φορές σύγχυση, είναι η Ειδική γόμωση (η ποσότητα της εκρηκτικής ύλης για τη θραύση 1m^3 πετρώματος). Πολλές φορές, όταν υπάρχουν προβλήματα με δονήσεις, οι μηχανικοί καταφεύγουν στη λύση της μείωσης της Ειδικής γόμωσης, αλλά αυτό μπορεί να επιφέρει αντίθετα αποτελέσματα κάτω από ένα συγκεκριμένο όριο. Έτσι, σε ανατινάξεις στις οποίες η Ειδική γόμωση μειώθηκε κατά 20% από το βέλτιστο, εντοπίστηκαν δονήσεις δύο με τρεις φορές υψηλότερες. Στο ακόλουθο διάγραμμα (Εικόνα 1.6) δίνεται η επίδραση του παράγοντα σε σχέση με τα βέλτιστα πλαίσια (Καλιαμπάκος, 1998).



Εικόνα 1.6: Επίδραση της ειδικής γόμωσης.

Ε. Τύπος της εκρηκτικής ύλης

Έχει παρατηρηθεί ότι οι εκρηκτικές ύλες, που έχουν μικρότερη πυκνότητα και χαμηλότερη ταχύτητα έκρηξης, όπως π.χ. το ANFO, παράγουν μικρότερη πίεση και μικρότερες δονήσεις. Αναφέρεται χαρακτηριστικά ότι μεταξύ της ίδιας ποσότητας ANFO και ενός απλού slurry (γαλακτώματος), το ANFO παράγει 2 φορές μικρότερης έντασης δόνηση (Hagan et al, 1978; Mathieu, 1984).

ΣΤ. Περίοδος επιβράδυνσης

Το χρονικό διάστημα της επιβράδυνσης (η διαφορά χρόνου μεταξύ των καυσυλίων) μπορεί να επηρεάσει την προκαλούμενη δόνηση. Θα πρέπει να αναφερθεί ότι αυτό που παίζει ρόλο στην πραγματικότητα είναι ο αποτελεσματικός χρόνος επιβράδυνσης (αυτός δηλαδή

που προκύπτει από την πραγματική διαφορά του χρόνου άφιξης των κυμάτων) και όχι ο ονομαστικός χρόνος των καψυλίων. Για την απλή περίπτωση κατά την οποία πυροδοτείται μια σειρά διατρημάτων, η σχέση που συνδέει τους δύο αυτούς χρόνους είναι η ακόλουθη:

$$t_e = t_n - \frac{S \cos \varphi}{VC}$$

όπου: t_e = ο πραγματικός (αποτελεσματικός) χρόνος επιβράδυνσης

t_n = ο ονομαστικός χρόνος επιβράδυνσης

S = η απόσταση μεταξύ των διατρημάτων

VC = η ταχύτητα διάδοσης των σεισμικών κυμάτων και

φ = η γωνία μεταξύ του πυροδοτούμενου διατρήματος και το δονησιογράφου

H. Γεωμετρικές παράμετροι της ανατίναξης

Ένας μεγάλος αριθμός των γεωμετρικών χαρακτηριστικών της ανατίναξης επηρεάζει σε σημαντικό βαθμό την προκαλούμενη δόνηση (Καλιαμπάκος, 1998). Πιο συγκεκριμένα:

- *Διάμετρος των διατρημάτων.* Όσο μεγαλύτερη είναι η διάμετρος, τόσο μεγαλύτερη είναι η ποσότητα της χρησιμοποιούμενης εκρηκτικής ύλης (για συνεχείς γομώσεις) και επομένως τα κιλά της εκρηκτικής ύλης ανά χρόνο επιβράδυνσης.
- *Ύψος βαθμίδας.* Η σχέση $H/B > 2$ (όπου H : ύψος βαθμίδας και B : φορτίο), θα πρέπει να διατηρείται καθώς, εκτός του ότι επιτυγχάνεται καλύτερος θρυμματισμός, έχει παρατηρηθεί ότι μειώνονται και οι δονήσεις. Αφορά τις ανατινάξεις που γίνονται σε υπαίθρια μέτωπα.
- *Φορτίο και απόσταση διατρημάτων.* Εάν το φορτίο είναι πολύ μεγάλο, τότε τα αέρια της ανατίναξης βρίσκουν μεγάλη αντίσταση στο θρυμματισμό και στη μετατόπιση του πετρώματος, με αποτέλεσμα ένα σημαντικό μέρος της ενέργειας να μετατρέπεται σε δόνηση. Αντίστοιχα δεδομένα ισχύουν και για την απόσταση των διατρημάτων.
- *Υποδιάτρηση.* Εάν η υποδιάτρηση είναι μεγάλη, στη βάση του διατρήματος είναι διαθέσιμο, για θρυμματισμό του πετρώματος, μικρότερο ποσό ενέργειας αναλογικά με τη μάζα του πετρώματος που πρέπει να θραύσει και έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση της προκαλούμενης δόνησης.

- *Επιγύμωση*. Αν η επιγύμωση είναι πολύ μεγάλη, υπάρχει πιθανότητα να παρουσιαστούν υψηλότερες δονήσεις λόγω φυλάκισης των αερίων.

- *Διακοπτόμενη γύμωση*. Διάφορες έρευνες έδειξαν ότι με διακοπτόμενη γύμωση της τάξης του 65-70% επιτυγχάνεται μείωση των δονήσεων ενώ ταυτόχρονα βελτιώνεται ο θρυμματισμός και γίνεται πιο ομοιόμορφη η κοκκομετρική κατανομή του σωρού.

1.6 ΕΚΤΙΜΗΤΕΣ ΤΩΝ ΠΡΟΚΑΛΟΥΜΕΝΩΝ ΔΟΝΗΣΕΩΝ ΕΛΔΑΦΟΥΣ

Για την πρόβλεψη των αναμενόμενων δονήσεων εδάφους από μία ανατίναξη, έχουν προταθεί αρκετά μοντέλα πρόβλεψης.

Οι περισσότερες από τις εξισώσεις πρόβλεψης έχουν, την ακόλουθη γενική φόρμουλα:

$V = K W^a B^b$, όπου K , a , b είναι σταθερές που εξαρτώνται από τις συνθήκες της περιοχής

W = φορτίο ανατίναξης, το οποίο πυροδοτείται σε ένα χρόνο

D = απόσταση από το σημείο ανατίναξης

V = μέγεθος της δόνησης, η οποία εκφράζεται σε μετατόπιση, ταχύτητα ή επιτάχυνση, ανάλογα με τις τιμές που δίνονται στις σταθερές (συνήθως ταχύτητα)

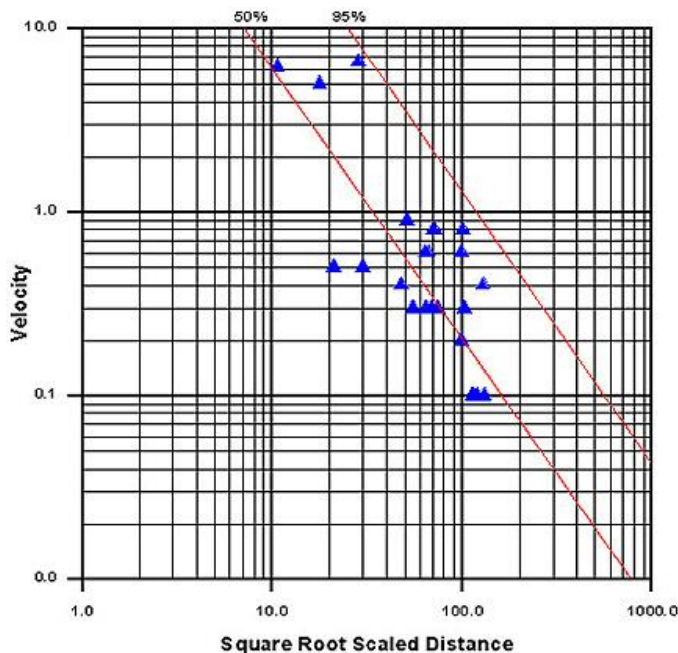
Στις περιπτώσεις που το μέγεθος V του παραπάνω τύπου αντιστοιχεί στην ταχύτητα, και για μεταβλητές τιμές της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης που εκρήγνυται ταυτόχρονα και της απόστασης από το σημείο που πραγματοποιείται η ανατίναξη, κρίνεται απαραίτητος ο προσδιορισμός ενός μεγέθους που ονομάζεται **ανηγμένη απόσταση (Scaled Distance-SD)**. Η Ανηγμένη Απόσταση, υπολογίζεται με την βοήθεια του τύπου D/W^a , ώστε στην συνέχεια να εφαρμοστεί ο τύπος (Nicholls et al,1971):

$$PPV \text{ (mm/s)} = K \left(D/W^a \right)^b$$

Στον παραπάνω τύπο, η σταθερά **a** παίρνει συνήθως τις τιμές:

- **1/2**: με την τιμή αυτή μας δίνει την τετραγωνική σχέση της ανηγμένης απόστασης και χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της μέγιστης ταχύτητας δόνησης των σωματιδίων του εδάφους/πετρώματος(peak particle velocity) **για υπαίθριες ανατινάξεις.**
- **1/3**: με την τιμή αυτή μας δίνει την κυβική σχέση της ανηγμένης απόστασης, και χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της μέγιστης ταχύτητας δόνησης των σωματιδίων του εδάφους/πετρώματος(peak particle velocity) **για υπόγειες ανατινάξεις.**

Από τις μετρήσεις αυτές κατασκευάστηκε ένα λογαριθμικό διάγραμμα (log-log), το οποίο συσχετίζει την μέγιστη ταχύτητα με την ανηγμένη απόσταση (scaled distance) ($D/W^{1/3}$). Το διάγραμμα αυτό, γνωστό και ως διάγραμμα Scaled Distance (Εικόνα 1.7), αποτελεί σήμερα τον πιο διαδεδομένο τρόπο για την εκτίμηση της μέγιστης ποσότητας της εκρηκτικής ύλης ανά χρόνο επιβράδυνσης, σε συνάρτηση με την απόσταση από τις κατασκευές και τη μέγιστη αποδεκτή ταχύτητα δόνησης.



Εικόνα 1.7: Διάγραμμα Scaled Distance (εδώ, τετραγωνική σχέση ανηγμένης απόστασης).

Για την κατασκευή του διαγράμματος απαιτείται η λήψη μιας σειράς μετρήσεων (πάνω από 30) από δοκιμαστικές ανατινάξεις. Στο διάγραμμα αυτό υπάρχουν δύο κεκλιμένες ευθείες, οι οποίες απεικονίζουν το επιτρεπόμενο της μέγιστης ποσότητας της εκρηκτικής ύλης ανά χρόνο επιβράδυνσης, για να μην γίνει υπέρβαση ενός προκαθορισμένου ορίου ταχύτητας σε συνάρτηση με την απόσταση.

1.6.1 ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΕΠΙΠΤΩΣΕΩΝ ΑΠΟ ΔΟΝΗΣΕΙΣ ΑΝΑΤΙΝΑΞΕΩΝ - ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΠΡΟΛΗΨΗΣ ΚΤΙΡΙΑΚΩΝ ΖΗΜΙΩΝ (ΟΙ ΕΦΑΡΜΟΖΟΜΕΝΟΙ ΚΑΝΟΝΙΣΜΟΙ)

Η εκτέλεση ανατινάξεων κοντά σε κτίσματα μπορεί να προκαλέσει ζημιές σε κατασκευές αλλά και πιθανή όχληση σε κατοίκους της όμορης περιοχής. Το γεγονός αυτό οδήγησε τις αρμόδιες αρχές σε όλο τον κόσμο να δημιουργήσουν κανονισμούς που στόχο έχουν να μειώσουν ή και να εξαλείψουν την έκταση τέτοιων φαινομένων χωρίς παράλληλα να σταματούν την παραγωγική δραστηριότητα που επιτελείται με την χρήση των εκρηκτικών υλών. Οι κανονισμοί αυτοί θέτουν κάποια όρια για κάποιες από τις παραμέτρους που έπονται, ως συνέπειες, των ανατινάξεων (Καλιαμπάκος, 1998).

A. Απόκριση κατασκευών

Οι διάφορες κατασκευές υπόκεινται σε πιθανές ζημιές εξαιτίας των δονήσεων, οι οποίες εξαρτώνται από τις ακόλουθες παραμέτρους:

- Χαρακτηριστικά δόνησης (διάρκεια, συχνότητα, ταχύτητα, κ.λπ.)
- Τύπος εδάφους θεμελίωσης
- Χαρακτηριστικά του κτιρίου (ποιότητα κατασκευής, ιδιοσυχνότητα, παλαιότητα, κ.λπ.).

Η ιδιοσυχνότητα των κτιρίων υπολογίζεται με διάφορους τύπους, όπως ο ακόλουθος:

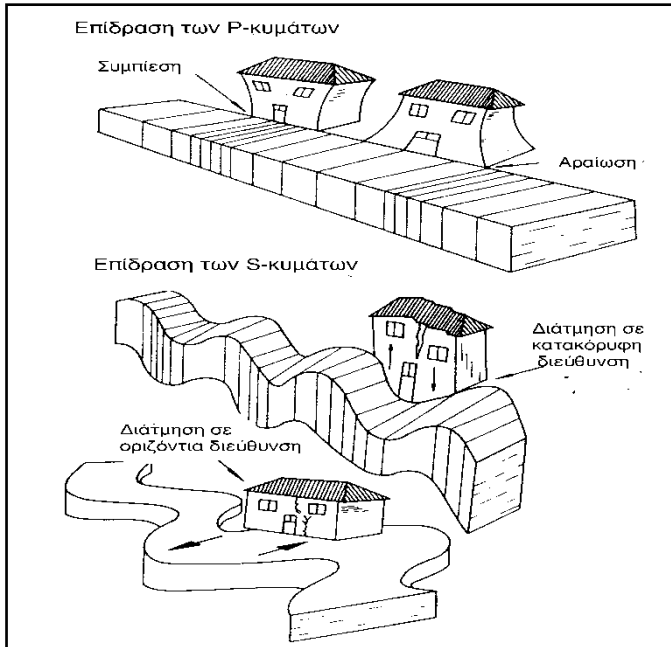
$$T_s = 0,009 \frac{H_v}{L_p}$$

όπου T_s = Περίοδος

H_v = ύψος κατασκευής

L_p = διάσταση πατώματος λαμβανόμενη στη διεύθυνση που ενδιαφέρει το αποτέλεσμα της δόνησης.

Στο Σχήμα 1.2 δίνονται ορισμένα παραδείγματα για τον τρόπο που επηρεάζονται οι κατασκευές από τις δονήσεις.



Σχήμα 1.2: Βλάβες κατασκευών από P και S κύματα (Καλιαμπάκος, 1998).

Ο πιο απλός τρόπος για να εκτιμηθεί η απόκριση μιας κατασκευής στις δονήσεις είναι ο Μετασχηματισμός Fourier, ώστε να εντοπιστεί το εύρος εκείνο των συχνοτήτων και των μηκών κύματος που πρέπει να αποφευχθεί.

Β. Κριτήρια πρόληψης κτιριακών βλαβών

Για την πρόληψη βλαβών σε κατασκευές οι νομοθεσίες διαφόρων κρατών προβλέπουν όρια για κάποιες παραμέτρους της ανατίναξης. Γενικά, τα κριτήρια ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες (συναρτήσκει των χρησιμοποιούμενων παραμέτρων):

1. Με βάση τη μέγιστη ταχύτητα σωματιδίου-PPV (mm/s)
2. Με βάση τη μέγιστη ταχύτητα σωματιδίου (mm/s) και τη συχνότητα (Hz)
3. Με βάση τη μέγιστη ταχύτητα σωματιδίου (mm/s) και την απόσταση (m)

Γ. Ελληνικές προδιαγραφές

Ο Κανονισμός Μεταλλευτικών και Λατομικών Εργασιών (Κ.Μ.Λ.Ε), είναι ο μοναδικός επίσημος ελληνικός κανονισμός που είναι σε ισχύ και διαπραγματεύεται θέματα ανατινάξεων και δονήσεων, αλλά και γενικότερων μέτρων ασφαλείας σε μεταλλεία και λατομεία. Σύμφωνα με αυτόν:

Προστασία από δονήσεις και θορύβους.

1. Σε κάθε έργο που γίνεται χρήση εκρηκτικών υλών, πρέπει να ρυθμίζονται με τέτοιο τρόπο οι παράμετροι των ανατινάξεων (χρόνοι πυροδότησης, ποσότητα εκρηκτικών ανά χρόνο πυροδότησης, αριθμός - διάταξη - μήκος - διάμετρος - γόμωση - μέσα έναυσης διατρημάτων, διεύθυνση έναυσης, κ.λ.π.), ώστε να ελαχιστοποιούνται, στο μέτρο του δυνατού, οι επιπτώσεις στον περιβάλλοντα χώρο. Ειδικότερα, κατά την έκρηξη των υπονόμων, απαγορεύεται:

α) Η εκτίναξη κομματιών πετρώματος έξω από τα όρια του εργοταξίου με μεταλλευτική δραστηριότητα ή έξω από το λατομικό χώρο, αντίστοιχα. Κατ' εξαίρεση η προηγούμενη διάταξη δεν έχει εφαρμογή για συνεχόμενους λατομικούς χώρους ή μεταλλευτικά εργοτάξια άλλου εκμεταλλευτή, με την προϋπόθεση τήρησης των σχετικών διατάξεων της περίπτωσης ζ του άρθρου 4 παρ. 1.

β) Η πρόκληση υψηλού επιπέδου δονήσεων από ανατινάξεις που μπορούν να προξενήσουν οχλήσεις ή ζημιές σε παρακείμενα κτίσματα. Η μέγιστη ταχύτητα δονήσεως των σωματιδίων του εδάφους στη θέση του κτίσματος (σε mm/sec) σε συνάρτηση με τη συχνότητα και ανάλογα με το είδος της κατασκευής δεν πρέπει να υπερβαίνει τα όρια που καθορίζονται σύμφωνα με το γερμανικό πρότυπο DIN 4150-3/1999 που αναφέρεται στη συνέχεια.

γ) Η πρόκληση σοβαρών οχλήσεων ή ζημιών στις γειτονικές κατοικημένες περιοχές από το αέριο ωστικό κύμα που προέρχεται από τις ανατινάξεις. Για το λόγο αυτό:

i. Οι εκρήξεις δεν πρέπει να πραγματοποιούνται στις ώρες κοινής ησυχίας.

ii. Η πίεση του αέριου ωστικού κύματος (υπερπίεση του ατμοσφαιρικού αέρα) στις κατοικημένες περιοχές απαγορεύεται να υπερβαίνει τα 134 DbL.

2. Σε κάθε έργο, πρέπει να ρυθμίζεται με τέτοιο τρόπο η λειτουργία του χωματοργικού/μηχανολογικού εξοπλισμού (εκσκαφείς, φορτωτές, προωθητές, λοιπά μηχανήματα) και να λαμβάνονται όλα τα κατάλληλα μέτρα, ώστε να περιορίζονται οι στάθμες του περιβαλλοντικού θορύβου στα όρια κατοικημένων περιοχών, σύμφωνα με τα προβλεπόμενα στο ΠΔ 1180/81, όπως ισχύει, ή άλλη σχετική διάταξη.

Ε. Διεθνείς προδιαγραφές

Οι προδιαγραφές που έχουν θεσπιστεί ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες, ανάλογα με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούν στις διατάξεις τους.

1. Με βάση τη μέγιστη ταχύτητα σωματιδίου-PPV (mm/s):

- Langefors et al, 1958

Καθόλου ζημιά <50

Μικρά σπασίματα 100

Σπασίματα 150

Σοβαρές ζημιές 225

- Nicholls et al, 1971

Ασφαλής ζώνη <50

Επικίνδυνη ζώνη 100

- Ινδικό Ινστιτούτο Προτυποποίησης (Indian Standard Institute, 1973)

Έδαφος, χαλαρό πέτρωμα 70

Σκληρό πέτρωμα 100

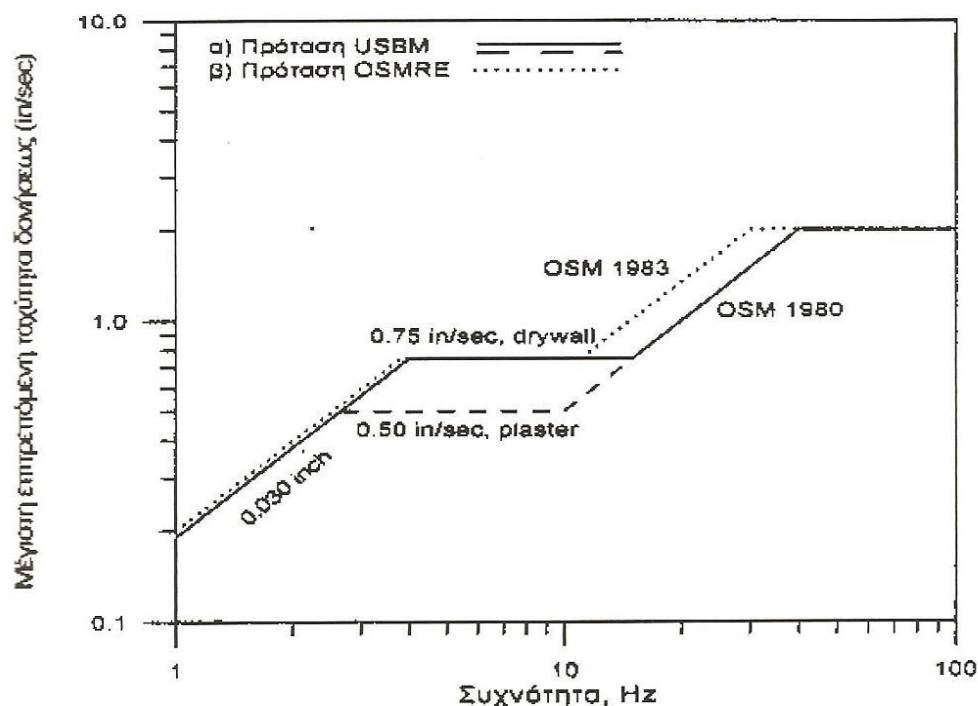
2. Με βάση τη μέγιστη ταχύτητα σωματιδίου (mm/s) και τη συχνότητα (Hz):

Το U.S Bureau of Mines, σύμφωνα με τον κανονισμό που εξέδωσε το 1982 προέβλεπε τις μέγιστες τιμές ταχύτητας δόνησης των σωματιδίων του πετρώματος για συγκεκριμένες τιμές συχνοτήτων δόνησης, όπως φαίνονται στον παρακάτω Πίνακα 1.1.

Πίνακας 1.1: Κανονισμός USBM, 1982.

Τύπος κατασκευής	PPV (mm/sec)	Συχνότητα (Hz)
Ασφαλή κτίρια	50	20-400
Σύγχρονες κατοικίες	18,75	<40
Παλιές κατοικίες	12,50	>40

Τον κανονισμό του USBM του 1982, διαδέχτηκε αυτός του Office of Surface Mining, Reclamation and Enforcement (OSMRE) του 1983, ο οποίος δίνει τα ασφαλή επίπεδα δονήσεων από ανατινάξεις, για κατοικίες συνήθους κατασκευής, συσχετιζόμενα με την μέγιστη ταχύτητα και την συχνότητα της δόνησης, όπως φαίνονται και στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 1.3).



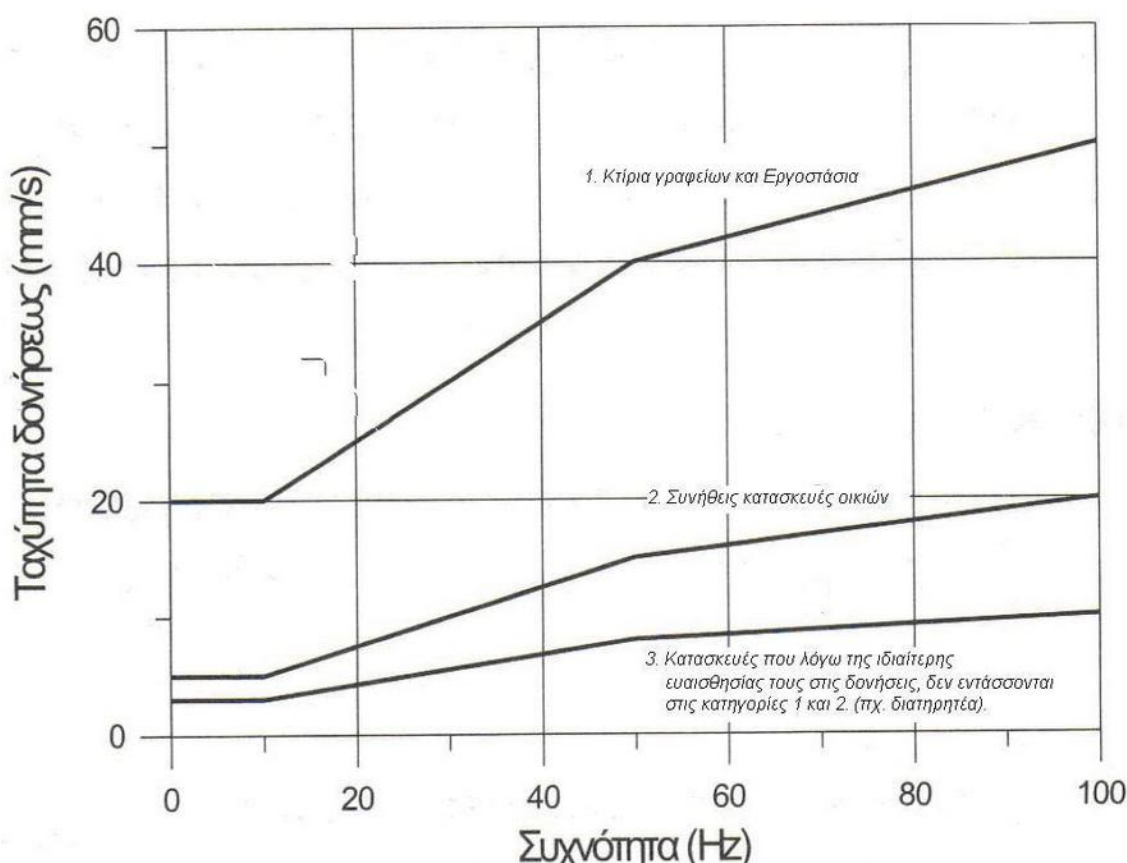
Σχήμα 1.3: Κανονισμός O.S.M.R.E για ασφαλή επίπεδα δονήσεων που αφορούν συνηθισμένους τύπους κατασκευών (O.S.M.R.E., 1983).

Επίσης σ' αυτήν την κατηγορία ανήκει και ο Γερμανικός κανονισμός DIN 4150 - 3 του 1999, που θεωρείται αυστηρότερος από τους προαναφερθέντες. Αυτός, καθορίζει ότι για τα διάφορα εύρη συχνοτήτων δόνησης, καμία από τις τρεις συνιστώσες της ταχύτητας δόνησης (VL, VT, VV) δεν θα πρέπει να ξεπερνά τις τιμές που αναφέρονται στον ακόλουθο Πίνακα 1.2, σε σημείο του εδάφους που βρίσκεται παραπλεύρως της κατασκευής που μας ενδιαφέρει.

Πίνακας 1.2: Κανονισμός DIN 4150-3,1999 *οι τιμές αναφέρονται στην ταχύτητα των δονήσεων εδάφους με μονάδα μέτρησης τα mm/sec (DIN 4150-3,1999).

Είδος κατασκευής	<10 Hz	10-50 Hz	50-100 Hz	>100 Hz
Κτίρια γραφείων-εργοστάσια	20	20-40	40-50	50
Συνήθειες κατασκευές-οικιστικής χρήσης	5	5-15	15-20	20
Κατασκευές που λόγω της ευαισθησίας τους δεν εντάσσονται στις παραπάνω κατηγορίες (π.χ. διατηρητέα)	3	3-8	8-10	10

Στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 1.4) διακρίνονται τα ασφαλή όρια δόνησης των εδαφικών σωματιδίων όπως αυτά καθορίζονται από τον κανονισμό DIN 4150-3.



Σχήμα 1.4: Γραφική παρουσίαση του κανονισμού DIN 4150 (DIN 4150-3,1999).

3. Με βάση τη μέγιστη ταχύτητα σωματιδίου (mm/s) και την απόσταση (m):

- Rosenthal & Morlock, 1987

Δεν καθορίζει για κάθε τύπο κατασκευής ένα όριο ταχύτητας, αλλά γενικά όρια που δεν πρέπει να ξεπεραστούν για δεδομένες αποστάσεις.

Πίνακας 1.3: Κανονισμός Rosenthal & Morlock (Rosenthal et al, 1987).

<i>Απόσταση από την ανατίναξη (m)</i>	<i>PPV (mm/s)</i>
0-91.4	37.75
91.4-1524	25.40
>1524	19.05

Πέραν των διάφορων εθνικών προδιαγραφών που υπάρχουν, αλλά και όσων προαναφέρθηκαν, οι προδιαγραφές των U.S.B.M/O.S.M.R.E (ΗΠΑ) και DIN 4150 (Γερμανία) θεωρούνται διεθνώς αναγνωρισμένες και χρησιμοποιούνται ευρέως.

1.7. ΜΕΤΡΑ ΠΡΟΛΗΨΗΣ ΚΑΙ ΑΠΟΦΥΓΗΣ ΔΟΝΗΣΕΩΝ

Κάθε περίπτωση πρέπει να αντιμετωπίζεται ως ιδιαίτερη, αφού το πλήθος και το είδος των παραμέτρων που υπεισέρχονται στη διερεύνηση του προβλήματος, καθιστά δύσκολο αν όχι αδύνατο τον προσδιορισμό μιας συγκεκριμένης δέσμης μέτρων γενικής εφαρμογής. Μπορούν όμως να αναφερθούν ορισμένες γενικές κατευθύνσεις, ως αρχικά μέτρα άμβλυνσης των προβλημάτων, όσον αφορά τις δονήσεις του εδάφους (Καλιαμπάκος, 1998). Αυτά τα μέτρα είναι τα εξής:

- Περιορισμός της εκρηκτικής ύλης ανά χρόνο επιβράδυνσης.
- Μείωση της διατομής και του μήκους των διατηρημάτων.
- Προσεκτική επιλογή της ειδικής γόμωσης.
- Αξιοποίηση όλων των δυνατών χρόνων επιβράδυνσης που προσφέρονται από τις εταιρείες καυυλίων.
- Τοποθέτηση του καυυλίου $t=0$ προς την πλευρά των κατασκευών, ώστε να κινηθεί η βάνανυση των υπολοίπων διατηρημάτων προς την αντίθετη κατεύθυνση.
- Δημιουργία τεχνητών ασυνεχειών προς την πλευρά των κτιρίων.
- Αξιοποίηση μεγάλου ελεύθερου μετώπου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

**ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ – ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ
ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ**

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα – ΤΝΔ (Artificial Neural Networks – ANN) χρησιμοποιούνται σε μεγάλο βαθμό, ειδικά τα τελευταία χρόνια, για την ανάλυση προβλημάτων σε διάφορες εφαρμογές και σε διάφορους επιστημονικούς κλάδους. Αυτό οφείλεται στην ικανότητα που παρουσιάζουν για την επίλυση ζητημάτων, όπου οι εμπλεκόμενες παράμετροι που επιδρούν είτε είναι μεγάλες σε αριθμό, είτε δεν είναι πλήρως κατανοητός ο τρόπος επίδρασής τους είτε, τέλος, δεν υπάρχουν συγκεκριμένοι γενικευμένοι κανόνες που να μοντελοποιούν με ακρίβεια την συμπεριφορά τους στο τελικό αποτέλεσμα (Sietsma et al, 1991). Μερικά από τα πεδία εφαρμογής των ΤΝΔ είναι τα χρηματοοικονομικά, οι τηλεπικοινωνίες, η ιατρική, οι γεωεπιστήμες, η φυσική, η βιολογία και άλλα.

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει σαν αντικείμενο την εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην γεωεπιστήμη. Πιο συγκεκριμένα πραγματεύεται την εφαρμογή τους για την πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV) σε υπόγειες ανατινάξεις ασβεστολιθικού πετρώματος., όπως θα αναλυθεί σε επόμενο κεφάλαιο.

Για να αποφευχθούν τα προβλήματα που δημιουργούν οι δονήσεις, διάφορες παράμετροι, όπως οι μηχανικές ιδιότητες της βραχομάζας, οι προδιαγραφές των εκρηκτικών υλών καθώς και οι γεωμετρικές και χρονικές παράμετροι του σχεδίου ανατίναξης, πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την κατασκευή ενός σχεδίου ανατίναξης. Στο παρελθόν, παραδοσιακές μέθοδοι χρησιμοποιούνταν περισσότερο στον σχεδιασμό και στην κατασκευή του προτύπου ανατίναξης. Το γεγονός ότι ο αριθμός των παραμέτρων, που έχουν την μεγαλύτερη βαρύτητα, είναι πολύ μεγάλος και οι αλληλεπιδράσεις τους είναι πολύ πολύπλοκες κάνει τις εμπειρικές μεθόδους κατασκευής ενός σχεδίου ανατίναξης ακατάλληλες για το σκοπό αυτό (Dehghani et al, 2011). Επομένως άλλες μέθοδοι, όπως τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, εφαρμόζονται συχνότερα για το σκοπό αυτό (Monjezi et al, 2008).

2.2 ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ

Η ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ξεκίνησε ως μια προσπάθεια κατανόησης του ανθρώπινου εγκεφάλου και μίμησης των δυνατοτήτων του, δηλαδή της ικανότητάς του να λαμβάνει αποφάσεις κάτω από συνθήκες έλλειψης ή ανεπάρκειας δεδομένων,

απρόβλεπτων παραγόντων και αβεβαιότητας και να αντιμετωπίζει με επιτυχία ακόμα και καταστάσεις, οι οποίες είναι τελείως άγνωστες σε αυτόν.

Ουσιαστικά η μέθοδος των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι ένα σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών που προσομοιώνει τις δομές και τις λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου (Dehghani et al, 2011). Είναι απλουστευμένα μαθηματικά μοντέλα που αποτελούνται από πολλές απλές μονάδες επεξεργασίας, τους νευρώνες (neurons), οι οποίοι είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους με μια, προσδιορισμένη κάθε φορά, μορφή τοπολογίας. Βασικό χαρακτηριστικό τους είναι η δυνατότητα μαζικής παράλληλης επεξεργασίας των ερεθισμάτων (δεδομένων) που λαμβάνουν, σε αντίθεση με τα συνήθη μοντέλα τα οποία στηρίζονται στη σειριακή εκτέλεση μαθηματικών και λογικών πράξεων (Fausett, 1994).

Τα νευρωνικά δίκτυα επιδεικνύουν μια σειρά από πλεονεκτήματα σε σχέση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης (αριθμητικές και μη), γεγονός που τα καθιστά σημαντικά εργαλεία για την αντιμετώπιση πληθώρας προβλημάτων. Το βασικό πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι μπορούν να αποθηκεύσουν γνώση και εμπειρία από το περιβάλλον, την οποία μπορούν στη συνέχεια να ανακαλέσουν. Επιπλέον, έχουν τη δυνατότητα να γενικεύουν, δηλαδή να εξάγουν τα βασικά χαρακτηριστικά ενός συστήματος. Ακόμα, στον κλασικό προγραμματισμό, το πρόβλημα και ο τρόπος επίλυσής του πρέπει να περιγράφονται ρητά μέσω αναλυτικών μαθηματικών σχέσεων. Στα νευρωνικά δίκτυα, το μόνο που χρειάζεται να γίνει, είναι η συλλογή δεδομένων που θα έχουν τη μορφή αιτίου – αποτελέσματος και τα οποία θα εισαχθούν στο νευρωνικό δίκτυο για να γίνει η εκπαίδευσή του. Από τη στιγμή εκείνη, το νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να «ανακαλύψει» τις συσχετίσεις που υπάρχουν στα δεδομένα, με την κατάλληλη μεταβολή των συντελεστών βαρύτητάς του (συναπτικά βάρη, δηλαδή synaptic weights) (Siestma et al, 1991).

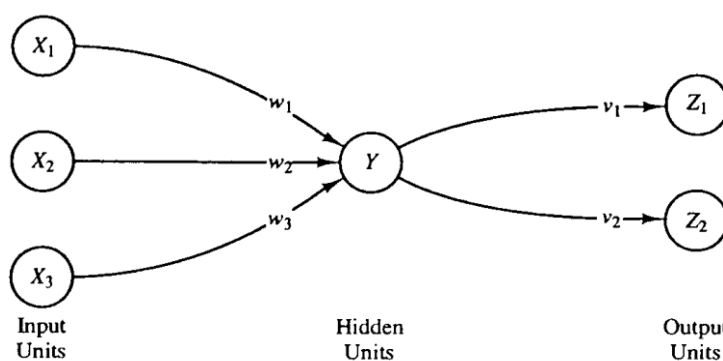
Συγκεκριμένα, καθώς το νευρωνικό δίκτυο αλληλεπιδρά με το περιβάλλον και μαθαίνει από αυτό, τα συναπτικά βάρη μεταβάλλονται συνεχώς, ενδυναμώνοντας ή αποδυναμώνοντας την ισχύ του κάθε δεσμού. Όλη η εμπειρική γνώση που αποκτά επομένως το νευρωνικό δίκτυο από το περιβάλλον κωδικοποιείται στα συναπτικά βάρη. Αυτά αποτελούν το χαρακτηριστικό εκείνο που δίνει στο δίκτυο την ικανότητα για εξέλιξη και προσαρμογή στο περιβάλλον. Έτσι, είναι σε θέση να εκπαιδευτεί με βάση τα υπάρχοντα δεδομένα και στη συνέχεια να κάνει προβλέψεις (Sietsma et al, 1991).

Η λειτουργία των ΤΝΔ στηρίζεται στις παρακάτω παραδοχές:

- Η επεξεργασία της πληροφορίας γίνεται σε ένα πλήθος νευρώνων, οι οποίοι έχουν εισόδους και εξόδους των σημάτων.
- Η ένωση των νευρώνων γίνεται μέσω συνδέσεων (connection links), κάθε μια από τις οποίες έχει αντιστοιχισμένο ένα συντελεστή βαρύτητας (weight), ο οποίος πολλαπλασιάζει το σήμα.
- Κάθε νευρώνας εφαρμόζει μια συνάρτηση στο σήμα που λαμβάνει, για να καθορίσει το σήμα που θα εκπέμψει. Η συνάρτηση αυτή, ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) και είναι συνήθως σιγμοειδής (μη γραμμική).

Στην ουσία, οι συντελεστές βαρύτητας είναι τα σημεία στα οποία αποθηκεύονται οι πληροφορίες που χρησιμοποιεί το ΤΝΔ, για να περιγράψει και να λύσει το πρόβλημα που του τίθεται. Όπως ισχύει και στο βιολογικό ανάλογο στο οποίο η «βαρύτητα» κάθε σύναψης διαφέρει και μπορεί να μεταβληθεί, αντίστοιχα συμβαίνει και για τους συντελεστές βαρύτητας των ΤΝΔ.

Στο Σχήμα 2.1 παρουσιάζεται ένα πολύ απλό νευρωνικό δίκτυο. Οι νευρώνες είναι τοποθετημένοι σε τρία επίπεδα (layers), στο επίπεδο εισόδου (input layer), στο επίπεδο εξόδου (output layer) και σε ένα ενδιάμεσο επίπεδο, το οποίο ονομάζεται κρυμμένο επίπεδο (hidden layer).



Σχήμα 2.1: Σχηματική απεικόνιση απλού νευρωνικού δικτύου (Fausett, 1994).

Στους νευρώνες εισόδου, η πληροφορία ρέει πάντα προς μία κατεύθυνση, από αριστερά προς τα δεξιά, δεν υπάρχει δηλαδή κανένας βρόγχος ανάδρασης. Βάσει αυτού, διακρίνονται οι τρεις βασικές φάσεις της λειτουργίας του.

Κατά την πρώτη φάση, κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος που της αντιστοιχεί. Στη δεύτερη φάση οι σταθμισμένες πλέον εισοδοί και ένας εξωτερικά εφαρμοζόμενος παράγοντας, η μεροληψία ή κατώφλι (bias, threshold), αθροίζονται και δίνουν το τοπικό πεδίο (net input, induced local field, activation potential). Για λόγους απλούστευσης, η μεροληψία μπορεί να θεωρηθεί ως μία επιπλέον είσοδος, με συναπτικό βάρος ίσο προς την τιμή του και πάγια τιμή εισόδου ίση προς τη μονάδα.

Ως εδώ, ο νευρώνας δεν κάνει τίποτα άλλο από το να δίνει έναν γραμμικό συνδυασμό των εισόδων, με συντελεστές τα προσαρμοζόμενα συναπτικά βάρη. Αν η λειτουργία του λοιπόν σταματούσε εδώ, τότε θα προέκυπτε ένας γραμμικός νευρώνας, που θα έδινε ένα γραμμικό προσαρμοζόμενο φίλτρο (linear adaptive filter). Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από τέτοιους νευρώνες θα είναι γραμμικό.

Τέλος, στην τρίτη φάση, εφαρμόζεται η συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) στο τοπικό πεδίο και το αποτέλεσμα δίνει την έξοδο του νευρώνα.

Αναλύοντας περισσότερο τη δομή του Σχήματος 2.1, παρατηρείται ότι οι νευρώνες στο επίπεδο εισόδου είναι οι X_1 , X_2 και X_3 , τα εκπεμπόμενα σήματα (δραστηριότητες) των οποίων είναι τα x_1 , x_2 και x_3 , αντίστοιχα. Επίσης, υπάρχει ένας νευρώνας Y στο κρυμμένο επίπεδο και δύο νευρώνες Z_1 , Z_2 στο επίπεδο εξόδου. Τέλος, w_1 , w_2 , w_3 είναι οι συντελεστές βαρύτητας των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων X_1 , X_2 , X_3 και του Y αντίστοιχα και v_1 , v_2 εκείνοι των συνδέσεων μεταξύ του νευρώνα Y και των Z_1 , Z_2 .

