

Βελτιωμένη πρόβλεψη θλιπτικών αντοχών τσιμέντου με εφαρμογή νευρωνικών δικτύων και γραμμικών δυναμικών προτύπων

Improved prediction of the cement compressive strength by applying dynamic neural networks and linear models

Δημήτρης ΤΣΑΜΑΤΣΟΥΛΗΣ¹, Χρήστος ΚΟΡΟΛΟΓΟΣ²

Λέξεις κλειδιά: Τσιμέντο, αντοχή, νευρωνικά δίκτυα, γραμμικό πρότυπο
Keywords: Cement, strength, neural networks, linear model

ΠΕΡΙΛΗΨΗ: Η πρόβλεψη της θλιπτικής αντοχής 28 ημερών του τσιμέντου προσεγγίστηκε με την ανάπτυξη δυναμικών μαθηματικών προτύπων βασισμένων σε πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (MLR) και την μέθοδο των νευρωνικών δικτύων (ANN). Η μοντελοποίηση βασίζεται σε δεδομένα τσιμέντων Πόρτλαντ. Τα νευρωνικά δίκτυα περιλαμβάνουν τρία στρώματα και ένα ή δύο κόμβους στο κρυφό στρώμα. Εφαρμόστηκαν τρεις τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης. Η σύγκριση των μεθόδων βασίζεται στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSRE) των δεδομένων ελέγχου. Η επίδοση της γραμμικής τεχνικής αποδεικνύεται υψηλή καθώς μόνο τρία από τα επτά πρότυπα νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν, παρέχουν καλύτερη πρόβλεψη της αντοχής.

ABSTRACT: The prediction of the cement 28-days compressive strength is approached by developing dynamic models based on multiple linear regression (MLR) and artificial neural networks (ANN). Modelling is base to Portland cement data. The neural networks contain three layers and one or two nodes in the hidden layer. Three types of activation function are applied. The comparison of the methods is based on the mean square residual error (MSRE) of the test data. The performance of MLR is proving high, as only three out of the seven neural networks developed, provide better strength prediction.

Συντονιστής Ποιότητας, ΧΑΛΥΨ ΔΟΜΙΚΑ ΥΛΙΚΑ Α.Ε. email: d.tsamatsoulis@halyps.gr

Διευθυντής Ποιότητας, ΧΑΛΥΨ ΔΟΜΙΚΑ ΥΛΙΚΑ Α.Ε. email: c.korologos@halyps.gr

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) είναι ένα ελκυστικό εργαλείο για τη μοντελοποίηση μη γραμμικών διεργασιών. Στη βιομηχανία τσιμέντου, οι ANNs χρησιμοποιούνται συνήθως για να περιγράψουν τις κύριες παραγωγικές διαδικασίες: καύση (Kadri et al. 2012) και άλεση. Η πρόβλεψη της αντοχής 28 ημερών του τσιμέντου από προηγούμενα αποτελέσματα της βάσης δεδομένων του ελέγχου ποιότητας, παραμένει μία πρόκληση. Κυρίως έχουν αναπτυχθεί γραμμικά και πολυωνμικά μοντέλα, ή αλγόριθμοι που ανάγονται σε αυτά και στην βιβλιογραφία μπορούν να βρεθούν εκτενείς ανασκοπήσεις (Odler, 1991, Tsamatsoulis, 2012). Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την πρόβλεψη της αντοχής του σκυροδέματος (Özcan et al., 2009, Omran et al., 2014).

Ωστόσο, σχετικά λίγες μελέτες βασίζονται στη μεθοδολογία ANN για να συσχετίσουν τη αντοχή 28 ημερών του τσιμέντου με άλλες ιδιότητες του. Ο Dolado et al. (2011) παρουσίασαν μια εξαιρετική ανασκόπηση των πρόσφατων προσπαθειών για την περιγραφή υλικών με βάση το τσιμέντο με υπολογιστικά μέσα. Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η τάση δημιουργίας ανοιχτών πλατφορμών για τη μοντελοποίηση και τη χρήση μοντέλων προσομοίωσης καταδεικνύει την αυξανόμενη ζήτηση αυτού του τύπου εργαλείου για την επίλυση πραγματικών προβλημάτων μηχανικής. Οι Akkurt et al. (2003) ανέπτυξαν ένα μοντέλο GA-ANN αντοχής τσιμέντου με συλλογή και επεξεργασία βιομηχανικών δεδομένων έξι μηνών. Τα αποτελέσματά τους έδειξαν ότι η αύξηση του C_3S , του SO_3 και της ειδικής επιφάνειας οδηγεί σε αυξημένη αντοχή. Νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν από τους Baykasoglu et al. (2004) για την πρόβλεψη της αντοχής τσιμέντου.

Ο στόχος αυτής της μελέτης είναι να συγκριθούν δύο τύποι δυναμικών τεχνικών: Η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (MLR) με μια τεχνική βασισμένη σε διάφορους τύπους ANN. Και στις δύο περιπτώσεις χρησιμοποιούνται δεδομένα μιας προκαθορισμένης περιόδου για την εκπαίδευση, δηλαδή για τον υπολογισμό των βέλτιστων παραμέτρων. Στη συνέχεια, τα δεδομένα που ανήκουν σε χρονικό διάστημα που ακολουθεί την περίοδο εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για την επικύρωση του μοντέλου. Το χρονικό διάστημα εκπαίδευσης και επικύρωσης

αποτελεί την παρελθούσα και μελλοντική περίοδο, αντίστοιχα. Σε όλο το κείμενο, τα σφάλματα που αντιστοιχούν σε παρελθούσες περιόδους χαρακτηρίζονται ως σφάλματα εκπαίδευσης, ενώ αυτά που υπολογίζονται από δεδομένα μελλοντικής περιόδου ονομάζονται σφάλματα δοκιμής. Το κριτήριο σύγκρισης είναι η δυνατότητα ενός μοντέλου να προβλέψει τη μελλοντική αντοχή 28 ημερών του τσιμέντου, που μπορεί να χαρακτηριστεί ως η ικανότητα γενίκευσης της μοντελοποίησης.. Ιδιαίτερη προσοχή δόθηκε στο πρόβλημα υπερ-προσαρμογής (over-fitting) που εμφανίζεται συχνά στις τεχνικές ANN.

ΥΛΙΚΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΛΕΓΧΟΥ

Μελετήθηκαν δύο τύποι τσιμέντου πόρτλαντ: CEM II A-L 42.5 N and CEM II B-M (P-L) 32.5 N. Η μοντελοποίηση βασίζεται στα αποτελέσματα χημικών, φυσικών και μηχανικών μετρήσεων ημερήσιων μέσων δειγμάτων. Χρησιμοποιήθηκαν τα ακόλουθα δεδομένα: (i) Υπόλειμμα σε κόσκινο 40 μm , μετρούμενο με αεροδιαχωρισμό. (ii) Ειδική επιφάνεια, μετρούμενη σύμφωνα με το EN 196-6. (iii) Απώλεια πύρωσης και αδιάλυτο υπόλειμμα μετρούμενα σύμφωνα με το πρότυπο EN 196-2. (iv) SO_3 , μετρούμενο με XRF. (v) Αντοχή σε θλίψη στις 1, 7 και 28 ημέρες όπου η προετοιμασία, ωρίμανση και μέτρηση των δειγμάτων έγιναν σύμφωνα με το πρότυπο EN 196-1. Η μοντελοποίηση βασίζεται σε περισσότερα από 3400 σύνολα δεδομένων σε τσιμέντα παραγωγής του εργοστασίου ΧΑΛΥΨ.

ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΝΤΟΧΗΣ

Οι κοινές ανεξάρτητες μεταβλητές σε όλα τα μοντέλα είναι: Απώλεια πύρωσης, LOI, θειικά, SO_3 , αδιάλυτο υπόλειμμα, Ins_Res , υπόλειμμα σε κόσκινο 40 μικρών, R40 και ειδική επιφάνεια, S_b . Για την πρόβλεψη της αντοχής 28 ημερών εφαρμόστηκαν δύο ανεξάρτητα μοντέλα: (i) Το πρώτο, Str_28_1 , όπου, εκτός από τα φυσικά και χημικά δεδομένα, η αντοχή μιας ημέρας - Str_1 - αποτελεί μεταβλητή εισόδου, (ii) Το δεύτερο που ονομάζεται Str_28_7 , όπου περιλαμβάνεται ως μεταβλητή και η αντοχή των 7 ημερών - Str_7 -. Στην πραγματικότητα, υπάρχουν συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών LOI, Ins_Res , SO_3 , R40, S_b , Str_1 , Str_7 . Π.χ.: Μείωση του R40 ή αύξηση των LOI, Ins_Res και SO_3 γενικά προκαλεί αύξηση του S_b . Η αύξηση των LOI, Ins_Res και R40 οδηγεί σε χαμηλότερη πρώιμη αντοχή. Εν τούτοις, οι πρώιμες αντοχές εξαρτώνται επίσης από τη ορυκτολογική σύνθεση του κλίνκερ, την ελευθέρα άσβεστο, τα ισοδύναμα αλκάλια και τη δραστικότητα του κλίνκερ γενικά. Μια αύξηση στην Str_1 προκαλεί

επίσης μια αύξηση στην Str_{7} , αλλά η Str_{7} σχετίζεται επίσης με τη σύνθεση και τη δραστηριότητα του κλίνκερ. Έτσι, επειδή οι μεταβλητές S_b , Str_{1} , Str_{7} εξαρτώνται από παραμέτρους που δεν λαμβάνονται υπόψη στην τρέχουσα κατάσταση μοντελοποίησης, μπορούν να θεωρηθούν ανεξάρτητες.

Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Οι 7 ανεξάρτητες μεταβλητές ονομάζονται X_I με $I=1..7$, όπου: $X_1=LOI$, $X_2=SO_3$, $X_3=Ins_Res$, $X_4=S_b$, $X_5=R40$, $X_6=Str_{1}$, $X_7=Str_{7}$. Η αντοχή 28 ημερών είναι η εξαρτημένη μεταβλητή και ο αλγόριθμος ακολουθεί ως εξής:

(i) Για μια ομάδα δεδομένων, υπολογίζονται οι ελάχιστες και μέγιστες τιμές των X_I και Y , $X_{I,MIN}$, $X_{I,MAX}$, Y_{MIN} , Y_{MAX} αντίστοιχα.

(ii) Κανονικοποιούνται οι μεταβλητές X_I , Y . Το σετ των νέων μεταβλητών XN_I , YN υπολογίζεται από τις Εξισώσεις 1 και 2. Οι κανονικοποιημένες τιμές ανήκουν στο διάστημα $[0, 1]$.

$$XN_I = \frac{X_I - X_{I,MIN}}{X_{I,MAX} - X_{I,MIN}} \quad I = 1..N \quad (1)$$

$$YN = \frac{Y - Y_{MIN}}{Y_{MAX} - Y_{MIN}} \quad (2)$$

(iii) Η υπολογιζόμενη κανονικοποιημένη μεταβλητή YN_{Calc} δίνεται από την Εξίσωση 3.

$$YN_{Calc} = A_0 + \sum_{I=1}^N A_I \cdot XN_I \quad (3)$$

(iv) Η υπολογιζόμενη αντοχή 28 ημερών δίνεται από την Εξίσωση 4.

$$Str_{28_{Calc}} = Y_{MIN} + YN_{Calc} \cdot (Y_{MAX} - Y_{MIN}) \quad (4)$$

(v) Για ένα συνολικό αριθμό πειραματικών σετ δεδομένων M , οι συντελεστές A_I , $I=0..N$ υπολογίζονται με ελαχιστοποίηση του σφάλματος s_{Res} , που δίνεται από την Εξίσωση 5.

