

Διερεύνηση της Πιθανότητας Κινδύνου Έναντι Ρευστοποίησης Βασιζόμενη σε Επιτόπου Δοκιμές, με τη Χρήση Νευρωνικού Δικτύου

Assessing Liquefaction Potential from in-situ Investigation by Means of an Artificial Neural Network

ΙΩΑΝΝΙΔΗΣ, Θ.Ι. Πολιτικός Μηχανικός, ioannides@geologismiki.gr

ΠΕΡΙΛΗΨΗ : Το φαινόμενο της ρευστοποίησης αποτελεί από τη φύση του ένα ασαφές συμβάν καθώς είναι δύσκολο να περιγραφεί με απόλυτη ακρίβεια η εμφάνισή του (δυναμική απεικόνιση με όρους ναι ή όχι). Στην παρούσα εργασία γίνεται χρήση ενός κατάλληλα εκπαιδευμένου τεχνητού νευρωνικού δικτύου ούτως ώστε να αποδοθεί ο βαθμός στον οποίο ένα εδαφικό προφίλ ενδέχεται να ρευστοποιηθεί (πιθανότητα ρευστοποίησης). Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιήθηκαν δημοσιευμένα δεδομένα από δοκιμές στατικής πενετρομέτρησης. Ειδικά για την αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκαν πραγματικές μετρήσεις από τον σεισμό στο Chi-Chi της Ταϊβάν.

ABSTRACT : Soil liquefaction is a rather ambiguous phenomenon as it is quite difficult to precisely identify its occurrence (in a binary way in terms of “yes” or “no”). In the present study a properly trained artificial neural network is used in order to attribute the degree in which a given soil profile will liquefy (probability of liquefaction). The training and evaluation of the results of the neural network were based on published CPT data. Furthermore, the data for the evaluation were real measurements from the Chi-Chi Taiwan earthquake.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ανάπτυξη υψηλών τιμών πίεσης του νερού των πόρων σε χαλαρούς κοκκώδεις σχηματισμούς κατά τη διάρκεια έντονης σεισμικής διέγερσης, μπορεί να προκαλέσει την πλήρη απώλεια της διατμητικής αντοχής του εδάφους ($u \geq$ ολική τάση). Η κατάσταση αυτή αποτελεί το φαινόμενο της ρευστοποίησης.

Ο έλεγχος έναντι κινδύνου ρευστοποίησης σε ένα εδαφικό προφίλ αποτελεί ένα πολύπλοκο πρόβλημα για τον μηχανικό και αυτό διότι δεν είναι λίγοι οι παράγοντες εκείνοι οι οποίοι επηρεάζουν τον μηχανισμό εκδήλωσης του φαινομένου.

Οι κλασικές υπολογιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται ευρέως σήμερα (Seed, Olsen, Suzuki, Robertson κλπ), βασίζονται σε ιστορικά δεδομένα από επιτόπου δοκιμές (SPT ή CPT) σε περιοχές που εκδηλώθηκε το

φαινόμενο της ρευστοποίησης και κατατάσσουν κάθε σημείο ελέγχου σε δύο απόλυτα διακριτές κατηγορίες, ναι ή όχι ρευστοποίηση. Ο ακριβής όμως προσδιορισμός εμφάνισης του φαινομένου μπορεί να εμπεριέχει σφάλματα καθώς π.χ. η απουσία επιφανειακών ενδείξεων, όπως καθιζήσεις τεχνικών έργων, sand boils κλπ. δεν αποκλείει την εκδήλωση του φαινομένου σε μεγαλύτερα βάθη.

Γίνεται λοιπόν προφανές το γεγονός ότι δεν είναι δόκιμο να γίνεται αναφορά στη ρευστοποίηση με αυστηρούς όρους (ναι ή όχι) και αυτό διότι η αβεβαιότητα στον ακριβή προσδιορισμό της εμφάνισης του φαινομένου οφείλεται κυρίως στον βαθμό ενεργοποίησής του. Στην παρούσα εργασία θα χρησιμοποιήσουμε τα αποτελέσματα επιτόπου δοκιμών στατικής πενετρομέτρησης (CPT) σε μια προσπάθεια να εκτιμήσουμε τον βαθμό απόκρισης των σημείων ελέγχου έναντι του

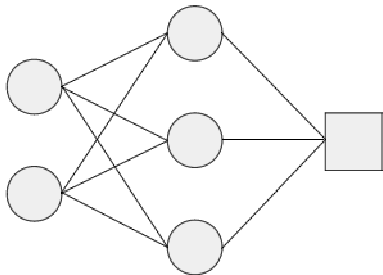
κινδύνου ρευστοποίησης. Η προσέγγιση με τη χρήση δεδομένων CPT προτιμήθηκε έναντι αυτής με δεδομένα από SPT λόγω της συνέχειας που παρουσιάζουν οι μετρήσεις σε σχέση με το βάθος και της μεγαλύτερης αξιοπιστίας των δεδομένων.

2. ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1 Εισαγωγή

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο συντίθεται από ένα πεπερασμένο σύνολο υπολογιστικών «μονάδων» (νευρώνες) οι οποίες αλληλοσυνδέονται μεταξύ τους. Ο τρόπος λειτουργίας της κάθε μονάδας βασίζεται στο φυσικό ανάλογο ενός νευρώνα του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η τοποθέτηση των τεχνητών νευρώνων (τοπολογία) γίνεται σε στρώσεις όπως φαίνεται στο Σχήμα 1. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων συνοδεύονται από ένα αριθμητικό βάρος το οποίο και δηλώνει τη μεταξύ τους δύναμη επιρροής.

Η τοπολογία του δικτύου που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία προέκυψε κατόπιν δοκιμών. Η τελική τοποθέτηση των νευρώνων (τοπολογία δικτύου) για την παρούσα εργασία (6 εισόδου – 11 « κρυφοί» – 1 εξόδου) εξασφαλίζει καλύτερη εκπαίδευση και γενίκευση από το σύνολο των τοπολογιών που δοκιμάστηκαν.



Σχήμα 1. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο
Figure 1. An artificial neural network

2.2 Αλγόριθμος Εκπαίδευσης

Προκειμένου ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο να λειτουργήσει σαν ταξινομητής (classifier) θα πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί με ένα κατάλληλο σύνολο από δεδομένα. Το σύνολο αυτό θα πρέπει να περιέχει τόσο δεδομένα εισόδου όσο και τα αντίστοιχα επιθυμητά δεδομένα εξόδου. Η εκπαίδευση αυτού του τύπου ονομάζεται εκπαίδευση υπό επιτήρηση (supervised training) και συνήθως τα

νευρωνικά δίκτυα αυτού του τύπου αναφέρονται ως MLFN (Multi Layer Feedforward Network).

Συνοπτικά, η διαδικασία εκπαίδευσης περιλαμβάνει την τροφοδότηση του δικτύου με το σύνολο των δεδομένων εισόδου (batch training), μεταφορά αυτών από το στρώμα εισόδου στο στρώμα εξόδου, υπολογισμό του σφάλματος του δικτύου και τέλος προσαρμογή των βαρών των συνδέσεων με σκοπό την ελαχιστοποίηση του σφάλματος.

Η προσαρμογή των βαρών στο δίκτυο της παρούσας εργασίας έγινε με τον αλγόριθμο back-propagation κατάλληλα τροποποιημένο σύμφωνα με τη μέθοδο που περιγράφεται από τους Silva και Almeida (1990). Ο αλγόριθμος αυτός παρουσιάζει μεγάλη ταχύτητα σύγκλισης προς το ελάχιστο της συνάρτησης σφάλματος ωστόσο η επιλογή των παραμέτρων του αλγόριθμου χρήζει ιδιαίτερης προσοχής λόγω της αστάθειας που μπορεί να παρουσιάσει. Επιπρόσθετα προκειμένου να βοηθηθεί το δίκτυο προς την κατεύθυνση της γενίκευσης χρησιμοποιήθηκε και ο όρος «decay» στην εξίσωση του υπολογισμού της μεταβολής των βαρών από την χρονική στιγμή t στην χρονική στιγμή $t+1$. Συνοπτικά η διόρθωση των βαρών σε κάθε βήμα εκπαίδευσης (epoch) δίνεται από την παρακάτω σχέση :

$$\Delta w(t+1) = -\eta_{i,j} \times \left(\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} + \alpha \Delta w_{i,j}(t) \right) - \rho w_{i,j}(t) \quad (1)$$

όπου η ο ρυθμός εκμάθησης του βάρους w μεταξύ των νευρώνων i και j , α ο όρος της ορμής και ρ ο όρος «decay». Οι τιμές των παραπάνω όρων οριστικοποιήθηκαν κατόπιν δοκιμών ($\alpha = 5e-03$, $\rho = 1e-04$). Ο ρυθμός εκμάθησης (learning rate) προσαρμόζεται μόνος του κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του δικτύου.

3. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

3.1 Γενικά

Τα δεδομένα εισόδου για την εκπαίδευση του δικτύου προέρχονται από 182 στατιστικά επεξεργασμένα δεδομένα από περιοχές στις οποίες εκδηλώθηκε (ή όχι) το φαινόμενο της ρευστοποίησης (Uzielli (2004), Moss (2003)). Από τα τελικά 166 δεδομένα (16 τιμές αφαιρέθηκαν διότι εμπεριέχονται στο σύνολο των δεδομένων επαλήθευσης), 125 αποτελούν περιπτώσεις όπου υπήρχαν ενδείξεις

