

Εκτίμηση της Θλιπτικής Αντοχής του Σκυροδέματος με Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Estimation of Concrete Compressive Strength Using Artificial Neural Networks

Αθανασία ΣΚΕΝΤΟΥ¹, Νικόλαος ΜΑΡΓΑΡΗΣ¹, Μαρία Γ. ΔΟΥΒΙΚΑ¹,
Ελισάβετ ΒΙΝΤΖΗΛΑΙΟΥ², Κωνσταντίνος Χ. ΡΕΠΑΠΗΣ³, Βασίλειος
ΜΩΚΟΣ¹, Παναγιώτης Γ. ΑΣΤΕΡΗΣ¹

*Λέξεις κλειδιά: Ευρετικός Αλγόριθμος (Heuristic Algorithm), Θλιπτική Αντοχή
Σκυροδέματος (Concrete Compressive Strength), Μέθοδος του κρουσίμετρου
(Rebound Hammer Method), Μέθοδος των Υπερήχων (Ultrasonic Pulse Velocity
Method), Μη καταστροφικές μέθοδοι (non-Destructive Methods), Τεχνητά
Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)*

ΠΕΡΙΛΗΨΗ: Η παρούσα εργασία προτείνει τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks) για την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος κάνοντας χρήση των πειραματικών αποτελεσμάτων μη καταστρεπτικών μεθόδων (non-Destructive Methods). Ειδικότερα, προτείνεται ένας ευρετικός αλγόριθμος (heuristic algorithm) για τον προσδιορισμό της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με στόχο την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής σε όρους μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Για την εκπαίδευση του δικτύου, γίνεται χρήση μιας ερευνητικής βάσης δεδομένων σε κυβικά δοκίμια σκυροδέματος. Ως παράμετροι εισόδου χρησιμοποιήθηκαν η ταχύτητα των υπερήχων και η αναπήδηση του κρουσιμέτρου, ενώ ως παράμετρος εξόδου η πειραματική θλιπτική αντοχή.

ABSTRACT: In this paper, the application of artificial neural networks for predicting the compressive strength of concrete has been investigated. Specifically, surrogate models (such as artificial neural network models and a new proposed normalization method) have been used for predicting the compressive strength of concrete (based on experimental data available in the literature). The

¹ Εργαστήριο Υπολογιστικής Μηχανικής, Ανώτατη Σχολή Παιδαγωγικής & Τεχνολογικής Εκπαίδευσης, email: ath.skentou@civil.aspete.gr ; nik.margaris@gmail.com ; mariadounika7@gmail.com ; vgmokos@gmail.com ; panagiotisasteris@gmail.com

² Εργαστήριο Ωπλισμένου Σκυροδέματος, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών, Ε.Μ.Π., email: elvintz@central.ntua.gr

³ Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών Τ.Ε., ΑΕΙ Πειραιά Τ.Τ., email: crepapis@puas.gr

comparison of the derived results with the experimental findings, as well as with available formulas demonstrates the ability of artificial neural networks to approximate the compressive strength of concrete in a reliable and robust manner.

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η τεχνική μέτρησης της ταχύτητας των υπερήχων δια μέσου της μάζας του σκυροδέματος (ultrasonic pulse velocity method), καθώς και η τεχνική του κρουσίμετρου (rebound hammer test) αποτελούν τις συνηθέστερα εφαρμοζόμενες μη καταστροφικές τεχνικές (non-destructive techniques) για την αποτίμηση των μηχανικών χαρακτηριστικών του σκυροδέματος (Τάσιος κ.α. 1991, Τρέζος κ.α. 1993, 2008, Σπανός κ.α. 2001, Τρέζος 2009), τόσο στο Εργαστήριο, όσο και επιτόπου (in situ). Στην διεθνή βιβλιογραφία υπάρχει πληθώρα σχέσεων μέσω των οποίων συσχετίζεται η θλιπτική αντοχή του σκυροδέματος με την ταχύτητα των υπερήχων, του ποσοστού αναπήδησης κατά την εφαρμογή της κρουσιμέτρησης κλπ. Κύριο χαρακτηριστικό αυτών των μεθόδων αποτελεί η μεγάλη διασπορά των τιμών που προβλέπουν, καθώς επίσης η σημαντική απόκλιση από την πραγματική (πειραματική) τιμή της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος.

Η έλλειψη κατάλληλων και αξιόπιστων εμπειρικών σχέσεων για την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος με βάση τα πειραματικά αποτελέσματα των έμμεσων μεθόδων, σε συνδυασμό με την σχετική ανάγκη, η οποία προκύπτει από την αποτίμηση και τον ανασχεδιασμό υφιστάμενων δομημάτων, προσέελκυσε την τελευταία δεκαετία το ενδιαφέρον των ερευνητών που ασχολούνται με μη προσδιορισμικές τεχνικές.

