



# Πολυτεχνείο Κρήτης

Σχολή Μηχανικών Περιβάλλοντος

Πρόβλεψη βροχόπτωσης στην λεκάνη της Μεσσαράς μέσω  
τηλεδεικτών με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΚΕΧΑΓΙΑ ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ





Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για μη κερδοσκοπικό σκοπό, εκπαιδευτικού ή ερευνητικού χαρακτήρα, με την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για άλλη χρήση θα πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πολυτεχνείου Κρήτης.

Τριμελής επιτροπή:

Τσάνης Ιωάννης (επιβλέπων)

Γκίκας Πέτρος

Χρυσικόπουλος Β. Κωνσταντίνος

...

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η αποκρυπτογράφηση της πληροφορίας που εμπεριέχεται στην ατμοσφαιρική κυκλοφορία αποτελεί ένα βασικό στοιχείο της πρόβλεψης των μετεωρολογικών φαινομένων. Ένα σύνθετο φαινόμενο, το οποίο συντελείται με την ικανοποίηση ενός πλήθους συνθηκών, όπως κατάλληλη πίεση και σχετική υγρασία, είναι η ατμοσφαιρική κατακρήμνιση. Ο συνηθισμένος τρόπος πρόβλεψης της είναι με την χρήση παρατηρήσεων σε αριθμητικά μοντέλα βασισμένα στους φυσικούς νόμους της ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας (Novak, 2015). Στις αρχές του εικοστού αιώνα πραγματοποιήθηκε μια καταγραφή της ιδιότητας περιοχών σε μεγάλη χιλιομετρική απόσταση να έχουν ταυτόχρονη διακύμανση, συνήθως αντίθετης επίδρασης, των ατμοσφαιρικών συνθηκών τους. Αυτές οι συσχετιζόμενες διακυμάνσεις ονομάστηκαν τηλεσυνδέσεις. Πέρα από το ότι η ύπαρξή τους οφείλεται εν μέρει στα κύματα Rossby, οι μηχανισμοί δράσης τους παραμένουν άγνωστοι (J. Wallace & Hobbs, 2006). Ο στόχος αυτής της εργασίας είναι να ερευνηθεί η συσχέτιση μεταξύ των δεικτών που προέρχονται από καταγεγραμμένες τηλεσυνδέσεις και την βροχόπτωση μιας περιοχής.

Χρησιμοποιώντας δεδομένα χρονοσειρών από οκτώ δείκτες που υπολογίστηκαν από τηλεσυνδέσεις, ερευνήθηκε η πιθανή επίδραση ενός συνδυασμού που θα μπορεί να περιγράψει ικανοποιητικά τα υδρολογικά δεδομένα της λεκάνης της Μεσσαράς, για ένα διάστημα τριάντα έξι χρόνων. Έχοντας φαινόμενα που η σχέση τους είναι κυρίως μη γραμμική, καθώς και του γεγονότος της έλλειψης φυσικής ερμηνείας των τηλεσυνδέσεων, κρίθηκε εφαρμόσιμη η χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την πραγματοποίηση της εργασίας. Δημιουργώντας σύνολα μέχρι τριών συνδυασμών δεικτών, εκπαιδεύτηκαν νευρωνικά δίκτυα σε διάφορες αρχιτεκτονικές και χρονικές υστερήσεις. Η σύγκριση της επίδοσης του κάθε μοντέλου έγινε μέσω της τιμής του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και της γραμμικής παλινδρόμησης. Μια επιπλέον σύγκριση, για να διασαφηνιστεί το αν επηρεάζουν οι δείκτες περισσότερο από την τιμή των χρονικών υστερήσεων της χρονοσειράς της βροχόπτωσης, είναι συγκρίνοντας τα αποτελέσματα με τις τιμές της πρόβλεψης επιμονής (persistence forecast).

Τα αποτελέσματα παρήγαγαν νευρωνικά δίκτυα με ικανοποιητικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα και τιμή γραμμική παλινδρόμησης. Η αρχιτεκτονική που απέδωσε καλύτερα είναι αυτή με νευρωνικό δίκτυο δυο επιπέδων με δέκα κόμβους στον πρώτο και πέντε στον δεύτερο επίπεδο, να έχει μέσο τετραγωνικό σφάλμα 0,009 και γραμμική παλινδρόμηση 0,868. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία του μοντέλου είναι οι EP/NP, NAO, EA, POL, EA/WR και SCA. Να σημειωθεί ότι στην ουσία προέκυψαν δυο διαφορετικά δίκτυα, το ένα με καλύτερη τιμή σφάλματος και το άλλο γραμμικής παλινδρόμησης. Όσον αφορά την σύγκριση με την πρόβλεψη επιμονής, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι δεν υπήρχαν νευρωνικά δίκτυα που να είχαν περισσότερη ακρίβεια από την πρόβλεψη επιμονής, με δυο να έχουν ίδιο ποσοστό, ενώ στα υπόλοιπα να υστερούν.

## ABSTRACT

The decryption of information hidden in atmospheric circulation is a fundamental element of weather prediction. A complex weather phenomenon, which happens under specific conditions like appropriate pressure and relative humidity, is precipitation. The most common precipitation prediction method is using observable data on numerical weather prediction models. These models are based on the natural laws of atmospheric circulation (Novak, 2015). In the early twentieth century was the first description of the synchronous observable atmospheric variability that exists between two remote regions, usually of negative correlation. These correlated variabilities are called teleconnections. Even if it is already known that these teleconnections are caused by Rossby waves, the mechanisms that describe these teleconnections are not yet clear (J. Wallace & Hobbs, 2006). Understanding these mechanisms is highly complicated and thus difficult to delineate. However, the significance of the teleconnections is not limited in their physical explanation. Rather, teleconnections might be used in precipitation prediction. This thesis aims to decrypt if and how these teleconnections can be used to create a model that validates precipitation data.

Calculated from eight teleconnections, the monthly time series of indices were used to this thesis, investigating the possibility of an effect of these indices to the water basin of Messara, Crete, for a time expanse of thirty-six years. Due to the nonlinear nature of the investigated phenomena, as well as that the aforementioned lack of physical explanation of teleconnections the use of Artificial Neural Networks was found to be suitable. Creating groups up to three index combinations as inputs, neural networks were trained for each, using different network architectures and time lags in the case of dynamic time series fitting. Performance testing and comparison was done using the mean square error and linear regression. Supplementary, a comparison that helped to clarify if the outcome of the model was more dependent to the indices more than time lags that were used, were made with the method of persistence forecast.

The results were neural networks with sufficient mean squared error and linear regression. The best performed architecture was the one with two hidden layers, with ten and five nodes respectively, having a mean square value of 0.009 and linear regression value of 0.868. The indices that were used as inputs were those of EP/NP, NAO, EA, POL, EA/WR και SCA. It is useful to note that there were actually two networks, the one with the best error value and the other with the best linear regression. Concerning the persistence forecast comparison, none of the created networks has better hit percentage than persistence forecast, two of them had the same accuracy, and the rest of them had even less.

## **Ευχαριστίες**

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Ι. Τσάνη, για την παραχώρηση του θέματος όσο και για την επιστημονική του καθοδήγηση κατά τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας, καθώς επίσης και τα μέλη του Εργαστηρίου Διαχείρισης Υδατικών Πόρων & Παράκτιας Μηχανικής. Επιπλέον, ευχαριστώ τα μέλη της τριμελούς εξεταστικής επιτροπής.

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>ii</b>
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ</b>	<b>iv</b>
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ</b>	<b>1</b>
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ</b>	<b>1</b>
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ</b>	<b>2</b>
<b>1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b>	<b>3</b>
1.1 Βροχόπτωση	5
1.2 Δείκτες	6
1.3 Τηλεσυνδέσεις	7
1.4 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	17
<b>2 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ</b>	<b>27</b>
2.1 Επεξεργασία δεδομένων	27
2.2 Η εργαλειοθήκη νευρωνικών δικτύων της Matlab	34
2.3 Μεθοδολογία που ακολουθήθηκε	41
<b>3 ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ</b>	<b>44</b>
3.1 Κρήτη και οι υπό μελέτη λεκάνη απορροής	44
<b>4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ</b>	<b>46</b>
4.1 Αποτελέσματα χρονοσειρών	46
4.2 Αποτελέσματα εκπαίδευσης	55
4.3 Αποτελέσματα σύγκρισης πρόβλεψης επιμονής	73
<b>5 ΣΥΖΗΤΗΣΗ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ</b>	<b>79</b>
<b>6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ</b>	<b>81</b>



## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Συναρτήσεις εκπαίδευσης της εργαλειοθήκης των νευρωνικών δικτύων στην Matlab.	36
Πίνακας 2. Συνολικά αποτελέσματα δοκιμής χρονοσειρών.	47
Πίνακας 3. Αποτελέσματα σύγκρισης με πρόβλεψη επιμονής για χειμερινό τρίμηνο	74
Πίνακας 4. Αποτελέσματα επιτυχών προβλέψεων για πρόβλεψη επιμονής	74
Πίνακας 5. Αποτελέσματα επιτυχών προβλέψεων ΤΝΔ 5/03.03.	75
Πίνακας 6 Σύγκριση επιτυχών προβλέψεων του ΤΝΔ 5/03.03.	75
Πίνακας 7. Αποτελέσματα επιτυχών προβλέψεων ΤΝΔ 2010/03.03.	76
Πίνακας 8. Σύγκριση προβλέψεων για ΤΝΔ 2010/03.03	76

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ

Γράφημα 1: Χρονοσειρά του δείκτη East Pacific/North Pacific και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	28
Γράφημα 2: Χρονοσειρά του δείκτη Western Pacific και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	28
Γράφημα 3: Χρονοσειρά του δείκτη Pacific/Northern American και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	29
Γράφημα 4: Χρονοσειρά του δείκτη Polar/Eurasia και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	29
Γράφημα 5: Χρονοσειρά του δείκτη North Atlantic Oscillation και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	30
Γράφημα 6: Χρονοσειρά του δείκτη East Atlantic και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	30
Γράφημα 7: Χρονοσειρά του δείκτη East Atlantic/ Western Russia και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	31
Γράφημα 8: Χρονοσειρά του δείκτη Scandinavia και του ετήσιου κινούμενου μέσου.	31
Γράφημα 9: Χρονοσειρά των ετήσιων κινούμενων μέσων για τους δείκτες North Atlantic Oscillation, East Atlantic, East Atlantic Western Russia και Scandinavia.	32
Γράφημα 10: Χρονοσειρά των ετήσιων κινούμενων μέσων για τους δείκτες West Pacific, East Pacific/North Pacific, Pacific/Northern America και Polar/Eurasia .	33
Γράφημα 11: Απεικόνιση της ιδανικής μορφής της αυτοσυσχέτισης.	38
Γράφημα 12: Απεικόνιση της ιδανικής μορφής του γραφήματος της διασυσχέτισης εισόδων-σφάλματος.	38
Γράφημα 13. MSE ΤΝΔ μονού επιπέδου	48
Γράφημα 14. MSE για ΤΝΔ 5 νευρώνων	49
Γράφημα 15. Γραμμική παλινδρόμηση για ΤΝΔ ενός επιπέδου	50
Γράφημα 16. Γραμμική παλινδρόμηση των δοκιμών για ΤΝΔ πέντε νευρώνων.	51
Γράφημα 17. MSE ΤΝΔ δυο επιπέδων.	52
Γράφημα 18. Γραμμική παλινδρόμηση ΤΝΔ δυο επιπέδων.	53
Γράφημα 19. ΤΝΔ με βέλτιστες επιδόσεις MSE.	54
Γράφημα 20. ΤΝΔ με βέλτιστες επιδόσεις γραμμικής παλινδρόμησης.	55
Γράφημα 21. Ποσοστά επιτυχών προβλέψεων για τα βέλτιστα ΤΝΔ	77
Γράφημα 22. Ποσοστιαία σύγκριση ΤΝΔ με πρόβλεψη επιμονής	78

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Σχηματισμός σταγόνας βροχής. ....	6
Εικόνα 2 Συσχέτιση μεταξύ επιφανειακής θερμοκρασίας και των μοτίβων των δεικτών NAO, EA, WP και EP/NP.....	11
Εικόνα 3: Συσχέτιση της βροχόπτωσης με τα μοτίβα των δεικτών NAO, EA, WP και EP/NP ..	12
Εικόνα 4: Συσχέτιση της επιφανειακής θερμοκρασίας με τα μοτίβα των δεικτών PNA, EA/WR, SCA και POL.....	14
Εικόνα 5: Συσχέτιση μεταξύ βροχόπτωσης και μοτίβων των δεικτών PNA, SCA, EA/WR και SCA .....	15
Εικόνα 6: Αποτύπωση ενός κόμβου $i$ , με $X$ οι εισόδοι, $W$ τα συναπτικά βάρη, $b$ η πόλωση του νευρώνα και $y$ η έξοδος του.....	20
Εικόνα 7: Συνάρτηση κατωφλιού στο διάστημα $[-1,1]$ .....	21
Εικόνα 8: Σιγμοειδείς συναρτήσεις στο $[-1,1]$ .....	22
Εικόνα 9: Η συνάρτηση ReLU .....	23
Εικόνα 10: Παράδειγμα πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου πρόσω τροφοδότησης.....	24
Εικόνα 11: Τοπογραφική απεικόνιση του νησιού της Κρήτης, με σημειωμένους τους βροχομετρικούς σταθμούς, καθώς και την υδρολογική λεκάνη της Μεσσαράς.....	44
Εικόνα 12: Χωρική κατανομή των εκατοστημορίων για το 50/75/90/95/99/100 .....	45
Εικόνα 13. Εκπαίδευση TND 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.....	56
Εικόνα 14. Εκπαίδευση TND 5 νευρώνων, με 12 και 12 χρονικές υστερήσεις.....	57
Εικόνα 15. Εκπαίδευση του καλύτερου κατά MSE TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. ....	58
Εικόνα 16. Εκπαίδευση του καλύτερου κατά γραμμική παλινδρόμηση TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις.....	59
Εικόνα 17. Γράφημα εξέλιξης της συνάρτησης σφάλματος για TND 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.....	60
Εικόνα 18. Γράφημα εξέλιξης της συνάρτησης σφάλματος για TND 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις. ....	61
Εικόνα 19.Εξέλιξη της συνάρτησης σφάλματος για TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. ....	62
Εικόνα 20. Γραμμική παλινδρόμηση για TND 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις. ....	63
Εικόνα 21. Γραμμική παλινδρόμησης 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.....	64
Εικόνα 22. Γραμμική παλινδρόμηση για TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. ....	65
Εικόνα 23. Προσέγγιση χρονοσειράς από TND 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις. ..	66
Εικόνα 24. Προσέγγιση χρονοσειράς από TND 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.....	67
Εικόνα 25. Προσέγγιση χρονοσειράς από TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις.....	68
Εικόνα 26. Αυτοσυσχέτιση σφάλματος TND 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις. ....	69
Εικόνα 27. Αυτοσυσχέτιση σφάλματος TND 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.....	69
Εικόνα 28. Αυτοσυσχέτιση σφάλματος TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις.....	70
Εικόνα 29. Διασυσχέτιση εισόδων δεικτών με σφάλματα TND 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις. ....	71
Εικόνα 30. Διασυσχέτιση εισόδων δεικτών με σφάλματα TND 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις. ....	71
Εικόνα 31. Διασυσχέτιση εισόδων δεικτών με σφάλματα για TND δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. ....	72

## 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η πρώτη παρατήρηση που μπορεί να κάνει κάποιος μελετώντας τα φαινόμενα της μετεωρολογίας είναι ότι είναι τμήματα μιας συνεχόμενης, ατέρμονης μεταβολής σε πλανητικό επίπεδο. Ο ισχυρισμός αυτός μπορεί να επιβεβαιωθεί ότι η θεωρία του χάους, με την ιδιότητα της ότι μικρές αλλαγές στις αρχικές συνθήκες επιφέρουν δυσανάλογα διαφορετικά αποτελέσματα, προέκυψε από το απλοποιημένο μετεωρολογικό μοντέλο του Lorentz στις αρχές της δεκαετίας του '60. Στον αντίποδα όμως, ο καθένας μπορεί να επιβεβαιώσει ότι η πρόβλεψη καιρού είναι επαρκώς ακριβής στην σημερινή εποχή. Άλλωστε, παρά την απροσδιοριστία της, η μετεωρολογία αποτελείται από φυσικούς νόμους των ρευστών και άρα θα μπορεί με κάποια χωρική ανάλυση να μαθηματικοποιηθούν τα φαινόμενά της. Όμως παρόλη την μελέτη που έχει γίνει πάνω στην τελειοποίηση των μηχανισμών και την υπάρχουσα υπολογιστική ισχύ που διατίθεται για την αριθμητική πρόβλεψη καιρού (numerical weather prediction), το παράθυρο πρόβλεψης φτάνει μέχρι τις δυο εβδομάδες (Hoskins, 2013).