ρευστοποίησης. Οι μεταβλητές για την περιγραφή του φαινομένου είναι όμοιες με αυτές που χρησιμοποιούνται στις κλασικές υπολογιστικές μεθόδους και είναι το μέγεθος ροπής του σεισμού M_w , η μέγιστη σεισμική επιτάχυνση εδάφους a_{max} στην εξεταζόμενη θέση, το βάθος εκτέλεσης της δοκιμής d , η στάθμη του υπόγειου υδροφόρου ορίζοντα (G.W.T.) κατά τη διάρκεια της δοκιμής, η αντίσταση αιχμής q_c και η πλευρική τριβή του κώνου f_s . Τα μέγιστα και ελάχιστα των δεδομένων φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 1. Μέγιστα και Ελάχιστα Δεδομένων Εκπαίδευσης

Table 1. Maximum and Minimum Values of Training Set

	Ελάχιστη τιμή	Μέγιστη τιμή
M_w	5.90	8.00
a_{max} (m/sec ²)	0.08	0.77
d (m)	1.38	11.75
G.W.T. (m)	0.1	7.24
q_c (MPa)	0.54	18.83
f_s (kPa)	0.01	257.04

Το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο θα πρέπει να έχει τη δυνατότητα να ανταποκριθεί σε δεδομένα οι τιμές των οποίων μπορεί να κυμαίνονται εκτός των ορίων του Πίνακα 1. Προκειμένου λοιπόν να συμπεριλάβουμε τιμές οι οποίες είναι αναμενόμενες αλλά δεν συμπεριλαμβάνονται στο σετ των δεδομένων εισαγωγής επιλέχθηκαν διαφορετικά όρια για τα δεδομένα εισόδου, τα οποία και παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.

Πίνακας 2. Όρια Δεδομένων Εκπαίδευσης

Table 2. Train Data Limits

	Ελάχιστη τιμή	Μέγιστη τιμή
M_w	5.00	9.00
a_{max} (m/sec ²)	0.01	1.00
d (m)	0.00	20.00
G.W.T. (m)	0.00	20.00
q_c (MPa)	0.01	20.00
f_s (kPa)	0.01	260.00

Με βάση τα παραπάνω όρια όλες οι τιμές εισόδου ανάγονται πλέον μέσα στα όρια στα οποία κινείται η επιλεγμένη συνάρτηση ενεργοποίησης των τεχνητών νευρώνων. Η αναγωγή γίνεται σύμφωνα με τις παρακάτω σχέσεις.

$$A = r \cdot (V - V_{min}) + A_{min} \quad (2)$$

$$r = \frac{A_{max} - A_{min}}{V_{max} - V_{min}} \quad (3)$$

όπου A_{max} , A_{min} τα αριθμητικά όρια του νευρωνικού δικτύου (π.χ. για τη σιγμοειδή συνάρτηση μπορεί να είναι 1.0 και 0.0 αντίστοιχα), V_{max} , V_{min} τα επιθυμητά όρια της παραμέτρου. Για τα δεδομένα εξόδου δεν απαιτείται καμία προσαρμογή.

3.2 Αριθμητικός Εμπλουτισμός Δεδομένων

Προκειμένου να εκπαιδευτεί το δίκτυο κατά τέτοιο τρόπο ώστε να συμπεριληφθούν κανόνες συμπεριφοράς οι οποίοι δεν περιγράφονται στο αρχικό σετ δεδομένων, αλλά είναι ευρέως αποδεκτοί, χρησιμοποιείται μια απλή τεχνική αριθμητικού εμπλουτισμού τους.

Αρχικά ο σκοπός ήταν να δημιουργηθεί ένα σετ δεδομένων το οποίο να μεταφέρει στο δίκτυο την σημασία που έχει το βάθος του σημείου ελέγχου σε σχέση με την ρευστοποίηση. Σύμφωνα λοιπόν με πλήθος δημοσιευμένων στοιχείων από επιτόπου μετρήσεις, δεν έχει παρατηρηθεί εμφάνιση του φαινομένου ρευστοποίησης κάτω από τα 20 μέτρα από την ελεύθερη επιφάνεια του εδάφους. Έτσι από τα αρχικά 166 δεδομένα επιλέγονται τα 125 στα οποία υπάρχει ένδειξη ρευστοποίησης και τίθεται η τιμή του βάθους της δοκιμής ίση με 20 μέτρα. Ταυτόχρονα τα αντίστοιχα δεδομένα εξόδου παίρνουν και αυτά τιμή μηδέν (0) δηλαδή όχι ρευστοποίηση. Με αυτό τον τρόπο εκπαιδύεται το νευρωνικό δίκτυο να μηδενίζει την πιθανότητα σε ρευστοποίηση για βάθη μεγαλύτερα των 20 μέτρων.