Η παρούσα εργασία προτείνει τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks) για την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος. Ειδικότερα, προτείνεται ένας ευρετικός αλγόριθμος (heuristic algorithm) για τον προσδιορισμό της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου, με στόχο την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος σε όρους μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Για την εκπαίδευση του δικτύου γίνεται χρήση μιας βάσης δεδομένων, η οποία περιλαμβάνει 209 δοκίμια σκυροδέματος. Για κάθε ένα δοκίμιο έχει μετρηθεί η ταχύτητα των υπερήχων κατά την διέλευσή τους μέσω της μάζας του σκυροδέματος, το ποσοστό αναπήδησης κατά την εφαρμογή της κρουσιμέτρησης, ενώ-εν συνεχεία-κάθε δοκίμιο έχει φορτισθεί σε θλίψη μέχρι τη θραύση του και επομένως έχει μετρηθεί η θλιπτική του αντοχή. 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 η ταχύτητα των υπερήχων (V_p) και το ποσοστό αναπήδησης κατά την κρουσιμέτρηση (R), ενώ ως παράμετρος εξόδου η μετρούμενη θλιπτική αντοχή (f_c).

ΘΛΙΠΤΙΚΗ ΑΝΤΟΧΗ ΣΚΥΡΟΔΕΜΑΤΟΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΗ ΚΑΤΑΣΤΡΟΦΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ

Όπως είναι γνωστό, κάθε μελέτη αποτίμησης και επεμβάσεων σε υφιστάμενη κατασκευή από οπλισμένο σκυρόδεμα (ΚΑΝ.ΕΠΕ. 2η Αναθεώρηση 2017) προϋποθέτει (μεταξύ άλλων) την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος, σε διάφορες θέσεις ανά περιοχή, καθώς και ειδικώς σε κρίσιμα για την σεισμική συμπεριφορά στοιχεία. Αυτή η εκτίμηση βασίζεται στην λήψη πυρήνων, οι οποίοι πέραν του ότι επιτρέπουν την μέτρηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος, χρησιμεύουν και για την βαθμονόμηση των αποτελεσμάτων μη καταστρεπτικών μεθόδων (όπως η μέτρηση της ταχύτητας υπερήχων και το ποσοστό αναπήδησης κατά την κρουσιμέτρηση). Με αυτόν τον τρόπο, περιορίζεται το πλήθος των πυρήνων οι οποίοι είναι αναγκαίο να ληφθούν και εφαρμόζονται ευρύτερα οι μη καταστροφικές τεχνικές. Παρά ταύτα, σε πολλές περιπτώσεις (α) η λήψη πυρήνων από κρίσιμες περιοχές (όπως υποστυλώματα και κόμβοι) δεν είναι δυνατή, ενώ σε άλλες περιπτώσεις (β) η πρόσβαση του σχετικού εξοπλισμού για την πυρηνοληψία είναι δυσχερής. Επομένως, θα ήταν επιθυμητή (και θα είχε μεγάλη πρακτική αξία) η δυνατότητα εκτίμησης της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος μόνον μέσω εφαρμογής μη καταστρεπτικών μεθόδων και με χρήση κατάλληλων εμπειρικών σχέσεων. Στην διεθνή βιβλιογραφία έχουν δημοσιευθεί τα αποτελέσματα πολλών προσπαθειών προς αυτήν την κατεύθυνση, λόγω της μεγάλης σημασίας του θέματος. Αυτές οι προσπάθειες περιλαμβάνουν από μια χοντρική αποτίμηση της ποιότητας του σκυροδέματος, ανάλογα με την μετρούμενη ταχύτητα υπερήχων “Πίνακας 1” (Whitehurst, 1951), μέχρι την διατύπωση εμπειρικών σχέσεων για την άμεση σύνδεση της εκτιμώμενης θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος με την ταχύτητα των υπερήχων “Πίνακας 2”.

Αντίστοιχα στοιχεία διατίθενται και για την μέθοδο της κρουσιμέτρησης (βλ., για παράδειγμα, Whitehurst 1951, Neville 1995).

Πίνακας 1. Χοντρικός χαρακτηρισμός της ποιότητας σκυροδέματος συναρτήσει της ταχύτητας των υπερήχων V_p (Whitehurst 1951).

Ταχύτητα υπερήχων V_p , (m/s)	Ποιότητα σκυροδέματος
> 4500	Άριστη
3500-4500	Καλή
3000-3500	Σχετικά καλή
2000-3000	Κακή
Below 2000	Πολύ κακή

Στον “Πίνακα 2” παρουσιάζονται οι πλέον αποδεκτές από τους ερευνητές εμπειρικές σχέσεις της βιβλιογραφίας, οι οποίες επιτρέπουν την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος μέσω αξιοποίησης (α) μετρήσεων της ταχύτητας υπερήχων (V_p), (β) μετρήσεων του ποσοστού αναπήδησης (κρουσιμέτρηση, R) και (γ) συνδυασμού μετρήσεων και από τις δυο μεθόδους (V_p , R). Όπως θα φανεί στα επόμενα, αυτές οι σχέσεις εμφανίζουν σημαντική διασπορά των αποτελεσμάτων τους, ενώ οι μέσω αυτών εκτιμώμενες τιμές θλιπτικής αντοχής απέχουν ουσιαδώς από τις τιμές που προκύπτουν από την θραύση δοκιμίων ή πυρήνων. Στην βελτίωση αυτής της κατάστασης στοχεύει η παρούσα εργασία, μέσω της χρήσης κατάλληλων νευρωνικών δικτύων.

Πίνακας 2. Εμπειρικές σχέσεις για την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος f_c .

