

# Ταχεία εκτίμηση του επιπέδου σεισμικής βλάβης κτιρίων ο/σ με αλγόριθμο αναγνώρισης προτύπων και χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Rapid estimation of r/c structures' seismic damage using  
pattern recognition algorithm and Artificial Neural Networks

Κωνσταντίνος ΜΟΡΦΙΔΗΣ<sup>1</sup>, Κωνσταντίνος ΚΩΣΤΙΝΑΚΗΣ<sup>2</sup>

*Λέξεις κλειδιά: Πρόβλεψη σεισμικής βλάβης, Υφιστάμενα κτίρια ο/σ, Σεισμική  
πρωτότητα, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Αναγνώριση προτύπων*

**ΠΕΡΙΛΗΨΗ:** Η ταχεία εκτίμηση του επιπέδου σεισμικής βλάβης μεγάλου αριθμού κτιρίων μετά από έναν μεγάλο σεισμό αποτελεί πρόβλημα που απασχολεί διαχρονικά την διεθνή επιστημονική κοινότητα και τις αρχές. Για την επίλυση του έχουν προταθεί τα τελευταία χρόνια και μέθοδοι που προέρχονται από το γνωστικό πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης όπου εντάσσονται τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ). Στην παρούσα εργασία επιχειρείται η εφαρμογή μίας τέτοιου τύπου μεθοδολογίας στα πλαίσια της οποίας το πρόβλημα αντιμετωπίζεται ως πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων. Για το σκοπό αυτό δημιουργήθηκε μέσω μη γραμμικών δυναμικών αναλύσεων χρονοϊστορίας μία βάση δεδομένων με σεισμικές βλάβες 90 τύπων κτιρίων ο/σ λόγω της δράσης 65 σεισμικών διεγέρσεων. Τα κτίρια αυτά διαφέρουν ως προς το στατικό σύστημα, το ύψος αλλά και την ύπαρξη ή όχι τοιχοπληρώσεων. Διερευνήθηκε η αξιοπιστία των ΤΝΔ στην ορθή ταξινόμηση των επιλεχθέντων κτιρίων σε 3 ή 5 κατηγορίες βλάβης οι οποίες βαθμονομήθηκαν με χρήση της Μέγιστης Σχετικής Μετακίνησης Ορόφου. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν αναδεικνύουν τα ΤΝΔ ως αποτελεσματικά εργαλεία επίλυσης του προβλήματος.

**ABSTRACT:** The rapid assessment of the damage state in case of groups of buildings having suffered a strong earthquake has been at the core of the global scientific research throughout the ages. In order to solve the above problem, methods that utilize Artificial Neural Networks (ANNs) have been proposed during the last years. The present paper attempts to apply such a method in the context of which the problem is dealt as pattern recognition problem. For the needs of the investigation a database has been created using results from Nonlinear Time History Analyses of 90 r/c buildings with different heights, structural systems and masonry distributions, subjected to 65 actual ground motions. The reliability of ANNs in the correct classification of the selected buildings in 3 or 5 damage state classes, which have been calibrated with the aid of the Maximum Interstorey Drift Ratio, has been investigated. The extracted results demonstrated that ANNs can be effective tools for the solution of the abovementioned problem.

<sup>1</sup>Εντεταλμένος Ερευνητής ΟΑΣΠ/ΙΤΣΑΚ, email: [konmorf@gmail.com](mailto:konmorf@gmail.com)

<sup>2</sup>Μεταδιδακτορικός Ερευνητής, Τμήμα Πολ. Μηχανικών ΑΠΘ, email: [kkostina@civil.auth.gr](mailto:kkostina@civil.auth.gr)

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ταχεία εκτίμηση του επιπέδου σεισμικής βλάβης μεγάλων ομάδων κτιρίων σε πολεοδομικά συγκροτήματα μετά από έναν ισχυρό σεισμό αποτελεί ένα πολύ σημαντικό κρίκο στην αλυσίδα των ενεργειών που θα πρέπει να γίνουν άμεσα για την άμβλυνση των καταστροφικών του συνεπειών. Η δυνατότητα μίας τέτοιας εκτίμησης σε πραγματικό χρόνο οδηγεί σε αποτελεσματικότερο συντονισμό των εμπλεκόμενων υπηρεσιών καθώς παρέχει άμεσα την πληροφορία για περιοχές του πολεοδομικού συγκροτήματος που επλήγησαν περισσότερο από τη σεισμική διέγερση. Επομένως επιτρέπει μία πιο ορθολογική ιεράρχηση των προτεραιοτήτων που πρέπει να δοθούν από το κεντρικό συντονιστικό όργανο αντιμετώπισης της έκτακτης αυτής κατάστασης. Το μέγεθος της αξίας ύπαρξης μίας τέτοιας δυνατότητας έχει αναγνωριστεί από τη διεθνή επιστημονική κοινότητα εδώ και πολλές δεκαετίες και έχει οδηγήσει σε εκτεταμένη έρευνα με αντικείμενο την ταχεία εκτίμηση της σεισμικής τρωτότητας και του επιπέδου σεισμικής βλάβης συνόλων κτιρίων με κοινά δομικά χαρακτηριστικά. Προϊόντα αυτών των ερευνητικών προσπαθειών αποτελούν γνωστές και τεκμηριωμένες μέθοδοι όπως τα μητρώα πιθανότητας βλάβης και οι καμπύλες τρωτότητας (π.χ. Anagnos, T. et al. 1995).

Η αύξηση της υπολογιστικής ισχύος καθώς και η ανάγκη για βελτιστοποίηση των μεθόδων άμεσης εκτίμησης της σεισμικής τρωτότητας των κατασκευών οδήγησε τη δεκαετία του 1990 στην προσπάθεια προσέγγισης του προβλήματος με εφαρμογή μεθόδων που προέρχονται από το πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης όπου εντάσσονται και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ), (π.χ. Molas, G. and Yamazaki, F. 1995). Έκτοτε δημοσιεύτηκαν σημαντικές ερευνητικές εργασίες με το συγκεκριμένο αντικείμενο (ενδεικτικά αναφέρονται: Lautour, O.R. and Omenzetter, P. 2009 και Rofooei, F.R. et al. 2011). Τα ΤΝΔ είναι σύνθετες υπολογιστικές δομές που υλοποιούνται μέσω κατάλληλων αλγορίθμων και στηρίζονται στις βασικές αρχές λειτουργίας των βιολογικών νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου (Haykin, S. 2009). Έχουν τη δυνατότητα ταχείας επίλυσης πολυπαραμετρικών προβλημάτων, όπως η προσέγγιση άγνωστων συναρτήσεων πολλών μεταβλητών και η αναγνώριση προτύπων (Ripley, B.D. 1996) εφόσον εκπαιδευτούν με χρήση κατάλληλων μαθηματικών αλγορίθμων.