Το σήμα στην είσοδο του νευρώνα Y , ισούται με το άθροισμα των σταθμισμένων σημάτων που προέρχονται από τους νευρώνες X_1 , X_2 και X_3 :

$$y_in = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + w_3 \cdot x_3$$

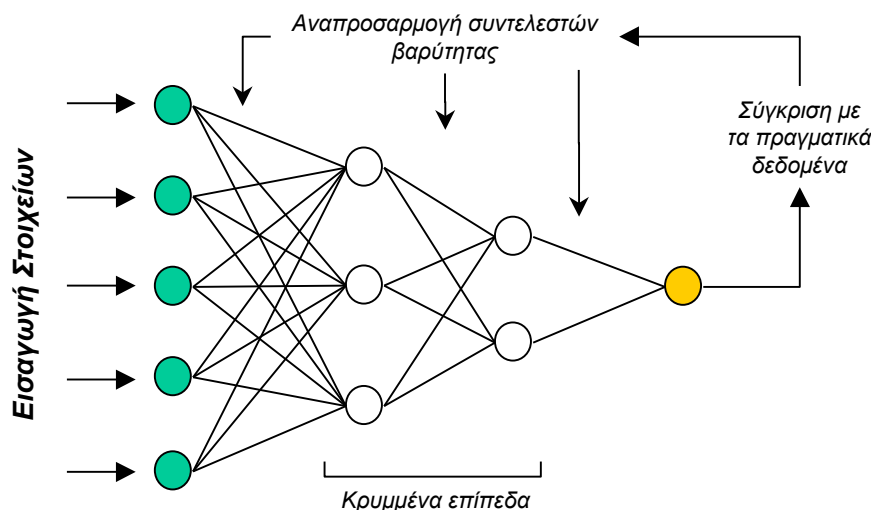
Το αποτέλεσμα αυτό εισάγεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα Y και το αποτέλεσμα εκπέμπεται προς τους νευρώνες Z_1 , Z_2 σε μια μορφή: $y = f(y_in)$. Παρά το γεγονός ότι το εκπεμπόμενο σήμα είναι αρχικά το ίδιο και προς τους δύο νευρώνες εξόδου, οι τιμές των σημάτων που φτάνουν στην είσοδο του καθένα από αυτούς είναι διαφορετικές, λόγω των διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας.

2.3 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΝΔ

Όπως γίνεται φανερό και από το παράδειγμα της προηγούμενης παραγράφου, το κάθε νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται από τρία στοιχεία :

- Τον τρόπο με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους, ο οποίος ονομάζεται αρχιτεκτονική του δικτύου (network architecture) και αποτελεί ίσως το πιο σημαντικό γνώρισμα ενός ΤΝΔ γιατί ανάλογα με αυτόν, καθορίζονται και οι δυνατότητές του.
- Τη μέθοδο που χρησιμοποιείται για να καθορίζονται οι τιμές των συντελεστών βαρύτητας στις συνδέσεις, η οποία ονομάζεται αλγόριθμος εκπαίδευσης (training algorithm).
- Τον τύπο της χρησιμοποιούμενης συνάρτησης ενεργοποίησης.

Με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά και ιδιαίτερα με τα δύο πρώτα, έχουν δημιουργηθεί διαφορετικά είδη ΤΝΔ, κάθε ένα από τα οποία μπορεί να αντιμετωπίσει και διαφορετικά είδη προβλημάτων. Τα ευρύτερα διαδεδομένα και χρησιμοποιούμενα ΤΝΔ είναι αυτά της πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward neural networks) (Σχήμα 2.2).



Σχήμα 2.2: Νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με δύο κρυμμένα επίπεδα (Μπενάρδος, 2005).

Εφαρμόζονται κυρίως σε προβλήματα που απαιτούν την αντιστοίχιση μιας ομάδας διανυσμάτων εισόδου, σε μια άλλη, καθορισμένη ομάδα διανυσμάτων εξόδου. Ο στόχος είναι να εκπαιδευθεί το ΤΝΔ, έτσι ώστε να επιτευχθεί μια ισορροπία ανάμεσα στην

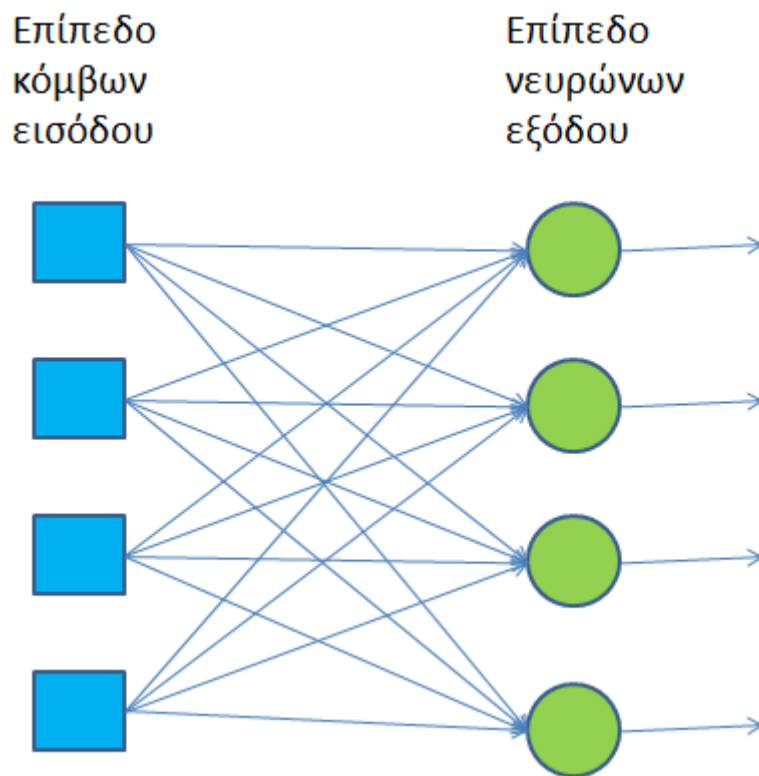
ικανότητά του να αποκρίνεται σωστά στα διανύσματα εισόδου (απομνημόνευση, memorization) και σε αυτή που θα του επιτρέπει να δίνει ικανοποιητικές αποκρίσεις σε διανύσματα που είναι παρόμοια, αλλά όχι ίδια (γενίκευση, generalization), με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη φάση της εκπαίδευσης (Μπενάρδος, 2005).

2.4 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η τοπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των ΤΝΔ και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική στην οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δυο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός δικτύου είναι το πλήθος των στρωμάτων (layers) καθώς και το πλήθος των νευρώνων που απαρτίζουν το κάθε στρώμα. Το τρίτο χαρακτηριστικό, το οποίο σχετίζεται με τον τρόπο κατά τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες, είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου, η οποία θα εξετασθεί σε επόμενο κεφάλαιο.

Ενός Επιπέδου Νευρωνικά Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης (Single-Layer Feedforward Neural Networks)

Στην απλούστερη περίπτωση ένα διαστρωματωμένο νευρωνικό δίκτυο (δηλαδή ένα ΤΝΔ του οποίου οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε στρώματα) έχει ένα στρώμα εισόδου από «κόμβους πηγής» (source nodes) το οποίο προβάλλεται πάνω σε ένα στρώμα νευρώνων εξόδου (κόμβων υπολογισμού), αλλά όχι αντίστροφα. Ένα τέτοιο ΤΝΔ είναι αυστηρά του τύπου πρόσθιας τροφοδότησης (Σχήμα 2.3) και καλείται «νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης ενός μοναδικού στρώματος, όπου βέβαια το μοναδικό στρώμα είναι το στρώμα των νευρώνων εξόδου. Αυτό σημαίνει ότι το στρώμα των κόμβων πηγής δεν προσμετρείται γιατί δεν λαμβάνει χώρα κανένας υπολογισμός σε αυτό (Haykin, 1998).

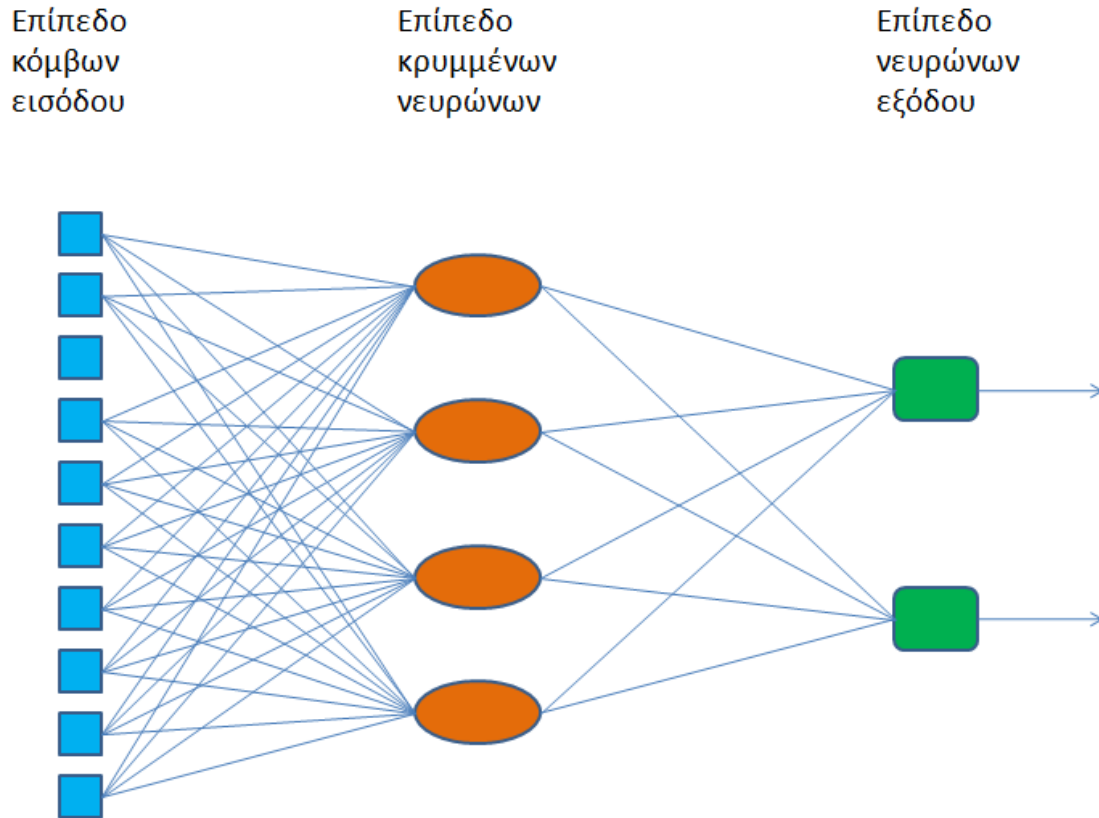


Σχήμα 2.3: Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου.

Πολυεπίπεδα Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης (Multilayer Feedforward Networks)

Γενικά, ένα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης περιέχει ένα ή περισσότερα κρυμμένα στρώματα (hidden layers), των οποίων οι υπολογιστικοί κόμβοι είναι γνωστοί ως «κρυμμένοι νευρώνες» και παρεμβαίνουν μεταξύ των εξωτερικών εισόδων και των εξόδων του ΤΝΔ. Στα δίκτυα αυτά που ονομάζονται «πολυστρωματικά ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης», οι κόμβοι πηγής στο στρώμα εισόδου παρέχουν τα στοιχεία του διανύσματος (προτύπου) δράσης τα οποία εισέρχονται ως είσοδοι στο πρώτο κρυμμένο στρώμα υπολογιστικών κόμβων. Ομοίως οι έξοδοι των κόμβων του πρώτου κρυμμένου στρώματος εισέρχονται ως είσοδοι στους κόμβους του δεύτερου κρυμμένου στρώματος, κ.ο.κ. Το τελικό στρώμα κόμβων (στρώμα εξόδου) δίνει τη συνολική απόκριση στα διανύσματα εισόδου (Haykin, 1998).

Ένα παράδειγμα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυμμένο στρώμα τεσσάρων νευρώνων, δέκα νευρώνες στο στρώμα εισόδου και δυο νευρώνες στο στρώμα εξόδου παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.4. Το δίκτυο αυτό αναφέρεται συνολικά ως ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης αρχιτεκτονικής 10x4x2.



Σχήμα 2.4: Πολυεπίπεδο ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης αρχιτεκτονικής 10x4x2.

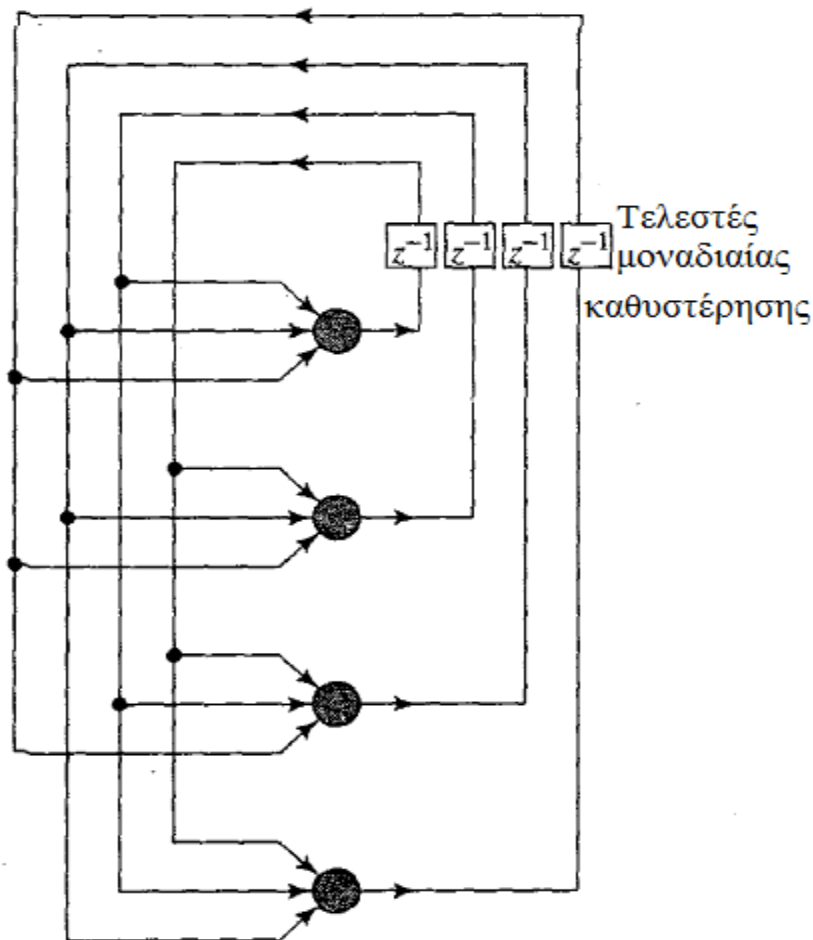
Το νευρωνικό δίκτυο του Σχήματος 2.4, ονομάζεται «πλήρως διασυνδεδεμένο» γιατί κάθε κόμβος (νευρώνας) οποιουδήποτε στρώματος συνδέεται με όλους τους κόμβους (νευρώνες) του γειτονικού του προς τα εμπρός (δηλαδή του επόμενου) στρώματος. Αν αυτό δεν ισχύει, δηλαδή αν λείπουν μερικοί σύνδεσμοι επικοινωνίας τότε το ΤΝΔ ονομάζεται «μερικός διασυνδεδεμένο» (Haykin, 1998).

Νευρωνικά Δίκτυα Ανατροφοδότησης (Recurrent Neural Networks)

Αν το ΤΝΔ περιέχει τουλάχιστον ένα βρόγχο ανατροφοδότησης ο οποίος ανακυκλώνει πληροφορία μέσω του ίδιου ή προηγούμενων στρωμάτων, τότε ονομάζεται αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο (Recurrent Neural Network) ή ΤΝΔ ανατροφοδότησης. Το αποτέλεσμα είναι ότι όταν ένα διάνυσμα (πρότυπο) εισόδου εισέρχεται στο αναδρομικό ΤΝΔ, δεν παράγει ένα πρότυπο εξόδου σε πεπερασμένο αριθμό χρονικών βημάτων, αλλά δρα με ένα κυκλικό τρόπο, με τα ίδια στρώματα να ενεργοποιούνται επαναληπτικά. Αν το δίκτυο είναι ευσταθές πιθανά να ταλαντωθεί για κάποιο χρονικό διάστημα προτού φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, προτού παραχθεί δηλαδή μια σταθερή έξοδος. Διαφορετικά αν το δίκτυο δεν είναι ευσταθές οι ταλαντώσεις θα συνεχίσουν αδιάκοπα. Συνεπώς, κατά την

εκπαίδευση ενός αναδρομικού ΤΝΔ είναι σημαντικό να υπολογίζεται το σύνολο των συναπτικών βαρών που του επιτρέπουν να σταθεροποιηθεί στις επιθυμητές τιμές εξόδου (Haykin, 1998).

Ένα παράδειγμα αναδρομικού ΤΝΔ δίνεται στο Σχήμα 2.5.



Σχήμα 2.5: Αναδρομικό ΤΝΔ χωρίς δικούς τους βρόγχους ανατροφοδότησης και χωρίς κρυμμένους νευρώνες (Haykin, 1998).

2.5 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η εκπαίδευση είναι μια θεμελιακή ικανότητα των ΤΝΔ η οποία τους επιτρέπει να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους και να βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους με το πέρασμα του χρόνου. Αποτελεί μια γενική έννοια της επιστήμης των συστημάτων και ορίζεται με ποικίλους τρόπους ανάλογα με το εκάστοτε πεδίο εφαρμογής. Στα ΤΝΔ, η εκπαίδευση ή μάθηση αναφέρεται στη διεργασία επίτευξης μιας επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ανανέωσης της τιμής των συναπτικών βαρών. Έτσι, ένα ΤΝΔ μαθαίνει για το

περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας αλλαγής των συναπτικών βαρών και κατωφλίων.

Αλγόριθμος μάθησης ή εκπαίδευσης είναι κάθε προκαθορισμένο σύνολο καλά ορισμένων κανόνων επίλυσης του προβλήματος μάθησης (ή εκπαίδευσης) του ΤΝΔ. Γενικά, υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης στα ΤΝΔ, καθένας από τους οποίους έχει συγκεκριμένα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα, προσφέροντας έναν άλλο τρόπο προσαρμογής (επιλογής / ανανέωσης) των βαρών (Haykin, 1998).

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι με τις οποίες ο χρήστης μπορεί να εκπαιδεύσει ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Η κάθε μία από αυτές έχει σαφή πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Καμία από αυτές δεν είναι πανάκεια, αν και, αυτή που χρησιμοποιείται συνηθέστερα σε πολυεπίπεδα ΤΝΔ είναι ο αλγόριθμος οπισθόδρομης διάδοσης του σφάλματος, είτε αυτούσιος, είτε με κάποιες παραλλαγές ή προσθήκες. Γενικά, επιλέγεται η κατάλληλη μέθοδος, ανάλογα με τη φύση του εκάστοτε προβλήματος και με τη δομή του συγκεκριμένου προς μελέτη δικτύου. Πολλές φορές χρησιμοποιούνται περισσότερες από μία μέθοδοι μαζί για να επιτευχθεί η βέλτιστη επίδοση του δικτύου. Όλες οι μέθοδοι μάθησης μπορούν να καταταχθούν σε δύο κατηγορίες: α) τη μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) και β) τη μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning).

Μάθηση με επίβλεψη

Η δομή της επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning) περιλαμβάνει δυο κύριες συνιστώσες, το δάσκαλο και το σύστημα μάθησης. Το κύριο χαρακτηριστικό της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ύπαρξη του εξωτερικού δασκάλου ο οποίος με βάση τη γνώση και την εμπειρία του είναι ικανός να διδάξει στο σύστημα μάθησης (δηλαδή στο ΤΝΔ) τις επιθυμητές εξόδους (εξόδους στόχου) για ένα σύνολο εισόδων εκπαίδευσης. Όταν ο δάσκαλος και το ΤΝΔ λάβουν ένα διάνυσμα εισόδου εκπαίδευσης, ο δάσκαλος δίνει στο ΤΝΔ μια επιθυμητή έξοδο η οποία παριστά τη βέλτιστη ενέργεια που πρέπει να κάνει το ΤΝΔ. Οι παράμετροι του δικτύου ανανεώνονται με βάση τόσο το διάνυσμα εκπαίδευσης όσο και το σήμα σφάλματος (δηλαδή της διαφοράς μεταξύ της πραγματικής απόκρισης και της επιθυμητής απόκρισης του δικτύου) (Haykin, 1998). Δυο περιπτώσεις αλγόριθμων επιβλεπόμενης μάθησης είναι ο αλγόριθμος Ελαχίστου Μέσου Τετραγώνου (Least Mean Square, LMS) και η γενίκευση του που είναι γνωστή ως Αλγόριθμος Οπισθόδρομης Διάδοσης των σφαλμάτων (Back Propagation, BP).

Μάθηση χωρίς επίβλεψη

Στον συγκεκριμένο τύπο μάθησης, που καλείται και αυτό-οργανούμενη μάθηση, δεν χρησιμοποιείται εξωτερικός δάσκαλος για να επιβλέψει την εκπαίδευση του ΤΝΔ. Το δίκτυο αντί να μάθει συγκεκριμένα παραδείγματα (ζεύγη) εισόδου-εξόδου, μαθαίνει ένα «ανεξάρτητο-καθηκόντων μέτρο» της ποιότητας της παράστασης. Οι προς επιλογή ελεύθερες παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται ώστε να βελτιστοποιηθεί το μέτρο αυτό. Πρακτικά το μόνο που χρειάζεται ένα ΤΝΔ μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι να συντονισθεί στις στατιστικές ομαλότητες των δεδομένων εισόδου και μετά να μπορέσει να δημιουργήσει εσωτερικές παραστάσεις για την κωδικοποίηση των ιδιοτήτων εισόδου και να παράγει αυτόματα νέες κατηγορίες (Haykin, 1998). Παραδείγματα αλγόριθμων εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη, είναι ο αλγόριθμος Hebbian, ο Min-Max αλγόριθμος και άλλοι.

Τα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης εκπαιδεύονται με επίβλεψη και πιο συγκεκριμένα, με τον αλγόριθμο της οπισθόδρομης διάδοσης των σφαλμάτων (back propagation of error), που επίσης ονομάζεται και γενικευμένος κανόνας του Δέλτα (generalized delta rule). Η εκπαίδευση επιτυγχάνεται με την παρουσίαση μιας αλληλουχίας διανυσμάτων εκπαίδευσης (training vectors), το καθένα από τα οποία είναι αντιστοιχισμένο με ένα διάνυσμα εξόδου. Επομένως, το κάθε διάνυσμα εκπαίδευσης αποτελεί τη διέγερση και το αντιστοιχισμένο διάνυσμα εξόδου την επιθυμητή απόκριση του ΤΝΔ. Οι συντελεστές βαρύτητας ή συναπτικά βάρη μεταβάλλονται σύμφωνα με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που ακολουθείται, με στόχο, το διάνυσμα που παράγεται στην έξοδο, να είναι όσο το δυνατόν πλησιέστερο στην επιθυμητή απόκριση. Ένα πέρασμα από όλα τα ζευγάρια διανυσμάτων εκπαίδευσης εισόδου και διανυσμάτων στόχων εξόδου, ονομάζεται εποχή (epochs) ή κύκλος επανάληψης. Σχεδόν πάντα χρειάζεται ένας μεγάλος αριθμός εποχών (επαναλήψεων) για την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης, δηλαδή να επιτευχθεί η σύγκλιση του σφάλματος κάτω από ένα προκαθορισμένο επίπεδο. Το σφάλμα είναι μια συνάρτηση με μεταβλητές τους συντελεστές βαρύτητας και στόχος είναι η ελαχιστοποίησή του μεταβάλλοντας τις τιμές των συντελεστών. Συνηθέστερα εκφράζεται μέσω του αθροιστικού τετραγωνικού σφάλματος (SSE) ή μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) (Μπενάρδος, 2005).

Για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, ένας από του πιο διαδεδομένους αλγόριθμους είναι αυτός των Levenberg – Marquardt, μια προσέγγιση η οποία

χρησιμοποιεί τεχνικές αριθμητικής βελτιστοποίησης για τη γρηγορότερη εκτέλεση των απαιτούμενων πράξεων, κάτι που οδηγεί σε σημαντική μείωση του υπολογιστικού φορτίου και σε πολύ γρήγορη εκπαίδευση (Demuth et al., 1994). Η κατεύθυνση πάνω στην οποία γίνεται η αναζήτηση για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος, περιγράφεται από την εξίσωση: $x_{k+1} = x_k - A_{k-1} \cdot g_k$

Όπου:

x : διάνυσμα εκπαίδευσης εισόδου.

A_k : ο πίνακας με τις τιμές των δεύτερων παραγώγων της συνάρτησης σφάλματος, σύμφωνα με τις τιμές των συντελεστών βαρύτητας στην k -οστή επανάληψη.

g_k : η κλίση της συνάρτησης σφάλματος.

Το κυριότερο πρόβλημα που αντιμετωπίζεται σε εκπαιδευμένα ΤΝΔ, είναι το φαινόμενο της υπερβολικής απομνημόνευσης των δεδομένων (overfitting). Στις συγκεκριμένες περιπτώσεις, το μοντέλο έχει την ικανότητα να μαθαίνει τα δεδομένα εκπαίδευσης με σφάλμα που τείνει στο μηδέν, αλλά το σφάλμα γενίκευσής του είναι πάρα πολύ μεγάλο. Αυτό σημαίνει ότι η μάθηση αφορά στα συγκεκριμένα δεδομένα εκπαίδευσης και μόνο σε αυτά, γεγονός που καθιστά το μοντέλο ανεπαρκές για να χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις με βάση άλλα δεδομένα εισαγωγής. Η εμφάνιση του γεγονότος αυτού οφείλεται, τις περισσότερες φορές, στη χρήση αρκετά πολύπλοκων αρχιτεκτονικών με μεγάλο αριθμό νευρώνων. Δυστυχώς, δεν υπάρχουν κανόνες που να υπαγορεύουν το πλήθος των κρυμμένων επιπέδων και το πλήθος των νευρώνων που κάθε ένα από αυτά πρέπει να περιέχει και επομένως, ο χρήστης χρειάζεται να εμπλακεί σε μια διαδικασία δοκιμής και σφάλματος μέχρι την εύρεση της αρχιτεκτονικής με την καλύτερη συμπεριφορά. Η παραπάνω διαδικασία είναι αρκετά χρονοβόρα και βασίζεται κυρίως στην εμπειρία του χρήστη τόσο πάνω στα ΤΝΔ όσο και πάνω στο εξεταζόμενο φαινόμενο (Μπενάρδος, 2005).

Το γεγονός αυτό, επιβαρύνεται και από το ότι δεν υπάρχει μονοσήμαντη αντιστοιχία ανάμεσα στο εξεταζόμενο πρόβλημα και στη δομή της αρχιτεκτονικής του μοντέλου ΤΝΔ.

Δηλαδή, μπορεί να υπάρχουν περισσότερα από ένα μοντέλα με διαφορετική αρχιτεκτονική το καθένα που να αποδίδουν το ίδιο καλά. Η σχέση που συνδέει τη δομή ενός ΤΝΔ και την πολυπλοκότητα του εξεταζόμενου προβλήματος είναι πολύ δύσκολο να περιγραφεί γιατί εξαρτάται από ένα πολύ μεγάλο πλήθος παραγόντων, όπως η χρήση δυαδικών ή δεκαδικών τιμών στις εισόδους, η ύπαρξη ή όχι θορύβου στα δεδομένα εκπαίδευσης και το

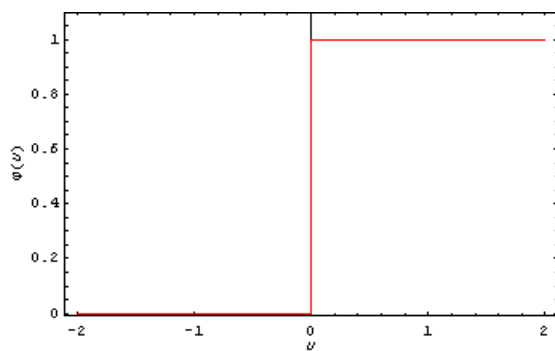
είδος των χρησιμοποιούμενων συναρτήσεων ενεργοποίησης. Η σημασία των παραπάνω μάλιστα, αλλάζει ανάλογα με το είδος της εφαρμογής και τις επιλογές που γίνονται κατά τη φάση ανάπτυξης του μοντέλου (Sarle, 1997). Γενικά πάντως, ισχύει ότι όσο πολυπλοκότερη είναι η συνάρτηση που πρέπει να προσεγγιστεί (ύπαρξη πολλών διαφορετικών τοπικών ακρότατων, αλλαγών καμπυλότητας, ασυνεχειών, κ.λ.π.) τόσο μεγαλύτερο πρέπει να είναι και το μέγεθος του ΤΝΔ, έτσι ώστε να είναι δυνατή η μοντελοποίηση αυτών των μη-γραμμικοτήτων.

2.6 ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ

Στα πρώτα μοντέλα νευρώνα, η συνάρτηση ενεργοποίησης ήταν μία βηματική συνάρτηση (step function), σύμφωνα με το μοντέλο McCulloch-Pitts.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 0, & v \leq \theta \\ 1, & v > \theta \end{cases}$$

Μία τέτοια συνάρτηση φαίνεται παρακάτω στο σχήμα (Σχήμα 2.6). Αν το ενδιάμεσο αποτέλεσμα ήταν μικρότερο μιας τιμής κατωφλίου, η έξοδος του νευρώνα ήταν ίση προς 0 (αδρανής νευρώνας), αλλιώς ήταν ίση προς 1 (ενεργοποιημένος νευρώνας).



Σχήμα 2.6: Βηματική συνάρτηση για τιμή κατωφλίου ίση προς μηδέν (Haykin, 1998).

Αργότερα, η εξέλιξη στο θεωρητικό υπόβαθρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων φανέρωσε ότι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να δώσει χρήσιμες πληροφορίες για το νευρωνικό δίκτυο και να χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευσή του, γεγονός που υποδεικνύει ότι είναι προτιμότερο να χρησιμοποιηθεί μία παραγωγίσιμη συνάρτηση και όχι η βηματική συνάρτηση, που είναι προφανώς μη παραγωγίσιμη.

Σήμερα, στα περισσότερα μοντέλα η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία σιγμοειδής συνάρτηση. Αυτή είναι γενικά μία πραγματική, συνεχής και φραγμένη συνάρτηση, της

οποίας η παράγωγος είναι θετική. Το πεδίο ορισμού της μπορεί θεωρητικά να είναι όλο το σύνολο των πραγματικών αριθμών, αλλά στην πράξη μπορεί να περιοριστεί, θέτοντας όρια στις τιμές των συναπτικών βαρών. Το σύνολο τιμών είναι συνήθως το διάστημα $[0,1]$ ή $[-1,1]$.

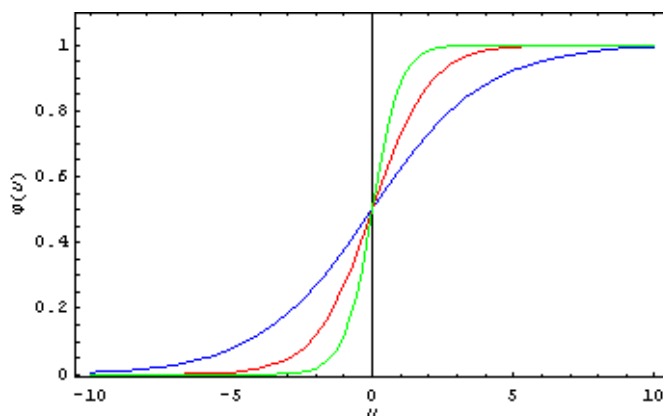
Ένα από τα πιο γνωστά παραδείγματα σιγμοειδούς συνάρτησης που χρησιμοποιείται ως συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η λογιστική συνάρτηση (logistic function), που δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}}$$

όπου,

a : η παράμετρος κλίσης.

Μεταβάλλοντας την παράμετρο κλίσης, λαμβάνονται συναρτήσεις με διαφορετικές κλίσεις. Όσο το a τείνει στο άπειρο, η λογιστική συνάρτηση τείνει προς τη βηματική συνάρτηση και έχουμε και πάλι το μοντέλο McCulloch-Pitts. Στο Σχήμα 2.7 που ακολουθεί, φαίνεται η γραφική παράσταση της λογιστικής συνάρτησης για διάφορες τιμές της παραμέτρου κλίσης a .



Σχήμα 2.7: Η λογιστική συνάρτηση, για $a = 0.5$ (μπλε), $a = 1$ (κόκκινο) και $a = 2$ (πράσινο) (Haykin, 1998).

Άλλα παραδείγματα σιγμοειδών συναρτήσεων που χρησιμοποιούνται ως συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η υπερβολική συνάρτηση (hyperbolic function) και η συνάρτηση τόξου εφαπτομένης (arctangent function).

Με την εισαγωγή της συνάρτησης ενεργοποίησης, ο νευρώνας γίνεται μη γραμμικός. Αντίστοιχα, ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από τέτοιους νευρώνες θα

είναι μη γραμμικό. Αυτή η εγγενής μη γραμμικότητα των νευρωνικών δικτύων είναι ένα πλεονέκτημα έναντι άλλων γνωστών μεθόδων αντιμετώπισης πολλών προβλημάτων. Για παράδειγμα, όταν σε ένα πρόβλημα πρόβλεψης το σύστημα που μελετάται είναι μη γραμμικό και ιδιαίτερα όταν παρουσιάζει χαοτική συμπεριφορά, τα γνωστά γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης αδυνατούν να δώσουν σωστά αποτελέσματα. Σε αυτές τις περιπτώσεις, τα μη γραμμικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι προτιμότερα.

Επειδή πολλές φορές στην πράξη χρειάζεται κάποιος από τους νευρώνες ενός μη γραμμικού νευρωνικού δικτύου να είναι γραμμικοί, μία ακόμη συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται είναι η γραμμική, όπως:

$f(u)=u$ ή κάποια άλλη γραμμική συνάρτηση.

2.7 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ – ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΝΔ

Τα πλεονεκτήματα από τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στα διάφορα προβλήματα, είναι τα εξής:

✓ Μη – γραμμικότητα.

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο δομείται από τη σύνδεση νευρώνων, οι οποίοι είναι μη γραμμικές συσκευές. Η μη-γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, αν ο φυσικός μηχανισμός για την παραγωγή των σημάτων εισόδου είναι μη-γραμμικός.

✓ Σχεδιασμός Εισόδου – Εξόδου.

Το δίκτυο μαθαίνει με τον κατάλληλο σχεδιασμό εισόδου-εξόδου. Γιατί στην επιβλεπόμενη μάθηση, εφαρμόζεται ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης και κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα σήμα εισόδου και την επιθυμητή απόκριση.

✓ Προσαρμοστικότητα.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τους συντελεστές βαρύτητας τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Δηλαδή, με αλλαγή αρχιτεκτονικής ή δεδομένων εισόδου υπάρχει αυτόματη αλλαγή και των συντελεστών βαρύτητας του ΤΝΔ.

✓ *Αποδεκτή Απόκριση.*

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται στο εκάστοτε πρόβλημα.

✓ *Συναφής Πληροφορία.*

Η γνώση αναπαριστάνεται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.

✓ *Υλοποιησιμότητα σε VLSI (Very-Large-Scale Integration).*

Η συμπαγής παράλληλη φύση του ΤΝΔ, κάνει δυνατή την υλοποίηση του σε VLSI τεχνολογία, έτσι ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές μεγάλης κλίμακας και όχι μόνο σε περιορισμένου εύρους προβλήματα.

✓ *Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού.*

Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων.

Τα μειονεκτήματα από τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, παρουσιάζονται παρακάτω:

- Το βασικό μειονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι δεν παρέχουν τη μαθηματική εξίσωση λύσης, η οποία πολλές φορές ίσως είναι προτιμότερη.
- Υπάρχει η πιθανότητα πολύ υψηλής απόδοσης για τα δεδομένα που έχει εκπαιδευτεί, αλλά να μην αποδίδει το ίδιο καλά σε νέα δεδομένα (φαινόμενο υπερμνημόνευσης - over fitting).
- Δεν έχει βρεθεί ένας ενιαίος βέλτιστος τρόπος για την αρχιτεκτονική των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Δηλαδή, για το ποίος είναι ο καταλληλότερος αριθμός νευρώνων σε κάθε επίπεδο ή ο καταλληλότερος αριθμός των κρυφών επιπέδων κλπ. Επομένως, για κάθε πρόβλημα πραγματοποιούνται πολλές δοκιμές μέχρις ότου να βρεθεί το βέλτιστο και πιο αξιόπιστο ΤΝΔ. Άρα, η συγκεκριμένη μεθοδολογία απαιτεί χρόνο και εμπειρία από τον χρήστη.

2.8 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΝΔ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΟΥ ΡΡV

Η πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων μετά από μια ανατίναξη είναι πολύ σημαντική, ειδικά όταν η ανατίναξη γίνεται κοντά σε περιοχή που υπάρχουν κτίρια. Στο εξωτερικό έχουν γίνει πολλές εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ώστε να μπορεί να προβλεφθεί η τιμή της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV) ύστερα από μία ανατίναξη.

2.8.1 ΛΑΤΟΜΕΙΟ ΑΣΒΕΣΤΟΛΙΘΟΥ ΣΤΗΝ ASSIUT, ΑΙΓΥΠΤΟΣ

Στην περίπτωση αυτή έγινε μια προσπάθεια να μελετηθεί η επίδραση μιας, δύο και ενός μεγαλύτερου αριθμού παραμέτρων ανατίναξης, ως παράμετροι εισόδου σε νευρωνικό δίκτυο με σκοπό την πρόβλεψη των δονήσεων. Η ένταση των δονήσεων εξαρτάται από διάφορες παραμέτρους. Αυτές χωρίζονται σε ελεγχόμενες και μη ελεγχόμενες. Τις ελεγχόμενες παραμέτρους μπορεί να τις μεταβάλλει ο υπεύθυνος για την ανατίναξη, ενώ οι μη ελεγχόμενες είναι φυσικές και δεν μπορούν να μεταβληθούν. Στην διερεύνηση αυτή χρησιμοποιήθηκαν 15 παράμετροι από τις οποίες, οι 13 πρώτες είχαν μετρηθεί και οι 2 τελευταίες επιλέχθηκαν σύμφωνα με το εύρος του πορώδους και της πυκνότητας του πετρώματος στο λατομείο τσιμέντου της Assiut στην Αίγυπτο (Mohamed, 2009).

Οι 15 παράμετροι που αναφέρθηκαν δίνονται στον πίνακα παρακάτω (Πίνακας 2.1):

Πίνακας 2.1: Παράμετροι εισόδου στο ΤΝΔ (Mohamed., 2009).

A/A	Παράμετροι εισόδου	Εύρος
1	Διάμετρος διατρήματος (mm)	113-150
2	Φορτίο (m)	4.5-6.0
3	Απόσταση διατρημάτων (m)	6.5-8.5
4	Ύψος πρηνούς (m)	35-56
5	Κλίση διατρήματος (deg.)	7.5-10
6	Μέγιστη γόμωση διατρήματος (kg)	770-1550
7	Συνολική γόμωση ανά έκρηξη (kg)	4810-12380
8	Πυκνότητα εκρηκτικής ύλης (gm/cm ³)	0.80-0.85
9	Πυκνότητα πετρώματος (gm/cm ³)	1.85-2.61

10	Πορώδες (%)	6-23
11	Δύναμη συμπίεσης (kg/cm ²)	120-850
12	Μέτρο ελαστικότητας (GPa)	8-42
13	Απόσταση (m)	188.5-1133
14	Ταχύτητα ανατινάξης (m/s)	2000-5800
15	Ταχύτητα διάδοσης κύματος (m/s)	2000-4800

Πραγματοποιήθηκαν είκοσι παραγωγικές ανατινάξεις και συλλέχθηκαν 124 μετρήσεις μέγιστης ταχύτητας σωματιδίων από τους σειсмоγράφους. Αυτές χρησιμοποιήθηκαν για τη εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου (training) ενώ 25 επιπλέον μετρήσεις έγιναν για να χρησιμοποιηθούν στην επικύρωση (validation) και στη δοκιμή του (testing). Δείγμα των μετρήσεων αυτών φαίνεται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 2.2) (Mohamed, 2009).

Πίνακας 2.2: Δείγμα δεδομένων από δονήσεις (Mohamed, 2009).

Αριθμός Γεώφωνου	Απόσταση (m)	Ποσότητα εκρηκτικής ύλης	PPV	PPV	PPV	PPV
			L	T	V	Αποτέλεσμα
4663	595	820	1.5	1.2	1.2	1.7
4665	729	820	1.2	1.7	1.2	1.7
4647	875	820	1.5	2	2	3
4664	901	830	0.7	0.7	1	1.2
4662	876	830	1	1.2	2.7	2.7
4663	587	1525	1.7	1.7	3	3.5
4665	767	1525	2.2	1.7	1.2	2.5
4647	823	1525	2	2	2	2.5
4664	585	1115	1.5	1.7	3.3	3.8
4662	565	1115	2.2	1.7	3	3.3

Στην συγκεκριμένη έρευνα κατασκευάστηκε ένα πολυεπίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με οπισθόδρομη μετάδοση του σφάλματος, αφού το συγκεκριμένο είδος νευρωνικών δικτύων θεωρείται το πιο κατάλληλο για επίλυση προβλημάτων, τα οποία βασίζονται σε σχέδιο ταύτισης και πρόβλεψης. Το σχέδιο ταύτισης είναι στην ουσία ένα εισόδου-εξόδου πρόβλημα πρόβλεψης. Όσο πιο κοντινή είναι η πρόβλεψη τόσο καλύτερη είναι και η απόδοση του δικτύου. Η πρόβλεψη βασίζεται στις πληροφορίες οι οποίες δίνονται στο δίκτυο σαν δεδομένα εισόδου. Επομένως όλοι οι παράγοντες από τους οποίους εξαρτώνται τα δεδομένα εξόδου δίνονται στο δίκτυο. Τότε εκτελούνται οι

υπολογισμοί του νευρωνικού δικτύου βάσει των παραμέτρων εισόδου που δίνουν τα αποτελέσματα εξόδου του δικτύου. Αυτά συγκρίνονται με τα πραγματικά αποτελέσματα, τους στόχους και υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE). Το σφάλμα τότε οπισθοδρομείται μέσω του δικτύου χρησιμοποιώντας τον κανόνα απότομης αρνητικής κλίσης (descent), ώστε να τροποποιηθούν τα συναπτικά βάρη και να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα. Έτσι μπορεί να επιτευχθεί μια καλή πρόβλεψη μεταξύ δεδομένων εισόδου και στόχων και να δημιουργηθεί ένα νευρωνικό δίκτυο ικανό να προβλέψει τους στόχους των παραμέτρων εισαγωγής (Tawadrous, 2006).