Παράμετροι	Εξίσωση	Αρ. Εξ.	Παραπομπή
V_p	$f_c(V_p) = 1.146exp(0.77V_p)$	(E.1)	Turgut 2004
	$f_c(V_p) = 1.119exp(0.715V_p)$	(E.2)	Nash't et al. 2005
	$f_c(V_p) = 0.0854exp(1.2882V_p)$	(E.3)	Trtnik et al. 2009
	$f_c(V_p) = 176.9 - 96.467V_p + 13.906(V_p)^2$	(E.4)	Λογοθέτης 1978
	$f_c(V_p) = 1.2 \times 10^{-5}(1000V_p)^{1.7447}$	(E.5)	Kheder 1999
	$f_c(V_p) = 36.72V_p - 129.077$	(E.6)	Qasrawi 2000
R	$f_c(R) = -9.40 + 0.52R + 0.02R^2$	(E.7)	Λογοθέτης 1978
	$f_c(R) = 0.4030R^{1.2083}$	(E.8)	Kheder 1999
	$f_c(R) = 1.353R - 17.393$	(E.9)	Qasrawi 2000
V_p, R	$f_c(V_p, R) = exp(1.78ln(V_p) + 0.85lnR - 0.02)$	(E.10)	Λογοθέτης 1978
	$f_c(V_p, R) = 18.6exp(0.515V_p + 0.019R)$	(E.11)	Arioglu et al. 1991
	$f_c(V_p, R) = 10^3(0.10983 + 0.00157R - 0.79315\left(\frac{V_p}{10}\right) - 0.00002R^2 + 1.29261\left(\frac{V_p}{10}\right)^2)$	(E.12)	Amini et al. 2016
	$f_c(V_p, R) = 0.42R + 13.166V_p - 40.255$	(E.13)	Erdal 2009
	$f_c(V_p, R) = 0.0158(1000V_p)^{0.4254}R^{1.1171}$	(E.14)	Kheder 1999

Σημείωση: Στις παραπάνω σχέσεις η V_p σε km/sec και το f_c σε MPa

ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζεται συνοπτικά το θεωρητικό υπόβαθρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ). Τα ΤΝΔ είναι μαθηματικά προσομοιώματα 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), είναι ότι τα αποτελέσματα μπορούν να παραχθούν σε πολύ μικρότερο υπολογιστικό χρόνο, υπό την προϋπόθεση ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης και επαλήθευσης καλύπτουν όλο το φάσμα των παραμέτρων των τιμών εισόδου. Χρειάζεται, επομένως, να βασίζονται σε μίαν εκτεταμένη και αξιόπιστη βάση πειραματικών δεδομένων.

Νευρωνικά Δίκτυα Οπισθοδιάδοσης

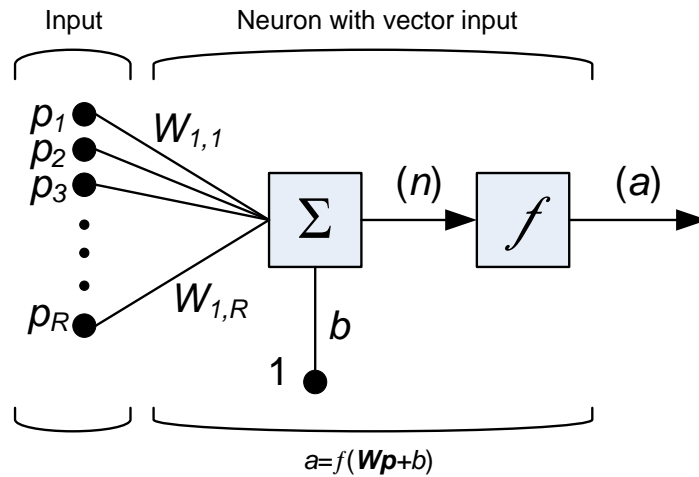
Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιείται ένα Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθοδιάδοσης (Back-Propagation Neural Network (BPNN)). Σε αυτόν τον τύπο νευρωνικού δικτύου, τα αποτελέσματα της ανάλυσης συγκρίνονται με τις πραγματικές/ακριβείς τιμές και προσδιορίζεται το σφάλμα/απόκλιση. Μέσω ποικίλων διαδικασιών, το σφάλμα ανατροφοδοτείται μέσω του δικτύου. Με βάση το σφάλμα, ο αλγόριθμος ρυθμίζει τα βάρη κάθε σύνδεσης, προκειμένου να μειώσει την τιμή της συνάρτησης σφάλματος κατά ένα μικρό ποσοστό. Έχοντας επαναλάβει την 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 γενικευμένη μεθοδολογία για μη γραμμική βελτιστοποίηση, η λεγόμενη gradient descent. 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). Γι' 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 δεν 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:

$$N - H_1 - H_2 - \dots - H_{NHL} - M \quad (1)$$

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 1** αναπαριστά την αρχιτεκτονική της βασικής μονάδας των νευρωνικών δικτύων, η οποία και συνίσταται σε έναν απλό νευρώνα με πολλαπλές εισόδους (διάνυσμα p).



Σχήμα 1. Απλός νευρώνας με ένα απλό διάνυσμα εισόδου R στοιχείων.

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 την 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:

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

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 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).

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. Ενδεικτικό (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 νέα, 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 209 πειραμάτων της βιβλιογραφίας (Λογοθέτης 1978) σε κυβικά δοκίμια. Η επιλογή αυτής της βάσης δεδομένων έγινε και λόγω του μεγάλου αριθμού δοκιμών τις οποίες περιλαμβάνει και λόγω του ότι καλύπτει με ικανοποιητικό τρόπο όλα τα συνήθη εύρη τιμών των παραμέτρων που υπεισέρχονται στο πρόβλημα.