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας παρουσιάζεται η διερεύνηση της δυνατότητας ταχείας εκτίμησης του επιπέδου σεισμικής βλάβης κτιρίων ο/σ μέσω της διατύπωσης του προβλήματος ως πρόβλημα Αναγνώρισης Προτύπων και επίλυσης του με χρήση ΤΝΔ τύπου perceptron (βλ. π.χ. Haykin, S. 2009) με πολλαπλά επίπεδα νευρώνων. Για τις ανάγκες της διερεύνησης δημιουργήθηκε μία βάση δεδομένων εκπαίδευσης για ΤΝΔ μέσω της επίλυσης 90 κτιρίων ο/σ (30 κτιρίων χωρίς τοιχοπληρώσεις, 30 κτιρίων με τοιχοπληρώσεις σε όλο το ύψος και 30 τοιχοπληρωμένων κτιρίων με pilotis) για 65 σεισμικές διεγέρσεις με χρήση μη γραμμικών δυναμικών αναλύσεων χρονοϊστορίας. Τα κτίρια που επελέγησαν διαφέρουν ως προς το συνολικό τους ύψος, τη δομική εκκεντρότητα τους, καθώς και το ποσοστό της σεισμικής τέμνουσας βάσης που παραλαμβάνουν τα τοιχώματα τους (όταν υπάρχουν) κατά τη διεύθυνση των δύο κάθετων μεταξύ τους

κατασκευαστικών αξόνων τους. Ως δείκτης βλάβης χρησιμοποιήθηκε η Μέγιστη Σχετική Μετακίνηση Ορόφου (ΜΣΜΟ) που αποτελεί έναν από τους ευρέως χρησιμοποιούμενους δείκτες βλάβης κτιρίων ο/σ (π.χ. Dimova, S.L. and Negro, P. 2005). Στα πλαίσια της διατύπωσης του προβλήματος ως πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων ορίστηκαν κατηγορίες βλάβης με βάση συγκεκριμένα εύρη τιμών του δείκτη ΜΣΜΟ. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικές εκδοχές ορισμού των επιπέδων σεισμικής βλάβης (προτύπων) από τις οποίες η μία είναι λεπτομερής, καθώς αποτελείται από 5 κατηγορίες βλάβης (μηδενική, μικρή, μέση, υψηλή, καταστροφική), ενώ η δεύτερη πιο αδρομερής, καθώς αποτελείται από 3 κατηγορίες βλάβης (χαμηλή, μέση, υψηλή-καταστροφική). Για τη διερεύνηση των παραμέτρων που οδηγούν στην καλύτερη εκτίμηση του επιπέδου βλάβης από τα ΤΝΔ εξετάστηκαν διάφορες επιλογές παραμέτρων που αφορούν στη διαμόρφωση τους (όπως αριθμός κρυφών επιπέδων νευρώνων, αριθμός νευρώνων, είδος συναρτήσεων ενεργοποίησης των νευρώνων), καθώς και διαφορετικοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης.

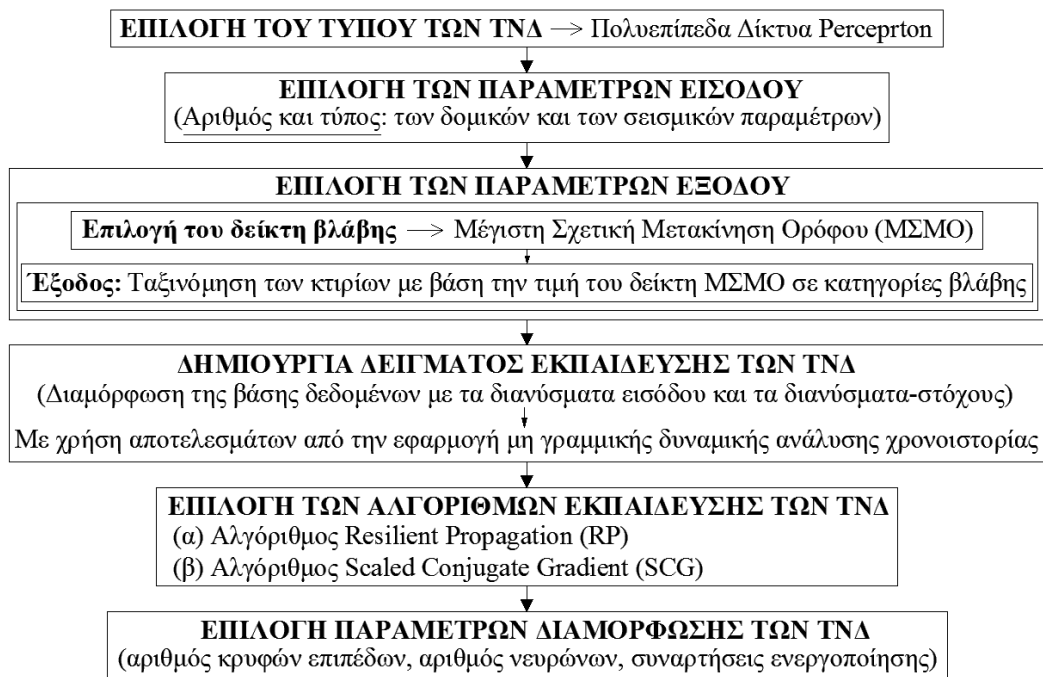
## **ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΝΔ**

Στην παρούσα εργασία επιχειρείται η διατύπωση και επίλυση του προβλήματος της ταχείας εκτίμησης του επιπέδου βλάβης κτιρίων ο/σ ως πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων με χρήση ΤΝΔ. Γενικώς με τον όρο «Αναγνώριση Προτύπων» ορίζεται κάθε διαδικασία διερεύνησης της κατηγορίας (προτύπου) στην οποία ανήκουν/κατατάσσονται αντικείμενα συγκεκριμένου τύπου. Ειδικότερα ο συγκεκριμένος όρος συναντάται στα πλαίσια της επιστήμης των υπολογιστών ως κλάδος της «Μηχανικής Μάθησης» («Machine Learning») στα πλαίσια της οποίας οι υπολογιστές χρησιμοποιούνται για την αυτόματη αναγνώριση/κατάταξη αντικειμένων με βάση γνωστές τους ιδιότητες. Εφαρμογές που στηρίζονται στην επίλυση του προβλήματος Αναγνώρισης Προτύπων έχουν γίνει σε πολλά πεδία όπως στην ιατρική, στη βιομηχανία, στην ηλεκτρονική κ.α.

