

Εκτίμηση της Διατμητικής Αντοχής Δοκών Σκυροδέματος με Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων Prediction of Concrete Beam Shear Strength Using Artificial Neural Networks

Μαρία Γ. ΔΟΥΒΙΚΑ¹, Kypros ΠΙΛΑΚΟΥΤΑΣ², Μιλτιάδης
ΧΡΟΝΟΠΟΥΛΟΣ³, Κωνσταντίνος Χ. ΡΕΠΑΠΗΣ⁴, Γεώργιος
ΧΑΤΖΗΓΕΩΡΓΙΟΥ⁵, Παναγιώτης Γ. ΑΣΤΕΡΗΣ¹

Λέξεις κλειδιά: Διατμητική Αντοχή Δοκών Σκυροδέματος (Concrete Beam Shear Strength), Ευρετικός Αλγόριθμος (Heuristic Algorithm), Συνδετήρες (Stirrups), Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

ΠΕΡΙΛΗΨΗ: Η παρούσα εργασία προτείνει τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks) για την εκτίμηση της διατμητικής αντοχής δοκών οπλισμένου σκυροδέματος με διατμητικό οπλισμό. Ειδικότερα, προτείνεται ένας ευρετικός αλγόριθμος (heuristic algorithm) για τον προσδιορισμό της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με στόχο την εκτίμηση της αντοχής σε διάτμηση σε όρους μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Για την εκπαίδευση του δικτύου, γίνεται χρήση μιας ερευνητικής βάσης δεδομένων σε δοκούς οπλισμένου σκυροδέματος. Ειδικότερα, χρησιμοποιήθηκαν ως παράμετροι εισόδου τα μηχανικά και γεωμετρικά χαρακτηριστικά της δοκού ενώ ως παράμετρος εξόδου η πειραματική αντοχή σε διάτμηση αυτής.

ABSTRACT: In this paper, the application of artificial neural networks for predicting the value of the ultimate shear strength of reinforced-concrete beams with transverse reinforcement has been investigated. Specifically, surrogate models (such as artificial neural network models) have been used for predicting

¹ Εργαστήριο Υπολογιστικής Μηχανικής, Ανώτατη Σχολή Παιδαγωγικής & Τεχνολογικής Εκπαίδευσης, email: mariadounika7@gmail.com; panagiotisasteris@gmail.com

² Department of Civil and Structural Engineering, University of Sheffield, United Kingdom, email: k.pilakoutas@sheffield.ac.uk

³ Εργαστήριο Ωπλισμένου Σκυροδέματος, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών, Ε.Μ.Π., email: chronmil@central.ntua.gr

⁴ Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών Τ.Ε., ΑΕΙ Πειραιά Τ.Τ., email: crepapis@puas.gr

⁵ Σχολή Θετικών Επιστημών & Τεχνολογίας, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, email: mailto:hatzigeorgiou@eap.gr

the shear strength of concrete beams (based on experimental data available in the literature). The comparison of the derived results with the experimental findings as well as with available formulas demonstrates the ability of artificial neural networks to predict the shear strength reinforced concrete beams in a reliable and robust manner.

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο έλεγχος αντοχής σε διάτμηση αποτελεί ένα από τα βασικά βήματα του σχεδιασμού των δομικών μελών των κατασκευών από οπλισμένο σκυρόδεμα. Τόσο σε επίπεδο εθνικών όσο και διεθνών κανονισμών καθώς επίσης και σε επίπεδο ερευνητών έχουν προταθεί πλήθος μηχανικών προσομοιωμάτων για τον υπολογισμό της φέρουσας διατμητικής ικανότητας των δοκών οπλισμένου σκυροδέματος. Κύριο χαρακτηριστικό αυτών των προτάσεων είναι ότι διαφέρουν ως προς τις παραμέτρους που λαμβάνουν υπόψη καθώς επίσης οδηγούν σε πολύ διαφορετικά αποτελέσματα. Η έλλειψη κατάλληλων και αξιόπιστων εμπειρικών ή και αναλυτικών σχέσεων για την εκτίμηση της αντοχής σε διάτμηση δοκών από οπλισμένο σκυρόδεμα είχε ως αποτέλεσμα την τελευταία δεκαετία να προσελκύσει το ενδιαφέρον των ερευνητών που ασχολούνται με μη ντετερμινιστικές τεχνικές. Λεπτομερής και σε βάθος επισκόπηση και κριτική αξιολόγηση της βιβλιογραφίας μπορεί να βρεθεί στις εργασίες των Flood & Kartam (1994), Adeli (2001), Asteris & Plevris (2013, 2017) και Asteris et al. (2016).

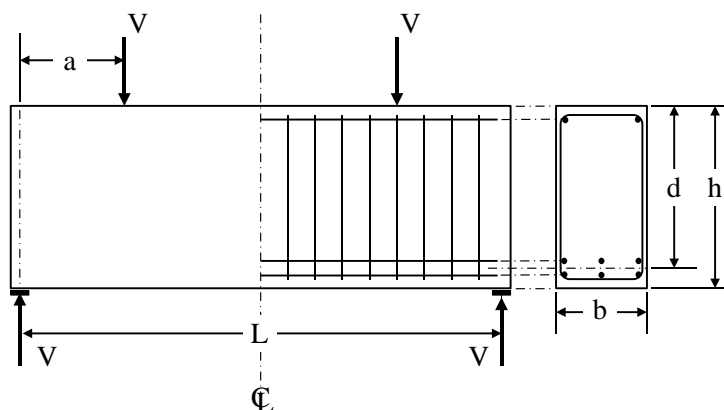
Δεσπόζουσα θέση μεταξύ των μη ντετερμινιστικών μεθόδων καταλαμβάνουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) έχουν αναδειχθεί ως μία καινοτόμος τεχνική προσομοίωσης, με ευρεία εφαρμογή σε ποικίλους τεχνολογικούς κλάδους και ιδιαίτερα σε προβλήματα πρόβλεψης. Τις τελευταίες δύο δεκαετίες παρατηρείται εκτεταμένη χρήση των ΤΝΔ στην πρόβλεψη των μηχανικών ιδιοτήτων των υλικών μεταξύ των οποίων κύρια θέση κατέχει το σκυρόδεμα (Waszczyszyn and Ziemiański 2001, Asteris & Kolovos 2017, Asteris et al. 2017). Η σχετική βιβλιογραφία περιλαμβάνει κυρίως δημοσιεύματα σχετικά με την εφαρμογή των ΤΝΔ για την πρόβλεψη της θλιπτικής αντοχής και του μέτρου ελαστικότητας (Torcu and Saridemir 2008, Trtnik et al. 2009). Για τον προσδιορισμό της θλιπτικής αντοχής των υλικών σκυροδέματος έχουν χρησιμοποιηθεί και άλλες μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Inteligence), όπως η ασαφής λογική (Fuzzy Logic) και οι γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic Algorithms) (Akkurt et al. 2004, Özcan et al. 2009). Επίσης την τελευταία εικοσαετία τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν προταθεί και για την προσομοίωση της διατμητικής αντοχής δομικών στοιχείων από οπλισμένο σκυρόδεμα (Sanad & Saka 2001, Mansour et al. 2004, Kotsovou et al. 2017).