$$s_{Res}^2 = \sum_{J=1}^M (Str_{28_{Calc,J}} - Str_{28_{Act,J}})^2 / (M - N - 1) \quad (5)$$

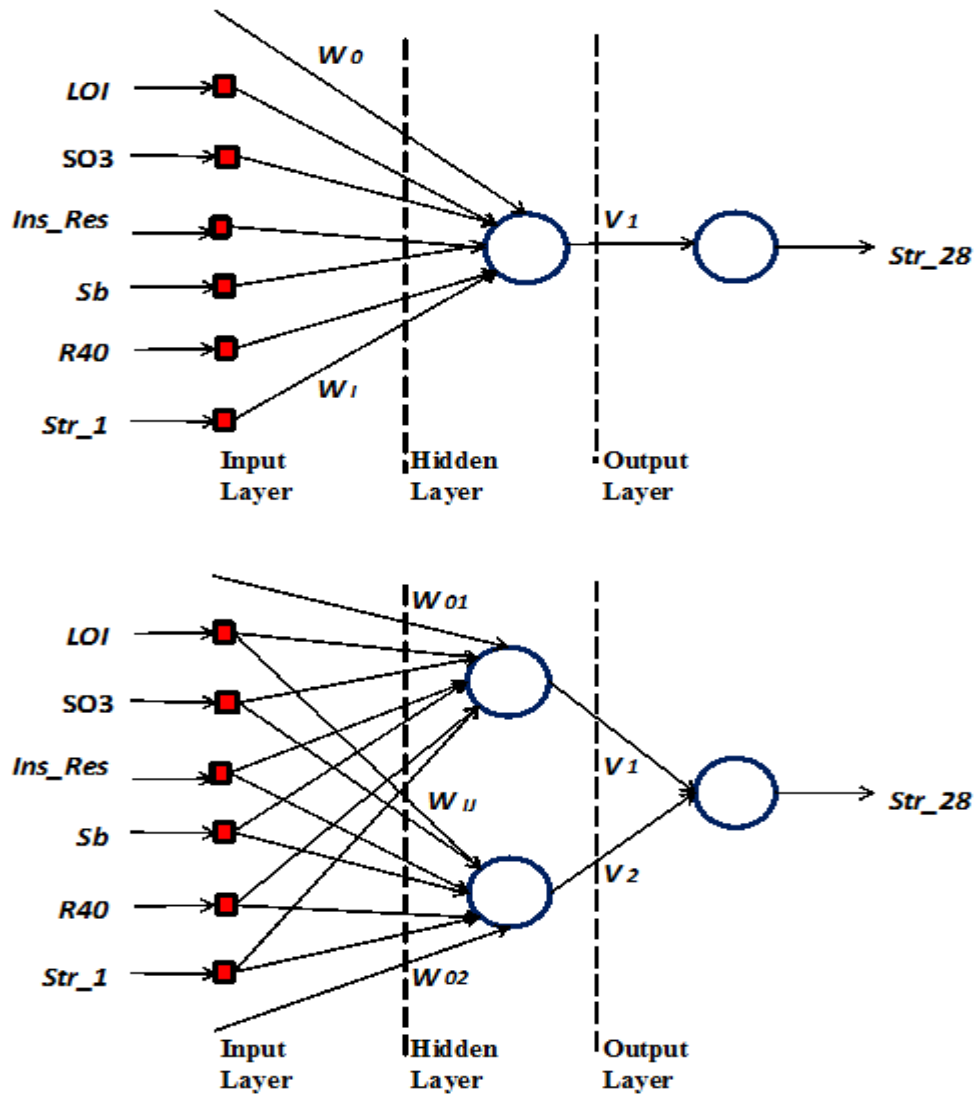
Νευρωνικά Δίκτυα

Αναπτύσσεται ο συνήθης feed-forward ANN με τρία στρώματα. Η μέθοδος της πίσω – διάδοσης (back propagation) εφαρμόζεται σε λειτουργία παρτίδας (batch mode). Το κρυφό στρώμα του ANN με τρία στρώματα περιέχει ένα ή δύο κόμβους. Η μη γραμμικότητα της συνάρτησης ενεργοποίησης προσεγγίζεται με χρήση σιγμοειδών (sigmoid), υπερβολικής εφαπτομένης (hyperbolic tangent) και συναρτήσεων ακτινικής βάσης (radial basis). Η μοντελοποίηση επίσης περιλαμβάνει ANNs με και χωρίς προκατάληψη (Bias). Το αποτέλεσμα των συνδυασμών είναι ένας υψηλός αριθμός δομών, με ονοματολογία που παρουσιάζεται στον Πίνακα 1. Όσον αφορά το πρότυπο St_28_1, οι feed-forward ANNs παρουσιάζονται στο Σχήμα 1. Στην περίπτωση του ενός κόμβου, αυτός δέχεται όλα τα δεδομένα. Στην περίπτωση των δύο κόμβων, κάθε ένας δέχεται διαφορετικό τύπο τσιμέντου. Το λογισμικό καταλαβαίνει τον τύπο από τη χημική ανάλυση.

Πίνακας 1. Περιγραφή της δομής των ANN

Feed Forward ANN				
	Αριθμός κόμβων στο κρυφό στρώμα	Αριθμός παραμέτρων	Συνάρτηση ενεργοποίησης	Bias
S_1N	1	7	Σιγμοειδής	OXI
S_1N_B	1	8	Σιγμοειδής	NAI
HT_1N	1	7	Υπερβολική Εφαπτομένη	OXI
HT_1N_B	1	8	Υπερβολική Εφαπτομένη	NAI
RBF_1N	1	13	Ακτινική Βάση	OXI
S_2N	2	14	Σιγμοειδής	OXI
RBF_2N	2	20	Ακτινική Βάση	OXI

Στην περίπτωση σιγμοειδών και συναρτήσεων ακτινικής βάσης η κανονικοποίηση των μεταβλητών γίνεται με τις Εξισώσεις 1 και 2. Αντίθετα όταν εφαρμόζεται η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης, οι μεταβλητές κανονικοποιούνται με τις Εξισώσεις 6 και 7. Σε αυτή την περίπτωση XN_i και YN περιέχονται στο διάστημα $[-1, 1]$. Η Str_28 υπολογίζεται τότε από την Εξίσωση 8.