Η ιδέα για την εφαρμογή της διατύπωσης του προβλήματος εκτίμησης του επιπέδου σεισμικής βλάβης κτιρίων ο/σ ως ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων προκύπτει από το γεγονός ότι τα κτίρια αυτά μπορούν να καταταχθούν σε κατηγορίες όχι μόνον με βάση τα δομικά τους χαρακτηριστικά (στατικό σύστημα, ύψος, υλικά κατασκευής κ.α.) αλλά και με βάση το επίπεδο σεισμικής βλάβης το οποίο αναμένεται να εμφανίσουν μετά από έναν σεισμό. Έτσι για τη συγκεκριμένη διατύπωση απαιτείται η επιλογή των δομικών παραμέτρων με τις οποίες τα κτίρια ο/σ μπορούν να καταταχθούν σε δομικές κατηγορίες («δομικές παράμετροι»), η επιλογή των παραμέτρων με τις οποίες περιγράφεται η επίδραση του σεισμού επί των κατασκευών («σεισμικές παράμετροι»), αλλά και ο ορισμός των επιπέδων σεισμικής βλάβης βάσει ενός επιλεγθέντος δείκτη βλάβης.

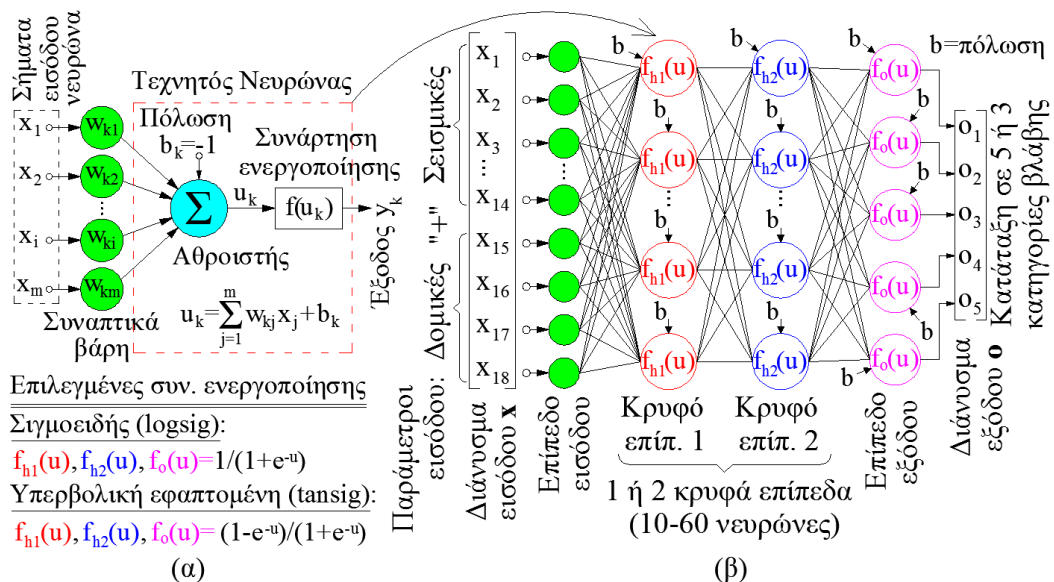
Η χρήση των ΤΝΔ για την επίλυση του προβλήματος «Αναγνώρισης Προτύπων» παρέχει τα πλεονεκτήματα που γενικώς συνοδεύουν τη χρήση των ΤΝΔ όπως η δυνατότητα να ληφθούν υπόψη όσες από τις παραμέτρους που υπεισέρχονται στο πρόβλημα κρίνονται ως σημαντικές (δυνατότητα επίλυσης πολυπαραμετρικών

προβλημάτων), αλλά και η δυνατότητα διαρκούς ενσωμάτωσης νέων δεδομένων και βελτίωσης της εξαγόμενης λύσης (επανεκπαίδευση με μεγαλύτερη βάση δεδομένων). Η διαδικασία που απαιτείται για την επίλυση του προβλήματος Αναγνώρισης Προτύπων προσαρμοσμένου στα πλαίσια των απαιτήσεων του προβλήματος της ταχείας εκτίμησης του επιπέδου βλάβης κτιρίων ο/σ παρουσιάζεται εποπτικά στο **Σχήμα 1**. Η συγκεκριμένη διαδικασία ακολουθήθηκε στα πλαίσια της παρούσας εργασίας. Στο συγκεκριμένο σχήμα παρουσιάζονται και οι επιλογές που έγιναν σε κάθε βήμα της διαδικασίας.



**Σχήμα 1.** Διαδικασία διατύπωσης του προβλήματος εκτίμησης του επιπέδου σεισμικής βλάβης ως πρόβλημα Αναγνώρισης Προτύπων για την επίλυση του με χρήση ΤΝΔ

Όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 1** ο τύπος των ΤΝΔ που επελέγη είναι τα πολυεπίπεδα δίκτυα perceptron πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Feedforward Perceptron ή MFP). Ο συγκεκριμένος τύπος δικτύων έχει χρησιμοποιηθεί και έχει αποδώσει πολύ αξιόπιστα αποτελέσματα κατά την επίλυση του προβλήματος εκτίμησης του επιπέδου βλάβης κτιρίων ο/σ (βλ. π.χ. Lautour, O.R. and Omenzetter, P. 2009 και Morfidis, K. and Kostinakis, K. 2017). Η μορφή των ΤΝΔ αυτών προσαρμοσμένη στις επιλογές που έγιναν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, αλλά και συνοπτικές πληροφορίες για την λειτουργία ενός τεχνητού νευρώνα δίνονται στο **Σχήμα 2**. Περισσότερες πληροφορίες για τη λειτουργία τεχνητών νευρώνων αλλά και των δικτύων MFP μπορούν να αντληθούν από την πλούσια σχετική βιβλιογραφία (π.χ. Haykin, S. 2009).



**Σχήμα 2.** (α) Περιγραφή της λειτουργίας του τεχνητού νευρώνα βασικού στοιχείου λειτουργίας ενός δικτύου MFP, (β) Μορφή των χρησιμοποιούμενων δικτύων MFP

Ως είσοδοι των ΤΝΔ επελέγησαν 4 δομικές και 14 σεισμικές παράμετροι. Έτσι τα διανύσματα εισόδου  $\mathbf{x}$  έχουν διαστάσεις  $18 \times 1$ . Οι επιλεγμένες δομικές παράμετροι είναι: το ύψος των κτιρίων  $H_{tot}$ , η δομική εκκεντρότητα  $e_0$  (=απόσταση μεταξύ του γεωμετρικού κέντρου βάρους των κατόψεων και του ίχνους του πραγματικού ή πλασματικού ελαστικού άξονα), καθώς και το ποσοστό της τέμνουσας βάσης που λαμβάνουν τα τοιχώματα ο/σ (εφόσον υπάρχουν) κατά τη διεύθυνση των δύο κάθετων μεταξύ τους κατασκευαστικών αξόνων  $x$  και  $y$ :  $\eta_{Tx}, \eta_{Ty}$ . Ως σεισμικές παράμετροι (Πίνακας 1) επελέγησαν 14 από τις πλέον χρησιμοποιούμενες σεισμικές παραμέτρους που έχουν προταθεί κατά καιρούς (βλ. π.χ. Kramer 1996).