Από την άλλη πλευρά, εισάγοντας την έννοια του κλίματος, είναι δυνατή η εκτίμηση των συνθηκών για μια περιοχή μέσα σε ένα γενικευμένο χρονικό πλαίσιο. Αυτή μπορεί να είναι η δεύτερη παρατήρηση που γίνεται να κάνει κάποιος, το ότι η ατμοσφαιρική συμπεριφορά αναλύεται σε ένα πλήθος διαφορετικών κλιμάκων, από αυτή των μερικών μέτρων μέχρι την πλανητική κλίμακα, που καθορίζονται όμως από τους ίδιους φυσικούς νόμους. Στον ορισμό κλίματος υπάρχει και η διάσταση του χρόνου, καθώς αφορά ατμοσφαιρικές συνθήκες που είναι συνηθισμένο (άρα ότι υπάρχει μια πρότερη γνώση) να επικρατούν για κάποια χρονική περίοδο. Ένα άλλο συμπέρασμα είναι ότι οι κινήσεις που προαναφέρθηκαν αν και έχουν εξωπλανητική αιτία, την ακτινοβολία του ήλιου, καθορίζονται από την συνύπαρξη της ατμόσφαιρας, του εδάφους, των ωκεανών, των παγωμένων εκτάσεων και των βιολογικών οργανισμών του πλανήτη (Lutgens & Tarbuck, 2016). Από αυτό προκύπτει το συμπέρασμα ότι η μετεωρολογία ενδιαφέρεται για την αλληλεπίδραση αυτών των πέντε συστημάτων. Από την αλληλεπίδραση αυτή όμως δημιουργούνται σημεία όπου επικρατούν αρκετά σταθερές μετεωρολογικές συνθήκες. Αυτά τα σημεία, με τη όποια μεταβολή της επίδρασης τους παρουσιάζουν, αποτελούν κάποιους κεντρικούς άξονες της ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας.

Η πολυπλοκότητα του μετεωρολογικού συστήματος δεν ελαχιστοποιεί την διαχρονική ανάγκη για εκτίμηση των περιβαλλοντικών συνθηκών. Από την ερώτηση «τι καιρό θα κάνει αύριο;» μέχρι την ερώτηση «τι καιρό έχει σε εκείνο τον τόπο;» φαίνονται παράλληλα η σημασία και η αβεβαιότητα της πρόβλεψης του καιρού. Μια από τις πιο αξιοποιήσιμες γνώσεις θα ήταν η εκτίμηση της βροχόπτωσης σε συγκεκριμένα χρονικά και χωρικά πλαίσια. Δεν χρειάζεται πολύ ανάπτυξη στο ότι η ύπαρξη πολιτισμών βασίστηκε σε μια σταθερή παροχή νερού για άρδευση, όπως οι πολιτισμοί της Μεσοποταμίας (Gruber, 1948, Tamburino, 2010), Ακραίες και συνεχόμενες εκφάνσεις μετεωρολογικών φαινομένων φαίνεται να οδήγησαν στην συρρίκνωση πολιτισμών ανά την ιστορία (Change et al., 2012). Ούτε όμως στην σύγχρονη εποχή η ανάγκη για ύδρευση και άρδευση περιορίστηκε. Έχοντας έναν ολοένα και περισσότερο συγκεντρωμένο πληθυσμό, με ένα μια αυξανόμενη επέμβαση στο περιβάλλον και μια ραγδαία κλιματική αλλαγή, η ανάγκη για καλύτερη εκτίμηση και συνεπακόλουθα καλύτερη διαχείριση των υδάτινων πόρων παραμένει. Παράλληλα, η πρόβλεψη ακραίων τιμών βροχόπτωσης

είναι αναγκαία, καθώς με την αύξηση της επιφανειακής απορροής σε αστικές περιοχές, θα επιφέρουν σοβαρές καταστροφές. Τέλος, να σημειωθεί ότι σε αντίθεση με την πρόβλεψη της θερμοκρασίας, η βροχόπτωση αποτελεί ένα πιο σύνθετο φαινόμενο. Η περιπλοκότητα της δεν αφορά μόνο τον συνδυασμό συνθηκών που δημιουργούν κατακρημνίσεις, αλλά και το ότι η ένταση, η χρονική και η τοπική έκταση και η συχνότητα ενός συμβάντος βροχόπτωσης πρέπει να ληφθούν υπόψιν.

Η ανάγκη για την εκτίμηση ενός φαινομένου εκφράζεται στην αναζήτηση κάποιων αναγνωρίσιμων και εύκολα προβλεπόμενων μεγεθών μέσω των οποίων μπορεί να γίνει μια μοντελοποίηση της συμπεριφοράς του φαινομένου. Με αυτό τον τρόπο μετατρέπεται ένα πολυδιάστατο σύνολο σε μια πιο εύκολα κατανοητή προσομοίωση. Χρησιμοποιώντας θερμοδυναμικές ιδιότητες, όπως η πίεση του επιπέδου της θάλασσας ή η θερμοκρασία της επιφάνειάς της, σε συνδυασμό με τις βασικές εξισώσεις της ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας μπορεί να είναι η πρώτη ύλη για ένα τέτοιο μοντέλο (Shuman, 1989). Επίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν όχι οι γενεσιουργίες αιτίες ενός φαινομένου, αλλά χαρακτηριστικά του που αναδύονται με την επικάλυψη όλων των επιμέρους στοιχείων. Οι τηλεσυνδέσεις θα μπορούσαν να χαρακτηριστούν ως τέτοιες, εφόσον περιγράφουν την συσχέτιση των καιρικών συνθηκών περιοχών που απέχουν μεταξύ τους χιλιάδες χιλιόμετρα. Η παρατήρησή των πιο μεγάλων τηλεσυνδέσεων είναι σχετικά εύκολη, όμως αντίθετα η κατανόηση των μηχανισμών που καθορίζουν την εμφάνιση ή την ύφεσή τους είναι περίπλοκη. Αυτό οφείλεται στην συχνότητα εμφάνισης τους, που μπορεί να κυμαίνεται από μηνιαία μέχρι και δεκαετής, καθώς και στην παράλληλη επίδραση διαφόρων μεταβολών σε μικρότερη χρονική και τοπική κλίμακα.

Όμως το ζήτημα που προκύπτει είναι εάν γίνονται οι τηλεσυνδέσεις αυτές, που αποδεδειγμένα επηρεάζουν τις περιοχές κοντά σε ωκεανούς, να περιγράψουν τις καιρικές συνθήκες σε μια περιοχή πιο απομακρυσμένη από τα κέντρα δράσης τους. Είναι δυνατόν να υπάρξει μια εξηγήσιμη σχέση με τον συνδυασμό πολλών τέτοιων δεικτών; Έχοντας αυτά κατά νου, αξιοποιήθηκαν τα δεδομένα της υδρολογικής λεκάνης της Μεσσαράς, στην Κρήτη. Αυτό έγινε καθώς τα δεδομένα αυτά ήταν εύκολα προσβάσιμα, ότι υπάρχει η δυνατότητα να συγκριθούν με άλλα μοντέλα εκτίμησης της βροχόπτωσης καθώς και το ότι οι συντεταγμένες και το μέγεθός του νησιού της Κρήτης δημιουργούν ένα ενδιαφέρον πεδίο για την εξακρίβωση αυτής της υπόθεσης. Η μορφολογία της Μεσογείου της επιτρέπει να έχει ένα χαρακτηριστικό και εν μέρει ανεξάρτητο κλίμα, στο οποίο σαφώς και υπάρχουν εποχιακές, αλλά και τοπικές διακυμάνσεις. Όμως είναι ένα στοίχημα η εξακρίβωση της επίδρασης των τηλεδεικτών σε ένα τέτοιο κλιματικό σύστημα. Τέλος, να σημειωθεί ότι οι κατακρημνίσεις θεωρήθηκαν ότι είναι στην πλειοψηφία τους βροχοπτώσεις, λόγω της γεωγραφικής θέσης του νησιού. Για αυτόν τον λόγο χρησιμοποιήθηκαν μόνο δεδομένα βροχόπτωσης και δεν περιλήφθηκαν και δεδομένα χιονόπτωσης, που αφενός περιορίζονται στα ορεινά υψόμετρα και αφετέρου δεν υπάρχουν διαθέσιμες συστηματικές καταγραφές.

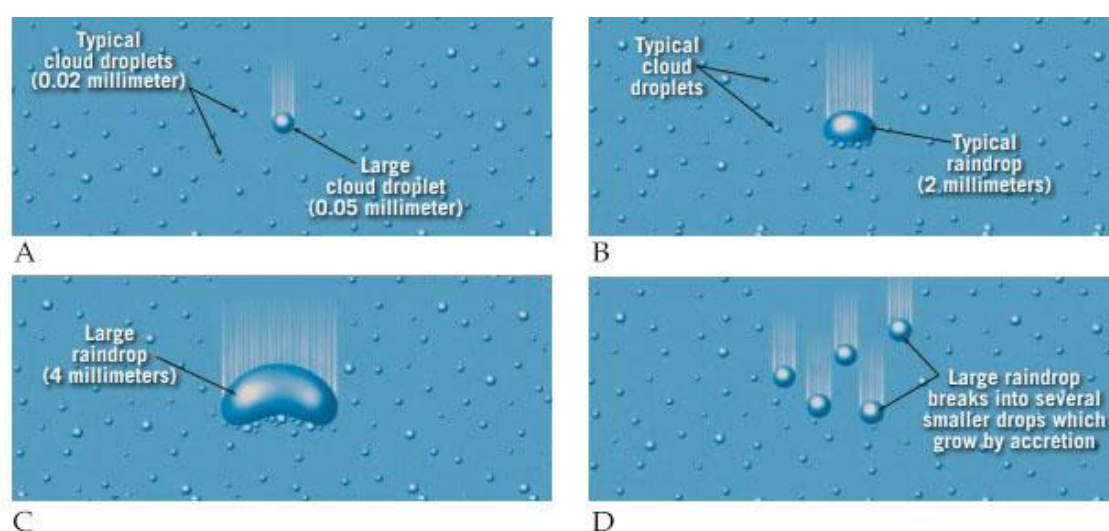
Έχοντας σαν δεδομένο ότι τα δεδομένα των τηλεσυνδέσεων είναι μηνιαίες χρονοσειρές που περιέχουν αρκετό θόρυβο, θεωρήθηκε χρήσιμη η χρήση ενός τύπου μηχανικής μάθησης για την μοντελοποίηση του προβλήματος, και πιο συγκεκριμένα η χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Η επίδραση των εφαρμογών της μηχανικής μάθησης παραπάνω από την τελευταία δεκαετία είναι εμφανής, ακόμα και σε περίπλοκα προβλήματα μηχανικής όρασης και αναγνώρισης φωνής, καθώς νέες θεωρίες,

τεχνολογικές εξελίξεις και ευκολία στην συλλογή και συγκέντρωση δεδομένων δημιούργησαν το υπόστρωμα για την ανάπτυξή τους. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι μπορούν να εξάγουν μια μη-γραμμική σχέση μεταξύ δυο μεγεθών ενός προβλήματος χωρίς την απαίτηση ενός αναλυτικού προγραμματισμού που να περιγράφει τις φυσικές σχέσεις που το απαρτίζουν. Στην προαναφερθείσα αύξηση της εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων δεν έμεινε ούτε η πρόβλεψη καιρού απροσπείλαστη. Όντας ένα πεδίο όπου δεδομένα συλλέγονται καθημερινά σε ένα παγκόσμιο χωρικό πλέγμα, η σχέσεις που το απαρτίζουν είναι χαρακτηριστικά μη-γραμμικές και τρισδιάστατες ενώ σε σύγκριση με τα μοντέλα αριθμητικής πρόβλεψης, γίνεται να απαιτούν λιγότερους υπολογισμούς. Υπάρχουν έρευνες που δείχνουν ότι μοντέλα «μαύρου κουτιού» (black box) συναγωνίζονται την ακρίβεια και την σταθερότητα φυσικών μοντέλων. Σε άλλες έρευνες, φαίνεται ότι υπάρχει ακόμα χώρος για πρόοδο πριν γίνουν τα μοντέλα μηχανικής μάθησης διαδεδομένα στην πρόβλεψη καιρού.

## 1.1 Βροχόπτωση

Η μεταφορά του νερού σε οποιαδήποτε από τις τρεις του καταστάσεις επηρεάζει τόσο το φυσικό όσο και το υποσύνολό του, το ανθρώπινο περιβάλλον. Υπάρχουν τρεις μεγάλες δεξαμενές νερού στην Γη. Οι ωκεανοί, που ανήκει η μεγαλύτερη ποσότητα του, οι παγετώνες μαζί με τα καλύμματα πάγου και το υπόγειο νερό. Σε μικρότερη τάξη μεγέθους ανήκουν τα επιφανειακά νερά, που ένα μικρό κομμάτι τους, είναι οι υδρατμοί στην ατμόσφαιρα. Ωστόσο, η ύπαρξη τους καθορίζει την κατάσταση και την μορφή ποικίλων διεργασιών, μια από αυτές είναι ότι η συγκέντρωσή τους σε μια αέρια μάζα αποτελεί την συνολική ποσότητα που εν δυνάμει να μετατραπεί σε κατακρήμνιση στην υποκείμενη περιοχή. Για να παρατηρηθεί βροχή ή οποιαδήποτε άλλης μορφής κατακρήμνιση, θα πρέπει η αέρια μάζα να ξεπεράσει μια συγκέντρωση υδρατμών που έχει την δυνατότητα να εμπεριέχει διαλυμένους, ή οποία εξαρτάται από την θερμοκρασία και την πίεση της αέριας μάζας. Ο πιο συνηθισμένος τρόπος είναι με το μειωθεί η θερμοκρασία της αέριας μάζας κάτω από το σημείο δρόσου, οπότε θα υπάρχει πλέον ποσότητα υδρατμών που θα αρχίζει να συμπυκνώνεται. Το φαινόμενο αυτό πραγματοποιείται γύρω από τους Πυρήνες Συμπύκνωσης, αερολύματα στα οποία προσκολλώνται οι υδρατμοί. Με αυτό τον τρόπο εξηγείται η δημιουργία των σύννεφων στη ν ατμόσφαιρα. Ένας άλλος τρόπος για μια αέρια μάζα να κορεστεί από υδρατμούς πραγματοποιείται όταν η μάζα αυτή προσλάβει επιπλέον υδρατμούς, για παράδειγμα με την διέλευση της από μια μεγάλη υδάτινη μάζα που θερμαίνεται, αυξάνοντας τον ρυθμό εξάτμισης της. Μια εξίσου σημαντική αιτία είναι και η εξύψωση αέριων μαζών πάνω από βουνά, καθώς ψύχοντα. Από ευρύτερη σκοπιά, στην μετεωρολογία είναι εμφανής ο ρόλος του γεωγραφικού ανάγλυφου μιας περιοχής, καθώς υποδεικνύει την διεύθυνση και την ένταση ροής των αέριων μαζών, την εκτροπή τους και ένα πλήθος άλλων διαδικασιών, εφόσον η ικανότητα του εδάφους να ανταλλάξει θερμοκρασία με την ατμόσφαιρα πιο γρήγορα από την επιφάνεια της θάλασσας, μεταφράζεται σε επιπλέον πολυπλοκότητα στην αλληλεπίδραση των τριών αυτών συστημάτων.

Στην προηγούμενη παράγραφο εξηγήθηκε η δημιουργία σύννεφων. Στην περίπτωση που συνεχιστεί η διαδικασία τόσο ώστε η συμπύκνωση να είναι τόσο εκτεταμένη που το βάρος των υδρατμών να είναι μεγαλύτερο από τις δυνάμεις αιώρησης, πραγματοποιείται η κατακρήμνιση (Εικόνα 1). Ανάλογα της υπάρχουσας θερμοκρασίας, των ανοδικών ρευμάτων που υπάρχουν μέσα στο σύννεφο και την θερμοκρασία των υποκείμενων αέριων μαζών, η κατακρήμνιση μπορεί αν είναι σε μορφή βροχής, χιονιού ή χαλαζιού. Η συνολική ετήσια ποσότητα βροχόπτωσης έχει σημαντική σημασία για τον χαρακτηρισμό ενός κλίματος, καθώς αποτελεί την πιο αποτελεσματική μέθοδο άρδευσης, καθορίζοντας σε μεγάλο βαθμό την φυτική κάλυψη μιας περιοχής. Η μέτρηση της γίνεται με την χρήση βροχόμετρου, και η μονάδα μέτρησής της είναι τα χιλιοστά (mm), δηλαδή το ύψος που έχει φτάσει το νερό μέσα στο όργανο αυτό.