Η παρούσα εργασία προτείνει τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την εκτίμηση της διατμητικής αντοχής δοκών από οπλισμένο σκυρόδεμα. Ειδικότερα, προτείνεται ένας ευρετικός αλγόριθμος (heuristic algorithm) για τον προσδιορισμό της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου,

με στόχο την εκτίμηση της αντοχής σε διάτμηση σε όρους μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Για την εκπαίδευση του δικτύου γίνεται χρήση μιας ερευνητικής βάσης δεδομένων σε δοκίμια δοκών οπλισμένου σκυροδέματος. Κατά τη διαδικασία σχεδιασμού και ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων έγινε χρήση της μεθόδου οπισθοδιάδοσης του λάθους [backward propagation of errors (Backpropagation)] ενώ ως αλγόριθμος εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκε ο γνωστός αλγόριθμος των Levenberg-Marquardt (Lourakis 2005). Για την εκπαίδευση δε αυτών χρησιμοποιήθηκαν ως παράμετροι εισόδου εννέα (9) παράμετροι που αφορούν τα μηχανικά και γεωμετρικά χαρακτηριστικά των δοκών ενώ ως παράμετρος εξόδου η τιμή της πειραματικής αντοχής σε διάτμηση αυτών.

ΔΙΑΤΜΗΤΙΚΗ ΑΝΤΟΧΗ ΔΟΚΩΝ ΟΠΛΙΣΜΕΝΟΥ ΣΚΥΡΟΔΕΜΑΤΟΣ

Ο έλεγχος αντοχής σε διάτμηση αποτελεί ένα από τα βασικά βήματα του σχεδιασμού των δομικών μελών των κατασκευών από οπλισμένο σκυροδέμα. Τόσο σε επίπεδο εθνικών όσο και διεθνών κανονισμών καθώς επίσης και σε επίπεδο ερευνητών έχουν προταθεί πλήθος μηχανικών προσομοιωμάτων για τον υπολογισμό της φέρουσας διατμητικής ικανότητας των δοκών οπλισμένου σκυροδέματος **Σχήμα 1**. Κύριο χαρακτηριστικό αυτών των προτάσεων είναι ότι εμφανίζουν μεγάλη διασπορά στις τιμές που προβλέπουν για τη διατμητική αντοχή δοκών οπλισμένου σκυροδέματος.



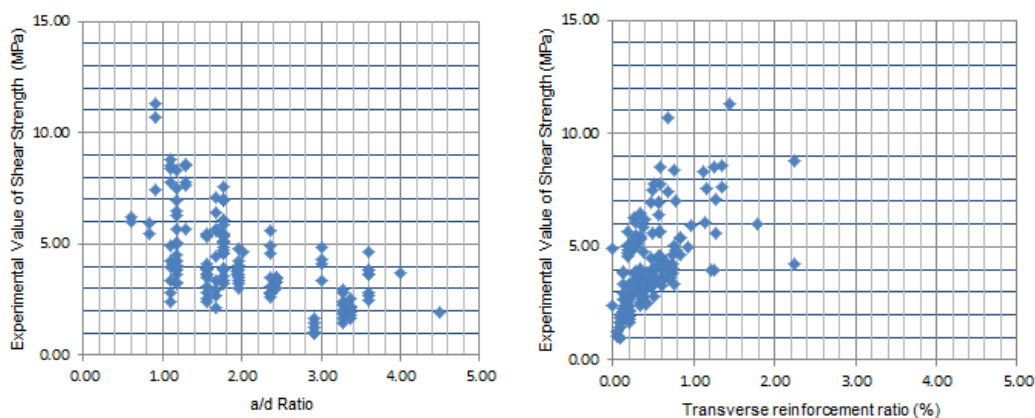
Σχήμα 1. Δοκός οπλισμένου σκυροδέματος υπό διατμητική φόρτιση.

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται και σχολιάζονται διαδοχικά τόσο τα πειραματικά αποτελέσματα όσο και οι κυριότερες προτάσεις που έχουν προταθεί για τον προσδιορισμό της διατμητικής αντοχής τόσο σε επίπεδο κανονισμών όσο και από μεμονωμένους ερευνητές.

Πειραματικά Αποτελέσματα

Από τις αρχές του 1950 εμφανίζεται ένα πλήθος πειραματικών εργασιών με στόχο τον προσδιορισμό της φέρουσας ικανότητας σε διάτμηση δοκών οπλισμένου σκυροδέματος με ή χωρίς διατμητικό οπλισμό (συνδετήρες). Στις πιο αντιπροσωπευτικές εργασίες, βάσει του πλήθους των πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν και της ευρείας αποδοχής στην επιστημονική κοινότητα, συγκαταλέγονται οι εργασίες των Clark (1951), Placas & Regan (1971) και Fukuhara & Kokusho (1982). Μάλιστα οι τρεις αυτές πειραματικές βάσεις συμπεριλαμβάνονται στη βάση που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία μαζί με τα πειραματικά αποτελέσματα άλλων έξι (6) ερευνητών (Xie et al. 1994, Yoon et al. 1996, Angelakos et al. 2001, Zararis et al. 2009, Ismail 2009, Londhe 2011) και η οποία θα παρουσιασθεί διεξοδικά σε επόμενη ενότητα. Αξίζει να σημειωθεί ότι η σύνθεση της εν λόγω βάσης έγινε με το επιπρόσθετο κριτήριο να καλύπτει με ικανοποιητικό τρόπο όλα τα δυνατά εύρη τιμών των παραμέτρων που υπεισέρχονται στο πρόβλημα.

Στο **Σχήμα 2** παρουσιάζονται οι τιμές της διατμητικής αντοχής, για τα 160 πειραματικά αποτελέσματα που συναπαρτίζουν την εν λόγω βάση, συναρτήσει των κυριότερων παραμέτρων που επηρεάζουν την αντοχή σε διάτμηση δοκών οπλισμένου σκυροδέματος με διατμητικό οπλισμό. Ειδικότερα παρουσιάζεται η επιρροή του λόγου (a/d) της δοκού και του ποσοστού του διατμητικού οπλισμού (ρ_w).



Σχήμα 2. Πειραματικές τιμές της διατμητικής αντοχής δοκών οπλισμένου σκυροδέματος.