**Πίνακας 1.** Επιλεγθείσες σεισμικές παράμετροι εισόδου για τα ΤΝΔ

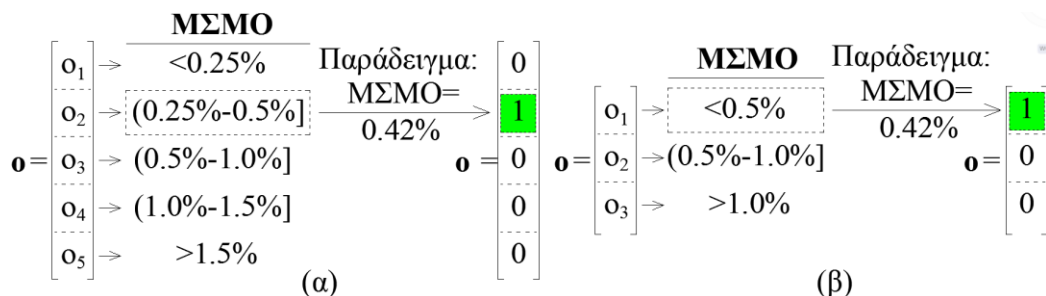
Σεισμική παράμετρος	Σεισμική παράμετρος
1 Μέγιστη επιτάχυνση εδάφους: <b>PGA</b>	8 Ένταση Housner: <b>HI</b>
2 Μέγιστη ταχύτητα εδάφους: <b>PGV</b>	9 Ένταση Arias: <b>I<sub>a</sub></b>
3 Μέγιστη μετακίνηση εδάφους: <b>PGD</b>	10 $V_{max}/A_{max}$ ( <b>PGV/PGA</b> )
4 Ενεργός μέγιστη επιτάχυνση: <b>EPA</b> (Effective Peak Acceleration)	11 Δεσπόζουσα περίοδος διέγερσης: <b>PP</b> (Predominant Period)
5 Ειδική πυκνότητα ενέργειας: <b>SED</b> (Specific Energy Density)	12 Αθροιστική απόλυτη ταχύτητα: <b>CAV</b> (Cumulative Absolute Velocity)
6 Ένταση φασματικής επιτάχυνσης: <b>ASI</b> (Acceleration Spectrum Intensity)	13 Οριοθετημένη διάρκεια διέγερσης: <b>BD</b> (Bracketed Duration)
7 Ομοιόμορφη διάρκεια διέγερσης: <b>UD</b> (Uniform Duration)	14 Σημαντική διάρκεια διέγερσης: <b>SD</b> (Significant Duration)

Η έξοδος των ΤΝΔ είναι ένα διάνυσμα  $\mathbf{o}$  που καθορίζει το επίπεδο βλάβης του κτιρίου που υπόκειται σε σεισμό των οποίων οι παράμετροι (κτιρίου και σεισμού) εισάγονται στο ΤΝΔ μέσω του αντίστοιχου διανύσματος εισόδου (βλ. **Σχήμα 2**). Για να οριστεί το διάνυσμα αυτό πρέπει αρχικά να επιλεγεί ο δείκτης βλάβης αλλά και η περιγραφή της βλάβης ανάλογα με το εύρος τιμών που μπορεί να λάβει αυτός. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας όπως ήδη σημειώθηκε επελέγη ο δείκτης ΜΣΜΟ η διαδικασία υπολογισμού του οποίου μετά την εφαρμογή των μη γραμμικών δυναμικών αναλύσεων περιγράφεται από τους Morfidis, K. and Kostinakis, K. (2017). Για την αντιστοίχιση των τιμών του δείκτη ΜΣΜΟ έγιναν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας δύο προσεγγίσεις. Κατά την πρώτη προσέγγιση θεωρήθηκε ότι με βάση τις τιμές του δείκτη ΜΣΜΟ τα κτίρια ο/σ κατατάσσονται στα 5 επίπεδα βλάβης του Πίνακα 2, (Masi, A. et al. 2011).

**Πίνακας 2.** Σχέση μεταξύ ΜΣΜΟ και επιπέδου σεισμικής βλάβης – 5 ή 3 κατηγορίες

ΜΣΜΟ (%)	<0.25	0.25-0.50	0.50-1.00	1.00-1.50	>1.50
<b>Επίπεδο βλάβης</b>	Μηδενικό	Μικρό	Μέσο	Μεγάλο	Κατάρρευση
	(Μηδενικές ή εύκολα επισκευάσιμες βλάβες)		(Σημαντικές άλλα επισκευάσιμες βλάβες)	(Μη επισκευάσιμες βλάβες)	

Κατά τη δεύτερη προσέγγιση ο αριθμός των κατηγοριών βλάβης μειώθηκε στις 3 μέσω της συγχώνευσης των δύο πρώτων και των δύο τελευταίων κατηγοριών βλάβης της κατηγοριοποίησης με τα πέντε επίπεδα. Στόχος της διερεύνησης αυτής ήταν η αξιολόγηση της επίδοσης των ΤΝΔ σε μία πιο αδρομερή περιγραφή του επιπέδου βλαβών που μπορεί να χαρακτηριστεί επαρκής υπό συνθήκες στις οποίες ζητείται μια ταχεία εκτίμηση του επιπέδου βλάβης μεγάλων ομάδων κτιρίων μετά από έναν ισχυρό σεισμό. Επιπλέον μία τέτοια κατηγοριοποίηση των βλαβών είναι πιο συμβατή με τη λογική («Πράσινο» - «Κίτρινο» - «Κόκκινο») που έχει ήδη χρησιμοποιηθεί για την ταχεία αποτίμηση του επιπέδου των σεισμικών βλαβών. Έχοντας ορίσει τις κατηγορίες βλάβης που οριοθετούνται από συγκεκριμένες τιμές του δείκτη ΜΣΜΟ θα πρέπει να γίνει η αντιστοίχιση των κατηγοριών αυτών σε προκαθορισμένες μορφές των διανυσμάτων εξόδου των ΤΝΔ (**Σχήμα 2**).