Εικόνα 1: Σχηματισμός σταγόνας βροχής. Α) Καθοδική κίνηση μεγάλων σταγονιδίων μέσα στα σύννεφα. Β) Συγχώνευση σταγονιδίων μέσω σύγκρουσης. Γ) Δημιουργία ενός μεγάλου και μη σταθερού σχηματισμού σταγόνας βροχής. Δ) Κατάρευση σε μικρότερες σταγόνες, που συνεχίζουν να ενσωματώνονται άλλα σταγονίδια. (Lutgens, 2013)

## 1.2 Δείκτες

Για την παρατήρηση και την πρόβλεψη ενός περίπλοκου συστήματος σαν αυτό του κλίματος, επινοήθηκαν οι κλιματικοί δείκτες. Σκοπός τους είναι η αριθμητική ερμηνεία μιας ιδιότητας το κλιματικού συστήματος. Αυτό επιτυγχάνεται με την απλοποίηση των περίπλοκων σχέσεων που απαρτίζουν το κλιματικό σύστημα. Με αυτόν τον τρόπο, γίνεται δυνατή η χρήση τους σαν εργαλείο επικοινωνίας μέσω χρηστών τους, ομάδες λήψεων αποφάσεων αλλά και του κοινού. Η συνηθισμένη τους μορφή δίνεται με χρονοσειρές της αριθμητικής τιμής του αντιπροσωπευτικού μεγέθους για έναν σταθμό ή ενός πλέγματος σημείων σε ετήσιο, μηνιαίο ή ημερήσιο βήμα (π.χ. Niño3.4). Οι περισσότεροι δείκτες χρησιμοποιούν μια μεταβλητή, όμως υπάρχουν και μερικοί που χρησιμοποιούν ένα συνδυασμό μεταβλητών PDSI (Palmer Drought Severity Index, Δείκτης Εντάσεως Ξηρασίας Πάλμερ). Άλλοι δείκτες έχουν παραχθεί από Εμπειρικές

Ορθογώνιες Συναρτήσεις (EOF, Empirical Orthogonal Functions) όπως η Αρκτική Ταλάντωση (AO, Artic Oscillation) ή από Περιστροφικές Εμπειρικές Ορθογώνιες Συναρτήσεις (REOF, Rotational Empirical Orthogonal Functions) για παράδειγμα ο δείκτης Ειρηνικού- Βορείου Αμερικής (PNA, Pacific-North American). Οι παραπάνω κατηγορίες συναρτήσεων ανήκουν στο σε αυτό της Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (PCA, Principal Component Analysis).

Λόγω της πληθώρας των παραγόντων του κλιματικού συστήματος, αλλά και των εφαρμογών που χρειάζονται στην πρόβλεψή του, υπάρχουν πολλοί δείκτες. Μια άλλη εξήγηση είναι η στατιστική αβεβαιότητα που εμπεριέχεται σε φαινόμενα χαμηλής συχνότητας. Ακόμη, με το γεγονός ότι μετατρέπεται μια ιδιότητα του κλιματικού συστήματος σε έναν αριθμητικό δείκτη, είναι αναπόφευκτοι οι περιορισμοί και τα προτερήματα που εμπεριέχονται μέσα στις παραδοχές της μετατροπής αυτής. Οπότε σε συνάρτηση με την μορφολογική ιδιαιτερότητα της εκάστοτε περιοχής μελέτης, το πλήθος δεδομένων και την απαιτούμενη ακρίβεια, μια πιστή εκτίμηση της καιρικής μεταβολής είναι δυνατόν να προέλθει από το σύνολο κάποιων δεικτών. Επίσης, μερικοί από τους δείκτες είναι δυνατό να είναι παρόμοιοι, αλλάζοντας τις περιοχές εφαρμογής τους. Σε άλλες περιπτώσεις, έχει παρατηρηθεί η ύπαρξη του ίδιου δείκτη με διαφορετική ονομασία σε διαφορετικές μελέτες (Bridgman & Oliver, 2006),

Η μελέτη των δεικτών μέσω στατιστικών μεγεθών έχει αποδεδειγμένα φανεί χρήσιμη για την πρόβλεψη της αγροτικής παραγωγής. Ένα άλλο πεδίο που είναι διαδεδομένη η χρήση τους είναι αυτό της μελέτης και πρόβλεψης φαινομένων ξηρασίας ή γενικότερα των ακραίων καιρικών φαινομένων. Για την περιγραφή και την κατανόηση της κλιματικής διακύμανσης, υπάρχουν δημοσιευμένες έρευνες που χρησιμοποιούν διάφορους δείκτες (Labat, 2010, Rodríguez-Puebla et al., 2001)

Πριν από περίπου έναν αιώνα ορίστηκαν οι πρώτοι δείκτες, και ένας από αυτούς είναι η Ταλάντωση του Βόρειου Ατλαντικού (NAO, North Atlantic Oscillation). Ανήκει στην κατηγορία αυτών που περιγράφουν τις τηλεσυνδέσεις, μια έννοια που θα αναπτυχθεί στο επόμενο κεφάλαιο. Αφορούν ένα μεγάλο τμήμα των εφαρμοσμένων δεικτών, καθώς οι ιδιότητες τους επαληθεύουν την εξαγωγή συμπερασμάτων για την κατάσταση της ατμόσφαιρας. Πέρα από αυτό, μπορούν να οριστούν δείκτες για την ίδια τηλεσύνδεση με διαφορετικά δεδομένα, όπως για παράδειγμα με την απευθείας μέτρηση της επιφανειακής θερμοκρασίας της θάλασσας (SST, Sea Surface Temperature) και ύστερα από στατιστική ανάλυση δεδομένων, όπως προαναφέρθηκε.

### 1.3 Τηλεσυνδέσεις

Ένα στοιχείο της ατμόσφαιρας είναι η ασυνέχεια στην κάθετη διεύθυνση των κάθε τμημάτων της. Στην τροπόσφαιρα, που απαρτίζει την κατώτερη περιοχή της ατμόσφαιρας, πραγματοποιούνται όλες οι μετεωρολογικές διαδικασίες. Υπάρχει λοιπόν ένα στρώμα περίπου 13 χιλιομέτρων όπου η πλειοψηφία της αέριας μάζας αναδύεται, βυθίζεται και κινείται οριζόντια. Σαν αποτέλεσμα αυτών των κινήσεων σε συνδυασμό με

τα γεωγραφικά χαρακτηριστικά, μπορούν να παρατηρηθούν αργά μεταβαλλόμενοι συσχετισμοί ανάμεσα σε συγκεκριμένα γεωγραφικά σημεία. Αυτές οι προδιαγεγραμμένες μεταφορές αέριων μαζών, υγρασίας και θερμότητας, οδηγούν στο να επηρεάζουν το κλίμα δυο διαφορετικών σημείων. Καθώς όμως τα φαινόμενα αυτά, με την επίδραση άλλων παραγόντων, μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου, μεταβάλλουν ανάλογα και τις περιοχές που επιδρούν. Η αλληλεπιδράσεις αυτές μεταξύ των διαφόρων γεωγραφικών τόπων, ονομάστηκαν Τηλεσυνδέσεις.

Δεν υπάρχουν συγκεκριμένα κριτήρια στον ορισμό τους, καθώς οι κύριες Τηλεσυνδέσεις προέκυψαν αρχικά από την εμπειρική παρατήρηση αντίστροφων καιρικών συνθηκών ανάμεσα σε δυο περιοχές για συγκεκριμένη χρονική περίοδο, και όχι από μια αρχική υπόθεση περί αυτών. Το αποτέλεσμα του γεγονότος αυτού είναι ότι διάφορες μελέτες έχουν καταγράψει τους συσχετισμούς αυτούς μέσω συγκρίσεων χρονοσειρών γεωδυναμικού ύψους, πίεσης στο επίπεδο της θάλασσας, επιφανειακής θερμοκρασίας, καθώς και τον συνδυασμό των φυσικών μεγεθών. Για παράδειγμα, το φαινόμενο του El Niño, μπορεί να βρεθεί στην βιβλιογραφία ως Nino3.4, ENSO (El Nino South Oscillation, Νότια Ταλάντωση του Ελ Νίνιο) και SOI (South Oscillation Index, Δείκτης Νότιας Ταλάντωσης), που στην ουσία είναι διαφορετικοί δείκτες που περιγράφουν το ίδιο φαινόμενο. Ακόμα, έγιναν μελέτες για χρονοσειρές με βήμα μιας μέρας έως και βήμα μιας εποχής. Στην εργασία των (J. M. Wallace & Gutzler, 1981) αντλούνται τα μοτίβα του NAO (North Atlantic Oscillation, Ταλάντωση του Βορείου Ατλαντικού), του PNA (Pacific/North American), μιας ταλάντωσης μεταξύ της επιφανειακής πολικής πίεσης και της πίεσης των εύκρατων γεωγραφικών πλατών, και του NPO (North Pacific Oscillation, Ταλάντωση του Βορείου Ειρηνικού). Τα μοτίβα αυτά συγκρίνονται με τις ιδιοτιμές των χρονοσειρών της επιφανειακής και της πίεσης των 500mb, αποδεικνύοντας ότι συσχετίζονται. Κομβική είναι και η ανάλυση που γίνεται στην εργασία των (Barnston & R.E. Livezey, 1987), η οποία βάζει τις βάσεις για τον σύγχρονο ορισμό των επικρατέστερων τηλεσυνδέσεων του Βόρειου Ημισφαιρίου. Στην εργασία εκείνη, χρησιμοποιήθηκε ένα πλέγμα χρονοσειρών τους ύψους για 700mb ατμοσφαιρικής πίεσης, σε χρονικό εύρος από το 1950 με 1984, με βήμα μισής ημέρας. Με την χρήση της Περιστρεφόμενης Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (RPCA, Rotated Principal Component Analysis) αναγνωρίστηκαν τα δέκα μέθοδοι που περιγράφουν με ικανοποιητική ακρίβεια την ετήσια διακύμανση, σε μια προσπάθεια να καταγραφούν οι ιδιότητες των μοτίβων της ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας που χαρακτηρίζουμε Τηλεσυνδέσεις. Στα ευρήματα της παραπάνω εργασίας βασίστηκε η καταγραφή των δέκα μοτίβων σε μορφή δεικτών, δηλαδή απόκλισης από την μέση τιμή του ύψους των 500mb για την κάθε μια χρονοσειρά, από το Κέντρο Κλιματικής Πρόβλεψης των Ηνωμένων Πολιτειών. Από αυτήν την διεύθυνση, και πιο συγκεκριμένα, από αυτό τον σύνδεσμο (<https://www.cpc.ncep.noaa.gov/>) αντλήθηκαν τα απαραίτητα δεδομένα χρονοσειρών για τις ατμοσφαιρικές διακυμάνσεις που θα απασχολήσουν αυτήν την εργασία, καθώς και διάφορες πληροφορίες για την μεθοδολογία υπολογισμού τους. Παρακάτω θα γίνει μια περιγραφή για αυτές τις δέκα μεθόδους όσον αφορά την περιοχή επίδρασής τους, την εποχικότητά τους και την τάση τους τα τελευταία χρόνια. Στις επόμενες παραγράφους, θα παρουσιαστούν οι τηλεσυνδέσεις που χρησιμοποιήθηκαν, καθώς και απεικονίσεις της συσχέτισης των δεικτών με την διακύμανση της θερμοκρασίας της επιφάνειας της θάλασσας (Εικόνα 2), καθώς και με την βροχόπτωση (Εικόνα 3).

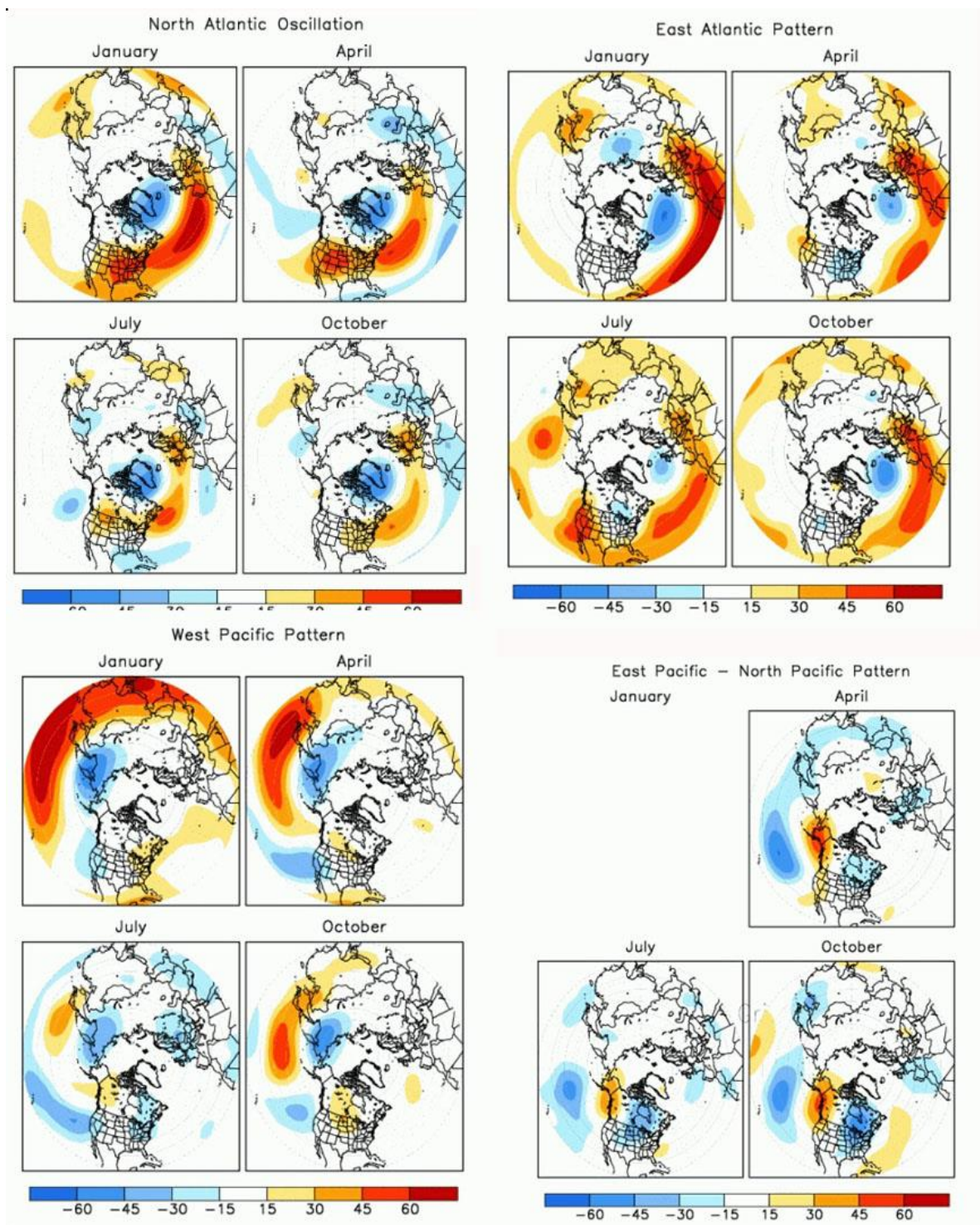


Το μοτίβο της ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας που περιγράφει ο δείκτης **NAO**, είναι από τους βασικούς δείκτες που ρυθμίζουν την περιοχή του βόρειου Ατλαντικού. Στην εργασία των (Stephenson et al, 2003) χαρακτηρίζεται σαν μια από τις παλαιότερες, ανθεκτικότερες και με ευρεία γεωγραφική επίδραση Τηλεσυνδέσεις. Η παραπάνω μελέτη περιέχει πληροφορίες για εκβάθυνση στην κατανόηση και στην ιστορική εξέλιξη αυτού του φαινομένου. Καθώς ο δείκτης NAO έχει παρατηρηθεί από τις αρχές του εικοστού αιώνα, υπάρχει ήδη μεγάλος όγκος βιβλιογραφίας που αποτυπώνει τις επιπτώσεις του σε διάφορους τομείς. Πρέπει να σημειωθεί ότι οι επιπτώσεις του NAO εκτείνονται πέρα από την ατμοσφαιρική διακύμανση, όπως υποδεικνύουν μελέτες που το συσχετίζουν με την συμπεριφορά ενός πληθυσμού (Stenseth et al., 2003). Αυτό το συμπέρασμα διαγράφεται συνολικά και στο βιβλίο *Hydrological, Socioeconomic and Ecological Impacts of the North Atlantic Oscillation in the Mediterranean Region* (Vicente-Serrano & Trigo, 2011) με την παράθεση διαφορετικών τομέων που επιδράει αυτό το μοτίβο ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας. Είναι δυνατή η εκτίμηση του βάθους επίδρασης που έχει ένα μετεωρολογικό φαινόμενο τέτοιου μεγέθους σε μια εκτεταμένη περιοχή, σε διάφορους τομείς, από την ξηρασία ως απόδοση της ηλιακής ή αιολικής ενέργειας. Το βασικό αίτιο είναι η μεταβολή της ατμοσφαιρικής θερμοκρασίας που συσχετίζεται με το NAO, και την επίδραση που έχει αυτή στα χερσαία αλλά και στα υδρόβια είδη, εφόσον η πλειοψηφία τους αποτελείται από οργανισμούς που δεν είναι ομοιόθερμοι. Όπως είναι αναμενόμενο, έχουν γίνει αρκετές μελέτες για τις επιπτώσεις του NAO σε διάφορα μετεωρολογικά φαινόμενα, που επιδρούν στην ανατολική πλευρά της Βόρειας Αμερικής αλλά κυρίως στον χώρο της Ευρώπης.