Για αυτήν την έρευνα αναπτύχθηκαν τρεις τύποι νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη του PPV: (1) ΤΝΔ με μια παράμετρο εισόδου, (2) ΤΝΔ με δύο παραμέτρους εισόδου, (3) ΤΝΔ με πολλές παραμέτρους εισόδου. Στο πρώτο η μόνη παράμετρος εισόδου ήταν η ανηγμένη απόσταση (Scaled Distance) ενώ στο δεύτερο οι παράμετροι εισόδου ήταν η απόσταση (Distance) και η ποσότητα της εκρηκτικής ύλης που εκρήγνυται ταυτόχρονα (maximum explosives/delay). Στο τρίτο οι παράμετροι εισόδου ήταν οι δεκαπέντε παράμετροι του Πίνακα 2.1. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν 124 μετρήσεις, ενώ για την επικύρωση και τη δοκιμή χρησιμοποιήθηκαν 25. Οι δοκιμές έγιναν σε νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυμμένα επίπεδα, όπως φαίνεται στον Πίνακα 2.3 (Mohamed, 2009).

Πίνακας 2.3: Παράμετροι σχεδιασμού και εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου (Mohamed, 2009).

Τύπος νευρωνικού δικτύου	Νευρώνες εισόδου	Νευρώνες 1 ^ο κρυμμένου επιπέδου	Νευρώνες 2 ^ο κρυμμένου επιπέδου	Νευρώνες εξόδου	Ρυθμός μάθησης	Συντελεστής ταχύτητας	Αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης	Εποχές	MSE
1 παράμετρος	1	7	7	1	0.1	0.9	124	2500	0.0227652
2 παράμετροι	2	6	6	1	0.1	0.9	124	1500	0.0114156
15 παράμετροι	15	5	7	1	0.2	0.9	124	2000	0.0092059

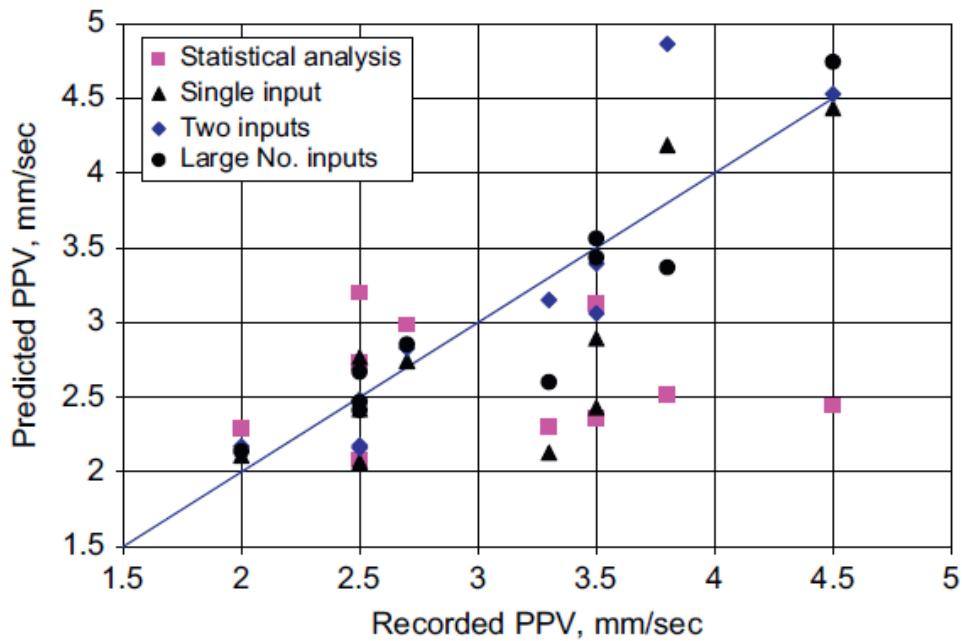
Μετά από αρκετές δοκιμές, επιτεύχθηκε ένα ικανοποιητικό και καλά εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο. Οι καλύτερες δοκιμές για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων για τα τρία προτεινόμενα μοντέλα φαίνεται στον παραπάνω πίνακα (Πίνακας 2.3). Το MSE της εκπαίδευσης για το πρώτο, το δεύτερο και το τρίτο μοντέλο είναι 0.0227652, 0.0114156, 0.0092059 ενώ το R είναι 0.92, 0.96 και 0.97 αντίστοιχα.

Χρησιμοποιώντας τα 10 από τα δεδομένα της δοκιμής δημιουργήθηκε ένας πίνακας (Πίνακας 2.4) που συγκρίνεται η τιμή του PPV που έχει προβλεφθεί από μια στατιστική μέθοδο, η τιμή του PPV που προβλέφθηκε από τα νευρωνικά δίκτυα και η πραγματική τιμή του PPV (Mohamed, 2009).

Πίνακας 2.4: Σύγκριση μεταξύ καταγεγραμμένων και προβλεπόμενων τιμών PPV (Mohamed, 2009).

Τυπική απόκλιση	PPV Νευρωνικού δικτύου με 15 παραμέτρους	Τυπική απόκλιση	PPV Νευρωνικού δικτύου με 2 παραμέτρους	Τυπική απόκλιση	PPV Νευρωνικού δικτύου με 1 παράμετρο	Τυπική απόκλιση	PPV στατιστικής ανάλυσης	Πραγματικό PPV	Αριθμός έκρηξης
0.1088	2.8538	0.0904	2.8279	0.0302	2.7427	0.2025	2.9864	2.7	1
0.0233	2.4670	0.2410	2.1592	0.3059	2.0674	0.2932	2.0853	2.5	2
0.1712	4.7421	0.0202	4.5285	0.0466	4.4341	1.4542	2.4434	4.5	3
0.3049	3.3688	0.7512	4.8623	0.2725	4.1854	0.9064	2.5181	3.8	4
0.0622	2.4120	0.0123	2.4826	0.0563	2.4204	0.4960	3.2015	2.5	5
0.1206	2.6705	0.2287	2.1765	0.1899	2.7686	0.1620	2.7291	2.5	6
0.4936	2.6020	0.1047	3.1520	0.8280	2.1291	0.7042	2.3041	3.3	7
0.0981	2.1388	0.1219	2.1724	0.0786	2.1112	0.2084	2.2947	2	8
0.0474	3.4330	0.0745	3.3946	0.4293	2.8929	0.2650	3.1252	3.5	9
0.0429	3.5606	0.3107	3.0606	0.7560	2.4303	0.8074	2.3581	3.5	10
0.1473		0.1956		0.2993		0.5499			

Στην περίπτωση του νευρωνικού δικτύου με τις 15 παραμέτρους εισόδου οι τιμές που προβλέφθηκαν είναι πιο κοντά στις πραγματικές απ' ότι στα υπόλοιπα νευρωνικά δίκτυα και στη στατιστική μέθοδο. Αυτό φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 2.1).



Εικόνα 2.1: Καταγεγραμμένο και προβλεπόμενο PPV για τα διάφορα μοντέλα (Mohamed, 2009).

2.8.2 ΟΡΥΧΕΙΟ ΧΑΛΚΟΥ SARCHESHMEH, IPAN

Στην διερεύνηση αυτή χρησιμοποιήθηκαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και διαστατική ανάλυση με στόχο την αξιολόγηση και τον υπολογισμό της μείωσης των δονήσεων από ανατινάξεις συνυπολογίζοντας το σχέδιο ανατίναξης και την αντοχή της βραχομάζας. Αρχικά κατασκευάστηκε ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward net), με ένα κρυμμένο επίπεδο που είχε 25 νευρώνες, εννιά παραμέτρους εισόδου και μία παράμετρο εξόδου (τη μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων, PPV). Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιήθηκαν 116 μετρήσεις από πειραματικές και ελεγχόμενες ανατινάξεις σε ένα από τα πιο σημαντικά ορυχεία χαλκού στο Ιράν. Επιπλέον 17 ακόμα μετρήσεις χρησιμοποιήθηκαν για την επικύρωση του νευρωνικού δικτύου. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε ένα μοντέλο διαστατικής ανάλυσης βάσει των αποτελεσμάτων που συλλέχθηκαν από την ανάλυση ευαισθησίας που έγινε στο νευρωνικό δίκτυο. Τέλος έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων του μοντέλου, βάσει της ρίζας του μέσου σφάλματος τετραγώνου (RMSE) και του συντελεστή συσχέτισης (R), με προβλεπόμενες τιμές του PPV από κλασσικές μεθόδους σε σχέση με τις πραγματικές τιμές του (Dehghani et al, 2011).

Η διαστατική ανάλυση είναι μια μέθοδος της μηχανικής για τη δημιουργία εξισώσεων που απλοποιούν την ανάλυση περίπλοκων συστημάτων με πολλές μεταβλητές. Προέρχεται από το έργο του Maxwell που χρησιμοποίησε τα σύμβολα [F], [M], [L], [T], [Q] για να χαρακτηρίσει τη δύναμη, τη μάζα, το μήκος, το χρόνο και το φορτίο αντίστοιχα (Langhaar, 1951; Rayleigh, 1878; Bellamine et al, 2006).

Οι δονήσεις από ανατινάξεις εξετάστηκαν σε ένα από τα πιο σημαντικά ορυχεία χαλκού του Ιράν, το Sarcheshmeh Copper Mine που βρίσκεται 160km νοτιοδυτικά της Kerman.

Ο Πίνακας 2.5 δείχνει τις παραμέτρους εισόδου και εξόδου που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του νευρωνικού δικτύου.

Πίνακας 2.5: Παράμετροι εισόδου και εξόδου (Dehghani et al, 2011).

Παράμετρος	Συμβολισμός	Εύρος	Μονάδα μέτρησης
Είσοδος			
Πραγματικό φορτίο	B	2-7.5	m
Απόσταση διατρημάτων	S	2.5-11	m
Καθυστέρηση μεταξύ διατρημάτων	De	15-70	ms
Γραμμική πυκνότητα γόμωσης	Q	0.1-0.24	Kg/m ³
Αριθμός διατρημάτων κάθε έκρηξης	N	2-7	-
Απόσταση μετώπου γεώφωνου	M	133.02-2845.02	m
Αριθμός διατρημάτων ανά καθυστέρηση	Θ	6-32	-
Γόμωση στήλης	Ch	1332-10985	Kg
Δείκτης φορτίου ανά σημείο	Σ	6.51-8.9	MPa
Έξοδος			
Μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων	PPV	0.49-77.3	mm/s

Για να υπάρχει στατιστική συνοχή τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα δοκιμής. Από τις 116 μετρήσεις, οι 99 επιλέχθηκαν τυχαία για την εκπαίδευση και τα υπόλοιπα 17 χρησιμοποιήθηκαν για τη δοκιμή. Αρχικά δοκιμάστηκε νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυμμένα επίπεδα. Λόγω μεγάλων σφαλμάτων, η κατάληξη ήταν νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο (Dehghani et al, 2011). Για να διαπιστωθεί η βέλτιστη

τοπολογία δικτύου χρησιμοποιήθηκαν σαν παράμετροι αξιολόγησης η ρίζα του μέσου σφάλματος τετραγώνων (RMSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και το μέσο συγκριτικό σφάλμα (MRE) (Duvall et al, 1963). Οι εξισώσεις των παραμέτρων αυτών δίνονται παρακάτω:

$$RMSE = \sqrt{\frac{(O_i - T_i)^2}{N}}$$

$$E_a = |T_i - O_i|$$

$$E_r = \left(\frac{|T_i - O_i|}{T_i} \right) \times 100$$

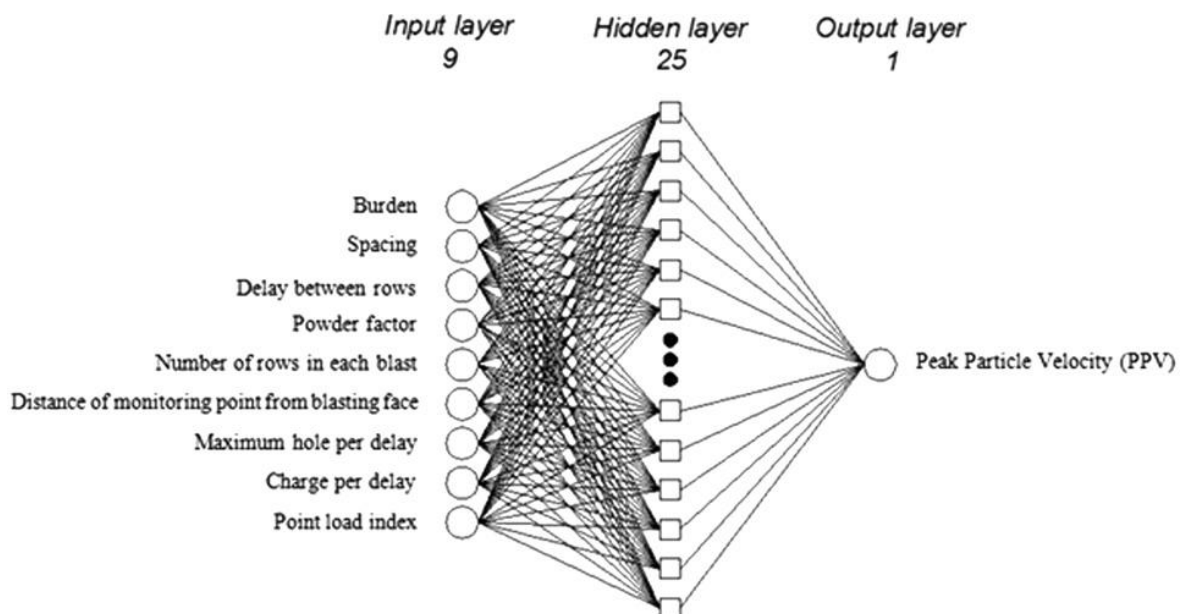
Όπου,

T_i , πραγματική έξοδος

O_i , προβλεπόμενη έξοδος

N , Αριθμός αντιστοιχιών τιμών εισόδου-εξόδου

Το νευρωνικό δίκτυο με αρχιτεκτονική 9x25x1 (Εικόνα 2.2), που έχει το μικρότερο RMSE, E_a και E_r , θεωρήθηκε το επικρατέστερο (Dehghani et al, 2011).



Εικόνα 2.2: Επικρατέστερο νευρωνικό δίκτυο της διερεύνησης (Dehghani et al, 2011).

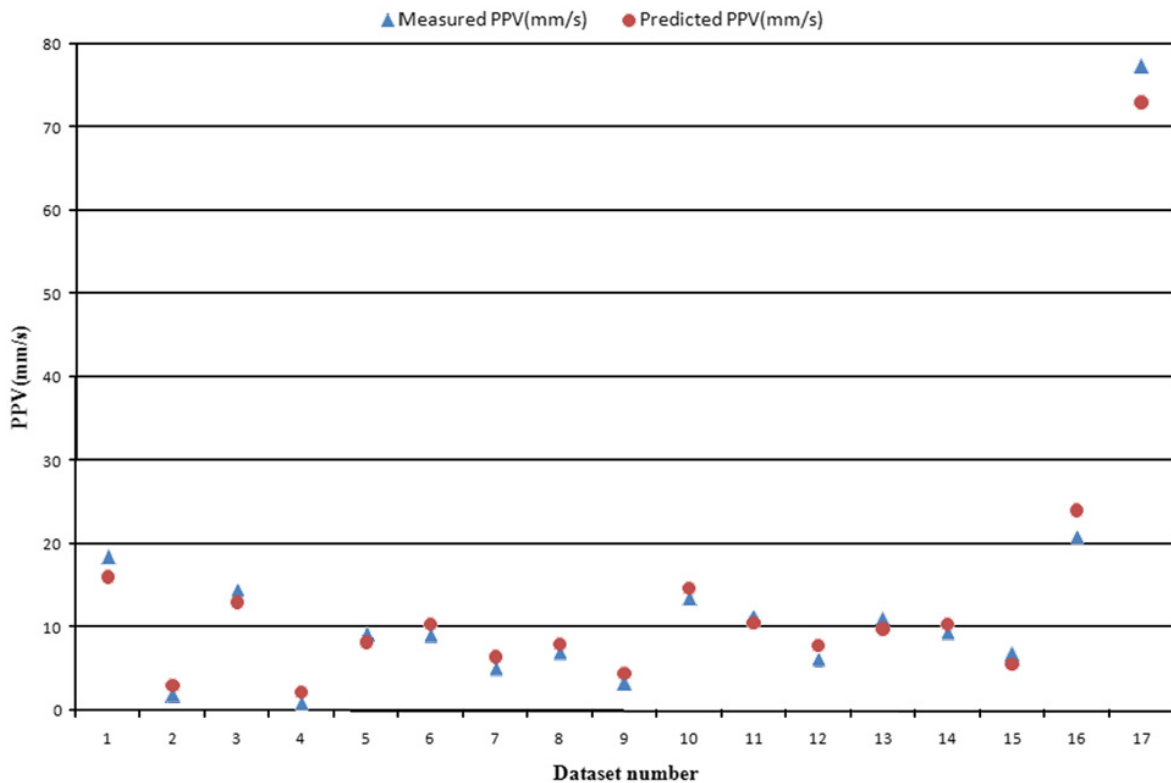
Μερικά από τα νευρωνικά δίκτυα που δοκιμάστηκαν φαίνονται στον παρακάτω Πίνακα 2.6.

Πίνακας 2.6: Αποτελέσματα προς σύγκριση μερικών ΤΝΔ (Dehghani et al, 2011).

Αρχιτεκτονική	Συνάρτηση μεταφοράς	Ea	Er	RMSE
9x25x1	Logsig-Logsig-Poslin (LLP)	0.012	1.345	0.0245
9x35x1	Logsig-Logsig-Poslin (LLP)	0.014	1.446	0.0280
9x15x1	Logsig-Tansig-Poslin (LTP)	0.017	1.864	0.0319
9x20x1	Logsig-Logsig-Poslin (LLP)	0.015	1.692	0.0262
9x10x20x1	Logsig-Tansig-Tansig-Poslin (LTTP)	0.137	15.099	0.1551
9x15x10x1	Logsig-Logsig-Logsig-Poslin (LLLP)	0.036	4.022	0.0776
9x12x35x1	Tansig-Tansig-Logsig-Poslin (TTLP)	0.122	13.426	0.1417

Σύμφωνα με τον Πίνακα 2.6 το επικρατέστερο νευρωνικό δίκτυο είχε RMSE= 0.0245, Ea= 0.0123% και Er= 1.3445%.

Μια αποτύπωση για τη σύγκριση των πραγματικών τιμών με αυτές που προέβλεψε το νευρωνικό δίκτυο φαίνεται στην Εικόνα 2.3.



Εικόνα 2.3: Σύγκριση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών του PPV (Dehghani et al, 2011).

Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 2.3 υπάρχει μια μεγάλη συμφωνία μεταξύ των πραγματικών τιμών του PPV με αυτές που προέβλεψε το νευρωνικό δίκτυο.

Η ανάλυση ευαισθησίας είναι μια μέθοδος που έχει σαν στόχο την εξαγωγή της σχέσης αιτίου-αποτελέσματος μεταξύ των παραμέτρων εισόδου και εξόδου του νευρωνικού δικτύου. Για να εξακριβωθεί η επιρροή των παραμέτρων εισόδου πάνω στην παράμετρο εξόδου, πραγματοποιήθηκε μια τέτοιου είδους ανάλυση. Πιο συγκεκριμένα, ανάλυση ευαισθησίας έγινε και για τις εννέα παραμέτρους με σκοπό την κατανόηση της συσχέτισης τις καθεμίας με το PPV. Αποδείχτηκε πως η απόσταση μεταξύ του μετώπου της ανατίναξης και του σημείου παρακολούθησης (μ), η γραμμική πυκνότητα γόμωσης (q), η γόμωση στήλης (ch), ο αριθμός διατρημάτων ανά καθυστέρηση (θ) και η καθυστέρηση μεταξύ διατρημάτων (De) επηρεάζουν περισσότερο το PPV (Dehghani et al, 2011).

Η σχέσεις μεταξύ των σχετικών παραμέτρων αλλά και μεταξύ αυτών με το PPV ορίστηκαν στη μορφή αδιάστατων όρων. Το αποτέλεσμα της ανάλυσης ευαισθησίας του νευρωνικού δικτύου έδειξαν ότι το PPV αποτελεί μια συνάρτηση των σημαντικών παραμέτρων εισόδου, των οποίων το αποτέλεσμα ήταν τουλάχιστον 80%. Επομένως το μοντέλο διαμορφώθηκε ως εξής:

$$PPV=f(B,S,De,ch,q,\theta,\mu)$$

Ύστερα από τη διαστατική ανάλυση προέκυψε η εξίσωση για το PPV που είναι η παρακάτω:

$$PPV = \frac{168.85}{D_e} (q/ch)^{-1.48} B^{-5.64} S^{3.43} \mu^{-1.22} \theta^{-1.18}$$

Ο συντελεστής συσχέτισης (R^2) της εξίσωσης είναι 77,5% (Dehghani et al, 2011).

Ο Πίνακας 2.7 αποτυπώνει διάφορες συμβατικές εξισώσεις πρόβλεψης δονήσεων που έχουν προταθεί από διάφορους ερευνητές.

Πίνακας 2.7: Συμβατικοί τρόποι πρόβλεψης (Dehghani et al, 2011).

Name	Equation
USBM (1959)	$PPV = a_1 (\mu / \sqrt{Q_{max}})^{-\alpha_2}$
Langefors–Kihlstrom (1963)	$PPV = a_1 (\mu / \sqrt{Q_{max} / \mu^{2/3}})^{\alpha_2}$
General predictor (1964)	$PPV = a_1 \mu^{-\alpha_2} (Q_{max})^{\alpha_3}$
Ambraseys–Hendron (1968)	$PPV = a_1 (\mu / \sqrt[3]{Q_{max}})^{-\alpha_2}$
Bureau of Indian Standard (1973)	$PPV = a_1 (Q_{max} / \mu^{2/3})^{\alpha_2}$
Ghosh–Daemen predictor (1983)	$PPV = a_1 (\mu / \sqrt{Q_{max}})^{-\alpha_2} e^{-a_4 \mu}$
CMRI predictor (1993)	$PPV = a_5 + a_1 (\mu / \sqrt{Q_{max}})^{-1}$

Όπου, PPV είναι η μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων σε mm/s, Q_{max} είναι η μέγιστη γόμωση στήλης σε kg, μ είναι η απόσταση μεταξύ μετώπου έκρηξης και σημείου παρακολούθησης σε m ενώ $\{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$ είναι σταθερές (Dehghani et al, 2011).

Η τελική εξίσωση της διερεύνησης συγκρίθηκε με τις εξισώσεις αυτές. Τα αποτελέσματα φαίνονται στον Πίνακα 2.8.

Πίνακας 2.8: Υπολογισμένες τιμές σταθερών, συντελεστών συσχέτισης και RMSE (Dehghani et al, 2011).

Όνομα	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	R ²	RMSE
USBM (1959)	118.8	1.22	0.693			58.8%	4.75
Langefors – Kihlstrom (1963)	0.049	2.34				41.2%	4.97
General Predictor (1964)	19.505	1.034				67.6%	4.63
Ambraseys – Hendron (1968)	596.3	1.19				56.1%	4.78
Bureau of Indian Standard (1973)	0.049	1.17				41.2%	4.97
Ghosh – Daemen Predictor (1983)	83.048	0.996		0.00002		66.8%	4.40
CMRI Predictor (1993)	84.89	-5.642	3.426		-0.358	66.8%	4.49
New Formula (2009)	5.129			-1.225	-1.181	74.5%	3.49

Το RMSE και ο συντελεστής συσχέτισης της νέας εξίσωσης είναι 3.49 και 77,5% αντίστοιχα, επομένως μπορεί να προβλέψει το PPV καλύτερα από τις άλλες μεθόδους (Dehghani et al, 2011).

2.8.3 ΟΡΥΧΕΙΟ ΜΑΓΝΗΣΙΤΗ DHARAPANI, ΙΝΔΙΑ

Η διερεύνηση αυτή είχε σαν στόχο τη μείωση των δονήσεων από ανατινάξεις σε ένα ορυχείο μαγνησίτη (Dharapani Magnesite Mine) που βρίσκεται σε ένα ευάλωτο ορεινό ανάγλυφο στην περιοχή των Ιμαλαίων της Ινδίας, 7km μακριά από την πόλη Pithoragarh. Οι δονήσεις καταγράφηκαν για να υπολογιστεί η ασφαλής ποσότητα των εκρηκτικών, ώστε να σταματήσουν τα παράπονα από τα γειτονικά χωριά. Η ποσότητα αυτή των εκρηκτικών καθώς και η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων καταγράφηκαν για 75 ανατινάξεις (δηλαδή 150 καταγραφές δεδομένων) σε διάφορες αποστάσεις. Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν και αναλύθηκαν από τις ευρέως διαδεδομένες μεθόδους πρόβλεψης (Πίνακας 2.9). Με αυτές τις τέσσερις μεθόδους υπολογίστηκαν τα επίπεδα των δονήσεων και συγκρίθηκαν με 20 επιπλέον καταγραφές δεδομένων. Επίσης τα ίδια δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για την επικύρωση και τη δοκιμή τεχνητού νευρωνικού δικτύου με ένα κρυμμένο επίπεδο για την πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV). Τα ίδια 20 δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν και για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου. Η συσχέτιση των πραγματικών με τις προβλεπόμενες τιμές των συμβατικών μεθόδων πρόβλεψης δεν ήταν καθόλου καλή, ενώ οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου αποδείχτηκαν να έχουν μεγάλο βαθμό συσχέτισης (Khandelwal et al, 2007).

Πίνακας 2.9: Ευρέως διαδεδομένες μέθοδοι πρόβλεψης (Khandelwal et al, 2007).

Όνομασία εξίσωσης πρόβλεψης	Εξίσωση
USBM (Duvall & Fogleson, 1962)	$V = K \left[\frac{R}{\sqrt{Q_{max}}} \right]^{-B}$
Ambraseys – Hendron, 1968	$V = K \left[\frac{R}{\sqrt[3]{Q_{max}}} \right]^{-B}$
Langefors – Kihlstrom, 1958	$V = K \left[\sqrt{\frac{Q_{max}}{\sqrt[3]{R^2}}} \right]^B$
Indian Standard Predictor, 1973	$V = K \left[\frac{Q_{max}}{\sqrt[3]{R^2}} \right]^B$

Όπου v είναι η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV) σε mm/s, Q_{max} είναι η μέγιστη ποσότητα της εκρηκτικής ύλης (Charge per delay) σε kg, R η απόσταση μεταξύ του μετώπου της έκρηξης με το σημείο παρακολούθησης σε m και K και B σταθερές που σχετίζονται με το χώρο των εργασιών και μπορούν να υπολογιστούν με πολλαπλή ανάλυση οπισθοδρόμησης.

Οι 75 ανατινάξεις καταγράφηκαν από διαφορετικές τοποθεσίες με τη βοήθεια του SINCO-6 σειсмоγράφου, που είχε δύο μετατροπείς, έναν για τις μετρήσεις του PPV και έναν για το ωστικό κύμα (ISRM, 1992).

Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση και στη επικύρωση. Οι 10, επιπλέον, ανατινάξεις (δηλαδή 20 δεδομένα) που καταγράφηκαν, χρησιμοποιήθηκαν στην εκτίμηση και στην σύγκριση του νευρωνικού δικτύου με τις άλλες μεθόδους.

Το νευρωνικό δίκτυο που κατασκευάστηκε ήταν πολυεπίπεδο πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward net) καθώς αυτό κρίθηκε καταλληλότερο για την επίλυση του προβλήματος. Τα χαρακτηριστικά του δίνονται παρακάτω (Khandelwal et al, 2007):

1. Παράμετροι εισόδου: 2
2. Παράμετροι εξόδου: 1
3. Κρυμμένα επίπεδα: 1
4. Νευρώνες: 5
5. Εποχές: 458
6. Αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης: 150
7. Αριθμός δεδομένων δοκιμής: 20
8. Στόχος τιμής σφάλματος: 0.0

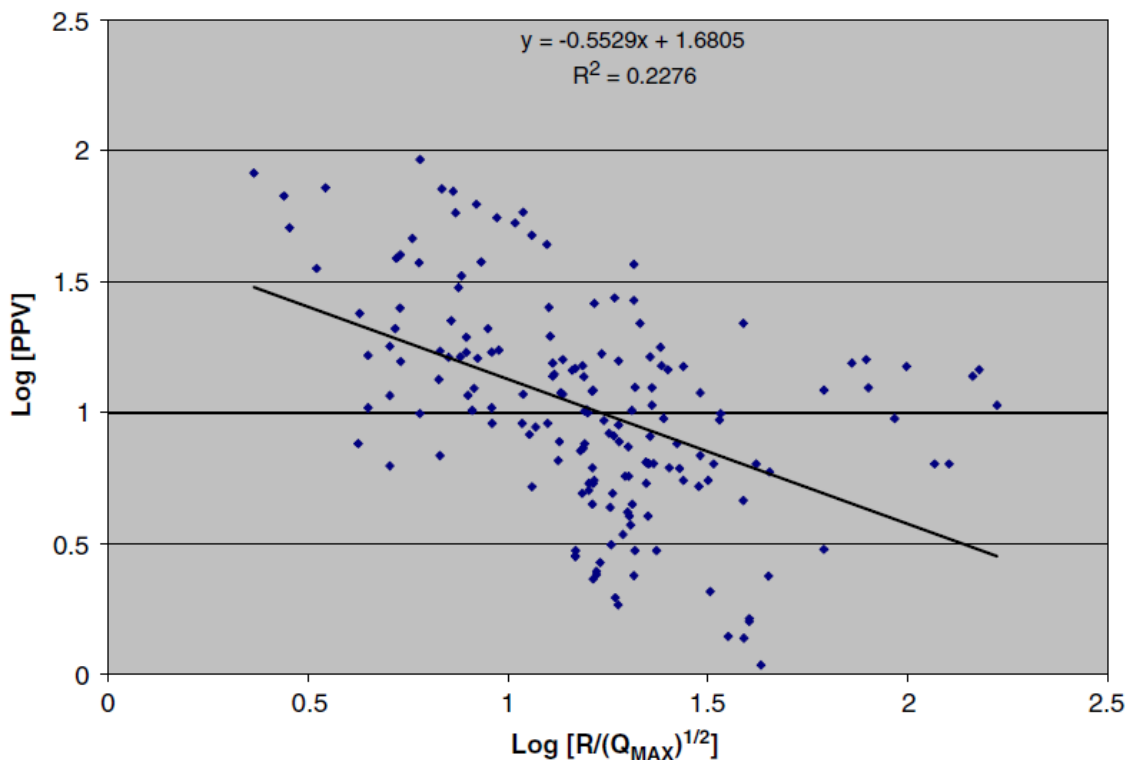
Συμβατικές Μέθοδοι:

1) USBM

Η εξίσωσή της είναι η εξής:

$$V = K \left[\frac{R}{\sqrt{Q_{max}}} \right]^{-B}$$

Οι σταθερές υπολογίστηκαν σχεδιάζοντας τη γραφική παράσταση του λογάριθμου της ρίζας της ανηγμένης απόστασης και του λογάριθμου του PPV (Εικόνα 2.4).



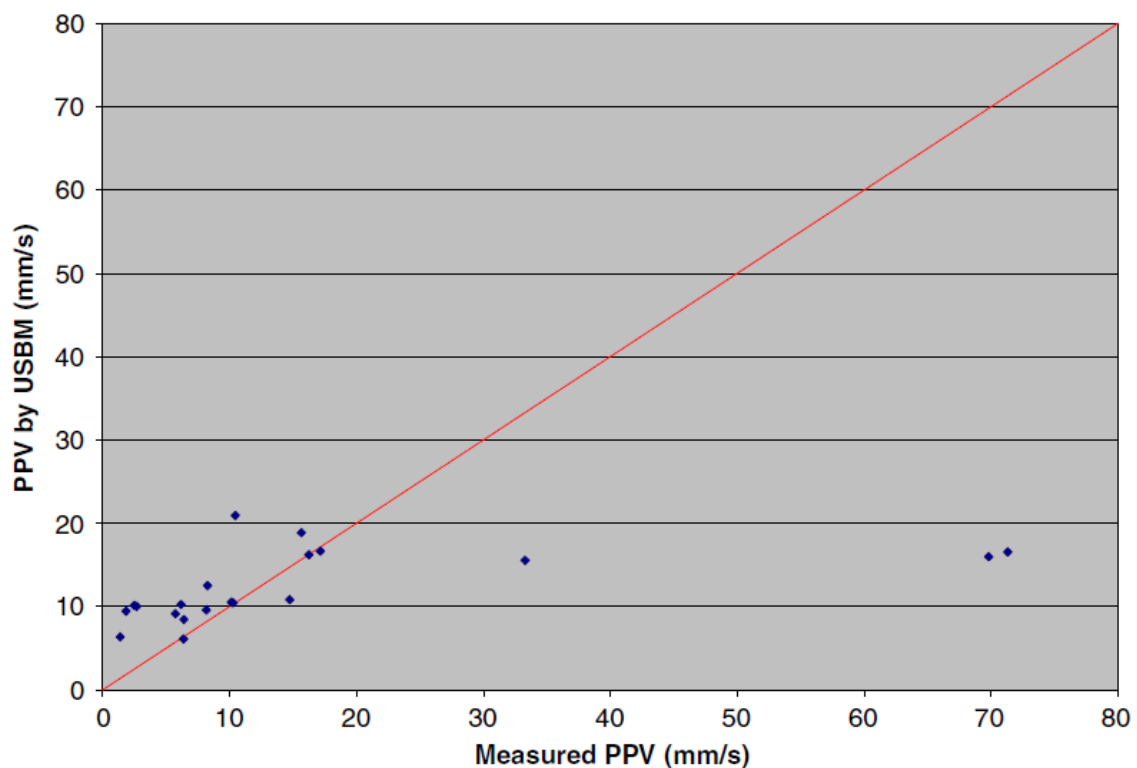
Εικόνα 2.4: Γραφική παράσταση λογάριθμου ρίζας ανηγμένης απόστασης και λογάριθμου PPV (Khandelwal et al, 2007).

Η τιμή του K προέκυψε 47,92 ($10^{1.6805}$) και η τιμή του B προέκυψε -0.5529.

Επομένως η εξίσωση έγινε:

$$V = 47.92 \left[\frac{R}{\sqrt{Q_{max}}} \right]^{-0.5529}$$

Η παραπάνω εξίσωση χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη του PPV των 20 επιπλέον δεδομένων. Η Εικόνα 2.5 δείχνει τη συσχέτιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών του PPV με την εξίσωση USBM. Η συσχέτιση αυτή δεν είναι καλή (Khandelwal et al, 2007).



Εικόνα 2.5: Συσχέτιση τιμών PPV εξίσωσης USBM με πραγματικές (Khandelwal et al, 2007).

2) Ambraseys-Hendron

Η εξίσωση είναι η εξής:

$$V = K \left[\frac{R}{\sqrt[3]{Q_{max}}} \right]^{-B}$$

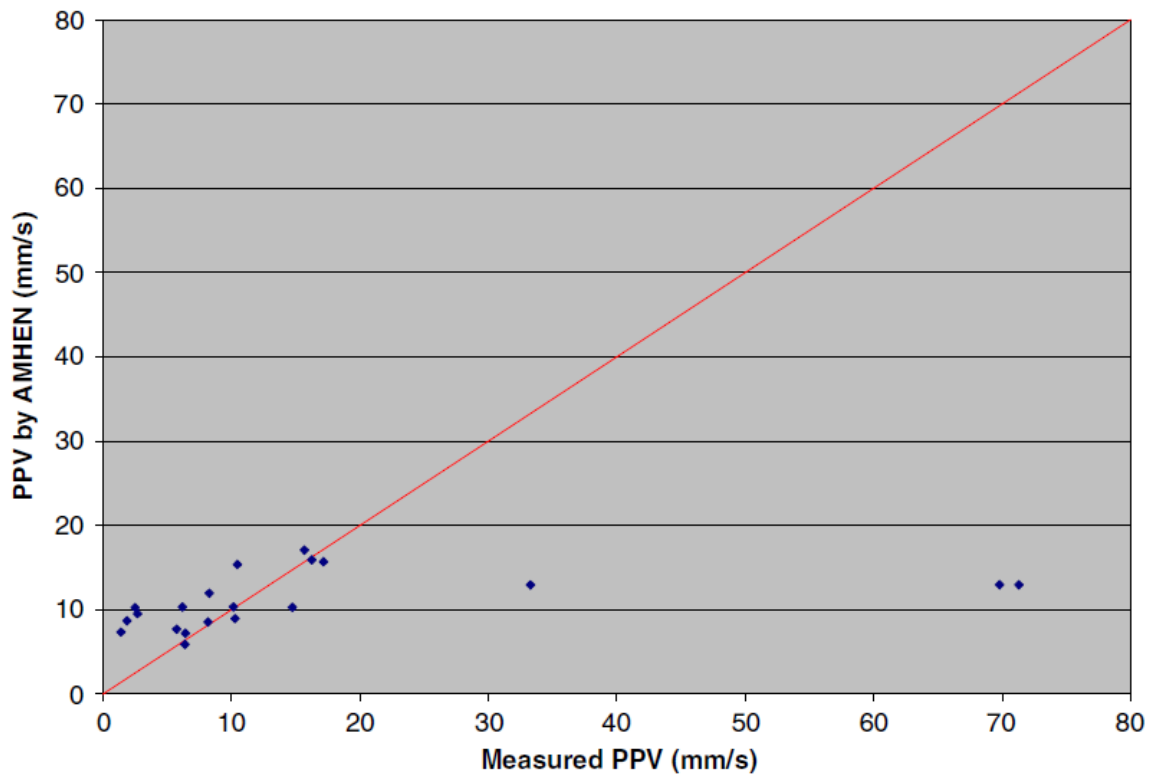
Οι σταθερές υπολογίστηκαν σχεδιάζοντας τη γραφική παράσταση του λογάριθμου της κυβικής ρίζας της ανηγμένης απόστασης και του λογάριθμου του PPV.

Η τιμή του K προέκυψε 56,47 ($10^{1.7518}$) και η τιμή του B προέκυψε -0.4489.

Επομένως η εξίσωση έγινε:

$$V = 56.47 \left[\frac{R}{\sqrt[3]{Q_{max}}} \right]^{-0.4489}$$

Η παραπάνω εξίσωση χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη του PPV των 20 επιπλέον δεδομένων. Η Εικόνα 2.6 δείχνει τη συσχέτιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών του PPV με την εξίσωση Ambraseys-Hendron. Η συσχέτιση αυτή δεν είναι καλή (Khandelwal et al, 2007).



Εικόνα 2.6: Συσχέτιση τιμών PPV εξίσωσης Ambraseys-Hendron με πραγματικές (Khandelwal et al, 2007).

3)Langefors-Kihlstrom

Η εξίσωση είναι η εξής:

$$V = K \left[\sqrt{\frac{Q_{max}}{\sqrt[3]{R^2}}} \right]^B$$

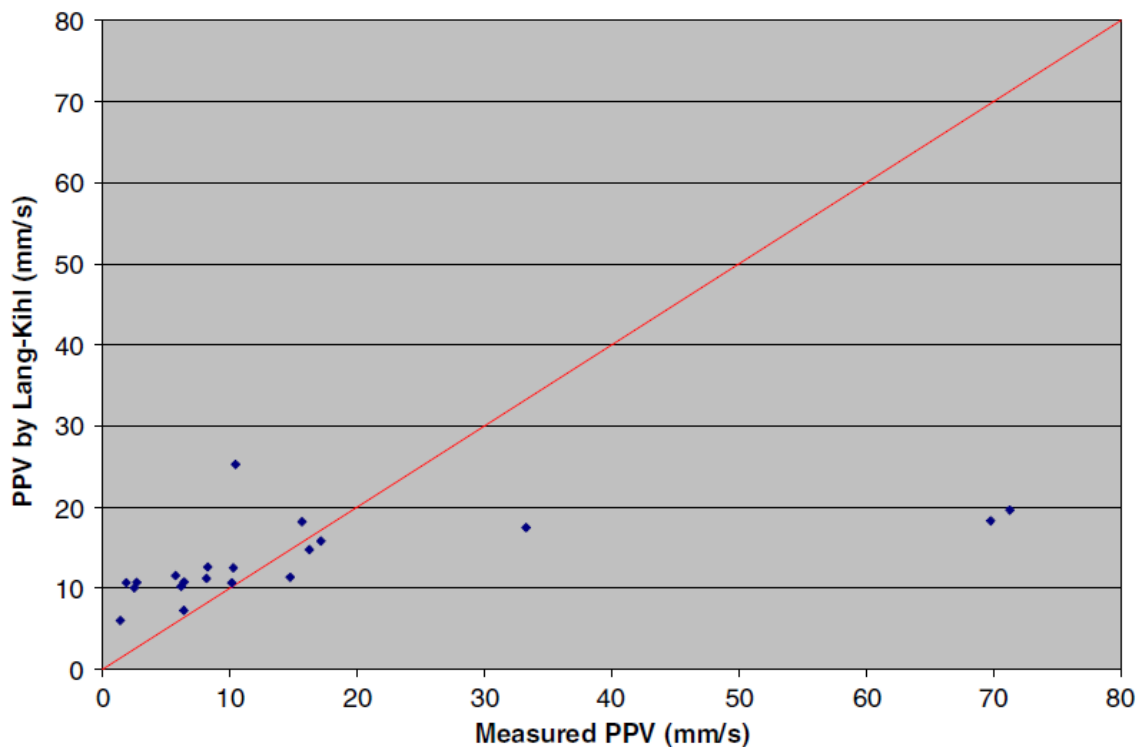
Οι σταθερές υπολογίστηκαν σχεδιάζοντας τη γραφική παράσταση του λογάριθμου του $(Q_{max}/R^{2/3})^{1/2}$ και του λογάριθμου του PPV.

Η τιμή του K προέκυψε $26,607 (10^{1.425})$ και η τιμή του B προέκυψε 0.7139.

Επομένως η εξίσωση έγινε:

$$V = 26.607 \left[\sqrt{\frac{Q_{max}}{\sqrt[3]{R^2}}} \right]^{0.7139}$$

Η παραπάνω εξίσωση χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη του PPV των 20 επιπλέον δεδομένων. Η Εικόνα 2.7 δείχνει τη συσχέτιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών του PPV με την εξίσωση Langefors-Kihlstrom (Khandelwal et al, 2007).