Από το σχήμα αυτό προκύπτει η έντονη μη γραμμική και μάλιστα πολύπλοκη συμπεριφορά των παραμέτρων που επηρεάζουν την διατμητική αντοχή. Μάλιστα αυτό εξηγεί και την αδυναμία των ντετερμινιστικών μεθόδων να διατυπώσουν μια αναλυτική σχέση η οποία να προβλέπει την τιμή της διατμητικής αντοχής δοκών οπλισμένου σκυροδέματος.

(Ημι)εμπειρικές και Αναλυτικές Προτάσεις της Βιβλιογραφίας

Εκτός από τον εγκάρσιο οπλισμό υπάρχουν και άλλοι μηχανισμοί που συμμετέχουν στην ανάληψη και στην μεταφορά της τέμνουσας, όπως είναι η συνισταμένη των θλιπτικών δυνάμεων, η αλληλεμπλοκή των αδρανών και η δράση βλήτρου του διαμήκους οπλισμού. Η αντίσταση σε τέμνουσα V_n ενός μέλους σκυροδέματος, χωρίς αξονικό φορτίο είναι ίση με

$$V_n = V_c + V_s \quad (1)$$

όπου V_c η συνεισφορά του σκυροδέματος (λαμβάνοντας κατάλληλα υπόψη και το διαμήκη εφελκόμενο οπλισμό) και V_s η συνεισφορά του διατμητικού οπλισμού. Οι διάφοροι Κανονισμοί Οπλισμένου Σκυροδέματος δίνουν διαφορετικούς τύπους κυρίως για την συνεισφορά του σκυροδέματος στην αντίσταση σε τέμνουσα, ενώ έχουν και κάποιους περιορισμούς.

Παρακάτω παρουσιάζεται μια αναλυτική σχέση των Gandomi *et al.* (2017). Η σχέση αυτή, μαζί με τις σχέσεις τεσσάρων Κανονισμών (EC2 2004, ACI-318-14 2015, CSA A23.3-04 2004 και NZS-3101 2006) για τον υπολογισμό της αντοχής σε τέμνουσα στοιχείων οπλισμένου σκυροδέματος με διατμητικό οπλισμό, χρησιμοποιούνται για να συγκριθούν με τα πειραματικά αποτελέσματα.

Οι Gandomi *et al.* (2017) συγκέντρωσαν από τη βιβλιογραφία μια μεγάλη βάση πειραματικών δεδομένων, με 466 δοκούς οπλισμένου σκυροδέματος με διατμητικό οπλισμό. Χρησιμοποιώντας γενετικούς αλγορίθμους κατέληξαν στην παρακάτω σχέση για τον υπολογισμό της αντίστασης σε τέμνουσα μιας δοκού οπλισμένου σκυροδέματος με οπλισμό διάτμησης.

$$V_{GEP}(kN) = \frac{\rho_l^2}{\rho_l - 6} - \left(\rho_w f_{yw} + \rho_l + \frac{a}{d} + 6 \right)^2 + \sqrt[4]{\rho_l (f_c \rho_w f_{yw} \rho_l (d - b) - d \rho_l^2)^2} + 5 \frac{a}{d} + b_w + 8 \quad (2)$$

όπου b_w (mm) το ελάχιστο πλάτος της διατομής στην εφελκόμενη περιοχή, d (mm) το στατικό ύψος, a/d ο λόγος του διατμητικού μήκους προς το στατικό ύψος, f_c (MPa) η θλιπτική αντοχή του σκυροδέματος, $\rho_l = A_{sl}/b_w d$ (%) το ποσοστό του εφελκόμενου (διαμήκους) οπλισμού, $\rho_w = A_{sw}/b_w s$ (%) το ποσοστό του εγκάρσιου οπλισμού, A_{sl} και A_{sw} το εμβαδό του εφελκόμενου διαμήκους και του εγκάρσιου οπλισμού αντίστοιχα, s η απόσταση των συνδετήρων και f_{yw} (MPa) η τάση διαρροής του εγκάρσιου οπλισμού.

ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζεται συνοπτικά το θεωρητικό υπόβαθρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ). Τα ΤΝΔ είναι μοντέλα επεξεργασίας

πληροφοριών διαμορφωμένα για μία συγκεκριμένη εφαρμογή μέσω μίας διαδικασίας εκπαίδευσης. Ένα ΤΝΔ αντιστοιχίζει ραγδαία μία δεδομένη τιμή εισόδου με τις επιθυμητές ποσότητες εξόδου (παρόμοια με τις διαδικασίες προσαρμογής καμπύλης) και ως εκ τούτου χρησιμοποιείται ως μεταμοντέλο προκειμένου να βελτιώσει την αποδοτικότητα της διαδικασίας αριθμητικής ανάλυσης. Το κύριο πλεονέκτημα ενός ΤΝΔ έναντι των συμβατικών διαδικασιών αριθμητικής ανάλυσης (όπως η ανάλυση παλινδρόμησης, υπό την προϋπόθεση ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης και επαλήθευσης καλύπτουν όλο το φάσμα των παραμέτρων των τιμών εισόδου), είναι ότι τα αποτελέσματα μπορούν να παραχθούν με πολύ μικρότερο υπολογιστικό φόρτο.

Νευρωνικά Δίκτυα Οπισθοδιάδοσης

Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιείται ένα Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθοδιάδοσης (Back-Propagation Neural Network (BPNN)). Σε αυτόν τον τύπο νευρωνικού δικτύου, τα αποτελέσματα της ανάλυσης συγκρίνονται με τις ακριβείς τιμές για μία προκαθορισμένη συνάρτηση σφάλματος. Μέσω ποικίλων διαδικασιών, το σφάλμα ανατροφοδοτείται μέσω του δικτύου. Με βάση τη συγκεκριμένη πληροφορία, ο αλγόριθμος ρυθμίζει τα βάρη κάθε σύνδεσης, προκειμένου να μειώσει την τιμή της συνάρτησης σφάλματος κατά ένα μικρό ποσοστό. Έχοντας επαναλάβει τη διαδικασία αυτή για ικανοποιητικά μεγάλο αριθμό κύκλων εκπαίδευσης, το δίκτυο συγκλίνει συνήθως με αρκετά χαμηλό υπολογιστικό σφάλμα. Σύμφωνα λοιπόν με την τεχνική ορολογία, ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης χρησιμοποιείται για να υπολογίσει την κλίση του σφάλματος του δικτύου σε συνάρτηση με τα τροποποιήσιμα βάρη του. Για να ρυθμιστούν κατάλληλα τα βάρη, εφαρμόζεται μια γενικευμένη μεθοδολογία για μη γραμμική βελτιστοποίηση, η οποία βασίζεται στον κανόνα της επικλινούς καθόδου (gradient descent rule). Προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα, υπολογίζεται η παράγωγος της συνάρτησης σφάλματος συναρτήσει των βαρών του δικτύου, ενώ τα βάρη αλλάζουν έτσι ώστε να μειωθεί το σφάλμα (καθοδική πορεία στην επιφάνεια της συνάρτησης σφάλματος). Για αυτόν τον λόγο, ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης περιορίζεται μόνο σε δίκτυα με παραγωγίσιμες συναρτήσεις. Η μέθοδος της οπισθοδιάδοσης του λάθους συνήθως επιτρέπει ταχεία σύγκλιση σε τοπικά ελάχιστα σφάλματος για τα δίκτυα για τα οποία κρίνεται κατάλληλη.