Ο δείκτης του NAO ορίζεται σαν η κανονικοποιημένη διαφορά της πίεσης στην στάθμη της θάλασσας του Ισλανδικού Χαμηλού με το Υψηλό των Αζορών. Τα δεδομένα του πρώτου αντλούνται από τον μετεωρολογικό σταθμό του Stykkishólmur ή του Reykjavík στην Ισλανδία. Για τα δεδομένα του βαρομετρικού υψηλού χρησιμοποιούνται είτε ο σταθμός στην Ponta Delgada στις Αζόρες, είτε αυτός της Λισαβώνας στην Πορτογαλία. Όταν η πίεση στην πρώτη περιοχή είναι μικρότερη από την συνηθισμένη, το Υψηλό στην δεύτερη περιοχή είναι ενισχυμένο, και αντίθετα συμβαίνει όταν η πίεση στην Ισλανδία είναι αυξημένη. Χωρίζεται στην θετική φάση (NAO+), όταν δηλαδή διαφορά των δυο περιοχών είναι μεγαλύτερη από την μέση τιμή της καταγεγραμμένης, ενώ στην αρνητική (NAO-) όταν η διαφορά είναι μικρότερη. Η κύρια λειτουργία του NAO είναι ότι με αυτή την διακύμανση στην κλίση των ισοβαρών, καθορίζει την ένταση και την κατεύθυνση της πορείας των καταιγίδων που διέρχονται κινούμενες ανατολικά τον Ατλαντικό. Ενώ παρατηρείται σε όλη την διάρκεια του χρόνου, η ένταση του διαφοροποιείται, με την μεγαλύτερη του ισχύ να είναι κατά την διάρκεια των χειμερινών μηνών. Διαφοροποίηση υπάρχει επίσης και στην ιστορική του καταγραφή, με την ύπαρξη διαστημάτων όπου κυριαρχούσε μια φάση έναντι της άλλης. Λόγω αυτού του καταγεγραμμένου θορύβου που εμπεριέχεται, γίνεται η πρόβλεψή του αρκετά δύσκολη. Παρόλα αυτά, υπάρχουν ενδείξεις ότι με την κλιματική αλλαγή αναμένεται η συχνότερη εμφάνιση θετικών φάσεων του NAO (Vicente-Serrano & Trigo, 2011).

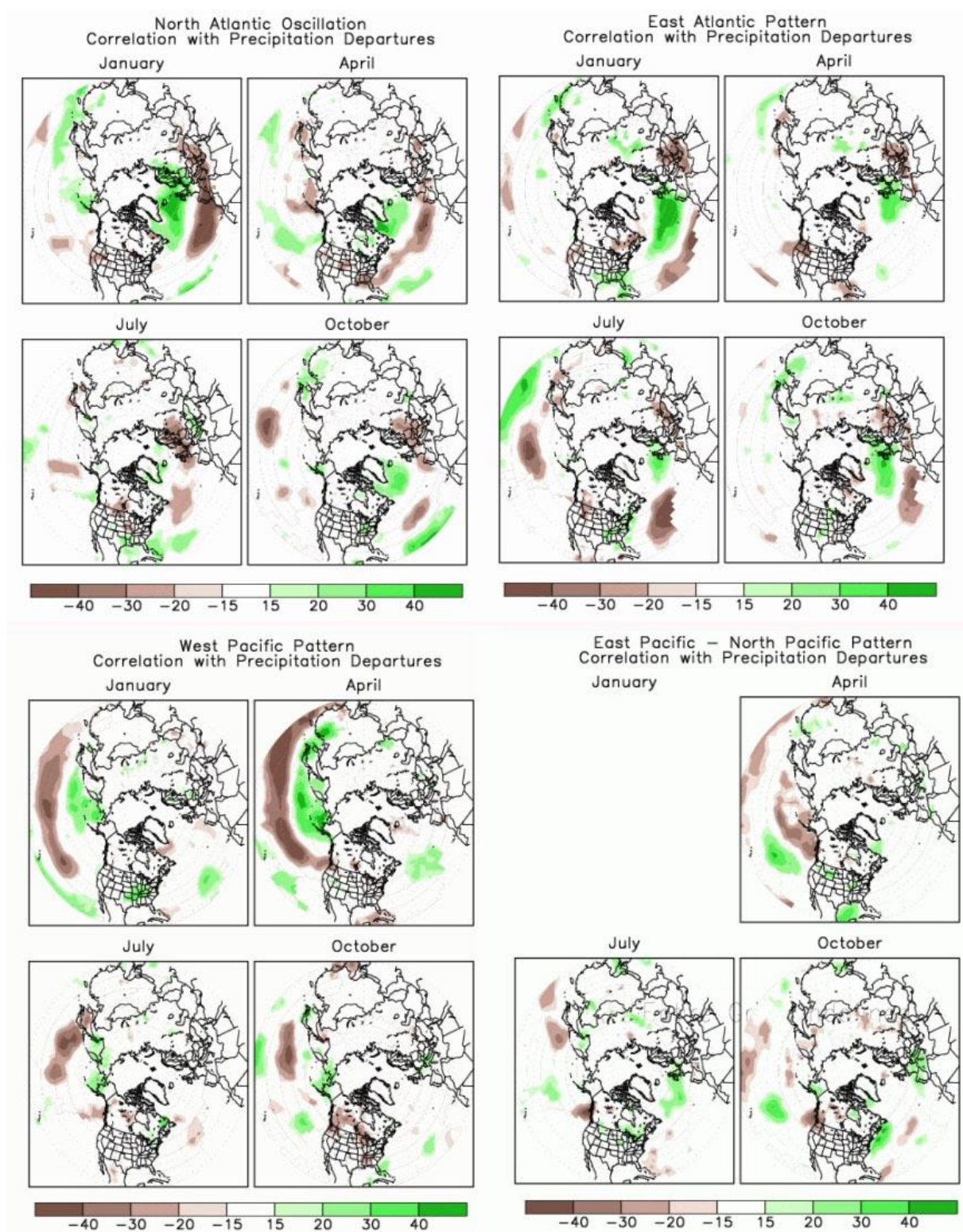
Στην (NAO+) Οι καταιγίδες κατευθύνονται προς την Βόρεια Ευρώπη, που συνεπάγεται με αυξημένη βροχόπτωση στην περιοχή. Σε ουδέτερη φάση, ένα ποσοστό από αυτές τις καταιγίδες θα κατευθύνονταν νοτιότερα. Για αυτόν τον λόγο, οι καιρικές συνθήκες στην (NAO+) φάση θα είναι πιο ξηρές, με λιγότερες καταιγίδες και πιο ήπιες από τις αναμενόμενες στην περιοχή της Μεσογείου. Στην άλλη πλευρά του Ατλαντικού,

παρατηρείται αυξημένη ατμοσφαιρική πίεση, με μειωμένη κάθοδο κρύων αέριων μαζών και λιγότερες καταιγίδες. Τα αντίθετα φαινόμενα παρατηρούνται στην (ΝΑΟ-) φάση του φαινομένου. Η διαφορά του Υψηλού με το χαμηλό είναι μικρότερη, με αποτέλεσμα να εισέρχονται πιο συχνά μάζες αρκτικού αέρα. Οι καταιγίδες στην Ευρώπη έχουν την τάση να κατεβαίνουν σε μικρότερα γεωγραφικά πλάτη, μειώνοντας την θερμοκρασία και αυξάνοντας την βροχόπτωση. Το αντίθετο συμβαίνει στην Βόρεια Ευρώπη, όπου η περίοδος δράσης του φαινομένου είναι πιο ξερή και ψυχρή. Η εξήγηση αυτού είναι ότι, επεκτείνεται και το Υψηλό της Σιβηρίας, με αποτέλεσμα την επιπλέον είσοδο ξηρού και ψυχρού αέρα από την Ανατολή. Στην Βόρεια Αμερική παρατηρούνται αυξημένες χιονοπτώσεις και μειωμένη θερμοκρασία στην ανατολική της ακτή. Πάνω από τον Ατλαντικό παρατηρείται η μείωση των αληγών και των δυτικών ανέμων.



Εικόνα 2 Συσχέτιση μεταξύ επιφανειακής θερμοκρασίας και των μοτίβων των δεικτών NAO, EA, WP και EP/NP (Climate Prediction Center)





Εικόνα 3: Συσχέτιση της βροχόπτωσης με τα μοτίβα των δεικτών NAO, EA, WP και EP/NP (Climate Prediction Center)

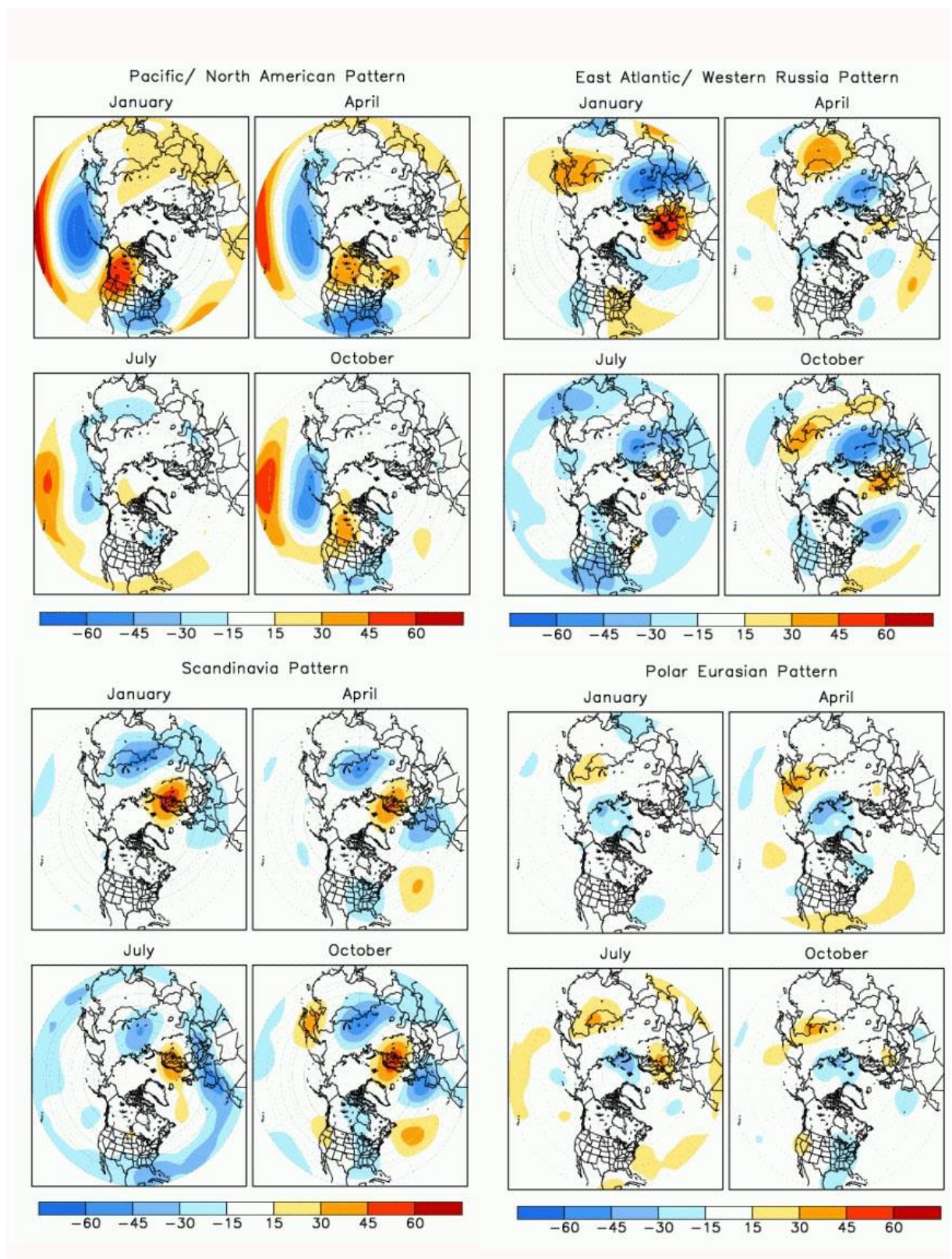
Το μοτίβο του Ανατολικού Ατλαντικού (East Atlantic pattern, **EA**) είναι παρόμοιο με αυτό του NAO, καθώς και αυτό επικρατεί ολόκληρο τον χρόνο. Είναι όμως μετατοπισμένο νοτιότερα, οπότε έχει μια επιρροή από την υποτροπική κυκλοφορία. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι μια επιπλέον πληροφορία που συνδέει την ζώνη χαμηλού γεωγραφικού πλάτους με τις ατμοσφαιρικές διακυμάνσεις που συμβαίνουν βορειότερα. Η θετική του φάση σημαίνει θερμοκρασίες πάνω του μέσου όρου στην Ευρώπη και Σκανδιναβία. Φέρνει αυξημένες βροχοπτώσεις στην Βόρεια Ευρώπη και στην Σκανδιναβία, ενώ στην Νότια Ευρώπη είναι μειωμένες.

Το μοτίβο του Ανατολικού Ατλαντικού/ Δυτικής Ρωσίας (East Atlantic/Western Russia, **EA/WR**), που αναφέρεται ως Ευρασία-2 στην εργασία των (Barnston & R.E. Livezey, 1987). Τα κέντρα των θετικών διακυμάνσεων του γεωδυναμικού ύψους βρίσκονται στην Ευρώπη και στην Κίνα, ενώ αυτά των αρνητικών κεντρικά του Βόρειου Ατλαντικού και βόρεια της Κασπίας Θάλασσας (Εικόνα 4 και Εικόνα 5). Στην θετική του περίοδο, παρατηρούνται θετικές θερμοκρασιακές αποκλίσεις στην ανατολική Ασία ενώ αρνητικές στην δυτική Ρωσία και βορειοανατολική Αφρική. Όσον αφορά την βροχόπτωση, φαίνεται μια αύξηση στην ανατολική Κίνα και μειωμένη στην κεντρική Ευρώπη.

Το μοτίβο της Σκανδιναβίας (Scandinavian, **SCAND**) (αποτελείται από έναν κύριο πόλο κυκλοφορίας στην Σκανδιναβία και δευτερεύοντες αντίθετου πρόσημου στην δυτική Ευρώπη και ανατολική Ρωσία (Εικόνα 4 και Εικόνα 5). Η θετική του φάση χαρακτηρίζεται από θετικές διακυμάνσεις βαρομετρικού ύψους, πάνω από την Σκανδιναβία και την Δυτική Ρωσία, που μπορεί να σχετίζονται με την ύπαρξη μεγάλων αντικυκλώνων εμποδισμού, περιοχών όπου το βαρομετρικό υψηλό είναι πρακτικά ακίνητο για διάστημα εβδομάδων, ώστε να μην επιτρέπει την οριζόντια είσοδο αέριων μαζών, μεταβάλλοντας την πορεία των κυκλώνων. Στην αρνητική φάση, το SCAND συσχετίζεται με αρνητικά βαρομετρικά ύψη σε αυτές τις περιοχές. Ακόμα παρατηρείται μείωση της θερμοκρασίας σε περιοχές της δυτικής Ευρώπης και κεντρικής Ρωσίας. Συσχετίζεται με αυξημένη βροχόπτωση στην κεντρική και νότια Ευρώπη, και μειωμένη στην Σκανδιναβία.

