

ΥΠΟΒΙΒΑΣΜΟΣ ΚΛΙΜΑΚΑΣ ΤΩΝ ΕΚΤΙΜΗΣΕΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΓΕΝΙΚΗΣ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΜΗΝΙΑΙΑΣ ΒΡΟΧΟΠΤΩΣΗΣ ΣΤΑΘΜΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Μ. Διαμαντοπούλου, Δ. Παπαμιχαήλ*, Π. Γεωργίου

Τομέας Εγγείων Βελτιώσεων, Εδαφολογίας και Γεωργικής Μηχανικής, Τμήμα Γεωπονίας Α.Π.Θ., 54124 Θεσσαλονίκη, *Στοιχεία επικοινωνίας: papamich@agro.auth.gr

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η πρόβλεψη της κλιματικής αλλαγής βασίζεται κυρίως στις εκτιμήσεις των μοντέλων γενικής κυκλοφορίας (General Circulation Models) (GCMs). Οι εκτιμήσεις αυτές αναφέρονται σε μεγάλη χωρική ανάλυση και είναι επιβεβλημένη η εφαρμογή διαδικασιών για τον υποβιβασμό κλίμακας (downscaling) σε κλίμακα είτε τοπική είτε σταθμού. Στην εργασία αυτή ο υποβιβασμός περιγράφει τη σχέση μεταξύ μετεωρολογικών μεταβλητών μεγάλης κλίμακας που προσομοιώνονται από GCMs μοντέλα όπως είναι η βροχόπτωση, η θερμοκρασία, η υγρασία κ.λπ. και της μηνιαίας βροχόπτωσης ενός σταθμού και γίνεται με την εφαρμογή τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Networks) (ANNs) σε συνδυασμό με ανάλυση κυρίων συνιστωσών (PCA). Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων συμπεραίνεται η καταλληλότητα των ANNs μοντέλων για τον υποβιβασμό κλίμακας μετεωρολογικών μεταβλητών όπως η βροχόπτωση, η θερμοκρασία, η εξατμισοδιαπνοή κ.λπ.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: Υποβιβασμός κλίμακας, μοντέλα γενικής κυκλοφορίας, νευρωνικά δίκτυα, βροχόπτωση, ανάλυση κυρίων συνιστωσών

DOWNSCALING OUTPUTS OF THE GENERAL CIRCULATION MODELS FOR THE PREDICTION OF THE MONTHLY PRECIPITATION IN A STATION BY USING NEURAL NETWORKS

M. Diamantopoulou, D. Papamichail*, P. Georgiou

Department of Hydraulics, Soil Science and Agricultural Engineering, School of Agriculture, A.U.Th., 54124 Thessaloniki, *Corresponding author: papamich@agro.auth.gr

ABSTRACT

Climate change predictions are generally based on the estimations by general circulation models (GCMs). The GCMs outputs are usually at resolution that is too coarse for many climate change impact studies. Hence, there is a great need to develop tools for downscaling GCM predictions of climate change to regional and local or station scales. This paper examines the potential of the Artificial Neural Network models (ANNs) in combination with Principal Component Analysis (PCA) to describe the relationship between large-scale atmospheric variables such as precipitation, temperature, humidity, pressure, geopotential height etc., and monthly precipitation for a station. It was concluded that ANN-based downscaling models are reliable and can be applied to atmospheric variables downscaling, like precipitation, temperature, evapotranspiration etc.

KEY WORDS: Downscaling, General Circulation Models, Neural Networks, Precipitation, Principal Component Analysis

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η κλιματική αλλαγή αποτέλεσε και αποτελεί αντικείμενο έρευνας πολλών και διαφορετικής προέλευσης ερευνητών. Η ισχυρότερη ένδειξη κλιματικών αλλαγών είναι η μεταβολή της θερμοκρασίας του πλανήτη κατά τον 20^ο αιώνα. Σύμφωνα με την έκθεση αξιολόγησης από τη Διακυβερνητική Επιτροπή για την Αλλαγή του Κλίματος (IPCC, 2007), η παγκόσμια θερμοκρασία της επιφάνειας του πλανήτη αυξήθηκε κατά 0.74 ± 0.18 °C, όταν υπολογίζεται με γραμμική τάση κατά τα τελευταία 100 χρόνια (1906-2005). Αιτίες κλιματικής αλλαγής είναι οι εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου και ειδικότερα διοξειδίου του άνθρακα CO₂. Για το λόγο αυτό, για τη μελέτη του κλίματος στο μέλλον χρησιμοποιούνται διάφορα κλιματικά μοντέλα γνωστά και ως Μοντέλα Γενικής Κυκλοφορίας (General Circulation Models) (GCMs). Τα μοντέλα αυτά προσομοιώνουν τις κλιματικές μεταβολές στην ατμόσφαιρα και στους ωκεανούς για διάφορα σενάρια εκπομπών αερίων που είναι γνωστά ως SRES (Special Report on Emissions Scenarios) (IPCC, 2000). Τα σενάρια εκπομπών βασίζονται σε διάφορες μελλοντικές υποθέσεις που αφορούν τον πληθυσμό, τη βιομηχανική παραγωγή, την τεχνολογία κ.λπ.. Το σενάριο εκπομπών SRES το οποίο μελετήθηκε στην παρούσα εργασία είναι το σενάριο SRES A2, το οποίο αποτελεί ένα ακραίο σενάριο (IPCC, 2000). Η διαμόρφωση του σεναρίου A2 στηρίχθηκε σε ορισμένους βασικούς άξονες που σχετίζονται με: μέτρια αύξηση του μέσου παγκόσμιου κατά κεφαλήν εισοδήματος, ιδιαίτερα έντονη κατανάλωση ενέργειας, ραγδαία αύξηση του παγκόσμιου πληθυσμού, αργή και τμηματική τεχνολογική ανάπτυξη, μέτριες έως μεγάλες αλλαγές χρήσης γης και ραγδαία αύξηση της συγκέντρωσης του CO₂. Σύμφωνα με το σενάριο αυτό οι συγκεντρώσεις του CO₂ θα φτάσουν τα 850 ppm το 2100.

Στην εργασία αυτή χρησιμοποιήθηκαν μηνιαία δεδομένα από το μοντέλο γενικής κυκλοφορίας T63 CGCM 3.1, του Canadian Center for Climate Modelling and Analysis, για το σενάριο SRES A2 (Flato et al., 2000). Το μοντέλο CGCM3.1 αποτελεί ένα Συζευγμένο Ατμοσφαιρικό - Ωκεάνιο μοντέλο γενικής κυκλοφορίας τρίτης γενιάς. Το μοντέλο CGCM3.1 έχει δύο διαφορετικές εκδόσεις (IPCC, 2007). Η έκδοση T63 που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία έχει κάρναβο για την ατμόσφαιρα με χωρική διακριτοποίηση 2.8^ο και 31 κάθετα επίπεδα. Η κάρναβος του ωκεανού είναι ίδια με της ατμόσφαιρας με 6 ωκεάνια κελιά κάτω από κάθε κελί της ατμόσφαιρας. Η ωκεάνια διακριτοποίηση είναι επομένως 1.4^ο σε γεωγραφικό μήκος και 0.94^ο σε γεωγραφικό πλάτος. Το παραπάνω παρέχει σχετικά καλύτερη διακριτοποίηση στις ζώνες του Τροπικού κύκλου και στα μεσαία γεωγραφικά πλάτη και λιγότερα προβλήματα στους μεσημβρινούς που συγκλίνουν στην Αρκτική.