Σχήμα 1. Δομή feed-forward ANN για το πρότυπο Str_28_1

$$XN_I = \frac{2 \cdot X_I - (X_{I,MIN} + X_{I,MAX})}{X_{I,MAX} - X_{I,MIN}} \quad I = 1..N \quad (6)$$

$$YN = \frac{2 \cdot Y - (Y_{MIN} + Y_{MAX})}{Y_{MAX} - Y_{MIN}} \quad (7)$$

$$Str_{28calc} = \frac{Y_{MAX} + Y_{MIN}}{2} + Y_N \cdot \frac{Y_{MAX} - Y_{MIN}}{2} \quad (8)$$

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης του κρυφού στρώματος περιγράφονται από τις Εξισώσεις 9 έως 11, όπου ως $o(J)$ ορίζεται η έξοδος του κόμβου J . Για δίκτυα ενός κόμβου $J = 1$, ενώ για δύο κόμβους $J = 1$ ή 2 . Ως $W_{I,J}$ ορίζονται τα συναπτικά βάρη από την είσοδο I στον κόμβο J .

Σιγμοειδής συνάρτηση:

$$o(J) = 1 / \left(1 + \exp \left(- \sum_{I=0}^N W_{I,J} \cdot XN_I \right) \right) \quad (9)$$

Συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης:

$$o(J) = \left(1 - \exp \left(-2 \cdot \sum_{I=0}^N W_{I,J} \cdot XN_I \right) \right) / \left(1 + \exp \left(-2 \cdot \sum_{I=0}^N W_{I,J} \cdot XN_I \right) \right) \quad (10)$$

Συνάρτηση ακτινικής βάσης:

$$o(J) = \exp \left(- \sum_{I=1}^N (XN_I - X0_I)^2 / \sigma_I^2 \right) \quad (11)$$

Όπου $(X0_1, X0_2 \dots X0_N)$ είναι το διάνυσμα του κέντρου της ακτινικής βάσης και $(\sigma_0, \sigma_1 \dots \sigma_N)$ οι παράμετροι διασποράς.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης του στρώματος εξόδου δίνεται από την Εξίσωση 12, όπου $V(J)$ είναι τα συναπτικά βάρη από τους κόμβους του κρυμμένου στρώματος στον κόμβο της εξόδου. Άρα $N_1 = 1$ ή $N_1=1$ και 2 ανάλογα με τον αριθμό των κόμβων στο κρυφό στρώμα

$$Y_N = \sum_{J=1}^{N_1} V(J) \cdot o(J) \quad (12)$$

Δυναμική μοντελοποίηση

Το κοινό χαρακτηριστικό ανάμεσα στις δύο μεθόδους – MLR και ANNs – είναι η χρήση των δυναμικών προτύπων, τα οποία έχουν περιγραφεί αναλυτικά από τον Tsamatsoulis (2014a, 2014b). Το βασικό χαρακτηριστικό είναι ότι με βάση τα δεδομένα – φυσικο-χημικά χαρακτηριστικά, πρώιμες και τυπικές αντοχές -ενός παρελθόντος χρονικού διαστήματος μήκους T_D σε ημέρες υπολογίζονται οι παράμετροι του μοντέλου με γραμμική ή μη γραμμική παλινδρόμηση. Με βάση αυτές τις παραμέτρους γίνεται εκτίμηση της τυπικής αντοχής 28 ημερών για το επόμενο μελλοντικό χρονικό διάστημα μήκους T_F σε ημέρες. Όταν το χρονικό διάστημα μήκους T_F παρέλθει, το παρελθόν χρονικό διάστημα μήκους T_D μετακινείται προς τα εμπρός κατά T_F ημέρες και διαγράφονται οι παλιότερες T_F ημέρες. Οι παράμετροι υπολογίζονται ξανά και εφαρμόζονται για το επόμενο διάστημα μήκους T_F . Με αυτό τον τρόπο οι παράμετροι του μοντέλου είναι δυναμικές εφόσον είναι συνάρτηση του χρόνου. Ισχύει πάντα $T_D \geq T_F$ και οι δύο αυτές χρονικές παράμετροι απαιτούν βελτιστοποίηση με βάση ιστορικά δεδομένα. Ως κριτήριο θεωρείται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (s_{Res}) για την παρελθούσα περίοδο μήκους T_D ($s_{Res,TD}$) και τη μέλλουσα περίοδο μήκους T_F (s_{ResTF})

Στη συγκεκριμένη εφαρμογή η περίοδος T_D αποτελεί την περίοδο εκπαίδευσης και η περίοδος T_F αυτή της δοκιμής. Εάν για την εκπαίδευση και τη δοκιμή χρησιμοποιούνται συνολικά K_{TD} σετ δεδομένων, το καθένα μήκους T_D για την εκπαίδευση και T_F για τη δοκιμή τότε τα μέσα τετραγωνικά σφάλματα εκπαίδευσης και δοκιμής $MSRE_{Past}$, $MSRE_{Future}$ δίνονται από τις Εξισώσεις 13 και 14.