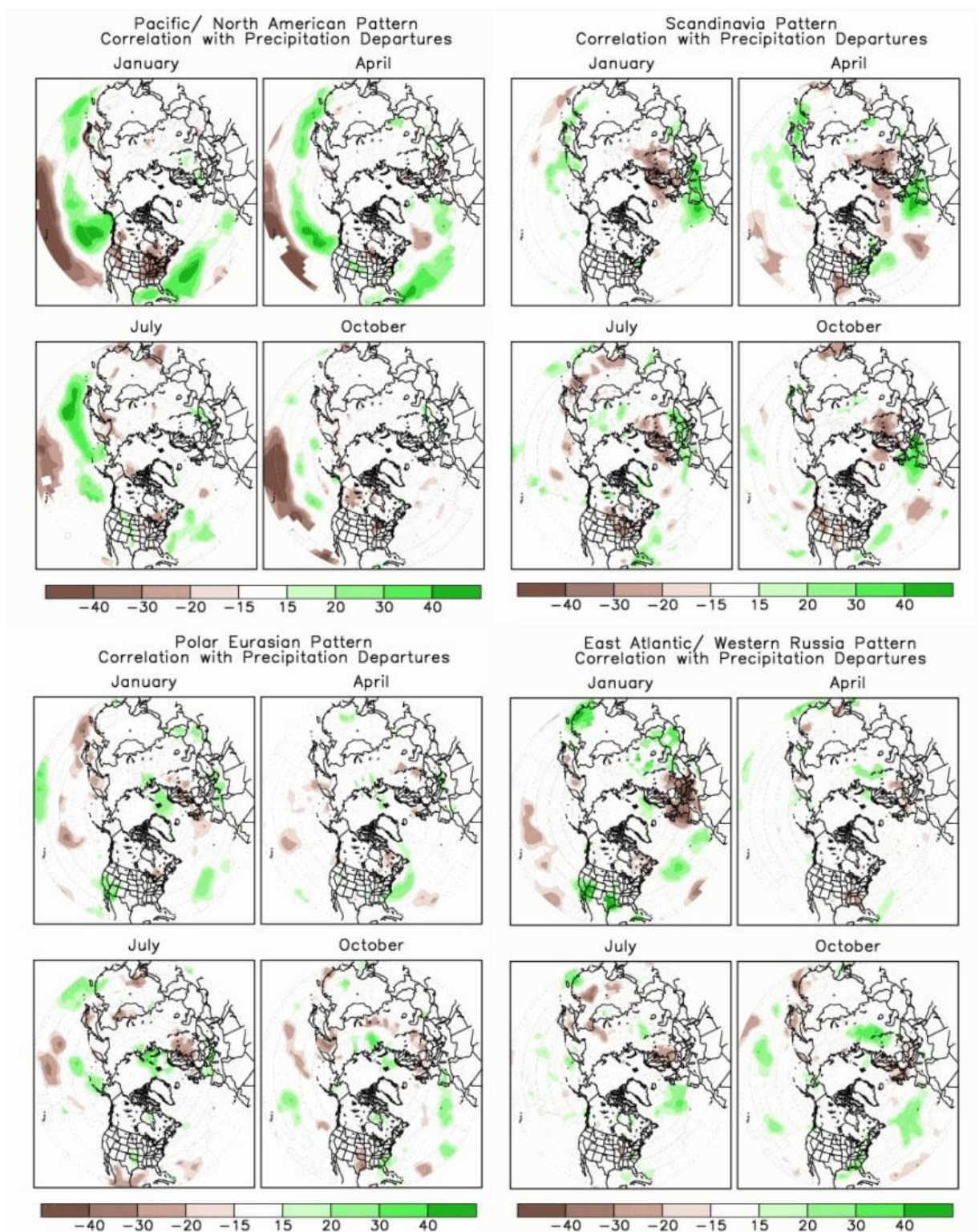
Το μοτίβο του Πόλου/Ευρασίας (Polar/Eurasia, **POL**) συναντιέται σε όλες τις εποχές. Γεωγραφικά η θετική του φάση χαρακτηρίζεται με χαμηλότερη του μέσου πίεση στην πολική περιοχή, ενώ αντίθετα υψηλότερες στην βόρεια Κίνα και Μογγολία. Αιτία αυτού του τρόπου διακύμανσης της ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας είναι η ενίσχυση ή εξασθένηση της Πολικής Δίνης, με την θετική φάση να σηματοδοτεί ισχυρή πολική κυκλοφορία, και αντιθέτως η αρνητική δείχνει μειωμένη κυκλοφορία (Εικόνα 4 και Εικόνα 5). ΜΕ τον όρο Πολική Δίνη χαρακτηρίζεται η χαρακτηριστική κυκλοφορία στο ύψος της Στρατόσφαιρας που παρατηρείται στην περιοχή των Πόλων, με την διακύμανση της έντασής της να εκφράζεται σε ασθενείς ή ισχυρούς δυτικούς ανέμους. Εκφράζεται ως αυξημένες θερμοκρασίες στην ανατολική Σιβηρία και μειωμένες στην ανατολική Κίνα. Επίσης, συνδέεται με αυξημένη βροχόπτωση στην πολική περιοχή βόρεια της Σιβηρίας.





Εικόνα 4: Συσχέτιση της επιφανειακής θερμοκρασίας με τα μοτίβα των δεικτών PNA, EA/WR, SCA και POL (Climate Prediction Center)





Εικόνα 5: Συσχέτιση μεταξύ βροχόπτωσης και μοτίβων των δεικτών PNA, SCA, EA/WR και SCA (Climate Prediction Center)

Στο μοτίβο του Δυτικού Ωκεανού (West Pacific, **WP**) συναντιούνται ένα βόρειο κέντρο στην χερσόνησο της Καμτσάτκα, και ένα νότιο, αντίθετου πρόσημου, που ταλαντεύεται μιας ευρείας περιοχής μεταξύ της νοτιοανατολικής Ασίας και υποτροπικού δυτικού

Βόρειου Ειρηνικού. Υπάρχει μια εμφανής αντανάκλαση της έντασης και κατεύθυνσης του Αεροχείμαρρου του Ειρηνικού με το WP. Παρατηρείται και στα δυο φαινόμενα μια μετατόπιση προς τον Βορά στην μετάβαση από καλοκαιρινή σε θερινή περίοδο. Ένα τρίτο κέντρο βρίσκεται μεταξύ ανατολικού Βόρειου Ειρηνικού και νοτιοδυτικών Ηνωμένων Πολιτειών, για όλες τις εποχές. Στην θετική του φάση αναμένονται αυξημένες θερμοκρασίες για τα χαμηλά γεωγραφικά πλάτη του δυτικού Βόρειου Ειρηνικού στον χειμώνα και την άνοιξη, ενώ μειωμένες είναι οι θερμοκρασίες για όλες τις εποχές στην ανατολική Σιβηρία. Συσχετίζεται ακόμη με αυξημένες βροχοπτώσεις στα μεγάλα πλάτη του Βόρειου Ειρηνικού για όλες τις εποχές, και μειωμένες βροχοπτώσεις στον κεντρικό Βόρειο Ειρηνικό ιδιαίτερα στον χειμώνα και στην άνοιξη.

Το μοτίβο του Ανατολικού Ειρηνικού – Βόρειου Ατλαντικού (East Pacific – West Pacific, **EP-NP**) επικρατεί σε όλες τις εποχές πλην του χειμώνα, με τρία κέντρα. Η θετική φάση του εμφανίζει αυξημένη πίεση πάνω από την Αλάσκα και τον Δυτικό Καναδά, με μειωμένες πιέσεις πάνω από τον Βόρειο Ατλαντικό και την ανατολική Βόρεια Αμερική. Ισχυρές θετικές φάσεις του EP-NP συσχετίζονται με μια νότια μετατόπιση και αύξηση της έντασης του Αεροχείμαρρου του Ειρηνικού στην περιοχή μεταξύ ανατολικής Ασίας και ανατολικού Βόρειου Ειρηνικού, που έχει σαν αποτέλεσμα την ενίσχυση αντικυκλωνικής κυκλοφορίας στην δυτική Βόρεια Αμερική και την ενίσχυση κυκλωνικής κυκλοφορίας στην ανατολική της πλευρά (Εικόνα 4 και Εικόνα 5). Η θετική του φάση χαρακτηρίζεται από αυξημένες θερμοκρασίες στον ανατολικό Βόρειο Ειρηνικό, ενώ μειωμένες είναι στον κεντρικό Βόρειο Ειρηνικό και ανατολική Βόρεια Αμερική. Τα κέντρα των διακυμάνσεων της βροχόπτωσης βρίσκονται στην περιοχή βόρεια της Χαβάη, όπου υπάρχει αυξημένη βροχόπτωση, ενώ μειωμένη είναι στον νοτιοδυτικό Καναδά.

Για το μοτίβο του Ειρηνικού/ Βόρειας Αμερικής (Pacific/North American, **PNA**) είναι γνωστό ότι πρόκειται από τους πλέον εμφανείς τρόπους ατμοσφαιρικής κυκλοφορίας στην εξωτροπική περιοχή του Βόρειου Ημισφαίριου (Εικόνα 4 και Εικόνα 5). Στην θετική του φάση, παρουσιάζει ανεβασμένα ύψη στην περιοχή της Χαβάη και στην ορεινή περιοχή της Βόρειας Αμερικής, και μειωμένα νότια των Αλεούτιων νήσων και των νοτιοανατολικών Ηνωμένων Πολιτειών. Και αυτήν την περίπτωση φαίνεται η σημαντική σχέση που υπάρχει μεταξύ του μοτίβου και των διακυμάνσεων της έντασης και πορείας του Αεροχείμαρρου του Ειρηνικού. Στην θετική του φάση, ο Αεροχείμαρρος ενισχύεται με αποτέλεσμα το άκρο του να μετατοπίζεται προς τα ανατολικά, ενδότερα των Δυτικών Ηνωμένων Πολιτειών. Αντίθετα στην αρνητική του φάση ο Αεροχείμαρρος οπισθοχωρεί προς την ανατολική Ασία, με την δημιουργία εμποδισμού στην περιοχή του Βόρειου Ειρηνικού και έναν έντονο διαχωρισμό της κυκλοφορίας πάνω από τον Βόρειο Ατλαντικό. Η θερμοκρασία στην θετική φάση είναι αυξημένη στον βόρειο Καναδά και στην δυτική ακτή των Ηνωμένων Πολιτειών, ενώ μειωμένη στις νότιο-κεντρικές και νοτιοανατολικές ΗΠΑ. Υπάρχει μια τάση για μειωμένη επίδραση του PNA στην θερμοκρασία κατά την περίοδο του καλοκαιριού. Οι συσχετιζόμενες διακυμάνσεις στην βροχόπτωση περιλαμβάνουν μεγαλύτερες του μέσου στην περιοχή που εκτείνεται από τον Κόλπο της Αλάσκα μέχρι βορειοδυτικές ΗΠΑ, ενώ αντίθετα μικρότερες του μέσου στις άνω δυτικοκεντρικές ΗΠΑ. Αν και το PNA πρόκειται για ξεχωριστό τρόπο διακύμανσης, θεωρείται ότι αντλεί μεγάλη επιρροή από το ENSO. Στην θετική του φάση συσχετίζεται με τα θερμά επεισόδια του Ειρηνικού (El Niño), ενώ αντίθετα στην αρνητική του με τα ψυχρά (La Niña).



## 1.4 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Network, ANN) ανήκουν στην γενικότερη κατηγορία της Μηχανικής Εκμάθησης, που αφορά την μελέτη αλγορίθμων που βελτιστοποιούνται μέσω της εμπειρίας τους. Η εμπειρία αυτή δίδεται μέσω ενός δείγματος δεδομένων, που χρησιμοποιείται από τους αλγόριθμους μηχανικής εκμάθησης ώστε να έχουν την δυνατότητα πρόβλεψης ή απόφασης δίχως περαιτέρω επέμβασης. Με αυτό τον τρόπο, είναι δυνατόν να επιλυθούν προβλήματα χωρίς την υλοποίηση ενός κώδικα που να εξηγεί τις περίπλοκές σχέσεις που πιθανώς να χαρακτηρίζουν το πρόβλημα αυτό.

Είναι εμφανής η ικανότητα των ζώων να ανταποκρίνονται σε ένα πλήθος απαιτητικών αναγκών για την επιβίωση τους. Η όραση για παράδειγμα, και η εξαγωγή πληροφορίας από ένα οπτικό ερέθισμα, είναι μια ιδιαίτερη σύνθετη διαδικασία και μεγάλο ρόλο παίζει και η ερμηνεία που γίνεται στον οπτικό φλοιό. Δομικό στοιχείο ενός ζωικού εγκεφάλου είναι οι βιολογικοί νευρώνες. Αποτελούνται από το κυρίως σώμα με τον πυρήνα του, τους δενδρίτες, διακλαδώσεις στις οποίες εισέρχεται η πλειοψηφία του σήματος στο κύτταρο και τον νευράξονα, ένα επιμήκης τμήμα πολλές φορές μεγαλύτερο του μεγέθους του σώματος του νευρώνα, στο οποίο εξέρχεται το σήμα, που μέσω των επισυνάψεων στις διακλαδώσεις στην άκρη του νευράξονα, είναι δυνατόν να μεταδοθεί στους δενδρίτες των γειτονικών κυττάρων. Όσον αφορά την διάδοση του σήματος, αυτή γίνεται εξαιτίας της ραγδαίας αύξησης του ηλεκτρικού δυναμικού στην κυτταρική μεμβράνη. Αίτιο της είναι η μεταβολή της συγκέντρωσης ιόντων, καθώς λόγω κάποιου ερεθίσματος, ενεργοποιούνται συγκεκριμένους ιοντικούς δίαυλους στην κυτταρική μεμβράνη, τα οποία επιτρέπουν την είσοδο τους στο κύτταρο. Τα ιόντα ενεργοποιούν τους νευροδιαβιβαστές, που εκλύονται στην συναπτική σχισμή, και δεσμεύονται σε συγκεκριμένους υποδοχείς του κυττάρου που δέχεται το σήμα. Οι συνάψεις μπορούν να δράσουν ενισχυτικά ή κατασταλτικά για το σήμα (Kandel et al, 2013). Στον φλοιό του ανθρώπινου εγκεφάλου υπάρχουν περίπου δέκα δισεκατομμύρια νευρώνες και εξήντα τρισεκατομμύρια συνδέσεις. Το πλήθος αυτών και η έκταση των διασυνδέσεων τους καθιστά πραγματοποιήσιμη την σύνθετη και γρήγορη επεξεργασία πληροφοριών. Με δεδομένο το ότι ένα τσιπ πυριτίου μπορεί να λειτουργεί δυο τάξεις μεγέθους ταχύτερα από έναν βιολογικό νευρώνα, η ιδέα της προσομοίωσης του τρόπου λειτουργίας του εγκεφάλου με υπολογιστικά συστήματα φαντάζει να έχει εντυπωσιακό πεδίο ανάπτυξης και εφαρμογής.

Η ιδέα αυτή και η έννοια των νευρωνικών δικτύων αποτυπώθηκαν για πρώτη φορά στη εργασία των McCulloch και Pitts (1943), στην οποία έγινε προσπάθεια για να εκφραστεί η λειτουργία των νευρώνων με μαθηματικούς όρους (Jordan & Bishop, 2004). Βασισμένη σε αυτούς, στην εργασία του F. Rosenblatt το 1958 επινοήθηκε η έννοια του αντίληπτρο (Perceptron), ενός δυαδικού ταξινομητή, που χρησιμοποιεί το άθροισμα σταθμισμένων εισόδων για την σύγκρισή του με μια τιμή κατωφλίου, με μια δυαδική τιμή ως έξοδο, αποτέλεσμα της σύγκρισης αυτής. Βάση αυτού του μοντέλου αναπτύχθηκε το θεώρημα σύγκλισης του αντίληπτρο, στο οποίο αποδεικνύεται ότι εφόσον στο σύνολο δεδομένων υπάρχει μια ακριβής λύση, τότε το αντίληπτρο θα βρει σίγουρα την τιμή αυτή σε πεπερασμένο αριθμό βημάτων.

Να σημειωθεί βέβαια ότι με τον όρο πεπερασμένα δεν υποδηλώνεται ότι τα βήματα θα είναι λίγα (Bishop, 2006). Σε παράλληλο χρόνο, ο D.Hebb το 1949 ανέπτυξε την θεωρία του για το τρόπο που αυξάνεται η ικανότητα των συνάψεων στους νευρώνες αν συσχετίζεται η ενεργοποίηση τους (Haykin, 2009), θέτοντας την βάση για την μάθηση Hebbian, που με την σειρά της είναι βασική αρχή της μη-επιβλεπόμενης μάθησης. Η έρευνα συνεχίστηκε για τις επόμενες δυο δεκαετίες, μέχρι το βιβλίο των Minsky και Papert στο οποίο δηλώνονται με μαθηματικό τρόπο οι υπολογιστικοί περιορισμοί του αντίληπτου, και η διατήρησή τους ακόμα και σε περιπλοκότερες εκδοχές του. Σε συνδυασμό με την περιορισμένη υπολογιστική ισχύ που ήταν διαθέσιμη εκείνη την εποχή, είχε σαν συνέπεια την αλλαγή πορείας στην έρευνα στο πεδίο των τεχνίτης νοημοσύνης και την παραγκώνιση της μελέτης των νευρωνικών δικτύων (Haykin, 2009). Κατά την διάρκεια αυτής της περιόδου όμως, αναπτύχθηκε ο αλγόριθμος της οπισθοδιάδοσης (backpropagation) και προτάθηκε από τον P. Werbos το 1974. Συνοπτικά η λειτουργία του αλγόριθμου είναι να ανάγει το σφάλμα της εξόδου στα συναπτικά βάρη των εισόδων του κρυφού επιπέδου στο νευρωνικό δίκτυο, χρησιμοποιώντας την ελάττωση της παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος (gradient descend). Η ιδέα αυτή αποδείχθηκε βασική στην περαιτέρω ανάπτυξη της έρευνας και εφαρμογής των ΤΝΔ αποτελούμενα από πολλαπλά κρυφά επίπεδα. Με νέες τεχνολογίες κυκλωμάτων, η υπολογιστική ισχύς που ήταν διαθέσιμη σε ένα υπολογιστικό σύστημα πολλαπλασιάστηκε σε τάξεις μεγέθους, καθώς και με την διάδοση των κατανεμημένων υπολογιστικών συστημάτων και την χρήση των μονάδων επεξεργασίας γραφικών (Graphic Processing Unit, GPU) συντέλεσαν στην εφαρμογή περίπλοκων ΤΝΔ που ανήκουν στην κατηγορία της βαθιάς μάθησης (deep learning). Το σύγχρονο σημείο που εστιάζεται η έρευνα είναι τα Νευρωνικά Δίκτυα Συνέλιξης (Convolutional Neural Networks, CNN), με ευρεία χρήση στην οπτική αναγνώριση και λοιπά προβλήματα που χρησιμοποιούνται δεδομένα σε δισδιάστατο χώρο (Haykin, 2009).