Μια σημαντική παράμετρος στον έλεγχο έναντι κινδύνου ρευστοποίησης αποτελεί η τιμή της μετρούμενης αντίστασης αιχμής q_c . Σύμφωνα με τους Robertson και Wride (1996) ο έλεγχος έναντι κινδύνου ρευστοποίησης από δεδομένα CPT εφαρμόζεται για κανονικοποιημένη τιμή q_{c1N} μικρότερη ή ίση με 16 MPa. Με βάση λοιπόν την παραπάνω πρόταση επιλέγονται πάλι τα αρχικά 125 δεδομένα, στα οποία πλέον η τιμή της αντίστασης αιχμής δίνεται ίση με 17 MPa, θέτοντας ταυτόχρονα την ένδειξη για ρευστοποίηση στην τιμή μηδέν (0) δηλαδή όχι ρευστοποίηση.

Αντίστοιχη μεθοδολογία για τις παραμέτρους της σεισμικής φόρτισης (M_w και

a_{max}) κρίθηκε αναγκαία να ακολουθηθεί παρόλο που οι μεταβλητές αυτές είναι εξαρτημένες μεταξύ τους. Σκοπός ήταν να «ευαισθητοποιηθεί» το δίκτυο σε μεταβολές των παραμέτρων αυτών κυρίως ως προς την ύπαρξη πολύ χαμηλών τιμών που υποδηλώνουν αδυναμία εκδήλωσης του φαινομένου.

Τελικά δημιουργήθηκε ένα σύνολο από 666 δεδομένα εισόδου με τα αντίστοιχα δεδομένα εξόδου.

4. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΠΑΛΗΘΕΥΣΗΣ ΔΙΚΤΥΟΥ

Για τον κατά το δυνατόν έλεγχο της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιήθηκαν 125 πραγματικές μετρήσεις από τον σεισμό στο Chi-Chi της Ταϊβάν, Juang (2002). Τα όρια διακύμανσης των παραμέτρων εισαγωγής φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 3. Όρια Δεδομένων Επαλήθευσης
Table 3. Test Data Limits

	Ελάχιστη τιμή	Μέγιστη τιμή
M_w	7.60	7.60
a_{max} (m/sec ²)	0.12	0.43
d (m)	2.50	19.50
G.W.T. (m)	0.60	5.00
q_c (MPa)	0.18	17.08
f_s (kPa)	0.20	170.00

Προκειμένου να ενταχθεί ένα σημείο στην περιοχή της σίγουρης ρευστοποίησης θεωρείται ότι η πιθανότητα που δίνει το νευρωνικό δίκτυο θα πρέπει να είναι μεγαλύτερη από 85% ενώ για να ανήκει ένα σημείο ελέγχου στη ζώνη της όχι ρευστοποίησης η τιμή της πιθανότητας του δικτύου θα πρέπει να είναι μικρότερη από 15%. Τα όρια αυτά θεωρούνται αρκετά αυστηρά (Juang, 2002).

5. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Στην παράγραφο αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης που έγινε σε επιλεγμένες δοκιμές στατικής πενετρομέτρησης στο Chi-Chi της Ταϊβάν. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με αυτά των μεθόδων του Robertson και Olsen, όπως αυτά παρουσιάζονται από τον Juang (2002). Τα συγκεντρωτικά ποσοστά επιτυχίας για κάθε μία μέθοδο παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.

5.1 Σύγκριση με Άλλες Μεθόδους

Πίνακας 4. Παρουσίαση Αποτελεσμάτων των Διάφορων Μεθόδων

Table 3. Presentation of the Results from Different Methods

Μέθοδος	Αριθμός επιτυχημένων προβλέψεων	Ποσοστό επιτυχίας (%)
Olsen	12	10
Robertson	28	22
Juang	39	31
Neural	93	74

Στο Σχήμα 2 παρουσιάζονται τα διαγράμματα πιθανότητας ρευστοποίησης ως προς το βάθος για τα δεδομένα της δοκιμής C-LW-A3 (της περιοχής Lunwei όπου δεν εντοπίστηκαν ενδείξεις ρευστοποίησης στη θέση της δοκιμής).

Στο Σχήμα 6 παρουσιάζονται προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου για ορισμένες μετρήσεις CPT από τους σεισμούς στο Kocaeli της Τουρκίας και Chi-Chi στην Ταϊβάν.

Προκειμένου τέλος να εκλεχθεί η ευαισθησία του νευρωνικού δικτύου στις μεταβολές των διάφορων παραμέτρων εισαγωγής πραγματοποιήθηκε μια παραμετρική ανάλυση σε τρεις τυχαίες μετρήσεις, στη θέση των οποίων καταγράφηκαν ενδείξεις ρευστοποίησης. Για κάθε μέτρηση πραγματοποιήθηκαν οι παρακάτω παραμετρικές επιλύσεις οι οποίες ακολουθούν τα όρια των τιμών των παραμέτρων του Πίνακα 2 :

1. Μεταβολή του βάθους της δοκιμής κρατώντας σταθερές τις υπόλοιπες παραμέτρους.
2. Μεταβολή της τιμής της αντίστασης αιχμής κρατώντας σταθερές τις υπόλοιπες παραμέτρους.
3. Ταυτόχρονη μεταβολή μεγέθους σεισμού και σεισμικής επιτάχυνσης κρατώντας σταθερές τις υπόλοιπες παραμέτρους.

