



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΟΡΥΚΤΩΝ ΠΟΡΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Υπολογισμός αποθεμάτων και ποιοτικών χαρακτηριστικών
κοιτασμάτων με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Ιωάννα Οικονομίδου

Εξεταστική Επιτροπή:

Μιχαήλ Γαλετάκης, Καθηγητής (Επιβλέπων)

Διονύσιος Χριστόπουλος, Καθηγητής

Δρ. Γεώργιος Σαράτσης

Χανιά

Σεπτέμβριος, 2018

Περίληψη

Ο υπολογισμός της περιεκτικότητας και της εκτίμησης των αποθεμάτων ενός κοιτάσματος αποτελεί ένα ιδιαίτερα κρίσιμο στάδιο στη διαδικασία του σχεδιασμού μιας εκμετάλλευσης. Οι χρησιμοποιούμενες μέθοδοι ποικίλλουν ανάλογα με τον τύπο του κοιτάσματος, τη σχεδιαζόμενη μέθοδο εκμετάλλευσης, τον απαιτούμενο βαθμό ακρίβειας καθώς και με το πλήθος και τη μορφή των δεδομένων που έχουν προκύψει από την προηγηθείσα έρευνα. Οι τοπικές μέθοδοι εκτίμησης που βασίζονται στη γεωστατιστική (Kriging) είναι σήμερα οι επικρατούσες, αφού υπερέχουν σε ακρίβεια των άλλων (γεωμετρικές, αριθμητικές) και παρέχουν τη δυνατότητα εκτίμησης του σφάλματος. Η ορθή εφαρμογή της μεθόδου Kriging έχει συγκεκριμένες απαιτήσεις όσον αφορά τις στατιστικές παραμέτρους των δεδομένων, ενώ απαιτεί και υπολογισμό βαριογραμμάτων. Επιπλέον, η μέθοδος Kriging λόγω του μεσοσταθμικού της χαρακτήρα (βέλτιστος αμερόληπτος γραμμικός εκτιμητής) οδηγεί σε εξομάλυνση των εκτιμώμενων τιμών και υπόκειται στους περιορισμούς της γραμμικότητας. Είναι όμως γνωστό ότι τα χαρακτηριστικά των κοιτασμάτων επηρεάζονται από παράγοντες που σχετίζονται με τις συνήθως πολύπλοκες γεωλογικές διαδικασίες γένεσης των και αποτελούν εξόχως μη γραμμικά συστήματα. Η πρόοδος που έχει γίνει τα τελευταία χρόνια στο χώρο της τεχνητής νοημοσύνης και ιδιαίτερα στον τομέα των νευρωνικών δικτύων και των μεθόδων μηχανικής μάθησης, προσφέρουν έναν τελείως διαφορετικό τρόπο προσέγγισης του προβλήματος. Η πρόκληση για εφαρμογή νευρωνικών δικτύων σε τέτοια προβλήματα, προέρχεται από το γεγονός ότι αποτελούν μη γραμμικά συστήματα που επιδέχονται εκπαίδευση, είναι δυναμικά προσαρμοζόμενα και δεν απαιτούν απλοποιήσεις και παραδοχές για την εφαρμογή τους. Στην εργασία αυτή μελετάται η δυνατότητα εκτίμησης της περιεκτικότητας και των αποθεμάτων ενός κοιτάσματος χαλκού με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα ευθείας προώθησης με οπισθοδιάδοση του σφάλματος (feedforward with backpropagation) αποτελούμενα από 3 εισόδους, μια έξοδο και ένα ενδιάμεσο επίπεδο νευρώνων. Ως είσοδοι χρησιμοποιούνται οι συντεταγμένες κάθε δείγματος και ως έξοδος η περιεκτικότητα (%) σε Cu. Ο βέλτιστος αριθμός των νευρώνων του ενδιάμεσου επιπέδου εκτιμήθηκε κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης. Η εκπαίδευσή τους βασίστηκε στα υπάρχοντα στοιχεία των δειγματοληπτικών γεωτρήσεων, που έγιναν κατά τη φάση της λεπτομερούς έρευνας του κοιτάσματος. Για την αποφυγή της υπερεκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύου χρησιμοποιήθηκαν τόσο η τεχνική της έγκαιρης διακοπής (early stopping) όσο και ο έλεγχος του αριθμού των νευρώνων του εσωτερικού επιπέδου.

Αναπτύχθηκαν 3 διαφορετικές παραλλαγές νευρωνικών δικτύων. Στην πρώτη περίπτωση αναπτύχθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύτηκε με τη χρήση όλων των δειγμάτων των γεωτρήσεων, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ως γενικός εκτιμητής του κοιτάσματος. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε ένα δεύτερο νευρωνικό δίκτυο που εκπαιδεύτηκε με δείγματα που γειτονεύουν με μια συγκεκριμένη βαθμίδα εκμετάλλευσης. Το νευρωνικό αυτό δίκτυο έχει περισσότερο χαρακτηριστικά τοπικού εκτιμητή σε επίπεδο βαθμίδας εκμετάλλευσης. Τέλος, αναπτύχθηκε ένα τρίτο στο οποίο έγινε τροποποίηση των δεδομένων της εκπαίδευσης έτσι

ώστε να δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου στα δείγματα με αυξημένη περιεκτικότητα σε Cu.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν συγκρίθηκαν με εκείνα της μεθόδου Kriging και έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν με βάση το σύνολο των δεδομένων λειτουργούν κυρίως ως γενικοί εκτιμητές αποδίδοντας τη γενική τάση μεταβολής της περιεκτικότητας του Cu στο χώρο. Τα νευρωνικά δίκτυα για εκτιμήσεις σε επίπεδο βαθμίδας αποδίδουν καλύτερα τις τοπικές μεταβολές αλλά διαφέρουν σε σχέση με τη μέθοδο Kriging. Τέλος, τα νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν με βάση το τροποποιημένο σύνολο δεδομένων έδειξαν ότι μπορούν να αποδώσουν καλύτερα τις τοπικές μεταβολές της περιεκτικότητας του Cu στο χώρο αλλά και μπορούν να αποκαλύψουν περιοχές με αυξημένη περιεκτικότητα σε Cu.

Πρόλογος

Η διπλωματική εργασία υλοποιήθηκε στη Σχολή Μηχανικών Ορυκτών Πόρων του Πολυτεχνείου Κρήτης με επιβλέποντα καθηγητή τον κ. Γαλετάκη Μιχαήλ. Η διπλωματική αυτή εργασία δε θα μπορούσε να υλοποιηθεί χωρίς την καθοδήγηση και τις συμβουλές του.

Ακόμη, θα ήθελα ειδικότερα να ευχαριστήσω την επιστημονική συνεργάτη κ. Βασιλείου Ανθή για την προθυμία της και τις συμβουλές της καθ' όλη τη διάρκεια της συνεργασίας μας.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να εκφράσω προς τον καθηγητή κ. Χριστόπουλο Διονύσιο και τον Δρ. κ. Σαράτση Γεώργιο για τις εύστοχες παρατηρήσεις τους και για την τιμή που μου έκαναν ως μέλη της εξεταστικής επιτροπής.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την υποστήριξη σε όλη τη φοιτητική μου πορεία καθώς και τους φίλους, οι οποίοι ήταν κοντά μου έως σήμερα.

Περιεχόμενα

Περίληψη	2
Πρόλογος	4
Κατάλογος Σχημάτων	6
Κεφάλαιο 1. Υφιστάμενη μεθοδολογία εκτίμησης αποθεμάτων - ποιότητας κοιτασμάτων	8
1.1 Γεωμετρικές μέθοδοι υπολογισμού αποθεμάτων.....	8
1.2 Ανάπτυξη ψηφιακών μοντέλων του κοιτάσματος	8
1.3 Μέθοδος αντιστρόφων αποστάσεων (ID)	9
1.4 Μέθοδος Kriging	9
Κεφάλαιο 2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	12
2.1 Χαρακτηριστικά τεχνητών νευρωνικών δικτύων και εφαρμογές τους στη μεταλλευτική εκτιμητική.	12
2.2 Δομή τεχνητών νευρωνικών δικτύων.	13
2.3 Μέθοδοι εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων.	15
Κεφάλαιο 3. Περιγραφή του κοιτάσματος χαλκού και των γεωτρητικών δεδομένων	19
3.1 Περιγραφή του κοιτάσματος χαλκού	19
3.2 Πρωτογενή στοιχεία γεωτρήσεων και δημιουργία σύνθετων δειγμάτων.	22
3.3 Στατιστική ανάλυση και υπολογισμός βαριογραμμμάτων για τα σύνθετα δείγματα.	25
Κεφάλαιο 4. Ανάπτυξη και εφαρμογή νευρωνικών δικτύων για τον υπολογισμό των αποθεμάτων και της ποιότητας	28
4.1 Μεθοδολογία ανάπτυξης και ελέγχου των νευρωνικών δικτύων.	28
4.2 Ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε με τη χρήση όλων των σύνθετων δειγμάτων.	29
4.3 Εφαρμογή τεχνητού νευρωνικού δικτύου και σύγκριση με υφιστάμενη μεθοδολογία.	30
4.4 Ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου για εκτιμήσεις σε επίπεδο βαθμίδας.....	36
4.5 Ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε με τη χρήση τροποποιημένου συνόλου δεδομένων.	38
Κεφάλαιο 5. Συμπεράσματα και προτάσεις.....	43
Διεθνής βιβλιογραφία	45
Ελληνική βιβλιογραφία.....	46
Παράρτημα Α:.....	47
Κώδικας σε γλώσσα προγραμματισμού Matlab, για τα αναπτυχθέντα νευρωνικά δίκτυα:.....	47
Παράρτημα Β:.....	49
nftool (neural toolbox)	49
Παράρτημα Γ:	54

Πίνακας σύνθετων δειγμάτων.....	54
---------------------------------	----

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 2.1: Δομή και τρόπος λειτουργίας ενός τεχνητού νευρώνα.	14
Σχήμα 2.2: Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου πολλαπλών επιπέδων ευθείας προώθησης. 15	
Σχήμα 3.1: Τοπογραφικός χάρτης της ευρύτερης περιοχής. Η περιοχή έρευνας του κοιτάσματος χαλκού είναι εντός του ορθογωνίου (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft) (Hustrulid and Kuchta, 1998).....	20
Σχήμα 3.2: Γεωλογικός χάρτης του κοιτάσματος Cu (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft). (Hustrulid and Kuchta, 2006).....	21
Σχήμα 3.3: Χάρτης γεωτρήσεων κοιτάσματος (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).	22
Σχήμα 3.4: Δημιουργία σύνθετου δείγματος βαθμίδας με βάση τους πυρήνες των γεωτρήσεων (Hustrulid and Kuchta, 2006).....	23
Σχήμα 3.5: Κατακόρυφη τομή γεωτρήσεων με σύνθετα δείγματα (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Z σε ft).	25
Σχήμα 3.6: Στατιστικά αποτελέσματα της περιεκτικότητας σε Cu% των σύνθετων δειγμάτων.	26
Σχήμα 3.7: Στατιστικά αποτελέσματα του λογαρίθμου της περιεκτικότητας σε Cu% των σύνθετων δειγμάτων.....	26
Σχήμα 3.8: Συνολικό βαριόγραμμα λογαριθμισμένων περιεκτικοτήτων Cu των σύνθετων δειγμάτων (οι αποστάσεις είναι σε ft).	27
Σχήμα 4.1: Δομή του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό της περιεκτικότητας (%) του Cu.	29
Σχήμα 4.2: Κατανομή του σφάλματος εκτίμησης της περιεκτικότητας σε Cu % από το νευρωνικό δίκτυο (Σφάλμα εκτίμησης= Πραγματική τιμή – εκτιμηθείσα τιμή).	32
Σχήμα 4.3: Συσχέτιση περιεκτικοτήτων (Cu%) που εκτιμήθηκαν με τα νευρωνικά δίκτυα με εκείνων του Kriging.	33
Σχήμα 4.4: Καμπύλη αποθεμάτων-ποιότητας με βάση τα νευρωνικά δίκτυα και τη μέθοδο Kriging. 33	
Σχήμα 4.5: Χάρτης ισοπεριεκτικοτήτων Cu % που προέκυψε από τις εκτιμήσεις των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).	35
Σχήμα 4.6: Χάρτης ισοπεριεκτικοτήτων Cu % που προέκυψε από τις εκτιμήσεις γεωστατιστικής μεθόδου Kriging (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).....	35
Σχήμα 4.7: Σύγκριση περιεκτικοτήτων που προέκυψαν από τα νευρωνικά δίκτυα συναρτήσει περιεκτικοτήτων από το Kriging.....	36
Σχήμα 4. 8: Χάρτης ισοπεριεκτικοτήτων Cu% που προέκυψε από τις εκτιμήσεις των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).	37
Σχήμα 4. 9: Χάρτης ισοπεριεκτικοτήτων Cu % που προέκυψε από τις εκτιμήσεις της μεθόδου Kriging (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).	37
Σχήμα 4.10: Συχνότητα εμφάνισης σύνθετων δειγμάτων για το αρχικό (μπλε) και τροποποιημένο σύνολο δεδομένων (κόκκινο).....	38
Σχήμα 4.11: Συντελεστές συσχέτισης (R) των τιμών των περιεκτικοτήτων (Cu%) για τα δείγματα εκπαίδευσης (Training), του ελέγχου της εκπαίδευσης (Validation), του ελέγχου της γενίκευσης (Testing) του για το σύνολο των δειγμάτων (All).....	39
Σχήμα 4.12: Κατανομή του σφάλματος εκτίμησης της περιεκτικότητας σε Cu% από το νευρωνικό δίκτυο (Σφάλμα εκτίμησης= Πραγματική τιμή – εκτιμηθείσα τιμή).	40
Σχήμα 4.13: Σύγκριση περιεκτικοτήτων Kriging με νευρωνικά δίκτυα.	41

Σχήμα 4.14: Χάρτης ισοπεριεκτικότητων Cu% που προέκυψε από τις εκτιμήσεις των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).	41
Σχήμα 4.15: Χάρτης ισοπεριεκτικότητων Cu% που προέκυψε από τις εκτιμήσεις της μεθόδου Kriging(διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).	42

Κεφάλαιο 1. Υφιστάμενη μεθοδολογία εκτίμησης αποθεμάτων - ποιότητας κοιτασμάτων

1.1 Γεωμετρικές μέθοδοι υπολογισμού αποθεμάτων

Τα γεωμετρικά και τα ποιοτικά χαρακτηριστικά ενός κοιτάσματος επηρεάζουν καθοριστικά τη σχεδίαση των επιφανειακών εκμεταλλεύσεων. Οι συνηθέστερες μέθοδοι εκτίμησης αποθεμάτων βασίζονται σε μαθηματικούς, στατιστικούς και γεωμετρικούς υπολογισμούς, χρησιμοποιώντας συνήθως την παραδοχή της εξάρτησης των γεωμετρικών και ποιοτικών παραμέτρων από την απόσταση ή την ύπαρξη κατανομών συγκεκριμένων μορφών.

Κύριο πλεονέκτημα των γεωμετρικών μεθόδων είναι η απλότητα, η δυνατότητα εκτέλεσης των υπολογισμών με το χέρι και η δυνατότητα απεικόνισης των παραμέτρων του κοιτάσματος υπό μορφή χαρτών με τρόπο κατανοητό από τους ασχολούμενους με την εκμετάλλευση των ορυκτών υλών. Οι κύριες γεωμετρικές μέθοδοι είναι (Γαλετάκης, 2012):

- Μέθοδος των τομών (κατακόρυφες ή οριζόντιες)
- Μέθοδος των τριγώνων
- Μέθοδος των πολυγώνων
- Μέθοδος των ορθογωνίων μπλοκ.

Κύριο μειονέκτημα των παραπάνω μεθόδων αποτελεί η αδυναμία εκτίμησης του σφάλματος των υπολογισμών, η δυσκολία αλλαγής των παραμέτρων της εκμετάλλευσης που επιλέχθηκαν αρχικά και η αποδοχή συγκεκριμένου σχήματος και διακύμανσης των παραμέτρων του κοιτάσματος. Για τους λόγους αυτούς έχουν σήμερα αντικατασταθεί από άλλες μεθόδους με επικρατέστερες τις γεωστατικές (Kriging) αλλά και απλούστερες, όπως η μέθοδος των αντιστρόφων αποστάσεων με δημοφιλέστερη τη μέθοδο των αντιστρόφων αποστάσεων στο τετράγωνο (Inverse Distance Squared ή IDS).

1.2 Ανάπτυξη ψηφιακών μοντέλων του κοιτάσματος

Βασικό βήμα για τη σχεδίαση μιας εκμετάλλευσης με ηλεκτρονικό υπολογιστή αποτελεί η ανάπτυξη του ψηφιακού μοντέλου του κοιτάσματος. Ο υπολογισμός γίνεται με ειδικές μεθόδους παρεμβολής, χρησιμοποιώντας τα γνωστά στοιχεία από τις γεωτρήσεις και τις άλλες ερευνητικές εργασίες. Οι μέθοδοι αυτοί λαμβάνουν υπόψιν τις τιμές της υπολογιζόμενης παραμέτρου των γειτονικών στην κυψελίδα στοιχείων των γεωτρήσεων, τις αποστάσεις τους και τις σχετικές τους θέσεις ως προς αυτή. Οι πιο γνωστές είναι οι μέθοδοι των αντίστροφων αποστάσεων, των κινητών μέσων, οι στατιστικές, οι γεωστατιστικές και οι πλέον πρόσφατες

που βασίζονται στα νευρωνικά δίκτυα και στους γενετικούς αλγόριθμους. Τα βασικά βήματα στη δημιουργία ενός ψηφιακού μοντέλου κοιτάσματος είναι:

- Υπολογισμός των σύνθετων δειγμάτων από τα δείγματα πυρήνων των γεωτρήσεων.
- Καθορισμός της θέσης και των στοιχειωδών διαστάσεων του μοντέλου.
- Υπολογισμός του ψηφιακού μοντέλου επιφανείας για την περιοχή που καταλαμβάνει το μοντέλο του κοιτάσματος.
- Απόδοση τιμής της παραμέτρου του κοιτάσματος που εξετάζεται (π.χ. περιεκτικότητα) σε κάθε ένα στοιχειώδη όγκο (Γαλετάκης, 2012).

1.3 Μέθοδος αντιστρόφων αποστάσεων (ID)

Η μέθοδος των αντιστρόφων αποστάσεων είναι μια μέθοδος σταθμικού μέσου, όπου για τον υπολογισμό της τιμής ενός στοιχειώδους όγκου (block) του κοιτάσματος χρησιμοποιούνται τα πλησιέστερα δείγματα που περιέχονται εντός μιας προκαθορισμένης περιοχής που ορίζεται από μια σφαίρα. Ο συντελεστής στάθμισης για κάθε δείγμα που λαμβάνεται υπόψη στον υπολογισμό, είναι το αντίστροφο της απόστασης του δείγματος από το κέντρο του στοιχειώδους όγκου υψωμένου σε μια δύναμη m .

Ο υπολογισμός με τη μέθοδο αυτή, που είναι εμπειρική, βασίζεται στην αρχή ότι όσο πλησιέστερα στο μπλοκ είναι ένα δείγμα τόσο περισσότερο πρέπει να αυξάνεται ο συντελεστής επιρροής του στη διαμόρφωση του σταθμικού μέσου του μπλοκ. Η πιο συνηθισμένη παραλλαγή της μεθόδου των αντίστροφων αποστάσεων είναι η μέθοδος των αντίστροφων αποστάσεων στο τετράγωνο, γνωστή και ως IDS (Inverse Distance Squared method). Για τον υπολογισμό της περιεκτικότητας g_{block} του κέντρου ενός μπλοκ χρησιμοποιώντας τα k πλησιέστερα δείγματα, χρησιμοποιείται η σχέση (1):

$$g_{\text{block}} = \frac{\sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d_i}\right)^2 g_i}{\sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d_i}\right)^2} \quad (1)$$

όπου d_i η απόσταση του δείγματος i από το κέντρο του μπλοκ και g_i η περιεκτικότητα του δείγματος i (Γαλετάκης, 2012).

1.4 Μέθοδος Kriging

Η μέθοδος Kriging αποτελεί τη βέλτιστη γραμμική αμερόληπτη μεσοσταθμική μέθοδο εκτίμησης. Στα πλεονεκτήματά της, πλην του θεωρητικού υπόβαθρου της γεωστατιστικής στο οποίο στηρίζεται, σε αντίθεση με την εμπειρική μέθοδο IDS, η δυνατότητα που παρέχει το Kriging, να εκτιμηθεί εκτός της μέσης τιμής ενός μπλοκ και η διακύμανσή του. Εξασφαλίζεται

δηλαδή μία ένδειξη κατά πόσο η εκτιμώμενη μέση τιμή ενός μπλοκ είναι αξιόπιστη. Η εφαρμογή των μεθόδων Kriging βασίζεται στις επόμενες παραδοχές (Χριστόπουλος, 2014):

- Θεωρείται ότι το τυχαίο πεδίο είναι δυνατό να αναλυθεί σε δύο συνιστώσες, η πρώτη συνιστώσα εκφράζει την τάση, δηλαδή τη μεταβολή της μέσης τιμής και η δεύτερη την διακύμανση του πεδίου εκατέρωθεν της τάσης. Ως «τυχαίο πεδίο» μπορεί να θεωρηθεί ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών που περιγράφουν τη χωροχρονική μεταβολή του σχετικού φυσικού μεγέθους όπως οι τιμές συγκεντρώσεων. Σε αντίθεση με τις συναρτήσεις οι οποίες έχουν μια συγκεκριμένη μαθηματική έκφραση, ένα τυχαίο πεδίο που δεν έχει σαφή μαθηματική έκφραση αντιπροσωπεύει ένα σύνολο δυνατών καταστάσεων. Ένα τυχαίο πεδίο μπορεί να θεωρηθεί ως μία πολυδιάστατη τυχαία μεταβλητή, λόγω της αλληλεξάρτησης των φυσικών μεγεθών.
- Μια εκτίμηση που βασίζεται στην ελαχιστοποίηση της διασποράς του σφάλματος είναι ακριβής αν η συνάρτηση κατανομής πιθανότητας του πεδίου είναι συμμετρική. Συνήθως θεωρείται ότι η διακύμανση περιγράφεται από ένα στατιστικά ομοιογενές πεδίο, έτσι ώστε η συνάρτηση συνδιασποράς και το βαριόγραμμα να εξαρτώνται αποκλειστικά από την απόσταση μεταξύ δυο σημείων. Η συνθήκη ομοιογένειας δεν είναι απόλυτα απαραίτητη και στην περίπτωση της μεθόδου του καθολικού Kriging περιορίζεται μόνο στην εξάρτηση του βαριογράμματος.