Κατά τον σχεδιασμό και την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, εξετάστηκαν τρεις περιπτώσεις με βάση τις παραμέτρους εισόδου αυτών. Η πρώτη κατηγορία είναι αυτή που λαμβάνει υπόψη ως παράμετρο εισόδου μόνο την ταχύτητα των υπερήχων (V_p), η δεύτερη λαμβάνει υπόψη το ποσοστό αναπήδησης κατά την μέθοδο της κρουσιμέτρησης (R) και η τρίτη λαμβάνει υπόψη και τις δυο αυτές παραμέτρους (V_p , R). Και στις τρεις περιπτώσεις υπάρχει μόνο μια παράμετρος εξόδου, η τιμή της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος. Στον “Πίνακα 3” απεικονίζονται τα στατιστικά χαρακτηριστικά για κάθε μια από τις παραμέτρους, με βάση τα στοιχεία των δοκιμών οι οποίες ελήφθησαν υπ’ όψη.

Πίνακας 3. Στατιστικοί δείκτες της βάσης δεδομένων.

Κωδικός	Μεταβλητή	Μονάδες	Είδος Παραμέτρου	Στατιστικοί δείκτες			
				Ελάχιστη τιμή	Μέση τιμή	Μέγιστη τιμή	Τυπική απόκλιση
01	Ταχύτητα υπερήχων V_p	km/s	Είσοδος	3.85	4.57	5.22	0.28
02	Ποσοστό αναπήδησης R	-	Είσοδος	20.00	30.18	42.00	5.01
03	Θλιπτική αντοχή σκυροδέματος (f_c)	MPa	Έξοδος	12.16	27.58	52.17	9.97

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 την θλιπτική αντοχή του σκυροδέματος είναι αυτός που έχει προταθεί από τους Levenberg-Marquardt (Loutrakis 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 συνολικά 55800 (=3*18600) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Ειδικότερα αναπτύχθηκαν 18600 μοντέλα νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης για κάθε μια από τις τρεις περιπτώσεις που εξετάστηκαν. Κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε (training) μέσω 140 δεδομένων (από το σύνολο των 209, δηλαδή ποσοστό 70%). Η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων επιβεβαιώθηκε μέσω 35 δεδομένων (ποσοστό 15%) και ελέγχθηκε μέσω εφαρμογής στα υπόλοιπα 34 δεδομένα (15% του συνολικού). Αυτός ο έλεγχος πραγματοποιείται μέσω υπολογισμού του συντελεστή συσχέτισης R του Pearson. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων παρουσιάζονται στον “Πίνακα 4”.

Το σύνολο των 18600 μοντέλων ΤΝΔ έχουν ταξινομηθεί με βάση την υπολογισθείσα τιμή του συντελεστή συσχέτισης R του Pearson και η καλύτερη αρχιτεκτονική για κάθε μια περίπτωση παρουσιάζεται στον “Πίνακα 5”. Με βάση αυτά τα αποτελέσματα, το βέλτιστο μοντέλο νευρωνικών δικτύων είναι το 2-17-14-1 (Σχήμα 2) με συντελεστή συσχέτισης R του Pearson ίσο με 0.9917. Το συγκεκριμένο δίκτυο αντιστοιχεί στην περίπτωση όπου οι παράμετροι εισόδου είναι δύο (V_p , R) και αντιπροσωπεύει την περίπτωση αρχιτεκτονικής νευρωνικών δικτύων με δύο κρυφά επίπεδα και χωρίς τη χρήση τεχνικής κανονικοποίησης.

Στο **Σχήμα 3** απεικονίζονται οι πειραματικές τιμές της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος σε σχέση με τις αντίστοιχες που προβλέπουν τα τρία νευρωνικά δίκτυα. Παρατηρείται ότι και τα τρία νευρωνικά δίκτυα προβλέπουν με ικανοποιητική ακρίβεια ($R > 0.9416$) την θλιπτική αντοχή του σκυροδέματος.

Πίνακας 4. Παράμετροι εκπαίδευσης μοντέλων ΤΝΔ.

Παράμετρος	Τιμή/Αλγόριθμος/Συνάρτηση
Αλγόριθμος εκπαίδευσης (Training Algorithm)	Αλγόριθμος Levenberg-Marquardt
Αριθμός κρυφών επιπέδων (Number of Hidden Layers)	1; 2
Αριθμός νευρώνων ανά κρυφό επίπεδο (Number of Neurons per Hidden Layer)	1 έως 30 με βήμα 1
Στόχος εκπαίδευσης (Training Goal)	0
Σταθερά της ορμής (Momentum constant)	0.10
Ρυθμός μάθησης (Learning rate)	0.10 έως 0.50 με βήμα 0.10
Εποχές (Epochs)	250
Συνάρτηση κόστους (Cost Function)	MSE; SSE
Συνάρτηση ενεργοποίησης (Transfer Functions)	Tansig (T); Logsig (L)

Σημείωση:

MSE: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα; SSE: Άθροισμα Τετραγώνων των Σφαλμάτων