Τα αποτελέσματα των παραπάνω επιλύσεων παρουσιάζονται στα Σχήματα 3 έως 5 ενώ στον Πίνακα 5 αναγράφονται τα βασικά χαρακτηριστικά των μετρήσεων που επιλέχθηκαν.

Πίνακας 5. Στοιχεία Δεδομένων Ευαισθησίας
Table 5. Sensitivity Analysis Data

α/α CPT ID	a_{max} (m/sec ²)	G.W.T. βάθος (m)	q_c (MPa)	f_s (kPa)
------------	---------------------------------	------------------	-------------	-------------

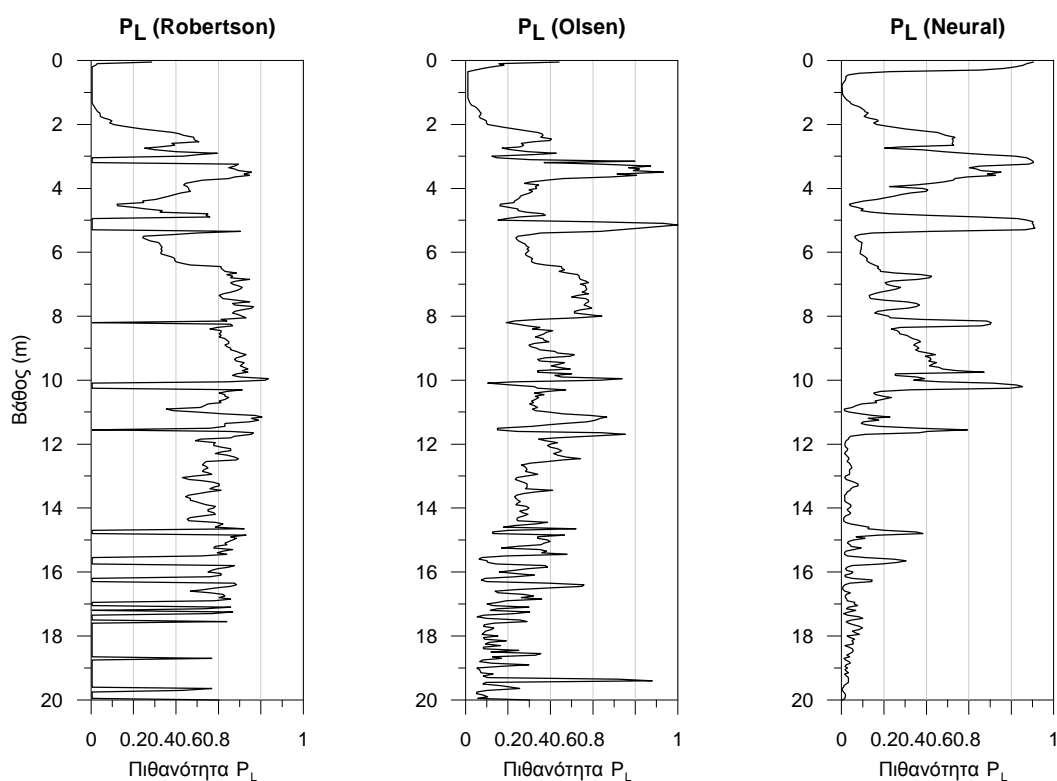
1 C-K1-NT	0.43	2.50	2.50	0.94	22.40
2 C-2-DC	0.19	0.60	3.10	2.54	11.90
3 C-19-YL	0.19	0.80	5.00	2.22	23.40

Στο Σχήμα 3 παρουσιάζεται η συμπεριφορά του δικτύου στις μεταβολές του βάθους εκτέλεσης των δοκιμών από όπου γίνεται φανερή αφενός η μη γραμμική σχέση της με την πιθανότητα σε ρευστοποίηση αφετέρου η μοναδικότητα στην προσέγγιση για διαφορετικά σημεία δοκιμών. Αξίζει να σημειωθεί ότι για το σημείο ελέγχου 1 η τιμή της πιθανότητας ρευστοποίησης παραμένει σε υψηλά επίπεδα για βάθη κοντά στα 20 μέτρα γεγονός το οποίο αρχικά έρχεται σε αντίθεση με τον κανόνα μηδενισμού της πιθανότητας σε βάθος 20 μέτρων, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 3.2. Λόγω όμως της προσπάθειας που κάνει το δίκτυο να εντοπίσει μια γενικευμένη σχέση βάση των δεδομένων εκπαίδευσης είναι δυνατό για ορισμένους συνδυασμούς παραμέτρων εισαγωγής να παρουσιάζει συμπεριφορά που αποκλίνει από τους κανόνες εκπαίδευσης. Για τα σημεία ελέγχου 2 και 3 παρατηρείται μια πλήρως αναμενόμενη συμπεριφορά.