Ένα βασικό μειονέκτημα των μοντέλων γενικής κυκλοφορίας είναι ότι παρέχουν δεδομένα, ανάλογα με τη διακριτική τους ικανότητα, σε μεγάλες κλίμακες (μέχρι μερικές εκατοντάδες χιλιόμετρα) και επομένως δεν μπορούν να αποτυπώσουν κλιματικές επιδράσεις σε κλίμακες μικρότερες του κελιού. Παρόλα αυτά τα δεδομένα από τα GCM αποτελούν το σημείο αφετηρίας για οποιαδήποτε τεχνική χωρικής διακριτοποίησης, που αποβλέπει σε εκτίμηση των επιδράσεων της κλιματικής αλλαγής σε τοπικό επίπεδο. Για να επιτευχθεί αυτό αναπτύχθηκαν διάφορες μέθοδοι υποβιβασμού κλίμακας (downscaling methods), οι οποίες αποτελούν ουσιαστικά μία μετάβαση από τη μεγάλη κλίμακα των GCM σε μικρότερη τοπική κλίμακα. Οι μέθοδοι υποβιβασμού κλίμακας χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες: (α) Τις εμπειρικές - στατιστικές και (β) Των μοντέλων περιοχικής - τοπικής κλίμακας ή δυναμικού υποβιβασμού κλίμακας. Στην κατηγορία των εμπειρικών - στατιστικών μεθόδων ανήκουν οι εμπειρικές συναρτήσεις μετάβασης, η συνοπτική προσέγγιση και οι γεννήτριες καιρού (weather generators) (Γεωργίου κ. άλ., 2012). Στις εμπειρικές συναρτήσεις μετάβασης ανήκουν και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (TND) (Artificial Neural Networks) (ANNs) (Diamantopoulou, 2010, 2012; Diamantopoulou et al., 2007a,b, 2011), τα οποία χρησιμοποιούνται στην παρούσα εργασία. Μεταξύ των ερευνητών που χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (TND) για τον υποβιβασμό κλίμακας διαφόρων μετεωρολογικών

μεταβλητών, στον Ελλαδικό χώρο, είναι οι: Μαχαίρας κ. άλ., 2006, Kostopoulou et al. (2007), Tolika et al. (2007, 2008).

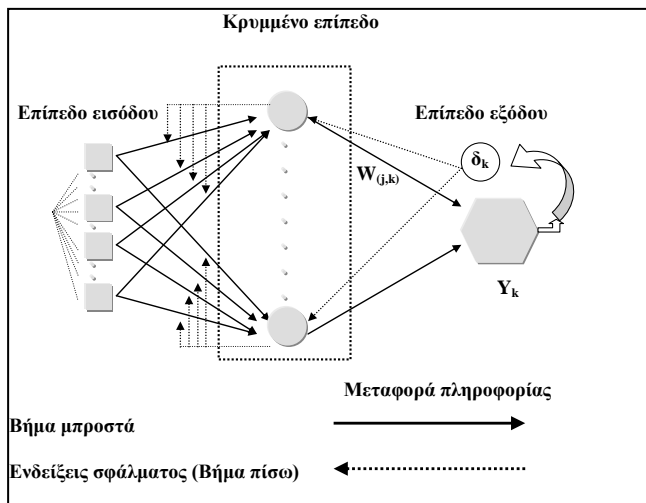
Πρόσφατα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) (Artificial Neural Networks (ANN_s)) (Fausett, 1994; Haykin, 1994; Dowla and Rogers, 1995; Patterson, 1996; Gurney, 1999) έγιναν δημοφιλή και αποτελούν σημαντικό πεδίο βασικής και εφαρμοσμένης έρευνας σε πολλούς τομείς όπως σε συστήματα ελέγχου, αναγνώρισης και ταξινόμησης προτύπων, τεχνητής νοημοσύνης, αναγνώρισης σημάτων, εικόνων και ομιλίας, μηχανικής όρασης, ρομποτικής, ιατρικής κτλ. Η χρήση ΤΝΔ στις γεωεπιστήμες είναι σχετικά πρόσφατη. Η δυνατότητα εφαρμογής των ΤΝΔ στην υδρολογία, στους υδατικούς πόρους και στην εκτίμηση της εξατμισοδιαπνοής έχει διερευνηθεί από διάφορους ερευνητές (Maier and Dandy, 2000; Samani, 2000; Odhiambo et al., 2001; Kumar et al., 2002; Sudheer et al., 2003; Trajkovic et al., 2003; Alvisi et al., 2006; Diamantopoulou et al., 2007a,b). Τα ΤΝΔ αποτελούν μία υπολογιστική διαδικασία που μιμείται τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Βασίζονται στην εκπαίδευση ενός δικτύου δομικών στοιχείων, των νευρώνων (nodes). Κάθε νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφοριών, ο οποίος δέχεται πληροφορίες από τις εισόδους (inputs), τις επεξεργάζεται μέσω μιας επιλεγμένης αρχιτεκτονικής και δίνει μία έξοδο (output). Οι νευρώνες οργανώνονται σε επίπεδα (layers). Το πρώτο επίπεδο είναι το επίπεδο εισόδου (input layer), το τελευταίο επίπεδο είναι το επίπεδο εξόδου (output layer) και μεταξύ αυτών βρίσκεται το(τα) κρυμμένο-α επίπεδο-α (hidden layer-s). Κάθε νευρώνας ενός επιπέδου συνδέεται με τους νευρώνες γειτονικών επιπέδων με συνάψεις μέσω συντελεστών βαρύτητας χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function). Η ικανότητα πρόβλεψης ενός ΤΝΔ εξαρτάται από το βαθμό εκπαίδευσής του (training) που γίνεται με μετρημένα δεδομένα εισόδων και εξόδου και συνίσταται στη βαθμονόμηση των συντελεστών βαρύτητας ή και των χρησιμοποιούμενων συναρτήσεων.