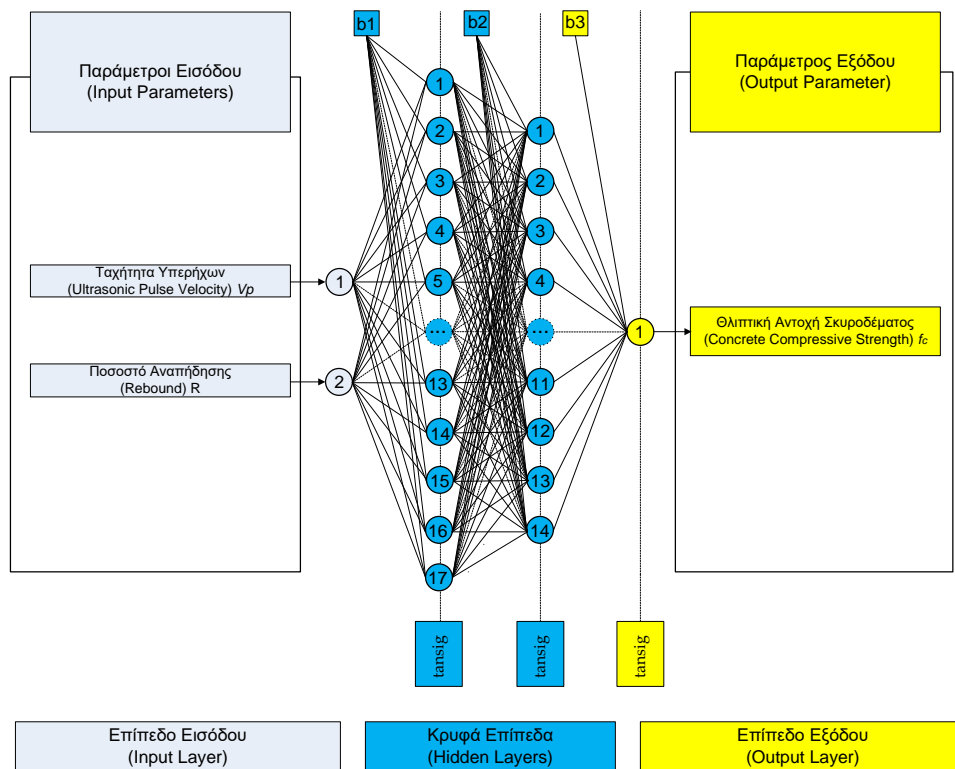
Tansig (T): Υπερβολική συνάρτηση ενεργοποίησης (Hyperbolic Tangent Sigmoid transfer function)

Logsig (L): Λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης (Log-sigmoid transfer function)

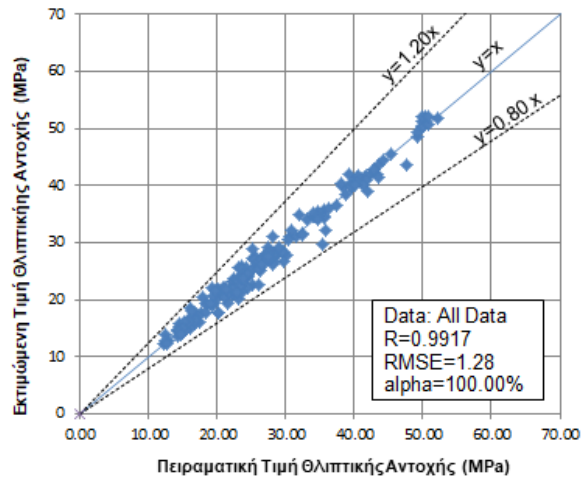
Πίνακας 5. Βέλτιστες Αρχιτεκτονικές ΤΝΔ βάσει του συντελεστή συσχέτισης R.

Κατάταξη	Παράμετροι εισόδου (s)	Συνάρτηση κόστους	Συνάρτηση εκπαίδευσης	Ρυθμός μάθησης	Αρχιτεκτονική Δικτύου	Συντελεστής Συσχέτισης R	Αριθμός Εποχών
1	V_p, R	MSE	T-T-T	0.50	2-17-14-1	0.9917	102
2	R	MSE	T-L-T	0.20	1-30-12-1	0.9850	200
3	V_p	SSE	T-L-T	0.50	1-30-30-1	0.9416	163

Σημείωση: Όλες οι παραπάνω αρχιτεκτονικές έχουν επιτευχθεί χωρίς τη χρήση τεχνικής κανονικοποίησης των δεδομένων και με αλγόριθμο εκπαίδευσης τον αλγόριθμο των Levenberg-Marquardt.



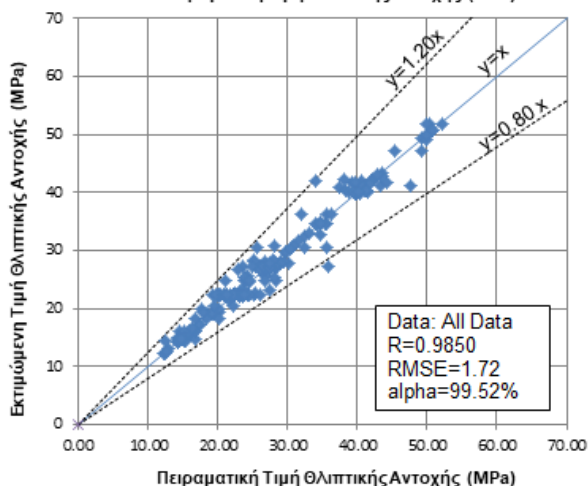
Σχήμα 2. Αρχιτεκτονική Τεχνητού Νευρωνικού δικτύου BPNN 2-17-14-1