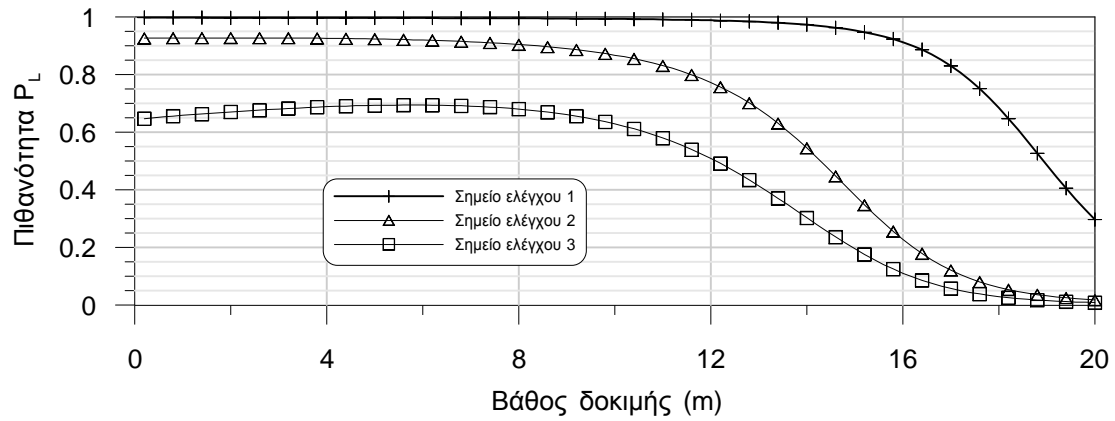
6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προκειμένου να γίνει προσέγγιση της πιθανότητας κινδύνου έναντι ρευστοποίησης από δεδομένα στατικής πενетроμέτρησης. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε με το ίδιο σύνολο παραμέτρων όπως και οι κλασσικές υπολογιστικές μέθοδοι.

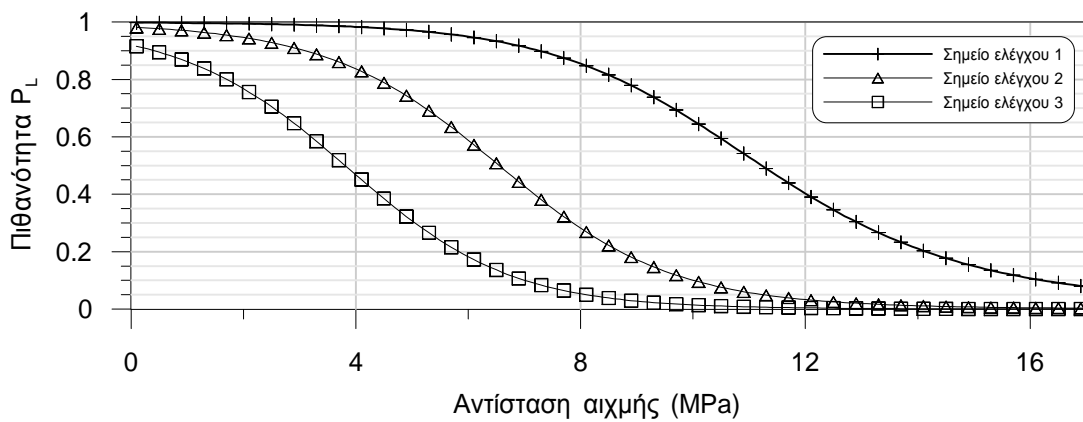
Από τα αποτελέσματα των επιμέρους αναλύσεων που έγιναν σε ένα σύνολο από πενетроμετρήσεις που διενεργήθηκαν σε περιοχές που υπέστησαν έντονη σεισμική διέγερση, προκύπτει ότι το νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να προβλέψει με μεγαλύτερη ακρίβεια την πιθανότητα έναντι ρευστοποίησης από ότι οι εξεταζόμενες μέθοδοι των Olsen και Robertson. Ποιο συγκεκριμένα αξίζει να σημειωθεί η επιτυχία που παρουσιάζουν οι προβλέψεις του ως προς την πιθανότητα να μην εκδηλωθεί το φαινόμενο. Για τις περιπτώσεις εκείνες όπου υπήρχαν ενδείξεις εκδήλωσης του φαινομένου της ρευστοποίησης το νευρωνικό δίκτυο φαίνεται να επιμένει σε πολύ υψηλές τιμές πιθανότητας (μεγαλύτερη από 0.80) και για μεγάλα πάχη. Γενικά το δίκτυο εμφανίζεται πολύ πιο αυστηρό σε εδαφικές ζώνες επιρρεπείς σε ρευστοποίηση ενώ είναι λιγότερο αυστηρό στις περιοχές όπου η πιθανότητα είναι μικρή.