Στην εργασία αυτή γίνεται προσπάθεια κατάρτισης μοντέλου ΤΝΔ για τον υποβιβασμό κλίμακας της μηνιαίας βροχόπτωσης με τη βοήθεια μετεωρολογικών μεταβλητών που προβλέφθηκαν από το μοντέλο γενικής κυκλοφορίας T63 CGCM 3.1, για το σενάριο κλιματικής αλλαγής SRESA2. Οι παραπάνω προβλεφθείσες μετεωρολογικές μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν για τη διαμόρφωση του μοντέλου είναι πάρα πολλές. Από στατιστική ανάλυση των τιμών τους προέκυψε ότι πολλές από αυτές ήταν ισχυρά συσχετισμένες μεταξύ τους. Προκειμένου να επιτευχθεί μείωση των βασικών πηγών μεταβλητότητας και η απλούστευση του μοντέλου πρόβλεψης της μηνιαίας βροχόπτωσης εφαρμόστηκε η τεχνική της ανάλυσης κυρίων συνιστωσών (Principal Component Analysis) (PCA) (Dunteman, 1989; Jolliffe, 2014). Μέσω της τεχνικής αυτής δημιουργήθηκαν νέες μεταβλητές λιγότερες σε αριθμό, οι οποίες περικλείοντας τη μέγιστη μεταβλητότητα των τιμών όλων των μετεωρολογικών μεταβλητών, χρησιμοποιήθηκαν στη συνέχεια ως εισαγόμενη πληροφορία στη διαδικασία κατάρτισης του ANN (Artificial Neural Network) μοντέλου. Ως καταλληλότερη αρχιτεκτονική δομή για την περίπτωση που εξετάζεται επιλέχθηκε η αρχιτεκτονική δομή της πολυστρωματικής αντίληψης-νόησης (Multilayer perceptron) (MLP), κάνοντας χρήση του αλγόριθμου βελτιστοποίησης των Levenberg-Marquardt (LM) (Wilamowski and Yu, 2010). Ο αλγόριθμος αυτός είναι ιδιαίτερα αξιόπιστος όταν εφαρμόζεται σε προβλήματα εκτίμησης τύπου παλινδρόμησης ((Singh et al., 2007; Wilamowski and Yu, 2010; Özcelik et al., 2014; Diamantopoulou et al., 2015). Επιπλέον, έχειδειχθεί ότι ξεπερνά τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει ο περισσότερο διαδεδομένος αλγόριθμος βελτιστοποίησης, αυτός της οπισθοδρομικής διάθρωσης λάθους (back propagation). Τα σημαντικότερα μειονεκτήματα που παρουσιάζει ο αλγόριθμος της οπισθοδρομικής διάθρωσης λάθους είναι ότι χρειάζεται πολύ χρόνο προκειμένου να ολοκληρωθεί η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, μπορεί να παρουσιάσει προσωρινή αστάθεια στην κατάρτιση των βαρών, ενώ επίσης έχει την τάση να παγιδεύεται σε τοπικά ελάχιστα κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του δικτύου. Αυτά τα μειονεκτήματα έχουν

περιγραφεί και συζητηθεί εκτενώς στη βιβλιογραφία (Wilamowski, and Yu, 2010; Diamantopoulou et al., 2015).

2. ΜΕΘΟΔΟΙ ΚΑΙ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Στην εργασία αυτή γίνεται προσπάθεια κατάρτισης μοντέλου ANN, για τον υποβιβασμό κλίμακας της μηνιαίας βροχόπτωσης, του σταθμού του Εξαπλατάνου, της λεκάνης του Αλμωπαίου, με τη βοήθεια μετεωρολογικών μεταβλητών που προβλέφθηκαν από το μοντέλο γενικής κυκλοφορίας T63 CGCM 3.1, για το σενάριο κλιματικής αλλαγής SRESA2. Η αρχιτεκτονική δομή του μοντέλου ANN είναι αυτή της πολυστρωματικής αντίληψης-νόησης (Multilayer perceptron) (MLP), κάνοντας χρήση του αλγόριθμου βελτιστοποίησης των Levenberg-Marquardt (LM) και ο συμβολισμός του είναι LMANN (Σχήμα 1).



Σχήμα 1. Αρχιτεκτονική δομή του μοντέλου Νευρωνικού Δικτύου (LMANN).

Η κατάρτιση ενός νευρωνικού δικτύου με την συγκεκριμένη αρχιτεκτονική δομή περιλαμβάνει τρία στάδια: 1) το στάδιο εκείνο όπου η πληροφορία ρέει από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου (feedforward), 2) του υπολογισμού του σχετικού σφάλματος (δ_k) και της οπισθοδρομικής κατεύθυνσης της πληροφορίας του σφάλματος από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου και 3) της ρύθμισης και τελικής κατάρτισης των βαρών ($W_{j,k}$).

Ο Levenberg-Marquardt αλγόριθμος συνίσταται στην επίλυση της εξίσωσης:

$$(J^T J + \mu I) \delta = J^T E \tag{2.1}$$

όπου: J είναι ο Ιακωβιανός πίνακας του συστήματος, I είναι ο μοναδιαίος πίνακας, μ είναι ο αποσβεστικός παράγοντας (damping factor) του Levenberg, δ είναι το διάνυσμα εκσυγχρονισμού των βαρών και E είναι το διάνυσμα των σφαλμάτων. Ο πίνακας $J^T J$ είναι γνωστός και ως ο προσεγγιστικός Hessian πίνακας.

Η αποτελεσματική εκπαίδευση του μοντέλου LMANN εξαρτάται σημαντικά από την τελική τιμή του αποσβεστικού παράγοντα (μ). Η τιμή αυτή προσδιορίστηκε μετά από δοκιμές, αρχίζοντας από την τιμή 0.1 αυξάνοντας και μειώνοντας την τιμή αυτή κατά 0.01 μέχρι την επίτευξη του μικρότερου σφάλματος θεωρητικών τιμών του μοντέλου. Τέλος, ως συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιήθηκε η μη-γραμμική εξίσωση μεταφοράς $\tanh(s)$ (hyperbolic tangent function) της μορφής (Fausett, 1994):

$$f(s) = \tanh(s) = \frac{e^{(s)} - e^{(-s)}}{e^{(s)} + e^{(-s)}} \tag{2.2}$$

όπου: $s = \sum_{i=1}^n w_i x_i$, όπου w_i είναι τα βάρη και x_i είναι οι τιμές των μεταβλητών εισόδου, με $s \in [-\infty, +\infty]$ και $\tanh(s) \in (-1, +1)$. Πρόκειται για την αποτελεσματική πληροφορία που εισέρχεται στη μονάδα i του κρυμμένου επιπέδου και μεταφέρεται με την εξίσωση μεταφοράς $f(s)$.

Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και την επαλήθευση του μοντέλου LMANN, αναφέρονται στην περίοδο 1975-2000 και είναι μετρημένη μηνιαία βροχόπτωση του Εξαπλάτανου (Γ.Π. 40° 58', Γ.Μ. 22° 04', Υψόμ. 132.9 m) και μηνιαία δεδομένα 61 μετεωρολογικών μεταβλητών (Πίνακας 1), που προέκυψαν από τα αντίστοιχα ημερήσια, τα οποία προβλέφθηκαν από το μοντέλο γενικής κυκλοφορίας T63 CGCM 3.1 (γεωγραφικές συντεταγμένες καννάβου Γ.Π. 40° 27', Γ.Μ. 22° 30'). Οι περίοδοι κλιματικής αλλαγής αναφέρονται στα χρονικά διαστήματα 2020-2050 και 2070-2100 και το σενάριο κλιματικής αλλαγής είναι το SRESA2.

Πίνακας 1. Μετεωρολογικές μεταβλητές του μοντέλου γενικής κυκλοφορίας T63 CGCM 3.1 (σενάριο SRESA2), που χρησιμοποιήθηκαν για την κατάρτιση του LMANN μοντέλου.