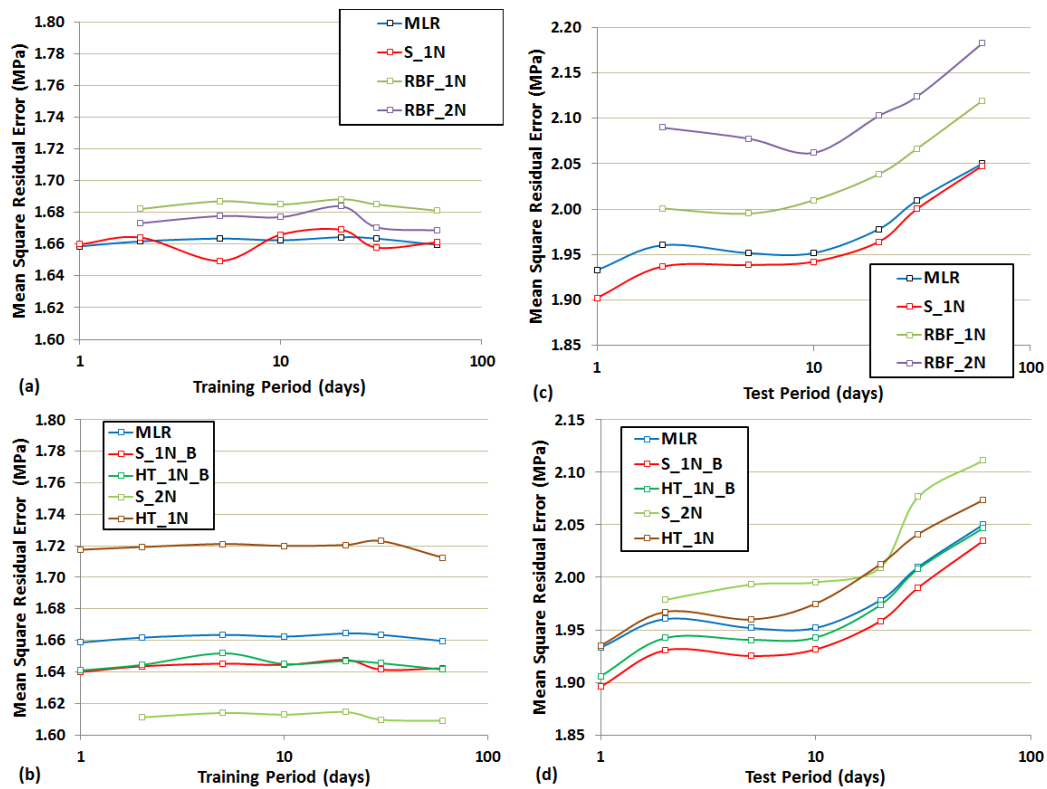
$$MSRE_{Past} = \sqrt{\frac{\sum_{I=1}^{K_{TD}} s_{Res,TD}(I)^2}{K_{TD}}} \quad (13)$$

$$MSRE_{Future} = \sqrt{\frac{\sum_{I=1}^{K_{TD}} s_{Res,TF}(I)^2}{K_{TD}}} \quad (14)$$

ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Αρχική επεξεργασία των δεδομένων

Η δυναμική μοντελοποίηση αρχικά εφαρμόστηκε για το πρότυπο Str_28_1 για $T_D=180$ ημέρες και T_F να κυμαίνεται από 1 έως 60 ημέρες για όλες τις τεχνικές MLR και ANN. Αυτή η περίοδος αρχίζει τουλάχιστον 29 ημέρες μετά το τέλος της περιόδου εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα των $MSRE_{Past}$, $MSRE_{Future}$ φαίνονται στο Σχήμα 2.

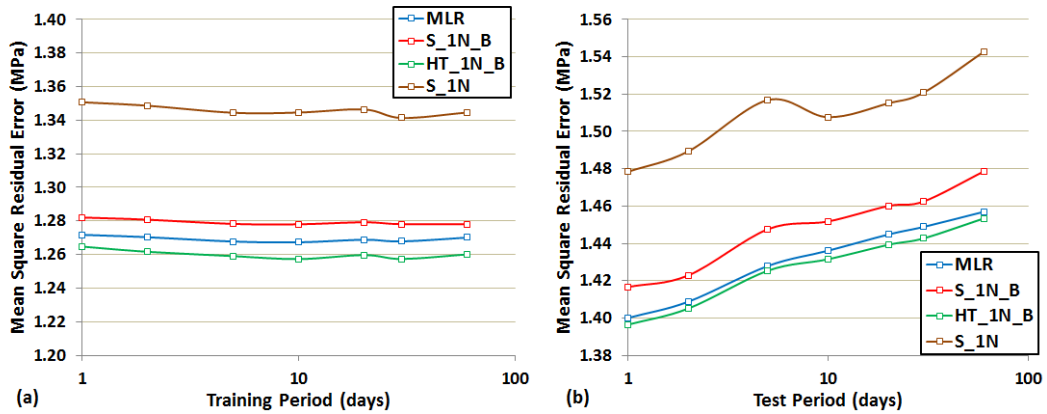


Σχήμα 2. Σφάλμα εκπαίδευσης και σφάλμα δοκιμής για $T_D=180$, $T_F=1 \dots 60$ ημέρες

Επειδή τα $MSRE_{Past}$ είναι ουσιαστικά συνάρτηση του T_D , γι' αυτό παραμένουν πρακτικά σταθερά για όλο το εύρος του T_F . Το γραμμικό μοντέλο αποδεικνύεται ιδιαίτερα αποτελεσματικό στην πρόβλεψη μελλοντικής αντοχής εφόσον μόνο τρία από τα επτά ANN παρουσιάζουν $MSRE_{Future}$ μικρότερο από αυτό του MLR, τα S_{1N} , S_{1N_B} , HT_{1N_B} , όλα δίκτυα με ένα μόνο κρυφό κόμβο. Όλα τα δίκτυα με δύο κόμβους αποτυγχάνουν να προβλέψουν καλύτερα. Ειδικά το S_{2N} , ενώ παρουσιάζει το μικρότερο $MSRE_{Pas}$, εμφανίζει το χειρότερο $MSRE_{Future}$ άρα αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα υπέρ-προσαρμογής (overfitting).