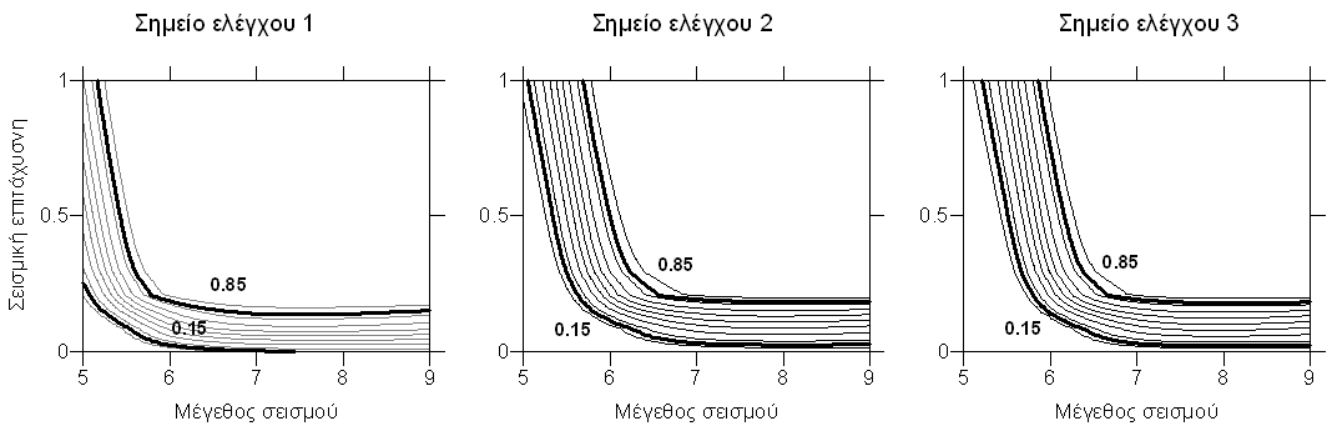
Σχήμα 2. Αποτελέσματα ελέγχου για την πενетроμέτρηση C-LW-A3 (όχι ενδείξεις ρευστοποίησης)
Figure 2. Profile results for penetrometer Test C-LW-A3 (no liquefaction)



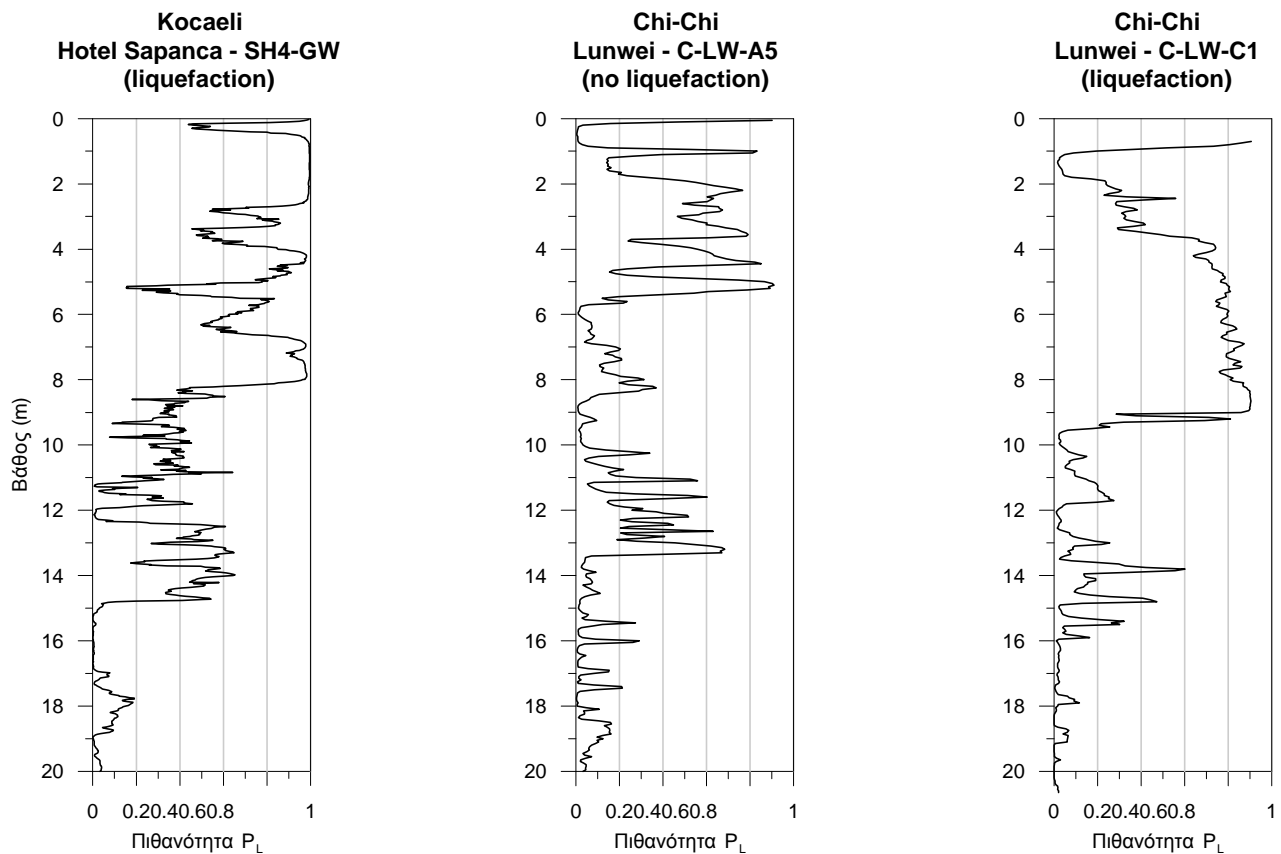
Σχήμα 3. Έλεγχος ευαισθησίας δικτύου σε σχέση με το βάθος δοκιμής
 Figure 3. Sensitivity analysis regarding depth of test point