Επίπεδο	Μετεωρολογική μεταβλητή (Αριθμός μεταβλητών)
Ατμοσφαιρικό επίπεδο 1000 hPa, 925 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 600 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa, 250 hPa, 200 hPa, 150 hPa, 100 hPa, 70 hPa, 50 hPa, 30 hPa, 20 hPa, 10 hPa	Θερμοκρασία αέρα (°C) (17)
	Ειδική υγρασία (αδιάστατο κλάσμα) (17)
	Γεωδυναμικό ύψος (m) (17)
Επιφάνεια	Ατμοσφαιρική πίεση στο επίπεδο της θάλασσας (Pa) (1)
	Ατμοσφαιρική πίεση στην επιφάνεια (Pa) (1)
	Περιεκτικότητα της ατμόσφαιρας σε υδρατμούς (kg/m ²) (1)
	Ειδική υγρασία κοντά στην επιφάνεια (αδιάστατο κλάσμα)(1)
	Βροχόπτωση (mm) (1)
	Καθαρή ακτινοβολία (W/m ²) (1)
	Μέγιστη θερμοκρασία (°C) (1)
	Ελάχιστη θερμοκρασία (°C) (1)
	Μέση θερμοκρασία (°C) (1)
	Ταχύτητα ανέμου (m/s) (1)
Σύνολο:	61 Μετεωρολογικές Μεταβλητές

Η δεύτερη διαδικασία η οποία χρησιμοποιήθηκε είναι αυτή της ανάλυσης κυρίων συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA). Πρόκειται για μια στατιστική διαδικασία, της οποίας στόχος είναι ο εντοπισμός μη συσχετισμένων δεδομένων μέσα από ένα σύνολο συσχετισμένων δεδομένων, προκειμένου να απομονωθεί τμήμα του «θορύβου» των δεδομένων, δηλαδή η ανούσια επανάληψη της ίδιας πληροφορίας. Στην εργασία αυτή εφαρμόστηκε η ανάλυση κυρίων συνιστωσών με στόχο την επιλογή ασυσχέτιστων συνδυασμών των αρχικών ανεξάρτητων μεταβλητών X_i , στις οποίες οφείλεται η μέγιστη μεταβλητότητα των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής Y_k . Αυτό είχε ως συνέπεια τη μείωση των βασικών πηγών μεταβλητότητας που εκφράζονται από τις ανεξάρτητες μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν, μέσω της δημιουργίας νέων μεταβλητών ασυσχέτιστων μεταξύ τους, τις κύριες συνιστώσες (PC_i), οι οποίες έχουν το πλεονέκτημα να διατηρούν το μέγιστο της μεταβλητότητας των αρχικών μεταβλητών (X_i). Η εξαγωγή των κυρίων συνιστωσών έγινε μέσω της χρήσης της κανονικοποίησης του Kaiser (Kaiser, 1960), με τη χρήση της Varimax μεθόδου περιστροφής (Harman, 1976), σε συνδυασμό με τη γραφική μέθοδο του scree test του Catell (Catell, 1966). Τέλος, χρησιμοποιήθηκαν ως μεταβλητές εισόδου στο μοντέλο υποβιβασμού LMANN μόνο οι συνιστώσες εκείνες που είχαν ιδιοτιμή (eigenvalue) μεγαλύτερη από τη μονάδα, γιατί όπως έχει περιγραφεί από τους Abdi and Williams (2010),

οι συνιστώσες αυτές ενσωματώνουν το μέγιστο της διακύμανσης, ενώ ταυτόχρονα είναι ασυσχέτιστες μεταξύ τους.

Κατά τη διερεύνηση και κατάρτιση του μοντέλου νευρωνικού δικτύου (LMANN), προκειμένου να μην υπάρξει υπερπαραμετροποίηση (overfitting) (Leahy, 1994), τα μηνιαία δεδομένα της περιόδου 1975-1998 χωρίστηκαν με χρήση τυχαίων αριθμών σε τρία διακριτά μέρη: α) στα δεδομένα κατάρτισης των βαρών (training data set) (70%), β) στα δεδομένα αξιολόγησης (validation data set) (15%) και γ) στα δεδομένα δοκιμής (test data set) (15%), των δεδομένων των 288 μηνών. Το κατάλληλο LMANN μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για τον υποβιβασμό κλίμακας των μηνιαίων βροχοπτώσεων του σταθμού του Εξαπλατάνου της περιόδου 1999-2000 και των περιόδων κλιματικής αλλαγής 2020-2050 και 2070-2100.

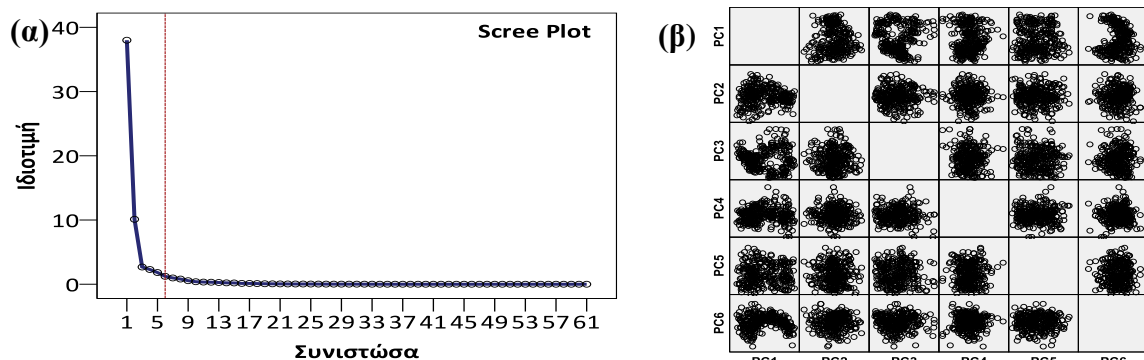
3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ

Από την εφαρμογή της PCA στις 61 μετεωρολογικές μεταβλητές προκύπτει ότι οι έξι πρώτες συνιστώσες με ιδιοτιμές που κυμαίνονται από 37.992 έως 1.230 εξηγούν το μέγιστο της μεταβλητότητας των τιμών με ποσοστό περίπου 92% (Πίνακας 2).

Πίνακας 2. Ιδιοτιμές και ποσοστά εξηγούμενης μεταβλητότητας των κυρίων συνιστωσών.

Συνιστώσα	Ιδιοτιμή	Εξηγούμενη μεταβλητότητα (%)	
		Εκατοστιαίο ποσοστό	Αθροιστικό ποσοστό
1	37.992	62.283	62.283
2	10.110	16.574	78.856
3	2.681	4.395	83.252
4	2.294	3.761	87.013
5	1.822	2.987	90.000
6	1.230	2.016	92.016
7	0.978	1.603	93.619
.....
61	$1.3 \cdot 10^{-8}$	$2.17 \cdot 10^{-8}$	100.00

Το ίδιο συμπέρασμα εξάγεται και από το scree test του Catell (Σχήμα 2α), όπου μετά τον αριθμό των έξι κυρίων συνιστωσών δεν υπάρχει έντονη μεταβολή των ιδιοτιμών. Επιπλέον, οι έξι νέες μεταβλητές ($PC_i, i=1,2,\dots,6$) που έχουν εξαχθεί με εφαρμογή της PCA, ενώ διατηρούν το μέγιστο της μεταβλητότητας των αρχικών μεταβλητών είναι ασυσχέτιστες μεταξύ τους (Σχήμα 2β).

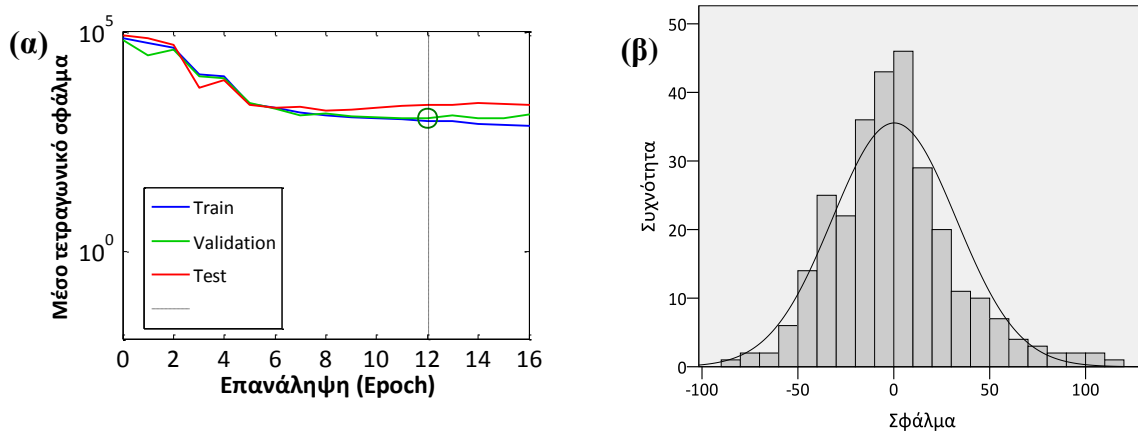


Σχήμα 2. (α) Scree plot και (β) Στικτό διάγραμμα των έξι κύριων συνιστωσών.