Χρησιμοποιούνται ευρέως πέντε διαφορετικές εφαρμογές της μεθόδου Kriging (Χριστόπουλος, 2014):

- Απλό Kriging (simple Kriging): εφαρμόζεται υπό την προϋπόθεση ότι η μέση τιμή των δειγμάτων είναι γνωστή σε όλη την περιοχή.
- Κανονικό Kriging (ordinary Kriging): εφαρμόζεται όταν η μέση τιμή του πεδίου θεωρείται σταθερή στην περιοχή εκτίμησης, αλλά η τιμή της μέσης τιμής μπορεί να μεταβάλλεται από γειτονιά σε γειτονιά.
- Καθολικό Kriging (universal Kriging): εφαρμόζεται όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν τοπική τάση. Η μέση τιμή του πεδίου μεταβάλλεται εντός της γειτονιάς του σημείου εκτίμησης. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται σαν πρότυπο τάσης ένας γραμμικός συνδυασμός γνωστών συναρτήσεων.
- Kriging σε πεδίο δεικτών (indicator Kriging): εφαρμόζεται όταν η συνάρτηση κατανομής της πιθανότητας είναι ασύμμετρη και παρουσιάζει σημαντική πυκνότητα στις υψηλές τιμές. Σε αυτές τις περιπτώσεις δεν είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί το κανονικό πρότυπο κατανομής πιθανότητας. Η επανάληψη της εκτίμησης για πολλαπλές τιμές του ορίου (multiple indicator Kriging) επιτρέπει την εκτίμηση της αθροιστικής κατανομής πιθανότητας.
- Συνδυαστικό Kriging (co-Kriging): χρησιμοποιείται προκειμένου να συμπεριληφθούν στη διαδικασία εκτίμησης ιδιότητες (π.χ., περιεκτικότητες) που είναι συσχετισμένες με τις ιδιότητες που επιδιώκεται να εκτιμηθούν.

Πριν από την εφαρμογή της μεθόδου Kriging είναι απαραίτητη η στατιστική ανάλυση των στοιχείων των γεωτρήσεων, για να υπολογιστούν οι βασικές στατιστικές παράμετροι (μέση

τιμή, τυπική απόκλιση, διάμεσος, επικρατούσα τιμή, μέτρο ασυμμετρίας και κύρτωσης) και να διαπιστωθεί ποια είναι η θεωρητική κατανομή των στοιχείων των γεωτρήσεων. Το βαριόγραμμα είναι το βασικό γεωστατιστικό εργαλείο που χρησιμοποιείται για να εκτιμηθεί η μεταβολή μιας χωρομεταβλητής $Z(x_i)$. Οι παράμετροι του βαριογράμματος καθορίζουν την χωρική εξάρτηση των τιμών του πεδίου σε δύο γειτονικά σημεία. Για τον ευκολότερο υπολογισμό του βαριογράμματος είναι προτιμότερο να ομαδοποιηθούν τα δείγματα (Composites) σύμφωνα με τη γεωμετρία της βαθμίδας και στη συνέχεια να γίνει ο υπολογισμός του $\gamma(h)$. Το πειραματικό βαριόγραμμα ορίζεται βάσει της εξίσωσης (2):

$$\gamma(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n(h)} \{[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2\} \quad (2)$$

Όπου $\gamma(h)$ η τιμή του βαριογράμματος, $n(h)$ ο αριθμός των δειγμάτων που απέχουν απόσταση h , $Z(x_i)$ τιμή της μεταβλητής που εξετάζεται στη θέση x_i και $Z(x_i+h)$ η τιμή της μεταβλητής που εξετάζεται στη θέση x_i+h .

Ένα από τα βασικότερα μειονεκτήματα των μεθόδων IDS και Kriging είναι η ομογενοποίηση των υπολογιζόμενων τιμών λόγω του μεσοσταθμικού τρόπου υπολογισμού. Οι μέθοδοι IDS και Kriging εξομαλύνουν τις τιμές, η διακύμανση που προκύπτει είναι μικρότερη των αρχικών δεδομένων και υπάρχει αδυναμία εντοπισμού μη εμφανών, από τα αρχικά δεδομένα, ακροτάτων. Η πρόβλεψη όμως των διακυμάνσεων της ποιότητας είναι ιδιαίτερης σημασίας για τον προγραμματισμό της παραγωγής και ως εκ τούτου θα πρέπει να συμπληρώνονται οι μέθοδοι IDS και Kriging με κάποια άλλη μέθοδο που αποδίδει πιστότερα την μεταβολή των παραμέτρων του κοιτάσματος (Γαλετάκης, 2012). Εκτός από τη μέθοδο IDS και Kriging, τα τελευταία χρόνια παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον μέθοδοι δανεισμένες από την τεχνητή νοημοσύνη. Περισσότερο ενδιαφέρουσες κρίνονται τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και οι γενετικοί αλγόριθμοι.

Στην εργασία αυτή αναπτύχθηκε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για την εκτίμηση των αποθεμάτων και των ποιοτικών χαρακτηριστικών κοιτασμάτων. Σκοπός είναι η σύγκριση των αποτελεσμάτων του με αυτά των προαναφερθέντων μεθόδων, καθώς και η εύρεση των πιθανών μειονεκτημάτων των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και η βελτίωσή τους. Επιλέχθηκαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα καθώς έχουν μη γραμμική συμπεριφορά και είναι ιδανικά για τη μελέτη μη γραμμικών συστημάτων, όπως είναι οι γεωλογικές διεργασίες που καθορίζουν τα χαρακτηριστικά των κοιτασμάτων. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα αναγνώρισης προτύπων, μάθηση από εμπειρία, κατανόηση της λειτουργίας ενός μηχανισμού καθώς και προσαρμοστικότητα σε αλλαγές. Κατά την εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων δεν απαιτούνται παραδοχές όσον αφορά τις στατιστικές παραμέτρους των δεδομένων, ενώ δεν απαιτείται και υπολογισμός βαριογραμμάτων.

Κεφάλαιο 2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

2.1 Χαρακτηριστικά τεχνητών νευρωνικών δικτύων και εφαρμογές τους στη μεταλλευτική εκτιμητική.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ίσως μια από τις πλέον χαρακτηριστικές εφαρμογές βιομιμητικής, μια που η δομή και η λειτουργία τους είναι εμπνευσμένη από τις αντίστοιχες λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου. Είναι μη γραμμικά δυναμικά συστήματα που αποτελούνται από μεγάλο συνήθως αριθμό στοιχειωδών επεξεργαστών (αποκαλούνται τεχνητοί νευρώνες ή απλά νευρώνες ή κόμβοι) που είναι οργανωμένοι και συνδεδεμένοι ιεραρχικά, σύμφωνα με συγκεκριμένη αρχιτεκτονική. Έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν από την υπάρχουσα εμπειρία-γνώση, να γενικεύουν την αποκτηθείσα γνώση, να εξάγουν χρήσιμες πληροφορίες από δεδομένα με θόρυβο, να αναπτύσσουν λύσεις σε σύντομο χρονικό διάστημα και έχουν μεγάλη προσαρμοστικότητα. Σήμερα χρησιμοποιούνται σε αρκετές τεχνολογικές εφαρμογές με κυριότερη την αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).

Οι εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στον μεταλλευτικό τομέα, για την εκτίμηση αποθεμάτων και ποιότητας κοιτασμάτων είναι σχετικά περιορισμένες. Οι Xiping και Yingxin (1993) χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ευθείας προώθησης πολλαπλών εσωτερικών επιπέδων για την εκτίμηση των περιεκτικοτήτων σε κοιτάσμα πορφυριτικού χαλκού. Ο Καπαγερίδης (1998) ασχολήθηκε με τη μοντελοποίηση περιεκτικότητας κοιτασμάτων, μελέτησε τα δεδομένα γεωτρήσεων και στη συνέχεια χρησιμοποίησε νευρωνικά δίκτυα τύπου radial basis function, για τον υπολογισμό της περιεκτικότητας μεταλλευμάτων σε άγνωστες θέσεις. Ο Γαλετάκης (1999), μελέτησε τη χωρική μεταβολή του λόγου αποκάλυψης και της τέφρας επί ξηρού του λιγνίτη στην περιοχή του Λιγνιτικού Κέντρου Πτολεμαΐδας-Αμυνταίου χρησιμοποιώντας ένα ευθείας προώθησης (feedforward) νευρωνικό δίκτυο ενός κρυφού επιπέδου. Επίσης ο ίδιος ερευνητής (2000) χρησιμοποίησε τα ίδιου τύπου τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη ποιοτικών παραμέτρων αδρανών υλικών. Ο Καπαγερίδης (2005) ερεύνησε το επίπεδο της εισόδου και τη σημαντικότητα του για την εκτίμηση των περιεκτικοτήτων ενός κοιτάσματος, χρησιμοποιώντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα τύπου radial basis function. Ο Tutmez (2009) χρησιμοποίησε τεχνητά νευρωνικά χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικές περιπτώσεις δεδομένων, στην πρώτη περίπτωση κανονικοποιημένης μορφής και στη δεύτερη χρησιμοποιώντας τα αρχικά δεδομένα. Οι Samanta και Bandyopadhyay (2009) χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα τύπου radial basis function, για τον υπολογισμό της περιεκτικότητας ενός κοιτάσματος χρυσού. Ο Guo (2010) μελέτησε τη συγκέντρωση του αιματίτη και μαγνητίτη ενός κοιτάσματος σιδήρου, χρησιμοποιώντας ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δύο κρυφών επιπέδων. Οι Xiao-li et al. (2010) μελέτησαν την εκτίμηση των περιεκτικοτήτων με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με wavelet. Οι Mehdi et al. (2010) χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ευθείας προώθησης για την εκτίμηση των περιεκτικοτήτων ενός κοιτάσματος σιδήρου και σύγκριναν τα αποτελέσματά τους με τη μέθοδο Kriging. Οι Pejman και Ardeshir (2012) χρησιμοποίησαν νευροασαφή δίκτυα

(συνδυασμός νευρωνικών δικτύων με ασαφή λογική) με στόχο την εκτίμηση των χαρακτηριστικών ποιότητας των κοιτασμάτων. Οι Saeed et al. (2016) χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη εισροής υπόγειων νερών σε υπαίθρια εκμετάλλευση.

2.2 Δομή τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Σ' ένα νευρωνικό δίκτυο διακρίνονται δύο συστατικά: οι νευρώνες και οι συνδέσεις τους (συνάψεις). Ο νευρώνας λαμβάνει ένα ή περισσότερα σήματα (είσοδος), διεγείρεται (ενεργοποίηση) και αποστέλλει το αποτέλεσμα (έξοδος) στους άλλους νευρώνες, με τους οποίους είναι συνδεδεμένος με τις συνάψεις. Κάθε σύναψη χαρακτηρίζεται με ένα συντελεστή w_i , που δείχνει πόσο ισχυρά συνδεδεμένοι είναι οι δύο νευρώνες. Ο νευρώνας εκτελεί δύο βασικές λειτουργίες:

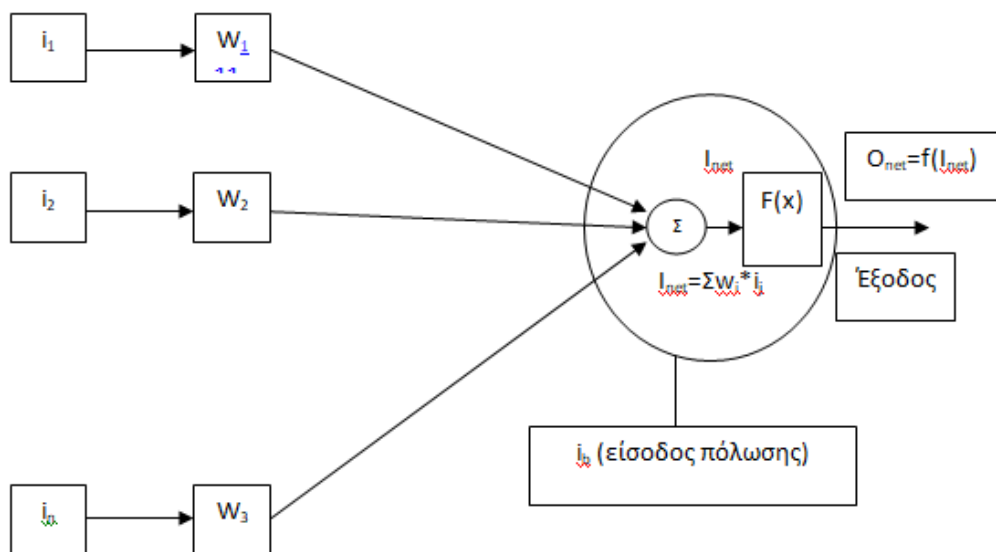
- Αθροίζει κατ' αρχήν τις επιμέρους εισόδους (i_1, i_2, \dots, i_n), που λαμβάνει χρησιμοποιώντας τους συντελεστές w_i και υπολογίζει τη συνολική είσοδο $I_{net} = \sum w_j i_j$ για $j=1$ έως n .
- Χρησιμοποιεί στη συνέχεια μια κατάλληλη συνάρτηση $f(x)$, που ονομάζεται συνάρτηση διέγερσης (activation function), για να υπολογίσει την έξοδο $O_{net} = f(I_{net})$.

Ως συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιήθηκε η διαδεδομένη σιγμοειδής $f(x)$:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (3)$$

όπου: λ = συντελεστής έντασης (συνήθως λαμβάνεται $\lambda=1$) και $f(x) \in [0,1] \forall x \in \mathbb{R}$

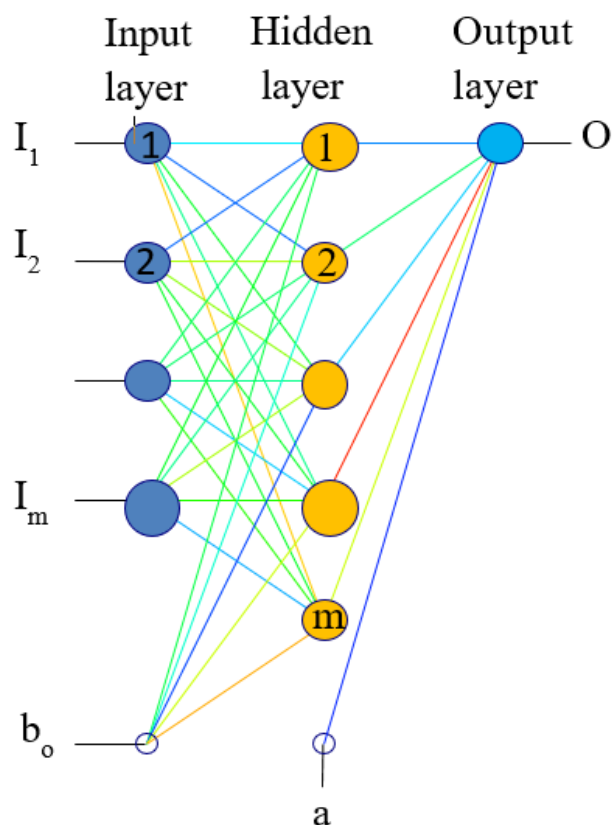
Για τη βελτίωση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιείται μια επιπρόσθετη είσοδος πόλωσης (bias). Στο σχήμα 2.1 δίνεται παραστατικά η δομή και ο τρόπος λειτουργίας ενός τεχνητού νευρώνα.



Σχήμα 2.1: Δομή και τρόπος λειτουργίας ενός τεχνητού νευρώνα.

Οι νευρώνες διατάσσονται σε ομάδες ή επίπεδα, που μπορούν να συνδέονται πλήρως ή μερικώς. Όταν η έξοδος από ένα νευρώνα κατευθύνεται προς όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου τότε πρόκειται για νευρωνικό δίκτυο πλήρως διασυνδεδεμένο, διαφορετικά χαρακτηρίζεται ως μερικώς διασυνδεδεμένο. Σε περίπτωση που η έξοδος από ένα νευρώνα κατευθύνεται μόνο προς τα εμπρός, σε νευρώνες επόμενου επιπέδου, τότε πρόκειται για νευρωνικό δίκτυο ευθείας προώθησης (feedforward) (Σχήμα 2.2), ενώ αν μπορεί να κατευθυνθεί και σε νευρώνες προηγούμενων επιπέδων, αναδρομικού τύπου (feedback).

Κάθε νευρωνικό δίκτυο έχει ένα επίπεδο με νευρώνες (input layer) που λαμβάνουν την είσοδο, ένα επίπεδο με τους νευρώνες εξόδου που δίδουν την τελική απόκριση του συστήματος (output layer), καθώς και τους νευρώνες που διατάσσονται στα εσωτερικά επίπεδα (hidden layers). Ο αριθμός των νευρώνων των εσωτερικών επιπέδων αντικατοπτρίζει την πολυπλοκότητα του προβλήματος που πρόκειται να επιλυθεί.



Σχήμα 2.2: Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου πολλαπλών επιπέδων ευθείας προώθησης.

Ο τρόπος με τον οποίο είναι διατεταγμένοι οι νευρώνες (αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου), οι συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται, ο τρόπος σύνδεσης των νευρώνων, η φορά διάδοσης του σήματος, η στρατηγική εκπαίδευσης καθορίζουν τον τύπο του νευρωνικού δικτύου.

Τα στάδια για την ανάπτυξη ενός νευρωνικού δικτύου για την επίλυση ενός προβλήματος περιλαμβάνουν (Γαλετάκης κ.α., 2000):

- Παρουσίαση - Ανάλυση του προβλήματος.
- Επιλογή τύπου αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου.
- Εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.
- Έλεγχος του εκπαιδευθέντος νευρωνικού δικτύου για διαπίστωση της αξιοπιστίας του

2.3 Μέθοδοι εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Οι μέθοδοι εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου διακρίνονται στην επιτηρούμενη ή εποπτευόμενη (supervised) και στη μη επιτηρούμενη εκπαίδευση (unsupervised). Ο τύπος της επιτηρούμενης εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται συχνότερα, είναι εκείνος όπου η πληροφορία του σφάλματος που χρησιμοποιείται για την αλλαγή των συντελεστών (βάρη w_i) των

συνάψεων, αποστέλλεται προς τα πίσω, αντίθετα δηλαδή από τη διεύθυνση διάδοσης της διέγερσης (back-propagation algorithm) (Rumelhart, 1986).

Αρχικά, δίνονται οι τιμές των εισόδων και των στόχων που πρέπει να μάθει το δίκτυο, δηλαδή παρουσιάζονται τα πρότυπα στο δίκτυο. Η διαδικασία ξεκινάει με τυχαίες τιμές στα βάρη w_i . Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης το δίκτυο αλλάζει τις τιμές των βαρών διορθώνοντας αυτές ανάλογα με το σφάλμα (διαφορά από τον στόχο). Ο σκοπός είναι να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της τρέχουσας τιμής της εξόδου μετά από διαδοχικές αλλαγές των βαρών. Μερικές φορές η διαδικασία αυτή μπορεί να απαιτεί μεγάλους αριθμούς τέτοιων διορθώσεων και, επομένως, μεγάλους υπολογιστικούς χρόνους.

Στην μη επιτηρούμενη εκπαίδευση απλώς δίνεται η πληροφορία στο δίκτυο, αλλά δεν δίνεται με τους αντίστοιχους στόχους όπως προηγουμένως και έτσι δεν γίνεται κανένας έλεγχος ή σύγκριση για την πορεία του σφάλματος. Το δίκτυο δεν χρησιμοποιεί κάποια εξωτερική παράμετρο για την αλλαγή των βαρών. Υπάρχει συγκεκριμένη διαδικασία που ακολουθείται και καταλήγει σε εκπαίδευση του δικτύου. Το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό έλεγχο, ψάχνει να βρει κάποιες τάσεις ή κανονικότητα στα σήματα εισόδου και προσπαθεί ώστε οι εξοδοί να έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά όπως και οι είσοδοι. Έτσι προκύπτει η αυτο-εποπτευόμενη εκπαίδευση, διότι το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Ο τρόπος αυτός δεν συναντάται τόσο συχνά όπως η εποπτευόμενη εκπαίδευση (Αργυράκης, 2001).