**Σχήμα 3.** Διαδικασία αντιστοίχισης των διανυσμάτων εξόδου  $\mathbf{o}$  με τα προκαθορισμένα επίπεδα βλάβης για την περίπτωση: (α) 5 επιπέδων βλάβης, (β) 3 επιπέδων βλάβης

Ο τρόπος της αντιστοίχισης αυτής παρουσιάζεται στο **Σχήμα 3**. Σύμφωνα με το συγκεκριμένο σχήμα, οι διαστάσεις των διανυσμάτων εξόδου είναι ίσες με τον αριθμό των επιπέδων βλάβης, ενώ τα στοιχεία τους λαμβάνουν την τιμή 1 όταν η τιμή του δείκτη ΜΣΜΟ βρίσκεται εντός των ορίων των τιμών των επιπέδων βλάβης τα οποία αντιπροσωπεύουν. Διαφορετικά λαμβάνουν την τιμή 0.

Επόμενο βήμα της διαδικασίας διατύπωσης του προβλήματος σύμφωνα με το **Σχήμα 1** είναι η δημιουργία του δείγματος εκπαίδευσης που απαιτείται για την επίλυση του προβλήματος με χρήση ΤΝΔ. Για να δημιουργηθεί αυτό το δείγμα θα πρέπει αρχικά να επιλεγούν χαρακτηριστικοί τύποι κτιρίων ο/σ για τα οποία οι τιμές των επιλεχθέντων παραμέτρων εισόδου (εδώ:  $H_{tot}$ ,  $e_0$ ,  $n_{Tx}$ ,  $n_{Ty}$ ) καλύπτουν ένα σχετικά εκτεταμένο εύρος τιμών. Έτσι επελέγησαν 30 διαφορετικοί τύποι που καλύπτουν τα ακόλουθα εύρη τιμών των παραμέτρων εισόδου:  $H_{tot}=9.6m-22.4m$ ,  $e_0=0.0m-6.73m$ ,  $n_{Tx}=0.0\%-77\%$ ,  $n_{Ty}=0.0\%-80\%$  (Morfidis, K. and Kostinakis, K. 2017). Τα επιλεχθέντα κτίρια έχουν ορθογωνική κάτοψη και είναι κανονικά καθ' ύψος σύμφωνα με τα κριτήρια του Ευρωκώδικα 8-1. Για κάθε έναν από τους 30 τύπους κτιρίων θεωρήθηκαν τρεις διαφορετικές εκδοχές: Κτίρια Χωρίς Τοιχοπληρώσεις (ΚΧΤ), Τοιχοπληρωμένα Κτίρια σε όλα τα φατνώματα και όλους τους ορόφους (ΤΚ), και κτίρια με τοιχοπληρώσεις σε όλα τα φατνώματα και όλους τους ορόφους εκτός του ισογείου (Κτίρια με Πιλοτή, ΚΠ). Η προσομοίωση των κτιρίων έγινε βάσει όλων των συστάσεων προσομοίωσης του Ευρωκώδικα 8-1 και με την παραδοχή ότι είναι πακτωμένα στο έδαφος. Ο σχεδιασμός των κτιρίων έγινε με βάση τις προδιαγραφές των Ευρωκώδικων 2-1-1 και 8-1, και με εφαρμογή της ελαστικής δυναμικής φασματικής ανάλυσης. Για τον προσδιορισμό της τιμής του δείκτη βλάβης ΜΣΜΟ τα 90 προσομοιώματα αναλύθηκαν με μη γραμμική δυναμική ανάλυση ιστορίας για 65 σεισμικές διεγέρσεις οι οποίες ελήφθησαν από διεθνείς βάσεις δεδομένων. Οι σεισμικές διεγέρσεις επελέγησαν έτσι ώστε να καλύπτουν μεγάλο εύρος τιμών των 14 επιλεχθέντων σεισμικών παραμέτρων (Πίνακας 1). Έτσι για κάθε μία από τις τρεις εκδοχές των 30 κτιρίων (όσον αφορά στις τοιχοπληρώσεις) δημιουργήθηκαν 3 δείγματα εκπαίδευσης αποτελούμενα από 1950(=30x65) διανύσματα εισόδου (διαστάσεων 18x1, βλ. **Σχήμα 2**) και 1950 διανύσματα εξόδου/στόχου (με μορφή που εξαρτάται από τον αριθμό των επιπέδων βλάβης, όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 3**).

Η διαδικασία διατύπωσης του προβλήματος Αναγνώρισης Προτύπων σε όρους συμβατούς με τα ΤΝΔ ολοκληρώνεται σύμφωνα με το **Σχήμα 1** με την επιλογή των παραμέτρων που διαμορφώνουν τα δίκτυα και την επιλογή των αλγορίθμων εκπαίδευσης. Όσον αφορά στους αλγόριθμους εκπαίδευσης επελέγησαν οι RP και SCG (Matlab 2013). Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης είναι μαθηματικές διαδικασίες που χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τα δείγματα εκπαίδευσης έτσι ώστε να διαμορφώσουν κατάλληλα τις τιμές των συναπτικών βαρών των νευρώνων τους (**Σχήμα 2(α)**) και να τα καταστήσουν ικανά να προσεγγίζουν τη λύση προβλημάτων με δεδομένα διαφορετικά από τα δεδομένα εκπαίδευσης (Haykin, S. 2009). Όσον αφορά στην επιλογή των παραμέτρων διαμόρφωσης των ΤΝΔ (**Σχήμα 1** και **Σχήμα 2**) έγινε παραμετρική διερεύνηση για την επιλογή που οδηγεί σε βέλτιστη ικανότητα εκτίμησης του αναμενόμενου επιπέδου βλάβης. Τα αποτελέσματα θα παρουσιαστούν στην επόμενη ενότητα.



## ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΓΙΑ ΤΗ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΤΩΝ ΤΝΔ

Η επιλογή των παραμέτρων που διαμορφώνουν ένα δίκτυο MFP (**Σχήμα 2**) δηλαδή ο αριθμός των κρυφών/εσωτερικών επιπέδων νευρώνων, ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε επίπεδο, καθώς και οι συναρτήσεις ενεργοποίησης δεν επελέγησαν μονοσήμαντα αλλά μετά από παραμετρικές διερευνήσεις, καθώς ο συνδυασμός τους που οδηγεί στην βέλτιστη ικανότητα πρόβλεψης των δικτύων δεν ορίζεται μέσω κάποιας συγκεκριμένης μεθόδου. Οι εκπαιδεύσεις των δικτύων έγιναν με το σχετικό module του Matlab (2013). Για την αξιολόγηση της ικανότητας των δικτύων στην ορθή πρόβλεψη του επιπέδου βλάβης χρησιμοποιήθηκαν δύο δείκτες:

- (α) Ο δείκτης Ορθών Ταξινομήσεων (ΟΤ) ο οποίος είναι ίσος με το ποσοστό των ορθών προβλέψεων/ταξινομήσεων του επιπέδου βλάβης των κτιρίων από το δίκτυο στο σύνολο των ταξινομήσεων που πραγματοποιεί.
- (β) Ο πίνακας ανάλυσης ταξινομήσεων ανά κατηγορία βλάβης (“Confusion Matrix”, CM, βλ. π.χ. Fawcett, T. 2006) ο οποίος παρέχει πληροφορίες για τις ορθές προβλέψεις που κάνει το δίκτυο ανά κατηγορία (επίπεδο βλάβης). Με τη βοήθεια του ορίζονται δείκτες που βοηθούν στην αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των δικτύων με ποιο ενδελεχή τρόπο (**Σχήμα 4**).