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθοδιάδοσης (BPNN) είναι ένα πολυεπίπεδο δίκτυο με τροφοδότηση προς τα εμπρός (feed-forward) και συγκεκριμένη δομή, δηλαδή οι νευρώνες δε συνδέονται εντός του επιπέδου, αλλά συμμετέχουν στο νευρώνα του επιπέδου με όλους τους νευρώνες των προηγούμενων και επόμενων επιπέδων αντίστοιχα. Ένα τέτοιο νευρωνικό δίκτυο έχει την ακόλουθη τυπική δομή:

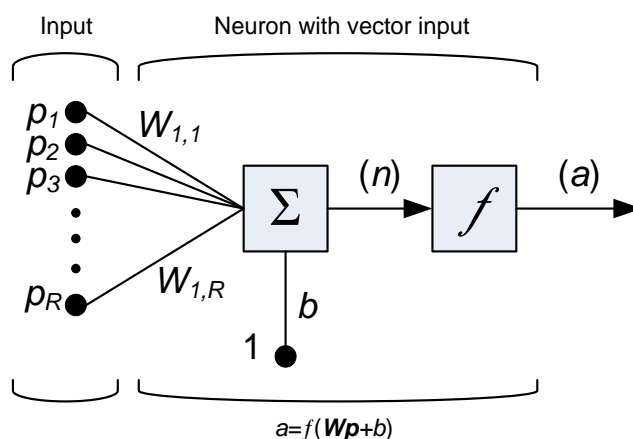
$$N - H_1 - H_2 - \dots - H_{NHL} - M \quad (3)$$

όπου N ο αριθμός των νευρώνων εισόδου (παράμετροι εισόδου), H_v ο αριθμός των νευρώνων στο νιοστό κρυφό επίπεδο για $v=1, \dots, NHL$, NHL ο αριθμός των κρυφών επιπέδων και M ο αριθμός των νευρώνων εξόδου (παράμετροι εξόδου).

Το **Σχήμα 3** αναπαριστά την αρχιτεκτονική της βασικής μονάδας των νευρωνικών δικτύων, η οποία και συνίσταται από έναν απλό νευρώνα με πολλαπλές εισόδους (διάνυσμα p). Για κάθε κόμβο, κάθε τιμή του διανύσματος εισόδου p_1, \dots, p_R πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο βάρος $w_{1,1}, \dots, w_{1,R}$ και οι σταθμισμένες πλέον τιμές τροφοδοτούν τον κόμβο άθροισης. Κατόπιν, παράγεται το εσωτερικό γινόμενο $w \cdot p$ του διανύσματος-γραμμής $W = [w_{1,1}, \dots, w_{1,R}]$ και του διανύσματος-στήλης $p = [p_1, \dots, p_R]^T$. Το γινόμενο $w \cdot p$ αθροίζεται με το γινόμενο μίας άλλης εισόδου, η οποία ισούται πάντα με τη μονάδα επί το αντίστοιχο βάρος της b . Η τελευταία αυτή είσοδος στον αθροιστή ονομάζεται πόλωση (bias). Η πόλωση έχει την ιδιότητα να αυξάνει ή να μειώνει την είσοδο στη συνάρτηση μεταφοράς (transfer function) όταν είναι θετική ή αρνητική αντίστοιχα. Το άθροισμα που προκύπτει από τον αθροιστή ονομάζεται τοπικό πεδίο του νευρώνα και περιγράφεται από την εξίσωση:

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b = Wp + b \quad (4)$$

Το άθροισμα (n) αποτελεί την είσοδο στη συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) f η οποία καθορίζει την τιμή εξόδου του δικτύου. Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function) επηρεάζει καθοριστικά την πολυπλοκότητα και την απόδοση των νευρωνικών δικτύων. Στην παρούσα μελέτη, χρησιμοποιούνται ως συναρτήσεις μεταφοράς η λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση (Logistic Sigmoid) και η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (Hyperbolic Tangent).



Σχήμα 3. Απλός νευρώνας με ένα απλό διάνυσμα εισόδου R στοιχείων.

Βέλτιστη Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Για την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής ενός ΤΝΔ αρκεί να υπολογιστεί ο αριθμός των κρυφών επιπέδων (hidden layers) των αντίστοιχων νευρώνων (neurons), δεδομένου ότι ο αριθμός των παραμέτρων εισόδου και εξόδου είναι γνωστός. Στο σημείο αυτό αξίζει να σημειωθεί ότι κατά τη διαδικασία αναζήτησης της βέλτιστης λύσης πρέπει να αποφευχθεί το σύνηθες πρόβλημα η βέλτιστη λύση να οδηγεί σε υπερπροσαρμογή (over-fitting problem). Το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής προκύπτει όταν ένα μοντέλο είναι υπερβολικά περίπλοκο, όπως όταν διαθέτει πάρα πολλές παραμέτρους σε σχέση με το πλήθος των παρατηρήσεων, καθώς και όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν καλύπτουν όλο το φάσμα των τιμών των παραμέτρων εισόδου του προβλήματος, ενδεικτικά (ακραίο παράδειγμα) όταν ο αριθμός των παραμέτρων είναι ίσος ή υπερβαίνει το πλήθος των παρατηρήσεων. Ένα απλό μοντέλο μπορεί να προβλέψει τα δεδομένα εκπαίδευσης απομνημονεύοντάς τα, αλλά αποτυγχάνει στο να προβλέψει καινούργια διότι δεν μαθαίνει να γενικεύει. Με σκοπό να αποφευχθεί το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής, έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές / αλγόριθμοι και κριτήρια (Blum 1992, Berry and Linoff 1997, Asteris et al. 2016).

ΕΦΑΡΜΟΓΗ

Βάση Δεδομένων

Η βάση δεδομένων αποτελείται από τα δεδομένα και τα αποτελέσματα 160 πειραμάτων της βιβλιογραφίας σε δοκούς οπλισμένου σκυροδέματος με συνδετήρες. Μάλιστα όπως ήδη αναφέρθηκε σε προηγούμενη ενότητα η βάση συντίθεται από δεδομένα εννέα (9) πειραματικών εργασιών της βιβλιογραφίας (Clark 1951, Placas & Regan 1971, Fukuhara & Kokusho 1982, Xie et al. 1994, Yoon et al. 1996, Angelakos et al. 2001, Zararis et al. 2009, Ismail 2009, Londhe 2011). Αξίζει να σημειωθεί ότι η σύνθεση της εν λόγω βάσης έγινε με το επιπρόσθετο κριτήριο να καλύπτει με ικανοποιητικό τρόπο όλα τα δυνατά εύρη τιμών των παραμέτρων που υπεισέρχονται στο πρόβλημα.