Εικόνα 2.7: Συσχέτιση τιμών PPV εξίσωσης Langefors-Kihlstrom με πραγματικές (Khandelwal et al, 2007).

4) Indian Standard Predictor

Η εξίσωση είναι η εξής:

$$V = K \left[\frac{Q_{max}}{\sqrt[3]{R^2}} \right]^B$$

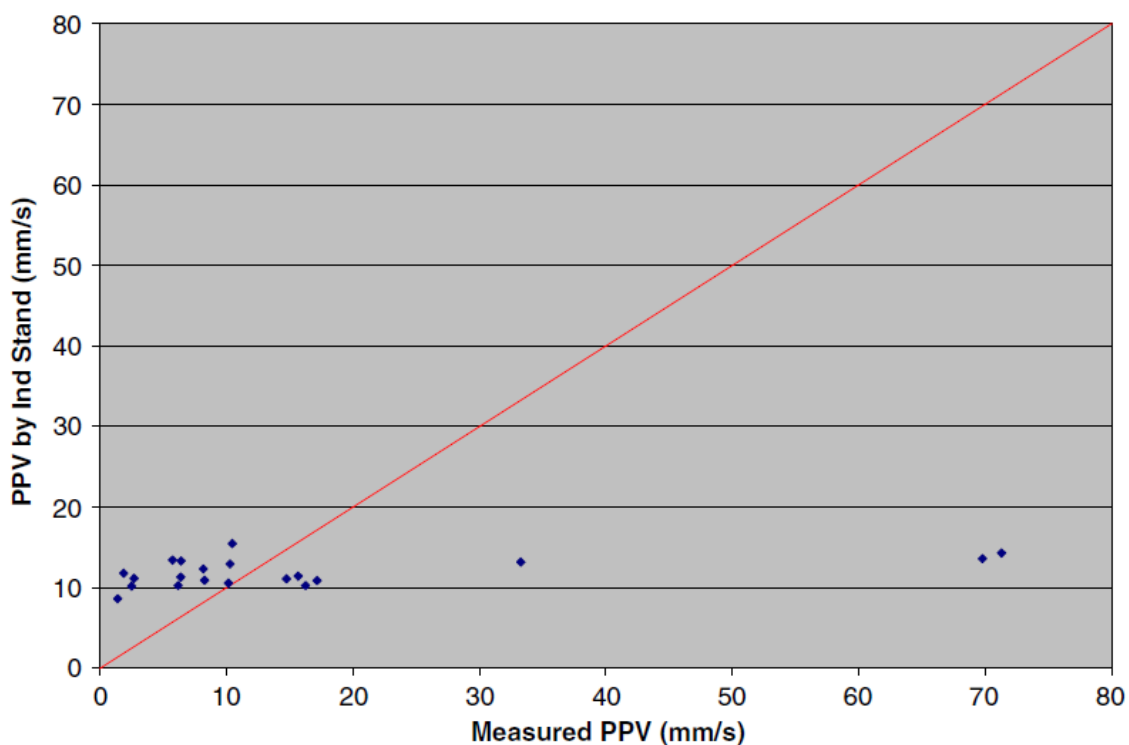
Οι σταθερές υπολογίστηκαν σχεδιάζοντας τη γραφική παράσταση του λογάριθμου του $Q_{max}/R^{2/3}$ και του λογάριθμου του PPV.

Η τιμή του K προέκυψε 7,195 ($10^{0.857}$) και η τιμή του B προέκυψε 0.1661.

Επομένως η εξίσωση έγινε:

$$V = 7.195 \left[\frac{Q_{max}}{\sqrt[3]{R^2}} \right]^{0.1661}$$

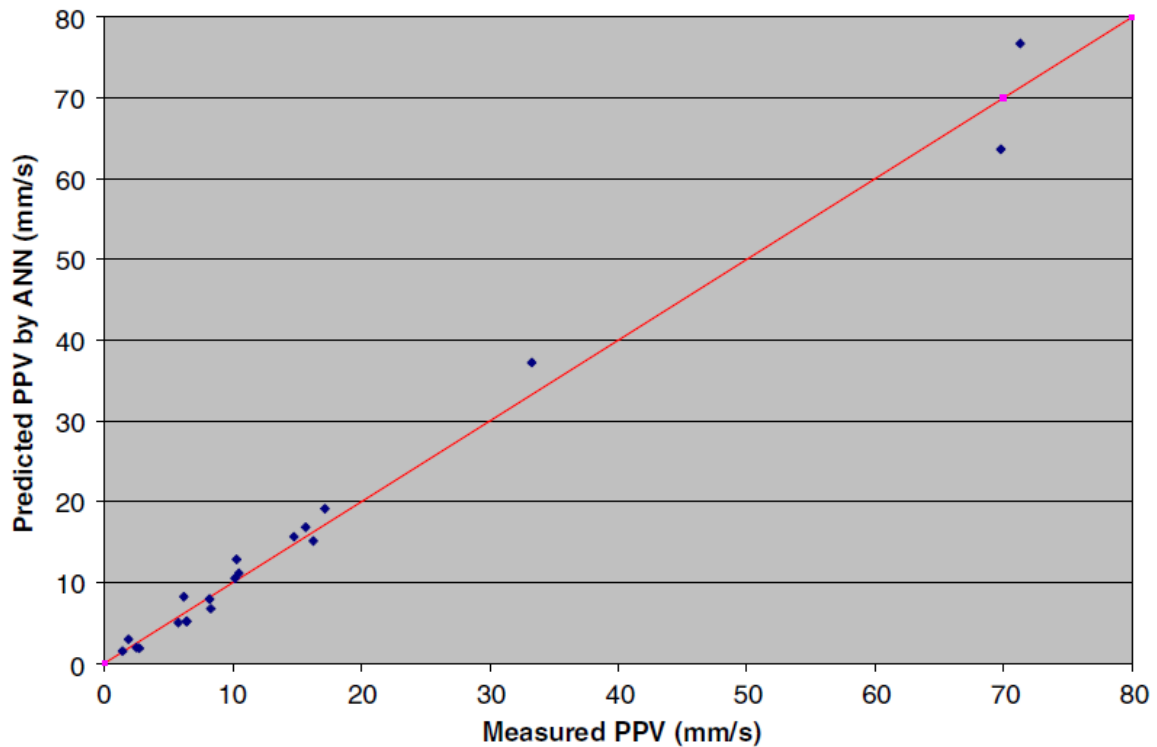
Η παραπάνω εξίσωση χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη του PPV των 20 επιπλέον δεδομένων. Η Εικόνα 2.8 δείχνει τη συσχέτιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών του PPV με την εξίσωση Indian Standard Predictor. Η συσχέτιση και εδώ δεν είναι καλή (Khandelwal et al, 2007).



Εικόνα 2.8: Συσχέτιση τιμών PPV εξίσωσης Indian Standard Predictor με πραγματικές (Khandelwal et al, 2007).

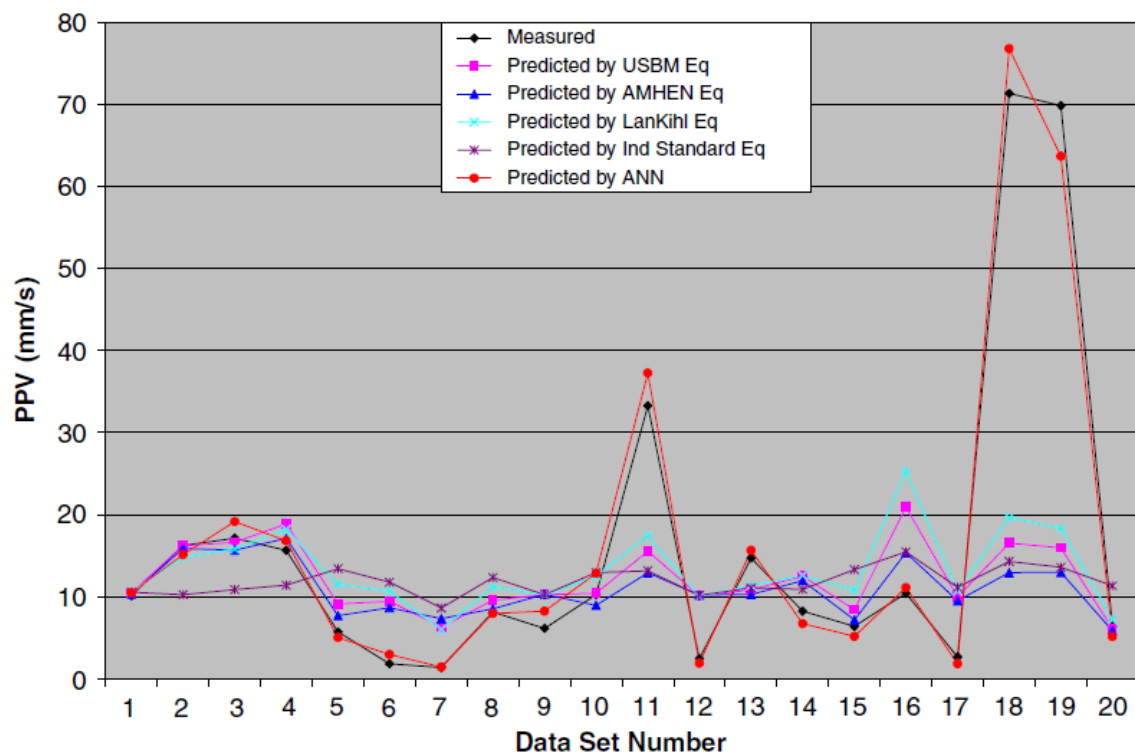
5) Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Η Εικόνα 2.9 δείχνει τη συσχέτιση πραγματικών τιμών του PPV με αυτές που προέβλεψε το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Είναι προφανές ότι το νευρωνικό δίκτυο έχει μεγαλύτερη ικανότητα πρόβλεψης από τις άλλες μεθόδους.



Εικόνα 2.9: Συσχέτιση τιμών PPV τεχνητού νευρωνικού δικτύου με πραγματικές (Khandelwal et al, 2007).

Η Εικόνα 2.10 συγκρίνει τις τιμές του PPV που προέβλεψαν οι άλλες μέθοδοι αλλά και το νευρωνικό δίκτυο με τις πραγματικές τιμές. Η γραμμή που ακολουθούν οι τιμές του νευρωνικού δικτύου ακολουθεί με σωστό τρόπο τη γραμμή των πραγματικών τιμών σε αντίθεση με τις άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Εάν η ασφαλής ποσότητα της εκρηκτικής ύλης υπολογιστεί βάσει των συμβατικών μεθόδων τότε σίγουρα θα δημιουργηθεί πρόβλημα στον έλεγχο των δονήσεων (Khandelwal et al, 2007).



Εικόνα 2.10: Σύγκριση προβλεπόμενου και πραγματικού PPV (Khandelwal et al, 2007).

Σύμφωνα με αυτήν την έρευνα αποδείχτηκε ότι η προσέγγιση του πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης είναι η καλύτερη επιλογή για τη σωστή πρόβλεψη του PPV, με σκοπό την προστασία του κοντινού περιβάλλοντος και κτιρίων. Η χρήση οποιασδήποτε μεθόδου πρόβλεψης χωρίς επικύρωση μπορεί να προκαλέσει επιπλοκές στην ομαλή λειτουργία των ορυχείων. Η έρευνα δείχνει ότι αυτές οι μέθοδοι είτε υπερεκτιμούν είτε υποτιμούν την ασφαλή ποσότητα της εκρηκτικής ύλης με σκοπό να κρατήσουν την τιμή του PPV μέσα στα ασφαλή όρια. Επομένως δεν είναι κατάλληλες για τη συγκεκριμένη περιοχή, που άνθρωποι μένουν σε κοντινή απόσταση (Khandelwal et al, 2007).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ ΜΕ ΕΜΠΕΙΡΙΚΕΣ ΣΧΕΣΕΙΣ - ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΠΑΡΚΟ ΛΑΥΡΙΟΥ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στην περιοχή του Λαυρίου και συγκεκριμένα εντός του Τεχνολογικού Πολιτιστικού Πάρκου, κατασκευάστηκε ένας πρωτοποριακός υπόγειο χώρος για την Ελλάδα που αποσκοπεί στην αποθήκευση τοξικών υλικών, με αφορμή την προσπάθεια εξυγίανσης των εδαφών του Πάρκου, εξαιτίας της μόλυνσής τους. Ο χώρος αυτός προορίζεται για την ασφαλή αποθήκευση των επικίνδυνων αποβλήτων που δημιουργήθηκαν από τη μεταλλευτική και μεταλλουργική δραστηριότητα του εργοστασίου μεταλλουργίας που έδρευε και λειτουργούσε στο χώρο του Τεχνολογικού Πάρκου για περίπου έναν αιώνα.

Κατά την κατασκευή αυτού του χώρου πραγματοποιήθηκαν κάποιες υπόγειες ανατινάξεις, κυρίως για τη διάνοιξη της σήραγγας πρόσβασης και έγινε εκτίμηση των δονήσεων και προσπάθεια περιορισμού της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV), αφού στην περιοχή υπάρχουν πολλά εγκαταλελειμμένα κτίρια τα οποία έχουν χαρακτηριστεί ως βιομηχανικά μνημεία.

Η επιδείνωση της κατάστασης των κτιρίων αυτών, εξαιτίας των εκρήξεων, είναι σοβαρή και αυτό οδήγησε σε ερωτήσεις σχετικά με την εφαρμογή προτύπων και κανόνων, όπως το DIN 4150-3 (1999), σε τέτοιου είδους κτίρια.

Έτσι πραγματοποιήθηκε μια σειρά δοκιμαστικών εκρήξεων ώστε να εκτιμηθεί η πιθανότητα ζημιάς στα κτίρια και για να αναλυθεί πιο συγκεκριμένα η διάβρωση του τοπίου, με σκοπό να γίνει η επιλογή σωστών παραμέτρων ανατίναξης καθώς και να γίνει αξιολόγηση του κανόνα DIN 4150-3 (Benardos et al, 2012).

3.2 ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΟΥ ΧΩΡΟΥ

Ο χώρος κατασκευάστηκε στο δυτικό τμήμα του Τεχνολογικού και Πολιτιστικού Πάρκου, κάτω από ένα μικρό λόφο όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.1. Ο αποθηκευτικός χώρος έχει έκταση 2.475 m^2 και έχει κατασκευαστεί με τη μέθοδο θαλάμων και στύλων, όπου ο κάθε στύλος έχει πλάτος 7m. Στη δυτική πλευρά του αποθηκευτικού χώρου κατασκευάστηκε ένα φρέαρ, βάθους 30 m, που χρησιμοποιείται κυρίως για τον αερισμό του υπόγειου χώρου.

Η σήραγγα πρόσβασης, που έχει πλάτος 4-5 m, ξεκινά από το επίπεδο των +34m και φτάνει στον υπόγειο χώρο με μέγιστη γωνία κλίσης 11% και έχει μήκος περίπου 175m. Η εκσκαφή της σήραγγας έγινε με μηχανικά μέσα μέχρι το μισό του μήκους της και στο υπόλοιπο χρησιμοποιήθηκαν εκρηκτικά αφού εμφανίστηκαν πιο ισχυροί γεωλογικοί σχηματισμοί.



Εικόνα 3.1: Διάταξη της σήραγγας και του υπόγειου χώρου σε σχέση με τα υπέργεια κτίρια στο χώρο του ΤΠΠΑ (Benardos et al, 2012).

Η κύρια σήραγγα πρόσβασης αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της υπόγειας κατασκευής καθώς διευκολύνει, τόσο την κατασκευή του υπόγειου χώρου όσο και τη μεταφορά των βαρελιών που θα περιέχουν τα απόβλητα, κατά τη φάση λειτουργίας του αποθετηρίου. Την ίδια στιγμή όμως, η διαδικασία κατασκευής της αποτελούσε τον μεγαλύτερο κίνδυνο, όσον αφορά τις δονήσεις από τις ανατινάξεις, για τα γύρω ερειπωμένα κτίρια πολιτιστικής κληρονομιάς. Επομένως η κύρια πρόκληση ήταν να αναπτυχθεί κάποιος σχεδιασμός ανατινάξεων που να αφήσει ανέπαφα τα κτίρια αυτά (Benardos et al, 2012).

3.3 ΜΕΤΡΗΣΕΙΣ ΑΠΟ ΔΟΝΗΣΕΙΣ ΠΟΥ ΠΡΟΚΑΛΕΣΑΝ ΟΙ ΑΝΑΤΙΝΑΞΕΙΣ

Η ομάδα σχεδιασμού των ανατινάξεων αρχικά επέλεξε το πρότυπο DIN 4150-3 ως βάση για τις επιτρεπόμενες τιμές της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV) (Πίνακας 3.1), αφού συνιστά ανώτατα όρια για τις τιμές του PPV για να μειωθεί η πιθανότητα βλάβης στα κτίρια. Πραγματοποιήθηκαν συνολικά 19 δοκιμαστικές ανατινάξεις σε χρονικό διάστημα δύο μηνών, που παρείχαν τα απαραίτητα δεδομένα για την εκτίμηση του κινδύνου πρόκλησης ζημιών στα κτίρια και για τον προσδιορισμό των παραμέτρων και ενός σχεδίου ανατινάξεων για μια παραγωγική εξόρυξη.

Πίνακας 3.1: Κριτήρια περιβαλλοντικών επιδόσεων κατασκευών σε δονήσεις μικρής διάρκειας (DIN 4150-3, 1999).

	Είδος κατασκευής	Ενδεικτικές τιμές για την ταχύτητα v_i , σε mm/s			Δόνηση σε οριζόντιο επίπεδο στο ψηλότερο σημείο σε όλες τις συχνότητες
		Συχνότητα δόνησης παραπλεύρως των κατασκευών της τάξης των			
		<10Hz	10-50Hz	50-100Hz*	
1	Κτίρια γραφείων-εργοστάσια	20	20-40	40-50	40
2	Συνήθεις κατασκευές-οικιστικής χρήσης	5	5-15	15-20	15
3	Κατασκευές που λόγω της ευαισθησίας τους δεν εντάσσονται στις παραπάνω κατηγορίες.	3	3-8	8-10	8

* Για συχνότητες μεγαλύτερες των 100 Hz, οι τιμές αυτής της στήλης μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν κατώτερες τιμές.

Οι δοκιμές πραγματοποιήθηκαν σε δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση οι δοκιμές είχαν ως στόχο τον προσδιορισμό της γόμωσης και του σχεδίου ανατίναξης. Έτσι ένα μεγάλο εύρος αυτών των παραμέτρων χρησιμοποιήθηκε και αξιολογήθηκε, ξεκινώντας από μερικά διατρήματα και συνεχίζοντας σταδιακά σε ολομέτωπη ανατίναξη. Στη δεύτερη φάση περιελήφθησαν οι παραγωγικές ανατινάξεις που ακολουθούσαν μια σταθερή γόμωση και ένα συγκεκριμένο μήκος διατρήματος. Αυτή η τελευταία φάση χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση απόδοσης των κτιρίων στις δονήσεις του εδάφους (Benardos et al, 2012).

Οι δονήσεις από τις ανατινάξεις που πραγματοποιήθηκαν στο ΤΠΠΑ καταγράφηκαν από την ομάδα του ΕΜΠ και έτσι συλλέχτηκαν 51 καταγραφές δεδομένων, που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 3.2).

Πίνακας 3.2: Μετρήσεις δονήσεων από τις εκρήξεις στη σήραγγα πρόσβασης (Benardos et al, 2012).

Id	PPV (mm/s)	Frequency, f (Hz)	Charge per delay, W (kg)	Distance, D (m)	Scaled Distance, D/W ^{1/2}	Scaled Distance, D/W ^{1/3}
1	2.29	>100	0.63	55.5	69.9	64.7
2	0.38	15	0.63	102.7	129.4	119.8
3	4.93	42	0.63	79.7	100.4	92.9
4	0.32	4	0.84	55.5	60.5	58.8
5	0.18	8	0.84	38.6	42.1	40.9
6	1.24	26	0.84	78.5	85.7	83.2
7	4.32	>100	1.05	54.2	52.9	53.3
8	3.81	>100	1.05	54.2	52.9	53.3
9	7.62	>100	1.47	54.2	44.7	47.7
10	9.91	57	1.05	22.9	22.3	22.5
11	10.41	>100	1.05	22.9	22.3	22.5
12	19.80	73	1.47	22.9	18.9	20.1
13	1.20	19	1.05	78.5	76.6	77.2
14	1.13	28	1.05	78.5	76.6	77.2
15	1.64	22	1.47	78.5	64.7	69.0
16	1.46	64	1.68	128.5	99.1	108.1
17	14.22	43	1.68	22.5	17.4	18.9
18	6.22	37	1.68	53.4	41.2	44.9
19	0.21	16	1.68	73.8	56.9	62.0
20	2.28	29	1.68	76.8	59.3	64.6
21	5.27	39	1.36	37.2	31.9	33.6
22	13.97	32	1.36	22.5	19.3	20.3
23	0.70	30	1.36	72.3	62.0	65.3
24	7.62	30	1.36	53.4	45.7	48.2
25	1.60	36	1.36	76.8	65.9	69.3
26	4.06	23	3.00	36.5	21.1	25.3
27	18.03	34	3.00	22.2	12.8	15.4
28	1.08	28	3.00	70.7	40.8	49.0
29	8.13	64	3.00	51.7	29.8	35.8
30	1.02	55	3.00	139.0	80.3	96.4
31	2.98	>100	1.47	35.3	29.1	31.0
32	11.94	>100	1.47	21.4	17.7	18.8
33	0.89	43	1.47	68.7	56.7	60.5
34	9.14	85	1.47	50.6	41.7	44.5
35	19.05	43	1.47	21.6	17.8	19.0
36	0.83	23	1.47	67.2	55.4	59.1
37	9.40	>100	1.47	49.0	40.4	43.1
38	1.23	62	1.47	135.3	111.6	119.0
39	3.94	42	1.47	34.7	28.6	30.5
40	9.65	>100	1.47	47.4	39.1	41.7
41	0.83	34	1.47	65.6	54.1	57.7
42	15.49	>100	1.47	21.7	17.9	19.1
43	2.40	36	1.47	133.5	110.1	117.4
44	6.60	>100	1.47	106.6	87.9	93.8
45	1.34	48	1.47	107.6	88.7	94.6
46	0.70	19	1.47	45.8	37.8	40.3
47	8.13	76	1.47	44.5	36.7	39.1
48	1.97	30	1.47	104.4	86.1	91.8
49	20.57	68	1.47	25.6	21.1	22.5
50	5.97	>100	1.47	46.5	38.4	40.9
51	1.92	58	1.47	105.9	87.3	93.1

3.4 ΑΝΑΛΥΣΗ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΤΩΝ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ (PPV)

Η μέθοδος της ανηγμένης απόστασης για την ανάλυση των δονήσεων είναι η πιο διαδεδομένη μέθοδος, που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη και τον έλεγχο της έντασης των δονήσεων υπολογίζοντας το συνδυασμό της απόστασης και της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης. Παρέχει μια κανονικοποιημένη γραφική παράσταση της έντασης εκρήξεων, λαμβάνοντας υπόψη τις επικρατούσες συνθήκες του εδάφους και το γεγονός ότι η ταχύτητα δόνησης είναι ανάλογη με το βάρος των εκρηκτικών που πυροδοτούνται, ενώ είναι αντιστρόφως ανάλογη της απόστασης από το σημείο της ανατίναξης.

Χρησιμοποιείται για να περιγράψει το νόμο εξασθένησης των δονήσεων, που πρόκειται για ένα δείκτη πρόβλεψης της εδαφικής κίνησης και χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό του PPV. Εκφράζεται με τον παρακάτω τύπο (Μαυρομιχάλης, 2008):

$$v = K \frac{D^a}{W^b} \quad (1)$$

Όπου,

V: Η ταχύτητα της δόνησης σωματιδίων εδάφους σε mm/s,

W: Η συνολική ποσότητα της εκρηκτικής ύλης σε kg,

D: Η απόσταση από το σημείο ανατίναξης,

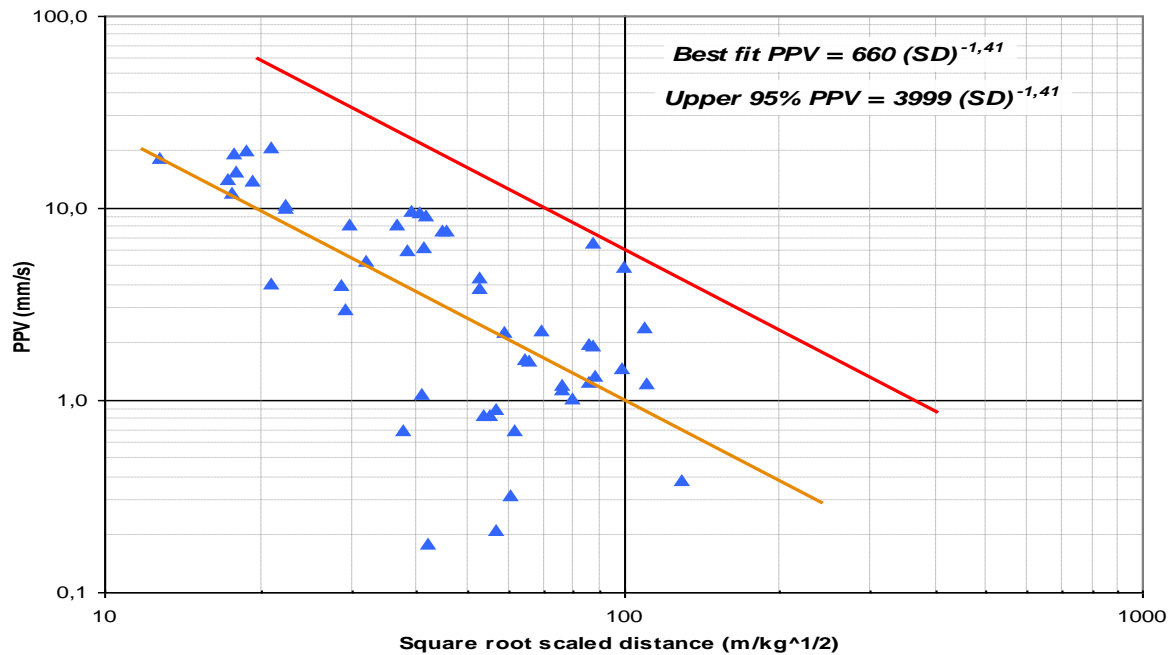
K, a, b: Είναι συντελεστές που εξαρτώνται από τις γεωλογικές συνθήκες του χώρου όπου γίνεται η ανατίναξη.

Πιο συγκεκριμένα, δύο τύποι ανηγμένης απόστασης χρησιμοποιήθηκαν. Ο πρώτος είναι της τετραγωνικής ρίζας ($SD = D/W^{1/2}$) και χρησιμοποιείται συνήθως για επιφανειακές ανατινάξεις. Ο δεύτερος είναι της κυβικής ρίζας ($SD = D/W^{1/3}$) και χρησιμοποιείται σε μεγάλης κλίμακας υπόγειες ανατινάξεις. Βάσει των παραπάνω, η εξίσωση (1) γίνεται:

$$PPV = K \left(\frac{D}{\sqrt{W}} \right)^m \quad (2.a) \quad \text{ή} \quad PPV = K \left(\frac{D}{\sqrt[3]{W}} \right)^m \quad (2.b)$$

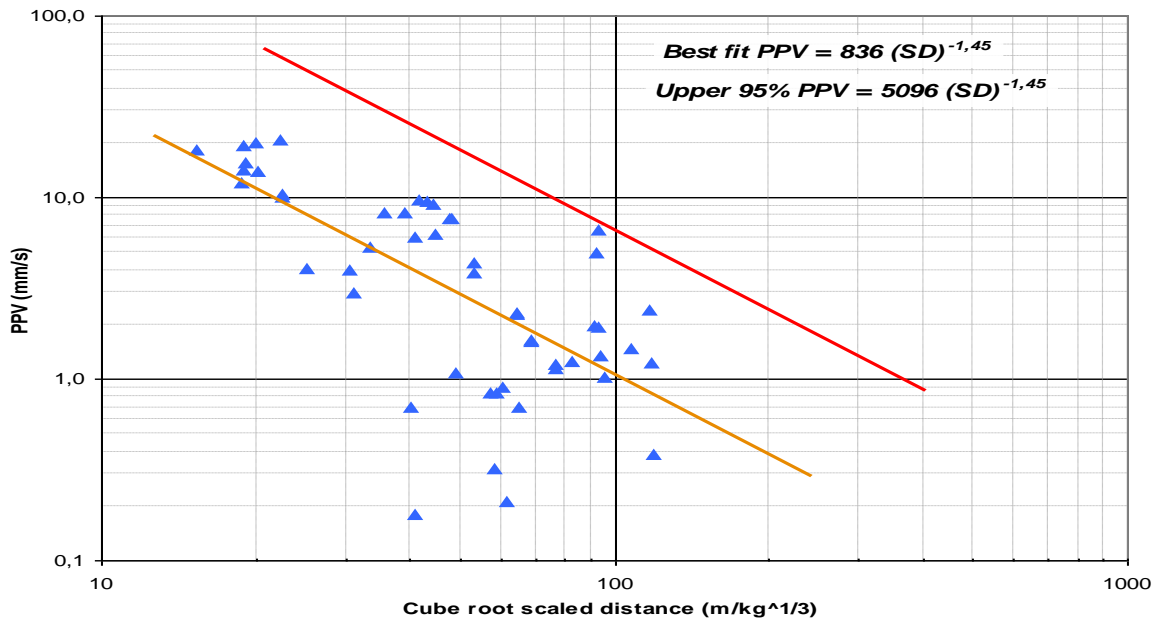
Όπου K και m είναι συντελεστές που εξαρτώνται από τις γεωλογικές συνθήκες του εργοταξίου.

Οι συντελεστές K και m για την εξίσωση 2.a προσδιορίζονται με το σχεδιασμό της γραφικής παράστασης μεταξύ της τετραγωνικής ρίζας της ανηγμένης απόστασης και του PPV σε κλίμακα log-log (Γράφημα 3.1) (Benardos et al, 2012).



Γράφημα 3.1: Γραφική παράσταση τετραγωνικής ρίζας ανηγμένης απόστασης και PPV (Benardos et al, 2012).

Οι συντελεστές K και m για την εξίσωση 2.b προσδιορίζονται με το σχεδιασμό της γραφικής παράστασης μεταξύ της τετραγωνικής ρίζας της ανηγμένης απόστασης και του PPV σε κλίμακα log-log (Γράφημα 3.2) (Benardos et al, 2012).



Γράφημα 3.2: Γραφική παράσταση κυβικής ρίζας ανηγμένης απόστασης και PPV (Μαυρομηγάλης, 2008).

Ύστερα από των υπολογισμό των συντελεστών K και m οι εξισώσεις έγιναν:

$$PPV = 660 \left(\frac{D}{\sqrt{W}} \right)^{-1.41} \quad (3.a)$$

and

$$PPV = 836 \left(\frac{D}{\sqrt[3]{W}} \right)^{-1.45} \quad (3.b)$$

Αυτές οι δύο εξισώσεις χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη του PPV για 16 μετρήσεις. Στον Πίνακα 3.3 δίνονται οι πραγματικές και οι προβλεπόμενες τιμές του PPV της εξίσωσης 3.a, καθώς και οι τιμές εισαγωγής της απόστασης και της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης.

Πίνακας 3.3: Αποτελέσματα εξίσωσης 3.a.

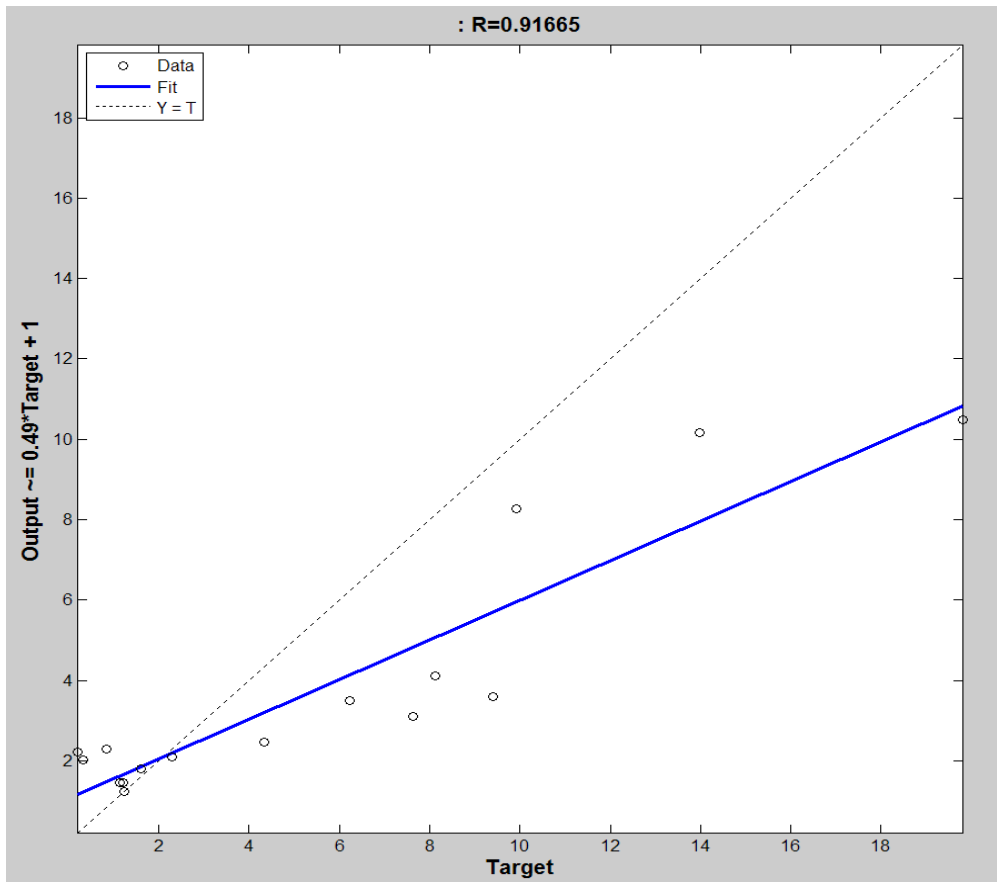
<i>Προβλεπόμενες τιμές PPV (mm/s)</i>	<i>Πραγματικές τιμές PPV (mm/s)</i>	<i>Απόσταση (m)</i>	<i>Ποσότητα εκρηκτικών (kg)</i>
2,02	0,32	55,5	0,84
1,24	1,24	78,5	0,84
2,45	4,32	54,2	1,05
3,1	7,62	54,2	1,47
8,26	9,91	22,9	1,05
10,47	19,8	22,9	1,47
1,45	1,2	78,5	1,05
1,45	1,13	78,5	1,05
3,487	6,22	53,4	1,68
2,21	0,21	73,8	1,68
2,089	2,28	76,8	1,68
10,16	13,97	22,5	1,36
1,8	1,6	76,8	1,36
2,29	0,83	67,2	1,47
3,58	9,4	49	1,47
4,1	8,13	44,5	1,47

Στον Πίνακα 3.3 δίνονται οι πραγματικές και οι προβλεπόμενες τιμές του PPV της εξίσωσης 3.b, καθώς και οι τιμές εισαγωγής της απόστασης και της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης.

Πίνακας 3.3: Αποτελέσματα εξίσωσης 3.b.

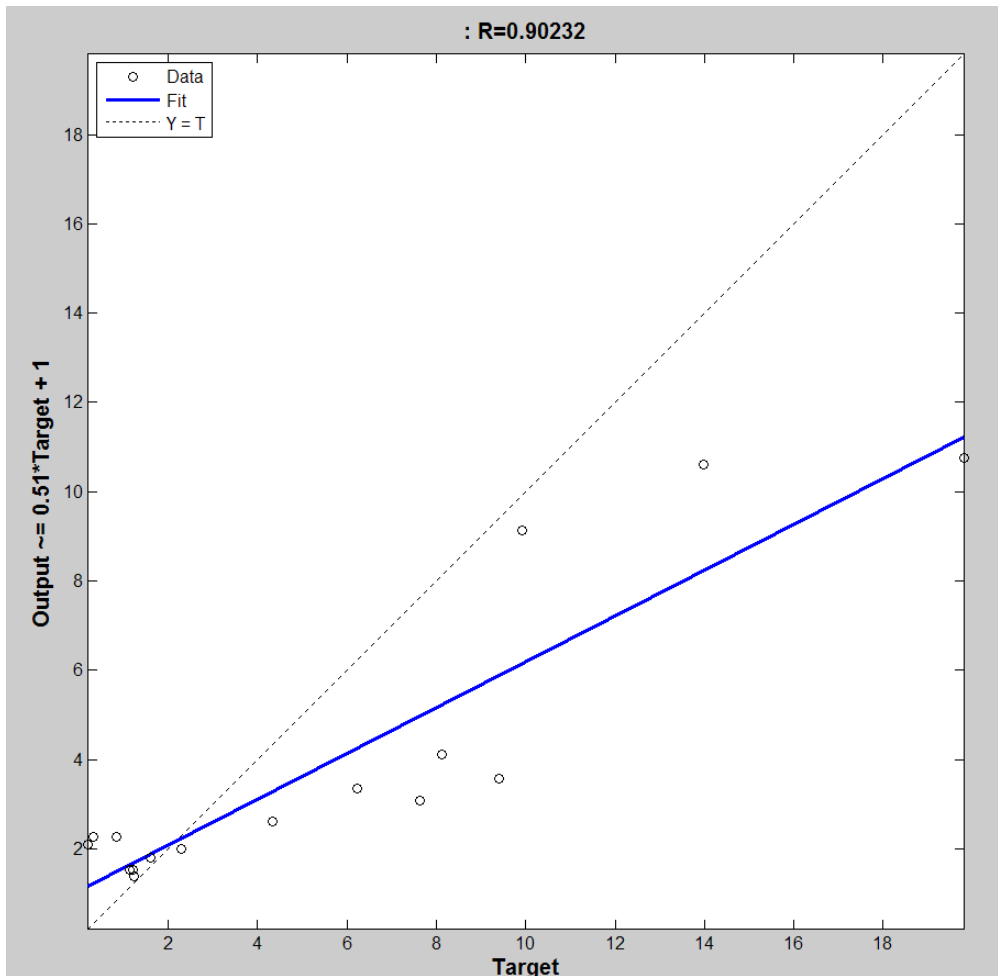
<i>Προβλεπόμενες τιμές PPV (mm/s)</i>	<i>Πραγματικές τιμές PPV (mm/s)</i>	<i>Απόσταση (m)</i>	<i>Ποσότητα εκρηκτικών (kg)</i>
2,27	0,32	55,5	0,84
1,37	1,24	78,5	0,84
2,61	4,32	54,2	1,05
3,081	7,62	54,2	1,47
9,13	9,91	22,9	1,05
10,74	19,8	22,9	1,47
1,53	1,2	78,5	1,05
1,53	1,13	78,5	1,05
3,35	6,22	53,4	1,68
2,1	0,21	73,8	1,68
1,98	2,28	76,8	1,68
10,619	13,97	22,5	1,36
1,79	1,6	76,8	1,36
2,25	0,83	67,2	1,47
3,56	9,4	49	1,47
4,1	8,13	44,5	1,47

Ο συντελεστής συσχέτισης για την εξίσωση 3.a προέκυψε $R=0,91655$ όπως φαίνεται στην παρακάτω γραφική παράσταση (Γράφημα 3.3).



Γράφημα 3.3: Γραφική παράσταση συσχέτισης πραγματικών με προβλεπόμενων τιμών PPV για εξίσωση 3.a (εξίσωση τετραγωνικής ρίζας).

Ομοίως ο συντελεστής συσχέτισης για την εξίσωση 3.b προέκυψε $R=0,90232$ όπως φαίνεται στην παρακάτω γραφική παράσταση (Γράφημα 3.4).



Γράφημα 3.4: Γραφική παράσταση συσχέτισης πραγματικών με προβλεπόμενων τιμών PPV για εξίσωση 3.b (εξίσωση κυβικής ρίζας).

Τα αποτελέσματα αυτών των δύο αναλύσεων αξιολογούνται και συγκρίνονται με τα αποτελέσματα που έδωσαν τα νευρωνικά δίκτυα στο ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΑΧΥΤΗΤΑΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός αυτής της εργασίας είναι να κατασκευαστεί, αρχικά, τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) που να μπορεί να προβλέψει ικανοποιητικά την μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV) ύστερα από μία ανατίναξη γνωρίζοντας μόνο την απόσταση από το σημείο της έκρηξης και την ποσότητα της εκρηκτικής ύλης που χρησιμοποιείται για την ανατίναξη. Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας πάλι τα ίδια δεδομένα, σκοπός είναι να κατασκευαστεί νέο ΤΝΔ για την ικανοποιητική πρόβλεψη πάλι του PPV αλλά και της συχνότητας της ανατίναξης.

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται περιγραφή της διαδικασίας κατασκευής των τεχνητών νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη του PPV και της συχνότητας, πραγματοποιούνται οι αναλύσεις και δίνονται τα αποτελέσματα αυτών των αναλύσεων. Η διεξαγωγή των αναλύσεων πραγματοποιήθηκε με το λογισμικό MATLAB R2012b και την εξειδικευμένη εργαλειοθήκη για νευρωνικά δίκτυα (Neural Network Toolbox).

Αρχικά δίνονται τα δεδομένα από τις ανατινάξεις που πραγματοποιήθηκαν στο Τεχνολογικό Πάρκο Λαυρίου τα οποία, ύστερα από επεξεργασία, εισήχθησαν στο πρόγραμμα.

Στη συνέχεια γίνεται ο σχεδιασμός του ΤΝΔ και ύστερα κατασκευάζεται η ακολουθία των εντολών που θα εκτελέσει το πρόγραμμα για την δημιουργία του. Για την καλύτερη κατανόηση της νέας έκδοσης προγράμματος, κατασκευάστηκαν δύο ακολουθίες εντολών, δηλαδή δύο ΤΝΔ ισοδύναμα που εκτελούσαν διαφορετικές εντολές. Κατά την πρώτη ακολουθία κάθε ενέργεια που εκτελεί το πρόγραμμα ορίζεται από το χρήστη αποκλείοντας το λογισμικό να πραγματοποιήσει, βάσει των εργοστασιακών του ρυθμίσεων, άλλη ενέργεια και δεν περιλαμβάνει τη λειτουργία της επικύρωσης. Στη δεύτερη ορίζονται από το χρήστη οι παράμετροι των εργοστασιακών ρυθμίσεων του λογισμικού και αυτό εκτελεί αυτόματα ενώ περιλαμβάνει και την λειτουργία της επικύρωσης.