Ο εντοπισμός της βέλτιστης διαμόρφωσης των ΤΝΔ έγινε με βάση την τιμή του δείκτη ΟΤ, ενώ ακολούθως για τα βέλτιστα δίκτυα έγινε έλεγχος της δυνατότητας τους να κάνουν ορθές προβλέψεις σε περιπτώσεις διανυσμάτων εισόδου οι οποίες δεν ανήκουν στο δείγμα με το οποίο εκπαιδεύτηκαν (δυνατότητα γενίκευσης των δικτύων). Για τον έλεγχο γενίκευσης έγινε χρήση των CM.

		Ταξινόμηση του ΤΝΔ j			
		1	2	3	
Πραγματική ταξινόμηση i	κατηγορία, j=1	CF <sub>11</sub>	CF <sub>12</sub>	CF <sub>13</sub>	R <sub>1</sub>
	i=2	CF <sub>21</sub>	CF <sub>22</sub>	CF <sub>23</sub>	R <sub>2</sub>
	i=3	CF <sub>31</sub>	CF <sub>32</sub>	CF <sub>33</sub>	R <sub>3</sub>
		P <sub>1</sub>	P <sub>2</sub>	P <sub>3</sub>	ΟΤ

CF<sub>ij</sub> = αριθμός διανυσμάτων εισόδου που ανήκουν στην κατηγορία i ενώ το δίκτυο τα κατατάσσει στην j

$R_i(\text{Recall}) = \frac{CF_{ii}}{\sum_{j=1}^3 CF_{ij}}$  (ποσοστό των διανυσμάτων εισόδου κατηγορίας i που ταξινομήθηκαν ορθά από το δίκτυο στην κατηγορία i)

$P_j(\text{Precision}) = \frac{CF_{jj}}{\sum_{i=1}^3 CF_{ij}}$  (ποσοστό των διανυσμάτων εισόδου κατηγορίας j που ταξινομήθηκαν από το δίκτυο στην κατηγορία j)

ΟΤ (Ορθή ταξινόμηση) =  $\frac{\sum_{i=1}^3 CF_{ii}}{N}$  (το ποσοστό των διανυσμάτων εισόδου που ταξινομήθηκαν ορθά από το δίκτυο)

(N=συνολικός αριθμός ταξινομούμενων διανυσμάτων)

**Σχήμα 4.** Γενική μορφή ενός CM για ένα πρόβλημα τριών κατηγοριών ταξινόμησης

Όπως σημειώθηκε στην προηγούμενη ενότητα, δημιουργήθηκαν 3 διαφορετικά δείγματα εκπαίδευσης για τις τρεις εκδοχές των 30 κτιρίων με βάση τις τοιχοπληρώσεις τους. Έτσι διαμορφώθηκαν και εκπαιδεύτηκαν τρεις αντίστοιχες κατηγορίες δικτύων: για τα KXT, για τα TK και τα ΚΠ.



Θα πρέπει να τονιστεί ότι τα εξαγόμενα αποτελέσματα αφορούν στις ταξινομήσεις που έγιναν από τα δίκτυα για διανύσματα εισόδου που δεν ανήκουν στο δείγμα με το οποίο έγινε η εκπαίδευση τους (δηλ. η διαμόρφωση των συναπτικών βαρών των νευρώνων τους, **Σχήμα 2(α)**). Για να γίνει αυτό κατανοητό θα πρέπει να διευκρινιστεί ότι τα 3 δείγματα εκπαίδευσης που διαμορφώθηκαν με τη μέθοδο που παρουσιάστηκε προηγουμένως (με 1950 διανύσματα εισόδου και 1950 διανύσματα εξόδου/στόχου για κάθε μία από τις 3 εκδοχές τοιχοπλήρωσης των 30 κτιρίων) χωρίστηκαν σε τρία τμήματα. Με το πρώτο τμήμα (70% των διανυσμάτων, 1364 διανύσματα) έγινε η κυρίως εκπαίδευση δηλ. η διαμόρφωση των τιμών των συναπτικών βαρών. Με το δεύτερο τμήμα (15% των διανυσμάτων, 293 διανύσματα) έγινε ο έλεγχος του ποσοστού ορθών προβλέψεων των δικτύων σε άγνωστες περιπτώσεις για τις οποίες δεν εκπαιδεύτηκαν (ικανότητα γενίκευσης των δικτύων). Το τμήμα αυτό ονομάζεται δείγμα ελέγχου, αποτελεί πιο αξιόπιστο κριτήριο της επίδοσης των δικτύων και χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων που θα παρουσιαστούν. Τέλος το τρίτο τμήμα του δείγματος (15% των διανυσμάτων) χρησιμοποιείται για τον έλεγχο αποφυγής της υπερπροσαρμογής (overfitting) των δικτύων δηλ. του φαινομένου να εξάγονται πολύ καλά αποτελέσματα για τα δείγματα εκπαίδευσης και ιδιαίτερα άσχημα αποτελέσματα για δείγματα άγνωστα στα δίκτυα.

Στον Πίνακα 3 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της παραμετρικής διερεύνησης για την βέλτιστη διαμόρφωση των δικτύων τα οποία τελικώς χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση του επιπέδου βλάβης των επιλεγμένων κτιρίων. Όπως προκύπτει από τη μελέτη του συγκεκριμένου πίνακα, από τα συνολικά 408 ΤΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο νευρώνων και τα 41616 ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα που διαμορφώθηκαν και εκπαιδεύτηκαν για κάθε μία από τις τρεις εκδοχές των κτιρίων (με βάση τη τοιχοπλήρωση τους) και για κάθε μία από τις δύο κατηγοριοποιήσεις των επιπέδων βλάβης επελέγησαν τελικώς τα 12 βέλτιστα κατά περίπτωση με κριτήριο τη μεγιστοποίηση του ποσοστού των ορθών ταξινομήσεων (δείκτης ΟΤ).