Συμπερασματικά, όπως φαίνεται η υψηλότερη ικανότητα γενίκευσης επιτυγχάνεται με συμπαγείς αρχιτεκτονικές, δηλαδή με πρότυπα με όχι ιδιαίτερα μεγάλο αριθμό ανεξάρτητων μεταβλητών. Συμπερασματικά η παραπέρα επεξεργασία συνεχίζεται με το MLR και τα τρία αναφερθέντα ANN. Αυτές οι τεχνικές συγκρίθηκαν με το πρότυπο Str_{28_7} . Όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, υπολογίζονται οι καμπύλες των $MSRE_{Past}$, $MSRE_{Future}$ για $T_D=180$, T_F από 1 έως 60 ημέρες. Τα αποτελέσματα δίνονται στο Σχήμα 3. Το μοντέλο MLR εμφανίζει ένα επαρκώς χαμηλό σφάλμα πρόβλεψης, χαμηλότερο από το σφάλμα των S_{1N_B} και S_{1N} και περίπου ίσο

με αυτό του HT_1N_B. Άρα για το τρέχον επίπεδο ανάπτυξης των ANN, το γραμμικό πρότυπο είναι απολύτως αξιόπιστο όσον αφορά το μοντέλο Str_28_7.

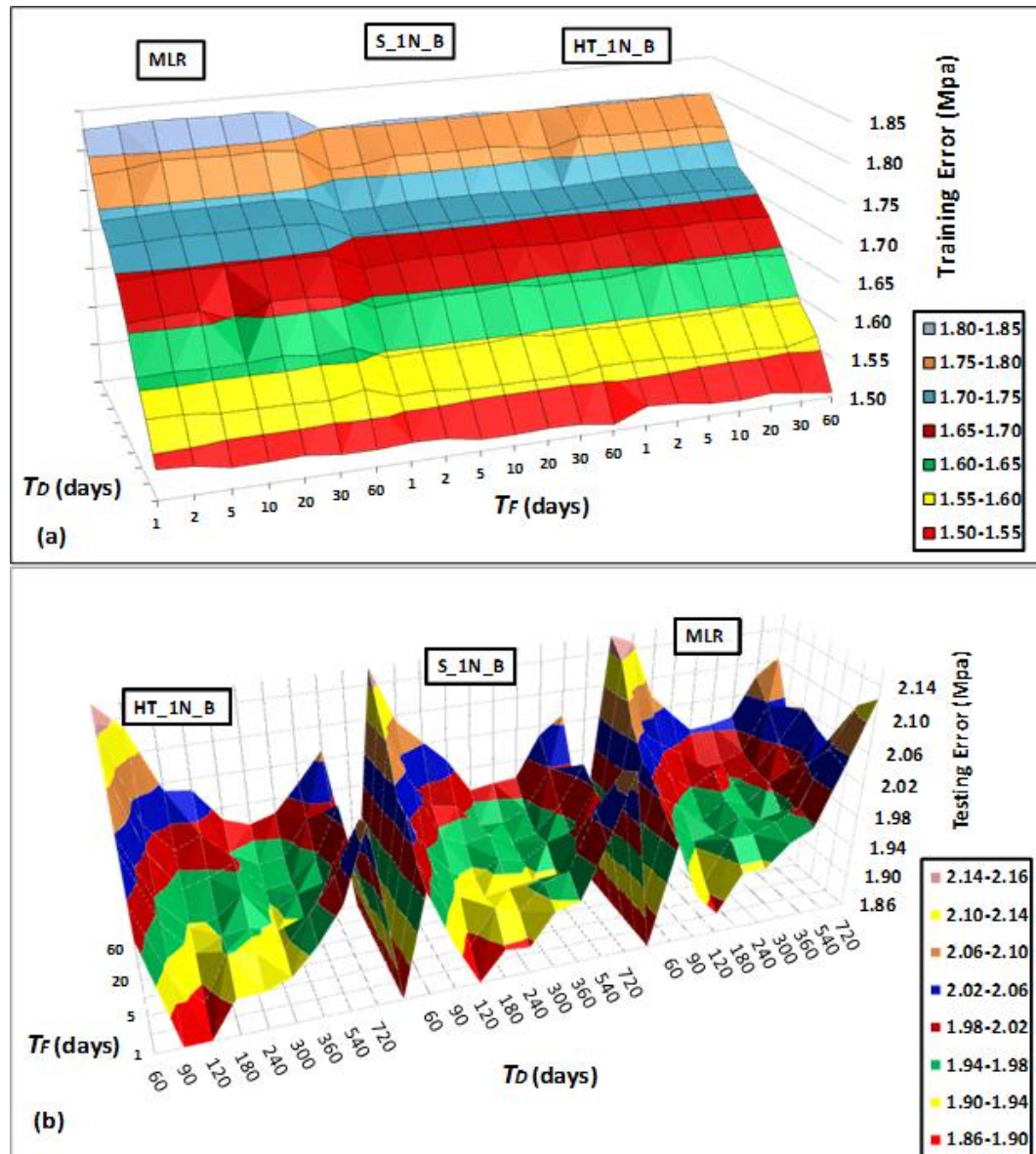


Σχήμα 3. MSRE_{Past}, MSRE_{Future} για $T_D=180$, T_F από 1 έως 60 ημέρες του προτύπου Str_28_7