Οι έξι νέες μεταβλητές ($PC_i, i=1..6$) προέκυψαν με τη συμμετοχή όλων των μετεωρολογικών μεταβλητών, εμφανίζουν όμως υψηλή συσχέτιση με μερικές μόνο από αυτές. Για παράδειγμα, η PC_1 εμφάνισε την υψηλότερη συσχέτιση με τη μετεωρολογική

μεταβλητή, περιεκτικότητα της ατμόσφαιρας σε υδρατμούς (kg/m^2), γεγονός που οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η περιεκτικότητα της ατμόσφαιρας σε υδρατμούς έχει τη μεγαλύτερη επίδραση στη διαμόρφωση της PC_1 . Αντίστοιχη συμπερασματολογία προκύπτει και για τις άλλες κύριες συνιστώσες από τον Πίνακα συσχετίσεων μεταξύ των μετεωρολογικών μεταβλητών και των κυρίων συνιστωσών.

Το μοντέλο LMANN το οποίο καταρτίστηκε τροφοδοτήθηκε στο επίπεδο εισόδου με τις τιμές των έξι συνιστωσών που προέκυψαν από την PCA. Το επίπεδο εξόδου έχει μία μεταβλητή εξόδου, τη μηνιαία βροχόπτωση, ενώ μεταξύ αυτών υπάρχει ένα κρυμμένο επίπεδο με βέλτιστο αριθμό κρυμμένων νευρώνων 23, του οποίου η σύγκλιση επιτεύχθηκε μετά από 12 επαναλήψεις (epochs) (Σχήμα 3α). Στο Σχήμα 3β δίνεται το ιστόγραμμα σφαλμάτων, στο οποίο ο μέγιστος αριθμός σφαλμάτων συγκεντρώνεται γύρω από το μηδέν, ενώ όσο μεγαλώνει η απόλυτη τιμή του σφάλματος, η συχνότητα εμφάνισης μειώνεται. Αυτή η κατανομή σφαλμάτων είναι ενδεικτική ενός καλά εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου, απαλλαγμένου από υπερπαραμετροποίηση.



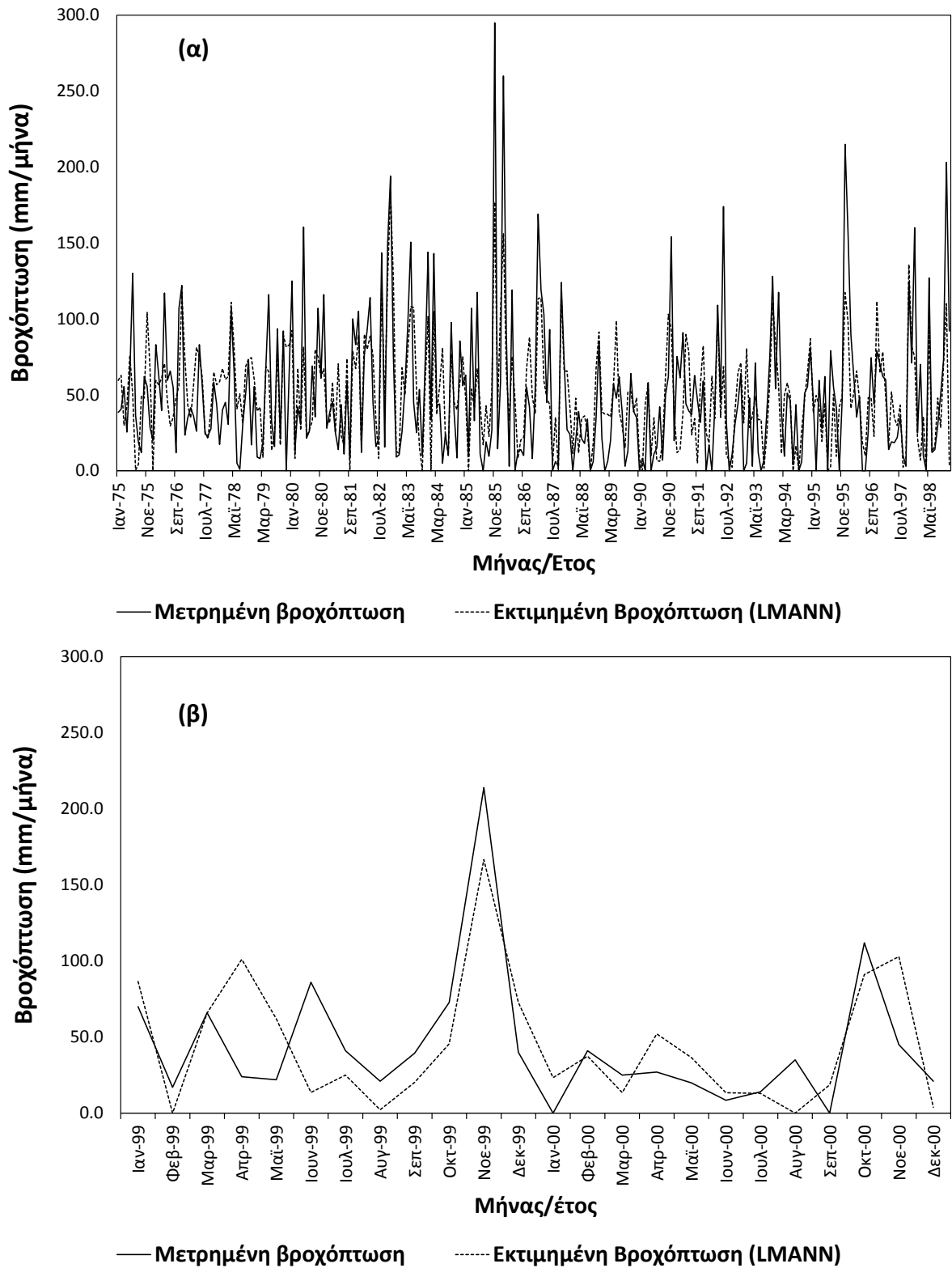
Σχήμα 3. (α) Βέλτιστο LMANN μοντέλο κατά την επανάληψη 12 και (β) Ιστόγραμμα συχνοτήτων των σφαλμάτων του.

Στον Πίνακα 3 δίνονται τα στατιστικά χαρακτηριστικά των μετρημένων μηνιαίων βροχοπτώσεων, του σταθμού του Εξαπλατάνου, για τις περιόδους 1975-1998 και 1999-2000 και τα αντίστοιχα στατιστικά χαρακτηριστικά και οι τιμές των κριτηρίων αξιολόγησης (RMSE και R) των μηνιαίων βροχοπτώσεων που προέκυψαν με υποβιβασμό κλίμακας από την εφαρμογή του LMANN μοντέλου.