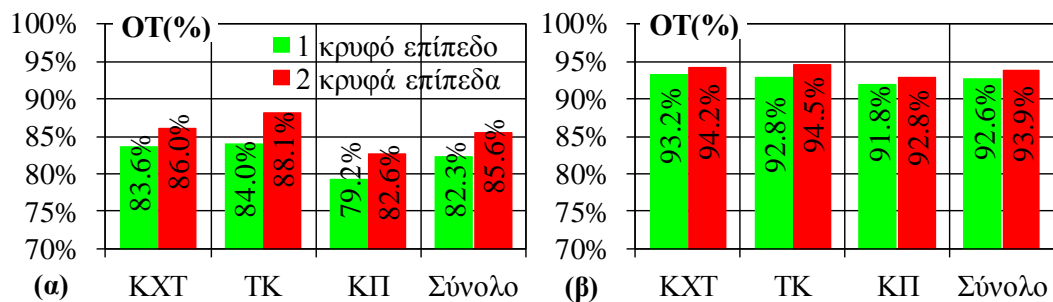
**Πίνακας 3.** Παράμετροι διαμόρφωσης των ΤΝΔ που αποδίδουν τις βέλτιστες προβλέψεις

Αριθμός κατηγοριών βλάβης	Τύπος κτιρίων	Αριθμός κρυφών επιπέδων	Αριθμός νευρώνων/ κρ. επίπεδο	Συναρτήσεις ενεργοποίησης	Αλγόριθμος εκπαίδευσης
5	KXT	1	44	tansig/tansig	RP
		2	10/28	tansig/tansig/tansig	SCG
	TK	1	28	logsig/tansig	RP
		2	36/20	tansig/tansig/tansig	SCG
	ΚΠ	1	40	logsig/tansig	SCG
		2	46/40	tansig/logsig/tansig	SCG
3	KXT	1	44	logsig/tansig	RP
		2	44/50	tansig/logsig/tansig	RP
	TK	1	50	logsig/tansig	RP
		2	46/18	tansig/logsig/tansig	RP
	ΚΠ	1	32	logsig/tansig	RP
		2	32/60	logsig/tansig/tansig	RP

Από την μελέτη του Πίνακα 3 προκύπτει επίσης μία σειρά χρήσιμων συμπερασμάτων που μπορούν να ληφθούν υπόψη σε μελλοντικές αντίστοιχες εκπαιδεύσεις ΤΝΔ με διαφορετικά ή/και πιο εκτεταμένα δείγματα εκπαίδευσης. Το πλέον σημαντικό εξ αυτών είναι ότι η παράμετρος που επηρεάζει πιο πολύ την απόδοση των δικτύων είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων του επιπέδου εξόδου (συναρτήσεις  $f_o(u)$  στο **Σχήμα 2**), καθώς όπως προέκυψε από την παραμετρική διερεύνηση η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (tansig, **Σχήμα 2**) οδηγεί πάντα σε καλύτερα αποτελέσματα. Επίσης σημαντικό συμπέρασμα είναι το ότι ο βέλτιστος αλγόριθμος εκπαίδευσης δεν είναι πάντα ο ίδιος, αν και στην περίπτωση των 3 επιπέδων βλάβης είναι πάντα ο RP. Έτσι προτείνεται να πραγματοποιείται πάντα μία διερεύνηση του βέλτιστου αλγορίθμου εκπαίδευσης σε αντίστοιχες διαδικασίες εκπαίδευσης. Τέλος και ο αριθμός των νευρώνων στα επίπεδα των δικτύων μπορεί να προκύψει μόνο από παραμετρικές διερευνήσεις καθώς σύμφωνα και με την σχετική βιβλιογραφία δεν υπάρχει απευθείας μέθοδος (direct method) ορισμού του.

## ΑΠΟΤΙΜΗΣΗ ΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΤΩΝ ΒΕΛΤΙΣΤΩΝ ΤΝΔ

Στην παρούσα ενότητα θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της αποτίμησης της επίδοσης των ΤΝΔ που απέδωσαν τις βέλτιστες προβλέψεις του επιπέδου σεισμικής βλάβης κατά την παραμετρική διερεύνηση που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα. Έτσι στο **Σχήμα 5** παρουσιάζονται τα ποσοστά των ορθών προβλέψεων που εξάγουν τα βέλτιστα διαμορφωμένα δίκτυα του Πίνακα 3.



**Σχήμα 5.** Ποσοστά ορθών προβλέψεων των ΤΝΔ (δείκτες OT) για τις τρεις εκδοχές των επιλεγθέντων κτιρίων (KXT, TK, KΠ) και για το σύνολο τους για την περίπτωση (α) της θεώρησης 5 επιπέδων βλάβης και (β) 3 επιπέδων βλάβης

Τα βασικότερα συμπεράσματα που προκύπτουν από το **Σχήμα 5** είναι:

- Η προσθήκη του δεύτερου κρυφού επιπέδου στα δίκτυα αυξάνει σε κάθε περίπτωση το επίπεδο των ορθών προβλέψεων. Η αύξηση αυτή είναι ελαφρώς μεγαλύτερη στην περίπτωση των 5 επιπέδων σεισμικής βλάβης.
- Η πιο αδρομερής κατηγοριοποίηση των βλαβών (3 έναντι των 5 επιπέδων) οδηγεί γενικά σε πολύ μεγάλο ποσοστό ορθών προβλέψεων (άνω του 90%).
- Γενικώς οι προβλέψεις των δικτύων ακόμα και στην περίπτωση των 5 επιπέδων βλάβης είναι πολύ ικανοποιητικές όταν χρησιμοποιούνται ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (σε κάθε περίπτωση άνω του 82%).

Στο **Σχήμα 6** παρουσιάζονται οι πίνακες ταξινόμησης για το σύνολο των τύπων των επιλεχθέντων κτιρίων (90 τύποι). Πιο συγκεκριμένα οι πίνακες προκύπτουν από την σύνθεση των προβλέψεων που έγιναν από τα βέλτιστα δίκτυα για τις τρεις εκδοχές των 30 επιλεχθέντων τύπων κτιρίων με βάση τον τύπο τοιχοπληρώσεων τους (κτίρια ΚΧΤ, ΚΤ και ΚΠ) σε ένα σύνολο 879 δειγμάτων.