Βελτιστοποίηση των χρονικών σταθερών T_D και T_F

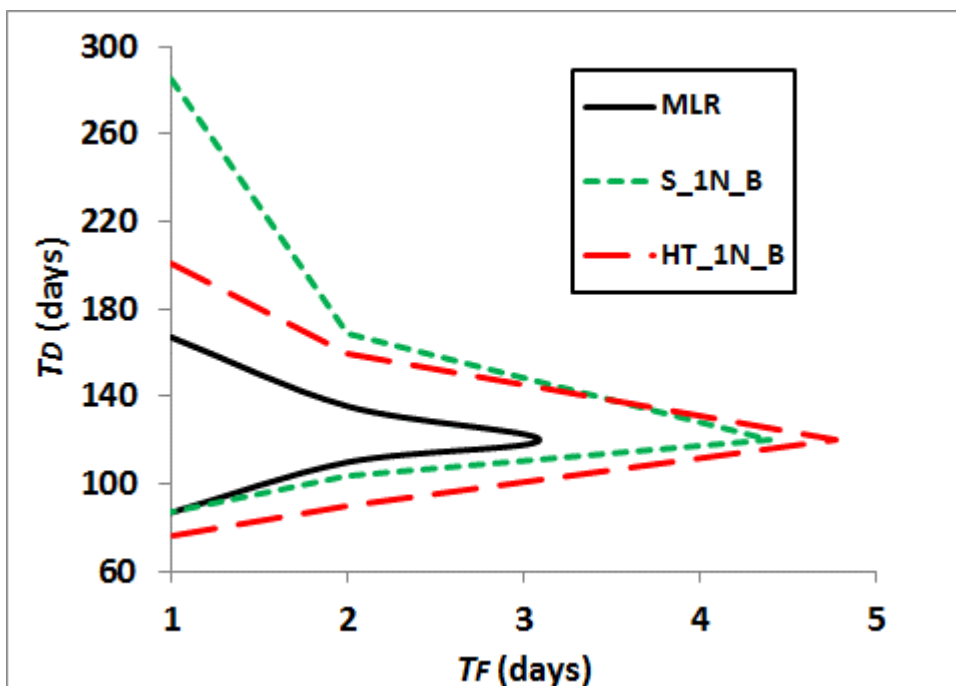
Οι χρονικές σταθερές T_D και T_F αποτελούν τις περιόδους εκπαίδευσης και δοκιμής όσον αφορά τη μοντελοποίηση αλλά αποτελούν επίσης κατά την εφαρμογή του μοντέλου στην πραγματική διεργασία, η μεν T_D την περίοδο υπολογισμού των παραμέτρων, η δε T_F την περίοδο εφαρμογής αυτών των παραμέτρων στο μέλλον και πρόβλεψης των αντοχών. Οι δύο αυτές σταθερές απαιτούν βελτιστοποίηση η οποία επιτυγχάνεται χάρη στο μεγάλο όγκο πειραματικών δεδομένων – 3400 σετ ημερήσιων μέσων αποτελεσμάτων παραγωγής. Τα δυναμικά μοντέλα MLR, και S_1N_B, HT_1N_B εφαρμόστηκαν για $T_D \in \{60, 90, 120, 180, 240, 300, 360, 540, 720\}$ και $T_F \in \{1, 2, 5, 10, 20, 30, 60\}$. Τα MSRE_{Past}, MSRE_{Future} υπολογίστηκαν για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς των (T_D , T_F) και δίνονται στο Σχήμα 4 από το οποίο συμπεραίνονται τα εξής: (i) Το MSRE_{Past} είναι αύξουσα συνάρτηση του T_D και πρακτικά ανεξάρτητο του T_F . (ii) Για την ίδια τιμή T_D , τα αποτελέσματα MSRE_{Past} που υπολογίστηκαν από τα ANNs είναι $\approx 0,02$ χαμηλότερα από αυτά που υπολογίστηκαν από MLR, σχεδόν για όλα τα T_F . (iii) Το MSRE_{Future} είναι ισχυρή συνάρτηση των T_D , T_F και για κάθε τιμή T_F , υπάρχει ένα T_D όπου το MSRE_{Future} γίνεται ελάχιστο. (iv) Οι μικρές τιμές $T_D - T_D = 60$ ημέρες - οδηγούν σε αισθητή επιδείνωση της μελλοντικής πρόβλεψης, πράγμα που σημαίνει ότι οι σύντομες περίοδοι κατάρτισης είναι ανεπαρκείς για την εκπαίδευση των μοντέλων. (v) Το ελάχιστο MSRE_{Future} για την τεχνική MLR εμφανίζεται για (T_D , T_F) = (120, 1) και είναι ίσο με 1,89 MPa και για τις ίδιες τιμές των T_D και T_F , οι δύο ANN παρέχουν ένα υπολειπόμενο σφάλμα ελαφρά χαμηλότερο από αυτό του MLR και ίσο με 1.86.

Επομένως, οι δύο ANNs συμπεριφέρονται ελαφρώς καλύτερα από το MLR στην πρόβλεψη της μελλοντικής αντοχής 28 ημερών και διατηρούν σφάλμα χαμηλό σε μια πιο ευρεία περιοχή από ότι το MLR. Άρα είναι και ελαφρά πιο εύρωστοι κατά την πραγματική εφαρμογή.



Σχήμα 4. Σφάλματα $MSRE_{Past}$, $MSRE_{Futur}$ συναρτήσει των T_D , T_F .

Επιπλέον μελετήθηκε η ευαισθησία του βέλτιστου $(T_D, T_F) = (120, 1)$ προσδιορίζοντας τα ζεύγη (T_D, T_F) που παρέχουν $MSRE_{Future} \leq 1,02 MSRE_{Future,Min}$ του MLR. Αυτή η περιοχή αποτελεί τη βέλτιστη περιοχή των χρονικών παραμέτρων. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5. Στην περίπτωση των δύο ANN οι περιοχές είναι ευρύτερες σε σχέση με το MLR γεγονός που αποτελεί ένδειξη υψηλότερης ευρωστίας των ANN όσον αφορά την χρόνο T_F κατά την εφαρμογή του μοντέλου στη διεργασία. Βέβαια πρέπει να συνυπολογιστεί ο υπολογιστικός χρόνος για την επίλυση των πολύπλοκων εκθετικών εξισώσεων σε σχέση με τις απλές γραμμικές