Πίνακας 3. Στατιστικά χαρακτηριστικά των μετρημένων μηνιαίων βροχοπτώσεων (mm/μήνα), του σταθμού του Εξαπλατάνου, για τις περιόδους 1975-1998 και 1999-2000 και αντίστοιχα στατιστικά χαρακτηριστικά και τιμές των κριτηρίων αξιολόγησης (RMSE και R) των μηνιαίων βροχοπτώσεων του μοντέλου υποβιβασμού κλίμακας LMANN.

Εξαπλάτανος	Περίοδος	Mean	Std. dev.	Max	Min	RMSE	N	R
Μετρημένη	1975-1998	50.23	46.37	295.00	0	–	288	–
Υποβιβ.(LMANN)	1975-1998	49.98	33.10	183.56	0	32.26	288	0.72
Μετρημένη	1999-2000	44.24	45.37	214.00	0	–	24	–
Υποβιβ.(LMANN)	1999-2000	44.48	42.00	166.70	0	32.67	24	0.71
Υποβιβ.(LMANN)	2020-2050	42.88	42.18	196.49	0	–	372	–
Υποβιβ.(LMANN)	2070-2100	24.11	44.67	254.56	0	–	372	–

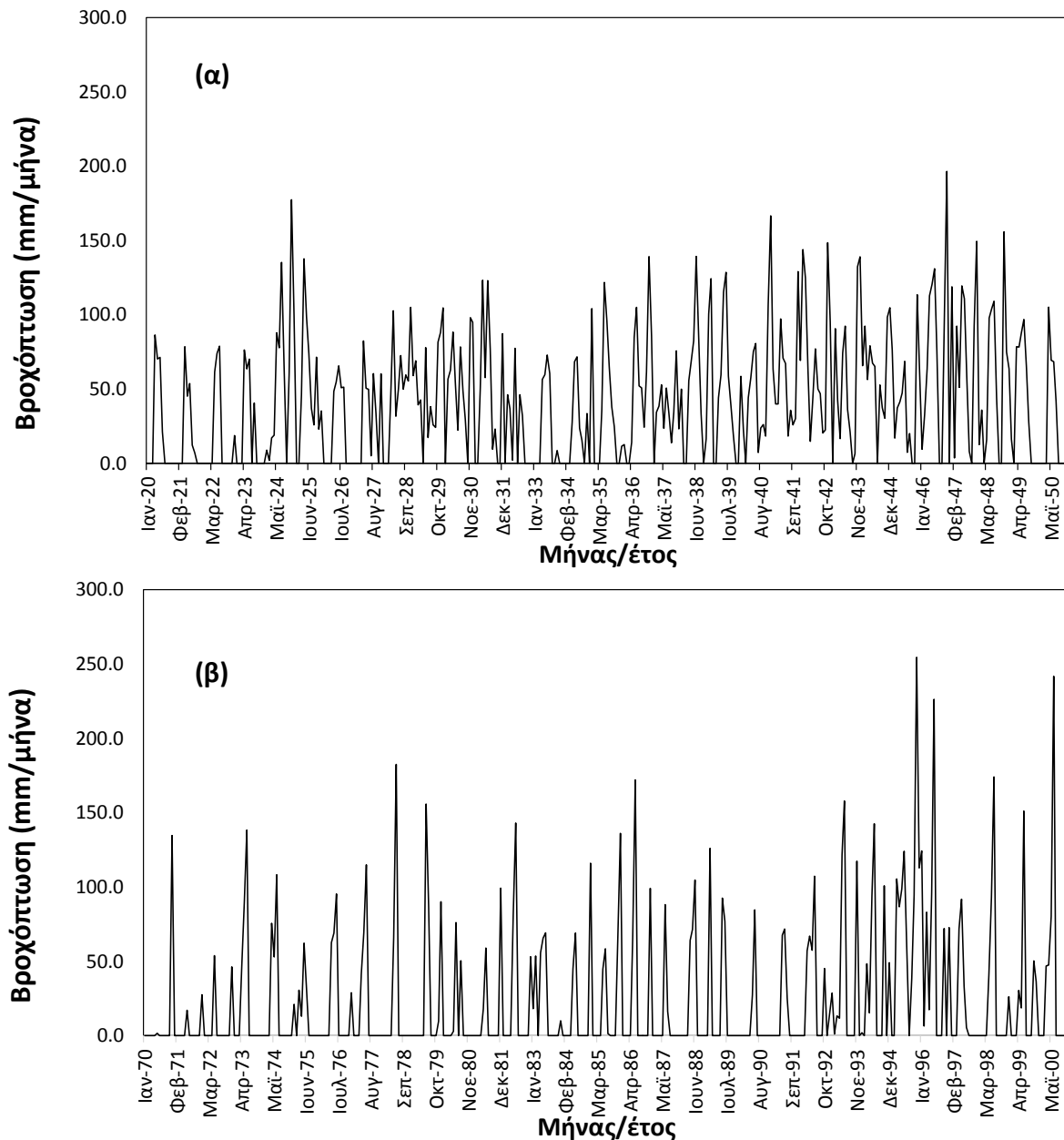
Στα Σχήματα 4α και 4β φαίνονται οι μετρημένες μηνιαίες βροχοπτώσεις, του σταθμού του Εξαπλατάνου και οι μηνιαίες βροχοπτώσεις που προέκυψαν με υποβιβασμό κλίμακας από την εφαρμογή του LMANN μοντέλου, για τις περιόδους 1975-1998 και 1999-2000, αντίστοιχα.



Σχήμα 4. Μετρημένες μηνιαίες βροχοπτώσεις, του σταθμού του Εξαπλατάνου και μηνιαίες βροχοπτώσεις του μοντέλου υποβιβασμού κλίμακας LMANN, για τις περιόδους: α) 1975-1998 και β) 1999-2000.

Στον Πίνακα 3, τα κριτήρια RMSE και R δεν δίνονται για τις περιόδους κλιματικής αλλαγής 2020-2050 και 2070-2100 εξαιτίας του ότι για τις περιόδους αυτές δεν υπάρχουν μετρημένες τιμές βροχόπτωσης, για τον υπολογισμό των σφαλμάτων. Από τον Πίνακα 3 προκύπτει ότι οι τιμές τόσο των στατιστικών κριτηρίων όσο και των κριτηρίων αξιολόγησης (RMSE και R), για την περίοδο επιβεβαίωσης 1999-2000 είναι πολύ κοντά στις αντίστοιχες τιμές της περιόδου κατάρτισης του LMANN μοντέλου, γεγονός που δείχνει την υγεία και τη σταθερότητα του LMANN μοντέλου, οι οποίες επιβεβαιώνονται και με τη βοήθεια των Σχημάτων 4α και 4β.