Οι παράμετροι εισόδου για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων είναι εννέα (9) και αφορούν τα μηχανικά και γεωμετρικά χαρακτηριστικά των δοκών ενώ ως παράμετρος εξόδου η τιμή της πειραματικής αντοχής σε διάτμηση αυτών. Στον “Πίνακα 1” απεικονίζονται τα στατιστικά χαρακτηριστικά για κάθε μια από τις παραμέτρους.

Πίνακας 1. Στατιστικοί δείκτες της βάσης δεδομένων.

Code	Variable	Unit	Parameter Type	Data used in NN models			
				Min	Average	Max	STD
01	Width of beam (b)	mm	Input	100.00	180.57	375.00	64.27
02	Effective depth of beam (d)	mm	Input	198.00	381.34	925.00	138.49
03	Cylinder compressive strength of concrete (f_c)	MPa	Input	12.76	34.60	108.70	19.44
04	Yield strength longitudinal reinforcement (f_y)	MPa	Input	320.60	443.97	815.00	155.86
05	Yield strength of transverse reinforcement (f_{yw})	MPa	Input	250.00	531.62	1414.00	375.43
06	Shear span /Effective depth of beam (a/d)	-	Input	0.61	2.03	5.05	0.87
07	Longitudinal reinforcement ratio (ρ_l)	(%)	Input	0.26	2.75	4.52	1.01
08	Transverse reinforcement ratio (ρ_w)	(%)	Input	0.00	0.48	2.25	0.38
09	Effective span of beam/ Effective depth of beam (L/d)	-	Input	1.22	4.18	10.10	1.68
10	Shear strength (V)	MPa	Output	0.95	4.26	11.33	1.90

Αλγόριθμοι Εκπαίδευσης

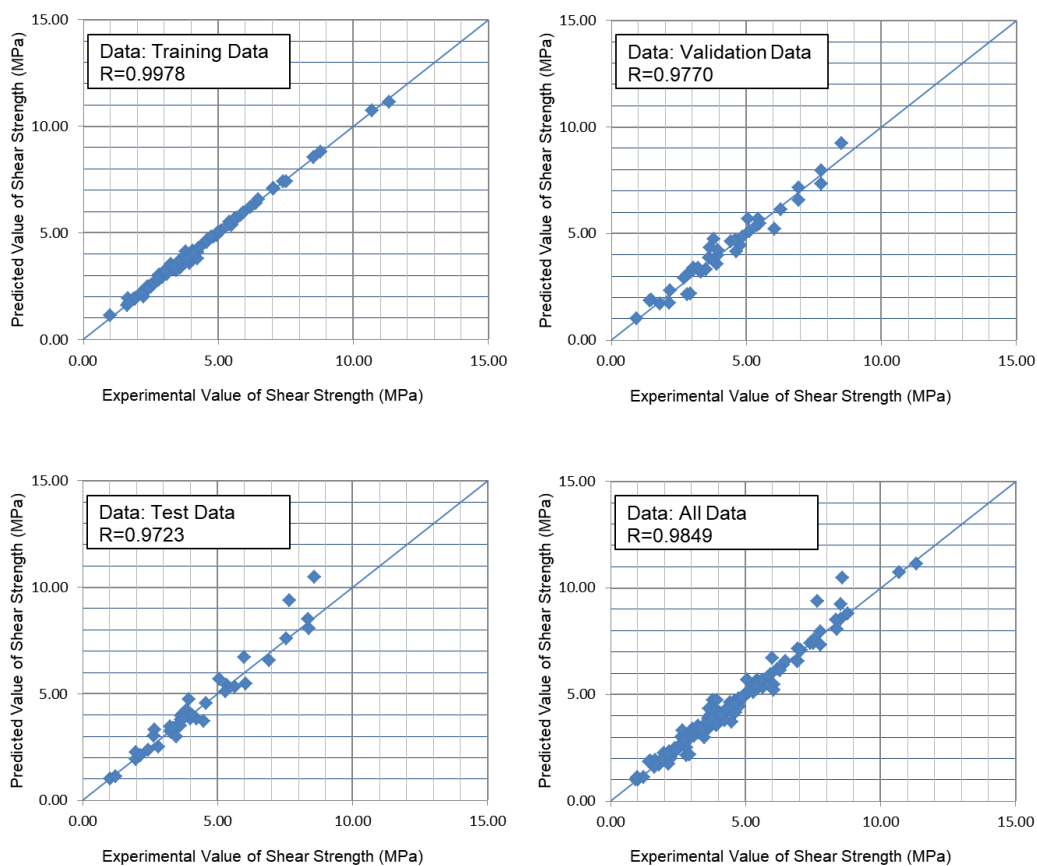
Για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης αξιοποιούνται αρκετοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης, όπως: quasi-Newton, Resilient, One-step secant, Gradient descent with momentum and adaptive learning rate and Levenberg-Marquardt backpropagation algorithms. Ο αλγόριθμος με την καλύτερη πρόβλεψη για μη γραμμική συμπεριφορά της διατμητικής αντοχής των δοκών οπλισμένου σκυροδέματος με συνδετήρες είναι αυτός που έχει προταθεί από τους Levenberg-Marquardt (Lourakis 2005), ο οποίος αποδεικνύεται ταχύτερος για εκπαίδευση μετρίου μεγέθους νευρωνικών δικτύων με τροφοδότηση προς τα εμπρός (έως και αρκετές εκατοντάδες βάρη) καθώς και για μη γραμμικά προβλήματα.

Σχεδιασμός Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Με βάση τον παραπάνω αλγόριθμο, σχεδιάστηκαν και εκπαιδεύτηκαν 18.600 μοντέλα νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης. Κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε (training) μέσω 80 δεδομένων (από το σύνολο των 160, δηλαδή ποσοστό 50%) και η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων επιβεβαιώθηκε (validation) μέσω 40 δεδομένων (ποσοστό 25%) και ελέγχθηκε (test) έναντι των υπολοίπων 40 δεδομένων (25% του συνολικού), υπολογίζοντας το συντελεστή συσχέτισης R του Pearson.

Το σύνολο των 18.600 μοντέλων ΤΝΔ έχουν ταξινομηθεί με βάση το συντελεστή συσχέτισης R του Pearson. Με βάση αυτά τα αποτελέσματα, το βέλτιστο μοντέλο νευρωνικών δικτύων είναι το 9-18-24-1 με συντελεστή συσχέτισης R του Pearson ίσο με 0.9849. Το συγκεκριμένο δίκτυο αντιπροσωπεύει την περίπτωση αρχιτεκτονικής νευρωνικών δικτύων με δύο κρυφά επίπεδα και χωρίς τη χρήση κάποιας τεχνικής κανονικοποίησης.