Δεδομένου του γεγονότος ότι λόγω της διάταξής τους, τα ΤΝΔ είναι ικανά να μοντελοποιήσουν μη- γραμμικά φαινόμενα με περίπλοκη μαθηματική διατύπωση είτε με μεγάλο πλήθος μεταβλητών. Σε αυτό οφείλεται το ανθισμένο πεδίο εφαρμογών τους των τελευταίων δεκαετιών, που περιέχει την αναγνώριση προτύπων, με χαρακτηριστικό παράδειγμα την αναγνώριση προσώπου, την αυτόνομη οδήγηση, την κυβερνοασφάλεια, την ιατρική διάγνωση, την εξόρυξη δεδομένων, την διαχείριση πόρων και την πρόβλεψη χρονοσειρών (Guedes, 2016). Σε γενικότερο πλαίσιο, μπορούμε να διακρίνουμε τις μαθησιακές ικανότητες των ΤΝΔ σε τέσσερις κατηγορίες (Haykin, 2009), από τις οποίες υποδεικνύουν και τα αντίστοιχα προβλήματα που είναι ικανά να λύσουν. Η αναγνώριση μοτίβου, είναι οι διεργασίες που αφορούν την αναγνώριση και κατηγοριοποίηση ενός εισερχόμενου σήματος (μοτίβου) σε μια ήδη ορισμένη κατηγορία. Η αναγνώριση συνάρτησης που αφορά την προσέγγιση μιας μη-γραμμικής συνάρτησης μέσω μιας σειράς από ζεύγη εισόδων-εξόδων. Ο έλεγχος συστημάτων, στο οποίο μια διάταξη ΤΝΔ ρυθμίζει τις εισόδους σε ένα σύστημα κατά τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνονται επιθυμητοί εξοδοί από το σύστημα αυτό. Τέλος, η απομόνωση σήματος (beamforming), όπου έχει στόχο να απομονώσει ένα σήμα από τον θόρυβο, και να εντοπίσει την διεύθυνση μετάδοσής του.

Όπως προαναφέρθηκε, η βασική υπολογιστική μονάδα των ΤΝΔ δεν είναι άλλη από τον νευρώνα  $k$ , που απαρτίζεται από εισόδους εκφρασμένες σε πραγματικούς αριθμούς  $x_k$ , εκφράζοντας τα εισερχόμενα σήματα προς τον νευρώνα. Τα σήματα αυτά πολλαπλασιάζονται με ένα συναπτικό βάρος  $w_k$ , το οποίο παίρνει αλγεβρικές τιμές, καλύπτοντας τα ενδεχόμενα της διεγερτικής ή κατασταλτικής τους επίδρασης της σύναψης. Με την τιμή που έχει το καθένα συναπτικό βάρος καθορίζεται επίσης και η σημασία της εκάστοτε σύναψης στην πυροδότηση (ή στην μη πραγματοποίηση αυτής) του νευρώνα. Μαζί με το άθροισμά του γινομένου των επιμέρους βαρών με το σήμα εισόδων, ή αλλιώς δυναμικό ενεργοποίησης (activation potential), προστίθεται και η πόλωση (bias)  $b_k$ , που πρόκειται ουσιαστικά μια πιο εύχρηστη έκφραση της τιμής κατωφλιού για την συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function), τιμή οποία δηλώνει το πόσο εύκολα ενεργοποιείται ο νευρώνας, ή αντίστοιχα το πόσο μεγάλη πρέπει να είναι το άθροισμα των σταθμισμένων τιμών ώστε να ενεργοποιηθεί, μεταφέροντας το σήμα στους μετέπειτα συνδεδεμένους νευρώνες (Εικόνα 6).

Τα παραπάνω περιγράφονται για ένα νευρώνα  $k$ , ως εξής:

$$u_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} x_j$$

$$y_k = F(u_k + b_k)$$

Όπου:

$x_1, \dots, x_n$ , τα δεδομένα εισόδου

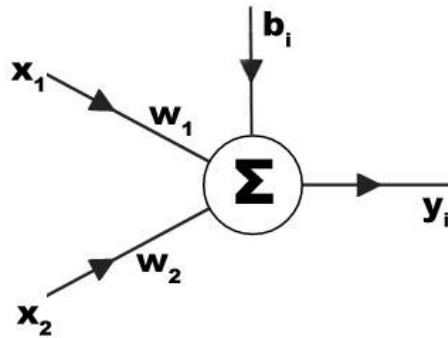
$w_1, \dots, w_n$ , τα συναπτικά βάρη

$u_k$ , το δυναμικό ενεργοποίησης

$b_k$ , η πόλωση του νευρώνα

$F(u_k)$ , η συνάρτηση ενεργοποίησης

$y_k$ , η έξοδος του νευρώνα



Εικόνα 6: Αποτύπωση ενός κόμβου  $i$ , με  $X$  οι είσοδοι,  $W$  τα συναπτικά βάρη,  $b$  η πόλωση του νευρώνα και  $y$  η έξοδος του.

Φαίνεται η σημασία της συνάρτησης ενεργοποίησης  $F(u_k)$ , που ο σκοπός της είναι ο περιορισμός της τιμής της μοναδιαίας εξόδου του νευρώνα σε ένα επιτρεπόμενο εύρος τιμών (Haykin, 2009). Αποτελεί την μαθηματική έκφραση του δυναμικού δράσης του βιολογικού κυττάρου. Δίνονται παρακάτω μερικές από τις πιο ευρέα χρησιμοποιημένες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

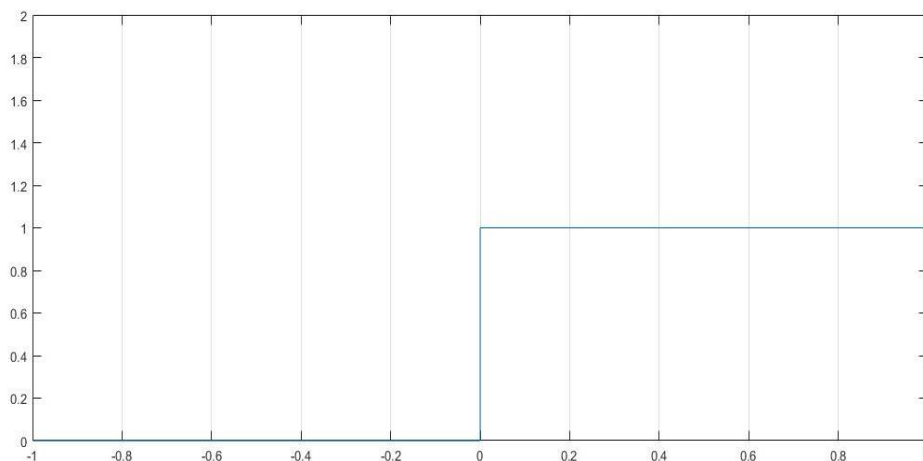
#### Συνάρτηση κατωφλίου :

Αρχικά, μιμούμενοι της ιδιότητας του βιολογικού νευρώνα να πυροδοτεί ανεξάρτητα από την ένταση του εισερχόμενου σήματός, η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε από τους McCulloch και Pitts, καθώς και μετέπειτα στο αντίληπτρο ήταν η μοναδιαία βαθμιδωτή συνάρτηση (Εικόνα 7). Είναι επίσης γνωστή και ως συνάρτηση Heaviside.

$$F(u) = \begin{cases} 1, & \text{αν } u \geq 0 \\ 0, & \text{αν } u < 0 \end{cases}$$

Με το δυναμικό ενεργοποίησης για νευρώνα  $k$  να είναι:

$$u_k = \sum_{j=1}^n x_j w_j + b_k$$



**Εικόνα 7: Συνάρτηση κατωφλιού στο διάστημα  $[-1,1]$**

Οπότε η έξοδος  $y_k$  είναι δυνατόν να πάρει είτε σαν τιμή το μηδέν είτε το ένα. Παρατηρείται η ομοιότητα της με τα προαναφερθέντα για το δυναμικό δράσης, το ότι ένας βιολογικός νευρώνας μπορεί είτε να πυροδοτήσει είτε να παραμείνει αδρανής. Βέβαια, το γεγονός ότι δεν είναι συνεχόμενη συνάρτηση δημιουργεί επιπλοκές στην ανάλυση της συνάρτησης σφάλματος που συσχετίζεται με αυτήν, καθώς και του γεγονότος ότι δεν μπορεί να υπάρξει συνεχόμενη παράγωγος που χρησιμοποιείται σε κάποια είδη μάθησης, όπως της οπισθοδιάδοσης. Επίσης δημιουργεί περαιτέρω επιπλοκές στην μάθηση γιατί η μικρή αλλαγή των βαρών δεν μεταφέρεται ανάλογα στην συνάρτηση ενεργοποίησης, από την στιγμή που μια τιμή εισόδου που τείνει στο μηδέν με μια ελάχιστη αλλαγή στο αντίστοιχο βάρος οδηγεί στην αλλαγή συμπεριφοράς του νευρώνα.

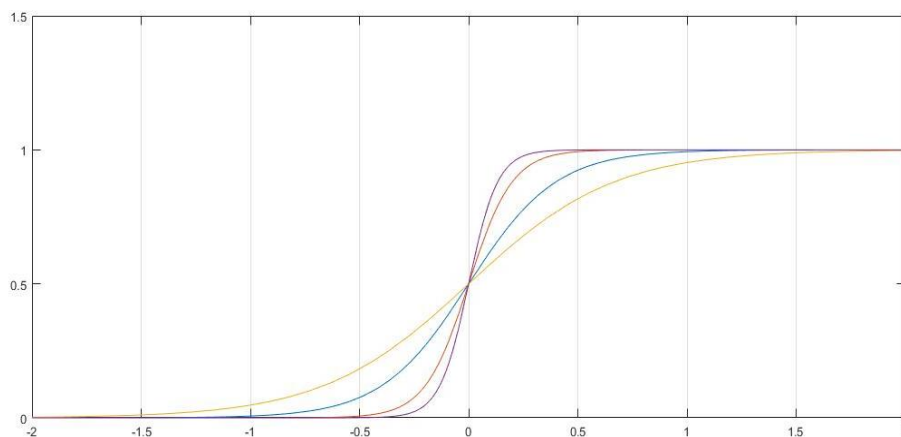
### **Σιγμοειδής συνάρτηση :**

Δίνοντας μια λύση στους περιορισμούς που εκφράστηκαν στην συνάρτηση κατωφλιού, χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση, που είναι από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης (Εικόνα 8). Είναι συνεχόμενη άρα και παραγωγίσιμη, όπως επίσης έχει την ικανότητα να μεταβαίνει ραγδαία από την μηδενική στην μοναδιαία τιμή της για τιμές εισόδου κοντά στο μηδέν, διατηρώντας επαρκώς την προαναφερθείσα αρχή των βιολογικών νευρώνων για την «όλα ή ουδενός» πυροδότηση. Η λογιστική συνάρτηση, ανήκει σε αυτή την κατηγορία, και περιορίζει την τιμή μέσα στο εύρος  $[0,1]$ .

$$F(u) = \frac{1}{1 + e^{(-au)}}$$

Με το  $a$  να είναι η παράμετρος κλίσης, που καθορίζει το πόσο απαλά θα αυξάνεται η τιμή της στην περιοχή γύρω από  $x=0$ . Γίνεται αντιληπτό ότι για μεγάλη παράμετρο κλίσης, η λογιστική συνάρτηση είναι σχεδόν όμοια με την συνάρτηση κατωφλιού. Παρόμοιας καμπύλης είναι η συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης, με την διαφορά ότι το εύρος τιμών της είναι το  $[-1,1]$ , καθώς και το ότι, με το  $a$  να βρίσκεται το κέντρο της κοντά στο μηδέν, τείνει στην ταυτοτική συνάρτηση σε αυτήν την περιοχή. Εκφράζεται με την εξίσωση:

$$F(u) = \tanh(u)$$



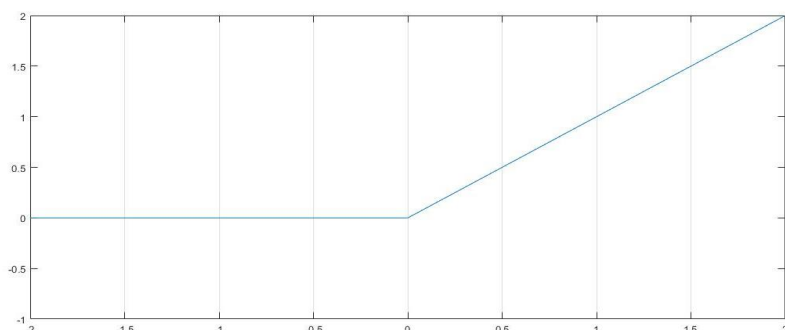
**Εικόνα 8: Σιγμοειδείς συναρτήσεις στο  $[-1,1]$ . Παρατηρείται η αύξηση της κλίσης με την αύξηση του παράγοντα  $a$ .**

### Μονάδα γραμμικής ανόρθωσης:

Η μονάδα γραμμικής ανόρθωσης (Rectified Linear Unit, ReLU) είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται πλέον στην πλειοψηφία για βαθιά νευρωνικά δίκτυα (Εικόνα 9). Έχοντας ένα βιολογικό ανάλογο, παρουσιάζουν την ιδιότητα ότι οι τιμές του δυναμικού ενεργοποίησης δεν περιορίζονται με ένα άνω όριο, αποτρέποντας το νευρωνικό δίκτυο να κορεστεί κατά την διάρκεια της μάθησης, λαμβάνοντας αποκλειστικά δυαδικές τιμές μέσω των διορθωμένων βαρών του. Στον αντίποδα, αυτό μπορεί να έχει αρνητικές επιπτώσεις, καθιστώντας τα βάρη τόσο μεγάλα, ώστε να είναι αδύνατη η διόρθωσή τους. Είναι συνεχής εκτός του μηδενός, στο οποίο μπορεί να δοθεί μια