a

BPNN 2-17-14-1

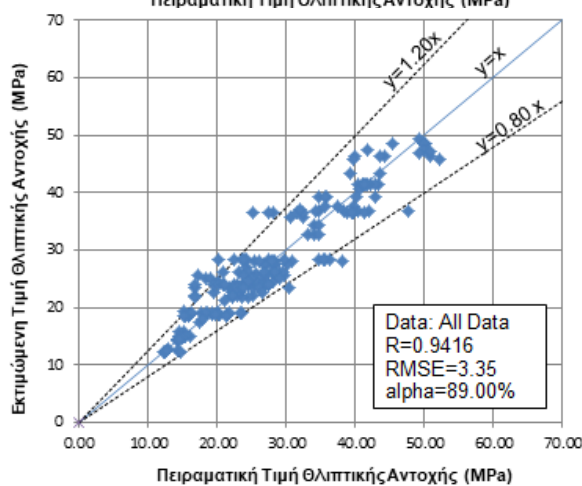
Παράμετροι εισόδου: V_p, R



b

BPNN 1-30-12-1

Παράμετρος εισόδου: R



c

BPNN 1-30-30-1

Παράμετρος εισόδου: V_p

Σχήμα 3. Σύγκριση πειραματικών τιμών της θλιπτικής αντοχής με τις αντίστοιχες που προβλέπουν τα Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα.

Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων Νευρωνικού δικτύου

Με στόχο την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου, στην παρούσα παράγραφο επιχειρείται σύγκριση των τιμών της θλιπτικής αντοχής που προβλέπει το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, με τις αντίστοιχες προβλεπόμενες από δημοσιευμένες εργασίες. Η σύγκριση πραγματοποιείται για το σύνολο των 209 πειραματικών δεδομένων.

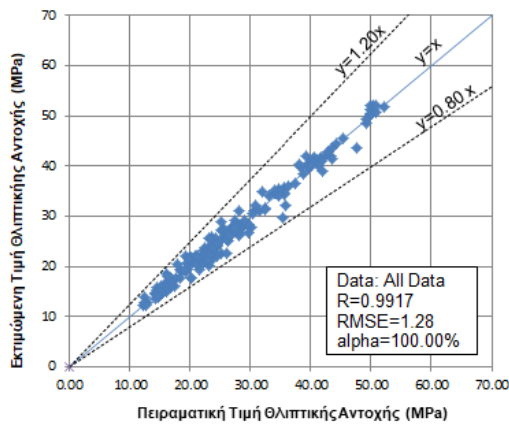
Για την αξιολόγηση και κατάταξη των προτάσεων έγινε χρήση του συντελεστή συσχέτισης R , της τετραγωνικής ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Square Error (RMSE)) και του συντελεστή α ο οποίος ορίζεται ως το ποσοστό των πειραματικών δεδομένων για τα οποία ο λόγος της προβλεπόμενης προς την πειραματική τιμή της θλιπτικής αντοχής κυμαίνεται από 0.80 έως και 1.20.

Στον “Πίνακα 6” παρουσιάζονται κατά φθίνουσα σειρά, με βάση τον συντελεστή α ο οποίος και συμβαδίζει με τον δείκτη RMSE, οι 14 προτάσεις της βιβλιογραφίας που παρουσιάστηκαν στον “Πίνακα 2”, καθώς και τα αποτελέσματα του προτεινόμενου νευρωνικού δικτύου.

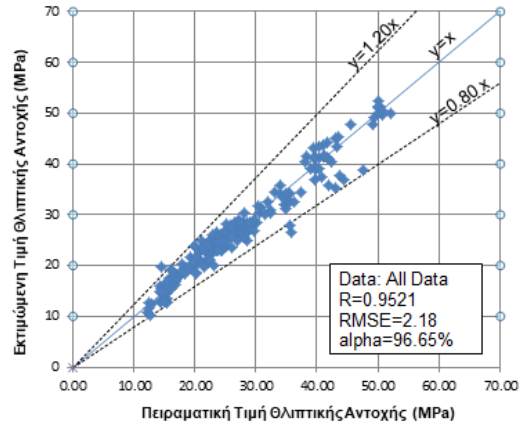
Στο **Σχήμα 4** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του λόγου της προβλεπόμενης προς την πειραματική τιμή της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος για τις 6 προτάσεις οι οποίες δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα σύγκρισης με τις πειραματικές τιμές. Με βάση αυτήν την κατάταξη, προηγείται το προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο, έπονται οι τρεις προτάσεις του Λογοθέτης (1978) και ακολουθούν οι δύο προτάσεις του Kheder (1999).

Πίνακας 6. Βέλτιστες Αρχιτεκτονικές ΤΝΔ βάσει του συντελεστή α .