Στο **Σχήμα 4** απεικονίζονται οι πειραματικές τιμές της διατμητικής αντοχής σε σχέση με τις αντίστοιχες που προβλέπει το νευρωνικό δίκτυο 9-18-24-1. Παρατηρείται ότι το νευρωνικό δίκτυο προβλέπει με ικανοποιητική ακρίβεια ($R > 0.9849$) τη διατμητική αντοχή των δοκών από οπλισμένο σκυρόδεμα



Σχήμα 4. Σύγκριση πειραματικών τιμών της διατμητικής αντοχής με τις αντίστοιχες που προβλέπει το Τεχνητό Νευρωνικό δίκτυο BPNN 9-18-24-1

Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων Νευρωνικού Δικτύου

Με στόχο την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου στην παρούσα παράγραφο θα επιχειρηθεί σύγκριση των τιμών της διατμητικής αντοχής που προβλέπει το νευρωνικό δίκτυο με τις αντίστοιχες που προβλέπουν οι κανονισμοί και οι ερευνητές και μάλιστα η σύγκριση αυτή θα πραγματοποιηθεί για το σύνολο των 160 πειραματικών δεδομένων.

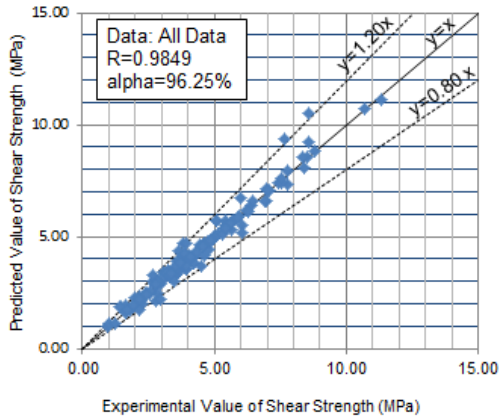
Στο **Σχήμα 5** απεικονίζονται οι πειραματικές τιμές της διατμητικής αντοχής σε σχέση με τις αντίστοιχες που προβλέπει τόσο το νευρωνικό όσο και οι κανονισμοί. Από τα σχήματα αυτά καταδεικνύεται αφενός η μεγάλη διασπορά των τιμών που προβλέπουν οι κανονισμοί και αφετέρου η πολύ καλύτερη πρόβλεψη που δίνει το νευρωνικό δίκτυο.

Μάλιστα στα σχήματα αυτά εκτός από τον συντελεστή συσχέτισης R του Pearson δίδεται και η τιμή του συντελεστή α ο οποίος ορίζεται ως το ποσοστό των πειραματικών δεδομένων για τα οποία ο λόγος της προβλεπόμενης προς την πειραματική τιμή της διατμητικής αντοχής κυμαίνεται από 0.80 έως και 1.20.

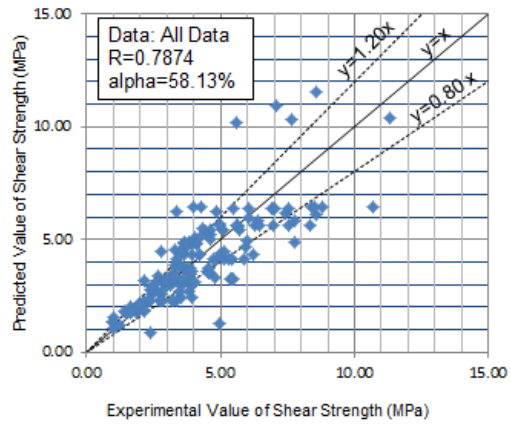
Στο **Σχήμα 6** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του λόγου της προβλεπόμενης προς την πειραματική τιμή της διατμητικής αντοχής συναρτήσει του λόγου a/d . Επίσης από τα σχήματα αυτά καταδεικνύεται ότι το παρουσιαζόμενο νευρωνικό δίκτυο προβλέπει κατά πολύ καλύτερες τιμές σε σχέση με προτάσεις της βιβλιογραφίας. Μάλιστα με βάση τον προτεινόμενο λόγο η κατάταξη ως προς την βέλτιστη πρόβλεψη είναι: Νευρωνικό δίκτυο (παρουσιαζόμενη μέθοδος), EC, Canadian Code, Πρόταση του Gandomi, New Zealand Code και ACI. Αξίζει να σημειωθεί ότι, ο EC για τιμές του λόγου a/d μεγαλύτερες του 2.00 προβλέπει πολύ καλές τιμές για τη διατμητική αντοχή.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

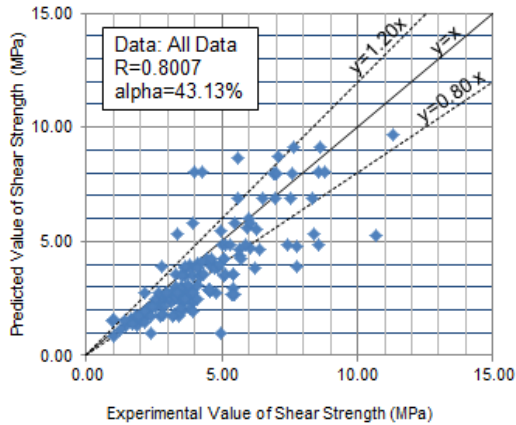
Στην παρούσα εργασία προτείνεται η χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την εκτίμηση της διατμητικής αντοχής των δοκών οπλισμένου σκυροδέματος με διατμητικό οπλισμό. Ειδικότερα, προτάθηκε ένας νέος αλγόριθμος για την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων. Στα κυριότερα συμπεράσματα της παρούσας εργασίας συγκαταλέγεται ότι ο προτεινόμενος ευρετικός αλγόριθμος συντελεί στην εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου και μάλιστα έχοντας ως αποτέλεσμα την πιο αξιόπιστη εκτίμηση της διατμητικής αντοχής σε σχέση με τις διαθέσιμες ημειπειρικές ή και αναλυτικές προτάσεις τόσο σε επίπεδο εθνικών και διεθνών κανονισμών όσο και σε επίπεδο ερευνητών.