Η μέθοδος της επιτηρούμενης εκπαίδευσης αποτελεί μια παραλλαγή της γενικευμένης μεθόδου με την ονομασία «κανόνας του δέλτα». Σαν «δέλτα» ονομάζεται η διαφορά ανάμεσα στην τιμή που υπολογίζει το νευρωνικό δίκτυο και στην πραγματική τιμή που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευσή του και εκφράζεται ως συνάρτηση των συντελεστών w_i . Οι κύκλοι εκπαίδευσης συνεχίζονται έως ότου η διαφορά ανάμεσα στην υπολογιζόμενη και την πραγματική τιμή γίνει μικρότερη ενός προκαθορισμένου ορίου. Για την αλλαγή των συντελεστών w_i χρησιμοποιείται η σχέση (4) που αναπτύχθηκε από τον Rumelhart (1986):

$$\Delta w(t) = -a \partial E / \partial w(t) + \beta \Delta w(t-1) \quad (4)$$

όπου:

a = συντελεστής μάθησης

β = συντελεστής ορμής

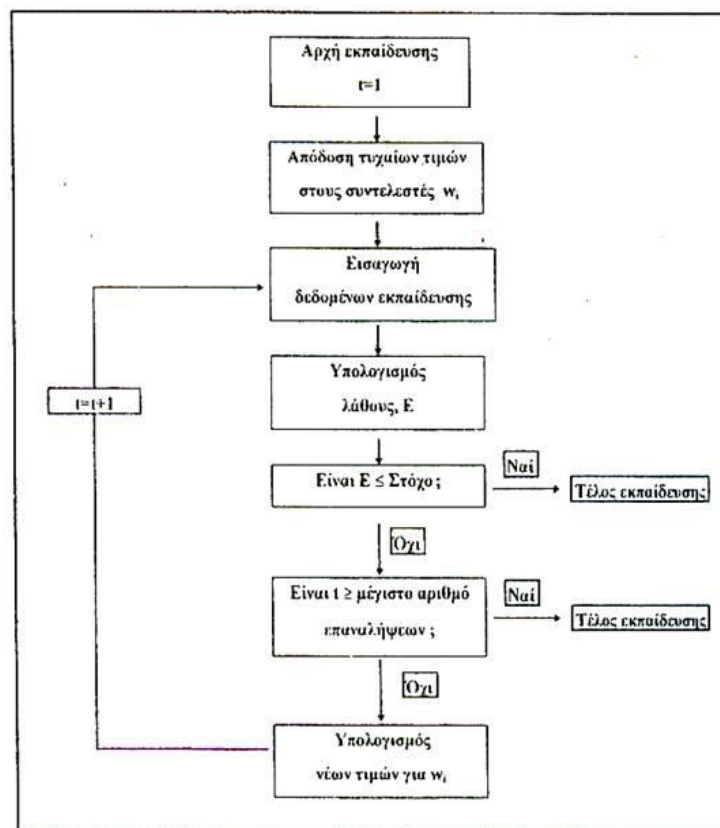
E = συνάρτηση σφάλματος

$w(t)$ = συντελεστής διασυνδέσεων (συνάψεων) κατά τον κύκλο εκπαίδευσης t

$\Delta w(t)$ = μεταβολή των συντελεστών κατά τον κύκλο εκπαίδευσης t

$\Delta w(t-1)$ = μεταβολή των συντελεστών κατά τον κύκλο εκπαίδευσης $t-1$.

Ο συντελεστής μάθησης (a) χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της ταχύτητας της διαδικασίας εκπαίδευσης, ενώ ο συντελεστής ορμής (β) βοηθά στην υπερπήδηση τοπικών ελαχίστων που μπορεί να παρουσιάζει η συνάρτηση $E(w)$. Η διαδικασία εκπαίδευσης δίνεται παραστατικά στο Σχήμα 2.3.



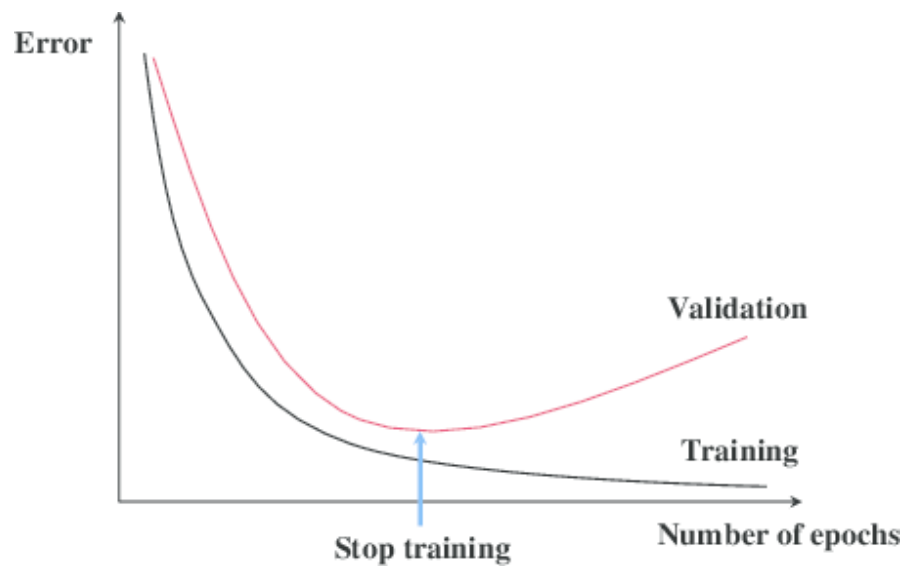
Σχήμα 2.3: Σχηματική περιγραφή της διαδικασίας μάθησης με αποστολή του σφάλματος προς τα πίσω (Γαλετακης, 2000).

Ένα από τα πλέον συνηθισμένα προβλήματα που μπορεί να εμφανιστεί κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι η υπερεκπαίδευση (overtraining ή overfitting). Η υπερεκπαίδευση εμφανίζεται όταν τα μοντέλα εκπαιδεύονται πολύ καλά στις λεπτομέρειες και στον θόρυβο του συνόλου των δεδομένων, αλλά δεν μπορούν να γενικεύσουν την αποκτηθείσα γνώση και έτσι η απόδοσή τους είναι χαμηλή κατά τον έλεγχο της αξιοπιστίας τους με νέα δεδομένα που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση. Το συγκεκριμένο πρόβλημα εμφανίζεται πολύ συχνά όταν το σύνολο των δεδομένων της εκπαίδευσης (training set) είναι αρκετά μικρό σε σχέση με τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου (Βασιλάκης, 2017).

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού μια συχνά χρησιμοποιούμενη τεχνική είναι η έγκαιρη διακοπή της εκπαίδευσης με χρήση ενός πρόσθετου συνόλου δεδομένων (test set) που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της εκπαίδευσης χωρίς τα δεδομένα του να συμμετέχουν σε αυτή.

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.4 κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης το σφάλμα των εκτιμήσεων μειώνεται σταδιακά με την πάροδο των κύκλων εκπαίδευσης (epochs) για το σύνολο των δεδομένων της εκπαίδευσης. Αντίθετα για το σύνολο των δεδομένων ελέγχου το σφάλμα μειώνεται έως μια ελάχιστη τιμή και στη συνέχεια αυξάνεται. Στο σημείο αυτό που

επιτυγχάνεται το ελάχιστο σφάλμα για το σύνολο των δεδομένων ελέγχου, η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σταματά για αποφυγή υπερεκπαίδευσης.



Σχήμα 2.4: Απεικόνιση της τεχνικής της έγκαιρης διακοπής της εκπαίδευσης με χρήση ενός πρόσθετου συνόλου δεδομένων (validation) (πηγή: www.researchgate.net).

Κεφάλαιο 3. Περιγραφή του κοιτάσματος χαλκού και των γεωτρητικών δεδομένων

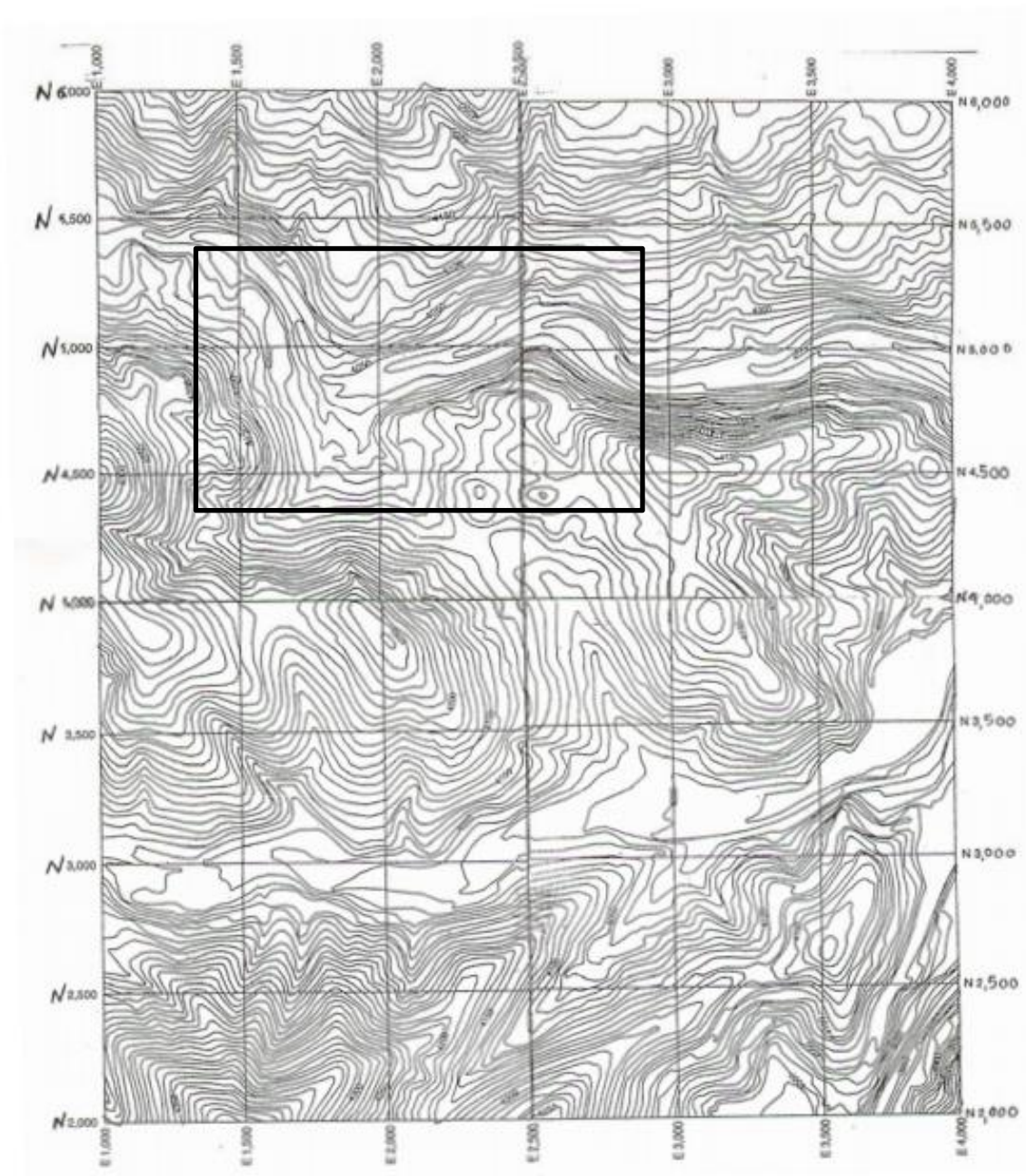
3.1 Περιγραφή του κοιτάσματος χαλκού

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην εργασία έχουν ληφθεί από ένα τυπικό κοίτασμα χαλκού διάσπαρτης μεταλλοφορίας που βρίσκεται στην πολιτεία της Arizona σε κοντινή απόσταση από τις πόλεις Globe και Miami. Περιγράφεται διεξοδικά και χρησιμοποιείται ως παράδειγμα στο κλασικό σύγγραμμα «Open Pit Mine Planning & Design: CSMine software package» των Hustrulid and Kuchta, (2006). Ο τοπογραφικός χάρτης της περιοχής εντός της οποίας βρίσκεται το κοίτασμα δίνεται στο Σχήμα 3.1.

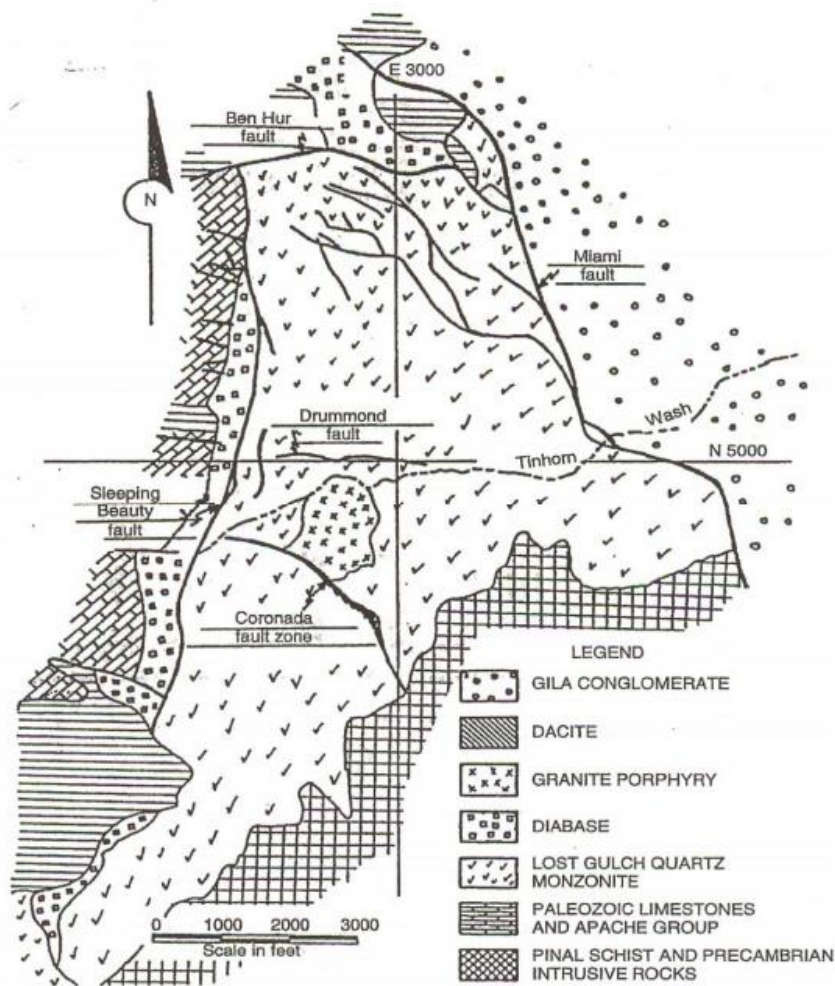
Το κοίτασμα του χαλκού, όπως φαίνεται και από το γεωλογικό χάρτη που δίνεται στο Σχήμα 3.2, εντοπίζεται στην περιοχή που περικλείεται από ένα σύστημα τριών ρηγματογενών ζωνών, τις Drummond, Coronada και Sleeping Beauty και ειδικά στην επαφή του πορφυριτικού γρανίτη με τον χαλαζιακό μονζονίτη. Πρόκειται για κοίτασμα χαλκού πορφυριτικού τύπου με διάσπαρτη μεταλλοφορία. Καλύπτεται από ένα εξαλλοιωμένο ανώτερο τμήμα από χαλαζιακό μονζονίτη και πορφυριτικό γρανίτη. Το πάχος του εξαλλοιωμένου καλύμματος κυμαίνεται από 20 έως 115 ft και η περιεκτικότητά του σε Cu είναι μικρότερη από 0.1%. Το παχύτερο και πλουσιότερο τμήμα του κοιτάσματος εντοπίζεται εντός του χαλαζιακού μονζονίτη, ενώ το λεπτότερο στον πορφυριτικό γρανίτη. Τα κυριότερα πρωτογενή ορυκτά του κοιτάσματος είναι ο χαλαζίας, ο σιδηροπυρίτης, ο χαλκοπυρίτης και ο μολυβδαινίτης. Ο χαλκοσίτης και ο κοβελλίνης είναι τα επιγενετικά θειούχα ορυκτά του Cu στο κοίτασμα. Ο μαλαχίτης και ο αζουρίτης αποτελούν τα κυριότερα ορυκτά του Cu στο κάλυμμα της εξαλλοίωσης. Στα ορυκτά αυτά περιέχεται το μεγαλύτερο μέρος του εκχυλίσμου Cu (Hustrulid and Kuchta, 2006).

Η μεταλλοφορία εντός του χαλαζιακού μονζονίτη απαντάται σε σύστημα διακλάσεων και ρηγμάτων από τα οποία άλλα είναι προγενέστερα και άλλα μεταγενέστερα της μεταλλογένεσης. Στα προγενέστερα συστήματα διακλάσεων και ρηγμάτων αναπτύσσονται φλέβες χαλαζία, σιδηροπυρίτη και χαλκοπυρίτη. Τα μεταγενέστερα ρήγματα είναι εμφανή σε όλη την έκταση του κοιτάσματος αλλά δεν υπάρχει ένδειξη ότι έχουν επηρεάσει τη μεταλλοφορία δημιουργώντας δευτερογενείς ζώνες εξαλλοίωσης.

Η μεταλλοφορία μεταβάλλεται καθ' ύψος καθώς όλες σχεδόν οι ερευνητικές γεωτρήσεις δείχνουν μια μείωση της περιεκτικότητας σε Cu του κοιτάσματος καθώς απομακρυνόμαστε από την επαφή της ζώνης εξαλλοίωσης. Σε μικρό αριθμό γεωτρήσεων παρατηρήθηκαν αποκλίσεις από τη γενική αυτή τάση μείωσης της περιεκτικότητας σε Cu με το βάθος. Οι αποκλίσεις αυτές οφείλονται κυρίως στην τεκτονική του κοιτάσματος.



Σχήμα 3.1: Τοπογραφικός χάρτης της ευρύτερης περιοχής. Η περιοχή έρευνας του κοιτάσματος χαλκού είναι εντός του ορθογωνίου (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft) (Hustrulid and Kuchta, 1998).



Γεωλογικό υπόμνημα:

GILA CONGLOMERATE (κροκαλοπαγές του Gila), DACITE (δακίτης)
 GRANITE PORPHYRY (πορφυριτικός γρανίτης), DIABASE (διαβάσης)
 LOST GULCH QUARTZ MONZONITE (χαλαζιακός μονζονίτης του Lost Gulch)
 PALEOZOIC LIMESTONES AND APACHE GROUP (Παλαιοζωικοί ασβεστόλιθος του Apache group),
 PINAL SCHIST AND PRECAMBRIAN INTRUSIVE ROCKS (Σχιστόλιθος του Pinal με παρεμβολές πετρωμάτων του Προκάμβριου)

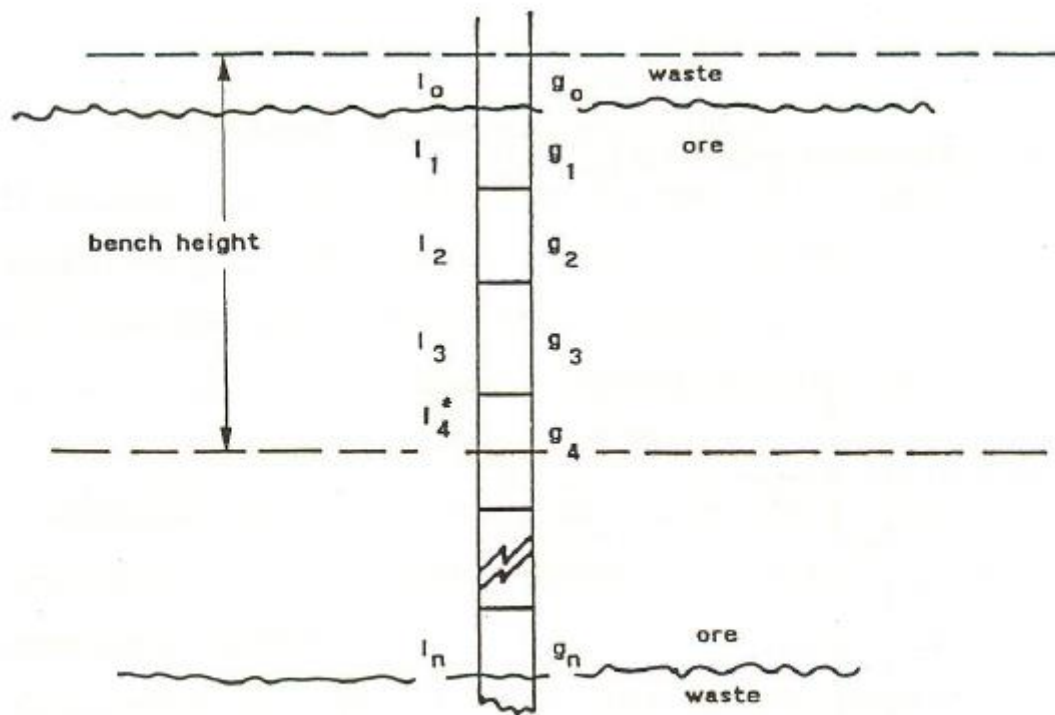
Σχήμα 3.2: Γεωλογικός χάρτης του κοιτάσματος Cu (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft). (Hustrulid and Kuchta, 2006).

2011	7	197	771	7	86	9	9	9	9
------	---	-----	-----	---	----	---	---	---	---

"I'm not going to tell you how to do your job," he said.

[illegible]

$$g_{\text{βαθμίδας}} = \frac{\sum g_{ili}}{\sum l_i} \quad \text{όπου } i=1 \text{ έως } 4 \quad (5)$$

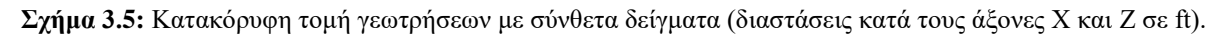


Σχήμα 3.4: Δημιουργία σύνθετου δείγματος βαθμίδας με βάση τους πυρήνες των γεωτρήσεων (Hustrulid and Kuchta, 2006).