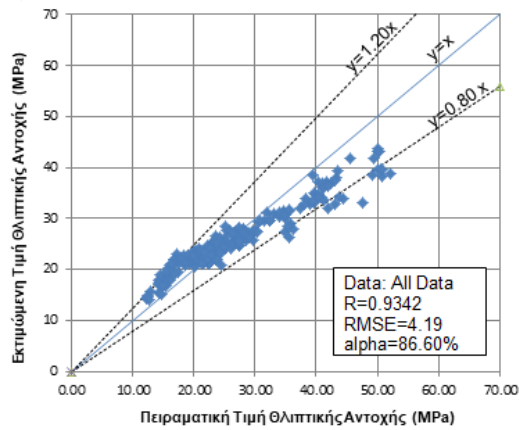
Κατάταξη	Προσομοίωμα/ Εξίσωση	Παράμετροι	Παραπομπή	R	RMSE	alpha
1	ANN 2-17-14-1	V_p, R	Παρούσα εργασία	0.9917	1.28	100.00
2	E.7	R	Λογοθέτης 1978	0.9521	2.18	96.65
3	E.10	V_p, R	Λογοθέτης 1978	0.9342	4.19	86.60
4	E.4	V_p	Λογοθέτης 1978	0.8198	4.23	80.86
5	E.14	V_p, R	Kheder 1999	0.9759	5.15	72.73
6	E.8	R	Kheder 1999	0.9745	5.90	66.99
7	E.9	R	Oasrawi 2000	0.9732	5.56	64.59
8	E3	V_p	Trtnik et al. 2009	0.8119	7.71	60.77
9	E.2	V_p	Nash't et al. 2005	0.9032	6.59	53.59
10	E.13	V_p, R	Erdal 2009	0.9421	7.09	51.20
11	E.12	V_p, R	Amini et al. 2016	0.8961	8.27	49.28
12	E.5	V_p	Kheder 1999	0.8942	7.46	45.45
13	E.11	V_p, R	Arioglu et al. 1991	0.9535	8.13	43.06
14	E.6	V_p	Oasrawi 2000	0.8893	12.24	19.14
15	E.1	V_p	Turgut 2004	0.9035	12.84	13.88



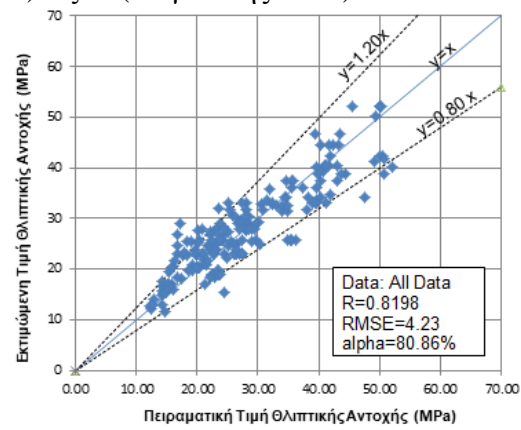
a) BPNN 2-17-14-1



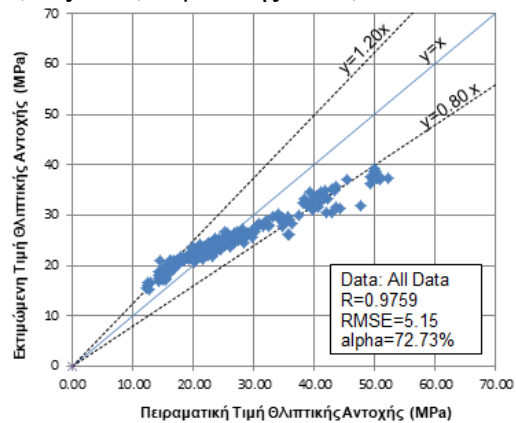
b) Εξ. 7 (Λογοθέτης 1978)



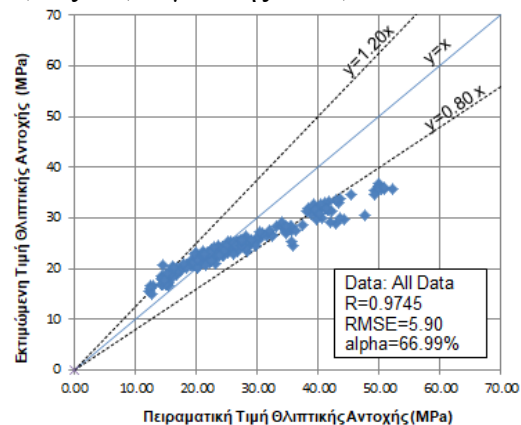
c) Εξ. 10 (Λογοθέτης 1978)



d) Εξ. 4 (Λογοθέτης 1978)



e) Εξ. 14 (Kheder 1999)



f) Εξ. 8 (Kheder 1999)

Σχήμα 4. Σύγκριση πειραματικών τιμών της θλιπτικής αντοχής με τις αντίστοιχες που προβλέπει το Τεχνητό Νευρωνικό δίκτυο και οι προτάσεις της βιβλιογραφίας.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία προτείνεται η χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος μέσω αξιοποίησης μετρήσεων από την εφαρμογή μη καταστρεπτικών μεθόδων.