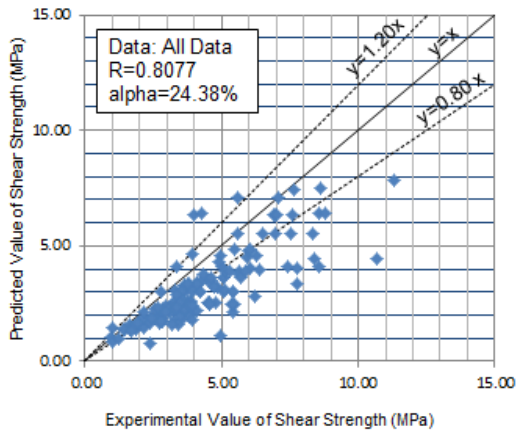
a) BPNN 9-18-24-1



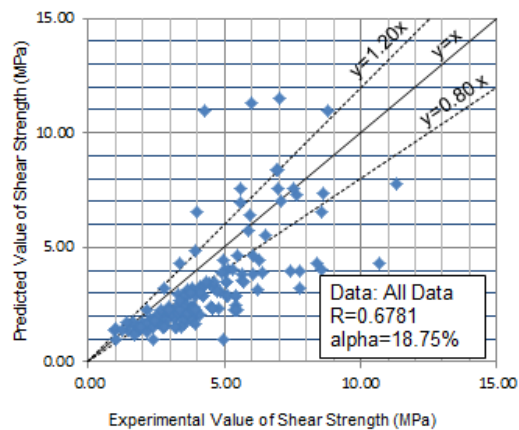
b) EC



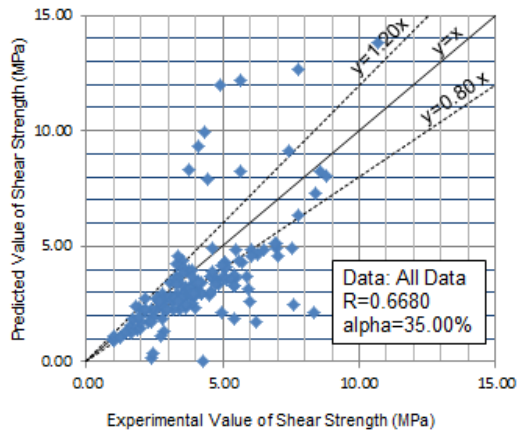
c) Canadian Code



d) New Zealand Code

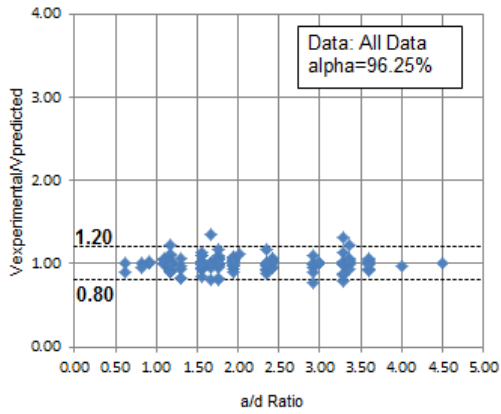


e) ACI

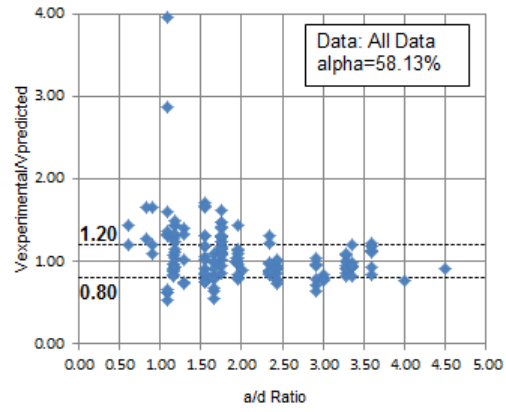


f) Gandomi

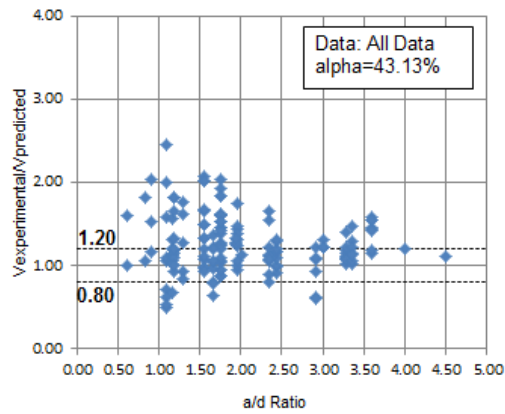
Σχήμα 5. Σύγκριση πειραματικών τιμών της διατμητικής αντοχής με τις αντίστοιχες που προβλέπει το Τεχνητό Νευρωνικό δίκτυο και οι προτάσεις της βιβλιογραφίας.



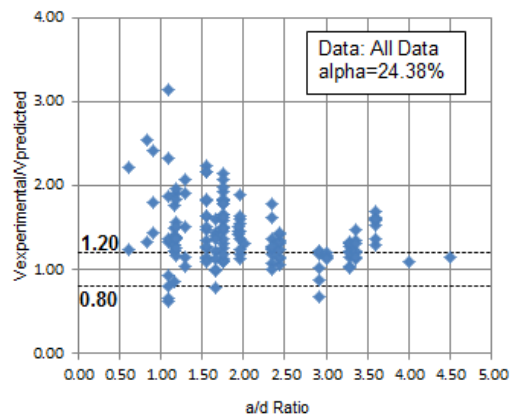
a) BPNN 9-18-24-1



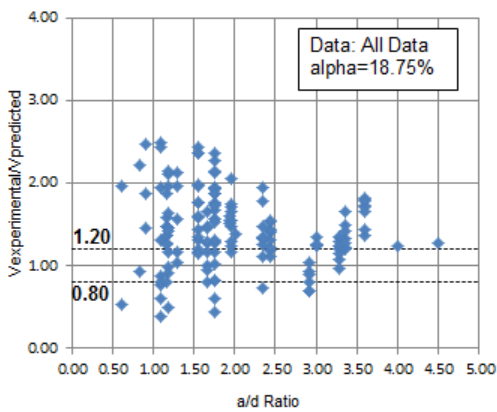
b) EC



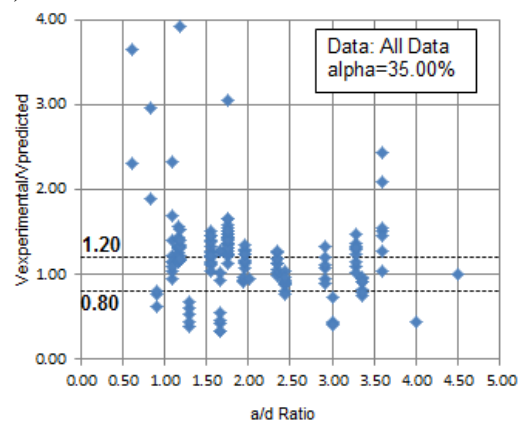
c) Canadian Code



d) New Zealand Code



e) ACI



f) Gandomi

Σχήμα 6. Μεταβολή των πειραματικών τιμών της διατημητικής αντοχής προς τις αντίστοιχες που προβλέπει το Τεχνητό Νευρωνικό δίκτυο και οι προτάσεις της βιβλιογραφίας συναρτήσει του λόγου a/d .