αυθαίρετη τιμή. Έχει γραμμική συμπεριφορά, πράγμα που την κάνει ιδιαίτερα χρήσιμη, καθώς και του γεγονότος ότι στην αρχή της εκπαίδευσης, οι ενεργοποιημένοι κόμβοι είναι οι μισοί. Η εξίσωση της είναι:

$$F(u) = \max(0, u)$$

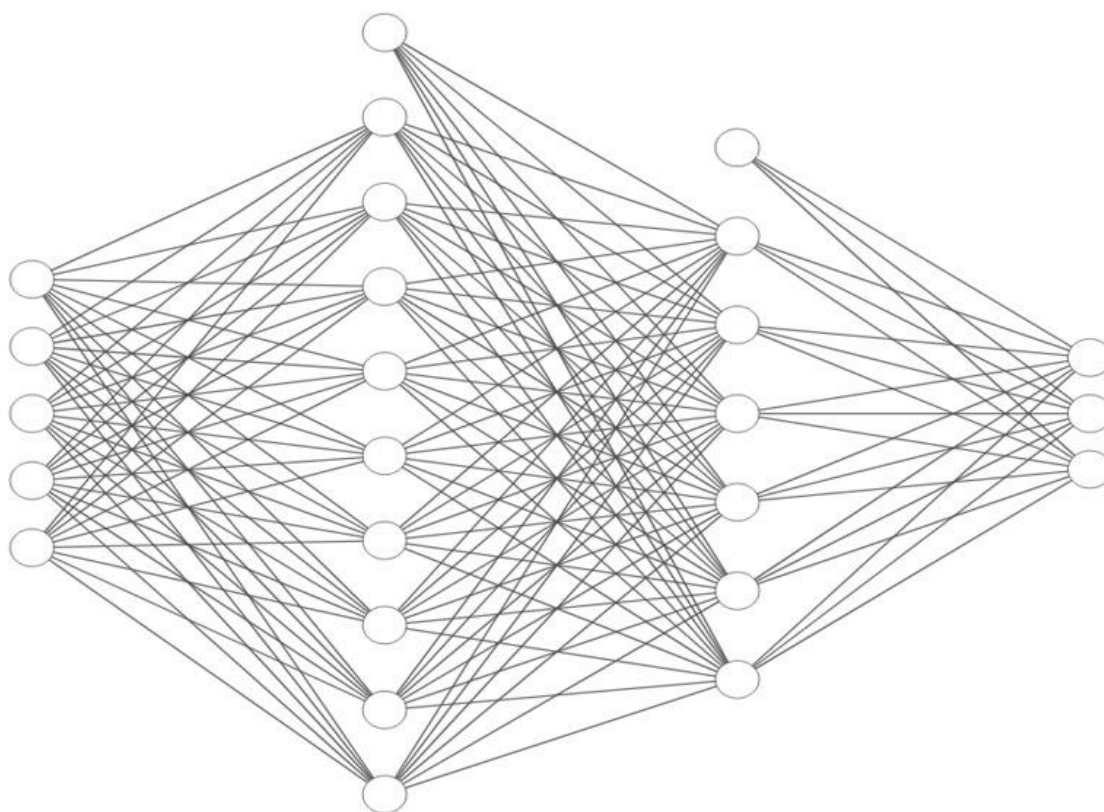


Εικόνα 9: Η συνάρτηση ReLU

## Αρχιτεκτονική δομή των ΤΝΔ

Σημαντικό στοιχείο της λειτουργίας των ΤΝΔ είναι το πλήθος και ο τρόπος διάταξης των νευρώνων που απαρτίζουν έναν νευρωνικό δίκτυο, όπως επίσης και ο τρόπος που γίνεται η μετάδοση του σήματος, με όλες αυτές τις παραμέτρους να περιγράφονται από την αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου. Οι αλγόριθμοι εκμάθησης εξαρτώνται από τον τρόπο που μεταδίδεται το σήμα μέσα από τους κόμβους (η ονομασία των νευρώνων ενός πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου), καθώς και στην ευκολία που ένα δίκτυο θα συγκλίνει σε μια επιθυμητή συμπεριφορά. Το ενδιαφέρον βρίσκεται στο πλήθος και στην συνδεσμολογία αυτών, καθώς με την ύπαρξη πολλών επιπέδων και μέσω της αντικειμενικής συνάρτησης, είναι δυνατή η προσέγγιση μη γραμμικών συναρτήσεων. Υπάρχουν και νευρωνικά δίκτυα που συνδέουν απευθείας το επίπεδο των εισόδων με αυτό των εξόδων, αλλά είναι ευρύτατα διαδεδομένο να χρησιμοποιείται τουλάχιστον ένα κρυφό επίπεδο (hidden layer). Με τον όρο κρυφό, να υποδηλώνει ότι οι τιμές που αφορούν το επίπεδο αυτό δεν διακρίνονται απευθείας. Σκοπός των κρυφών νευρώνων είναι να μετασχηματίζουν τις εισόδους σε μια πιο χρήσιμη δομή, αναδύοντας πληροφορία η οποία μπορεί να συνδυαστεί στην σύνθεση ακριβέστερης εξόδου. Αυτό επιτυγχάνεται με το να οριστεί μια ιδιότητα ή μοτίβο του συνόλου των δεδομένων από τον κάθε κρυφό κόμβο, τα οποία μπορούν να συνδυαστούν στο επίπεδο των εξόδων (Nielsen, 2018). Έχει σημασία να σημειωθεί ότι τα όποια συμπεράσματα υπάρχουν για την πιο ταιριαστή δομή ενός ΤΝΔ, έχουν αντληθεί από εμπειρικές δοκιμές, καθώς λείπει το θεωρητικό υπόβαθρο που καθορίζει ότι μια δομή είναι καλύτερη για μια κατηγορία προβλημάτων. Ως αποτέλεσμα αυτού, είναι συνηθισμένο να δοκιμάζονται διάφορες αρχιτεκτονικές, πάνω στο ίδιο σύνολο δεδομένων, και να συγκρίνεται η συμπεριφορά τους. Η σημαντική διαφοροποίηση προς την δομή τους είναι στο εάν το σήμα

προχωράει από επίπεδο σε επίπεδο (δίκτυα πρόσω τροφοδότησης) ή αν ανακυκλώνεται μετά την έξοδο (ανατροφοδοτούμενα δίκτυα). Αν και υπάρχει η δυνατότητα να μην συνδέονται όλοι οι κόμβοι του ενός επιπέδου με αυτούς του επόμενου, είναι η πλέον συνηθισμένη μεθοδολογία για ένα δίκτυο να είναι έχει τελείως συνδεδεμένους κόμβους, με την πιθανότητα κάποιοι εξ 'αυτών να αποκτήσουν μηδενικό βάρος στο τέλος της εκπαίδευσης (Εικόνα 10).



Εικόνα 10: Παράδειγμα πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου πρόσω τροφοδότησης. Αποτελείται από 5 κόμβους στο επίπεδο εισόδων, 9 στο πρώτο κρυφό επίπεδο, 6 στο δεύτερο κρυφό και 3 στο επίπεδο εξόδων. Οι ανώτεροι κόμβοι που δεν συνδέονται με τον προηγούμενο επίπεδο αφορούν τις πολώσεις για κάθε κόμβο του επιπέδου.

**Δίκτυα πρόσω τροφοδότησης (feedforward networks):** Σε αυτή την δομή το σήμα μεταδίδεται μόνο από το ένα επίπεδο στο επόμενο, δίχως την ανάμειξη της εξόδου του νευρωνικού δικτύου στο επίπεδο των εισόδων είτε σε κάποιο κρυφό. Αποτέλεσμα αυτού είναι ότι στους υπολογισμούς το μόνο στοιχείο που έχει επιρροή είναι το σύνολο των εισόδων, και το μόνο στοιχείο που μεταβάλλεται με την εκπαίδευση είναι τα βάρη και οι πολώσεις των νευρώνων. Παρόλη την φαινομενική απλότητα της δομής τους, τα δίκτυα πρόσω τροφοδότησης είναι ικανά να συγκλίνουν σε κάθε συνεχόμενη



συνάρτηση, σύμφωνα με το προαναφερθέν θεώρημα της καθολικής προσέγγισης. Ακόμη, όπως αναφέρθηκε στην ιστορική ανασκόπηση για τα ΤΝΔ, έχει αποδειχθεί ότι για έναν πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο πρόσω τροφοδότησης δεν ισχύει η ανικανότητα του αντίληπτρου να εκτελέσει την λογική πράξη XOR (αποκλειστική διάζευξη).

**Επαναλαμβανόμενα δίκτυα** (recurrent networks): Σε αυτή την κατηγορία των νευρωνικών δικτύων δίνεται η δυνατότητα να επιστραφούν τα σήματα των εξόδων σε κάποια αρχικά επίπεδα, ακόμη και στον ίδιο κόμβο. Αυτή η ανατροφοδοτούμενη συμπεριφορά, με την δράση του νευρώνα να επηρεάζει και την μετέπειτα πιθανότητα να πυροδοτήσει, έχει αρκετές ομοιότητες με την συμπεριφορά των βιολογικών νευρώνων. Με το να προσθέτουν και το στοιχείο του χρόνου στην δομή του δικτύου, με χρήση προηγούμενων τιμών των εξόδων, παρέχεται σε αυτό η δυνατότητα να τις χρησιμοποιεί στην μάθησή του και αλλάζοντας την απόδοση του. Βέβαια, λόγω των χαρακτηριστικών τους, η συμπεριφορά τους μπορεί να τείνει προς την χαοτική, όμως παρόλα αυτά, η ιδιότητα της δυναμικής τους μεταβολής καθιστά πολύ υποσχόμενη την εφαρμογή τους σε προβλήματα με δεδομένα που εμπεριέχουν χρονική μεταβολή.

## **Μαθησιακή διαδικασία**

Η μάθηση ενός νευρωνικού δικτύου είναι η δυνατότητα του να αναπροσαρμόζει τις τιμές των επιμέρους συντελεστών του, ώστε να βελτιώνεται η επίδοση του σε ένα πρόβλημα, χρησιμοποιώντας ένα δείγμα παρατηρήσεων. Σε αυτό ακριβώς το σημείο είναι που τα νευρωνικά δίκτυα (και στο ευρύτερο πλαίσιο, σε όλο τον τομέα της μηχανικής μάθησης) έχουν την ικανότητα να αναπτύσσουν τον δικό τους αλγόριθμο, χωρίς να είναι προαπαιτούμενη η από άνθρωπο καταχώρηση σαφών οδηγιών, πέρα από αυτές που αφορούν τον τρόπο να βρει η δομή μια ικανοποιητική απόδοση στην αντιμετώπιση ενός προβλήματος, με την βέλτιστη χρήση του συνόλου των δεδομένων. Απαραίτητο στοιχείο της μάθησης του δικτύου είναι η ικανότητα να γενικεύει τα συμπεράσματα που προκύπτουν από το σύνολο των δειγμάτων και την διαδικασία της εκπαίδευσης. Ο τρόπος που μπορεί να κατηγοριοποιηθεί η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων έχει σχέση με την ύπαρξη αντιστοιχίας μεταξύ των δεδομένων εισόδων και των επιθυμητών εξόδων. Έτσι υπάρχει η επιβλεπόμενη και η μη επιβλεπόμενη μάθηση.

Στην επιβλεπόμενη μάθηση τα δεδομένα είναι σε ζευγάρια εισόδων και επιθυμητών εξόδων, και μέσα από αλγόριθμους βελτιστοποίησης ενός κριτηρίου απόδοσης, αλλάζουν οι τιμές των βαρών και των πολώσεων του νευρωνικού δικτύου. Η επισήμανση αυτή είναι μια επιπλέον διαδικασία που προηγείται την διαδικασία μάθησης. Σκοπός της επιβλεπόμενη εκπαίδευσης είναι το νευρωνικό δίκτυο να μπορεί να προβλέπει με επαρκή ακρίβεια τις τιμές που θα εισάγονται από μη επισημασμένα δεδομένα μετέπειτα της διαδικασίας εκπαίδευσης. Υπάρχει μια ισορροπία μεταξύ της ακρίβειας ενός δικτύου που έχει εκπαιδευθεί με ζεύγη δεδομένων και επιθυμητών στόχων, και την σταθερότητας στην συμπεριφορά του. Είναι επιθυμητή η ελαχιστοποίηση του λάθους από ένα σύνολο ζευγών εισόδων-στόχων. Είναι όμως προφανές ότι όταν το ΤΝΔ προσαρμοστεί υπερβολικά πολύ πάνω σε ένα τέτοιο σύνολο, τότε θα απωλέσει την ικανότητα

γενίκευσης. Αυτό συμβαίνει γιατί η μοντελοποίηση θα περιλαμβάνει και τον θόρυβο που αποτελεί μοναδικό στοιχείο του κάθε συνόλου, με αποτέλεσμα να έχει μεγάλη διακύμανση στην απόδοση του, αδυνατώντας να βρει τις κοινές ιδιότητες των συνόλων δοκιμών, πράγμα απαραίτητο για κάθε μοντέλο. Στον αντίποδα, ένα ΤΝΔ με μεγάλο σφάλμα, θα σημαίνει ότι αδυνατεί να προσεγγίσει την συνάρτηση που αναδύεται από τους στόχους. Εφαρμογές της επιβλεπόμενης μάθησης είναι προβλήματα κατηγοριοποίησης ή παλινδρόμησης.

Στην μη επιβλεπόμενη μάθηση, η διαδικασία μάθησης δεν περιλαμβάνει επισημασμένα ζεύγη εισόδων-στόχων. Σκοπός της είναι να βρει συσχετίσεις που περιέχονται στα δεδομένα εισόδου, οι οποίες είναι είτε άγνωστες είτε δύσκολο στο να περιγραφούνε πριν την μάθηση. Η πρώτη παρατήρηση είναι ότι, καθώς αυτά τα σύνολα δεδομένων στερούνται την ανθρώπινη εργασία που απαιτείται για την επισήμανση των ζευγών εισόδων με τους στόχους, διαδικασία που χαρακτηρίζει την επιβλεπόμενη μάθηση, κάνοντας έτσι πιο εύκολη την συλλογή μεγάλης ποσότητας δειγμάτων. Σκοπός της μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι η κατανόηση, κατά κάποιον τρόπο, του συνόλου των δεδομένων, ώστε να μπορεί να εκτιμηθεί η κατανομή του σε έναν χώρο, να αποθρυβωποιηθεί ή να κατανεμηθεί σε αντιπροσωπευτικές κατηγορίες (Goodfellow et al., 2016) .

Αξίζει να αναφερθεί ότι υπάρχουν πλέον και άλλες διαδικασίες μάθησης, η ημιεπιβλεπόμενη που αποτελείται και από επισημασμένα ζεύγη και από απλές εισόδους, καθώς και η ενισχυμένη μάθηση, που η εκπαίδευση του δικτύου πραγματοποιείται μέσω από μια διαδικασία δοκιμής και σφάλματος, χωρίς καθοδήγηση από έναν άνθρωπο (Goodfellow et al., 2016).

## 2 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

### 2.1 Επεξεργασία δεδομένων

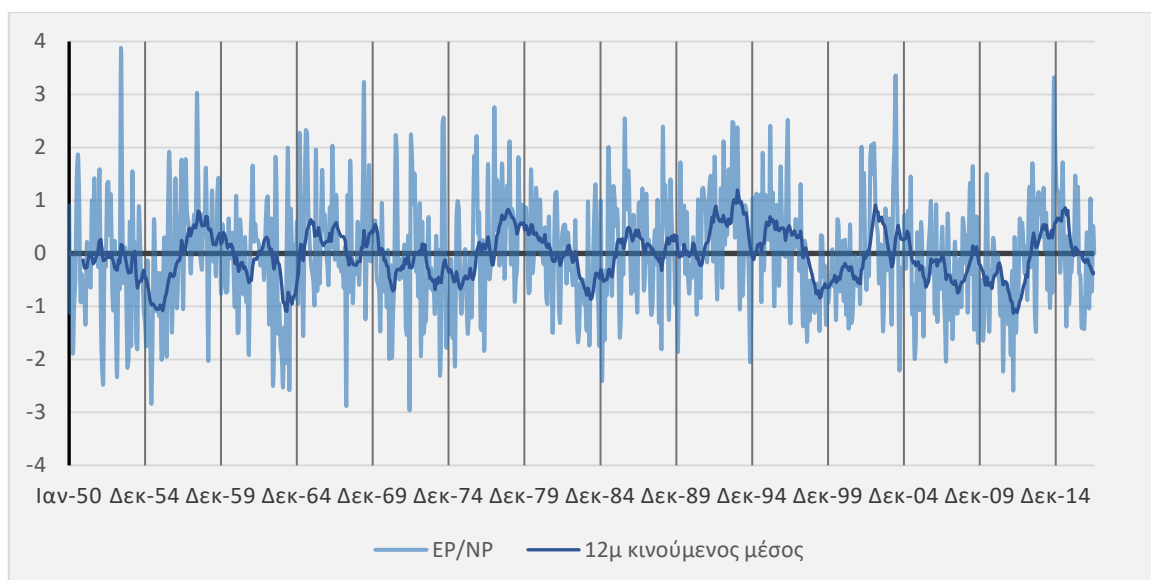
Τα στοιχεία που αφορούν τους μετεωρολογικούς δείκτες λήφθηκαν από τον ιστότοπο<sup>1</sup> του Κέντρου Κλιματικής Πρόβλεψης (Climate Prediction Center, CPC) της NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration). Τα δεδομένα αυτά αφορούν τις μηνιαίες διακυμάνσεις του γεωδυναμικού ύψους των 500hPa, στην περιοχή γεωγραφικού πλάτους 20°N-90°N, για το χρονικό εύρος Ιανουαρίου 1950 μέχρι τον Ιούλιο του 2017. Οι διακυμάνσεις αυτές έχουν προκύψει από την ανάλυση χρονοσειρών της περιόδου 1950 με 2000, που κανονικοποιήθηκαν βάση των μηνιαίων μέσων και της τυπικής απόκλισης τους. Γεωδυναμικό ύψος για μια πίεση είναι το μέγεθος που περιγράφει την δυναμική ενέργεια που χρειάζεται για να ανυψωθεί μια μάζα ενός κιλού από την επιφάνεια της θάλασσας στο ύψος αυτό, προς την μέση τιμή της επιτάχυνσης της γήινης βαρύτητας. Η πιο απλή περιγραφή του είναι ότι πρόκειται για μια κάθετη απόσταση που εκφράζει την επίδραση της πίεσης και της θερμοκρασίας, χωρίς την επίδραση των διακυμάνσεων στην βαρυτική επιτάχυνση που υπάρχουν σε διαφορετικές γεωγραφικές συντεταγμένες. Ο λόγος που επιλέχθηκε αυτό το ύψος είναι το ότι αυτή είναι η κατάλληλη κλίμακα για να παρατηρηθούν με σαφήνεια μετεωρολογικά φαινόμενα όπως κυκλώνες, καθώς και σε αυτό το ύψος είναι εμφανή η μετάδοση των μετεωρολογικών αλλαγών. Υπήρχαν περιπτώσεις όπου παρατηρούνταν η τιμή του δείκτη EP/NP να είναι 99, πράγμα που συμβολίζει ότι για εκείνον τον μήνα δεν ήταν στις επικρατούσες τιμές που βρέθηκαν για εκείνο τον μήνα, και άρα να υποδεικνύουν την ύπαρξη μιας χωρικής συσχέτισης με την ατμοσφαιρική πίεση, σύμφωνα με την ανάλυση του Κέντρου Κλιματικής Πρόβλεψης<sup>2</sup>. Δεν πρέπει να προκαλείται απορία που περιλαμβάνονται και τηλεσυνδέσεις που τα κέντρα δράσης τους βρίσκονται στην περιοχή του Ειρηνικού, καθώς είναι γνωστό το πως η μεταφορά μιας απόκλισης από την συνηθισμένες συνθήκες σε μια περιοχή είναι δυνατό να μεταβάλλει τις καιρικές συνθήκες σε μια άλλη περιοχή, μέσω των κυμάτων Ρόσμπι.