Σχήμα 5. Βέλτιστες περιοχές των T_D, T_F

Παραπλήσια επεξεργασία έγινε με χρήση του προτύπου Str_28_7. Στην περίπτωση αυτή το γραμμικό μοντέλο είναι απολύτως ισοδύναμο με τα δύο μοντέλα ANN, όσον αφορά τα σφάλματα δοκιμής τα οποία είναι: MLR=1.37, S_1N_B=1.37, HT_1N_B=1.36.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η πρόβλεψη της θλιπτικής αντοχής 28 ημερών του τσιμέντου προσεγγίστηκε με την ανάπτυξη δυναμικών μαθηματικών προτύπων βασισμένων σε πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (MLR) και την μέθοδο των νευρωνικών δικτύων (ANN). Η μοντελοποίηση βασίζεται σε δεδομένα τσιμέντων Πόρτλαντ. Τα πρότυπα λαμβάνουν υπόψη βιομηχανικά δεδομένα ημερήσιων αποτελεσμάτων φυσικο-χημικών χαρακτηριστικών, πρώιμων και τυπικών αντοχών. Αναπτύχθηκαν δύο είδη μοντέλων που λαμβάνουν υπόψη εκτός των φυσικο-χημικών χαρακτηριστικών, το μεν ένα - Str_28_1 – την πρώιμη αντοχή μιας ημέρας, το δε δεύτερο και την αντοχή των επτά ημερών. Τα νευρωνικά δίκτυα περιλαμβάνουν τρία στρώματα και ένα ή δύο κόμβους στο κρυφό στρώμα. Εφαρμόστηκαν τρεις τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης: Σιγμοειδείς, συναρτήσεις υπερβολικής εφαπτομένης καθώς και ακτινικής βάσης. Τα πρότυπα εκπαιδεύονται για παρελθούσα χρονική περίοδο μήκους T_D ημερών και ελέγχονται για μέλλουσα χρονική περίοδο T_F ημερών. Η εξέλιξη των δύο αυτών περιόδων είτε κατά τη μοντελοποίηση είτε κατά την πρακτική εφαρμογή γίνεται με δυναμικό τρόπο.

Η σύγκριση των μεθόδων βασίζεται στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSRE) των δεδομένων ελέγχου. Η επίδοση της γραμμικής τεχνικής αποδεικνύεται υψηλή καθώς μόνο τρία από τα επτά πρότυπα ANN που αναπτύχθηκαν, παρέχουν καλύτερη πρόβλεψη της αντοχής. Οι χρονικές σταθερές T_D , T_F αποτελούν παραμέτρους προς βελτιστοποίηση. Όσον αφορά το πρότυπο Str_28_1, η βέλτιστη περιοχή όσον αφορά την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης ή δοκιμής, είναι $(T_D, T_F) = (120, 1)$. Μικρά T_D αποδεικνύονται ανεπαρκή να ελαχιστοποιήσουν το σφάλμα $MSRE_{Future}$, ένδειξη πως τα στοιχεία δεν είναι επαρκή για ικανοποιητική εκπαίδευση.

Δύο ANN ενός κρυφού κόμβου και με προκατάληψη παρέχουν ~2% μικρότερο $MSRE_{Future}$ από το ελάχιστο του MLR και παράλληλα μια πιο ευρεία περιοχή βέλτιστων (T_D, T_F) . Αυτή η ευρωστία (robustness) είναι πιθανά σημαντική κατά την καθημερινή εφαρμογή των προβλεπτικών μοντέλων, αλλά θα πρέπει να συνυπολογιστεί ο υπολογιστικός χρόνος για την επεξεργασία των πολύπλοκων εκθετικών συναρτήσεων σε σχέση με τις απλές γραμμικές εξισώσεις.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

Άρθρα σε επιστημονικά περιοδικά

- Akkurt, S., Ozdemir, S., Tayfur, G., Akyol, B., “The Use of GA–ANNs in the Modeling of Compressive Strength of Cement Mortar”, Cem. Concr. Res. Vol. 33, No 7 (2003) 973-979
- Baykasoğlu, A., Dereli, T., Tanış, S., “Prediction of Cement Strength Using Soft Computing Techniques”, Cem. Concr. Res. Vol. 34 No 11 (2004) 2083-2090
- Dolado, J. S., van Breugel, K., “Recent advances in modeling for cementitious materials”, Cem. Concr. Res. Vol. 41 No 7 (2011) 711-726
- Kadri, O., Mouss, L. H., Mouss, M. D., “Fault diagnosis of rotary kiln using SVM and binary ACO”, J. Mech. Sci. Technol. Vol. 26 No 2(2012) 601-608
- Odler, I., “Cement Strength”, Mater. Struct. Vol. 24, No 2 (1991) 143-161
- Özcan, F., Atis, C. D., Karahan, O., Uncuoglu, E., Tanyildizi, H., “Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete”, Adv.Eng. Software, Vol. 40 No 9 (2009) 856-863
- Singh, V., Banerjee, P. K., Tripathy, S. K., Saxena, V. K. Venugopal, R., “Artificial Neural Network Modeling of Ball Mill Grinding Process”, J. Powder Metall. Min. Vol.2 No 2 (2013) 1-4.
- Tsamatsoulis, D., Prediction of cement strength: analysis and implementation in process quality control, JMBM, Vol. 21, No 3-4 (2012) 81-93

Άρθρα σε διεθνή επιστημονικά συνέδρια (δημοσιευμένα σε πρακτικά)

- Omran, B. A., Chen, Q., Jin, R., “Prediction of Compressive Strength of “Green” Concrete Using Artificial Neural Networks”, in Proceedings of 50th ASC Annual International Conference, (Blacksburg, Virginia, March 26-28, 2014), Associated Schools of Construction, Washington, USA (2014).
- Tsamatsoulis, D., “Application of the static and dynamic models in predicting the future strength of pozzolanic cements”, in Proceedings of 18th International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers, Latest trends in Systems, Vol. I, (Santorini, Greece, 2014), INASE (2014) 138-146
- Tsamatsoulis, D., “Application of the static and dynamic models in predicting the future strength of Portland cements”, in Proceedings of International Conference on Mathematics and Computers in Sciences and Industry (Varna, Bulgaria, 2014), IEEE (2014) 75-85