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- ACI Committee 318, "Building Code Requirements for Reinforced Concrete" (ACI 318M-14 and Commentary-ACI 318RM-14), American Concrete Institute, Farmington Hills, Michigan (2015)
- Adeli, H., "Neural networks in civil engineering: 1989-2000". Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Vol. 16, Issue 2, (2001) 126-142
- Akkurt, S., Tayfur, G. & Can, S., "Fuzzy logic model for the prediction of cement compressive strength". Cement and Concrete Research, 34 (8), (2004) 1429-1433
- Angelakos, D., Bentz, E.C. & Collins, M.P., "Effect of Concrete Strength and Minimum Stirrups on Shear Strength of Large Members". ACI Structural Journal, Vol.98, (3), (2001) 290-300
- Asteris, P.G. & Plevris, V., "Neural network approximation of the masonry failure under biaxial compressive stress". ECCOMAS Special Interest Conference - SEECCM 2013: 3rd South-East European Conference on Computational Mechanics, Proceedings - An IACM Special Interest Conference, (2013) 584-598
- Asteris, P.G., Tsaris, A.K., Cavaleri, L., Repapis, C.C., Papalou, A., Di Trapani, F. & Karypidis, D.F., "Prediction of the fundamental period of infilled RC frame structures using artificial neural networks". Computational Intelligence and Neuroscience, (2016) 5104907
- Asteris, P.G. & Plevris, V., "Anisotropic Masonry Failure Criterion Using Artificial Neural Networks". Neural Computing and Applications, 28 (8), (2017) 2207-2229
- Asteris, P.G., Roussis, P.C. & Douvika, M.G., "Feed-forward neural network prediction of the mechanical properties of sandcrete materials". Sensors (Switzerland), 17 (6), (2017) 1344
- Asteris, P.G. & Kolovos, K.G., "Self-compacting concrete strength prediction using surrogate models". Neural Computing and Applications, (2017) 1-16
- Asteris, P.G., Kolovos, K.G., Douvika, M.G. & Roinos, K., "Prediction of self-compacting concrete strength using artificial neural networks". European Journal of Environmental and Civil Engineering, 20, (2016) s102-s122.
- Berry, M.J.A. & Linoff, G., "Data Mining Techniques". NY: John Wiley & Sons, (1997)
- Blum, A., "Neural Networks in C++", NY: Wiley, (1992)
- Clark AP. (1951). Diagonal tension in reinforced concrete beams, ACI Journal, Proceedings 1951, 48(2), 145-56.
- CSA, "Design of Concrete Structures A23.3-04". Canadian Standards Association, Rexdale, Ontario (2004)
- European Committee for Standardization CEN, Eurocode 2: Design of concrete structures - Part 1-1: General Rules and Rules for Buildings, European Standard EN 1992-1-1 (2004)
- Flood, I., & Kartam, N., "Neural networks in civil engineering I: Principles and understanding". Journal of Computing in Civil Engineering, 8 (2), (1994) 131-148
- Fukuhara M, & Kokusho S., "Effectiveness of high tension shear reinforcement in reinforced concrete members". Journal of Structural and Construction Engineering, AIJ 320, (1982) 12-20

Gandomi, A.H., Alavi, A.H., Gandomi, M. & Kazemi, S., “Formulation of shear strength of slender RC beams using gene expression programming, part II: With shear reinforcement”. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 95, (2017) 367-376.

Ismail, K.S., “Strength Prediction of Struts in High-Strength Reinforced Concrete Deep Beams by Strut-and-Tie Model”. Master thesis, University of Salahaddin, Hawler, Iraq, (2009)

Kotsovou, G.M., Cotsovos, D.M. & Lagaros, N.D., “Assessment of RC exterior beam-column Joints based on artificial neural networks and other methods”. Engineering Structures, 144, (2017) 1-18

Londhe, R.S., “Shear strength analysis and prediction of reinforced concrete transfer beams in high-rise buildings”. Structural Engineering and Mechanics, 37(1), (2011) 39-59

Lourakis M.I.A., “A brief description of the Levenberg- Marquardt algorithm implemented by levmar”. Institute of Computer Science Foundation for Research and Technology - Hellas (FORTH), (2005). available at: <http://www.ics.forth.gr/~lourakis/levmar/levmar.pdf>.

Mansour, M.Y., Dicleli, M., Lee, J.Y. & Zhang, J., “Predicting the shear strength of reinforced concrete beams using artificial neural networks”. Engineering Structures, 26(6), (2004) 781-799

NZS 3101, “Concrete Structures Standard, Part 1 – The Design of Concrete Structures”. New Zealand Standards, Wellington (2006)

Özcan, F., Atış, C.D., Karahan, O., Uncuoğlu, E. & Tanyildizi, H., “Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete”. Advances in Engineering Software, 40 (9), (2009) 856-863

Placas A & Regan P.E., “Shear failure of reinforced concrete beams”. ACI Journal, Proceedings 1971, 68(10), (1971) 763–73

Plevris, V. & Asteris, P.G., “Modeling of masonry compressive failure using Neural Networks”. OPT-i 2014 - 1st International Conference on Engineering and Applied Sciences Optimization, Proceedings, (2014) 2843-2861

Plevris, V. & Asteris, P.G., “Modeling of masonry failure surface under biaxial compressive stress using Neural Networks”. Construction and Building Materials, 55, (2014) 447-461

Plevris, V. & Asteris, P., “Anisotropic failure criterion for brittle materials using Artificial Neural Networks”. COMPDYN 2015 - 5th ECCOMAS Thematic Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering, (2015) 2259-2272

Sanad, A. & Saka, M.P., “Prediction of ultimate shear strength of reinforced-concrete deep beams using neural networks”. Journal of Structural Engineering, 127(7), (2001) 818-828

Topçu, I.B. & Saridemir, M., “Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic”. Computational Materials Science, 41 (3), (2008) 305-311

Trtnik, G., Kavčič, F. & Turk, G., “Prediction of concrete strength using ultrasonic pulse velocity and artificial neural networks”. Ultrasonics, 49 (1), (2009) 53-60

Waszczyszyn, Z. & Ziemiański, L., “Neural networks in mechanics of structures and materials - New results and prospects of applications”. *Computers and Structures*, 79 (22-25), (2001) 2261-2276

Xie, Y., Ahmad, S.H., Yu, T., Hino, S. & Chung, W., “Shear ductility of reinforced concrete beams of normal and high-strength concrete”. *ACI Structural Journal*, 91(2), (1994) 140-149

Yoon, Y.S., Cook, W.D. & Mitchell, D., “Minimum Shear Reinforcement in Normal, Medium and High-Strength Concrete Beams”. *ACI Structural Journal*, 93(5), (1996) 576-584

Zararis P.D., Karaveziroglou, M.K., Zararis, I.P., Pnevmatikos, G. & Sfika, M., “Shear strength of very short over reinforced concrete beams”. 16th Concrete Conference, Paphos, Cyprus, Oct 21-23 (2009) [in Greek]