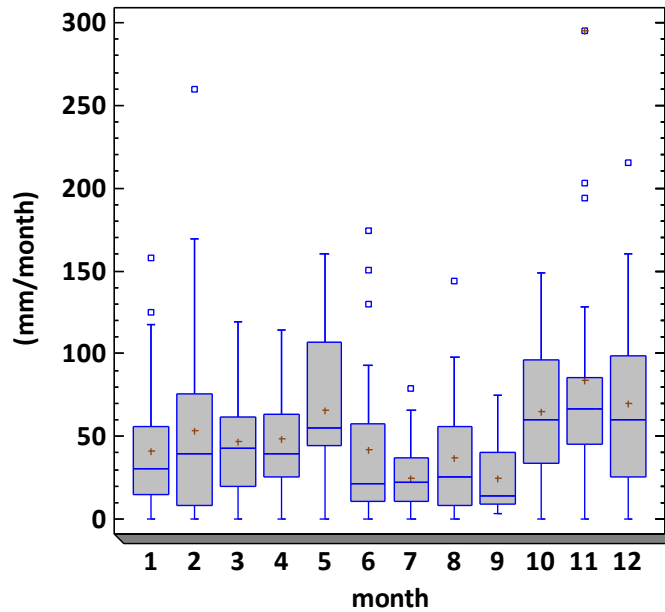
Στα Σχήματα 5α και 5β φαίνονται οι μηνιαίες βροχοπτώσεις που προέκυψαν με υποβιβασμό κλίμακας από την εφαρμογή του LMANN μοντέλου, για τις περιόδους κλιματικής αλλαγής (σενάριο SRESA2) 2020-2050 και 2070-2100, αντίστοιχα.



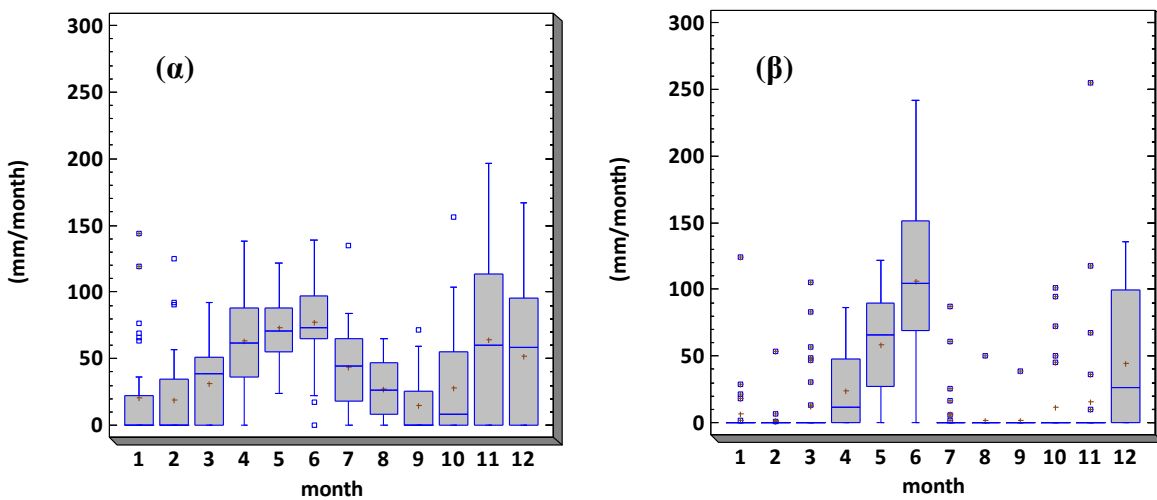
Σχήμα 5. Μηνιαίες βροχοπτώσεις, του σταθμού του Εξαπλατάνου, του μοντέλου υποβιβασμού κλίμακας LMANN, για τις περιόδους: α) 2020-2050 και β) 2070-2100.

Από τον Πίνακα 3 προκύπτει επίσης ότι για την πρόσφατη περίοδο κλιματικής αλλαγής (2020-2050), υπάρχει μείωση της μέσης τιμής των μηνιαίων βροχοπτώσεων ενώ η αντίστοιχη μείωση για την απώτερη περίοδο κλιματικής αλλαγής (2070-2100) είναι πολύ μεγαλύτερη.

Στο Σχήμα 6 φαίνονται τα θηκογράμματα (Box Plots) των μηνιαίων βροχοπτώσεων του σταθμού του Εξαπλατάνου, για κάθε μήνα, για την περίοδο 1975-1998 και στα Σχήματα 7α και 7β φαίνονται τα θηκογράμματα (Box Plots) των μηνιαίων βροχοπτώσεων του μοντέλου υποβιβασμού κλίμακας LMANN, για κάθε μήνα, για τις περιόδους κλιματικής αλλαγής 2020-2050 και 2070-2100, αντίστοιχα.



Σχήμα 6. Θηκογράμματα (Box Plots) των μηνιαίων βροχοπτώσεων του σταθμού του Εξαπλατάνου, για κάθε μήνα, για την περίοδο 1975-1998.



Σχήμα 7. Θηκογράμματα (Box Plots) των μηνιαίων βροχοπτώσεων του μοντέλου υποβιβασμού κλίμακας LMANN, για κάθε μήνα, για τις περιόδους κλιματικής αλλαγής: α) 2020-2050 και β) 2070-2100.

Από το Σχήμα 7α φαίνεται ότι για την πρόσφατη περίοδο κλιματικής αλλαγής (2020-2050), η κατανομή των μηνιαίων βροχοπτώσεων, για κάθε μήνα, είναι παρόμοια με την

αντίστοιχη των μετρημένων μηνιαίων βροχοπτώσεων, της περιόδου 1975-1998 (Σχήμα 6), με εμφάνιση όμως μικρότερων μέγιστων τιμών. Από το Σχήμα 7β φαίνεται ότι για την απώτερη περίοδο κλιματικής αλλαγής (2070-2100), η κατανομή των μηνιαίων βροχοπτώσεων, για κάθε μήνα, είναι εντελώς διαφορετική από αυτή της περιόδου (2020-2050), με εμφάνιση μεγαλύτερων και περισσότερων μέγιστων τιμών και διαφοροποίηση εμφάνισης των βροχερών μηνών. Σύμφωνα με το Σχήμα 7β, οι βροχεροί μήνες είναι ο Απρίλιος, ο Μάιος, ο Ιούνιος και ο Δεκέμβριος.