4.2 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΙΣΑΓΩΓΗΣ

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση (training) και τον έλεγχο (testing) των νευρωνικών δικτύων προέρχονται από τις δοκιμαστικές ανατινάξεις, που έλαβαν μέρος στο Τεχνολογικό Πάρκο Λαυρίου κατά τη διάρκεια των εργασιών για την διάνοιξη της σήραγγας πρόσβασης στον υπόγειο χώρο αποθήκευσης επικίνδυνων αποβλήτων. Πρόκειται για 19 ανατινάξεις για τις οποίες υπάρχουν και 51 καταγραφές δεδομένων.

Ο τρόπος με τον οποίο πραγματοποιήθηκαν οι ανατινάξεις αναφέρθηκε στο ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - Υποενότητα 3.3 και τα δεδομένα περιέχονται στον Πίνακα 3.2. Από τις έξι στήλες παραμέτρων του Πίνακα 3.2, για την πρώτη διερεύνηση, χρησιμοποιήθηκαν οι τρεις, η απόσταση (Distance, D), η ποσότητα της εκρηκτικής ύλης (Charge per delay, W) και η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (Peak Particle Velocity, PPV). Στη δεύτερη διερεύνηση συμπεριλήφθηκε, εκτός των άλλων και η συχνότητα (Frequency, F).

Για να μπορέσουν να εισαχθούν στο πρόγραμμα τα δεδομένα από τις ανατινάξεις και για τις δύο διερευνήσεις, ο Πίνακας 3.2 αναδιαμορφώθηκε. Τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε εκείνα που θα χρησιμοποιούνταν για την εκπαίδευση (training) του νευρωνικού δικτύου και σε εκείνα που θα χρησιμοποιούνταν για τον έλεγχο του (testing), ενώ αφαιρέθηκαν οι στήλες των παραμέτρων που δε θα χρησιμοποιούνταν.

Αρχικά βρέθηκε η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή της κάθε παραμέτρου. Είναι σημαντικό στα δεδομένα που εισάγονται στο ΤΝΔ για την εκπαίδευσή του να περιλαμβάνονται εκείνα που περιέχουν τη μέγιστη και την ελάχιστη τιμή της κάθε παραμέτρου. Με αυτόν τον τρόπο το νευρωνικό δίκτυο αποκτά ένα ανώτερο και ένα κατώτερο όριο τιμών, εκπαιδεύεται μέσα στο εύρος αυτό και κατά τη δοκιμή του αυξάνεται η πιθανότητα να κάνει καλύτερες προβλέψεις. Στη συνέχεια το προς εκπαίδευση υποσύνολο τροποποιήθηκε βάσει του κριτηρίου αντιπροσώπευσης όλου του εύρους τιμών για κάθε παράμετρο. Αυτό είχε σαν αποτέλεσμα την πιο ομαλή εκπαίδευση του ΤΝΔ.

Παρακάτω δίνεται ο πίνακας (Πίνακας 4.1) με το σύνολο των δεδομένων εισόδου και εξόδου. Πρόκειται για τον πίνακα δεδομένων, όπως διαμορφώθηκε για τη δεύτερη διερεύνηση. Η διαμόρφωσή αυτού το πίνακα καθώς και όλων γενικότερα των πινάκων δεδομένων εισαγωγής για την κάθε διερεύνηση πραγματοποιήθηκε στο πρόγραμμα Excel. Από αυτούς τους πίνακες, στη συνέχεια, το πρόγραμμα MATLAB άντλησε τα δεδομένα.

Πίνακας 4.1: Σύνολο δεδομένων εισόδου και εξόδου.

A/A	Μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων, PPV (mm/s)	Συχνότητα, F (Hz)	Ποσότητα εκρηκτικής ύλης, W (Kg)	Απόσταση, D (m)
1	2,29	101	0,63	55,5
2	0,38	15	0,63	102,7
3	0,32	4	0,84	55,5
4	0,18	8	0,84	38,6
5	3,81	101	1,05	54,2
6	10,41	101	1,05	22,9
7	1,64	22	1,47	78,5
8	1,46	64	1,68	128,5
9	14,22	43	1,68	22,5
10	5,27	39	1,36	37,2
11	0,7	30	1,36	72,3
12	7,62	30	1,36	76,8
13	4,06	23	3	36,5
14	18,03	34	3	22,2
15	1,08	28	3	70,7
16	8,13	64	3	51,7
17	1,02	55	3	139
18	2,98	101	1,47	35,3
19	11,94	101	1,47	21,4
20	20,57	68	1,47	25,6
21	19,05	43	1,47	21,6
22	9,14	85	1,47	50,6
23	1,23	62	1,47	135,3
24	3,94	42	1,47	34,7
25	9,65	101	1,47	47,4
26	0,83	34	1,47	65,6
27	15,49	101	1,47	21,7
28	2,4	36	1,47	133,5
29	6,6	101	1,47	106,6
30	1,34	48	1,47	107,6
31	0,7	19	1,47	45,8
32	1,97	30	1,47	104,4
33	0,89	43	1,47	68,7
34	5,97	101	1,47	46,5
35	1,92	58	1,47	105,9
36	4,93	42	0,63	79,7
37	1,24	26	0,84	78,5
38	4,32	101	1,05	54,2
39	7,62	101	1,47	54,2
40	9,91	57	1,05	22,9
41	19,8	73	1,47	22,9
42	1,2	19	1,05	78,5
43	1,13	28	1,05	78,5
44	6,22	37	1,68	53,4
45	0,21	16	1,68	73,8
46	2,28	29	1,68	76,8
47	13,97	32	1,36	22,5
48	1,6	36	1,36	76,8
49	0,83	23	1,47	67,2
50	9,4	101	1,47	49
51	8,13	76	1,47	44,5

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση (training) του ΤΝΔ στη διερεύνηση που περιελάμβανε την πρόβλεψη και στις συχνότητες ήταν 35 για κάθε παράμετρο και δίνονται στον παρακάτω Πίνακα 4.1.a.

Πίνακας 4.1.a: Δεδομένα εκπαίδευσης ΤΝΔ για διερεύνηση με πρόβλεψη συχνότητας.

A/A	Μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων, PPV (mm/s)	Συχνότητα, F (Hz)	Ποσότητα εκρηκτικής ύλης, W (Kg)	Απόσταση, D (m)
1	2,29	101	0,63	55,5
2	0,38	15	0,63	102,7
3	0,32	4	0,84	55,5
4	0,18	8	0,84	38,6
5	3,81	101	1,05	54,2
6	10,41	101	1,05	22,9
7	1,64	22	1,47	78,5
8	1,46	64	1,68	128,5
9	14,22	43	1,68	22,5
10	5,27	39	1,36	37,2
11	0,7	30	1,36	72,3
12	7,62	30	1,36	76,8
13	4,06	23	3	36,5
14	18,03	34	3	22,2
15	1,08	28	3	70,7
16	8,13	64	3	51,7
17	1,02	55	3	139
18	2,98	101	1,47	35,3
19	11,94	101	1,47	21,4
20	20,57	68	1,47	25,6
21	19,05	43	1,47	21,6
22	9,14	85	1,47	50,6
23	1,23	62	1,47	135,3
24	3,94	42	1,47	34,7
25	9,65	101	1,47	47,4
26	0,83	34	1,47	65,6
27	15,49	101	1,47	21,7
28	2,4	36	1,47	133,5
29	6,6	101	1,47	106,6
30	1,34	48	1,47	107,6
31	0,7	19	1,47	45,8
32	1,97	30	1,47	104,4
33	0,89	43	1,47	68,7
34	5,97	101	1,47	46,5
35	1,92	58	1,47	105,9

Σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή για την απόσταση είναι $D= 139m$ και $D= 21,4m$ αντίστοιχα. Η μέγιστη και ελάχιστη τιμή για την ποσότητα της εκρηκτικής ύλης είναι $W= 3Kg$ και $W= 0,63Kg$ αντίστοιχα ενώ η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή για την ταχύτητα των σωματιδίων είναι $PPV= 0,18mm/s$ και $PPV= 20,57mm/s$ αντίστοιχα. Για τη συχνότητα η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή είναι $F= 101Hz$ και $F= 4Hz$ αντίστοιχα.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο (testing) του ΤΝΔ ήταν 16 για κάθε παράμετρο και δίνονται στον παρακάτω Πίνακα 4.1.b.

Πίνακας 4.1.b: Δεδομένα ελέγχου ΤΝΔ για διερεύνηση με πρόβλεψη συχνότητας.

A/A	Μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων, PPV (mm/s)	Συχνότητα, F (Hz)	Ποσότητα εκρηκτικής ύλης, W (Kg)	Απόσταση, D (m)
1	4,93	42	0,63	79,7
2	1,24	26	0,84	78,5
3	4,32	101	1,05	54,2
4	7,62	101	1,47	54,2
5	9,91	57	1,05	22,9
6	19,8	73	1,47	22,9
7	1,2	19	1,05	78,5
8	1,13	28	1,05	78,5
9	6,22	37	1,68	53,4
10	0,21	16	1,68	73,8
11	2,28	29	1,68	76,8
12	13,97	32	1,36	22,5
13	1,6	36	1,36	76,8
14	0,83	23	1,47	67,2
15	9,4	101	1,47	49
16	8,13	76	1,47	44,5

Βάσει αυτών των δεδομένων ελέγχεται αν το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε σωστά. Ο έλεγχος του νευρωνικού δικτύου γίνεται αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία της εκπαίδευσής του. Πιο συγκεκριμένα, στη φάση της του ελέγχου, δίνονται στο εκπαιδευμένο πλέον, νευρωνικό δίκτυο οι τιμές της απόστασης και της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης και βάσει αυτών το δίκτυο προβλέπει τις τιμές της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων και της συχνότητας. Στη συνέχεια γίνεται σύγκριση και εκτίμηση των αποτελεσμάτων βάσει κάποιων παραμέτρων που αναφέρονται σε επόμενη ενότητα του Κεφαλαίου (ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 – ΥΠΟΕΝΟΤΗΤΑ 4.3.4).

Για την διερεύνηση, η οποία δεν περιλαμβάνει τη συχνότητα, οι πίνακες δεδομένων διαμορφώθηκαν με διαφορετικό τρόπο, αφού δεν χρειάστηκε να ληφθούν υπόψη η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή της συχνότητας. Στον Πίνακα 4.1.c δίνονται τα δεδομένα για την εκπαίδευση (training) του ΤΝΔ, που προβλέπει μόνο τη μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων, τα οποία είναι 35 για κάθε παράμετρο.

Πίνακας 4.1.c: Δεδομένα εκπαίδευσης ΤΝΔ για διερεύνηση μόνο για την πρόβλεψη του PPV.

A/A	Μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων, PPV (mm/s)	Ποσότητα εκρηκτικής ύλης, W (Kg)	Απόσταση, D (m)
1	2,29	0,63	55,5
2	0,38	0,63	102,7
3	4,93	0,63	79,7
4	0,18	0,84	55,5
5	3,81	1,05	54,2
6	10,41	1,05	22,9
7	1,64	1,47	78,5
8	1,46	1,68	128,5
9	14,22	1,68	22,5
10	5,27	1,36	37,2
11	0,7	1,36	72,3
12	7,62	1,36	53,4
13	4,06	3	36,5
14	18,03	3	22,2
15	1,08	3	70,7
16	8,13	3	51,7
17	1,02	3	139
18	2,98	1,47	35,3
19	11,94	1,47	21,4
20	20,57	1,47	25,6
21	19,05	1,47	21,6
22	9,14	1,47	50,6
23	1,23	1,47	135,3
24	3,94	1,47	34,7
25	9,65	1,47	47,4
26	0,83	1,47	65,6
27	15,49	1,47	21,7
28	2,4	1,47	133,5
29	6,6	1,47	106,6
30	1,34	1,47	107,6
31	0,7	1,47	45,8
32	1,97	1,47	104,4
33	0,89	1,47	68,7
34	5,97	1,47	46,5
35	1,92	1,47	105,9

Οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές των παραμέτρων είναι οι ίδιες, όπως αναφέρθηκαν παραπάνω για τον Πίνακα 4.1.a. Η διαφορά του Πίνακα 4.1.c με τον Πίνακα 4.1.a είναι σε κάποια δεδομένα, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στη διερεύνηση, για την πρόβλεψη μόνο του PPV, για την εκπαίδευση ενώ στη διερεύνηση που περιελάμβανε και τη συχνότητα, για τη δοκιμή. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι στη δεύτερη διερεύνηση έπρεπε να ληφθούν υπόψη οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές της συχνότητας.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο (testing) του ΤΝΔ, που προέβλεπε μόνο το PPV, ήταν 16 για κάθε παράμετρο και δίνονται στον παρακάτω Πίνακα 4.1.d.

Πίνακας 4.1.d: Δεδομένα δοκιμής ΤΝΔ για διερεύνηση μόνο για την πρόβλεψη του PPV.

A/A	Μέγιστη ταχύτητα σωματιδίων, PPV (mm/s)	Ποσότητα εκρηκτικής ύλης, W (Kg)	Απόσταση, D (m)
1	0,32	0,84	55,5
2	1,24	0,84	78,5
3	4,32	1,05	54,2
4	7,62	1,47	54,2
5	9,91	1,05	22,9
6	19,8	1,47	22,9
7	1,2	1,05	78,5
8	1,13	1,05	78,5
9	6,22	1,68	53,4
10	0,21	1,68	73,8
11	2,28	1,68	76,8
12	13,97	1,36	22,5
13	1,6	1,36	76,8
14	0,83	1,47	67,2
15	9,4	1,47	49
16	8,13	1,47	44,5

Βάσει αυτών των δεδομένων, με τον ίδιο τρόπο όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, ελέγχεται αν το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε σωστά. Η διαδικασία είναι όμοια με πριν, με τη διαφορά ότι στη πρώτη διερεύνηση το ΤΝΔ θα δώσει τιμές μόνο για τη μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων και όχι για τη συχνότητα. Σύμφωνα με αυτές τις τιμές ορίζονται οι παράμετροι, βάσει των οποίων γίνεται η σύγκριση και η εκτίμηση των αποτελεσμάτων.

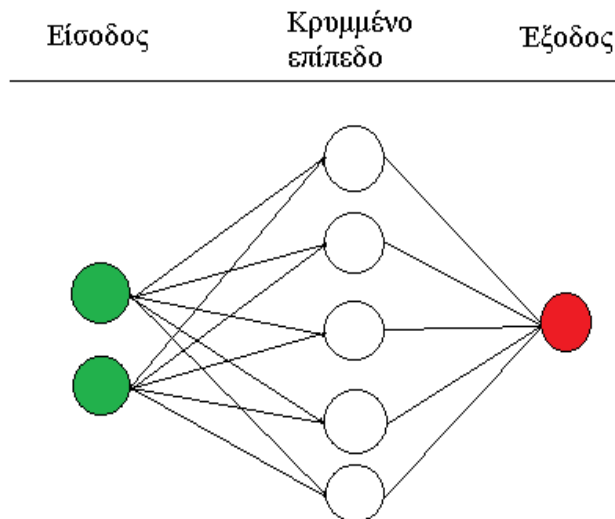
4.3 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΚΑΙ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΤΝΔ

Στην παρούσα παράγραφο γίνεται ανάλυση της δομής και της λειτουργίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Επίσης αναλύονται οι παράμετροι, που βάσει αυτών έγινε η αξιολόγηση και η σύγκριση των αποτελεσμάτων του κάθε νευρωνικού δικτύου.

4.3.1 ΕΙΔΟΣ ΚΑΙ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΝΔ

Όλα τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks) που κατασκευάστηκαν στη παρούσα διπλωματική εργασία είναι πολυεπίπεδα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Feedforward Net). Τα συγκεκριμένα νευρωνικά δίκτυα είναι πλήρως

διασυνδεδεμένα, δηλαδή ο κάθε νευρώνας είναι συνδεδεμένος με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Ένα τέτοιο παράδειγμα αρχιτεκτονικής των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων που κατασκευάστηκαν, φαίνεται στην Εικόνα 4.1.



Εικόνα 4.1: Πολυεπίπεδο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης, πλήρως διασυνδεδεμένο- Αρχιτεκτονικής 2x5x1 (Γουδέλης, 2012).

Όσον αφορά στην αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων, αναζητείται εκείνη η αρχιτεκτονική για την οποία το ΤΝΔ εξάγει όσο δυνατόν μικρότερα σφάλματα Εκπαίδευσης και Γενίκευσης, δηλαδή τη μικρότερη δυνατή απόκλιση μεταξύ αναμενόμενων και εξαγόμενων τιμών του PPV. Με αυτό τον τρόπο εξασφαλίζεται η αξιοπιστία του ΤΝΔ για μελλοντική χρήση.

Συγκεκριμένος κανόνας για την επιλογή της καλύτερης αρχιτεκτονικής δεν υπάρχει, επομένως πραγματοποιούνται πολλές δοκιμές μέχρι την τελική επιλογή της βέλτιστης. Οι παράγοντες που επηρεάζουν την αρχιτεκτονική του κάθε νευρωνικού δικτύου είναι πρώτον, ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και δεύτερον, ο αριθμός των νευρώνων που υπάρχουν σε κάθε κρυμμένο επίπεδο.

Συνηθίζεται αρχικά, να δοκιμάζονται πιο απλές αρχιτεκτονικές, που αποτελούνται από ένα κρυμμένο επίπεδο με λίγους νευρώνες και σταδιακά, να δοκιμάζονται πιο περίπλοκες με περισσότερα κρυμμένα επίπεδα και νευρώνες. Η διαδικασία αυτή ακολουθείται μέχρι να βρεθεί η βέλτιστη αρχιτεκτονική για το εκάστοτε πρόβλημα, δηλαδή μέχρι να βρεθεί εκείνο το ΤΝΔ που εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα Εκπαίδευσης και Γενίκευσης.

Προσοχή όμως πρέπει να δίνεται, ώστε η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου να μη γίνει πολύ μεγάλη και περίπλοκη γιατί κάτι τέτοιο οδηγεί στο φαινόμενο της

υπερμνημόνευσης (overfitting). Σύμφωνα με το φαινόμενο αυτό, το ΤΝΔ που κατασκευάστηκε θα εξάγει μηδενικό σφάλμα Εκπαίδευσης αλλά όχι και τόσο καλά αποτελέσματα στη Γενίκευση για και επίσης θα είναι ανίκανο και αναξιόπιστο να δεχθεί καινούρια δεδομένα.

4.3.2 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΝΔ

Η εκπαίδευση αναφέρεται στη διεργασία επίτευξης μιας επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ανανέωσης της τιμής των συναπτικών βαρών. Έτσι, το ΤΝΔ μαθαίνει για το περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας αλλαγής των συναπτικών βαρών.

Για την εκπαίδευση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων τα οποία παρουσιάζονται στη συνέχεια, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος της οπισθόδρομης διάδοσης των σφαλμάτων (back propagation of error), που επίσης ονομάζεται και γενικευμένος κανόνας του Δέλτα (generalized delta rule). Ο συγκεκριμένος τύπος εκπαίδευσης είναι ο πιο διαδεδομένος λόγω της ευελιξίας και της προσαρμοστικότητας του σε διάφορα προβλήματα.

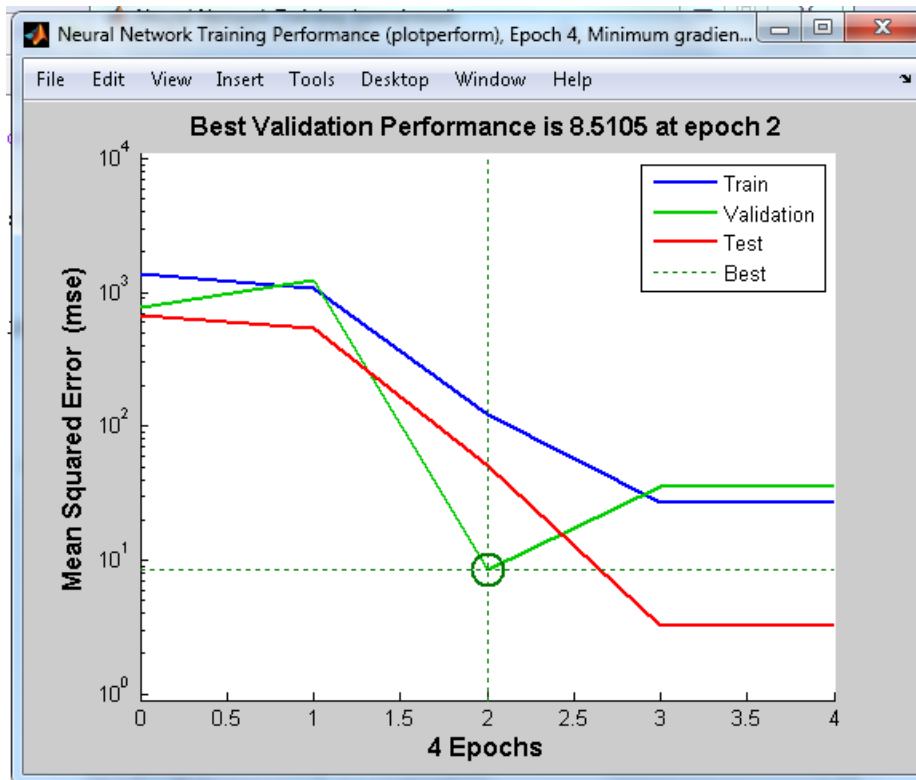
Αλγόριθμοι Εκπαίδευσης

Για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων της παρούσας εργασίας, χρησιμοποιήθηκαν δύο αλγόριθμοι οπισθόδρομης διάδοσης σφαλμάτων:

- Ο πρώτος είναι αυτός των Levenberg – Marquardt (trainlm), που αποτελεί έναν από τους πιο διαδεδομένους αλγόριθμους και χρησιμοποιεί τεχνικές αριθμητικής βελτιστοποίησης για τη γρηγορότερη εκτέλεση των απαιτούμενων πράξεων. Το μειονέκτημά του είναι ότι καταλαμβάνει περισσότερη μνήμη αποθήκευσης από άλλους αλγορίθμους.
- Ο δεύτερος αλγόριθμος είναι της Ελαστική Οπισθόδρομης διάδοσης (trainrp), που είναι γενικά πολύ πιο γρήγορος από τον κλασσικό αλγόριθμο και έχει απότομη κάθοδο ενώ απαιτεί ελάχιστα αυξημένη μνήμη.

Αυτόματη επικύρωση (Validation)

Η αυτόματη επικύρωση (validation), που χρησιμοποιείται από το λογισμικό MATLAB R2012b για τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, γίνεται μέσω των διανυσμάτων επικύρωσης, τα οποία σταματούν νωρίτερα την εκπαίδευση σε περίπτωση όπου η επίδοση του νευρωνικού δικτύου δεν βελτιώνεται περαιτέρω ή αρχίζει να αποκλίνει (Εικόνα 4.2).



Εικόνα 4.2: Διάγραμμα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος και διαδικασία επικύρωσης (Validation)- MATLAB R2012b.

Στο μεγαλύτερο κομμάτι των αναλύσεων που πραγματοποιήθηκαν δεν εφαρμόστηκε η αυτόματη επικύρωση, αφού η χρήση της δεν είναι απαραίτητη για τη σωστή λειτουργία του προγράμματος.

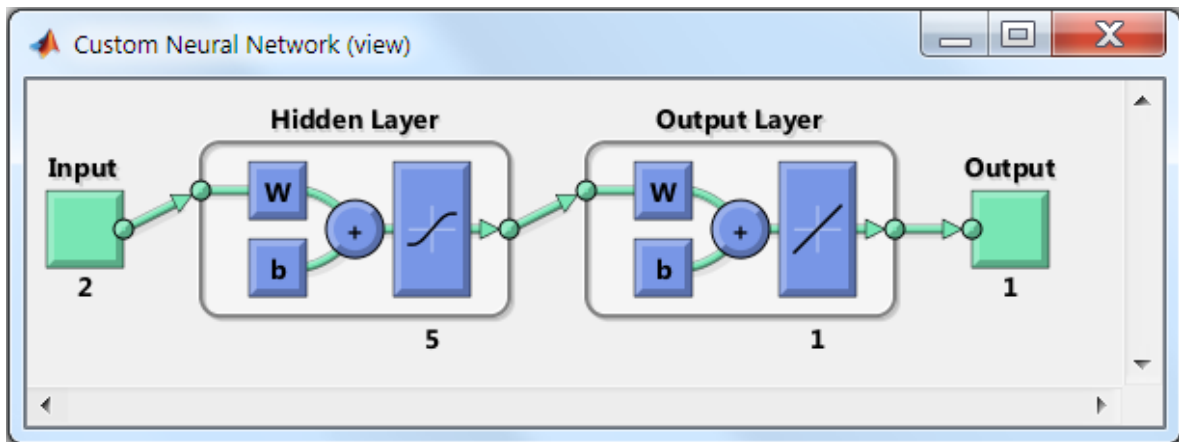
4.3.3 ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ

Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται στα περισσότερα ΤΝΔ είναι η σιγμοειδής συνάρτηση. Αυτή είναι μια πραγματική, συνεχής και φραγμένη συνάρτηση, της οποίας η παράγωγος είναι θετική, το πεδίο ορισμού της είναι όλο το σύνολο των πραγματικών αριθμών και θεωρείται η πιο ακριβής και αξιόπιστη συνάρτηση ενεργοποίησης.

Με την εισαγωγή της συνάρτησης ενεργοποίησης, ο νευρώνας και κατά συνέπεια το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο γίνονται μη γραμμικά. Επειδή στην πράξη χρειάζεται κάποιος από τους νευρώνες ενός μη γραμμικού νευρωνικού δικτύου να είναι γραμμικοί, χρησιμοποιείται μία ακόμη συνάρτηση ενεργοποίησης που είναι γραμμική και βρίσκεται στον νευρώνα εξόδου του δικτύου.

Μια τυπική διάταξη των συναρτήσεων ενεργοποίησης για κάθε επίπεδο του ΤΝΔ αρχιτεκτονικής 2x5x1, φαίνεται στην Εικόνα 4.3. Παρατηρείται ότι η συνάρτηση

ενεργοποίησης του κρυμμένου επιπέδου (Hidden Layer) είναι σιγμοειδής και συνεπώς μη γραμμική, ενώ στον νευρώνα εξόδου (Output Layer) είναι γραμμική.



Εικόνα 4.3: Συναρτήσεις Ενεργοποίησης για κάθε επίπεδο του ΤΝΔ αρχιτεκτονικής 2x5x1.

4.3.4 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΝΔ

Η σύγκριση μεταξύ των ομάδων αναλύσεων καθώς και μεταξύ των εκάστοτε αρχιτεκτονικών για κάθε ομάδα ανάλυσης, γίνεται κυρίως βάσει της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error, RMSE) για το testing και του συντελεστή συσχέτισης (R) για το testing αλλά και για το training του ΤΝΔ. Χρησιμοποιείται όμως και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error, MSE) για επιβεβαίωση του αποτελέσματος. Πιο συγκεκριμένα:

- **MSE:** Η παράμετρος αυτή μετράει την απόδοση του κάθε νευρωνικού δικτύου βάσει της μέσης τιμής των τετραγώνων των σφαλμάτων.
- **RMSE:** Η παράμετρος αυτή δείχνει τη διαφορά μεταξύ των τιμών που έχουν προβλεφθεί από ένα μοντέλο και των πραγματικών τιμών. Πιο συγκεκριμένα σε ένα δείγμα, αντιπροσωπεύει την τυπική απόκλιση των διαφορών μεταξύ προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών και χρήζει συχνής χρήσης.
- **R:** Η παράμετρος αυτή δείχνει πόσο καλή είναι η διακύμανση των προβλεπόμενων τιμών ενός μοντέλου σε σχέση με τις πραγματικές τιμές, δηλαδή τους στόχους. Εάν η τιμή αυτής της παραμέτρου είναι ίση με το 1, τότε υπάρχει πλήρης συσχέτιση των προβλεπόμενων τιμών με τις πραγματικές. Όσο η τιμή αυτή γίνεται μικρότερη από τη μονάδα, τόσο ελαττώνεται και η συσχέτιση των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών. Σε περίπτωση που το R είναι ίσο με το 0, τότε δεν υπάρχει

καμία συσχέτιση. Επομένως για να είναι αποδεκτό ένα νευρωνικό δίκτυο πρέπει η τιμή του R να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στη μονάδα.

Στην διερεύνηση που δεν περιελάμβανε την πρόβλεψη και της συχνότητας, χρησιμοποιήθηκε και άλλη μια παράμετρος αξιολόγησης. Πρόκειται για τη αντιπροσωπευτική διακύμανση μεταξύ δύο σημείων (Variance Accounted For, VAF).

➤ **VAF:** Η εξίσωση της παραμέτρου είναι η παρακάτω:

$$VAF = \left[1 - \frac{\text{var}(y - \hat{y})}{\text{var}(y)} \right] \times 100$$

Όπου το var δηλώνει τη διακύμανση, το y είναι η τιμή που μετρήθηκε και το \hat{y} είναι η προβλεπόμενη τιμή. Όταν το VAF είναι 100% και το RMSE είναι ίσο με 0 τότε το νευρωνικό δίκτυο είναι το βέλτιστο (Erzin et al, 2011).

4.4 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΤΝΔ ΣΕ ΚΩΔΙΚΑ MATLAB

Στο σημείο αυτό σχεδιάστηκαν δύο κώδικες στο MATLAB, εκ των οποίων ο πρώτος δεν περιλάμβανε την επικύρωση (validation) ενώ ο δεύτερος την περιλάμβανε. Στον πρώτο κώδικα, οι 35 πρώτες μετρήσεις των παραμέτρων εισαγωγής χρησιμοποιήθηκαν για το training και οι υπόλοιπες 16 για το testing. Στο δεύτερο κώδικα, οι 31 πρώτες μετρήσεις χρησιμοποιήθηκαν για το training, οι επόμενες 10 χρησιμοποιήθηκαν για το validation και οι τελευταίες 10 για το testing. Στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 της παρούσας διπλωματικής εργασίας εξηγείται αναλυτικά ο τρόπος κατασκευής του κάθε κώδικα MATLAB.

4.4.1 ΠΡΩΤΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ

Η εκτενής ανάλυση του τρόπου κατασκευής και επεξήγησης των εντολών του πρώτου κώδικα, καθώς και η επισήμανση των λεπτομερειών λειτουργίας του προγράμματος MATLAB για τα νευρωνικά δίκτυα γίνεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Παρακάτω παρατίθεται μόνο η τελική μορφή του πρώτου κώδικα, όπως προέκυψε ύστερα από τη μελέτη του προγράμματος και την εφαρμογή διορθώσεων. Επομένως ο πρώτος κώδικας έχει ως εξής:

- **%Read the data from the Excel file**
[data]=xlsread('C:\Users\Vasiliki\Desktop\pinakes');
- **%Create the training matrices**
training_input=[(data(3:37,5)/10)'; (data(3:37,4))'];
training_output=[data(3:37,3)'];
- **%Create the testing matrices**
testing_input=[(data(38:53,5)/10)'; (data(38:53,4))'];
testing_output=[data(38:53,3)'];
- **%Create the ANN**
net=newff(training_input,training_output,5);
net.trainParam.epochs= 10000;
net.trainParam.show= 100;
- **%Initialize the weights**
net=init(net);
net.divideFcn = '';
- **%Train the ANN**
[net,tr]=train(net,training_input,training_output);
- **%Test the ANN**
outputs = net(testing_input);
plotregression(testing_output,outputs);
- **%Calculate RMSE & MSE**
e = gsubtract(outputs,testing_output);
RMSE = sqrt(mse(e));
MSE=perform(net,testing_output,outputs);
- **%Calculate VAF**
a=outputs-testing_output;
b=var(a)/var(outputs)
VAF=(1-b)*100;

Με το πράσινο χρώμα εξηγούνται τα βήματα που ακολουθεί το πρόγραμμα μέχρι να ολοκληρώσει τη διαδικασία. Η σειρά των βημάτων είναι ακριβώς αυτή που έχει διατυπωθεί παραπάνω στον κώδικα.

4.4.2 ΔΕΥΤΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ

Η εκτενής ανάλυση του τρόπου κατασκευής και επεξήγησης των εντολών του δεύτερου κώδικα καθώς και η επισήμανση των λεπτομερειών λειτουργίας του προγράμματος MATLAB για τα νευρωνικά δίκτυα γίνεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Παρακάτω παρατίθεται μόνο η τελική μορφή του δεύτερου κώδικα, όπως προέκυψε ύστερα από τη μελέτη του προγράμματος και την εφαρμογή διορθώσεων.

Επομένως ο δεύτερος κώδικας έχει ως εξής:

- **%Read the data from the Excel file**
[data]=xlsread('C:\Users\Vasiliki\Desktop\pinakes');
- **%Create the Matrices**
data_in=[(data(3:53,5)/10)'; (data(3:53,4))'];
data_out=[data(3:53,3)'];
- **%Create the ANN**
net = newff(data_in, data_out, [6,3]);
net.divideFcn = 'divideind';
net.divideParam.trainInd = 1:31;
net.divideParam.valInd = 32:41;
net.divideParam.testInd = 42:51;
net.trainParam.epochs = 10000;
- **%Train the ANN**
[net,tr]=train(net,data_in,data_out);
- **%Test the ANN - Post training analysis%**
outputs = net(data_in);
trOut = outputs(tr.trainInd);
vOut = outputs(tr.valInd);
tsOut = outputs(tr.testInd);
trTarg = data_out(tr.trainInd);
vTarg = data_out(tr.valInd);
tsTarg = data_out(tr.testInd);
plotregression(trTarg,trOut,'Train',vTarg,vOut,'Validation',tsTarg,tsOut,'Testing');

- **%Calculate RMSE & MSE**
`e = gsubtract(tsOut,tsTarg);`
`RMSE = sqrt(mse(e));`
`MSE=perform(net,tsTarg,tsOut);`
- **%Calculate VAF**
`a=tsOut-tsTarg;`
`b=var(a)/var(tsOut)`
`VAF=(1-b)*100;`

Με το πράσινο χρώμα εξηγούνται τα βήματα που ακολουθεί το πρόγραμμα μέχρι να ολοκληρώσει τη διαδικασία. Η σειρά των βημάτων είναι ακριβώς αυτή που έχει διατυπωθεί παραπάνω στον κώδικα.

4.5 ΣΕΙΡΕΣ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ

Πραγματοποιήθηκαν συνολικά πέντε σειρές αναλύσεων. Το μοτίβο που ακολουθήθηκε στις πέντε αναλύσεις ήταν το εξής:

- ✓ Πρώτη σειρά αναλύσεων: Αναζήτηση βέλτιστης αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου, που δεν περιλαμβάνει τη λειτουργία της επικύρωσης (validation), χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο των Levenberg – Marquardt (trainlm) και δεν περιέχει στις παραμέτρους εισαγωγής τη συχνότητα F.
- ✓ Δεύτερη σειρά αναλύσεων: Αναζήτηση βέλτιστης αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου, που περιλαμβάνει τη λειτουργία της επικύρωσης (validation), χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο των Levenberg – Marquardt (trainlm) και δεν περιέχει στις παραμέτρους εισαγωγής τη συχνότητα F.
- ✓ Τρίτη σειρά αναλύσεων: Αναζήτηση βέλτιστης αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου, που δεν περιλαμβάνει τη λειτουργία της επικύρωσης (validation), χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο των Levenberg – Marquardt (trainlm) και περιέχει στις παραμέτρους εισαγωγής τη συχνότητα F. Στην περίπτωση αυτή δε χρησιμοποιείται το VAF στην αξιολόγηση.
- ✓ Τέταρτη σειρά αναλύσεων: Αναζήτηση βέλτιστης αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου, που δεν περιλαμβάνει τη λειτουργία της επικύρωσης (validation), χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο της Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης (trainrp) και δεν περιέχει στις παραμέτρους εισαγωγής τη συχνότητα F.

- ✓ Πέμπτη σειρά αναλύσεων: Αναζήτηση βέλτιστης αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου, που περιλαμβάνει τη λειτουργία της επικύρωσης (validation), χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο της Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης (trainrp) και δεν περιέχει στις παραμέτρους εισαγωγής τη συχνότητα F.

Στον παρακάτω Πίνακα 4.2 φαίνεται εν συντομία τι περιλαμβάνει η κάθε σειρά των κύριων αναλύσεων.

Πίνακας 4.2: Χαρακτηριστικά κάθε σειράς αναλύσεων.

Περιλαμβάνει:	Λειτουργία επικύρωσης (Validation)	Αλγόριθμος εκπαίδευσης Levenberg – Marquardt (trainlm)	Αλγόριθμος εκπαίδευσης Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης (trainrp)	Πρόβλεψη συχνότητας F	Αξιολόγηση μέσω υπολογισμού της αντιπροσωπευτικής διακύμανσης μεταξύ δύο σημείων (VAF)
1 ^η Σειρά αναλύσεων	OXI	NAI	OXI	OXI	NAI
2 ^η Σειρά αναλύσεων	NAI	NAI	OXI	OXI	NAI
3 ^η Σειρά αναλύσεων	OXI	NAI	OXI	NAI	OXI
4 ^η Σειρά αναλύσεων	OXI	OXI	NAI	OXI	NAI
5 ^η Σειρά αναλύσεων	NAI	OXI	NAI	OXI	NAI

Οι περισσότερες αρχιτεκτονικές δοκιμάστηκαν στις αναλύσεις που δεν περιλάμβαναν την επικύρωση δηλαδή στην 1^η και στην 3^η Σειρά Αναλύσεων. Αφού εντοπίστηκαν οι ικανοποιητικότερες αρχιτεκτονικές της 1^{ης} Σειράς αναλύσεων πραγματοποιήθηκαν πάνω σε αυτές δοκιμές που περιλάμβαναν την επικύρωση με το 2^ο Κώδικα MATLAB, δηλαδή η 2^η Σειρά Αναλύσεων.

Όταν ολοκληρώθηκαν οι τρεις πρώτες σειρές αναλύσεων επιλέχθηκαν οι καλύτερες αρχιτεκτονικές της 1^{ης} και της 2^{ης} Σειράς και πάνω σε αυτές δοκιμάστηκε ο αλγόριθμος της Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης σφαλμάτων (Resilient backpropagation, «trainrp»). Αναλύσεις με το 2^ο Κώδικα για την περίπτωση πρόβλεψης και της συχνότητας δεν πραγματοποιήθηκαν, αφού δεν δίνει αποτελέσματα για δύο παραμέτρους εξόδου.

Σημειώνεται ότι πραγματοποιήθηκαν αναλύσεις με την Ελαστική οπισθόδρομη διάδοση πάνω στα αποτελέσματα της 3^{ης} Σειράς, αλλά δεν έδωσαν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

4.5.1 ΠΡΩΤΗ ΣΕΙΡΑ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ

Στην παρούσα σειρά αναλύσεων χρησιμοποιήθηκαν δύο παράμετροι εισόδου, η απόσταση από το σημείο της ανατίναξης (D) και η ποσότητα εκρηκτικής ύλης (W) και μια παράμετρος εξόδου, δηλαδή η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV).

Τα νευρωνικά δίκτυα κατασκευάστηκαν με τον πρώτο κώδικα MATLAB της Υποενότητας 4.4.1. Οι αρχιτεκτονικές, που δοκιμάστηκαν ήταν σε αριθμό 73 και ξεκίνησαν από τις πιο απλές, δηλαδή ένα κρυμμένο επίπεδο με νευρώνες από 3 μέχρι 17, έως τρία κρυμμένα επίπεδα με νευρώνες από 1 μέχρι 6 στο καθένα. Οι επαναλήψεις, της δοκιμής κάθε αρχιτεκτονικής, ήταν κατ' ελάχιστο πέντε και έφτασαν σε αρκετές αρχιτεκτονικές τις δεκαπέντε, ώστε να βρεθεί το πιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα της καθεμίας.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας συλλέχθηκαν τα αποτελέσματα και οι αρχιτεκτονικές, που είχαν την καλύτερη απόδοση αποτυπώθηκαν σε πίνακα (Πίνακας 4.3) ώστε να γίνει η μεταξύ τους σύγκριση και να εντοπιστεί η καλύτερη.

Πίνακας 4.3: Αποτελέσματα πρώτης σειράς αναλύσεων.

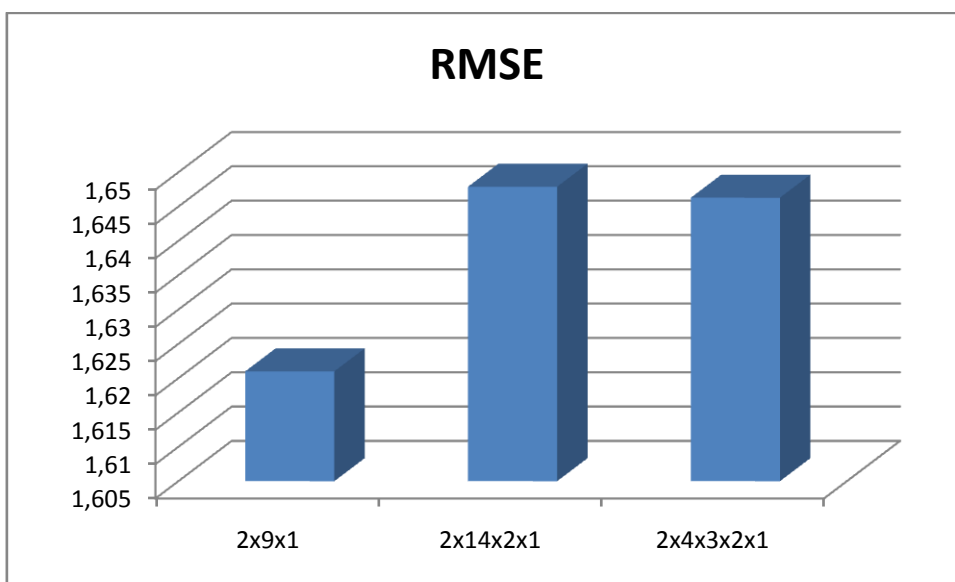
A/A	Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF
1	2x3x1	0,95001	1,8861	3,5573	81,9293
2	2x5x1	0,95394	1,7082	2,9181	88,5837
3	2x6x1	0,95462	1,6550	2,7391	89,6105
4	2x9x1	0,95768	1,6210	2,6276	91,6774
5	2x2x2x1	0,9522	1,7274	2,9838	87,6022
6	2x3x1x1	0,94567	1,8407	3,3883	84,9615
7	2x3x2x1	0,95221	1,7273	2,9834	87,6036
8	2x3x3x1	0,95252	1,6962	2,8775	90,1986
9	2x4x2x1	0,95222	1,7271	2,9829	87,6059
10	2x5x2x1	0,93585	2,0566	4,2297	86,4474
11	2x6x3x1	0,96084	1,6686	2,7842	91,5132
12	2x7x4x1	0,933	2,0516	4,2090	86,0256
13	2x9x2x1	0,95222	1,7271	2,9829	87,6059
14	2x11x2x1	0,92358	2,31	5,3359	84,7112
15	2x14x2x1	0,96	1,6479	2,7156	92,1589
16	2x3x2x1x1	0,95258	1,7211	2,9621	87,7740
17	2x3x2x2x1	0,95277	1,7312	2,9972	89,0382
18	2x4x2x1x1	0,95222	1,7271	2,9829	87,6059
19	2x4x2x2x1	0,95039	1,7487	3,0579	87,6316
20	2x4x3x2x1	0,96849	1,6463	2,7102	88,9026
21	2x6x2x1x1	0,95353	1,6822	2,8297	89,3609
22	2x3x2x1x2x1	0,9576	1,6431	2,6998	89,7282

Από τις παραπάνω αρχιτεκτονικές ξεχώρισαν τρεις που έδωσαν πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα από τις υπόλοιπες. Αυτές φαίνονται στον Πίνακα 4.4 και είναι οι εξής:

Πίνακας 4.4: Οι τρεις καλύτερες αρχιτεκτονικές της πρώτης σειράς αναλύσεων.

Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF
2x9x1	0,95768	1,6210	2,6276	91,6774
2x14x2x1	0,96	1,6479	2,7156	92,1589
2x4x3x2x1	0,96849	1,6463	2,7102	88,9026

Καλύτερο, από τα τρία παραπάνω αποτελέσματα, κρίθηκε νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο, το οποίο είχε 9 νευρώνες (2x9x1), καθώς είχε το μικρότερη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και το μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) ενώ το VAF ήταν 91,6774%. Στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 4.1) αποτυπώνεται το RMSE της κάθε αρχιτεκτονικής του Πίνακα 4.4.



Γράφημα 4.1: Γραφική απεικόνιση του RMSE για τις αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.4.

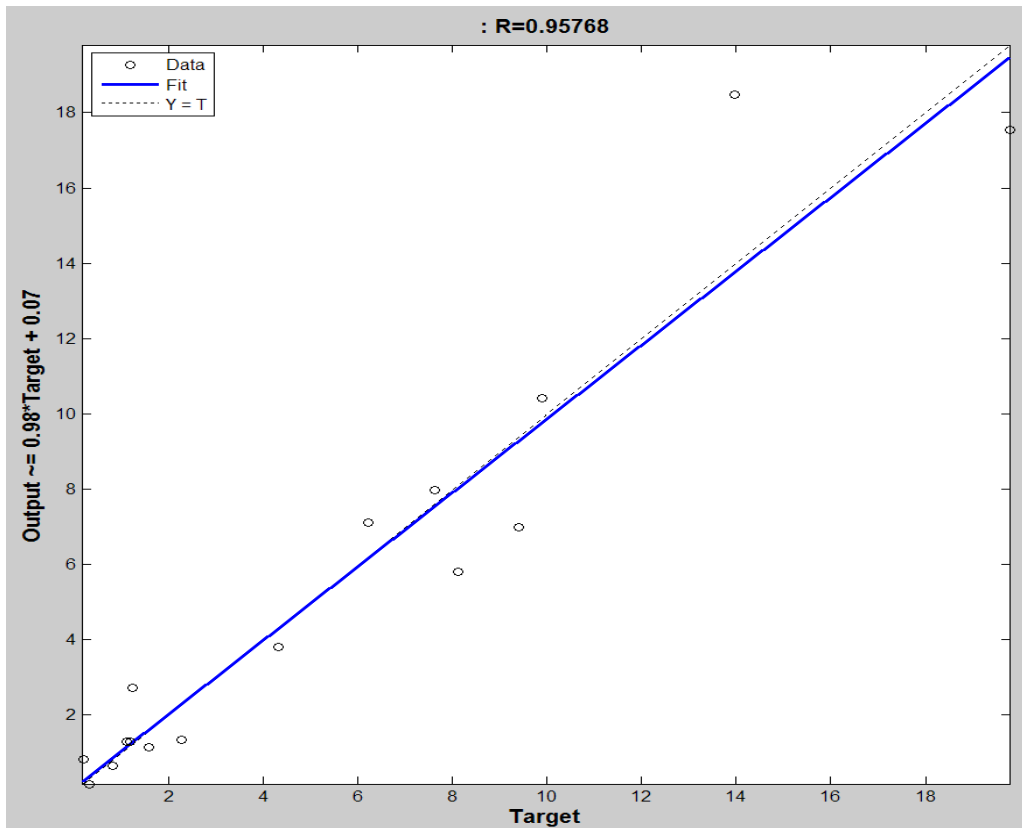
Στις περιπτώσεις των νευρωνικών δικτύων με αρχιτεκτονικές 2x14x2x1 και 2x4x3x2x1 παρατηρείται το φαινόμενο κατά το οποίο για δυο διαφορετικές πραγματικές τιμές του PPV, π.χ. PPV=0,32mm/s και PPV=1,24mm/s τα νευρωνικά δίκτυα δίνουν το ίδιο αποτέλεσμα. Το φαινόμενο παρατηρείται έντονα στα νευρωνικά δίκτυα με αυτές τις δύο αρχιτεκτονικές όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.5, παρά το γεγονός ότι έχουν μεγαλύτερο συντελεστή συσχέτισης R από το 2x9x1 και αυτό αποτελεί έναν παραπάνω λόγο για την επιλογή του ΤΝΔ με αρχιτεκτονική 2x9x1 ως ιδανικότερου.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.5) δίνονται οι τιμές του PPV που προέβλεψαν τα τρία νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.4 και οι πραγματικές τιμές του PPV.

Πίνακας 4.5: Πραγματικές τιμές PPV – Προβλεπόμενες τιμές PPV νευρωνικών δικτύων Πίνακα 4.4.

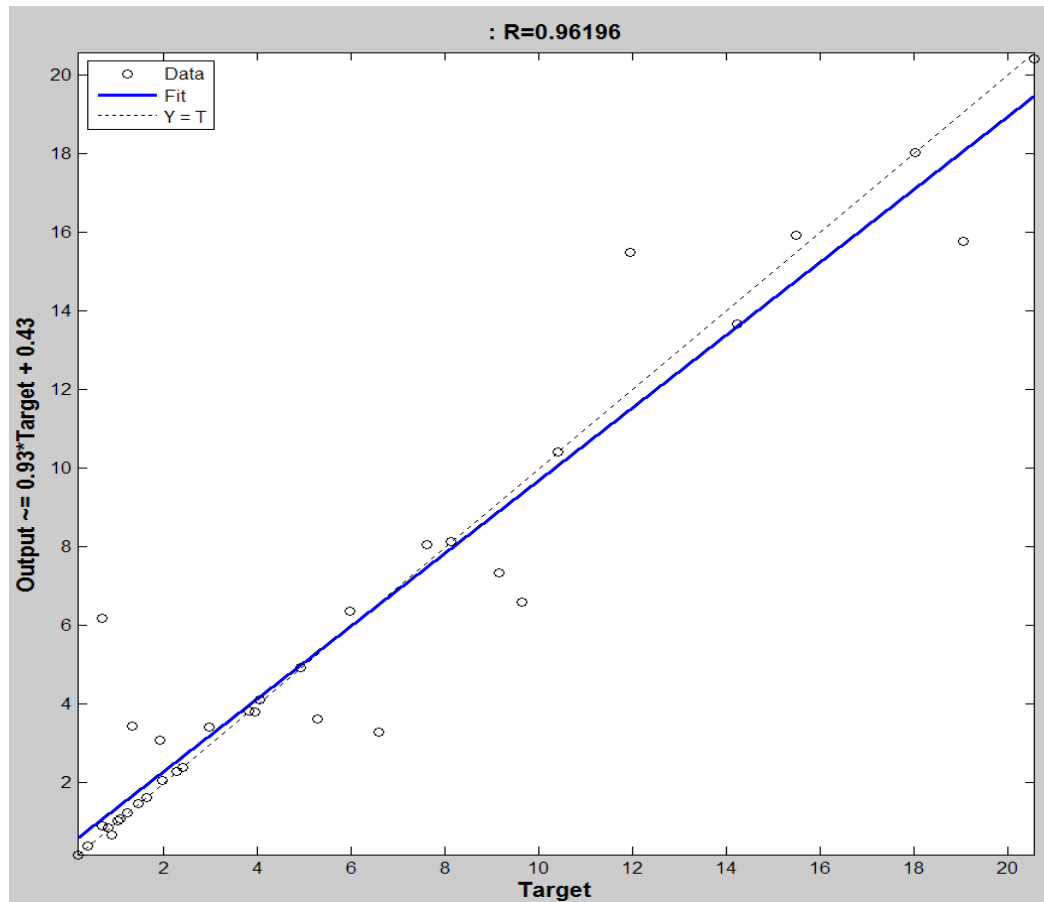
A/A	Πραγματικές τιμές PPV	Προβλεπόμενες τιμές 2x9x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x14x2x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x4x3x2x1
1	0,32	0,17	0,89	1,63
2	1,24	2,71	0,89	1,63
3	4,32	3,81	3,8	3,81
4	7,62	7,96	6,03	5,42
5	9,91	10,42	10,41	10,41
6	19,8	17,53	18,32	18,35
7	1,2	1,29	0,89	1,63
8	1,13	1,29	0,89	1,63
9	6,22	7,12	6,02	5,42
10	0,21	0,83	0,89	1,63
11	2,28	1,33	0,89	1,63
12	13,97	18,4	18,32	11,35
13	1,6	1,14	0,89	1,63
14	0,83	0,65	0,89	1,63
15	9,4	6,98	6,03	5,42
16	8,13	5,79	6,03	5,42

Ο συντελεστής συσχέτισης R για τη φάση του ελέγχου (testing) του νευρωνικού δικτύου με αρχιτεκτονική 2x9x1 φαίνεται στην αποτύπωση της γραφικής του παράστασης (Γράφημα 4.2).



Γράφημα 4.2: Γραφική παράσταση testing για αρχιτεκτονική 2x9x1.

Στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 4.3) φαίνεται η γραφική παράσταση του R για την ίδια αρχιτεκτονική στη φάση της εκπαίδευσης (training).



Γράφημα 4.3: Γραφική παράσταση training για αρχιτεκτονική 2x9x1.

4.5.2 ΔΕΥΤΕΡΗ ΣΕΙΡΑ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ

Στην παρούσα σειρά αναλύσεων χρησιμοποιήθηκαν πάλι δύο παράμετροι εισόδου, η απόσταση από το σημείο της ανατίναξης (D) και η ποσότητα εκρηκτικής ύλης (W) και μια παράμετρος εξόδου, που ήταν η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV).

Τα νευρωνικά δίκτυα κατασκευάστηκαν με τον δεύτερο κώδικα MATLAB της Υποενότητας 4.4.2. Οι αρχιτεκτονικές, που δοκιμάστηκαν ήταν οι 22 αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.3. Οι επαναλήψεις, της δοκιμής κάθε αρχιτεκτονικής, ήταν κατ' ελάχιστο πέντε και έφτασαν σε αρκετές αρχιτεκτονικές τις δεκαπέντε, ώστε να βρεθεί το πιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα της καθεμιάς.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας συλλέχθηκαν τα αποτελέσματα και οι αρχιτεκτονικές, που είχαν την καλύτερη απόδοση αποτυπώθηκαν σε πίνακα (Πίνακας 4.6) ώστε να γίνει η μεταξύ τους σύγκριση και να εντοπιστεί η καλύτερη.

Πίνακας 4.6: Αποτελέσματα δεύτερης σειράς αναλύσεων.

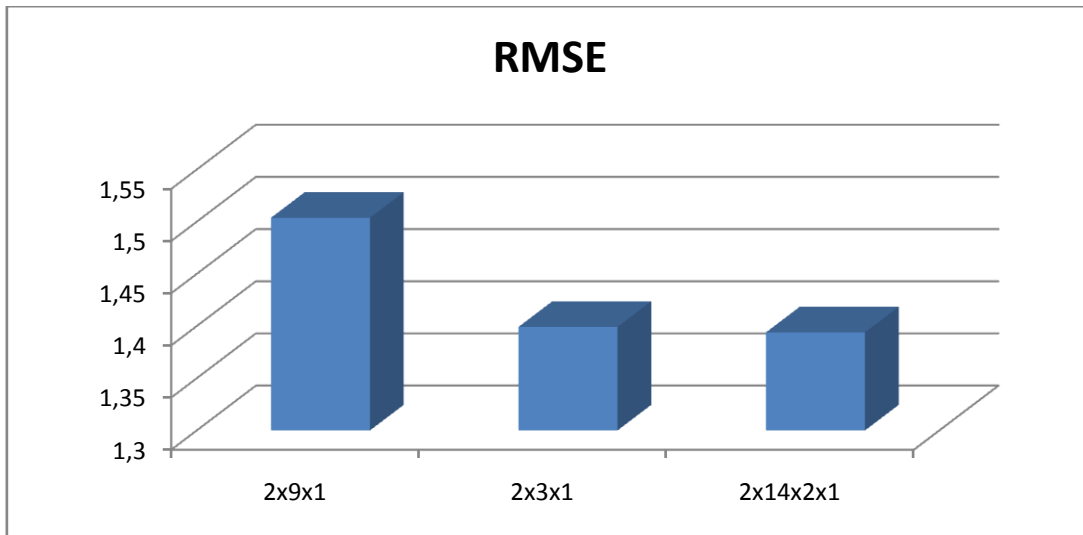
A/A	Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF	Max Validation Failures
1	2x3x1	0,96849	1,3992	1,9578	92,8143	Default(6)
2	2x3x1x1	0,94332	1,4953	2,2358	88,3333	2000
3	2x3x2x1	0,92534	2,2830	5,2119	83,8522	1000
4	2x5x1	0,94831	1,6839	2,8355	81,7783	Default(6)
5	2x5x2x1	0,95068	1,5098	2,2795	82,8174	20
6	2x6x2x1	0,96111	1,6559	2,7419	91,0622	1000
7	2x6x2x1	0,94876	1,5177	2,3033	90,0146	500
8	2x6x3x1	0,94052	1,7649	3,115	88,4540	Default(6)
9	2x9x1	0,97348	1,5038	2,2615	94,7574	Default(6)
10	2x14x2x1	0,95638	1,394	1,9431	86,4558	100

Από τις παραπάνω αρχιτεκτονικές ξεχώρισαν τρεις που έδωσαν πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα από τις υπόλοιπες. Αυτές φαίνονται στον Πίνακα 4.7 και είναι οι εξής:

Πίνακας 4.7: Οι τρεις καλύτερες αρχιτεκτονικές της δεύτερης σειράς αναλύσεων.

Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF
2x9x1	0,97348	1,5038	2,2615	94,7574
2x3x1	0,96849	1,3992	1,9578	92,8143
2x14x2x1	0,95638	1,394	1,9431	86,4558

Καλύτερο, από τα τρία παραπάνω αποτελέσματα, κρίθηκε νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυμμένα επίπεδα, εκ των οποίων το πρώτο είχε 14 νευρώνες και το δεύτερο είχε 2 νευρώνες (2x14x2x1). Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 1,394 και είναι μικρότερη σε σύγκριση με τα RMSE των άλλων νευρωνικών δικτύων, όπως φαίνεται και στο Γράφημα 4.4. Πέραν του RMSE, που είναι το πρωταρχικό κριτήριο για την επιλογή της εν λόγω αρχιτεκτονικής ως βέλτιστης για τη δεύτερη σειρά αναλύσεων, ένας άλλος λόγος που κρίθηκε ικανοποιητικότερο το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο ήταν ο συντελεστής συσχέτισης R που παρουσίασε κατά τη φάση της εκπαίδευσης. Ο συντελεστής συσχέτισης R στο στάδιο αυτό ήταν πολύ καλύτερος από το συντελεστή συσχέτισης R των άλλων δύο νευρωνικών δικτύων (Γράφημα 4.5) ενώ παράλληλα το αποτέλεσμα της ίδιας παραμέτρου αξιολόγησης κατά τη φάση του ελέγχου (testing) ήταν εξίσου ικανοποιητική, καθώς η διαφορά με τις υπόλοιπες αρχιτεκτονικές ήταν πολύ μικρή.



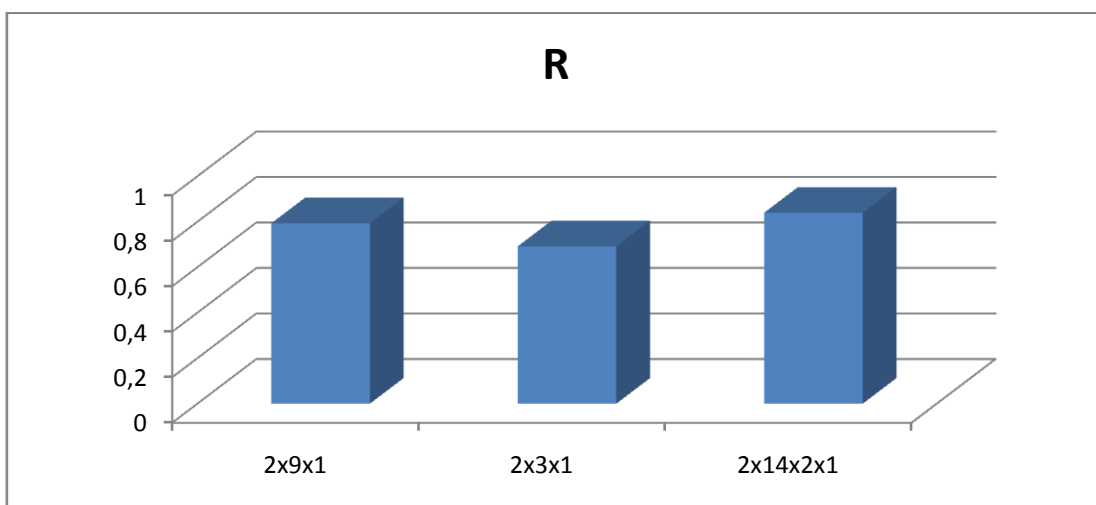
Γράφημα 4.4: Γραφική απεικόνιση του RMSE για τις αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.7.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.8) δίνονται οι συντελεστές συσχέτισης R για τα νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.7 κατά τη φάση της εκπαίδευσής τους.

Πίνακας 4.8: Συντελεστές συσχέτισης R κατά την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων του Πίνακα 4.7

Αρχιτεκτονική	Συντελεστής συσχέτισης R κατά την εκπαίδευση
2x9x1	0,79336
2x3x1	0,69188
2x14x2x1	0,83965

Στο επόμενο γράφημα (Γράφημα 4.5) αποτυπώνεται η διαφορά των παραπάνω αποτελεσμάτων του Πίνακα 4.8.



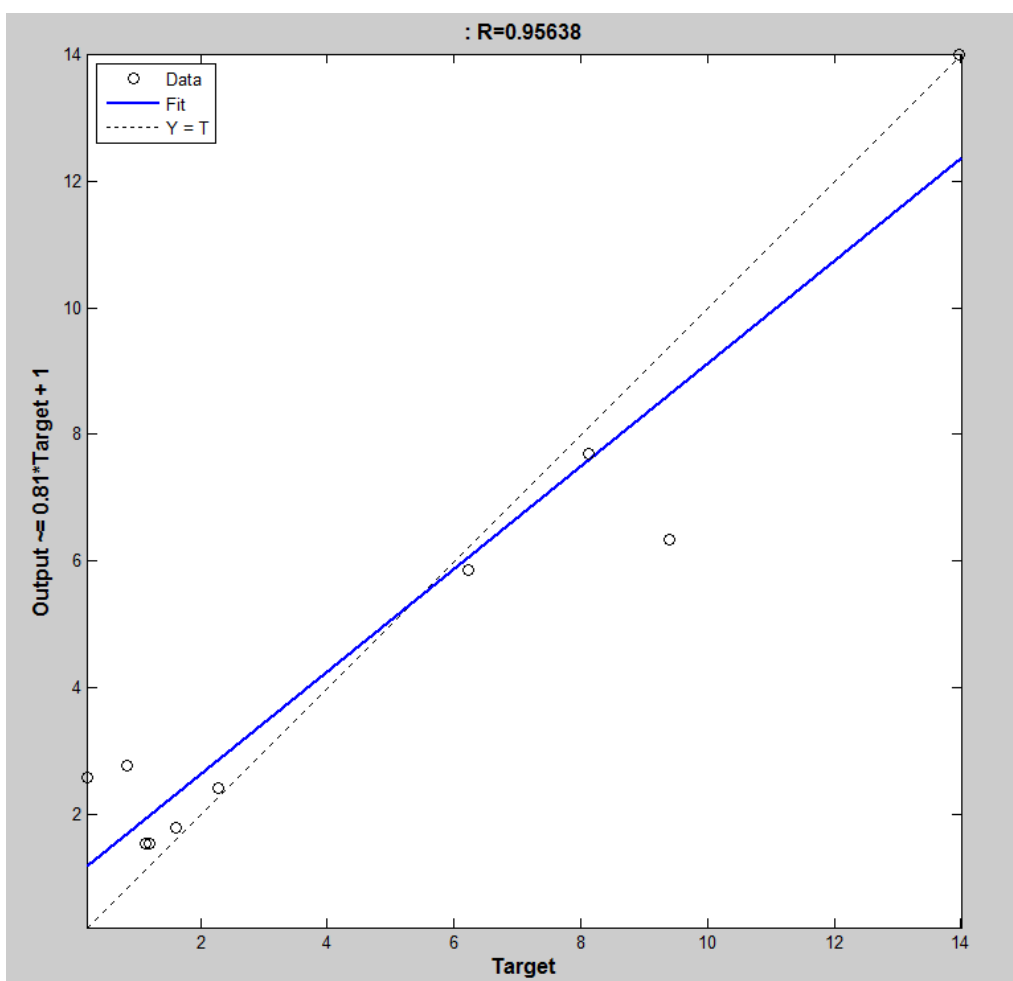
Γράφημα 4.5: Γραφική απεικόνιση για τους συντελεστές συσχέτισης του Πίνακα 4.8.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.9) δίνονται οι τιμές του PPV που προέβλεψαν τα νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.7 καθώς και οι πραγματικές τιμές.

Πίνακας 4.9: Πραγματικές τιμές PPV – Προβλεπόμενες τιμές PPV νευρωνικών δικτύων Πίνακα 4.7.

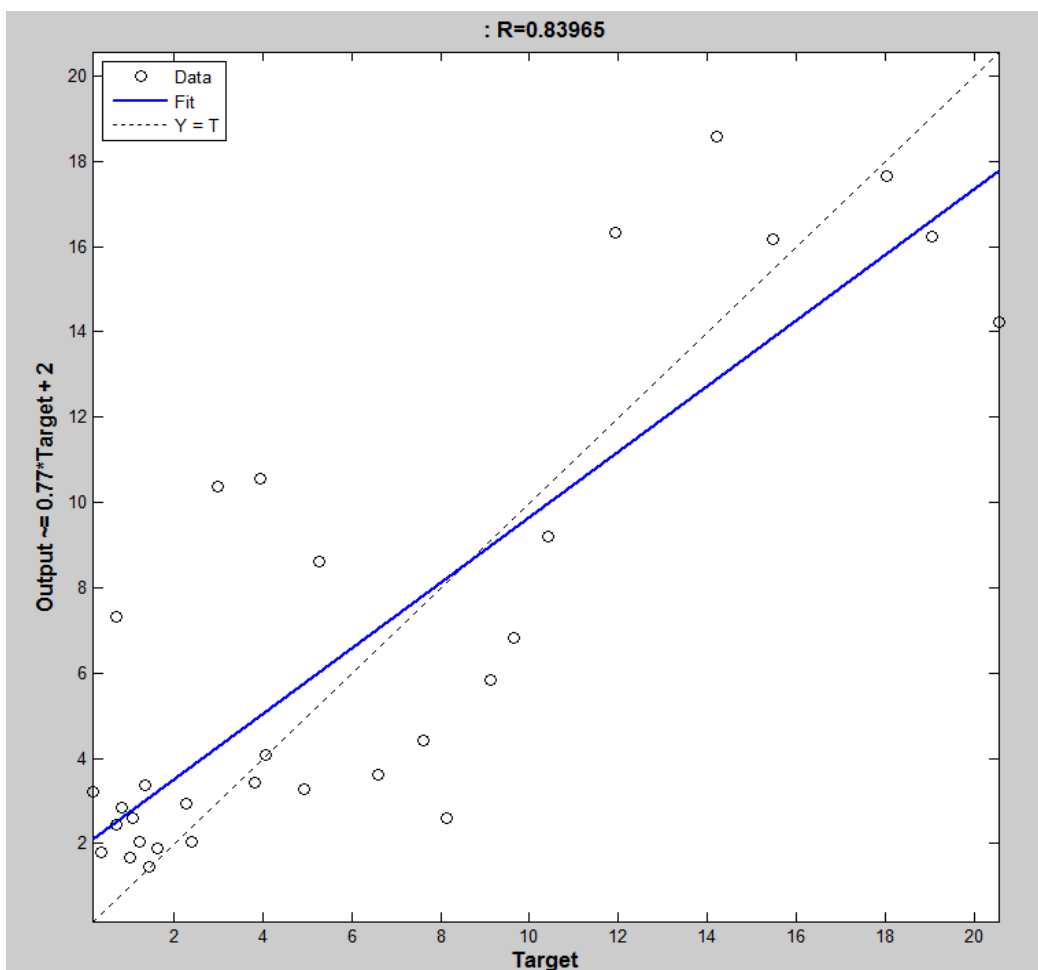
A/A	Πραγματικές τιμές PPV	Προβλεπόμενες τιμές 2x14x2x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x3x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x9x1
1	1,2	1,54	1,85	0,95
2	1,13	1,54	1,85	0,95
3	6,22	5,86	7,75	5,51
4	0,21	2,58	2,8	0,43
5	2,28	2,4	1,6	0,83
6	13,97	14,01	14,81	13,15
7	1,6	1,79	2,06	0,41
8	0,83	2,76	2,7	0,14
9	9,4	6,33	7,56	6,8
10	8,13	7,7	9,41	8,21

Η γραφική παράσταση για τον έλεγχο (testing) όπως επίσης και ο συντελεστής συσχέτισης R του νευρωνικού δικτύου με αρχιτεκτονική 2x14x2x1 φαίνονται στο Γράφημα 4.6.



Γράφημα 4.6: Γραφική παράσταση testing αρχιτεκτονικής 2x14x2x1.

Στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 4.7) φαίνεται η γραφική παράσταση του R για την ίδια αρχιτεκτονική στη φάση της εκπαίδευσης (training).



Γράφημα 4.7: Γραφική παράσταση training αρχιτεκτονικής 2x14x2x1.

4.5.3 ΤΡΙΤΗ ΣΕΙΡΑ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ

Στην παρούσα σειρά αναλύσεων χρησιμοποιήθηκαν δύο παράμετροι εισόδου, η απόσταση από το σημείο της ανατίναξης (D) και η ποσότητα εκρηκτικής ύλης (W) και δύο παράμετροι εξόδου, η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV) και η συχνότητα (F).

Τα νευρωνικά δίκτυα κατασκευάστηκαν με τον πρώτο κώδικα MATLAB της Υποενότητας 4.4.1.

Οι αλλαγές που πραγματοποιήθηκαν στη διατύπωση του κώδικα για να συμπεριληφθεί στην ανάλυση και η συχνότητα αναφέρονται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Οι αρχιτεκτονικές, που δοκιμάστηκαν ήταν σε αριθμό περίπου 50 και ξεκίνησαν από τις πιο απλές, δηλαδή ένα κρυμμένο επίπεδο με νευρώνες από 3 μέχρι 9, έως τέσσερα κρυμμένα επίπεδα με νευρώνες από 1 μέχρι 6 το καθένα. Οι επαναλήψεις, της δοκιμής κάθε αρχιτεκτονικής, ήταν κατ' ελάχιστο πέντε και έφτασαν σε αρκετές αρχιτεκτονικές τις δέκα, ώστε να βρεθεί το πιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα της καθεμίας.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας συλλέχθηκαν τα αποτελέσματα και οι αρχιτεκτονικές, που είχαν την καλύτερη απόδοση αποτυπώθηκαν σε πίνακα (Πίνακας 4.10) ώστε να γίνει η μεταξύ τους σύγκριση και να εντοπιστεί η καλύτερη.

Πίνακας 4.10: Αποτελέσματα τρίτης σειράς αναλύσεων.

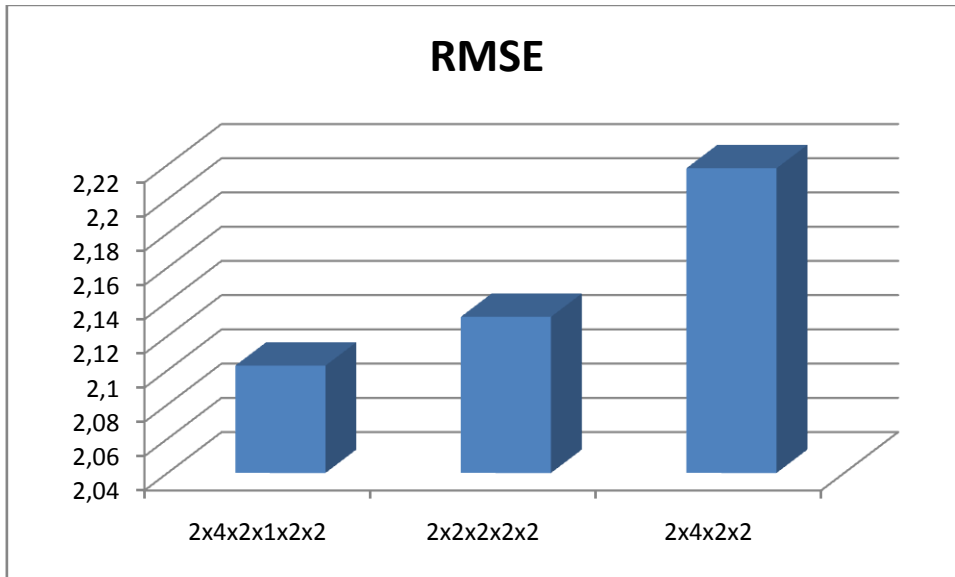
A/A	Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE
1	2x4x2	0,83262	2,5459	6,4817
2	2x5x2	0,863	2,1985	4,8333
3	2x6x2	0,80489	2,8496	8,1204
4	2x2x2x2	0,86585	2,1831	4,7659
5	2x3x1x2	0,84215	2,3454	5,5008
6	2x3x3x2	0,85206	2,2855	5,2236
7	2x4x1x2	0,81457	2,5143	6,3215
8	2x4x2x2	0,87011	2,218	4,9196
9	2x4x4x2	0,83883	2,4322	5,9156
10	2x5x2x2	0,81039	2,7348	7,4793
11	2x6x2x2	0,81078	2,5394	6,4487
12	2x7x1x2	0,80021	2,8117	7,9058
13	2x8x1x2	0,82245	2,4664	6,0831
14	2x9x1x2	0,81876	2,5094	6,2972
15	2x2x2x2x2	0,87416	2,1312	4,5422
16	2x3x1x1x2	0,84215	2,3454	5,5008
17	2x3x2x1x2	0,81707	2,5002	6,2511
18	2x4x2x2x2	0,86457	2,2143	4,9033
19	2x4x3x2x2	0,8328	2,4302	5,9057
20	2x3x2x1x2x2	0,85714	2,2342	4,9918
21	2x4x2x1x2x2	0,87807	2,1027	4,4213

Από τις παραπάνω αρχιτεκτονικές ξεχώρισαν τρεις που έδωσαν πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα από τις υπόλοιπες. Αυτές φαίνονται στον Πίνακα 4.11 και είναι οι εξής:

Πίνακας 4.11: Οι τρεις καλύτερες αρχιτεκτονικές της τρίτης σειράς αναλύσεων.

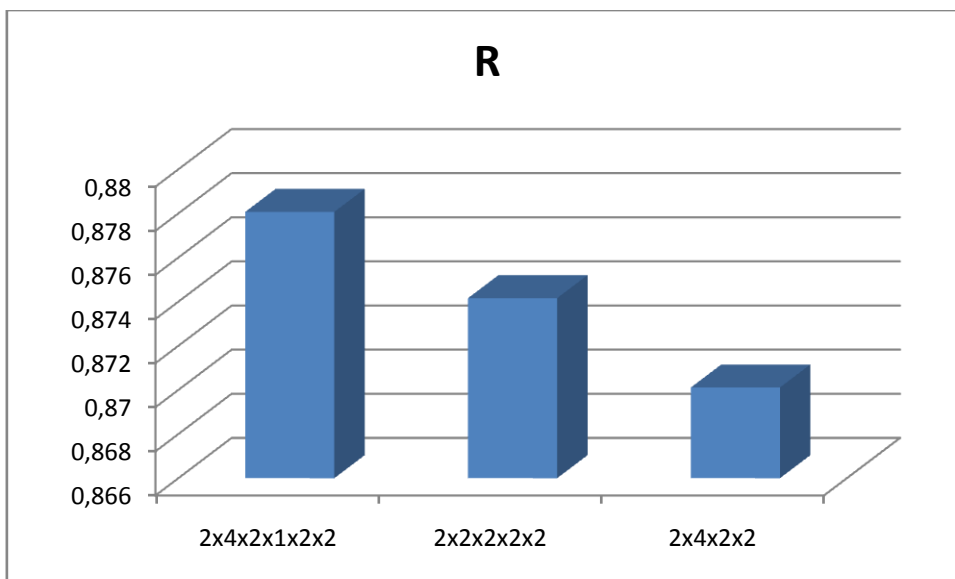
Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE
2x4x2x1x2x2	0,87807	2,1027	4,4213
2x2x2x2x2	0,87416	2,1312	4,5422
2x4x2x2	0,87011	2,218	4,9196

Καλύτερο, από τα τρία παραπάνω αποτελέσματα, κρίθηκε νευρωνικό δίκτυο με τέσσερα κρυμμένα επίπεδα, εκ των οποίων το πρώτο είχε 4 νευρώνες, το δεύτερο 2 νευρώνες, το τρίτο 1 νευρώνα και το τέταρτο 2 νευρώνες ($2 \times 4 \times 2 \times 1 \times 2 \times 2$). Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 2,1027 και είναι μικρότερη σε σύγκριση με τα RMSE των άλλων νευρωνικών δικτύων, όπως φαίνεται και στο Γράφημα 4.8.



Γράφημα 4.8: Γραφική απεικόνιση του RMSE για τις αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.11.

Ο συντελεστής συσχέτισης της αρχιτεκτονικής $2 \times 4 \times 2 \times 1 \times 2 \times 2$ είναι ο υψηλότερος (Γράφημα 4.9), κάτι που την καθιστά την αναμφίβολα βέλτιστη.



Γράφημα 4.9: Γραφική απεικόνιση για τους συντελεστές συσχέτισης του Πίνακα 4.11.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.12) δίνονται οι τιμές που προέβλεψαν τα νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.11 για τη μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων PPV και τη συχνότητα F σε σχέση με τις πραγματικές.

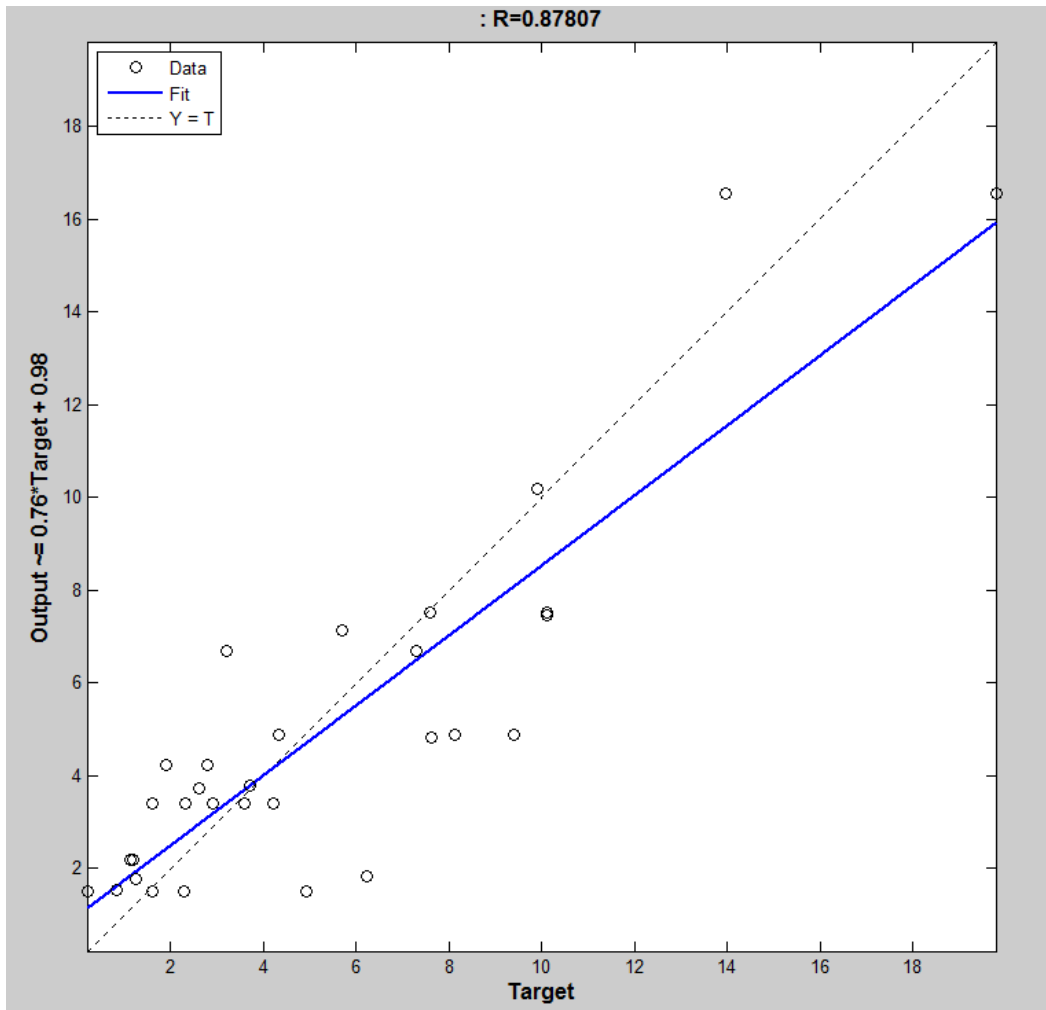
Πίνακας 4.12: Πραγματικές τιμές PPV και F – Προβλεπόμενες τιμές PPV και F νευρωνικών δικτύων Πίνακα 4.11.

Α/Α	Πραγματικές τιμές		2x4x2x1x2x2		2x2x2x2x2		2x4x2x2	
	PPV	Συχνότητα F	PPV	Συχνότητα F	PPV	Συχνότητα F	PPV	Συχνότητα F
1	4,93	42	1,5	33	2,08	43	4,78	78
2	1,24	26	1,77	37	2,08	43	1,12	22
3	4,32	101	4,86	75	5,28	70	4,78	78
4	7,62	101	4,82	74	5,28	70	3,84	63
5	9,91	57	10,19	71	10,32	69	10,25	74
6	19,8	73	16,56	66	16,55	67	17,27	70
7	1,2	19	2,19	42	2,08	43	0,07	6
8	1,13	28	2,19	42	2,08	43	0,07	6
9	6,22	37	1,82	37	5,28	70	1,65	30
10	0,21	16	1,5	33	2,08	43	1,67	30
11	2,28	29	1,5	33	2,08	43	1,67	30
12	13,97	32	16,56	66	16,55	67	17,25	70
13	1,6	36	1,5	33	2,08	43	2,35	41
14	0,83	23	1,52	34	2,08	43	1,86	33
15	9,4	101	4,87	75	5,28	70	4,78	78
16	8,13	76	4,87	75	5,28	70	4,78	78

Σύμφωνα με τον Πίνακα 4.12 εξακριβώνεται ότι το νευρωνικό δίκτυο με αρχιτεκτονική 2x4x2x1x2x2 είναι ικανοποιητικότερο από τα υπόλοιπα αφού παρουσιάζει μια καλύτερη συμπεριφορά στις προβλεπόμενες τιμές του. Με άλλα λόγια, το φαινόμενο κατά το οποίο, για δυο διαφορετικές τιμές του PPV ή της Συχνότητας, ένα νευρωνικό δίκτυο προβλέπει ίδια τιμή παρατηρείται εντονότερα στα άλλα δύο νευρωνικά δίκτυα.