Στον Πίνακα 3.1 παρουσιάζονται ενδεικτικά τα αρχικά δεδομένα της γεώτρησης Dh 49 και τα σύνθετα δείγματα που προέκυψαν.

Πίνακας 3. 1: Αρχικά και σύνθετα δείγματα της γεώτρησης Dh49.

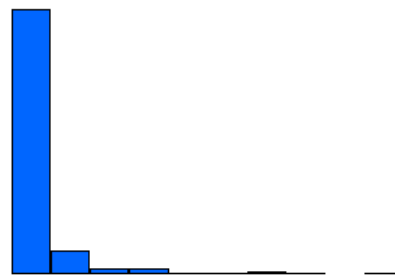
Αρχικά δείγματα				Σύνθετα δείγματα			
	X=2582	Y=5042	Z=3984		X=2582	Y=5042	Z=3975
Κωδικός	Από (ft)	Έως (ft)	%Cu	Κωδικός	Από (ft)	Έως (ft)	%Cu
Dh 49	8	10	0.12	Dh 49	0	5	0.32
Dh 49	10	13	0.35	Dh 49	5	10	0.32
Dh 49	13	18	0.33	Dh 49	10	15	0.17
Dh 49	18	23	0.39	Dh 49	15	20	0.05
Dh 49	23	28	0.52	Dh 49	20	25	0.02
Dh 49	28	33	0.27	Dh 49	25	30	0.03
Dh 49	33	38	0.46				
Dh 49	38	43	0.16				
Dh 49	43	48	0.1				
Dh 49	48	52	0.18				
Dh 49	52	57	0.24				
Dh 49	57	62	0.22				
Dh 49	62	67	0.18				
Dh 49	67	70	0.05				
Dh 49	70	75	0.04				
Dh 49	75	80	0.05				
Dh 49	80	85	0.03				
Dh 49	85	90	0.1				
Dh 49	90	99	0.04				
Dh 49	99	104	0.03				
Dh 49	104	109	0.04				
Dh 49	109	114	0.02				
Dh 49	114	119	0.02				
Dh 49	119	122	0.02				
Dh 49	122	126	0.02				
Dh 49	126	131	0.02				
Dh 49	131	136	0.02				
Dh 49	136	141	0.02				
Dh 49	141	145	0.09				



Variable : %Cu

Number of Samples : 410
Arithmetic Average : 0.1648
Variance : 0.1146
Standard Deviation : 0.3386
Coefficient of Skewness : 4.5371
Coefficient of Kurtosis : 24.7858

Geometric Mean : 0.0595
Median : 0.0532
10% Trim Mean : 0.1054
Midrange : 1.4307
Mean Absolute Deviation : 0.1795



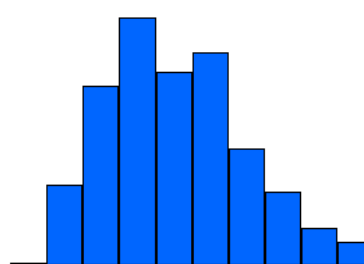
Cell	Interval	Frequency(f)	Relative f	Cumulative f
1	0.00 .. 0.29	354	86.34	86.34
2	0.29 .. 0.57	32	7.80	94.15
3	0.57 .. 0.86	7	1.71	95.85
4	0.86 .. 1.15	7	1.71	97.56
5	1.15 .. 1.43	2	0.49	98.05
6	1.43 .. 1.72	2	0.49	98.54
7	1.72 .. 2.00	3	0.73	99.27
8	2.00 .. 2.29	1	0.24	99.51
9	2.29 .. 2.57	0	0.00	99.51
10	2.57 .. 2.86	2	0.49	100.00

Σχήμα 3.6: Στατιστικά αποτελέσματα της περιεκτικότητας σε Cu% των σύνθετων δειγμάτων.

Στη συνέχεια έγινε μετασχηματισμός των αρχικών τιμών χρησιμοποιώντας το λογαριθμικό μετασχηματισμό. Στο Σχήμα 3.7 δίνονται τα αποτελέσματα της στατιστικής ανάλυσης των μετασχηματισμένων τιμών. Παρατηρούμε ότι η προκύπτουσα κατανομή είναι αρκετά πιο κοντά στη κανονική κατανομή.

Number of Samples : 410
Arithmetic Average : -2.8177
Variance : 1.8364
Standard Deviation : 1.3551
Coefficient of Skewness : 0.4327
Coefficient of Kurtosis : -0.2706

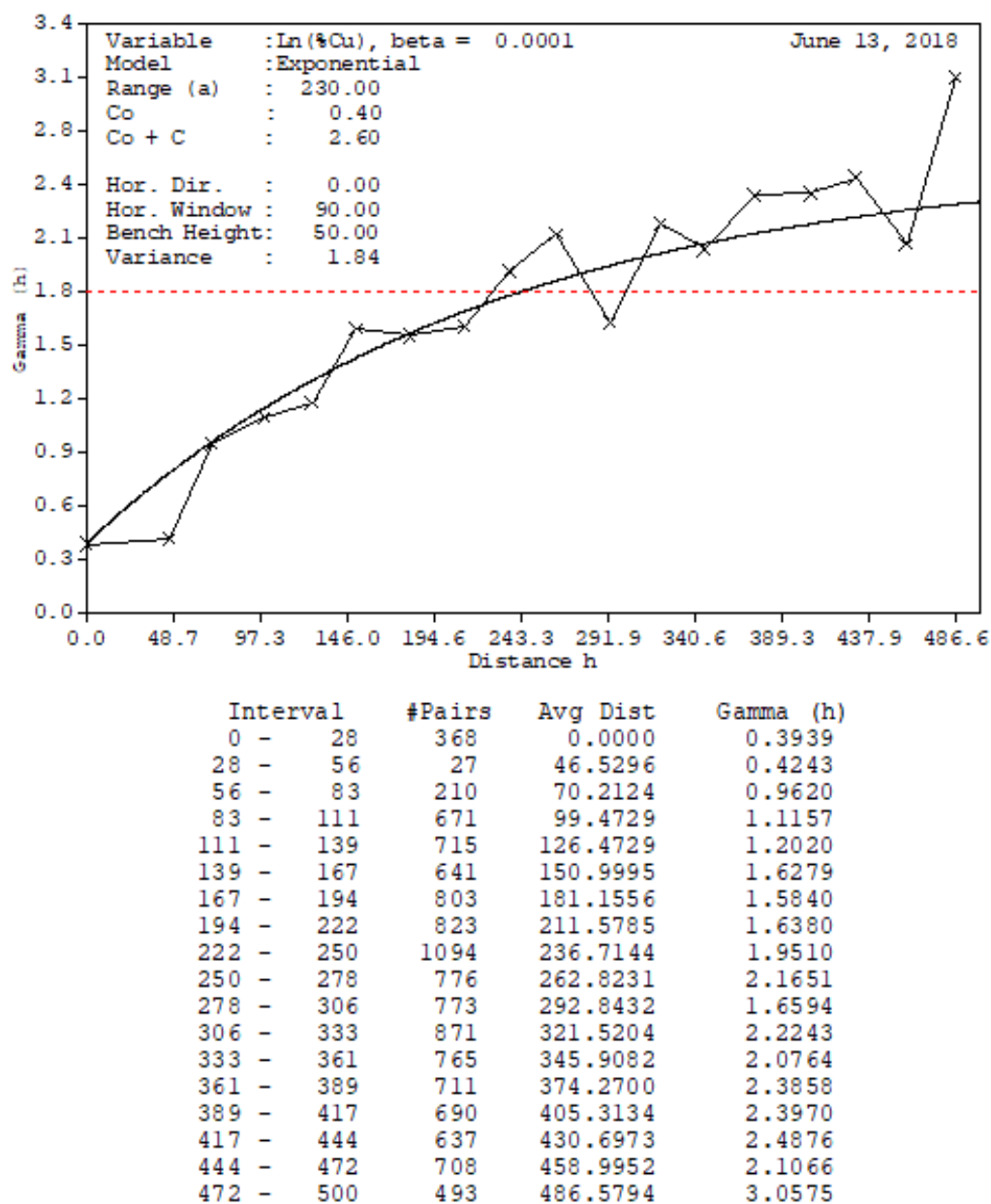
Geometric Mean : 0.0000
Median : -2.9318
10% Trim Mean : -2.8631
Midrange : -2.4909
Mean Absolute Deviation : 1.1032



Cell	Interval	Frequency(f)	Relative f	Cumulative f
1	-6.03 .. -5.32	1	0.24	0.24
2	-5.32 .. -4.62	28	6.83	7.07
3	-4.62 .. -3.91	63	15.37	22.44
4	-3.91 .. -3.20	87	21.22	43.66
5	-3.20 .. -2.49	68	16.59	60.24
6	-2.49 .. -1.78	75	18.29	78.54
7	-1.78 .. -1.07	41	10.00	88.54
8	-1.07 .. -0.37	26	6.34	94.88
9	-0.37 .. 0.34	13	3.17	98.05
10	0.34 .. 1.05	8	1.95	100.00

Σχήμα 3.7: Στατιστικά αποτελέσματα του λογαρίθμου της περιεκτικότητας σε Cu% των σύνθετων δειγμάτων.

Η χωρική μεταβολή των μετασχηματισμένων δεδομένων, σύμφωνα με τους Hustrulid και Kuchta (2006), αποδίδεται ικανοποιητικά από ένα βαριόγραμμα εκθετικού τύπου, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.8.



Σχήμα 3.8: Συνολικό βαριόγραμμα λογαριθμισμένων περιεκτικότητων Cu των σύνθετων δειγμάτων (οι αποστάσεις είναι σε ft).

Κεφάλαιο 4. Ανάπτυξη και εφαρμογή νευρωνικών δικτύων για τον υπολογισμό των αποθεμάτων και της ποιότητας

4.1 Μεθοδολογία ανάπτυξης και ελέγχου των νευρωνικών δικτύων.

Αναπτύχθηκαν 3 διαφορετικές παραλλαγές νευρωνικών δικτύων. Στην πρώτη περίπτωση αναπτύχθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύτηκε με τη χρήση όλων των σύνθετων δειγμάτων των γεωτρήσεων, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ως γενικός εκτιμητής του κοιτάσματος. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε ένα δεύτερο νευρωνικό δίκτυο που εκπαιδεύτηκε με σύνθετα δείγματα που γειτονεύουν με μια συγκεκριμένη βαθμίδα εκμετάλλευσης. Το νευρωνικό αυτό δίκτυο έχει περισσότερο χαρακτηριστικά τοπικού εκτιμητή σε επίπεδο βαθμίδας εκμετάλλευσης. Τέλος, αναπτύχθηκε ένα τρίτο στο οποίο έγινε τροποποίηση των δεδομένων της εκπαίδευσης έτσι ώστε να δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου στα δείγματα με αυξημένη περιεκτικότητα σε Cu.

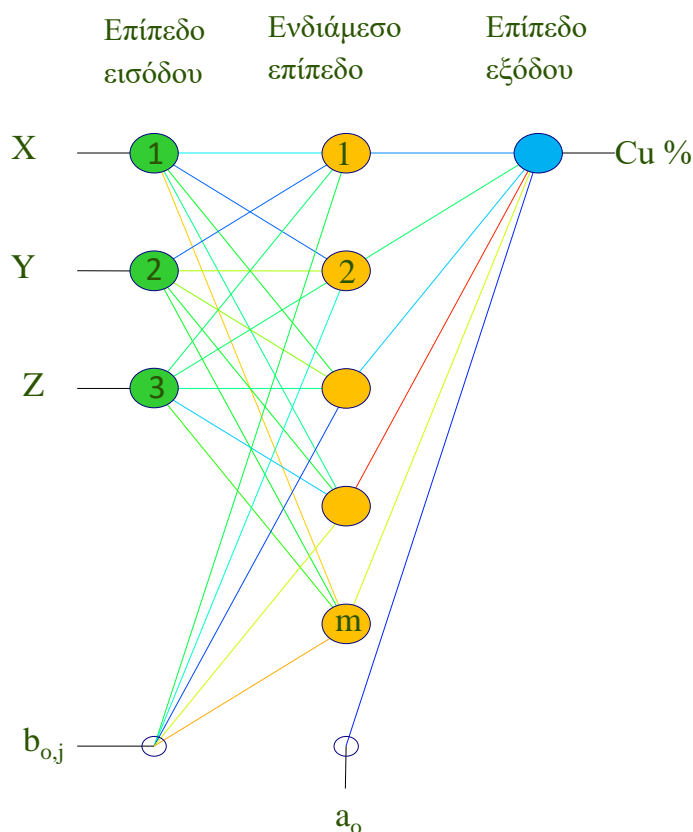
Σε όλες τις περιπτώσεις χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα ευθείας προώθησης με οπισθοδιάδοση του σφάλματος (feedforward with backpropagation) αποτελούμενα από 3 εισόδους, μια έξοδο και ένα ενδιάμεσο επίπεδο νευρώνων (Σχήμα 4.1). Ως εισοδοί χρησιμοποιούνται οι συντεταγμένες (X,Y, Z) κάθε δείγματος και ως έξοδος η περιεκτικότητα (%) σε Cu. Ο βέλτιστος αριθμός (m) των νευρώνων του ενδιάμεσου επιπέδου εκτιμήθηκε κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης. Σύμφωνα με τους Lippman, (1987) και Schalkoff, (1992) ένα ευθείας προώθησης νευρωνικό δίκτυο με πλήρη διασύνδεση που περιέχει ένα τουλάχιστον εσωτερικό επίπεδο νευρώνων, αποτελεί τον πλέον ενδεδειγμένο τύπο νευρωνικού δικτύου για τέτοιου είδους προβλήματα.

Το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση, τον έλεγχο της εκπαίδευσης και τον έλεγχο της γενίκευσης των νευρωνικών δικτύων αποτελείται από 410 σύνθετα δείγματα. Από αυτά το 70% των δειγμάτων χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση (training set), το 15% για τον έλεγχο της εκπαίδευσης (validation set) και το 15% για τον έλεγχο της γενίκευσης (testing set). Ο χωρισμός τους έγινε με τυχαίο τρόπο. Αντί των περιεκτικότητων του Cu χρησιμοποιήθηκαν οι λογαριθμισμένες τιμές τους. Ο μετασχηματισμός αυτός βοήθησε στην αποφυγή των αρνητικών τιμών που δεν έχουν φυσικό νόημα στο πρόβλημα αυτό.

Για την αποφυγή της υπερεκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύου χρησιμοποιήθηκαν τόσο η τεχνική της έγκαιρης διακοπής (early stopping) όσο και ο έλεγχος του αριθμού των νευρώνων του εσωτερικού επιπέδου. Ο αριθμός των νευρώνων του εσωτερικού επιπέδου κρατήθηκε σε χαμηλά επίπεδα έτσι ώστε ο συνολικός αριθμός των βαρών w_i των προκύπτοντων συνάψεων να είναι μικρότερος από το 50% του μεγέθους του συνόλου εκπαίδευσης.

Η ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων έγινε σε περιβάλλον MATLAB ενώ για την δημιουργία του ψηφιακού μοντέλου του κοιτάσματος με τη μέθοδο Kriging χρησιμοποιήθηκε

το λογισμικό CSMine. Τέλος, για τη δημιουργία των χαρτών χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό Surfer. Η στοιχειώδης κυψελίδα του ψηφιακού μοντέλο του κοιτάσματος είχε διάσταση 50x50x50 ft³.



Σχήμα 4.1: Δομή του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό της περιεκτικότητας (%) του Cu.

4.2 Ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε με τη χρήση όλων των σύνθετων δειγμάτων.

Επιλέχθηκε έτσι ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα εσωτερικό επίπεδο του οποίου ο αριθμός των νευρώνων αυξανόταν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής. Από τη μελέτη της μεταβολής του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) και του συντελεστή συσχέτισης (R) των υπολογισμένων τιμών με τις πραγματικές, αποφαιζόταν πότε απαιτείται η προσθήκη νέου νευρώνα στο εσωτερικό επίπεδο. Ως συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιήθηκε η διαδεδομένη σιγμοειδής. Για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του χρησιμοποιήθηκαν 410 σύνθετα δείγματα

Στον Πίνακα 4.1 παρουσιάζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και ο συντελεστής συσχέτισης (R) που προέκυψε από την εκπαίδευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων για αυξανόμενο αριθμό

νευρώνων. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, όπως φαίνεται για αριθμό νευρώνων από 10 έως και 19 παρουσιάζει αυξομειώσεις, ενώ ο συντελεστής R λαμβάνει τη μέγιστη τιμή για αριθμό νευρώνων εσωτερικού επιπέδου $m=15$. Αυτός ο επιλέχθηκε τελικά για το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε στη συνέχεια.

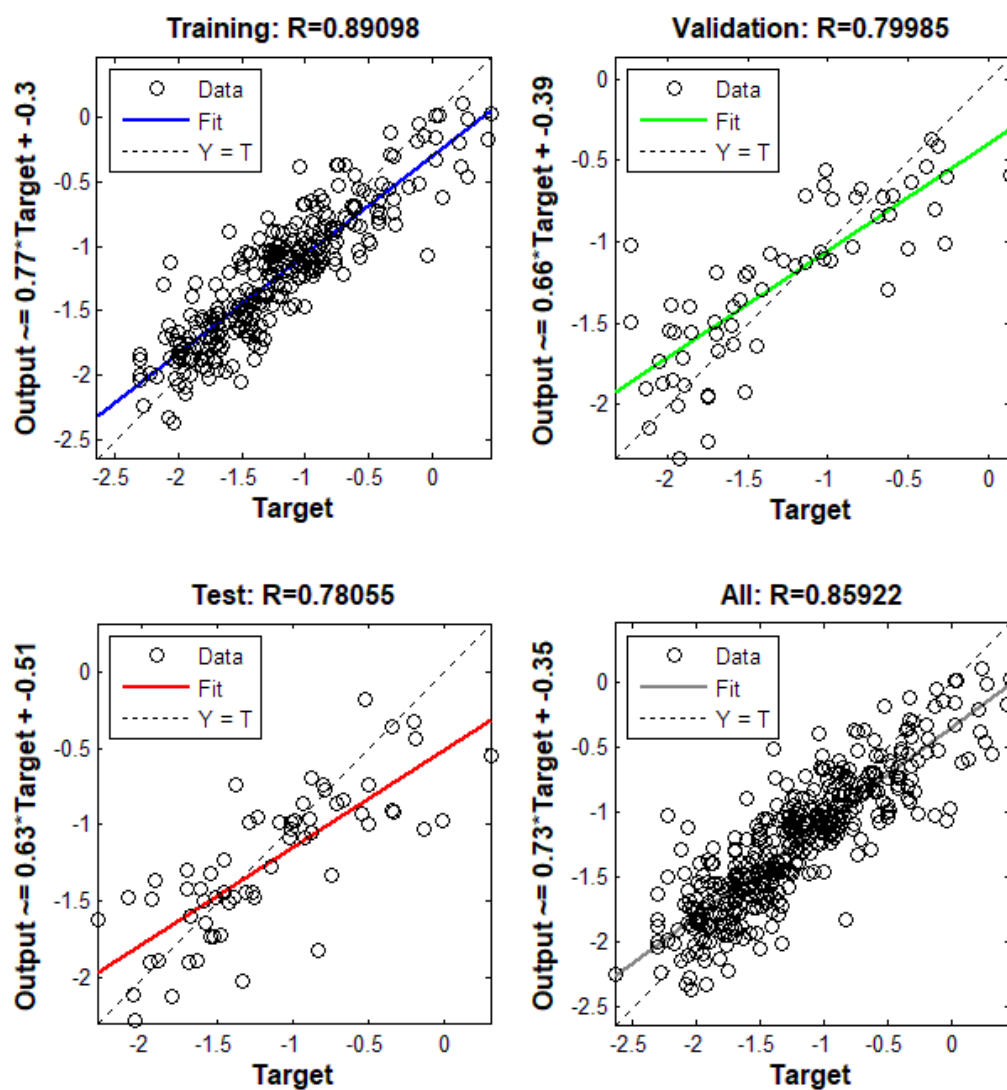
Πίνακας 4. 1: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα ελέγχου (testing) και συντελεστής συσχέτισης για αύξοντα αριθμό νευρώνων.

Αριθμός νευρώνων	MSE (Cu %) ²	R
10	0.08	0.75
12	0.06	0.78
13	0.05	0.82
15	0.04	0.86
17	0.04	0.85
19	0.06	0.80

4.3 Εφαρμογή τεχνητού νευρωνικού δικτύου και σύγκριση με υφιστάμενη μεθοδολογία.