4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην εργασία αυτή, ο υποβιβασμός κλίμακας που γίνεται με την εφαρμογή του LMANN μοντέλου, περιγράφει τη σχέση μεταξύ της μηνιαίας βροχόπτωσης, του σταθμού του Εξαπλατάνου, της λεκάνης του Αλμωπαίου και των 61 μηνιαίων μετεωρολογικών μεταβλητών μεγάλης κλίμακας που προβλέπονται από το μοντέλο γενικής κυκλοφορίας T63 CGCM 3.1, για το σενάριο κλιματικής αλλαγής SRESA2. Το μοντέλο LMANN το οποίο καταρτίστηκε τροφοδοτήθηκε στο επίπεδο εισόδου με τις τιμές των έξι κυρίων συνιστωσών που προέκυψαν με εφαρμογή της PCA στις 61 μετεωρολογικές μεταβλητές. Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων των LMANN μοντέλων σε συνδυασμό με την ανάλυση κυρίων συνιστωσών, προκύπτει ότι για την πρόσφατη περίοδο κλιματικής αλλαγής (2020-2050) η κατανομή των μηνιαίων βροχοπτώσεων, για κάθε μήνα, είναι παρόμοια με την αντίστοιχη των μετρημένων μηνιαίων βροχοπτώσεων (περίοδος 1975-1998), με εμφάνιση όμως μικρότερων μέγιστων τιμών, ενώ για την απώτερη περίοδο κλιματικής αλλαγής (2070-2100), η κατανομή των μηνιαίων βροχοπτώσεων, για κάθε μήνα, είναι εντελώς διαφορετική από αυτή της περιόδου (2020-2050), με εμφάνιση μεγαλύτερων και περισσότερων μέγιστων τιμών και διαφοροποίηση των βροχερών μηνών. Το τελικό συμπέρασμα είναι ότι τα LMANN μοντέλα σε συνδυασμό με την ανάλυση κυρίων συνιστωσών, είναι αξιόπιστα και μπορούν να εφαρμοστούν για τον υποβιβασμό κλίμακας και άλλων εκτός της βροχόπτωσης μετεωρολογικών μεταβλητών, όπως η θερμοκρασία, η εξατμισοδιαπνοή κλπ διαφόρων σεναρίων κλιματικής αλλαγής.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Γεωργίου, Π.Ε., Παπαμιχαήλ, Δ.Μ. και Α.Γ. Λιάπης, 2012. *Επίδραση των κλιματικών αλλαγών στις ανάγκες σε νερό των καλλιεργειών και στην οικονομική αξία του αρδευτικού νερού*. Πρακτικά Κοινού Συνεδρίου ΕΥΕ & ΕΕΔΥΠ, Πάτρα, 278-290.
- Μαχαίρας, Χ., Βαφειάδης, Μ., Τολικά, Κ., Μαχαίρας, Π. και Χ. Αναγνωστοπούλου, 2006. *Κατασκευή σεναρίων υδρομετεωρολογικών παραμέτρων στην ευρύτερη περιοχή της Θεσσαλονίκης με τη χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων*. Πρακτικά 10^ο Πανελληνίου Συνεδρίου Ελληνικής Υδροτεχνικής Ένωσης, Ξάνθη, Τόμος Α, 127-134.
- Abdi, H. and Williams, L.J., 2010. *Principal component analysis*. Wiley Interdisciplinary Reviews, Computational Statistics 2, 433-459.
- Alvisi, S., Mascellani, G., Franchini, M. and Bardossy, A., 2006. *Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches*. Hydrology and Earth System Science, 10, 1-17.
- Catell, R.B., 1966. *The scree test for the number of factors*. Multivariate Behavioral Research, 1(2): 245-276.
- Diamantopoulou, M., Antonopoulos, V., Papamichail, D., 2007a. *Cascade correlation artificial neural networks for estimating missing monthly values of water quality parameters in rivers*. Water Resources Management, 21, 649-662.

- Diamantopoulou, M., Georgiou, P., Papamichail, D., 2007b. *Performance of neural network models with Kalman learning rule for flow routing in a river system*. Fresenius Environmental Bulletin, 16 (11b), 1474-1484.
- Diamantopoulou, M.J., 2010. *Filling gaps in diameter measurements on standing tree boles in the urban forest of Thessaloniki, Greece*. Environmental Modelling and Software, 25(12), 1857-1865.
- Diamantopoulou, M.J., Georgiou, P.E., Papamichail, D.M., 2011. *Performance evaluation of artificial neural networks in estimating reference evapotranspiration with minimal meteorological data*. Global Nest Journal, 13(1), 18-27.
- Diamantopoulou, M.J., 2012. *Assessing a reliable modeling approach of features of trees through neural network models for sustainable forests*. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2(4), 190–197.
- Diamantopoulou, M. J., Özçelik, R., Crecente-Campo, F., Eler, Ü, 2015. *Estimation of Weibull function parameters for modelling tree diameter distribution using least squares and artificial neural networks methods*. Biosystems Engineering, 133, 33-45.
- Dowla, U.F. and Rogers, L., 1995. *Solving problems in environmental engineering and geosciences with artificial neural networks*. Massachusetts. pp. 239.
- Dunteman, G.H., 1989. *Principal Component Analysis*. Sage, B.H.C.A.
- Fausett, L., 1994. *Fundamentals of neural networks architectures. Algorithms and applications*. Prentice Hall, USA. 461 pp.
- Flato, G.M., Boer, G.J., Lee, W.G., McFarlane, N.A., Ramsden, D., Reader, M.C., Weaverer, A.J., 2000. *The Canadian centre for climate modeling and analysis global coupled model and its climate*. Climate Dynamics, 16, 451-467.
- Gurney, K., 1999. *An introduction to neural networks*. UCL Press, UK
- Harman, H.H., 1976. *Modern Factor Analysis*. 3rd ed., University of Chicago Press, Chicago.
- Haykin, S., 1994. *Neural networks: A comprehensive foundation*. Macmillan, New York, USA.
- IPCC, 2000. *Special Report: Emissions Scenarios*. In: N. Nakićenović and R. Swart (eds), A special report of Working Group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, UK, 570 p.
- IPCC, 2007. *Climate change 2007: Synthesis Report*. In: R.K. Pachauri and A. Reisinger (eds), Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). Geneva, Switzerland, 104 p.
- Jolliffe, I., 2014. *Principal Component Analysis*. Willy StatsRef: Statistics Reference Online.
- Kaiser, H.F., 1960. *The application of electronic computers to factor analysis*. Educational and Psychological Measurement, 20(1): 141-151.
- Kostopoulou, E., Giannakopoulos, C., Anagnostopoulou, C., Tolika, K., Maheras, P., Vafiadis, M., Fouda, D., 2007. *Simulating maximum and minimum temperature over Greece: a comparison of three downscaling techniques*. Theor. Appl. Climatol. 90, 65-82.
- Kumar, M., Raghuwanshi, N.S., Singh, R., Wallender, W.W. and Pruitt W.O., 2002. *Estimating evapotranspiration using artificial neural network*. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 128(4), 224–233.
- Leahy, K., 1994. *The overfitting problem in perspective*. AI Expert, 9, 35-36.
- Maier, H.R. and Dandy, G.C., 2000. *Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modeling issues and applications*. Environmental Modelling Software, 15, 101-124.
- Marquardt, D., 1963. *An algorithm for least squares estimation of non-linear parameters*. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, 11, 431-441.

- Odhiambo, L.O., Yoder, R.E., Yoder, D.C. and Hines, J.W., 2001. *Optimization of fuzzy evapotranspiration model through neural training with input-output examples*. Transactions of the ASAE, 44(6), 1625–1633.
- Özçelik, R., Diamantopoulou, M.J., Brooks, J.R., 2014. *The use of tree crown variables in over-bark diameter and volume prediction models*. iForest-Biogeosciences and Forestry, 7, 132-139.
- Patterson, D., 1996. *Artificial neural networks*. Prentice Hall, Singapore.
- Samani, Z., 2000. Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 126 (4), 265–267.
- Singh, V., Gupta, I., Gupta, 2007. *ANN-based estimator for distillation using Levenberg–Marquardt approach*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 20, 249–259.
- Sudheer, K.P., Gosain, A.K. and Ramasastri, K.S., 2003. *Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique*. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 129(3), 214–218.
- Tolika, K., Maheras, P., Vafiadis, M., Flocas, H.A., Arseni-Papadimitriou, A., 2007. *Simulation of seasonal precipitation and raindays over Greece: a statistical downscaling technique based on artificial neural networks (ANNs)*. International Journal of Climatology, 27, 861-881.
- Tolika, K., Anagnostopoulou, C., Maheras, P., Vafiadis, M., 2008. *Simulation of future changes in extreme rainfall and temperature conditions over the Greek area: a comparison of two statistical downscaling approaches*. Global and Planetary Change, 63, 132-151.
- Trajkovic, S., Todorovic, B. and Stankovic, M., 2003. *Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks*. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 129(6), 454–457.
- Wilamowski, M., Yu, H., 2010. *Improved computation for Levenberg–Marquardt training*. IEEE Transactions on Neural Networks, 21, 930-937.