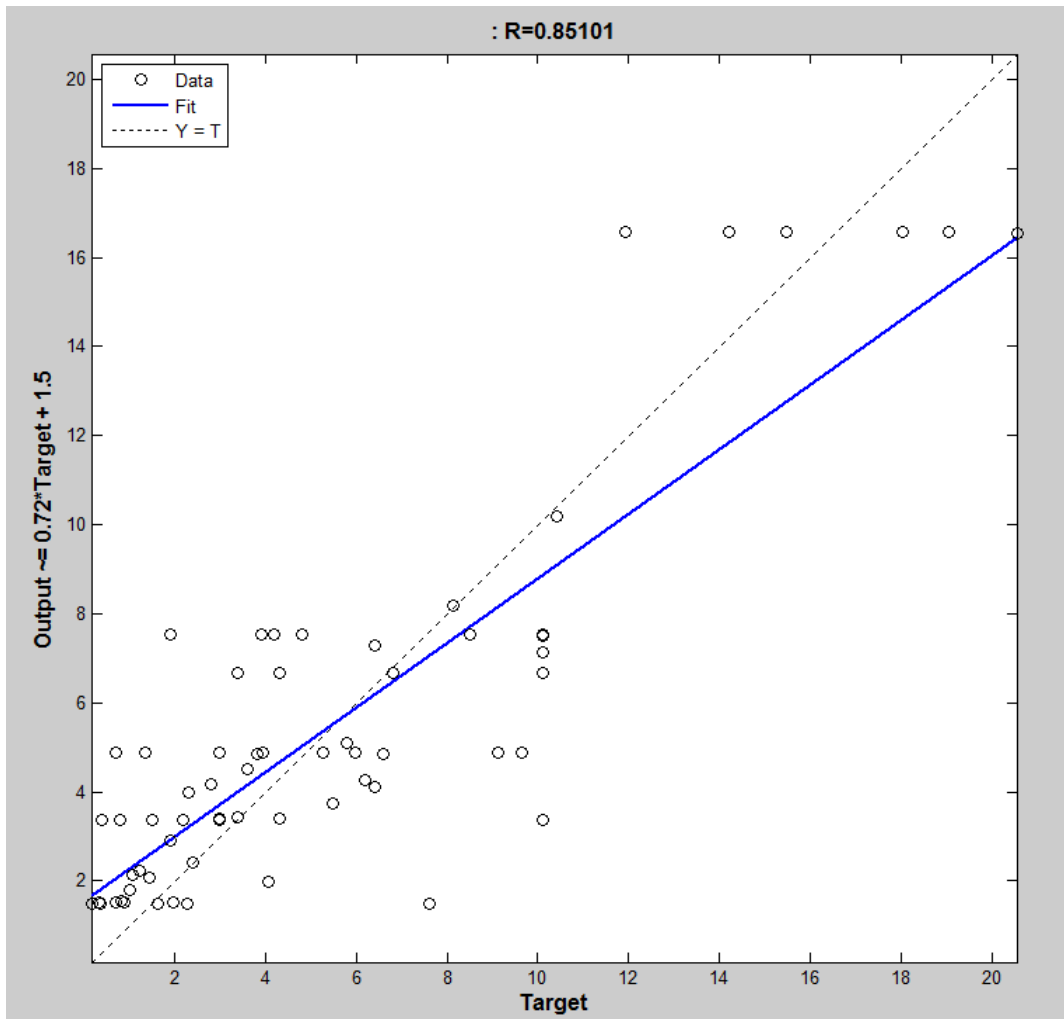
Σε γενικές γραμμές τα αποτελέσματα αυτής της σειράς αναλύσεων για τη μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων PPV δεν είναι τόσο ικανοποιητικά όσο στην πρώτη σειρά αναλύσεων. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι υπάρχουν δύο παράμετροι εξόδου, επομένως και περισσότερα δεδομένα διαφορετικού μεγέθους προς πρόβλεψη

Όπως φαίνεται και στο γράφημα παρακάτω (Γράφημα 4.10) τα δεδομένα στην γραφική παράσταση του συντελεστή συσχέτισης είναι πολύ περισσότερα απ' ότι στις δυο πρώτες κύριες αναλύσεις ενώ η τιμή της εν λόγω παραμέτρου είναι πολύ χαμηλή σε σχέση με την τιμή της στην πρώτη σειρά αναλύσεων.



Γράφημα 4.10: Γραφική παράσταση testing για αρχιτεκτονική 2x4x2x1x2x2.

Ακόμα και στη φάση της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου ο συντελεστής συσχέτισης είναι αρκετά μικρότερος από το συντελεστή συσχέτισης του νευρωνικού δικτύου της πρώτης σειράς αναλύσεων και αυτό φαίνεται στο Γράφημα 4.11 παρακάτω.



Γράφημα 4.11: Γραφική παράσταση training για αρχιτεκτονική 2x4x2x1x2x2.

4.5.4 ΤΕΤΑΡΤΗ ΣΕΙΡΑ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ

Αλγόριθμος Ελαστικής οπισθόδρουης διάδοσης (Resilient Backpropagation)

Τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα συνήθως χρησιμοποιούν σιγμοειδής συναρτήσεις μεταφοράς στα κρυμμένα επίπεδα. Αυτές οι συναρτήσεις συχνά ονομάζονται συναρτήσεις «συμπίεσης» (squashing) επειδή συμπιέζουν την είσοδο με άπειρο διάστημα σε έξοδο με πεπερασμένο διάστημα. Οι σιγμοειδής συναρτήσεις χαρακτηρίζονται από το γεγονός ότι οι κλίσεις τους πρέπει να τείνουν στο μηδέν όσο η είσοδος μεγαλώνει. Αυτό προκαλεί πρόβλημα όταν χρησιμοποιείται απότομη αρνητική κλίση (descent) για την εκπαίδευση ενός πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου με σιγμοειδής συναρτήσεις, διότι η κλίση μπορεί να είναι πολύ μικρή με αποτέλεσμα να προκύπτουν μικρές αλλαγές στα συναπτικά βάρη

και στις πολώσεις ακόμη και όταν αυτά απέχουν αρκετά από τις βέλτιστες τιμές τους (Βιδάλη, 2011).

Ο σκοπός του αλγορίθμου εκπαίδευσης της Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης (Resilient Backpropagation, «trainrp») είναι η εξάλειψη αυτών των προβλημάτων από τις μερικές παραγώγους. Μόνο το πρόσημο των παραγώγων μπορεί να καθορίσει την κατεύθυνση ενημέρωσης βάρους. Το μέγεθος της παραγώγου δεν έχει καμία επιρροή στην ενημέρωση των βαρών. Το μέγεθος της αλλαγής του βάρους προσδιορίζεται από μια ξεχωριστή ενημερωμένη τιμή (Βιδάλη, 2011).

Η δοκιμή του αλγορίθμου Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης στην τέταρτη σειρά αναλύσεων έγινε πάνω στις αρχιτεκτονικές που έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα κατά την πρώτη σειρά αναλύσεων.

Επομένως στην παρούσα σειρά αναλύσεων χρησιμοποιήθηκαν πάλι δύο παράμετροι εισόδου, η απόσταση από το σημείο της ανατίναξης (D) και η ποσότητα εκρηκτικής ύλης (W) και μία παράμετρος εξόδου, η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV).

Τα νευρωνικά δίκτυα κατασκευάστηκαν με τον πρώτο κώδικα MATLAB της Υποενότητας 4.4.1. Οι επαναλήψεις, της δοκιμής κάθε αρχιτεκτονικής, ήταν κατ' ελάχιστο πέντε και έφτασαν σε αρκετές αρχιτεκτονικές τις δεκαπέντε, ώστε να βρεθεί το πιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα της καθεμιάς.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας συλλέχθηκαν τα αποτελέσματα και οι αρχιτεκτονικές, που είχαν την καλύτερη απόδοση αποτυπώθηκαν σε πίνακα (Πίνακας 4.13) ώστε να γίνει η μεταξύ τους σύγκριση και να εντοπιστεί η καλύτερη.

Πίνακας 4.13: Αποτελέσματα τέταρτης σειράς αναλύσεων.

Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF
2x6x1	0,95381	1,7084	2,9187	88,5259
2x9x1	0,9508	1,82	3,3124	88,2247
2x6x2x1	0,95546	1,6617	2,7612	90,0859
2x6x3x1	0,9673	1,4029	1,9682	93,4347
2x4x3x2x1	0,95981	1,5830	2,5059	89,705

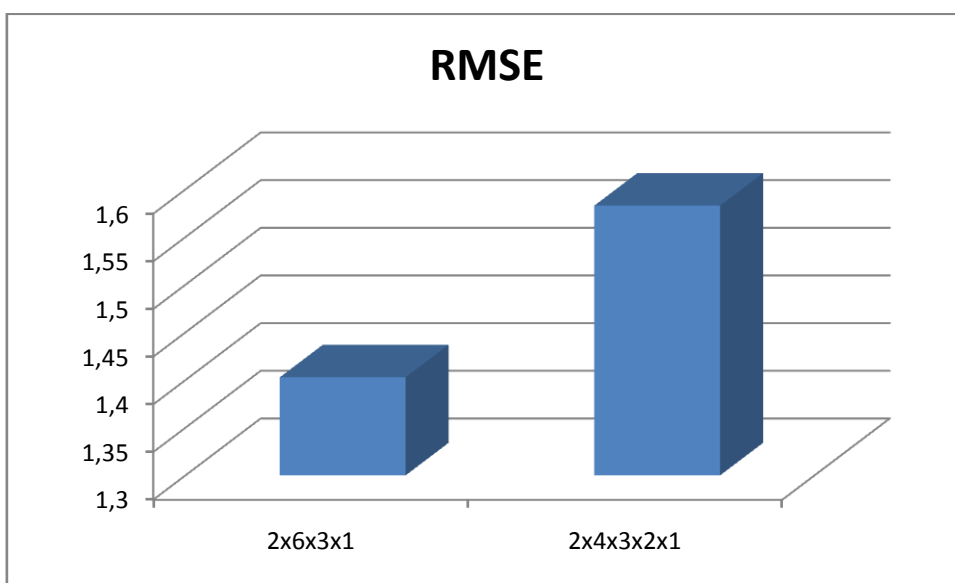
Από τις παραπάνω αρχιτεκτονικές ξεχώρισαν δύο που έδωσαν πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα από τις υπόλοιπες. Αυτές φαίνονται στον Πίνακα 4.14 και είναι οι εξής:

Πίνακας 4.14: Οι δύο καλύτερες αρχιτεκτονικές της τέταρτης σειράς αναλύσεων.

Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF
2x6x3x1	0,9673	1,4029	1,9682	93,4347
2x4x3x2x1	0,95981	1,5830	2,5059	89,705

Καλύτερο, από τα δύο παραπάνω αποτελέσματα, κρίθηκε νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυμμένα επίπεδα, εκ των οποίων το πρώτο είχε 6 νευρώνες και το δεύτερο 3 νευρώνες (2x6x3x1). Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 1,4029 και είναι μικρότερη σε σύγκριση με τα RMSE των άλλων νευρωνικών δικτύων.

Στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 4.12) παρατηρείται η διαφορά του RMSE για τα δύο νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.14.



Γράφημα 4.12: Γραφική απεικόνιση του RMSE για τις αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.14.

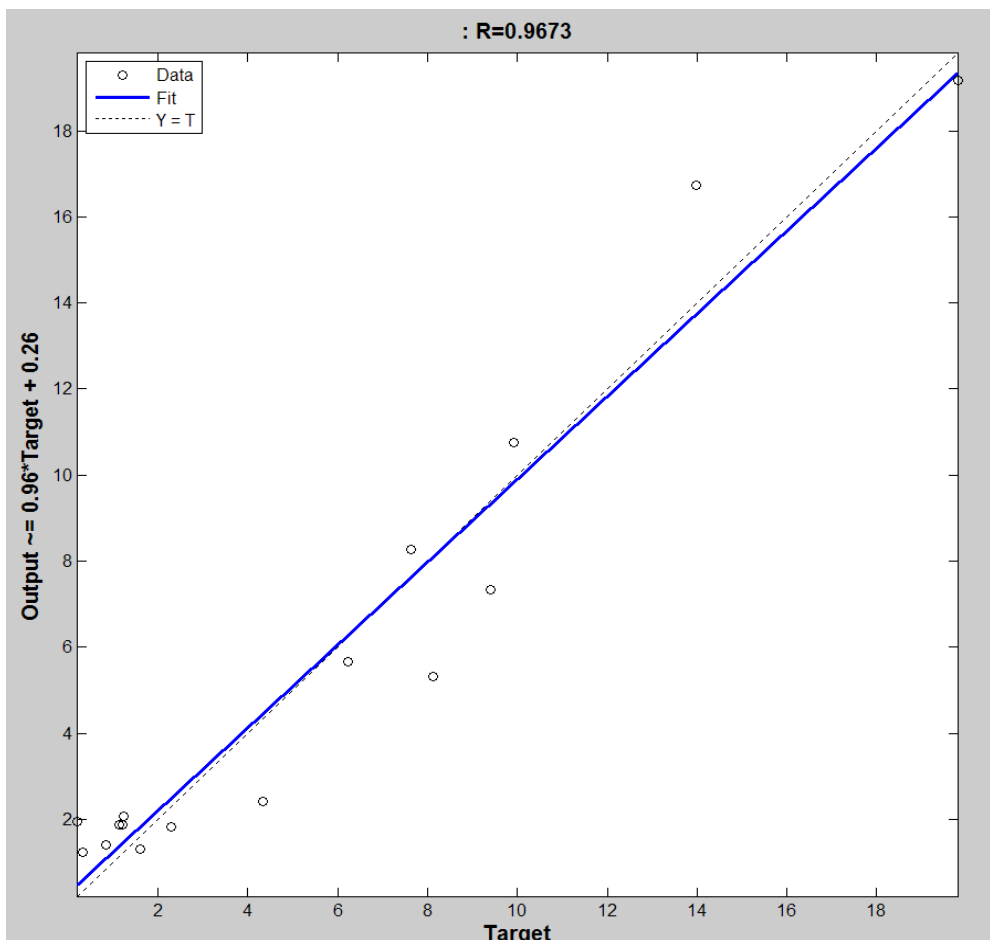
Εκτός από το πολύ χαμηλό RMSE, το νευρωνικό δίκτυο με αρχιτεκτονική 2x6x3x1 παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα σε όλες τις παραμέτρους αξιολόγησης, γεγονός που το καθιστά αναμφίβολα καλύτερη επιλογή.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.15) δίνονται οι τιμές του PPV που προέβλεψαν τα δύο νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.14 σε σχέση με τις πραγματικές τιμές του PPV.

Πίνακας 4.15: Πραγματικές τιμές PPV – Προβλεπόμενες τιμές PPV νευρωνικών δικτύων Πίνακα 4.14.

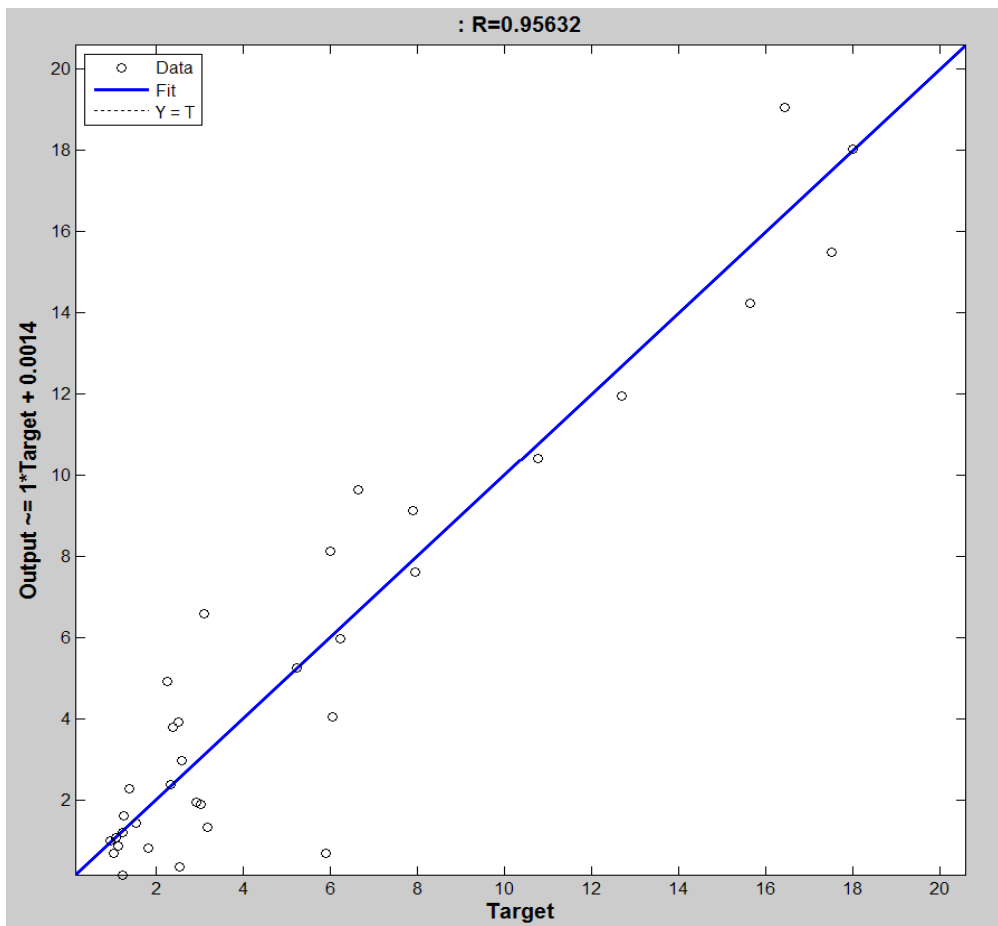
Πραγματικές τιμές PPV	Προβλεπόμενες τιμές 2x6x3x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x4x3x2x1
0,32	1,23	1,9
1,24	2,07	1,8
4,32	2,4	3,5
7,62	8,28	7,25
9,91	10,76	10,4
19,8	19,18	16,57
1,2	1,85	1,8
1,13	1,85	1,8
6,22	5,66	5,05
0,21	1,94	1,8
2,28	1,82	1,8
13,97	16,73	16,6
1,6	1,31	1,8
0,83	1,39	1,8
9,4	7,32	7,01
8,13	5,31	5,44

Ο συντελεστής συσχέτισης R για τη φάση του ελέγχου (testing) του νευρωνικού δικτύου με αρχιτεκτονική 2x6x3x1 φαίνεται στην αποτύπωση της γραφικής του παράστασης (Γράφημα 4.13).



Γράφημα 4.13: Γραφική παράσταση testing για αρχιτεκτονική 2x6x3x1.

Στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 4.14) φαίνεται η γραφική παράσταση του R για την ίδια αρχιτεκτονική στη φάση της εκπαίδευσης (training).



Γράφημα 4.14: Γραφική παράσταση training για αρχιτεκτονική 2x6x3x1.

Παρατηρείται ότι ο συντελεστής συσχέτισης R κατά τη φάση της εκπαίδευσης αλλά και κατά τη φάση της δοκιμής είναι περίπου ο ίδιος, που σημαίνει πως το φαινόμενο της υπερμνημόνευσης δεν εμφανίζεται και επίσης με αυτόν τον τρόπο δεν εμφανίζεται το φαινόμενο κατά το οποίο το ΤΝΔ δίνει το ίδιο αποτέλεσμα για δύο διαφορετικές πραγματικές τιμές του PPV.

4.5.5 ΠΕΜΠΤΗ ΣΕΙΡΑ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ

Στην παρούσα σειρά αναλύσεων χρησιμοποιήθηκαν δύο παράμετροι εισόδου, η απόσταση από το σημείο της ανατίναξης (D) και η ποσότητα εκρηκτικής ύλης (W) και μία παράμετρος εξόδου, η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV).

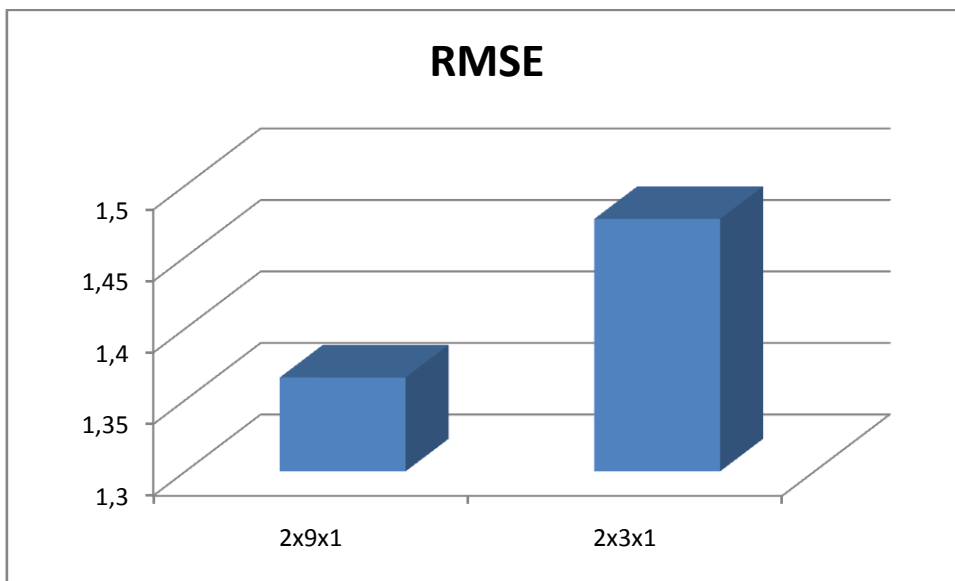
Τα νευρωνικά δίκτυα κατασκευάστηκαν με τον δεύτερο κώδικα MATLAB της Υποενότητας 4.4.2. Η δοκιμή του αλγορίθμου Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης στην πέμπτη σειρά αναλύσεων έγινε πάνω στις αρχιτεκτονικές που έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα κατά την δεύτερη σειρά αναλύσεων. Οι επαναλήψεις, της δοκιμής κάθε αρχιτεκτονικής, ήταν κατ' ελάχιστο πέντε και έφτασαν σε αρκετές αρχιτεκτονικές τις δεκαπέντε, ώστε να βρεθεί το πιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα της καθεμίας.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας συλλέχθηκαν τα αποτελέσματα και οι αρχιτεκτονικές, που είχαν την καλύτερη απόδοση αποτυπώθηκαν σε πίνακα (Πίνακας 4.16) ώστε να γίνει η μεταξύ τους σύγκριση και να εντοπιστεί η καλύτερη.

Πίνακας 4.16: Αποτελέσματα *trainnr* δεύτερης σειράς αναλύσεων.

Αρχιτεκτονική	R	RMSE	MSE	VAF
2x3x1	0,96309	1,4766	2,1804	81,2695
2x9x1	0,95377	1,3657	1,8651	90,6158

Καλύτερο, από τα δύο παραπάνω αποτελέσματα, κρίθηκε νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο το οποίο είχε εννέα νευρώνες (2x9x1). Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 1,3657 και είναι μικρότερη σε σύγκριση με το RMSE του νευρωνικού δικτύου με αρχιτεκτονική 2x3x1, όπως φαίνεται και στο Γράφημα 4.15.



Γράφημα 4.15: Γραφική απεικόνιση του RMSE για τις αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.16.

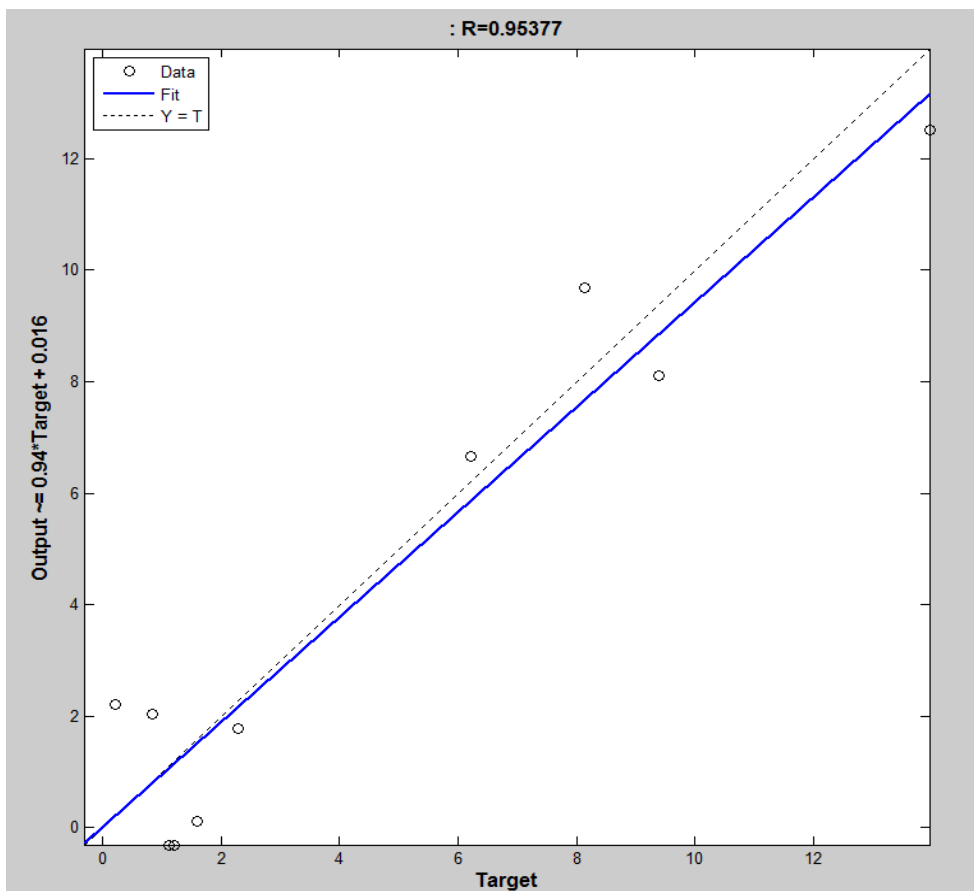
Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.17) δίνονται οι τιμές του PPV που προέβλεψαν τα δύο νευρωνικά δίκτυα του Πίνακα 4.16 σε σχέση με τις πραγματικές τιμές του PPV.

Πίνακας 4.17: Πραγματικές τιμές PPV – Προβλεπόμενες τιμές PPV νευρωνικών δικτύων Πίνακα 4.16.

Πραγματικές τιμές PPV	Προβλεπόμενες τιμές 2x9x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x3x1
1,2	0,3	1,64
1,13	0,3	1,64
6,22	6,65	5,92
0,21	2,21	2,48
2,28	1,77	2,21
13,97	12,51	12,72
1,6	0,113	1,92
0,83	2,03	2,88
9,4	8,1	6,27
8,13	9,68	7,46

Από τον παραπάνω πίνακα παρατηρείται ότι και τα δύο νευρωνικά δίκτυα είναι εξίσου ικανοποιητικά. Άλλωστε ο συντελεστής συσχέτισής τους διαφέρει μόνο κατά μία μονάδα.

Ο συντελεστής συσχέτισης R για τη φάση του ελέγχου (testing) του νευρωνικού δικτύου με αρχιτεκτονική 2x9x1 φαίνεται στην αποτύπωση της γραφικής του παράστασης (Γράφημα 4.16).



Γράφημα 4.16: Γραφική παράσταση testing για αρχιτεκτονική 2x9x1.

4.6 ΤΕΛΙΚΗ ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΝΔ

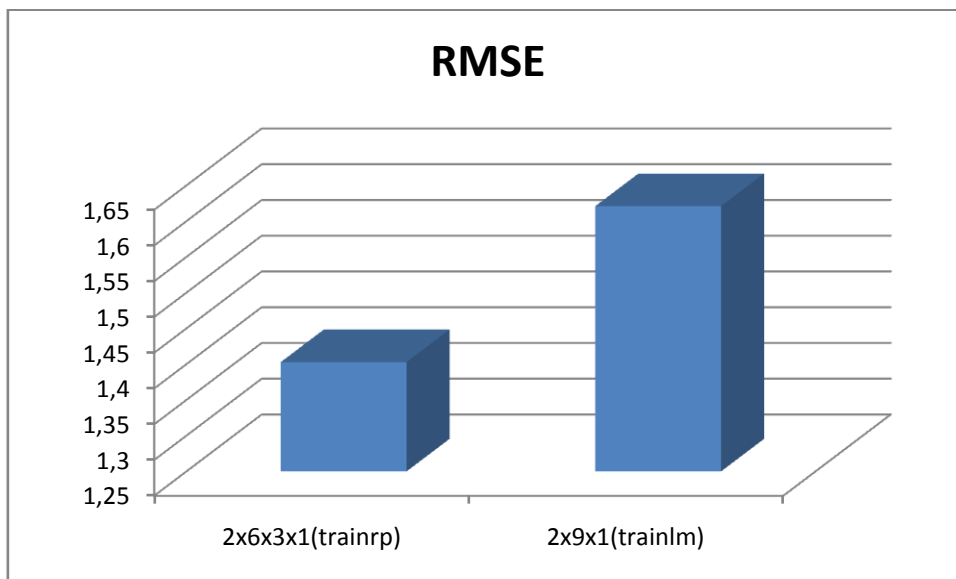
Για να πραγματοποιηθεί η τελική σύγκριση των συμβατικών μεθόδων πρόβλεψης της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων, πρέπει πρώτα να γίνει επιλογή ενός ΤΝΔ από την πρώτη ή την τέταρτη σειρά αναλύσεων. Σε αυτές τις δύο σειρές αναλύσεων υπήρξαν περισσότερα, σε αριθμό, δεδομένα προς δοκιμή, γεγονός που καθιστά τα νευρωνικά δίκτυα των αναλύσεων αυτών περισσότερο αξιόπιστα.

Τα ΤΝΔ της πρώτης και της τέταρτης σειράς αναλύσεων δίνονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.18).

Πίνακας 4.18: Βέλτιστα αποτελέσματα πρώτης και τέταρτης σειράς αναλύσεων.

Αρχιτεκτονική-Αλγόριθμος εκπαίδευσης	R	RMSE	MSE	VAF
2x9x1(trainlm)	0,95768	1,6210	2,6276	91,6774
2x6x3x1(trainrp)	0,9673	1,4029	1,9682	93,4347

Το ΤΝΔ με αρχιτεκτονική 2x6x3x1 που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο της Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης παρουσιάζει, σύμφωνα με τον πίνακα, καλύτερα αποτελέσματα σε όλες της παραμέτρους αξιολόγησης. Η διαφορά του RMSE μεταξύ των δύο ΤΝΔ είναι αρκετά μεγάλη, όπως φαίνεται στο Γράφημα 4.17.



Γράφημα 4.17: Γραφική απεικόνιση του RMSE για τις αρχιτεκτονικές του Πίνακα 4.18.

Το ΤΝΔ με αρχιτεκτονική 2x6x3x1 έχει χαμηλότερο RMSE και υψηλότερο συντελεστή συσχέτισης R. Γενικότερα όμως και τα δύο νευρωνικά δίκτυα είναι αξιόπιστα γιατί, εκτός του ότι έχουν φέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα, κατά τη φάση της εκπαίδευσής τους ο συντελεστής συσχέτισης είναι υψηλός και δεν διαφέρει πολύ από το συντελεστή συσχέτισης κατά τη φάση του ελέγχου (Πίνακας 4.19).

Πίνακας 4.19: Συντελεστές συσχέτισης κατά τη δοκιμή και την εκπαίδευση.

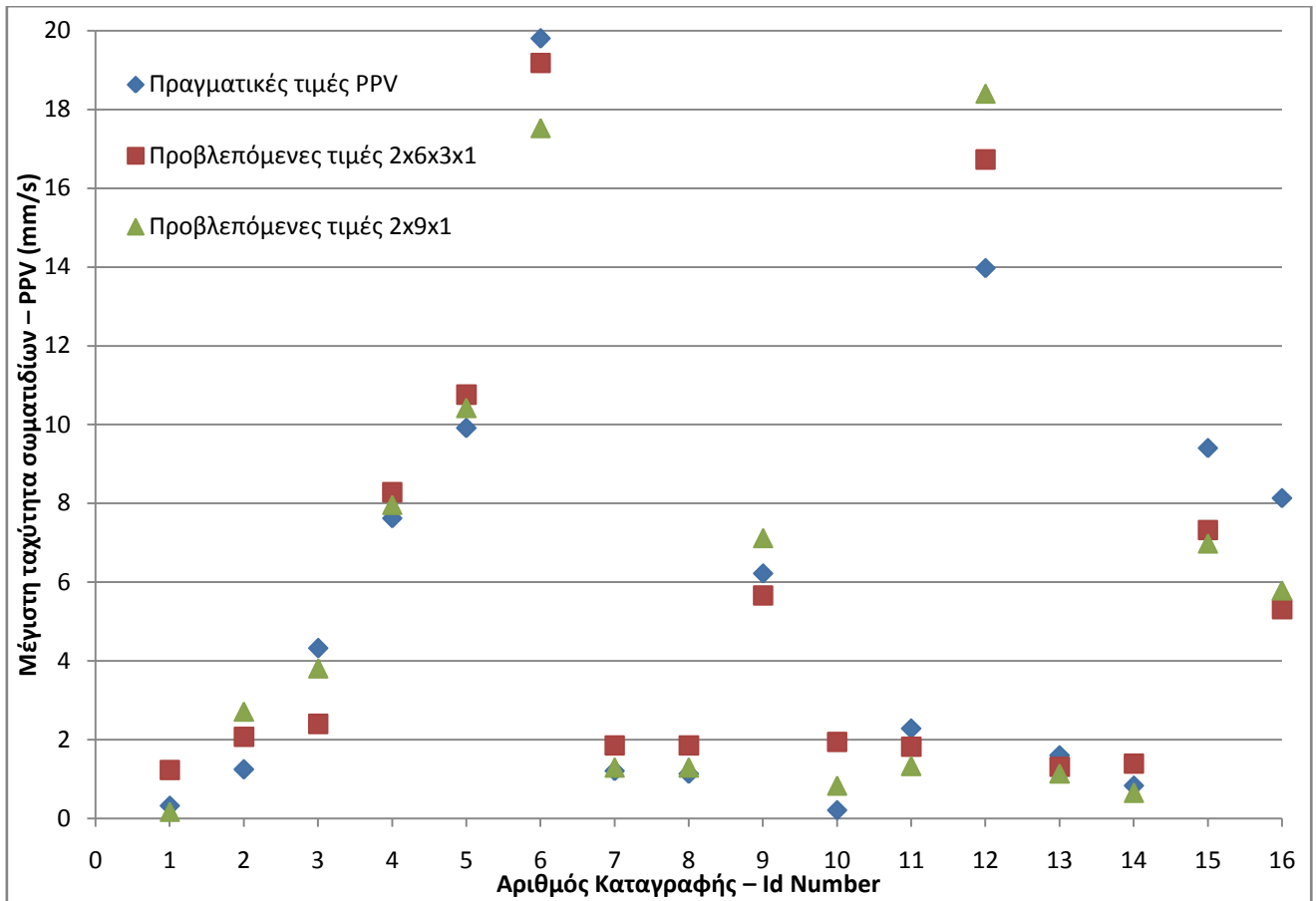
Αρχιτεκτονική	R Testing	R Training
2x6x3x1	0,9673	0,95632
2x9x1	0,95768	0,96196

Τα αποτελέσματα, που προέβλεψε το κάθε ΤΝΔ σε σχέση με τις πραγματικές τιμές της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων, δίνονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.20).

Πίνακας 4.20: Πραγματικές τιμές – Προβλεπόμενες τιμές νευρωνικών δικτύων 2x6x3x1 και 2x9x1.

A/A	Πραγματικές τιμές PPV	Προβλεπόμενες τιμές 2x6x3x1	Προβλεπόμενες τιμές 2x9x1
1	0,32	1,23	0,17
2	1,24	2,07	2,71
3	4,32	2,4	3,81
4	7,62	8,28	7,96
5	9,91	10,76	10,42
6	19,8	19,18	17,53
7	1,2	1,85	1,29
8	1,13	1,85	1,29
9	6,22	5,66	7,12
10	0,21	1,94	0,83
11	2,28	1,82	1,33
12	13,97	16,73	18,4
13	1,6	1,31	1,14
14	0,83	1,39	0,65
15	9,4	7,32	6,98
16	8,13	5,31	5,79
		R = 0,9673	R=0,95768

Στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 4.18) αποτυπώνεται η διασπορά των προβλεπόμενων τιμών του PPV από τα δύο παραπάνω ΤΝΔ σε σχέση με τις πραγματικές τιμές.



Γράφημα 4.18: Διασπορά προβλεπόμενων – πραγματικών τιμών PPV.

Σύμφωνα με το παραπάνω γράφημα παρατηρείται ότι και τα δύο ΤΝΔ είναι ικανοποιητικά, όμως επιλέγεται ως βέλτιστο το ΤΝΔ με αρχιτεκτονική 2x6x3x1, που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο της Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης, διότι φέρει καλύτερα αποτελέσματα στις παραμέτρους αξιολόγησης.

Πρέπει να σημειωθεί πως και τα δύο ΤΝΔ που εξετάστηκαν είναι ικανά να δεχθούν νέα δεδομένα και να δώσουν ικανοποιητικές προβλέψεις τις μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΕΜΠΕΙΡΙΚΩΝ ΣΧΕΣΕΩΝ-ΤΝΔ ΚΑΙ
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV) αποτελεί ένα πολύ σημαντικό κριτήριο για το σχεδιασμό ανατίναξης σε έναν υπόγειο χώρο. Επιπλέον, είναι ένα από τα βασικά στοιχεία που χρειάζεται να υπολογίζονται για τον προσδιορισμό της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης αλλά και για την κατασκευή του σχεδίου ανατίναξης. Κατά συνέπεια η ακριβής εκτίμηση και προσδιορισμός της είναι καίριας σημασίας.

Η παρούσα εργασία επιχειρεί την εκτίμηση της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων μέσω μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης και πιο συγκεκριμένα με την ανάπτυξη κατάλληλων μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ).

Η χρήση εξελιγμένων μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης, όπως τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα σε προβλήματα γεωτεχνολογίας μπορεί να δώσει αξιόπιστες λύσεις και να συμβάλει στην προσπάθεια της καλύτερης μοντελοποίησής τους. Αυτό αποδείχτηκε και στη παρούσα διπλωματική εργασία στην οποία τα ΤΝΔ που αναπτύχθηκαν μπόρεσαν να δώσουν αξιόπιστα αποτελέσματα για την πρόβλεψη της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων ύστερα από μια ανατίναξη. Πιο αναλυτικά, τα πλεονεκτήματα που διαθέτει το εκπαιδευμένο μοντέλο είναι ότι:

- Αποτελεί ένα ευέλικτο σύστημα γιατί μπορεί να ενημερώνεται με καινούρια στοιχεία και δεδομένα εύκολα, αυξάνοντας έτσι τον βαθμό ακρίβειάς του.
- Μπορεί να επιλύσει μη – γραμμικά προβλήματα οδηγώντας στην επίλυση μεγάλων και περίπλοκων εφαρμογών.
- Έχει τη δυνατότητα μαζικής και παράλληλης επεξεργασίας των δεδομένων που λαμβάνει και διαθέτει τη δυνατότητα άμεσης εφαρμογής.
- Μπορεί να απομνημονεύσει και να αναλύσει τις συσχετίσεις που υπάρχουν στα δεδομένα και να παράγει αξιόπιστες προβλέψεις.

Στο κεφάλαιο αυτό πραγματοποιείται σύγκριση μεταξύ εμπειρικών σχέσεων και ΤΝΔ για την εκτίμηση της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων. Σκοπός της σύγκρισης αυτής είναι η καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων των ΤΝΔ, καθώς επίσης και η εκτίμηση της αξιοπιστίας των ΤΝΔ σε σχέση με τις εμπειρικές εξισώσεις πρόβλεψης. Συνεπώς, πραγματοποιείται παρακάτω η σύγκριση των αποτελεσμάτων για το PPV μεταξύ του ΤΝΔ με αρχιτεκτονική 2x6x3x1 που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης (Resilient Backpropagation) και των εμπειρικών εξισώσεων της τετραγωνικής και της κυβικής ρίζας, όπως αυτές παρουσιάστηκαν στο ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.

5.2 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΜΠΕΙΡΙΚΩΝ ΣΧΕΣΕΩΝ & ΤΝΔ

Ο τρόπος αξιολόγησης των αποτελεσμάτων των συμβατικών μεθόδων πρόβλεψης γίνεται μέσω του συντελεστή συσχέτισης R, του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) και τέλος μέσω της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) στο πρόγραμμα MATLAB.

Οι εμπειρικές σχέσεις που εξετάζονται είναι η εξίσωση της τετραγωνικής ρίζας και η εξίσωση της κυβικής ρίζας. Μέσω αυτών των δύο εξισώσεων υπολογίστηκαν οι τιμές της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV) για 16 διαφορετικές τιμές απόστασης (D) και ποσότητας της εκρηκτικής ύλης (W).

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.1) συγκρίνονται οι πραγματικές τιμές της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV) από 16 μετρήσεις, που έγιναν στο Τεχνολογικό Πάρκο Λαυρίου κατά τη διάρκεια της κατασκευής του υπόγειου χώρου αποθήκευσης επικίνδυνων αποβλήτων, με τις τιμές που προέβλεψε νευρωνικό δίκτυο αρχιτεκτονικής 2x6x3x1, τις τιμές που προβλέφθηκαν με τη χρήση της εμπειρικής εξίσωσης της τετραγωνικής ρίζας και τις τιμές που προβλέφθηκαν με τη χρήση της εμπειρικής εξίσωσης της κυβικής ρίζας.

Πίνακας 5.1: Σύγκριση αποτελεσμάτων.

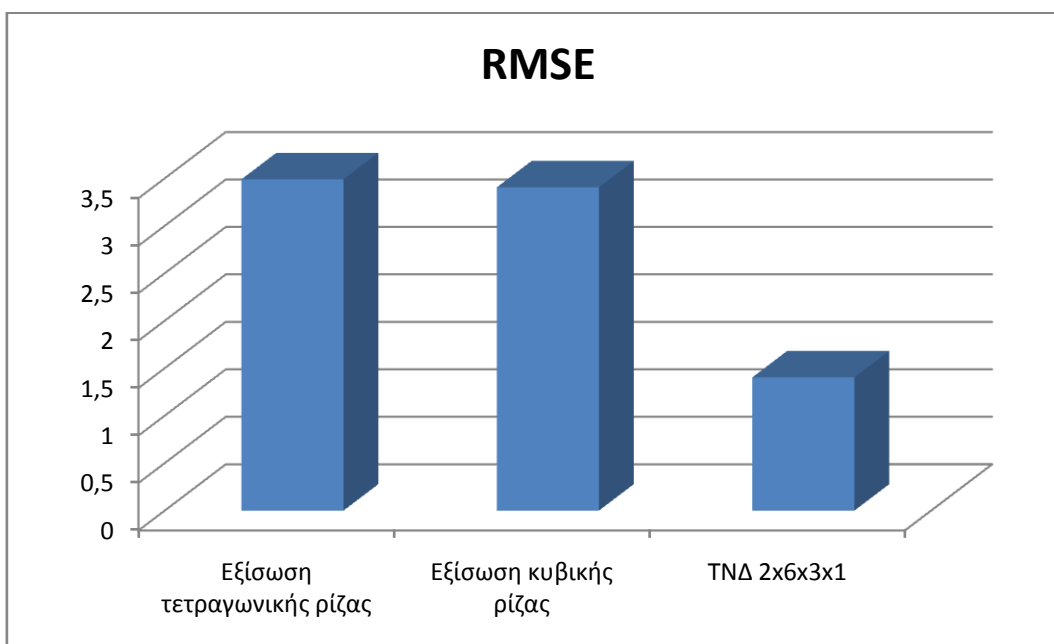
A/A	Πραγματικές τιμές PPV	Νευρωνικό δίκτυο 2x6x3x1	Εξίσωση τετραγωνικής ρίζας	Εξίσωσης κυβικής ρίζας
1	0,32	1,23	2,02	2,27
2	1,24	2,074	1,24	1,37
3	4,32	2,4	2,45	2,61
4	7,62	8,28	3,1	3,081
5	9,91	10,76	8,26	9,13
6	19,8	19,18	10,47	10,74
7	1,2	1,85	1,45	1,53
8	1,13	1,859	1,45	1,53
9	6,22	5,66	3,487	3,35
10	0,21	1,94	2,21	2,1
11	2,28	1,82	2,089	1,98
12	13,97	16,73	10,16	10,619
13	1,6	1,314	1,8	1,79
14	0,83	1,39	2,29	2,25
15	9,4	7,32	3,58	3,56
16	8,13	5,315	4,1	4,1
		R=0,9673	R=0,91665	R=0,90232

Τα αποτελέσματα των παραμέτρων αξιολόγησης της κάθε μεθόδου δίνονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.2).

Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα μεθόδων πρόβλεψης PPV.

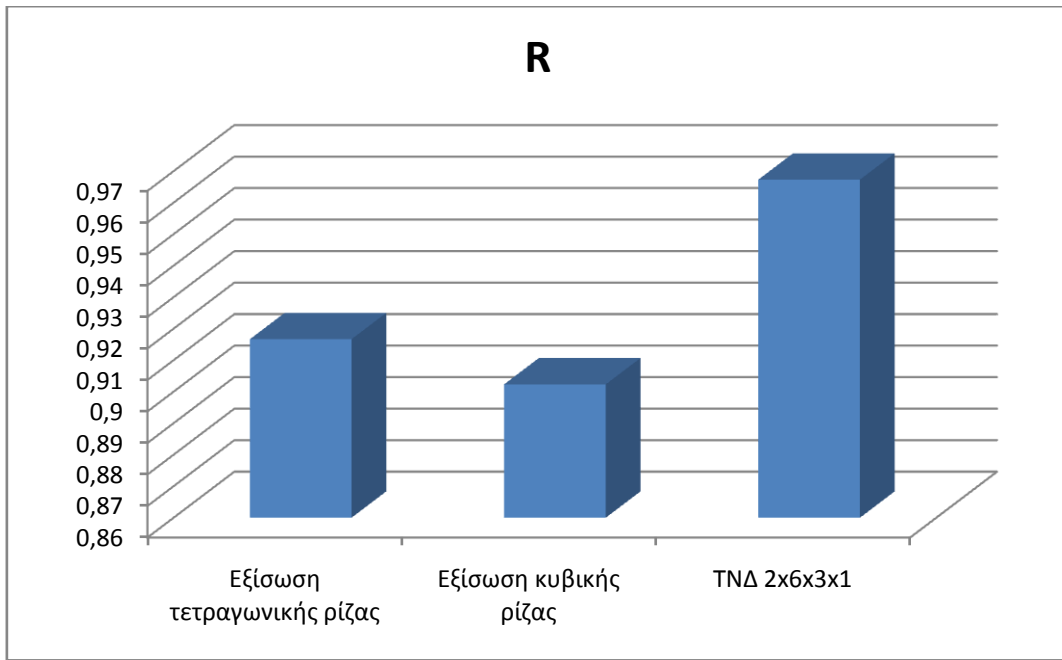
Μέθοδος	R	RMSE	MSE
Εξίσωση τετραγωνικής ρίζας	0,91665	3,4893	12,175
Εξίσωση κυβικής ρίζας	0,90232	3,4053	11,5961
TNΔ 2x6x3x1	0,9673	1,4029	1,9682

Το TNΔ παρουσιάζει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε όλες τις παραμέτρους αξιολόγησης. Η διαφορά της τιμής του RMSE για την κάθε μέθοδο φαίνεται στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 5.1).



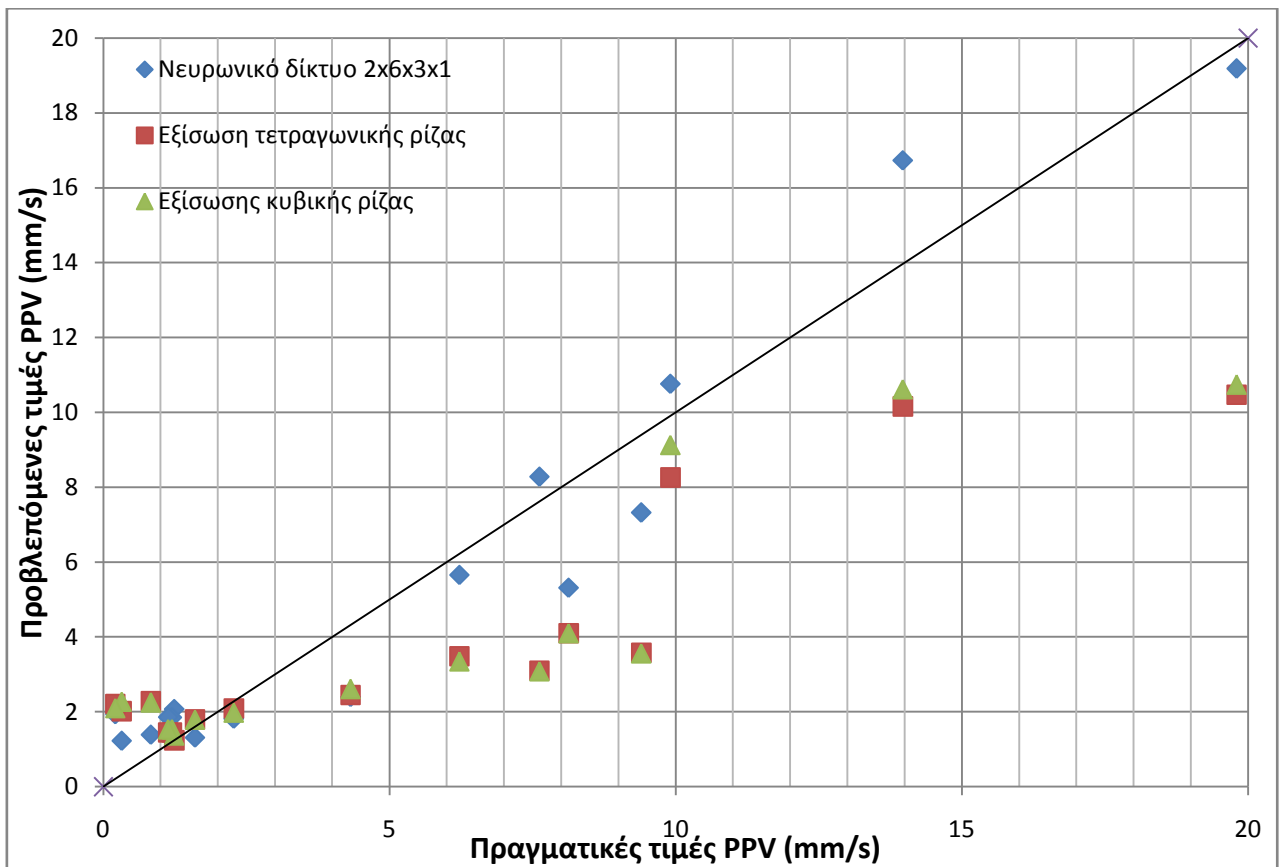
Γράφημα 5.1: Σύγκριση αποτελεσμάτων RMSE των μεθόδων πρόβλεψης.

Επίσης και ο συντελεστής συσχέτισης R του νευρωνικού δικτύου είναι κατά πολύ πιο υψηλός και επομένως πιο κοντά στη μονάδα, από ο συντελεστή συσχέτισης των εμπειρικών εξισώσεων (Γράφημα 5.2).



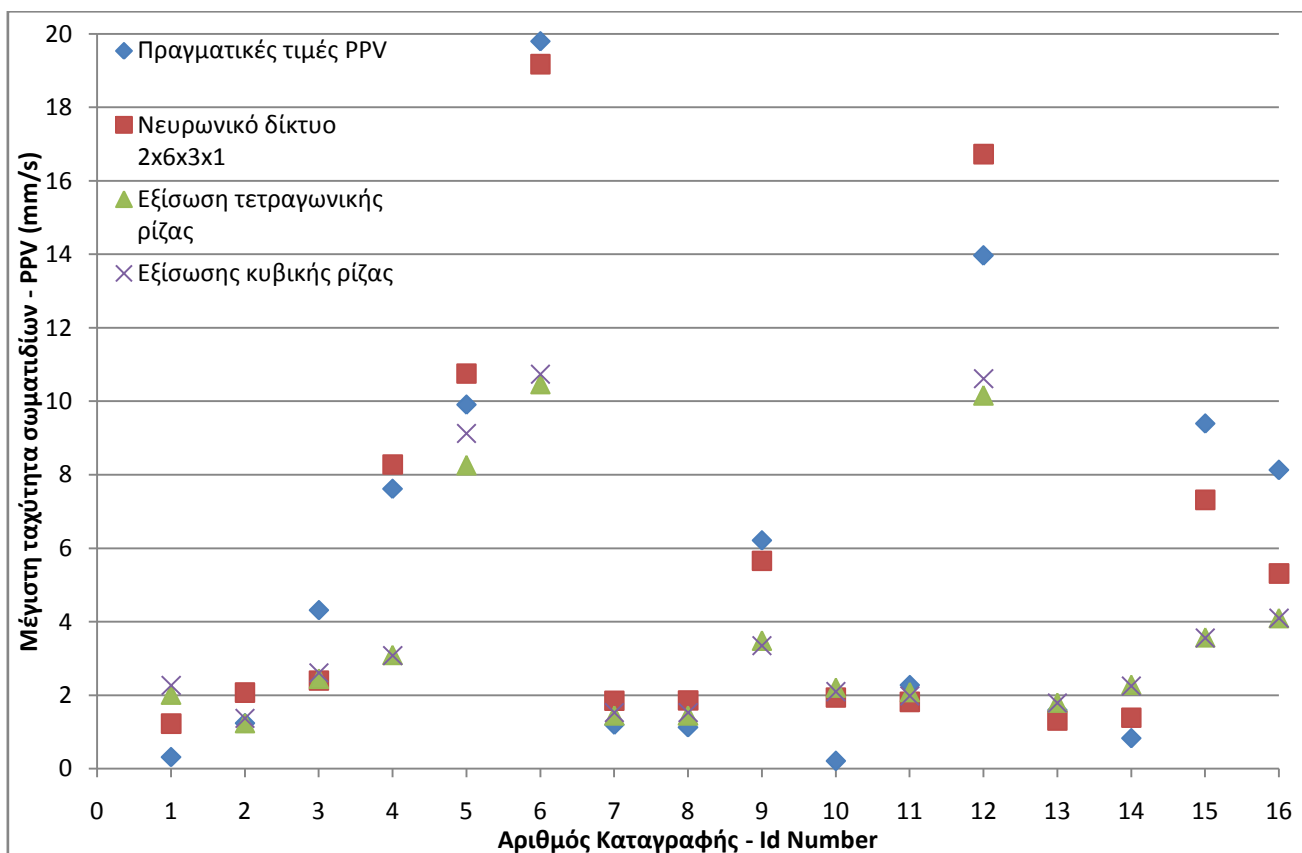
Γράφημα 5.2: Σύγκριση αποτελεσμάτων R των μεθόδων πρόβλεψης.

Οι πραγματικές τιμές της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων και οι τιμές που προέβλεψε η κάθε μέθοδος παρουσιάζονται συγκεντρωτικά στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 5.3).



Γράφημα 5.3: Συγκριτικά αποτελέσματα μεταξύ των μεθόδων πρόβλεψης του PPV.

Η διασπορά των πραγματικών τιμών του PPV σε σχέση με τις τιμές που προέβλεψε η κάθε μέθοδος δίνονται στο παρακάτω γράφημα (Γράφημα 5.4).



Γράφημα 5.4: Διασπορά προβλεπόμενων – πραγματικών τιμών PPV.

Σύμφωνα με τα Γραφήματα 5.3 και 5.4 φαίνεται ότι το ΤΝΔ που αναπτύχθηκε παρουσιάζει καλύτερη και πιο ομαλή συμπεριφορά σε σύγκριση με τις δύο άλλες σχέσεις, δηλαδή την εξίσωση τετραγωνικής ρίζας και την εξίσωση κυβικής ρίζας.

Βάσει όλων αυτών των αποτελεσμάτων επιλέγεται τελικά το πολυεπίπεδο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με αρχιτεκτονική 2x6x3x1, που έχει εκπαιδευτεί με τον αλγόριθμο Ελαστικής οπισθόδρομης διάδοσης (Resilient Backpropagation) διότι παρουσιάζει πολύ μικρότερα σφάλματα, πολύ καλύτερη συσχέτιση τιμών και υπάρχει μεγαλύτερη απόκριση και συνέπεια στη συμπεριφορά του σε σχέση με τις δύο άλλες εμπειρικές σχέσεις πρόβλεψης της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων PPV.

5.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία αποδείχτηκε ότι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να δώσουν πιο ακριβή και συνεπή αποτελέσματα σε σχέση με τις εμπειρικές μεθόδους πρόβλεψης της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων (PPV) για την περιοχή του ΤΠΠΑ. Τα ΤΝΔ που αναπτύχθηκαν χρησιμοποίησαν δύο παραμέτρους εισόδου, την απόσταση από το σημείο της ανατίναξης (D) και την ποσότητα της εκρηκτικής ύλης (W) και μία παράμετρο εξόδου, την μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV). Επιχειρήθηκε και η ανάπτυξη ΤΝΔ με δύο παραμέτρους εξόδου, δηλαδή την μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων και τη συχνότητα (F), αλλά τα αποτελέσματα δεν ήταν τόσο ικανοποιητικά.

Συνεπώς, η χρήση των ΤΝΔ είναι προτιμότερο να γίνεται με μία παράμετρο εξόδου. Επίσης έχει διαπιστωθεί ότι με περισσότερες παραμέτρους εισόδου σε ένα ΤΝΔ τα αποτελέσματα των προβλέψεων βελτιώνονται, αφού το νευρωνικό δίκτυο συσχετίζει περισσότερες τιμές εισόδου με την κάθε τιμή εξόδου.

Επομένως με μια σωστή βάση δεδομένων εκπαίδευσης τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι ικανά να πετύχουν πολύ καλύτερες και πιο ικανοποιητικές προβλέψεις από τις πιο διαδεδομένες εμπειρικές σχέσεις που έχουν αναπτυχθεί για την περιοχή του έργου. Έτσι η χρήση τους μπορεί να βοηθήσει πιο ουσιαστικά στη μείωση των δονήσεων ύστερα από ανατινάξεις κοντά σε κατοικήσιμες περιοχές.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Ambraseys NN, Hendron AJ., 1968. “*Dynamic behavior of rock masses*”, In: Stagg KG, Zienkiewicz OC, editors, *Rock Mechanics in engineering practice*, London: Wiley; p. 203-36.
- Atlas Powder Company., 1987. *Explosives and rock blasting, field technical operations*, Dallas: Atlas Powder Co.
- Bellamine FH., Elkamel A., 2006. “*Numerical characterization of distributed dynamic systems using tools of intelligent computing and generalized dimensional analysis.*”, *Appl Math Comp* 182:021–1039.
- Benardos A., Kaliampakos D., Mavromichalis D., 2012. “*Drill-and-Blast Tunneling In Very Sensitive Areas: Assessing the Din 4150-3 Standard’s Performance.*”, School of Mining and Metallurgical Engineering, National Technical University of Athens, Greece.
- Davies B, Farmer IW, Attewell PB, 1964. “*Ground vibrations from shallow subsurface blasts.*”, *The Engineer*, London: 553-559.
- Dehghani H., Atae-pour M., 2011. “*Development of a model to predict peak particle velocity in a blasting operation*”, *International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences* 48: 51-58.
- Demuth H., Beale. M., 1994. “*Neural Network Toolbox User's Guide*”, The Mathworks Inc.
- DIN 4150-3, 1999. “*Vibration in Buildings – Part 3: Effects on Structures*”, Deutsches Institut für Normung.
- Duval WI, Petkof B., 1959. “*Spherical propagation of explosion generated strain pulses in rock.*”, *USBM Rep Invest*; 5483:21.
- Duval WI, Fogleson DE, 1962. “*Review of criteria for estimating damage to residences from blasting vibration.*”, *USBM-I*, 5968.
- Duval WI, Johnson CF, AVC Meyer, 1963. “*Vibrations from blasting at Iowa limestone quarries.*”, *USBM Rep Invest* 6270:28.
- Erzin Y. and Güneş N., 2011. “*The prediction of swell percent and swell pressure by using neural networks*”, Department of Civil Engineering, Celal Bayar University, Muradiye, Manisa, Turkey.

- Fausett, L., 1994. Fundamentals of Neural Networks. “*Architectures, Algorithms and Applications*”, Prentice Hall International Editions.
- German Institute of Standards, 1984. “*Vibration of buildings: Effects on Structures*”, Pastfach 1107, DIN 4150.
- Ghosh A, Daemen JK, 1983. “*A simple new blast vibration predictor.*”, In: Proceedings of the 24th US rock mechanics symposium, Texas A&M, p. 151-161.
- Hagan T., Kennedy B., 1978. “*Practical approach to the reduction of blasting nuisances from surface operations: Aust Min*”, International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, Elsevier 65, V69, N11, Nov 1977, P 36 - 46.
- Haykin S., 1998. “*Neural Networks: A Comprehensive Foundation*”, Second Edition, Pearson Education.
- Indian Standard Institute, 1973. “*Criteria for Safety and Design of Structures subjected to Underground Blast.*”, ISI Bull 1973;IS-6922.
- ISRM, 1992. “*Suggested method for blast vibration monitoring.*”, Int J Rock Mech Min Sci Geomech Abstr 29(2):145–6.
- Khandelwal M., Singh T.N., 2007. “*Evaluation of blast-induced ground vibration predictors.*”, Soil Dynamics and Earthquake Engineering 27: 116-125.
- Langefors U., Kihlstrom B., 1963. “*The modern technique of rock blasting*”, New York: Wiley.
- Langefors U., Kihlstrom B., Westerberg H., 1958. “*Ground Vibrations in Blasting*”, Water Power.
- Langhaar H., 1951. “*Dimensional analysis and theory of models.*”, 1st ed.. New York: Wiley.
- Mathieu F., 1984. “*Application of full waveform acoustic logging data to the estimation of reservoir permeability*”, M.S. Thesis, MIT, Cambridge.
- Mohamed T. M., 2009. “*Artificial neural network for prediction and control of blasting vibrations in Assiut (Egypt) limestone quarry*”, International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences 46 (2009) 426–431.

- Monjezi M., Dehghani H., 2008. “*Evaluation of effect of blasting parameters on back break using neural networks*”, Int J Rock Mech Min Sci 45: 1446-53.
- Nicholls H.R., Johnson C.F., Duvall W.I., 1971. “*Blasting Vibrations and their effects on Structures*”, U.S. Department of Interior, Bureau of Mines Bulletin 656.
- O.S.M.R.E., 1983. “*Surface Coal Mining and Reclamation Operations; Initial and Permanent Regulatory Programs; Use of Explosives*”, Department of Interior, Final Rule.
- Pal Roy P., 1993. “*Putting ground vibration predictors into practice.*”, Colliery Guard; 241:63-70.
- Rayleigh JWS., 1878. “*The theory of sound.*”, London: Macmillan.
- Rosenthal Michael F., Morlock Gregory L., 1987. “*Blasting guidance manual by Michael F. Rosenthal and Gregory L. Morlock.*”, Office of Surface Mining Reclamation and Enforcement, U.S. Dept. of the Interior.
- Sandstrom G.E., 1963. “*The History of Tunneling*”, Barrie & Rockliff, London.
- Sarle W.S., 1997. “*Neural Network FAQs, Part 3: Generalization.*”
<ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>
- Sietsma, J., Dow, J.F., 1991. Creating Artificial Neural Networks that Generalize. Neural Networks, no. 4, pp. 67-79.
- Tawadrous AS., 2006. “*Evaluation of artificial neural networks as a reliable tool in blast design.*” Int Soc Explos Eng 1:1–12.
- Βιδάλη Ρ., 2011. “*Αυτόματη ταξινόμηση μελωδίας σε μουσικά είδη με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.*”, Μεταπτυχιακή Διατριβή, Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών «Πληροφορική», Πανεπιστήμιο Πειραιώς.
- Γουδέλης Δ., 2012. “*Εκτίμηση της Ειδικής Ενέργειας Κοπής με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.*”, Διπλωματική Εργασία, Δ.Π.Μ.Σ: Σχεδιασμός και Κατασκευή Υπόγειων Έργων-ΕΜΠ.
- Καλιαμπάκος Δ., 2003. “*Σημειώσεις Μαθήματος Υπόγεια Έργα*”, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.
- Κονοφάγος Κ., 1980. “*Το Αρχαίο Λαύριο*”, Εκδοτική Ελλάδος, Αθήνα.

- Μαυρομιχάλης Δ.Μ., 2008. “Δονημετρικός έλεγχος κατά την κατασκευή ειδικού υπόγειου αποθηκευτικού χώρου στο Τεχνολογικό και Πολιτιστικό Πάρκο Λαυρίου”, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Τομέας Μεταλλευτικής, Αθήνα.
- Μπενάρδος Α.Γ., Μπενάρδος Π.Γ., 2005. “Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη Γεωτεχνολογία”, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.
- Παναγιώτου Γ., 2006. “Εξόρυξη των Πετρωμάτων με Εκρηκτικές Ύλες – Γενικές Αρχές”, Σημειώσεις Μαθήματος, Εργαστήριο Εξόρυξης Πετρωμάτων - Ε.Μ.Π.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1

ΟΔΗΓΙΕΣ MATLAB

Ανάπτυξη πρώτου κώδικα MATLAB

Η πρώτη εντολή που περάστηκε στη σελίδα εργασίας του MATLAB ήταν να φορτώσει το Excel αρχείο, ώστε να αντλήσει από εκεί τα δεδομένα.

Κάθε γραμμή εντολών που μπροστά έχει το σύμβολο % πρόκειται για κείμενο και το πρόγραμμα την αγνοεί και δεν την εκτελεί.

Τα δεδομένα εισαγωγής δίνονται με την παρακάτω εντολή η οποία στην ουσία φορτώνει τα δεδομένα σε μια μεταβλητή (data) από ένα αρχείο Excel:

- **%Read the data from the Excel file**
`[data]=xlsread('C:\Users\Admin\Desktop\pinakes');`

Το MATLAB δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να διαμορφώσει, χωρίς τη βοήθεια του Excel, τους πίνακες δεδομένων εισαγωγής, άλλα είναι λίγο πιο περίπλοκο και απαιτεί περισσότερο χρόνο.

Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε το νευρωνικό δίκτυο για το training και για το testing. Αυτές οι μεταβλητές περιλαμβάνουν τα δεδομένα των πινάκων στο Excel. Εφόσον από τις 51 μετρήσεις της κάθε στήλης, οι 35 πρώτες προορίζονται για την εκπαίδευση και οι υπόλοιπες 16 για τη δοκιμή του νευρωνικού δικτύου, ο διαχωρισμός των μεταβλητών έγινε ως εξής:

- **%Create the training matrices**
`training_input=[(data(3:37,5)/10)'; (data(3:37,4))'];`
`training_output=[data(38:53,3)];`
- **%Create the testing matrices**
`testing_input=[(data(3:37,5)/10)'; (data(3:37,4))'];`
`testing_output=[data(38:53,3)];`

Σε αυτό το σημείο ορίζονται τέσσερις νέες μεταβλητές, εκ των οποίων οι δύο περιλαμβάνουν τα δεδομένα εισόδου για την εκπαίδευση και τον έλεγχο (`training_input`, `testing_input`) και άλλες δύο που περιλαμβάνουν τα δεδομένα εξόδου για την εκπαίδευση και τον έλεγχο (`training_output`, `testing_output`).

Τα δεδομένα εισόδου είναι εκείνα που δίνονται στο νευρωνικό δίκτυο ώστε να προβλέψει τα δεδομένα εξόδου. Στην προκειμένη περίπτωση δεδομένα εισόδου είναι η απόσταση (D) και η ποσότητα εκρηκτικής ύλης (W), ενώ δεδομένα εξόδου είναι η μέγιστη ταχύτητα των σωματιδίων (PPV).

Οι μεταβλητές `training_input` και `testing_input` περιλαμβάνουν δύο πίνακες δεδομένων. Παραδείγματος χάρη η εντολή `«testing_input=[(data(3:37,5)/10)'; (data(3:37,4))']»` σημαίνει πως η μεταβλητή `testing_input` περιλαμβάνει τα δεδομένα της 5^{ης} στήλης του πίνακα δεδομένων της μεταβλητής «data» από την γραμμή 3 μέχρι και την γραμμή 37 διαιρεμένα με 10 καθώς και τα δεδομένα της 4^{ης} στήλης του ίδιου πίνακα δεδομένων της μεταβλητής «data», πάλι από τη γραμμή 3 μέχρι και την 37.

Η διαίρεση στην στήλη 5 γίνεται ώστε οι τιμές της στήλης αυτής να είναι πιο κοντά στις τιμές της στήλης 4 γιατί αλλιώς το νευρωνικό δίκτυο δίνει μεγαλύτερο βάρος στις μεγάλες αριθμητικά τιμές και αγνοεί τις μικρότερες.

Μετά τον ορισμό των μεταβλητών ορίστηκε ο τύπος του νευρωνικού δικτύου, η αρχιτεκτονική του, ορίστηκε ο αριθμός των εποχών που θα εκτελέσει και έγινε η κατανομή των βαρών των παραμέτρων εισαγωγής. Παράλληλα ορίστηκε ο τρόπος με τον οποίο το MATLAB θα χώριζε τους πίνακες των δεδομένων εισαγωγής. Αυτό έγινε με τη χρήση της εντολής `net.divideFcn=''`; και χρήζει μεγάλης σημασίας για τη σωστή λειτουργία του συγκεκριμένου νευρωνικού δικτύου. Σε περίπτωση που δεν οριστεί αυτή η παράμετρος, το πρόγραμμα, λόγω των εργοστασιακών του ρυθμίσεων, θα χωρίσει τους πίνακες που προορίζονται μόνο για την εκπαίδευση σε `training`, `validation` και `testing`. Θα εκπαιδευτεί με το 60% των δεδομένων των μεταβλητών `training_input` και `training_output`, στη συνέχεια με το 20% αυτών θα κάνει επικύρωση και με το υπόλοιπο 20% θα κάνει έλεγχο. Επειδή κάτι τέτοιο είναι ανεπιθύμητο αφού τα δεδομένα των παραπάνω μεταβλητών προορίζονται μόνο για το `training` πρέπει οπωσδήποτε να απενεργοποιηθεί η εν λόγω παράμετρος, με τη διατύπωσή της ως έχει.

Ο κώδικας MATLAB για τα παραπάνω έχει ως εξής:

- **%Create the ANN**

```
net=newff(training_input,training_output, [4,3,2]);  
net.trainFcn = 'trainrp';  
net.trainParam.epochs= 10000;
```

Το νευρωνικό δίκτυο ορίζεται και αυτό ως μια μεταβλητή (net) η οποία είναι «ίση» με την εντολή «newff=(training_input,training_output, [4,3,2]);». Η newff είναι η εντολή που δημιουργεί πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (new feedforward net) και μέσα στην παρένθεση περιλαμβάνει τα δεδομένα πάνω στα οποία θα εκπαιδευτεί (training_input,training_output) καθώς και τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων με τους νευρώνες του καθενός. Το παραπάνω παράδειγμα είναι για νευρωνικό δίκτυο με 3 κρυμμένα επίπεδα εκ των οποίων το πρώτο έχει 4 νευρώνες, το δεύτερο έχει 3 και το τρίτο έχει 2.

Ο ορισμός της παραμέτρου «net.trainFcn = 'trainrp';» σημαίνει πως το νευρωνικό δίκτυο θα εκπαιδευτεί με τον αλγόριθμο trainrp (Resilient backpropagation). Σε περίπτωση που δεν οριστεί η παράμετρος εκπαίδευσης το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται αυτόματα, βάσει εργοστασιακών ρυθμίσεων, με τον αλγόριθμο trainlm (Levenberg-Marquardt backpropagation).

Με την παράμετρο «net.trainParam.epochs= 10000;» ορίζεται ο αριθμός των εποχών που θα ακολουθήσει το νευρωνικό δίκτυο κατά την εκπαίδευσή του. Στην προκειμένη περίπτωση οι εποχές ανέρχονται στις 10000.

Αφού οριστούν οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου γίνεται η κατανομή των βαρών και απενεργοποιείται η παράμετρος διαχωρισμού των πινάκων:

- **%Initialize the weights**

```
net=init(net);  
net.divideFcn = '';
```

Η μεταβλητή net επαναπροσδιορίζεται με την εντολή «init(net)» που σημαίνει initialize net. Με αυτό τον τρόπο γίνεται αυτόματα η κατανομή των βαρών των δεδομένων εισόδου για τον προσδιορισμό των δεδομένων εξόδου.

Αφού ορίστηκαν οι παράμετροι που καθορίζουν τον τύπο του νευρωνικού δικτύου, έγινε η εκπαίδευσή του μέσω της παρακάτω εντολής:

- **%Train the ANN**

```
[net,tr]=train(net,training_input,training_output);
```

Στο σημείο αυτό είναι που το νευρωνικό δίκτυο ξεκινάει τις συσχετίσεις και στο πρόγραμμα εμφανίζεται το παράθυρο που μετράει τις εποχές μέχρι να φτάσουν τις 10000.

Για την έναρξη της αξιολόγησης του νευρωνικού δικτύου είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός του συντελεστή συσχέτισης (R) για το testing. Ο προσδιορισμός αυτός έγινε μέσω της εντολής για τη σχεδίαση γραφικής παράστασης μεταξύ των πραγματικών τιμών εξόδου του testing και των τιμών που προέβλεψε το νευρωνικό δίκτυο. Για να γίνει όμως αυτό χρειάστηκε ο ορισμός ακόμα μίας μεταβλητής (outputs), η οποία περιελάμβανε τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του νευρωνικού δικτύου για τις πραγματικές τιμές εισόδου του testing. Ο ορισμός της μεταβλητής αυτής και ο σχεδιασμός της γραφικής παράστασης γίνεται με τις παρακάτω εντολές:

- **%Test the ANN**

```
outputs = net(testing_input);  
plotregression(testing_output,outputs);
```

Η μεταβλητή «outputs» είναι εκείνη στην οποία καταγράφονται τα αποτελέσματα του testing του νευρωνικού δικτύου. Η εντολή διαβάζεται σαν μια συνάρτηση, δηλαδή «outputs» ίσον με «net» του «testing_input». Η διατύπωση της μεταβλητής outputs μπορεί να γίνει και με την εντολή simulate, δηλαδή «outputs=sim(net,testing_output)». Σε περίπτωση που το νευρωνικό δίκτυο θα χρησιμοποιηθεί μελλοντικά τότε θα οριστεί μια μεταβλητή π.χ. «testing_input1» που θα περιλαμβάνει δεδομένα απόστασης και ποσότητας εκρηκτικών τα οποία θα έχουν οριστεί από το χρήστη και στη συνέχεια με τη δημιουργία μιας καινούριας μεταβλητής π.χ. «outputs1» και με τη χρήση πάλι της ίδιας εντολής «outputs1=net(testing_input1);» θα κάνει πρόβλεψη του PPV.

Για να γίνει έλεγχος για το πόσο καλά έγινε η πρόβλεψη του PPV πρέπει να βρεθεί αρχικά ο συντελεστής συσχέτισης (R) για το testing και να σχεδιαστεί η γραφική του παράσταση. Αυτό γίνεται με την εντολή «plotregression(testing_output,outputs);». Η εντολή αυτή χρησιμοποιεί τις πραγματικές τιμές του PPV (testing_output) και αυτές που προέβλεψε το

νευρωνικό δίκτυο «outputs», τις συσχετίζει αυτόματα και κατασκευάζει τη γραφική τους παράσταση.

Για την συνέχιση της αξιολόγησης είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός του MSE και του RMSE. Οι εντολές που απαιτούνται για τον προσδιορισμό αυτών των δύο παραμέτρων είναι οι εξής:

- **%RMSE & MSE**
e = gsubtract(outputs,testing_output);
RMSE = sqrt(mse(e));
MSE=perform(net,testing_output,outputs);

Πρώτα προσδιορίζεται μια μεταβλητή «e» μέσω της παραπάνω εντολής που ισοδυναμεί επίσης με την εντολή «e=testing_output-outputs». Η εντολή για τον προσδιορισμό του MSE που φαίνεται παραπάνω ισοδυναμεί με την εντολή «MSE=mse(e)».

Για να ολοκληρωθεί το κομμάτι της αξιολόγησης πρέπει να προσδιοριστεί και το VAF. Κάποια εντολή όμως που να προσδιορίζει το VAF απευθείας δεν υπάρχει. Επομένως για τον υπολογισμό του, χωρίστηκε η εξίσωσή του σε κομμάτια με την εκτέλεση των παρακάτω εντολών:

- **%Calculate VAF**
a=outputs-testing_output;
b=var(a)/var(outputs)
VAF=(1-b)*100;

Ανάπτυξη δεύτερου κώδικα MATLAB

Η διαδικασία άντλησης δεδομένων από το Excel αρχείο είναι η ίδια με πριν. Οι πίνακες όμως διαχωρίζονται με διαφορετικό τρόπο. Στην ουσία ορίζονται αρχικά δύο μόνο μεταβλητές εκ των οποίων η πρώτη (data_in) περιλαμβάνει το σύνολο των δεδομένων εισόδου και η δεύτερη (data_out) το σύνολο των δεδομένων εξόδου όπως φαίνεται παρακάτω:

- **%Matrices**

```
data_in=[(data(3:53,5)/10)'; (data(3:53,4))'];  
data_out=[data(3:53,3)'];
```

Στην μεταβλητή «data_in» περιλαμβάνονται δυο στήλες (των παραμέτρων της απόστασης και της ποσότητας της εκρηκτικής ύλης) που περιέχουν 51 δεδομένα η καθεμία ενώ στην μεταβλητή «data_out» περιλαμβάνεται μια στήλη (της παραμέτρου της μέγιστης ταχύτητας των σωματιδίων) με 51 δεδομένα.

Στη συνέχεια, όπως και προηγουμένως ορίζεται ο τύπος του νευρωνικού δικτύου, ο αριθμός των εποχών και επίσης γίνεται η κατανομή των συναπτικών βαρών. Η διαφορά σε αυτήν την περίπτωση ήταν ότι διαχωρίστηκαν οι μεταβλητές «data_in» και «data_out» σε τρία μέρη, ένα για την εκπαίδευση, ένα για την επικύρωση και ένα για τον έλεγχο του νευρωνικού δικτύου. Αυτό επιτεύχθηκε με την εντολή `net.divideFcn='divideind'`, που δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να επιλέξει εκείνος ποια δεδομένα των πινάκων προορίζονται για το training, για το validation και για το testing. Ο διαχωρισμός αυτός γίνεται, ορίζοντας τις αντίστοιχες παραμέτρους, όπως φαίνεται παρακάτω:

- **%Create the ANN**

```
net = newff(data_in, data_out, [6,3]);  
net.divideFcn = 'divideind';  
net.divideParam.trainInd = 1:31;  
net.divideParam.valInd = 32:41;  
net.divideParam.testInd = 42:51;  
net.trainParam.epochs = 10000;  
net.trainParam.max_fail=100;
```

Ο χρήστης μέσω της εντολής «`net.divideFcn = 'divideind'`;» ορίζει ποια δεδομένα των πινάκων προορίζονται για το training, το validation και το testing. Το τελευταίο γίνεται μέσω του προσδιορισμού των παραμέτρων «`net.divideParam.trainInd = 1:31;`, `net.divideParam.valInd = 32:41;`, `net.divideParam.testInd = 42:51;`». Η πρώτη παράμετρος ορίζει ποιες σειρές από τους πίνακες των δεδομένων θα χρησιμοποιηθούν στο training , η δεύτερη ποιες σειρές θα χρησιμοποιηθούν στο validation και η τρίτη ποιες θα

χρησιμοποιηθούν στο testing. Στην περίπτωση που ο χρήστης δεν επιθυμεί να κάνει επικύρωση (validation), σβήνει την παράμετρο για το validation.

Πρέπει να σημειωθεί πως εδώ ο χρήστης δε χωρίζει τους πίνακες βάσει της διάταξής τους στο Excel αρχείο. Στο σημείο αυτό, χωρίζει τους πίνακες που δημιουργήθηκαν μέσα στις μεταβλητές «data_in» και «data_out», των οποίων η διάταξη, δηλαδή οι αριθμοί των γραμμών, διαφέρει από τη διάταξη στο Excel αρχείο συνήθως.

Στην περίπτωση που χρησιμοποιηθεί η λειτουργία της επικύρωσης, μπορεί να οριστεί ο αριθμός των ελέγχων που θα πραγματοποιήσει το νευρωνικό δίκτυο μέχρι να διακόψει την εκπαίδευση. Αυτό γίνεται με τον ορισμό της παραμέτρου «net.trainParam.max_fail=100;» που στη συγκεκριμένη περίπτωση έχει οριστεί να κάνει 100 ελέγχους επικύρωσης (validation checks). Σε περίπτωση που δεν οριστεί αυτή η παράμετρος το MATLAB την ορίζει αυτόματα στους 6 ελέγχους επικύρωσης (validation checks).

Η έναρξη της εκπαίδευσης γίνεται με την ίδια εντολή όπως διατυπώθηκε στην πρώτη ακολουθία με τη διαφορά ότι τώρα χρησιμοποιούνται οι μεταβλητές «data_in, data_out» όπως φαίνεται παρακάτω:

- **%Train the ANN**
`[net,tr]=train(net,data_in,data_out);`

Για να δοθεί η δυνατότητα να γίνει μια πλήρης αξιολόγηση του νευρωνικού δικτύου, πρέπει να οριστούν κάποιες μεταβλητές μετά την εκπαίδευσή του. Οι μεταβλητές αυτές ορίζονται όπως φαίνεται παρακάτω:

- **%Test the ANN**
- **%Post training analysis%**
`outputs = net(data_in);`
`trOut = outputs(tr.trainInd);`
`vOut = outputs(tr.valInd);`
`tsOut = outputs(tr.testInd);`
`trTarg = data_out(tr.trainInd);`
`vTarg = data_out(tr.valInd);`
`tsTarg = data_out(tr.testInd);`
`plotregression(trTarg,trOut,'Train',vTarg,vOut,'Validation',tsTarg,tsOut,'Testing');`

Αρχικά ορίζεται η μεταβλητή «outputs» που αυτή τη φορά συμπεριλαμβάνει σε ένα πίνακα τις τιμές του PPV που προέβλεψε το νευρωνικό δίκτυο και για το training και για το validation και για το testing. Στη συνέχεια από τον πίνακα αυτό ορίζονται τρεις μεταβλητές, οι «trOut, vOut, tsOut» που περιλαμβάνουν τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου για το training, το validation και το testing αντίστοιχα. Ο ορισμός των τιμών αυτών γίνεται με τις εντολές που φαίνονται παραπάνω. Με παρόμοιο τρόπο ορίζονται και τρεις ακόμα μεταβλητές «trTarg, vTarg, tsTarg» που περιλαμβάνουν τις πραγματικές τιμές του PPV οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν στο training, στο validation και στο testing αντίστοιχα.

Για να βρεθεί ο συντελεστής συσχέτισης R και να κατασκευαστεί η γραφική του παράσταση εκτελείται η εντολή:

```
«plotregression(trTarg,trOut,'Train',vTarg,vOut,'Validation',tsTarg,tsOut,'Testing');»
```

Με την εκτέλεση της παραπάνω εντολής σχηματίζονται γραφικές παραστάσεις του training, validation και testing και δίνονται αντιστοίχως οι συντελεστές συσχέτισης (R).

Στην περίπτωση που ο χρήστης επιθυμεί, για παράδειγμα, μόνο τη γραφική παράσταση για το testing πρέπει να εκτελέσει την εντολή «plotregression(tsTarg,tsOut);»

Τέλος για τον υπολογισμό του RMSE και του MSE η διαδικασία είναι ίδια με της πρώτης ακολουθίας με τη διαφορά ότι αλλάζουν οι μεταβλητές όπως φαίνεται παρακάτω:

- **%RMSE & MSE**
e = gsubtract(tsOut,tsTarg);
RMSE = sqrt(mse(e));
MSE=perform(net,tsTarg,tsOut);

Πρέπει να σημειωθεί πώς και εδώ όπως και στην πρώτη ακολουθία οι τιμές του MSE και του RMSE υπολογίζονται μόνο για το testing.

Τέλος για τον υπολογισμό του VAF ακολουθήθηκε η ίδια λογική με τον πρώτο κώδικα, δηλαδή με το διαχωρισμό της εξίσωσής του. Επομένως ο κώδικας έχει ως εξής:

- **%Calculate VAF**
a=tsOut-tsTarg;
b=var(a)/var(tsOut)
VAF=(1-b)*100;

Αναλύσεις με συχνότητα

Οι αλλαγές που πραγματοποιούνται και στην περίπτωση του πρώτου κώδικα, για να συμπεριληφθεί η συχνότητα στις αναλύσεις, γίνονται κυρίως στον ορισμό των μεταβλητών που περιέχουν τα δεδομένα εισόδου και εξόδου.

Πιο συγκεκριμένα, οι αλλαγές που πραγματοποιούνται στον πρώτο κώδικα είναι οι εξής:

- **%Create the training matrices**
training_input=[(data(3:37,11)/10)'; (data(3:37,10))'];
training_output=[(data(3:37,9)/10)'; (data(3:37,8))'];
- **%Create the testing matrices**
testing_input=[(data(38:53,11)/10)'; (data(38:53,10))'];
testing_output=[(data(38:53,9)/10)'; (data(38:53,8))']

Σε όλα τα υπόλοιπα σημεία και ο κώδικας παραμένει ακριβώς όπως έχει διαμορφωθεί για τις αναλύσεις που δεν περιλαμβάνουν τη συχνότητα στα δεδομένα εξόδου.

Στην περίπτωση του δεύτερου κώδικα, η διαδικασία ορισμού των μεταβλητών για την σύγκριση των αποτελεσμάτων (trOut, tsOut κλπ.) δεν λειτουργεί για διπλούς πίνακες δεδομένων (στην προκειμένη περίπτωση PPV και F). Επομένως η διαδικασία ανάπτυξης δεύτερου κώδικα για την πρόβλεψη του PPV και της συχνότητας δεν έχει νόημα, αφού ο δεύτερος κώδικας δεν λειτουργεί για δύο παραμέτρους εξόδου.