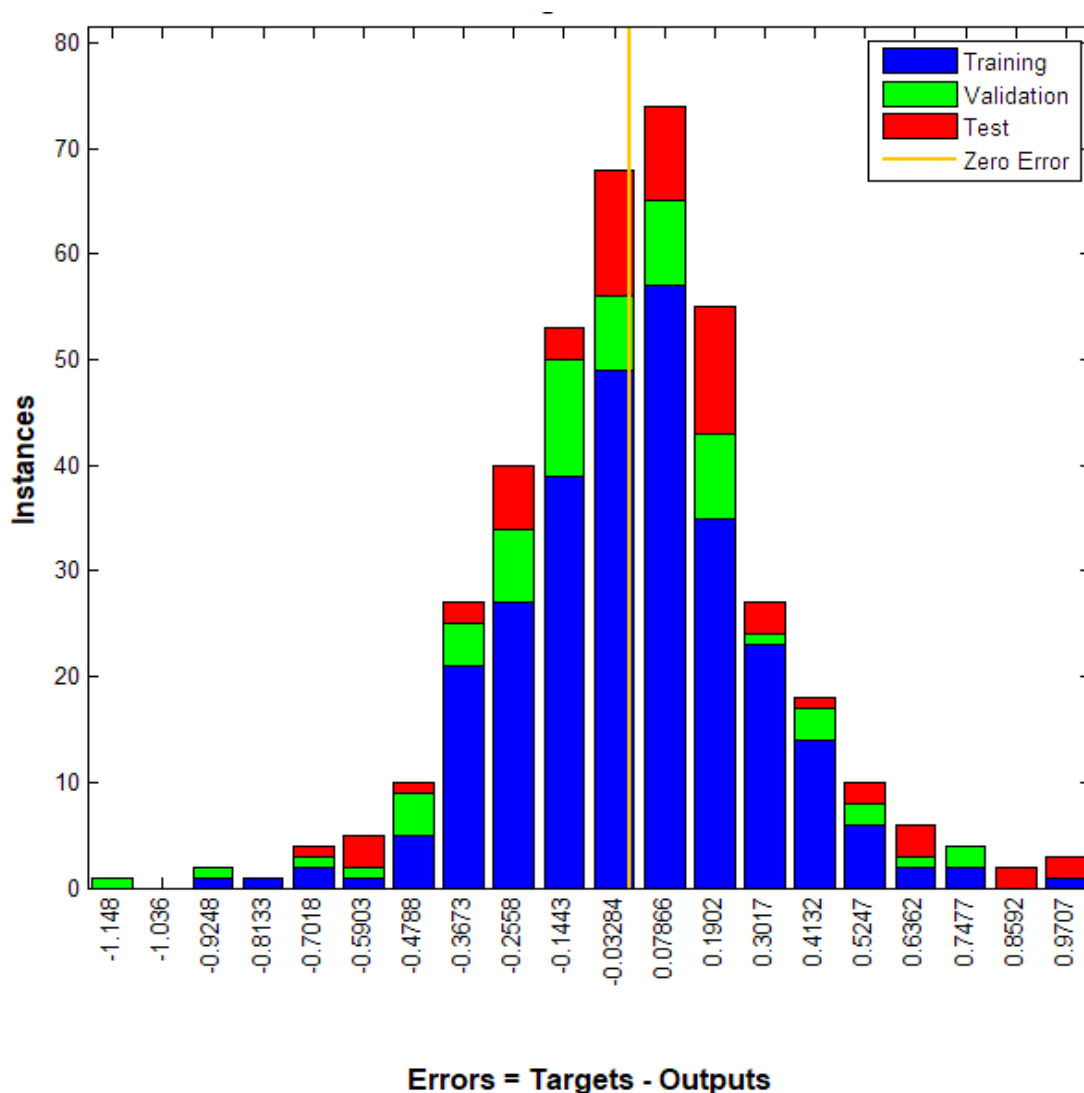
Στην πρώτη παραλλαγή χρησιμοποιήθηκε το νευρωνικό δίκτυο του Σχήματος 4.1 με 15 νευρώνες στο ενδιάμεσο επίπεδο. Για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του χρησιμοποιήθηκαν όλα τα σύνθετα δείγματα.

Ο συντελεστής συσχέτισης R μεταξύ πραγματικών (target) και υπολογισμένων τιμών (output) για το σύνολο των δεδομένων (all) είναι $R=0.86$ (Σχήμα 4.2). Στο Σχήμα 4.2 παρουσιάζονται επίσης οι συντελεστές συσχέτισης για τα δεδομένα της εκπαίδευσης (training), του ελέγχου της εκπαίδευσης (validation) και του ελέγχου της γενίκευσης (test). Οι συντελεστές συσχέτισης για τα δεδομένα του ελέγχου της γενίκευσης είναι $R= 0.80$ και κρίνεται ικανοποιητικός.



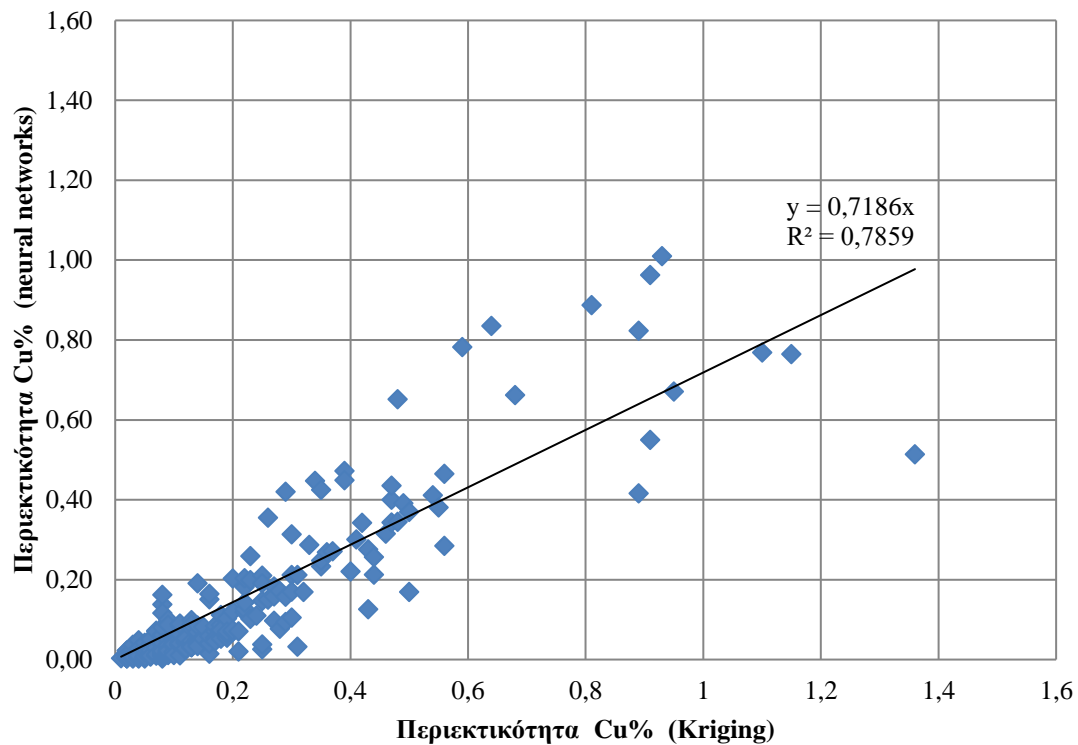
Σχήμα 4.2: Συντελεστές συσχέτισης (R) των τιμών των περιεκτικοτήτων (Cu%) για τα δείγματα εκπαίδευσης (Training), του ελέγχου της εκπαίδευσης (Validation), του ελέγχου της γενίκευσης (Testing) του για το σύνολο των δειγμάτων (All).

Η μέση τιμή του σφάλματος εκτίμησης (σφάλμα εκτίμησης= πραγματική τιμή – εκτιμηθείσα τιμή) είναι 0.04, τιμή πολύ κοντά στο μηδέν. Η κατανομή του σφάλματος όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.3 προσεγγίζει ικανοποιητικά την κανονική κατανομή.



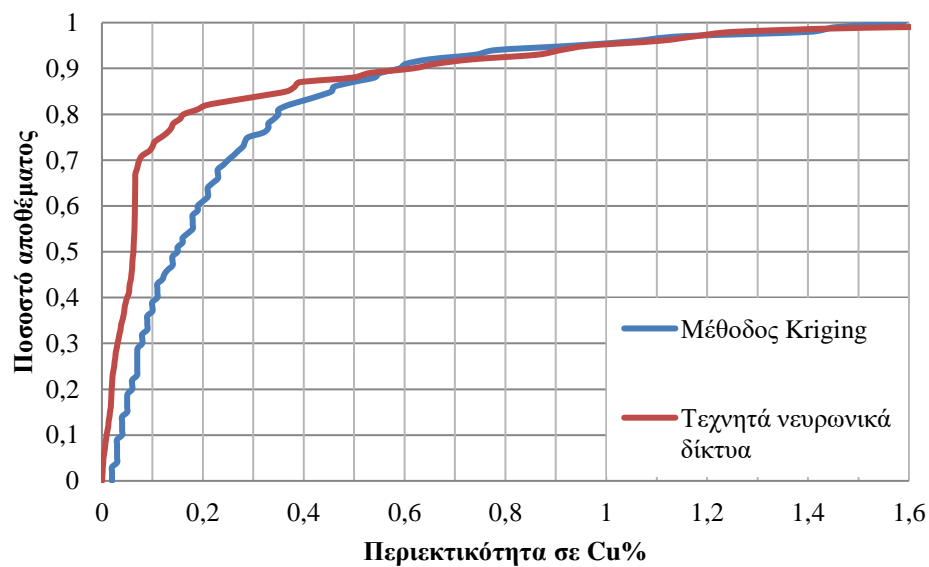
Σχήμα 4.2: Κατανομή του σφάλματος εκτίμησης της περιεκτικότητας σε Cu % από το νευρωνικό δίκτυο (Σφάλμα εκτίμησης= Πραγματική τιμή – εκτιμηθείσα τιμή).

Στη συνέχεια τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα της γεωστατιστικής μεθόδου Kriging (Σχήμα 4.4). Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως φαίνεται από την εξίσωση της γραμμής τάσης του Σχήματος 4.4, κάνουν υποεκτίμηση των περιεκτικοτήτων, υπολογίζοντας κατά ~30% μικρότερες τιμές σε σχέση με τον υπολογισμό της μεθόδου Kriging.



Σχήμα 4.3: Συσχέτιση περιεκτικοτήτων (Cu%) που εκτιμήθηκαν με τα νευρωνικά δίκτυα με εκείνων του Kriging.

Η συστηματική αυτή υποεκτίμηση που κάνουν τα νευρωνικά δίκτυα έχει σημαντική επίδραση στον υπολογισμό των αποθεμάτων. Στο σχήμα 4.5 παρουσιάζονται οι καμπύλες αποθεμάτων – ποιότητας για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και για τη μέθοδο Kriging.



Σχήμα 4.4: Καμπύλη αποθεμάτων-ποιότητας με βάση τα νευρωνικά δίκτυα και τη μέθοδο Kriging.

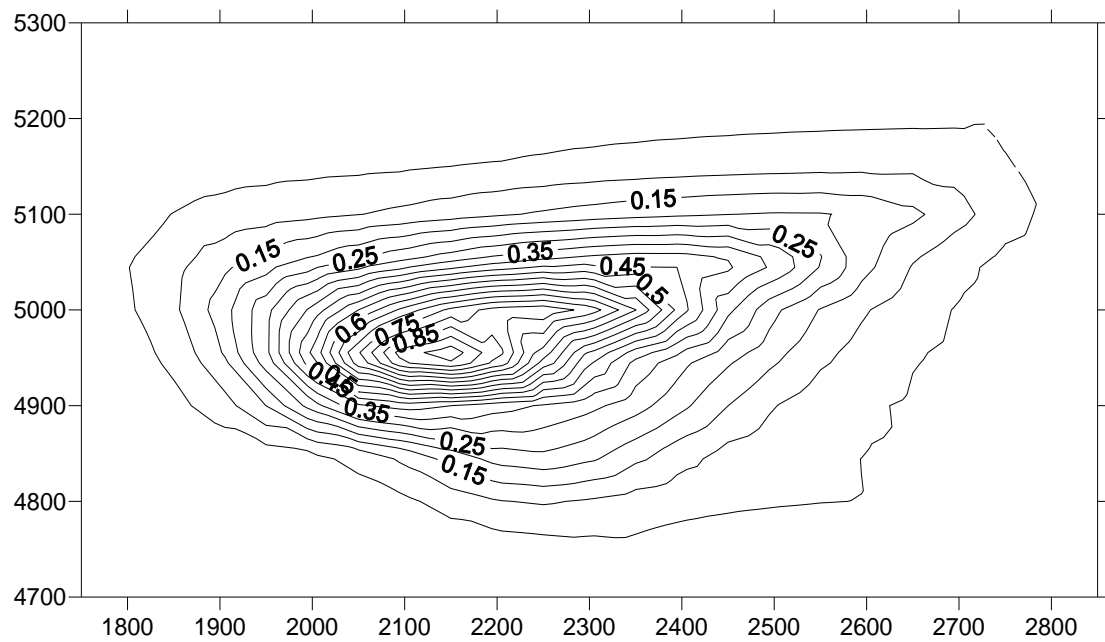
Είναι εμφανές ότι από 0.0-0.6% περιεκτικότητα σε Cu, παρατηρείται σημαντική απόκλιση μεταξύ των δύο μεθόδων. Τα νευρωνικά δίκτυα εκτιμούν πολύ μεγαλύτερο αριθμό μπλοκ του κοιτάσματος με χαμηλές περιεκτικότητες. Για παράδειγμα, η μέθοδος Kriging εκτιμά ότι το 60% του κοιτάσματος έχει περιεκτικότητα σε Cu έως 0.2%, ενώ το νευρωνικό δίκτυο εκτιμά 80%. Επομένως, το νευρωνικό δίκτυο λόγω των υποεκτιμήσεων που κάνει δίνει μεγαλύτερο αριθμό μπλοκ με χαμηλή περιεκτικότητα. Αυτό είναι εμφανές και στον Πίνακα 4.2 που παρουσιάζονται τα υπολογισθέντα αποθέματα με τα νευρωνικά δίκτυα και με τη μέθοδο Kriging για τρεις κλάσεις ποιοτήτων.

Πίνακας 4. 2: Εκτίμηση αποθεμάτων ανά κατηγορία περιεκτικότητας Cu %.

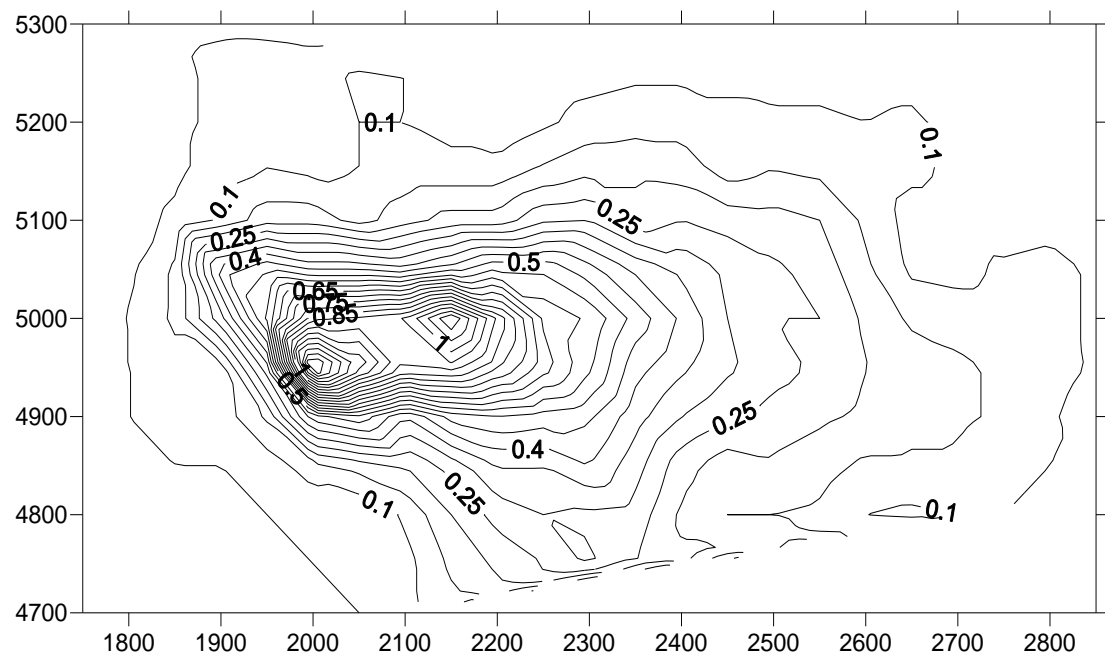
Περιεκτικότητες	Αριθμός blocks (τεχνητά νευρωνικά δίκτυα)	Αριθμός blocks (μέθοδος Kriging)
Cu % <0.2	249	199
$0.2 \leq \text{Cu \%} < 1.00$	31	78
Cu % ≥ 1	9	9
Σύνολο	289	289

Στη συνέχεια υπολογίστηκαν οι τιμές των περιεκτικότητας σε Cu για τα μπλοκ της βαθμίδας με Z=3950ft και κατασκευάστηκαν οι χάρτες ισοπεριεκτικότητας με βάση τις εκτιμήσεις από το νευρωνικό δίκτυο και τη μέθοδο Kriging. Επιλέχθηκε αυτή η βαθμίδα επειδή σε αυτή απαντάται σημαντικό μέρος του κοιτάσματος του Cu.

Στο Σχήμα 4.6 δίνεται ο χάρτης των ισοπεριεκτικότητας Cu% των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Παρατηρείται η εμφάνιση ενός μόνο ακροτάτου (μέγιστο) με τιμή 0.9%. Στο Σχήμα 4.7 δίνεται ο αντίστοιχος χάρτης, ως αποτέλεσμα της μεθόδου Kriging. Παρατηρούνται δύο ακρότατα (μέγιστα) με τιμές 1.15% και 1.20%, αντίστοιχα. Επομένως, το νευρωνικό δίκτυο δε μπόρεσε να εντοπίσει τις περιοχές με τις υψηλές τιμές περιεκτικότητας οι οποίες έχουν επιβεβαιωθεί και από τις γειτονικές γεωτρήσεις.



Σχήμα 4.5: Χάρτης ισοπεριεκτικότητας Cu % που προέκυψε από τις εκτιμήσεις των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).

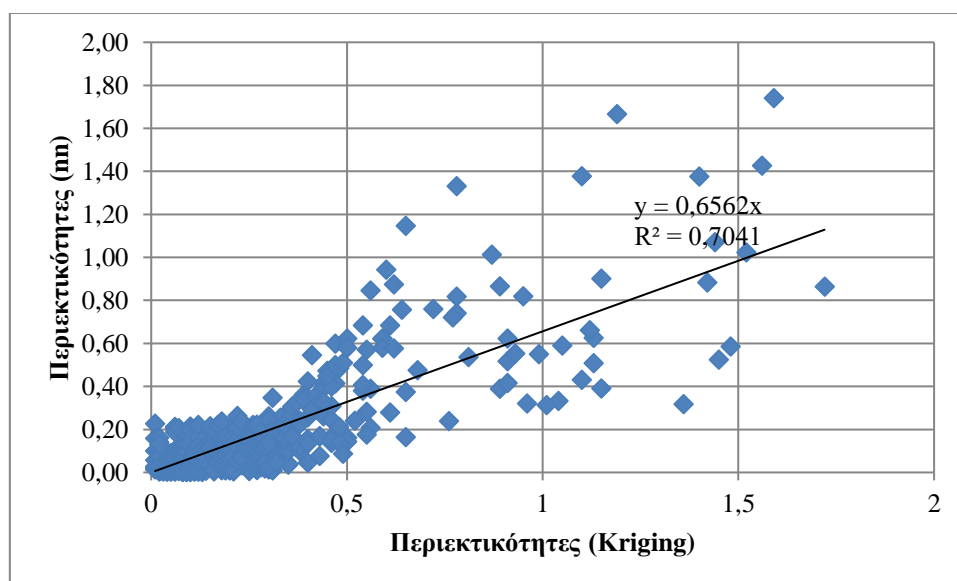


Σχήμα 4.6: Χάρτης ισοπεριεκτικότητας Cu % που προέκυψε από τις εκτιμήσεις γεωστατιστικής μεθόδου Kriging (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).

4.4 Ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου για εκτιμήσεις σε επίπεδο βαθμίδας

Για την αντιμετώπιση των ανωτέρω προβλημάτων διερευνήθηκε μια δεύτερη παραλλαγή ανάπτυξης και εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου με χαρακτηριστικά τοπικού εκτιμητή σε επίπεδο μίας βαθμίδας. Αυτό επιτυγχάνεται επιλέγοντας να χρησιμοποιηθούν όχι όλα τα σύνθετα δείγματα, αλλά μόνο τα δείγματα 3 βαθμίδων. Της μελετούμενης βαθμίδας, της αμέσως προηγούμενης και της αμέσως επομένης της. Η διαδικασία εκπαίδευσης είναι η ίδια, όπως και στην πρώτη παραλλαγή. Ο συντελεστής συσχέτισης R μεταξύ πραγματικών (target) και υπολογισμένων τιμών (output) για το σύνολο των δεδομένων (all) είναι $R=0.84$ και το και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ελέγχου (mse) είναι 0.04.

Στη συνέχεια, εξετάζονται τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου σε σύγκριση με τα αποτελέσματα της γεωστατιστικής μεθόδου Kriging (Σχήμα 4.8). Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως φαίνεται από την εξίσωση της γραμμής τάσης του Σχήματος 4.8, κάνουν υποεκτίμηση των περιεκτικότητας, υπολογίζοντας ~34% μικρότερες τιμές σε σχέση με τον υπολογισμό της μεθόδου Kriging.