Ταξινόμηση ΤΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο							Ταξινόμηση ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα								
Πραγματική ταξινόμηση		1	2	3	4	5	R%	Πραγματική ταξινόμηση		1	2	3	4	5	R%
	1	209	16	1	0	0	92.5		1	225	3	0	0	0	98.7
	2	11	81	10	0	0	79.4		2	11	107	12	0	0	82.3
	3	2	24	148	29	3	71.8		3	0	14	150	21	2	80.2
	4	0	1	15	64	19	64.6		4	0	0	23	69	21	61.1
	5	0	0	0	25	221	89.8		5	0	0	0	20	201	91.0
	P%	94.1	66.4	85.1	54.2	90.9	82.3		P%	95.3	86.3	81.1	62.7	89.7	85.6

(α) Πίνακες ανάλυσης ταξινομήσεων (πίνακες CM) για 5 κατηγορίες βλάβης

Ταξινόμηση ΤΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο					Ταξινόμηση ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα						
Πραγματική ταξινόμηση		1	2	3	R%	Πραγματική ταξινόμηση		1	2	3	R%
	1	338	18	1	94.7		1	376	19	0	95.2
	2	17	136	16	80.5		2	8	130	10	87.8
	3	0	13	340	96.3		3	0	17	319	94.9
P%	95.2	81.4	95.2	92.6	P%	97.9	78.3	97.0	93.9		

(β) Πίνακες ανάλυσης ταξινομήσεων (πίνακες CM) για 3 κατηγορίες βλάβης

**Σχήμα 6.** Πίνακες ταξινόμησης (πίνακες CM) των προβλέψεων των βέλτιστων ΤΝΔ για το σύνολο των επιλεχθέντων κτιρίων για περιπτώσεις άγνωστες σε αυτά.

Από το **Σχήμα 6** προκύπτουν τα εξής βασικά συμπεράσματα:

- Η βελτίωση των προβλέψεων των ΤΝΔ με την προσθήκη δεύτερου εσωτερικού επιπέδου νευρώνων δεν συνίσταται μόνον στην αύξηση του συνολικού ποσοστού ορθών προβλέψεων αλλά και στην αύξηση του ποσοστού των ορθών προβλέψεων ανά επίπεδο βλάβης (αύξηση τιμών των δεικτών R και P).
- Η θεώρηση 3 έναντι επιπέδων 5 επιπέδων βλάβης οδηγεί σε πιο μεγάλα ποσοστά ορθών προβλέψεων τόσο συνολικά όσο και ανά κατηγορία βλάβης. Έτσι ο συνδυασμός ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα και η θεώρηση 3 επιπέδων βλάβης οδηγεί σε επιτυχή πρόβλεψη του επιπέδου βλάβης σε ποσοστά περίπου 90%.
- Ο αριθμός των ταξινομήσεων που κάνουν τα ΤΝΔ σε επίπεδα σεισμικής βλάβης που δεν είναι γειτονικά του ορθού (π.χ. κατάταξη στο επίπεδο 3 ενώ το ορθό είναι το επίπεδο 1) είναι γενικώς ελάχιστος (βλ. γκρίζα κελιά στο **Σχήμα 6**). Γίνεται μάλιστα αμελητέος όταν χρησιμοποιούνται ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα. Αυτό σημαίνει ότι η εικόνα των βλαβών που αποδίδουν τα δίκτυα δεν περιέχει στρεβλώσεις που μπορούν να οδηγήσουν σε εντελώς λάθος συμπεράσματα αν και αποδίδεται σε πραγματικό χρόνο μετά από έναν σεισμό.

## ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία διερευνήθηκε η δυνατότητα ταχείας εκτίμησης του επιπέδου σεισμικής βλάβης κτιρίων ο/σ με χρήση μεθόδου που εντάσσεται στο πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης και πιο συγκεκριμένα με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ). Το πρόβλημα διατυπώθηκε και επιλύθηκε ως πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων στα πλαίσια του οποίου τα ΤΝΔ καλούνται να κατατάξουν τα κτίρια ο/σ σε προκαθορισμένα επίπεδα βλάβης έχοντας ως δεδομένα τις τιμές προεπιλεγμένων δομικών τους παραμέτρων και παραμέτρων της σεισμικής διέγερσης. Δημιουργήθηκε μία βάση δεδομένων 90 κτιρίων με διαφορετικές δομικές παραμέτρους και διατάξεις τοιχοπλήρωσης τα οποία υποβλήθηκαν σε 65 πραγματικές σεισμικές διεγέρσεις. Μετά από παραμετρική διερεύνηση της βέλτιστης διαμόρφωσης των ΤΝΔ και την εκπαίδευση τους, επιχειρήθηκε η πρόβλεψη του επιπέδου σεισμικής βλάβης των επιλεχθέντων κτιρίων σε υποθετικά σενάρια σεισμικών διεγέρσεων, θεωρώντας ότι τα κτίρια μπορούν να καταταγούν σε 3 ή 5 κατηγορίες βλάβης. Οι προβλέψεις των ΤΝΔ αποδείχθηκαν ιδιαίτερα αξιόπιστες κυρίως όταν είχαν πιο σύνθετη διαμόρφωση και στην περίπτωση που θεωρήθηκαν 3 επίπεδα σεισμικής βλάβης. Γενικώς η εικόνα που απέδωσαν τα ΤΝΔ για το επίπεδο σεισμικής βλάβης ήταν ρεαλιστική καθώς η συντριπτική πλειοψηφία των ελεγμένων κτιρίων κατατάχτηκε στο ορθό ή στο γειτονικό ως προς το ορθό επίπεδο βλάβης.

## ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- Anagnos, T., Rojahn, C., Kiremidjian, A.S., “NCEER-ATC joint study on fragility of buildings”, State Univ. of New York at Buffalo: National Center for Earthquake Engineering Research; Technical Report NCEER 95-0003 (1995)
- Dimova, S.L., Negro, P. “Seismic assessment of an industrial frame structure designed according to Eurocodes. Part 2: capacity & vulnerability” Eng Struct, 27(5) (2005) 724–35
- Fawcett, T., “An introduction to ROC analysis”. Pattern Recognition Letters, 27 (2006) 861–874
- Haykin, S., “Neural networks and learning machines”. 3rd ed. Prentice Hall (2009)
- Kramer, S.L., “Geotechnical earthquake engineering”. Prentice-Hall (1996)
- Lautour, O.R., Omenzetter, P., “Prediction of seismic-induced structural damage using artificial neural networks”. Eng Struct, 31 (2009) 600–6
- Masi, A., Vona, M., Mucciarelli, M., “Selection of natural and synthetic accelerograms for seismic vulnerability studies on reinforced concrete frames”. J Struct Eng, 137 (2011) 367-78
- Matlab, “Neural networks toolbox user guide”, (2013)
- Molas, G., Yamazaki, F., “Neural networks for quick earthquake damage estimation”. Earthquake Eng Struct Dyn, 24 (1995) 505–16
- Morfidis, K., Kostinakis, K., “Seismic parameters’ combinations for the optimum prediction of the damage state of R/C buildings using neural networks”. Advances in Engineering Software, 106 (2017) 1-16
- Ripley, B.D., “Pattern Recognition & Neural Networks”. Cambridge Univ. Press (1996)
- Rofooei, F.R., Kaveh, A., Farahani, F.M., “Estimating the vulnerability of the concrete moment resisting frame structures using artificial neural networks”. Int J Optim Civ Eng, 3, (2011) 433–48