1. Προτάθηκε ένας νέος αλγόριθμος για την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων. Όπως αποδεικνύεται στην εργασία,
2. ο προτεινόμενος ευρετικός αλγόριθμος συντελεί στην εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Τούτο τεκμηριώνεται από το ότι, με αυτήν την διαδικασία,
3. επιτυγχάνεται αξιόπιστη εκτίμηση της θλιπτικής αντοχής του σκυροδέματος. Μάλιστα, οι σχετικές προβλέψεις αποδεικνύονται οι πλησιέστερες προς τις μετρηθείσες τιμές (για το σύνολο του δείγματος το οποίο χρησιμοποιήθηκε), εν σχέσει προς αντίστοιχες προβλέψεις σχέσεων από την διεθνή βιβλιογραφία.
4. Πρέπει, βεβαίως, να αναφερθεί ότι η παρούσα εργασία αποτελεί το πρώτο μόνον στάδιο της σχετικής προσπάθειας, δεδομένου ότι (ελλείψει σχετικών πειραματικών στοιχείων στην βιβλιογραφία) δεν έχει ληφθεί υπ' όψη η επιρροή σημαντικών παραμέτρων, όπως η ενανθράκωση του σκυροδέματος (η οποία αναμένεται να επηρεάσει τις μετρήσεις της κρουσιμέτρησης), η περιεχόμενη στο σκυρόδεμα υγρασία και άλλες.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- ΚΑΝ.ΕΠΕ., “Κανονισμός Επεμβάσεων, 2^η Αναθεώρηση 2017”. ΦΕΚ 2984/Β/30-08-2017, ΟΑΣΠ, Αθήνα, (2017)
- Λογοθέτης, Λ., “Συμβολή εις την επί τόπου εκτίμησιν της αντοχής του σκυροδέματος δια συνδυασμού τριών εμμέσων μεθόδων”. Διδακτορική Διατριβή, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, (1978)
- Σπανός, Χ., Σπιθάκης, Μ. & Τρέζος, Κ., “Πρακτικά – Διδακτικά Εγχειρίδια. Μέθοδοι για την επιτόπου αποτίμηση των χαρακτηριστικών των υλικών”. Ομάδα Εργασίας Π-3, Αντισεισμική Θωράκιση Υφισταμένων Κατασκευών (ANTYK), Εκδόσεις ΤΕΕ, Αθήνα, (2001)
- Τάσιος, Θ., Τρέζος, Κ., & Μαραβέλιας, Χρ., “Επιτόπου προσδιορισμός της αντοχής του σκυροδέματος και συσχέτιση με την συμβατική αντοχή”. 10^ο Συνέδριο Σκυροδέματος, Ρόδος, (1991) 36-50
- Τρέζος, Κ., Γεωργίου, Κ., & Μαραβέλιας, Χρ., “Προσδιορισμός της επιτόπου αντοχής του σκυροδέματος με έμμεσες μεθόδους. Βαθμονόμηση του κρουσιμέτρου και των υπερήχων”. Τεχνικά Χρονικά ΤΕΕ, (1993) 27-44
- Τρέζος, Κ., Παπακυριακόπουλος, Π., & Σπανός Χρ., “Βαθμονόμηση των έμμεσων μεθόδων υπερήχων και κρουσιμέτρου μέσω πυρήνων και συμβατικών δοκιμών σκυροδέματος”. Πρακτικά Ημερίδας «Ειδικά θέματα

- αντισεισμικού σχεδιασμού κτιρίων & Γεωτεχνικών έργων», ΤΕΕ, Τμήμα Ανατολικής Κρήτης, Ηράκλειο, (2008)
- Τρέζος, Κ., “Αποτίμηση των ιδιοτήτων των υλικών σε υφιστάμενες κατασκευές”. Πρακτικά 16^{ου} Συνεδρίου Σκυροδέματος, ΤΕΕ, ΕΤΕΚ, Πάφος, Κύπρος (2009)
- Amini, K., Jalalpour, M. & Delatte, N., “Advancing concrete strength prediction using non-destructive testing: Development and verification of a generalizable model”. *Construction and Building Materials*, 102, (2016) 762–768
- Arioglu, E. & Manzak, O., “Application of “Sonreb” Method to Concrete Samples Produced in Yedpa Construction Site”. *Prefabrication Union, Prefabr Union (in Turkish)*, (1991) 5–12
- Asteris, P.G. & Plevris, V., “Neural network approximation of the masonry failure under biaxial compressive stress”. *ECCOMAS Special Interest Conference - SEECM 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)
- Erdal, M., “Prediction of the compressive strength of vacuum processed concretes using artificial neural network and regression techniques”. *Scientific Research and Essay Vol.4 (10)*, (2009) 1057-1065
- Kheder, G.F., “A two stage procedure for assessment of in-situ concrete strength using combined non-destructive testing”. *Materials and Structures/Matériaux et Constructions*, Vol. 32, (1999) 410-417
- 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>
- Nash't, I.H., A'bour, S.H. & Sadoon, A.A., “Finding an unified relationship between crushing strength of concrete and non-destructive tests”. in: *Middle East Nondestructive Testing Conference & Exhibition, Bahrain*, (2005)

- Neville, A.M., "Properties of Concrete", 4th Edn., Longman, and John Wiley, (1995)
- Qasrawi, H.Y., "Concrete strength by combined nondestructive methods Simply and reliably predicted". *Cement and Concrete Research*, 30, (2000) 739-746
- Trtnik, G., Kavc'ic, F., & Turk, G., "Prediction of concrete strength using ultrasonic pulse velocity and artificial neural networks". *Ultrasonics*, 49, (2009) 53-60
- Turgut, P., "Evaluation of the ultrasonic pulse velocity data coming on the field". in: *Fourth International Conference on NDE in Relation to Structural Integrity for Nuclear and Pressurised Components*, London, (2004)
- Whitehurst, E., "Soniscope tests concrete structures", *J. Am. Concrete Inst.*, 47, (1951) 433-444.