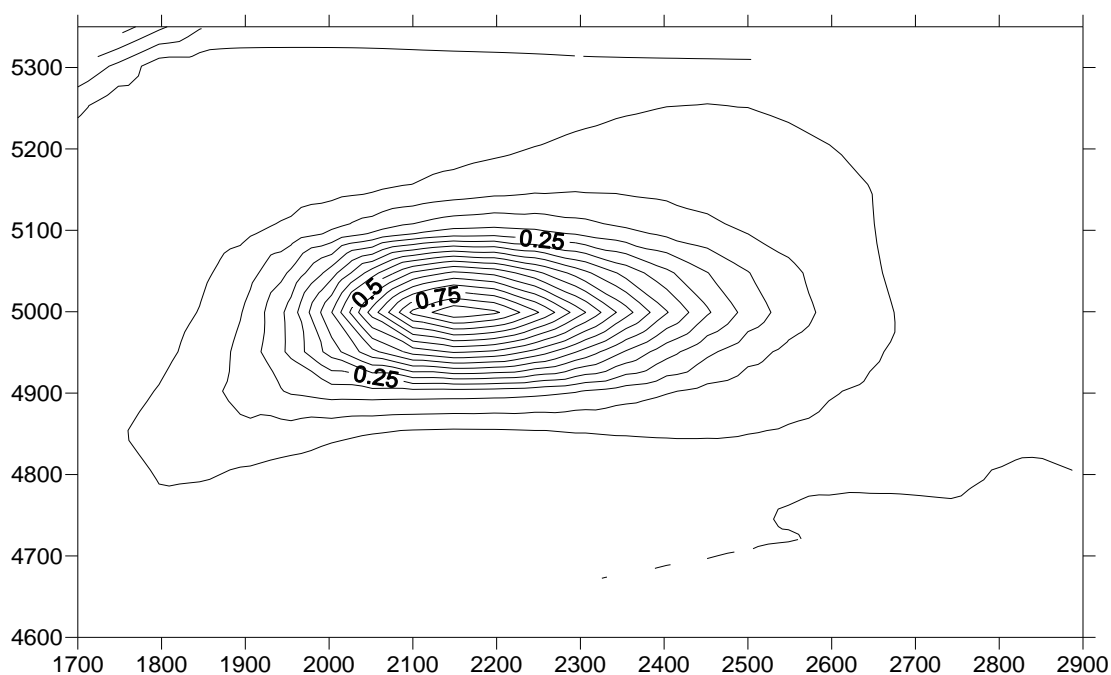


Σχήμα 4.7: Σύγκριση περιεκτικότητας που προέκυψαν από τα νευρωνικά δίκτυα συναρτήσει περιεκτικότητας από το Kriging.

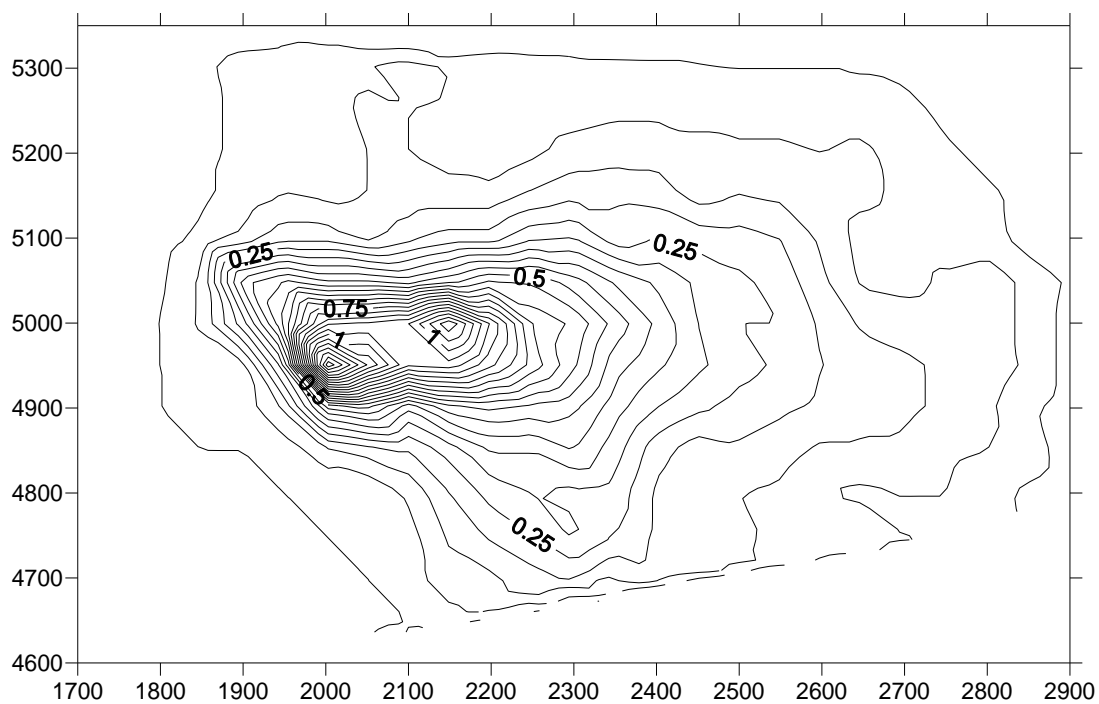
Στη συνέχεια, συγκρίθηκαν οι χάρτες ισοπεριεκτικότητας του Cu που προκύπτουν με βάση τις εκτιμήσεις από το νευρωνικό δίκτυο και τη μέθοδο Kriging. Οι υπολογισμοί και οι σχετικοί χάρτες κατασκευάστηκαν για τη βαθμίδα με $Z=3950\text{ft}$. Η εκπαίδευση, και ο έλεγχος της εκπαίδευσης, όμως έγιναν με τα δείγματα των βαθμίδων $Z=3925\text{ft}$, $Z=3950\text{ft}$ και $Z=3975\text{ft}$.

Στο Σχήμα 4.9 παρουσιάζεται ο χάρτης των ισοπεριεκτικότητας Cu% των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Παρατηρείται η εμφάνιση ενός ακροτάτου με τιμή 0.80%. Στο Σχήμα 4.10 παρουσιάζεται ο ίδιος χάρτης σύμφωνα με τη μέθοδο Kriging. Παρατηρούνται δύο

μέγιστα με τιμές 1.15% και 1.20%. Επομένως, το νευρωνικό δίκτυο αδυνατεί να εντοπίσει τιμές τόσο υψηλές όσο της μεθόδου Kriging, καθώς και τη θέση του ενός ακροτάτου.



Σχήμα 4. 8: Χάρτης ισοπεριεκτικότητων Cu% που προέκυψε από τις εκτιμήσεις των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).



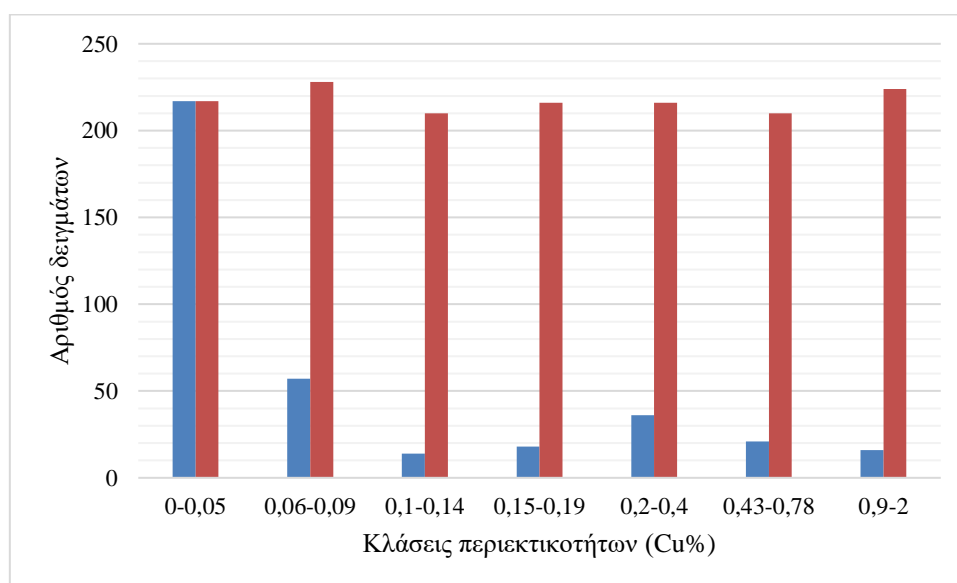
Σχήμα 4. 9: Χάρτης ισοπεριεκτικότητων Cu % που προέκυψε από τις εκτιμήσεις της μεθόδου Kriging (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).

4.5 Ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε με τη χρήση τροποποιημένου συνόλου δεδομένων.

Παρατηρήθηκε στις προηγούμενες περιπτώσεις ότι επειδή οι υψηλές τιμές των περιεκτικοτήτων είναι πολύ λιγότερες σε σχέση με τις χαμηλές τιμές, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν την τάση να τις «αγνοούν» επειδή δεν επαναλαμβάνονται αρκετές φορές κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής τους. Για αυτόν τον σκοπό αναπτύχθηκε ένα τρίτο νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύτηκε με ένα τροποποιημένο σύνολο δεδομένων. Στο τροποποιημένο αυτό σύνολο δεδομένων δείγματα με υψηλές περιεκτικότητες επαναλήφθηκαν έτσι ώστε να αυξηθεί η βαρύτητα τους κατά το στάδιο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Στον Πίνακα 4.4 και στο Σχήμα 4.11 δίνεται η συχνότητα εμφάνισης των σύνθετων δειγμάτων για το τροποποιημένο και το αρχικό σύνολο ανά κλάσεις. Η νέα προκύπτουσα κατανομή των σύνθετων δειγμάτων είναι πολύ κοντά στην ομοιόμορφη.

Πίνακας 4. 1: Συχνότητα εμφάνισης σύνθετων δειγμάτων

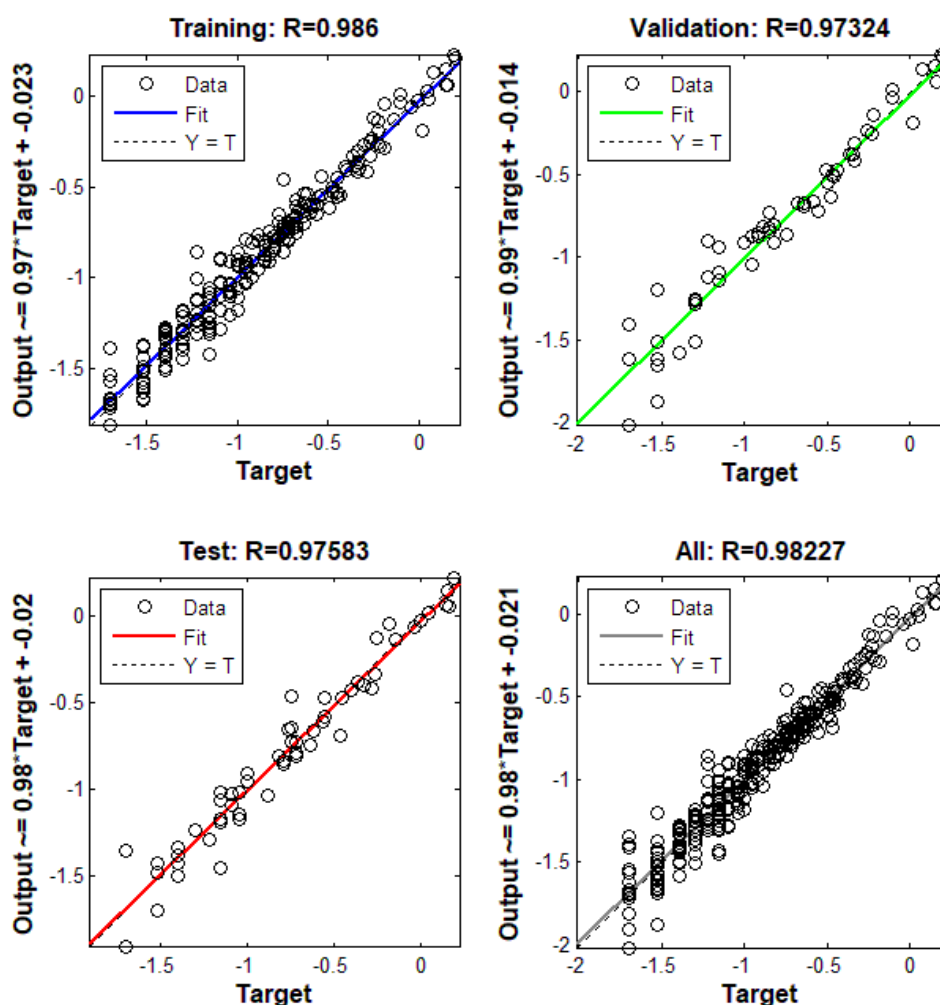
Περιεκτικότητα Cu%	Αριθμός σύνθετων δειγμάτων	
	Τροποποιημένο σύνολο	Αρχικό σύνολο
0-0.05	217	217
0.06-0.09	228	57
0.1-0.14	210	14
0.15-0.19	216	18
0.2-0.4	216	36
0.43-0.78	210	21
0.9-2	224	16



Σχήμα 4.10: Συχνότητα εμφάνισης σύνθετων δειγμάτων για το αρχικό (μπλε) και τροποποιημένο σύνολο δεδομένων (κόκκινο).

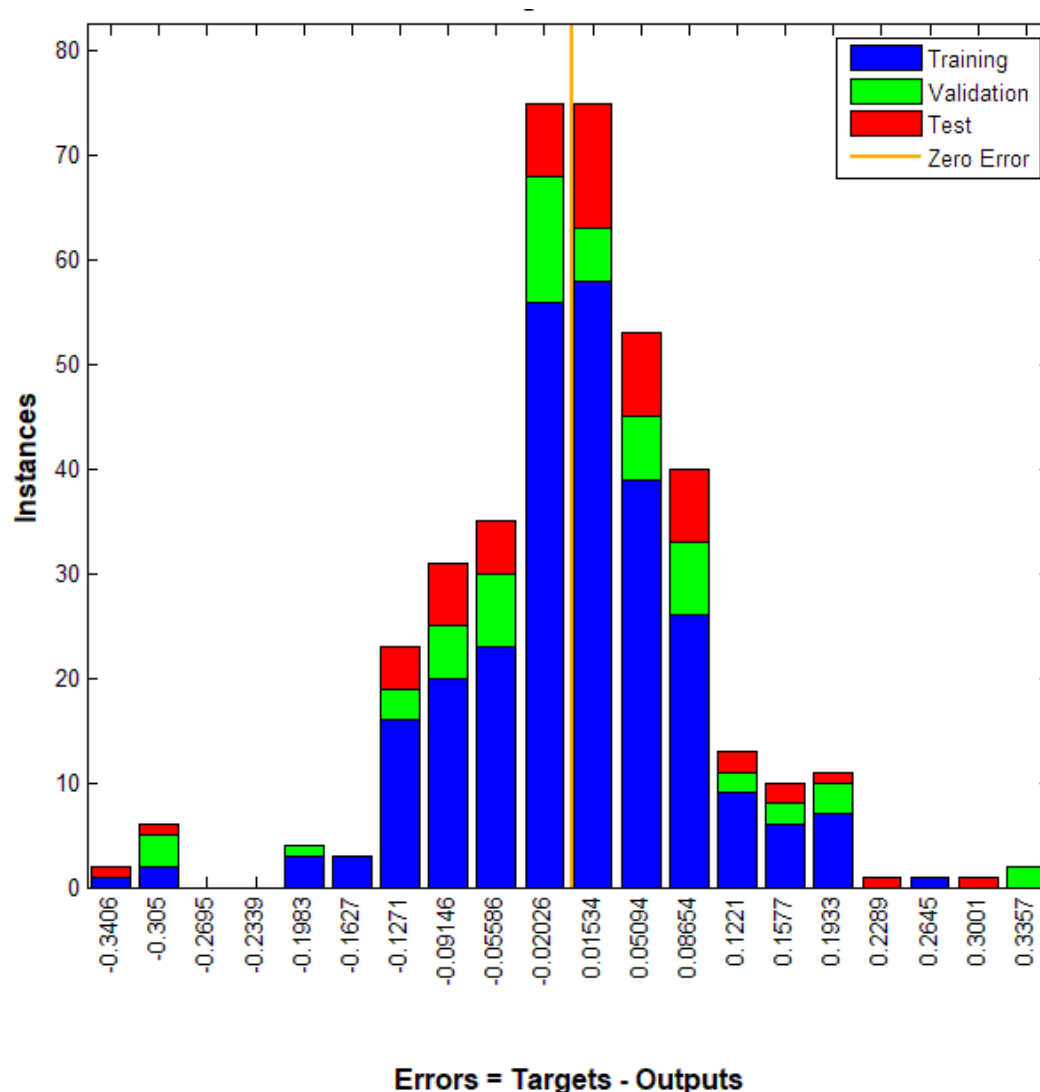
Χρησιμοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο με 10 νευρώνες στο ενδιάμεσο επίπεδο. Για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του χρησιμοποιήθηκαν όλα τα σύνθετα δείγματα, όπως αυτά διαμορφώθηκαν μετά την επανάληψη αυτών με τις υψηλές περιεκτικότητες. Σε αυτή την περίπτωση το νευρωνικό δίκτυο θεωρείται ότι έχει χαρακτηριστικά καθολικού εκτιμητή.

Στη συνέχεια, εκπαιδεύτηκε το νευρωνικό δίκτυο έχοντας ως εισόδους τις συντεταγμένες X,Y,Z όλων των σύνθετων δειγμάτων και ως έξοδο την περιεκτικότητα σε Cu %. Ο συντελεστής συσχέτισης R μεταξύ πραγματικών (target) και υπολογισμένων τιμών (output) για το σύνολο των δεδομένων (all) είναι $R=0.98$ (Σχήμα 4.12). Στο Σχήμα 4.12 παρουσιάζονται επίσης οι συντελεστές συσχέτισης για τα δεδομένα της εκπαίδευσης (training), του ελέγχου της εκπαίδευσης (validation) και του ελέγχου της γενίκευσης (test). Οι συντελεστές συσχέτισης για τα δεδομένα του ελέγχου της γενίκευσης είναι $R= 0.97$ και κρίνεται πολύ ικανοποιητικός.



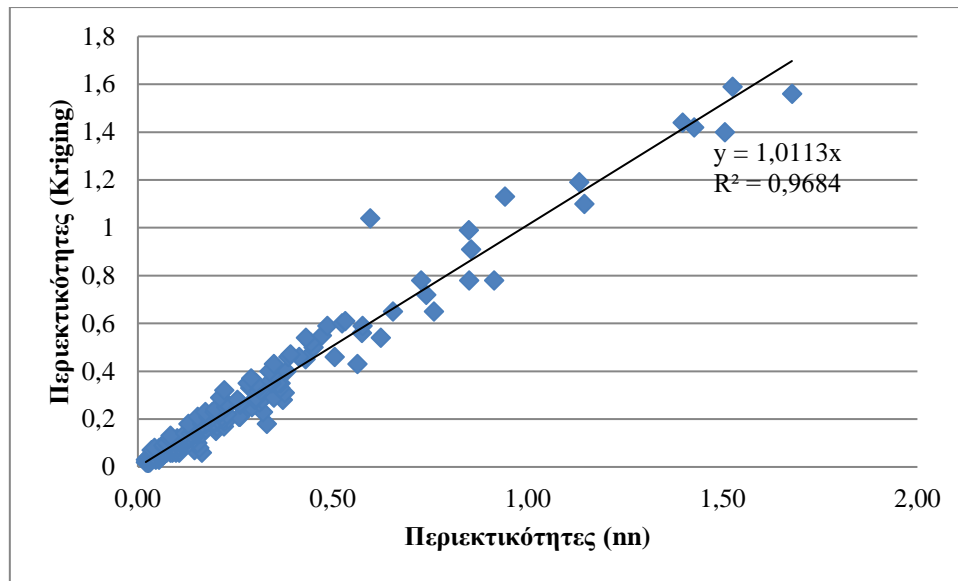
Σχήμα 4.11: Συντελεστές συσχέτισης (R) των τιμών των περιεκτικοτήτων (Cu%) για τα δείγματα εκπαίδευσης (Training), του ελέγχου της εκπαίδευσης (Validation), του ελέγχου της γενίκευσης (Testing) του για το σύνολο των δειγμάτων (All).

Η μέση τιμή του σφάλματος εκτίμησης (σφάλμα εκτίμησης= πραγματική τιμή – εκτιμηθείσα τιμή) είναι 0.01, τιμή πολύ κοντά στο μηδέν. Η κατανομή του σφάλματος όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.13 προσεγγίζει ικανοποιητικά την κανονική κατανομή.



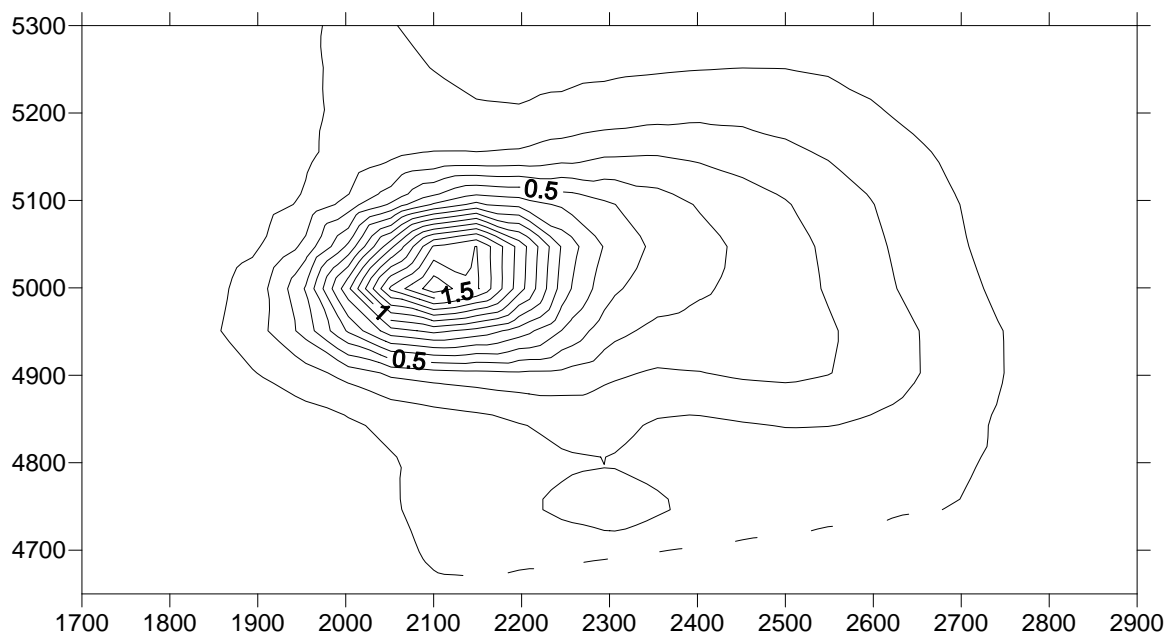
Σχήμα 4.12: Κατανομή του σφάλματος εκτίμησης της περιεκτικότητας σε Cu% από το νευρωνικό δίκτυο (Σφάλμα εκτίμησης= Πραγματική τιμή – εκτιμηθείσα τιμή).

Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα της μεθόδου Kriging (Σχήμα 4.14). Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως φαίνεται από την εξίσωση της γραμμής τάσης του Σχήματος 4.14, δεν κάνουν πλέον υποεκτίμηση των περιεκτικοτήτων, υπολογίζοντας σε σχέση με τον υπολογισμό της μεθόδου Kriging.

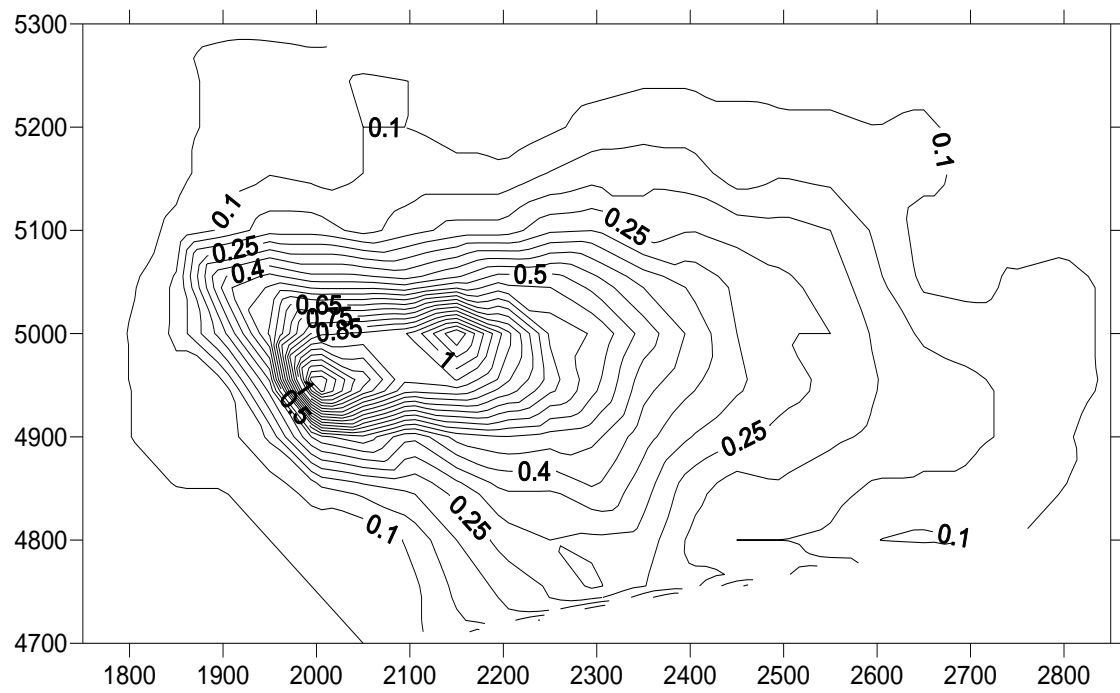


Σχήμα 4.13: Σύγκριση περιεκτικότητων Kriging με νευρωνικά δίκτυα.

Στο Σχήμα 4.15 δίνεται ο χάρτης των ισοπεριεκτικότητων Cu% των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Παρατηρείται η εμφάνιση ενός μόνο ακροτάτου (μέγιστο) με τιμή 1.55%. Στο Σχήμα 4.16 δίνεται ο αντίστοιχος χάρτης της μεθόδου Kriging. Παρατηρούνται δύο ακρότατα (μέγιστα) με τιμές 1.15% και 1.20% αντίστοιχα. Επομένως, το νευρωνικό δίκτυο ενοποίησε τα δύο αυτά ακρότατα σε ένα, εμφάνισε όμως υψηλότερη μέγιστη τιμή (1.55%) σε σχέση με τις μέγιστες που προέκυψαν από το Kriging.



Σχήμα 4.14: Χάρτης ισοπεριεκτικότητων Cu% που προέκυψε από τις εκτιμήσεις των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).



Σχήμα 4.15: Χάρτης ισοπεριεκτικότητων Cu% που προέκυψε από τις εκτιμήσεις της μεθόδου Kriging(διαστάσεις κατά τους άξονες X και Y σε ft).

Κεφάλαιο 5. Συμπεράσματα και προτάσεις

Μελετήθηκε η δυνατότητα εκτίμησης της περιεκτικότητας και των αποθεμάτων ενός κοιτάσματος χαλκού με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα ευθείας προώθησης με οπισθοδιάδοση του σφάλματος (feedforward with backpropagation) αποτελούμενα από 3 εισόδους, μια έξοδο και ένα ενδιάμεσο επίπεδο νευρώνων. Αναπτύχθηκαν 3 διαφορετικές παραλλαγές νευρωνικών δικτύων. Στην πρώτη περίπτωση αναπτύχθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύτηκε με τη χρήση όλων των δειγμάτων των γεωτρήσεων, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ως γενικός εκτιμητής του κοιτάσματος. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε ένα δεύτερο νευρωνικό δίκτυο που εκπαιδεύτηκε με δείγματα που γειτονεύουν με μια συγκεκριμένη βαθμίδα εκμετάλλευσης. Το νευρωνικό αυτό δίκτυο έχει περισσότερο χαρακτηριστικά τοπικού εκτιμητή σε επίπεδο βαθμίδας εκμετάλλευσης. Τέλος, αναπτύχθηκε ένα τρίτο στο οποίο έγινε τροποποίηση των δεδομένων της εκπαίδευσης έτσι ώστε να δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου στα δείγματα με αυξημένη περιεκτικότητα σε Cu.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν συγκρίθηκαν με εκείνα της μεθόδου Kriging και έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν με βάση το σύνολο των δεδομένων λειτουργούν κυρίως ως γενικοί εκτιμητές αποδίδοντας τη γενική τάση μεταβολής της περιεκτικότητας του Cu στο χώρο. Ο μεγάλος αριθμός σύνθετων δειγμάτων με χαμηλές περιεκτικότητες επηρέασε την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων και τα οδήγησε σε υποεκτιμήσεις της περιεκτικότητας. Τα νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν με βάση το τροποποιημένο σύνολο δεδομένων έδειξαν ότι μπορούν να αποδώσουν καλύτερα τις τοπικές μεταβολές της περιεκτικότητας του Cu στο χώρο διαφέροντας όμως από τη μέθοδο Kriging.

Από τη διερεύνηση φάνηκε ότι καθοριστικό ρόλο στην απόδοση ενός νευρωνικού δικτύου για τον υπολογισμό των αποθεμάτων και της ποιότητας διαδραματίζει η εκπαίδευση του. Για την βελτίωση της ακρίβειας των εκτιμήσεων τους είναι απαραίτητο να αναπτυχθούν εξειδικευμένες τεχνικές εκπαίδευσης τους.

Για τη βελτίωση της ακρίβειας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων προτείνεται η δημιουργία των συνόλων εκπαίδευσης, ελέγχου της εκπαίδευσης και της γενίκευσης, να μην γίνεται με τυχαίο χωρισμό του συνόλου των διαθέσιμων δεδομένων των γεωτρήσεων. Είναι σημαντικό δείγματα που παρουσιάζουν ενδιαφέρον να λαμβάνονται υπόψη κατά την εκπαίδευση του δικτύου με αυξημένη βαρύτητα.

Άλλες προτάσεις για περαιτέρω έρευνα μπορεί να περιλαμβάνουν:

- Ανάπτυξη πολλών μικρού μεγέθους νευρωνικών δικτύων (μικρός αριθμός εσωτερικών νευρώνων) για να ενισχυθεί ο χαρακτήρας της τοπικής εκτίμησης. Τα δίκτυα αυτά θα μπορούσαν να χρησιμοποιούν ως δεδομένα εκπαίδευσης τα δείγματα εντός μίας συγκεκριμένης ακτίνας επιρροής όπως γίνεται στη μέθοδο Kriging.

- Αλλαγή του τύπου των νευρωνικών δικτύων, όπως η χρήση νευροασαφών νευρωνικών δικτύων.
- Δημιουργία συγκεκριμένων κλάσεων αποθεμάτων ποιότητας και μετατροπή του προβλήματος εκτίμησης των αποθεμάτων σε πρόβλημα ταξινόμησης. Είναι γνωστό ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι ιδιαίτερα ικανά στην αναγνώριση προτύπων και σε προβλήματα ταξινόμησης.
- Συνδυασμός νευρωνικού δικτύου (με χαρακτηριστικά καθολικού εκτιμητή) με τη μέθοδο Kriging.

Βιβλιογραφία

Διεθνής βιβλιογραφία

1. Hustrulid, W. and M. Kuchta, (2006), Open Pit Mine Planning & Design: CSMine software package, p. 836, Balkema.
2. Kapageridis, I., (2005), "Input space configuration effects in neural network-based grade estimation", Computers and geosciences (112), 704-717
3. Li X., Xie Y., Guo Q. and Li L., (2010), "Adaptive ore grade estimation method for the mineral deposit evaluation", Mathematical and computer modelling (52), 1947-1956
4. Mehdi B., Saeed A. and Masoud S., (2009), "The application of median indicator kriging and neural network in modeling mixed population in an iron ore deposit", Computers and geosciences (37), 530-540
5. Rumelhart D., Hinton G and Williams R., (1986), "Learning internal representations by error propagation", Parallel distributed processing (1) , 318-362
6. Samanta, B. and S. Bandopadhyay, (2009), "Construction of a radial basis function network using an evolutionary algorithm for grade estimation in a placer gold deposit", Computers and geosciences (35), 1592-1602
7. Sead Bahremi Faramarz Doulati Ardejani and Ernest Baafi, (2016), "Application of artificial neural network coupled with genetic algorithm and simulated annealing to solve groundwater inflow problem to an advancing open pit mine", Journal of Hydrology , 474-484.
8. Tahmasebi, P. and A. Hezarkhani, (2012), "A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation", Computers and geosciences (42), 18-27
9. Tutmez, B. (2009), "Use of hybrid intelligent computing in mineral resources evaluation", Applied soft computing (9), 1023-1028
10. Wu X. and Y. Zhou, (1992), "Reserve estimation using neural network techniques", Computers and geosciences (19/ 4), 567-575

Ελληνική βιβλιογραφία

1. Αργυράκης, Π., (2001), «Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές», Τόμος Β', Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας.
2. Βαρδάκης, Κ., (2015), «Αναγνώριση και έλεγχος ανάστροφου εκκρεμούς με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων», Μεταπτυχιακή Διατριβή, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά.
3. Βασιλάκης Γεώργιος, (2017), Διπλωματική Εργασία, Χρήση Τεχνικών Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης για την Αυτόματη Δημιουργία Περιγραφών Εικόνων, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα
4. Γαλετάκης Μ., (2012), Σχεδιασμός εκμεταλλεύσεων με ηλεκτρονικό υπολογιστή, Σημειώσεις Μαθήματος, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά.
5. Γαλετάκης Μ., Μαρκόπουλος Θ, Χρηστίδης Γ., Ρεπούσκου Ε., Αλεβίζος Γ., (2000), Πρόβλεψη ποιοτικών παραμέτρων αδρανών υλικών με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων, 3^ο Συνέδριο Ορυκτού Πλούτου, τεύχος 113, 47-56.
6. Καπαγερίδης, Ι., (1999), «Μοντελοποίηση περιεκτικότητας κοιτασμάτων με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων», Ορυκτός Πλούτος, τεύχος 112, 29-36
7. Μπενάρδος, Α. & Π. Μπενάρδος. (2005). «Εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων στη γεωτεχνολογία». Μεταλλειολογικά-Μεταλλουργικά, τόμος 15, τεύχος 1, 65-81
8. Χριστόπουλος Θ. Διονύσιος,, (2014), Εφαρμοσμένη Γεωστατιστική, Σημειώσεις Μαθήματος, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά.

Παράρτημα Α:

Κώδικας σε γλώσσα προγραμματισμού Matlab, για τα αναπτυχθέντα νευρωνικά δίκτυα:

```
%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Generated by Neural Network Toolbox function genFunction, 23-Mar-2018
13:30:14.
%
% [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1) takes these arguments:
%   x = 2xQ matrix, input #1
% and returns:
%   y = 1xQ matrix, output #1
% where Q is the number of samples.

%#ok<*RPMT0>

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

% Input 1
x1_step1_xoffset = [1631;4729];
x1_step1_gain = [0.00162337662337662;0.00307692307692308];
x1_step1_ymin = -1;

% Layer 1
b1 = [-
6.450775710124228;3.4845004777784609;2.98618691516443;0.26076621396231081;-
5.4541294661528852;3.0443096897398103;1.0564464308868908];
IW1_1 = [1.7534742524567084 0.44952839749346618;-4.0564104452113297
4.1365350901202653;-5.1802810027074981
9.0204117301764803;0.17278231456640603 -1.9696423413978201;-
1.625959651334808 -0.58923846725047901;3.4552491571450354
2.7507460033287385;3.9244335595734534 -2.3511711220893772];

% Layer 2
b2 = -0.63928066169424835;
LW2_1 = [0.73471879848368271 0.39784868414963237 0.29439498181857565
1.0102481228697742 0.082092834199977149 0.83433253488450521
0.06978629476035636];

% Output 1
y1_step1_ymin = -1;
y1_step1_gain = 0.731323505249046;
y1_step1_xoffset = -2.30102999566398;

% ===== SIMULATION =====
```

```

                                % Dimensions
                                Q = size(x1,2); % samples

% Input 1
xp1 = mapminmax_apply(x1,x1_step1_gain,x1_step1_xoffset,x1_step1_ymin);

% Layer 1
a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*xp1);

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

% Output 1
y1 = mapminmax_reverse(a2,y1_step1_gain,y1_step1_xoffset,y1_step1_ymin);
end

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

% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x,settings_gain,settings_xoffset,settings_ymin)
y = bsxfun(@minus,x,settings_xoffset);
y = bsxfun(@times,y,settings_gain);
y = bsxfun(@plus,y,settings_ymin);
end

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

% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function
function x = mapminmax_reverse(y,settings_gain,settings_xoffset,settings_ymin)
x = bsxfun(@minus,y,settings_ymin);
x = bsxfun(@rdivide,x,settings_gain);
x = bsxfun(@plus,x,settings_xoffset);
end

```


Παράρτημα Β:

nftool (neural toolbox)

Για τη δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιείται το nftool που περιέχεται στο neural toolbox της Matlab. Ως είσοδοι (inputs) χρησιμοποιούνται οι συντεταγμένες των δεδομένων X,Y,Z και ως έξοδος (targets) οι αντίστοιχες στις συντεταγμένες, λογαριθμισμένες περιεκτικότητες. Στο εσωτερικό επίπεδο υπάρχουν 15 νευρώνες.

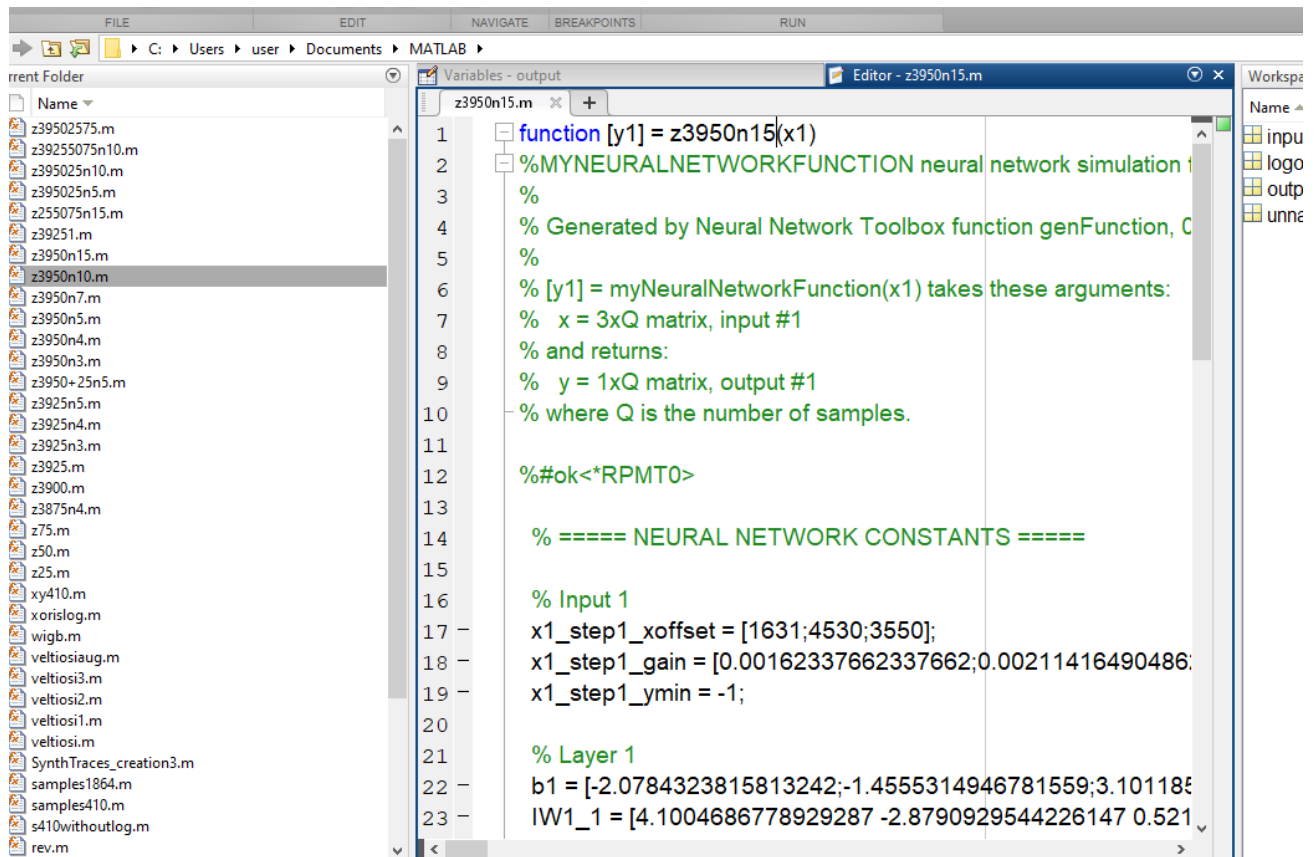
Στη συνέχεια, αποθηκεύεται το αρχείο script του κώδικα εκπαίδευσης αυτού του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Ύστερα από τη δημιουργία του παραπάνω ιδανικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου, γίνεται η μελέτη της λειτουργίας του, με τη χρήση του κώδικα που αποθηκεύτηκε και αυτή τη φορά δίνοντας άγνωστες για το νευρωνικό δίκτυο συντεταγμένες της βαθμίδας Z=3950ft που μελετάται.

Για την εύρεση των τιμών των περιεκτικοτήτων για τις άγνωστες στο νευρωνικό δίκτυο συντεταγμένες της βαθμίδας έγινε χρήση του κώδικα με κάποιες αλλαγές, έτσι ώστε να εκτελείται αντίστροφα, με σκοπό να γίνεται η εισαγωγή επιθυμητών αγνώστων για το νευρωνικό δίκτυο συντεταγμένων.

Όσον αφορά στον κώδικα, μετά την αποθήκευση του συγκεκριμένου script, δημιουργείται ο πίνακας των αγνώστων στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο συντεταγμένων, εκτελείται η εντολή `function [y1]=z3950n15(x1)` (Σχήμα B.1), αλλά αυτή τη φορά στη θέση x1 εισάγεται η ονομασία του πίνακα των αγνώστων συντεταγμένων, των οποίων αναζητούνται οι περιεκτικότητες.

Έτσι, ως y1 προκύπτει ένας πίνακας, ο οποίος περιέχει τις λογαριθμισμένες τιμές των περιεκτικοτήτων. Με απολογαρίθμηση προκύπτουν οι τιμές των περιεκτικοτήτων για τις άγνωστες στο νευρωνικό δίκτυο συντεταγμένες της συγκεκριμένης βαθμίδας.

Στο Σχήμα 5 δίνεται η συνάρτηση, η οποία αποθηκεύεται, έτσι ώστε να χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια για την εύρεση των περιεκτικοτήτων στις άγνωστες συντεταγμένες για το νευρωνικό δίκτυο.



Σχήμα Β.1: Συνάρτηση για εύρεση περιεκτικότητας.