Σχήμα 4. Έλεγχος ευαισθησίας δικτύου σε σχέση με το q_c
 Figure 4. Sensitivity analysis regarding q_c



Σχήμα 5. Καμπύλες ίσης πιθανότητας για τα σημεία ελέγχου του Πίνακα 5
 Figure 5. Curves of equal probability for test points of Table 5.



Σχήμα 6. Αποτελέσματα ελέγχου σε επιλεγμένες πενετρομετρήσεις
 Figure 6. Profile results on selected CPT Soundings

Η σχετική ισχύς των μεταβλητών εισαγωγής ως προς το τελικό αποτέλεσμα, μπορεί να προσεγγισθεί εξετάζοντας τις τιμές των βαρών των συνδέσεων του δικτύου σύμφωνα με τη μεθόδο που περιγράφεται από τον Garson (1991). Χρησιμοποιώντας την μεθοδολογία αυτή για το νευρωνικό δίκτυο, τα ποσοστά «συμμετοχής» των μεταβλητών εισόδου ως προς το εξαγόμενο του δικτύου, παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 6. Σημαντικότητα των Μεταβλητών Εισαγωγής
 Table 6. Relative Importance of Input Variables

Μεταβλητή	%
M_w	16.93
a_{max}	24.66
d	15.79
$d_{G.W.T.}$	13.34
q_c	23.88
f_s	5.40

Τέλος θα πρέπει να σημειωθεί το γεγονός ότι από τα δεδομένα εισόδου η μέγιστη σεισμική επιτάχυνση αποτελεί εξαρτημένη

μεταβλητή από το μέγεθος της σεισμικής ροπής γεγονός που καθιστά αναγκαία την περαιτέρω έρευνα για την αντικατάστασή της με άλλη ανεξάρτητη παράμετρο όπως π.χ. αυτή της υποκεντρικής απόστασης.

7. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Agrawal G., Chameu, J.A., Bourdeau, P.L. (1992), "Artificial Neural Networks : Fundamentals and Applications", p.p. 185-214.
- Cetin, K.O., Seed, R.B., Kiureghian, A.D., Tokimatsu, K., Harder Jr., L.F., Kayen, R.E., Moss, R.E. (2004), "Standard Penetration Test-Based Probabilistic and Deterministic Assessment of Seismic Soil Liquefaction Potential". Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, Vol. 130, pp. 1314-1340.
- Garson, G.D. (1991), "Interpreting neural-network connection weights". AI Expert, Vol. 6(7), pp. 47-51.
- Goh, A.T.C. (2002), "Probabilistic neural network for evaluating seismic liquefaction potential". Canadian Geotechnical Journal, Vol. 39, pp. 219-232.

Juang, C.H. Website :

www.ces.clemson.edu/chichi/TW-LIQ/Homepage.htm

- Juang, C.H, Jiang T. (2000), "Assessing probabilistic methods for liquefaction potential evaluation". Soil dynamics and liquefaction 2000, ASCE geotechnical special publication no. 107, pp. 148-162.
- Juang, C.H et al. (2002), "Assessing CPT-based methods for liquefaction evaluation with emphasis on the cases from the Chi-Chi, Taiwan, earthquake". Soil Dynamics and Earthquake Engineering, Vol. 22, pp. 241-258.
- Lai, S.Y. et al. (2005), "Regression model for evaluating liquefaction potential by discriminant analysis of the SPT N value". Canadian Geotechnical Journal, Vol. 42, pp. 856-875.
- Moss, R. (2003), "CPT-Based Probabilistic Assessment of Seismic of Seismic Soil Liquefaction Initiation". PhD Dissertation, Department of Civil Engineering, University of Berkeley, USA.
- Silva, F.M. and Almeida, L.B. (1990), "Acceleration techniques for the backpropagation algorithm". Neural Networks, Vol. 412, pp. 110-119.
- Uzielli, M. (2004), "Variability of stress-normalized CPT measurements and application to seismic liquefaction initiation assessment". PhD Dissertation, Department of Civil Engineering, University of Florence, Italy.