Στο Σχήμα Β.2 παρουσιάζεται ένα κομμάτι του τυπικού κώδικα, που προέκυψε από την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα συντεταγμένων ως είσοδο και τις λογαριθμισμένες περιεκτικότητες από τη βαθμίδα (Z=3950ft) και στο εσωτερικό επίπεδο 15 εσωτερικούς νευρώνες.

```

%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Generated by Neural Network Toolbox function genFunction, 23-Mar-2018 13:30:14.
%
% [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1) takes these arguments:
%   x = 2xQ matrix, input #1
% and returns:
%   y = 1xQ matrix, output #1
% where Q is the number of samples.
%
%#ok<*RPMT0>
%
% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====
%
% Input 1
x1_step1_xoffset = [1631;4729];

```

```

x1_step1_gain = [0.00162337662337662;0.00307692307692308];
x1_step1_ymin = -1;

% Layer 1
b1 = [-6.450775710124228;3.4845004777784609;2.98618691516443;0.26076621396231081;-5.4541294661528852;3.0443096897398103;1.0564464308868908];
IW1_1 = [1.7534742524567084 0.44952839749346618;-4.0564104452113297 4.1365350901202653;-5.1802810027074981 9.0204117301764803;0.17278231456640603 -1.9696423413978201;-1.625959651334808 -0.58923846725047901;3.4552491571450354 2.7507460033287385;3.9244335595734534 -2.3511711220893772];

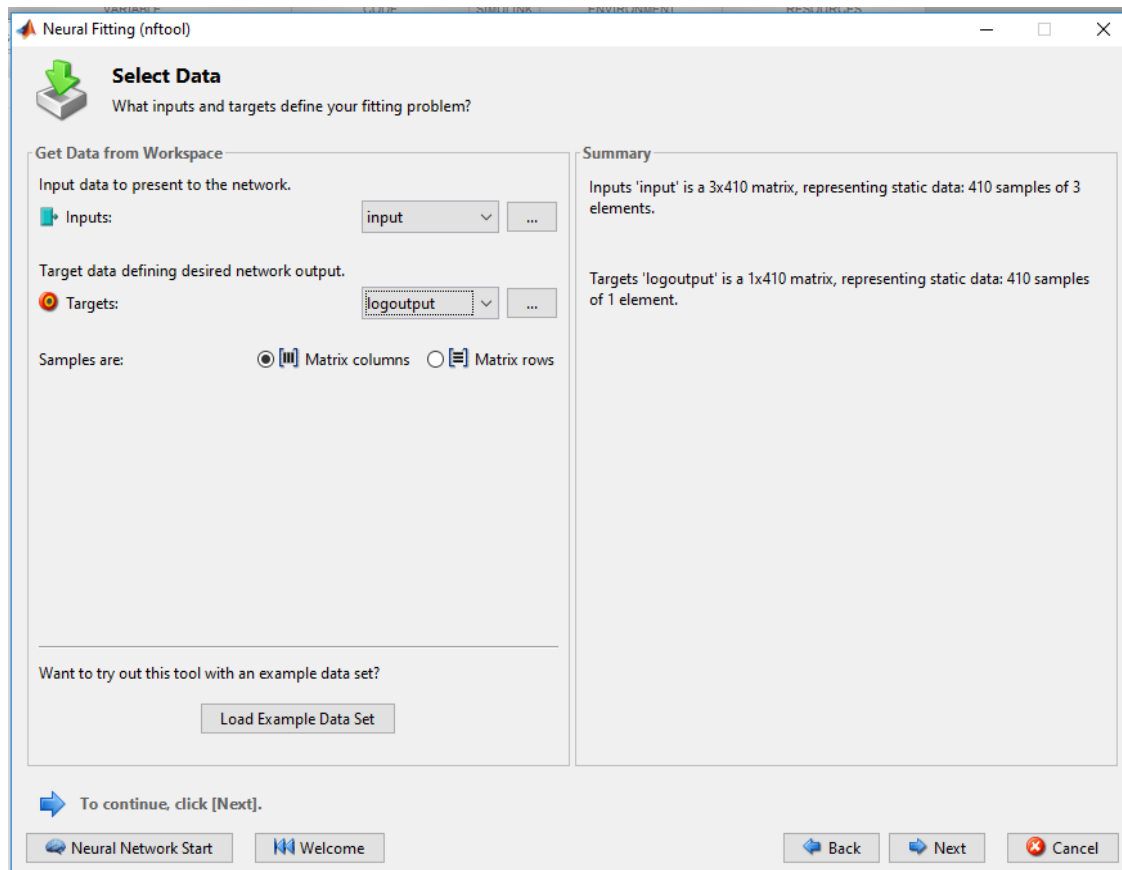
% Layer 2
b2 = -0.63928066169424835;
LW2_1 = [0.73471879848368271 0.39784868414963237 0.29439498181857565 1.0102481228697742 0.082092834199977149 0.83433253488450521 0.06978629476035636];

% Output 1
y1_step1_ymin = -1;
y1_step1_gain = 0.731323505249046;
y1_step1_xoffset = -2.30102999566398;

```

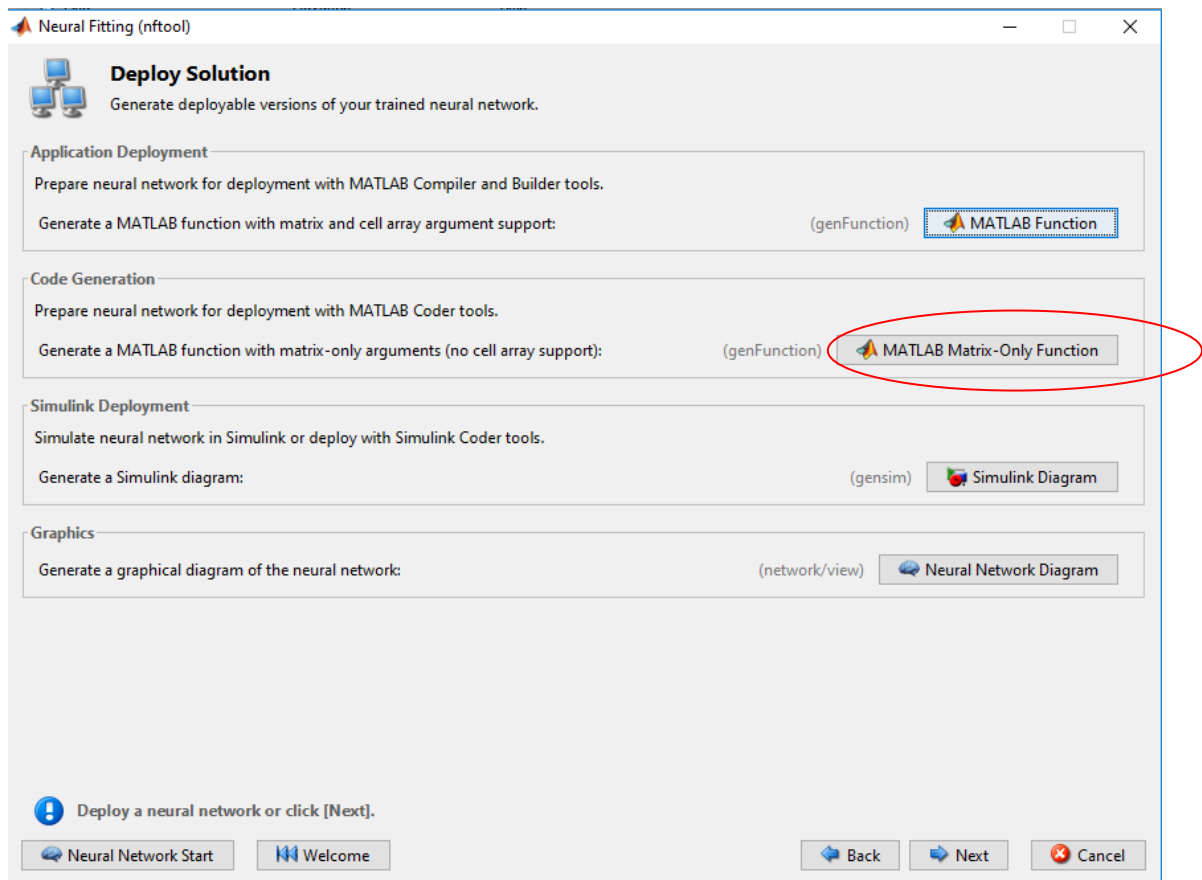
Σχήμα Β.2: Κώδικας εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου.

Για τη δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιείται το toolbox nftool και ως είσοδοι (inputs) χρησιμοποιούνται οι συντεταγμένες των δεδομένων X,Y,Z και ως έξοδος (targets) οι αντίστοιχες στις συντεταγμένες, λογαριθμισμένες περιεκτικότητες.



Σχήμα B.3: Εισαγωγή εισόδων και εξόδου του νευρωνικού δικτύου.

Στο Σχήμα Β.4 παρουσιάζεται ο τρόπος αποθήκευσης του αρχείου script, το οποίο αποθηκεύεται και χρησιμοποιείται για την εύρεση των τιμών των περιεκτικότητας στις άγνωστες συντεταγμένες.



Σχήμα Β.4: Αποθήκευση αρχείου script του κώδικα εκπαίδευσης.

Παράρτημα Γ:

Πίνακας σύνθετων δειγμάτων

Χ	Υ	Ζ	Cu%
2267	5066	3675	0.00
2620	4787	3775	0.01
1852	4729	3900	0.01
1852	4729	3925	0.01
2055	4803	4000	0.01
1712	5160	4025	0.01
2267	5066	3725	0.01
2194	5476	4025	0.01
2054	5112	4025	0.01
1712	5160	3750	0.01
2267	5066	3750	0.01
1906	5105	4000	0.01
1906	5105	3950	0.01
1712	5160	3975	0.01
2620	4787	3800	0.01
2194	5476	4000	0.01
2267	5066	3700	0.01
1712	5160	3850	0.01
1729	4945	3825	0.01
1811	5138	4000	0.01
1631	4927	4000	0.01
2267	5066	3600	0.01
1712	5160	3825	0.01
1811	5138	3975	0.01
1712	5160	3925	0.01
1631	4927	3950	0.01
1631	4927	3800	0.01
1712	5160	4000	0.01
2462	5379	3925	0.01
1712	5160	3900	0.01
1631	4927	3925	0.01
1805	5064	3975	0.01
1729	4945	3975	0.01
1729	4945	4000	0.01
1631	4927	4025	0.01
2023	5052	4050	0.01
1688	5052	4000	0.01
1729	4945	3925	0.01
1909	4951	4000	0.01
1811	5138	3925	0.01
2620	4787	3700	0.01
2462	5379	3950	0.01

1996	5123	4050	0.01
2054	5112	4050	0.01
1852	4729	3950	0.01
2267	5066	3650	0.01
1811	5138	3875	0.01
1688	5052	3875	0.01
1712	5160	3725	0.01
1805	5064	4000	0.01
1712	5160	3950	0.01
2620	4787	3675	0.01
1688	5052	3800	0.01
1906	5105	3975	0.01
1631	4927	3975	0.01
2194	5476	4075	0.01
1996	5123	4075	0.01
2462	5379	3975	0.01
1631	4927	3900	0.01
1688	5052	3775	0.01
1811	5138	4025	0.01
1805	5064	3925	0.01
1729	4945	3850	0.01
1805	5064	3900	0.01
2023	5052	4025	0.01
1933	4859	3950	0.01
1729	4945	3875	0.01
1811	5138	3900	0.01
1906	5105	4050	0.01
1811	5138	3800	0.02
1631	4927	3875	0.02
1631	4927	4050	0.02
1688	5052	3900	0.02
1805	5064	3950	0.02
2462	5379	4025	0.02
2479	5003	3800	0.02
1712	5160	3875	0.02
1688	5052	3925	0.02
1852	4729	3875	0.02
1688	5052	3950	0.02
1811	5138	3950	0.02
1631	4927	3825	0.02
1688	5052	3975	0.02
1852	4729	3850	0.02
2076	5328	4050	0.02
1811	5138	4050	0.02
2267	5066	3625	0.02
1852	4729	3975	0.02
1811	5138	3850	0.02
1729	4945	3900	0.02
1909	4951	3975	0.02
2620	4787	3750	0.02

1811	5138	3725	0.02
2452	5159	3850	0.02
2452	5159	3875	0.02
2199	5188	3950	0.02
2863	4840	3975	0.02
1688	5052	4025	0.02
2462	5379	4075	0.02
1906	5105	4075	0.02
2267	5066	3550	0.02
2620	4787	3825	0.02
2076	5328	4075	0.02
2620	4787	3625	0.02
1712	5160	3775	0.02
2652	5072	3950	0.02
2620	4787	3600	0.02
1852	4729	4000	0.02
2863	4840	3825	0.02
2462	5379	4000	0.02
2194	5476	4050	0.02
1712	5160	3800	0.02
1996	5123	4025	0.02
1729	4945	3950	0.02
2652	5072	3975	0.02
1811	5138	3775	0.02
1906	5105	4025	0.02
1631	4927	3850	0.02
1906	5105	3750	0.02
1906	5105	3800	0.02
1909	4951	3925	0.03
1811	5138	3825	0.03
2199	5188	3900	0.03
2863	4840	3950	0.03
1933	4859	3975	0.03
2267	5066	3575	0.03
2055	4803	3925	0.03
1903	5041	4050	0.03
1811	5138	3750	0.03
2199	5188	3925	0.03
2582	5042	3875	0.03
1933	4859	3925	0.03
2620	4787	3575	0.03
1906	5105	3775	0.03
2272	5235	3900	0.03
2434	4830	4075	0.03
1906	5105	3725	0.03
1781	4838	3925	0.03
2357	4932	4000	0.03
1852	4729	4025	0.03
1781	4838	4025	0.03
2054	5112	4075	0.03

2076	5328	4100	0.03
2434	4830	3800	0.03
2434	4830	3750	0.03
2055	4803	3975	0.03
2054	5112	3875	0.03
2582	5042	3850	0.03
2055	4803	3900	0.03
1909	4951	3950	0.03
1781	4838	3875	0.03
1821	4940	3950	0.03
1781	4838	3975	0.03
2652	5072	3925	0.03
1909	4951	3700	0.03
2620	4787	3875	0.03
1996	5123	4000	0.03
2434	4830	3725	0.03
2620	4787	3850	0.04
1781	4838	3950	0.04
1781	4838	4000	0.04
1821	4940	4000	0.04
1909	4951	3725	0.04
2054	5112	3900	0.04
2194	5476	4100	0.04
1688	5052	3750	0.04
1821	4940	3975	0.04
2272	5235	3950	0.04
2434	4830	3775	0.04
1781	4838	3850	0.04
1781	4838	3900	0.04
2620	4787	3725	0.04
2357	4932	3825	0.04
2272	5235	3875	0.04
1951	4530	4000	0.04
2342	5100	4000	0.04
1951	4530	4025	0.04
2863	4840	3875	0.04
1821	4940	3925	0.04
1909	4951	3800	0.04
2267	5066	3800	0.04
2054	5112	3925	0.04
2462	5379	4050	0.04
2244	4998	3800	0.04
1852	4729	3825	0.04
2199	5188	3975	0.04
1805	5064	4025	0.04
2620	4787	3650	0.04
2272	5235	3925	0.05
2055	4803	3950	0.05
2267	5066	3775	0.05
1729	4945	3700	0.05

2620	4787	4025	0.05
1688	5052	3725	0.05
1821	4940	3900	0.05
2863	4840	3900	0.05
2055	4803	3875	0.05
2106	4894	3950	0.05
2582	5042	3900	0.05
2620	4787	3925	0.05
1852	4729	3800	0.05
1821	4940	3700	0.05
2267	5066	3850	0.05
2479	5003	3825	0.05
1996	5123	3900	0.05
1821	4940	3875	0.05
2452	5159	3900	0.05
2267	5066	3825	0.06
1906	5105	3925	0.06
2194	5476	3975	0.06
2106	4894	3975	0.06
1852	4729	3750	0.06
1933	4859	3900	0.06
1909	4951	3775	0.06
1996	5123	3975	0.06
1852	4729	3775	0.06
1852	4729	3725	0.06
1852	4729	3700	0.06
2342	5100	3850	0.06
2106	4894	4000	0.06
2232	4886	3975	0.06
2434	4830	3900	0.06
1996	5123	3800	0.06
2357	4932	3850	0.06
1903	5041	3950	0.06
2342	5100	3900	0.06
2267	5066	3875	0.06
2863	4840	3925	0.06
1996	5123	3925	0.07
2124	5047	3825	0.07
1781	4838	3700	0.07
1951	4530	3800	0.07
2434	4830	4050	0.07
1909	4951	3750	0.07
2023	5052	3775	0.07
1906	5105	3850	0.07
1951	4530	3825	0.07
1781	4838	3825	0.07
2434	4830	3950	0.07
2434	4830	3925	0.07
2023	5052	4000	0.07
2863	4840	3850	0.08

1821	4940	3750	0.08
1996	5123	3850	0.08
2452	5159	3925	0.08
1729	4945	3725	0.08
1903	5041	3800	0.08
2194	5476	4125	0.08
1781	4838	3750	0.08
2434	4830	3975	0.08
2357	4932	3975	0.09
2620	4787	4075	0.09
2206	5092	3825	0.09
2434	4830	3875	0.09
2106	4894	3775	0.09
2124	5047	3800	0.09
1951	4530	3900	0.09
1909	4951	3850	0.09
2146	5006	3775	0.09
2146	5006	3800	0.09
1631	4927	3675	0.09
2054	5112	4000	0.09
2620	4787	4000	0.10
2206	5092	3850	0.10
1996	5123	3950	0.10
1781	4838	3725	0.10
2106	4894	3875	0.10
1909	4951	3825	0.10
1906	5105	3825	0.10
2620	4787	3950	0.10
1996	5123	3825	0.10
1821	4940	3725	0.10
1903	5041	3850	0.10
2023	5052	3800	0.10
2023	5052	3750	0.10
1688	5052	3825	0.10
1951	4530	3875	0.10
1903	5041	3775	0.10
2232	4886	3850	0.11
2272	5235	3975	0.11
2146	5006	3825	0.11
1933	4859	3825	0.11
2199	5188	4000	0.11
1951	4530	3850	0.11
2244	4998	3825	0.11
2434	4830	4000	0.11
1996	5123	3875	0.11
2620	4787	3900	0.11
2023	5052	3825	0.12
2206	5092	3875	0.12
2232	4886	3825	0.12
2620	4787	4050	0.12

2620	4787	3975	0.12
2452	5159	4000	0.12
2452	5159	3950	0.12
2434	4830	4025	0.13
2244	4998	3850	0.13
2452	5159	3975	0.13
2357	4932	3950	0.13
2479	5003	3875	0.13
2232	4886	4000	0.13
2479	5003	4000	0.13
2206	5092	3900	0.13
2146	5006	3875	0.13
2342	5100	3925	0.13
1933	4859	3850	0.13
1631	4927	3700	0.13
1781	4838	3775	0.14
2106	4894	3800	0.14
2206	5092	3925	0.14
2244	4998	3875	0.14
1631	4927	3725	0.14
1821	4940	3775	0.14
1688	5052	3850	0.15
1781	4838	3800	0.15
2146	5006	3850	0.15
1933	4859	3800	0.16
2106	4894	3925	0.16
1933	4859	3775	0.16
2479	5003	3925	0.16
1906	5105	3875	0.16
2267	5066	3900	0.17
2005	4944	3750	0.17
2232	4886	3950	0.17
2582	5042	3925	0.17
2124	5047	3925	0.17
2357	4932	3875	0.18
2005	4944	3975	0.18
2479	5003	3850	0.18
1903	5041	3875	0.18
2023	5052	3900	0.18
2272	5235	4000	0.20
2342	5100	3875	0.20
1729	4945	3750	0.20
2054	5112	3950	0.20
2267	5066	4000	0.21
2232	4886	3900	0.21
2106	4894	3825	0.22
2479	5003	3975	0.22
2124	5047	3850	0.23
2267	5066	3950	0.23
1631	4927	3775	0.24

1903	5041	3825	0.24
2244	4998	3900	0.24
2124	5047	3875	0.24
2479	5003	3950	0.25
1903	5041	3900	0.25
2357	4932	3925	0.25
2005	4944	3825	0.25
2124	5047	3900	0.26
2434	4830	3850	0.27
2232	4886	3925	0.27
2434	4830	3825	0.27
2023	5052	3875	0.28
2479	5003	3900	0.29
2023	5052	3925	0.30
2005	4944	3775	0.31
2582	5042	3975	0.32
2582	5042	3950	0.32
2106	4894	3850	0.32
2272	5235	4025	0.32
1906	5105	3900	0.33
1821	4940	3850	0.33
2023	5052	3850	0.37
2106	4894	3900	0.38
1729	4945	3800	0.38
2267	5066	3925	0.38
2342	5100	3975	0.39
2232	4886	3875	0.39
2005	4944	3850	0.40
2267	5066	3975	0.41
2244	4998	3975	0.44
2272	5235	4050	0.45
2244	4998	3925	0.45
2005	4944	3800	0.46
2357	4932	3900	0.46
2206	5092	4025	0.47
1909	4951	3875	0.47
2342	5100	3950	0.47
2146	5006	3900	0.49
1729	4945	3775	0.49
2054	5112	3975	0.49
2005	4944	3875	0.50
2206	5092	3950	0.52
1805	5064	3850	0.54
1821	4940	3800	0.55
2206	5092	4000	0.64
2199	5188	4025	0.64
2244	4998	3950	0.65
1631	4927	3750	0.75
2023	5052	3975	0.75
2023	5052	3950	0.77

1821	4940	3825	0.79
2005	4944	3900	0.87
1805	5064	3875	0.91
1933	4859	3875	0.98
2199	5188	4050	1.06
2124	5047	3975	1.07
2124	5047	3950	1.08
2124	5047	4000	1.12
1903	5041	3925	1.20
2206	5092	3975	1.36
2146	5006	3925	1.65
2124	5047	4025	1.70
2146	5006	3975	1.73
1909	4951	3900	1.87
2146	5006	3950	1.92
2005	4944	3950	2.05
2005	4944	3925	2.71
2146	5006	4000	2.86