Παρακάτω δίνονται οι χρονοσειρές των δεικτών όπως δίνονται από το CPC, και με υπολογισμένο τον ετήσιο μέσο όρο. (Γράφημα 1 έως Γράφημα 8),

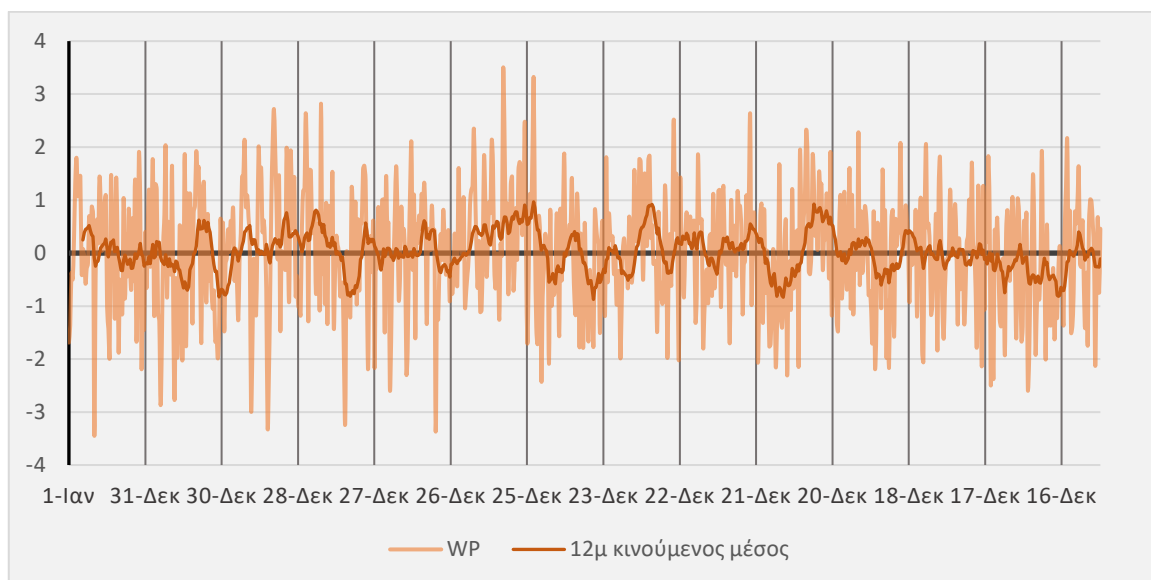
---

<sup>1</sup> [ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele\\_index.nh](ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh)

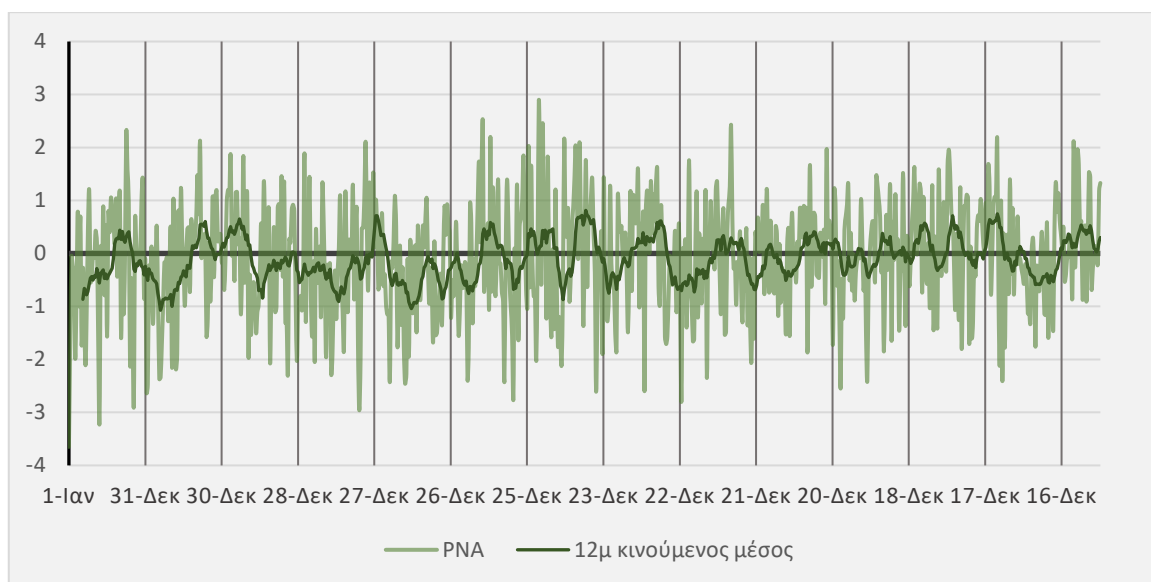
<sup>2</sup> <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/teledoc/teleindcalc.shtml>



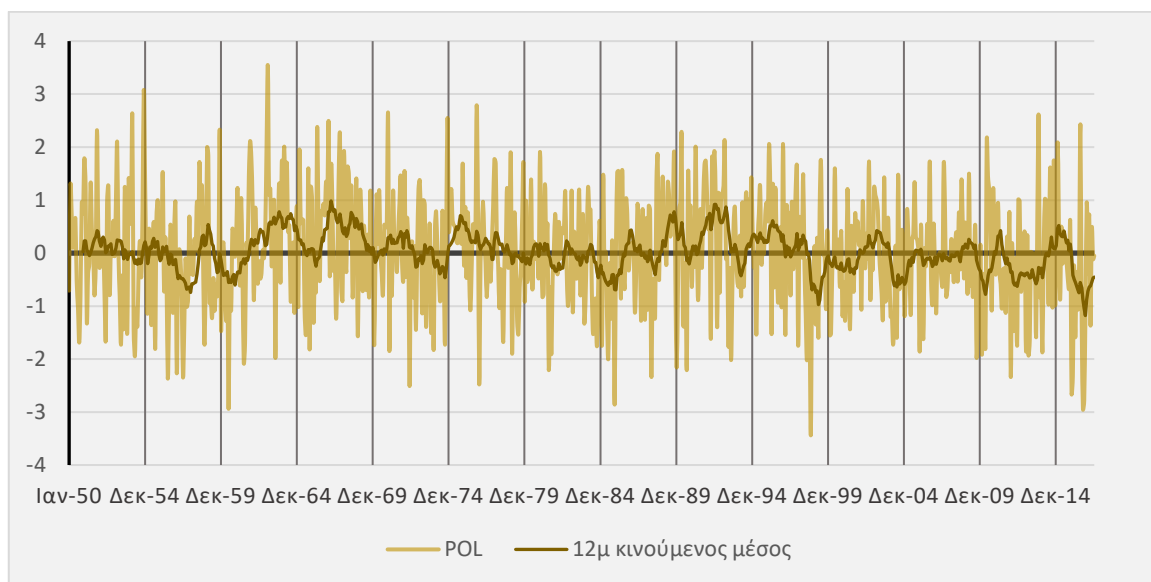
Γράφημα 1: Χρονοσειρά του δείκτη East Pacific/North Pacific και του ετήσιου κινούμενου μέσου.



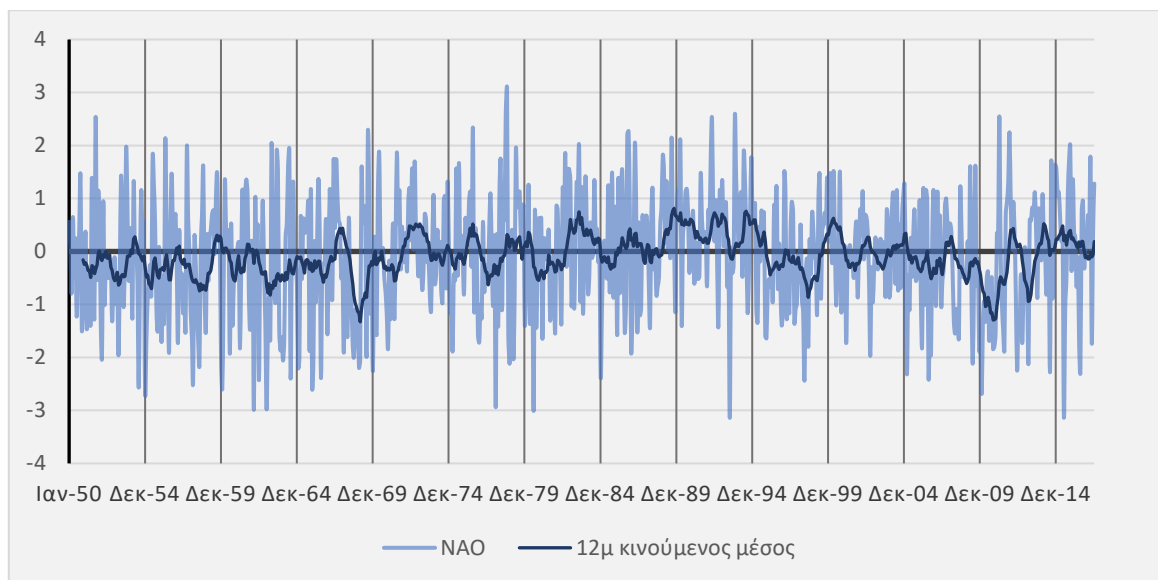
Γράφημα 2: Χρονοσειρά του δείκτη Western Pacific και του ετήσιου κινούμενου μέσου.



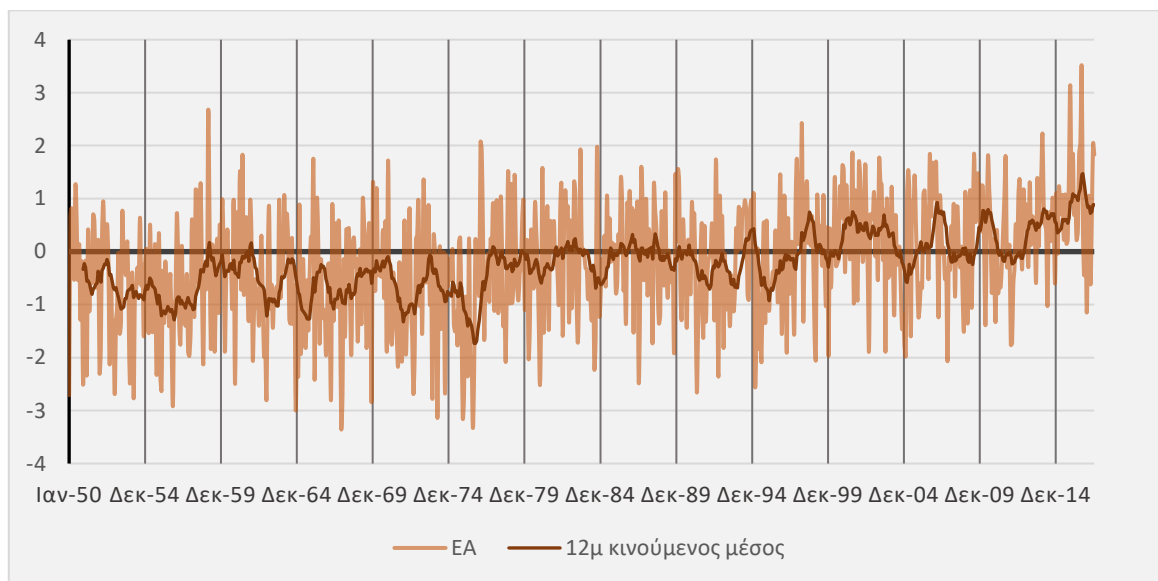
Γράφημα 3: Χρονοσειρά του δείκτη Pacific/Northern American και του ετήσιου κινούμενου μέσου.



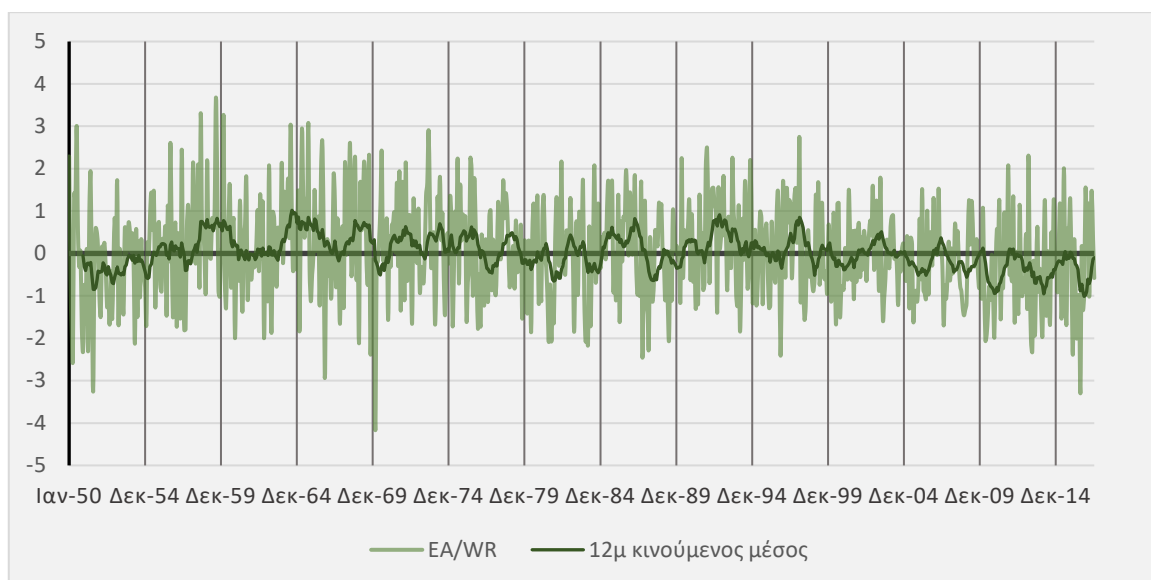
Γράφημα 4: Χρονοσειρά του δείκτη Polar/Eurasia και του ετήσιου κινούμενου μέσου.



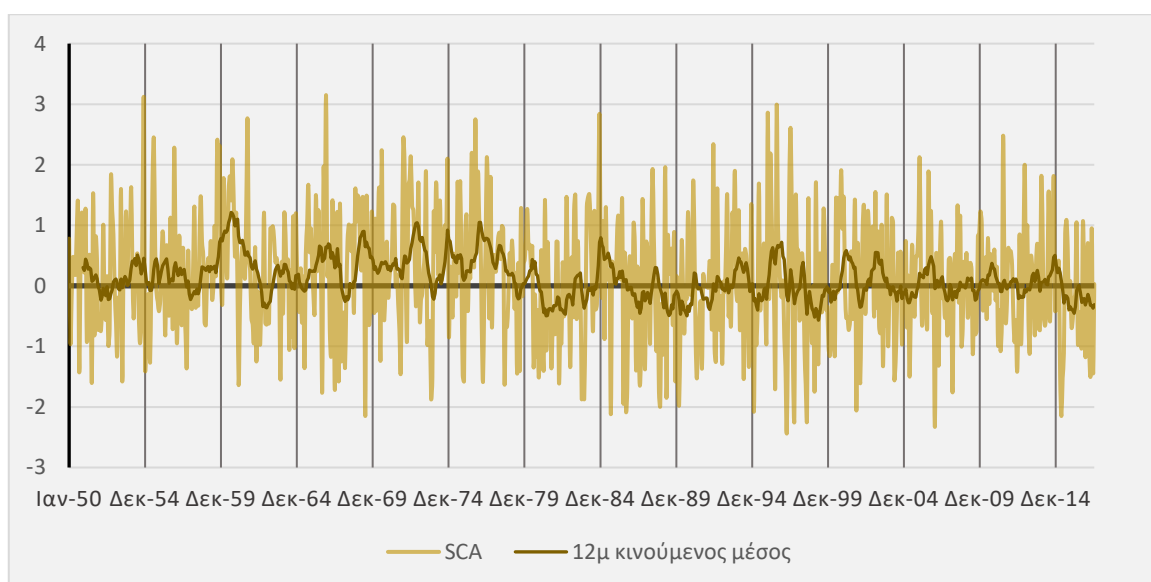
Γράφημα 5: Χρονοσειρά του δείκτη North Atlantic Oscillation και του ετήσιου κινούμενου μέσου.



Γράφημα 6: Χρονοσειρά του δείκτη East Atlantic και του ετήσιου κινούμενου μέσου.



**Γράφημα 7: Χρονοσειρά του δείκτη East Atlantic/ Western Russia και του ετήσιου κινούμενου μέσου.**



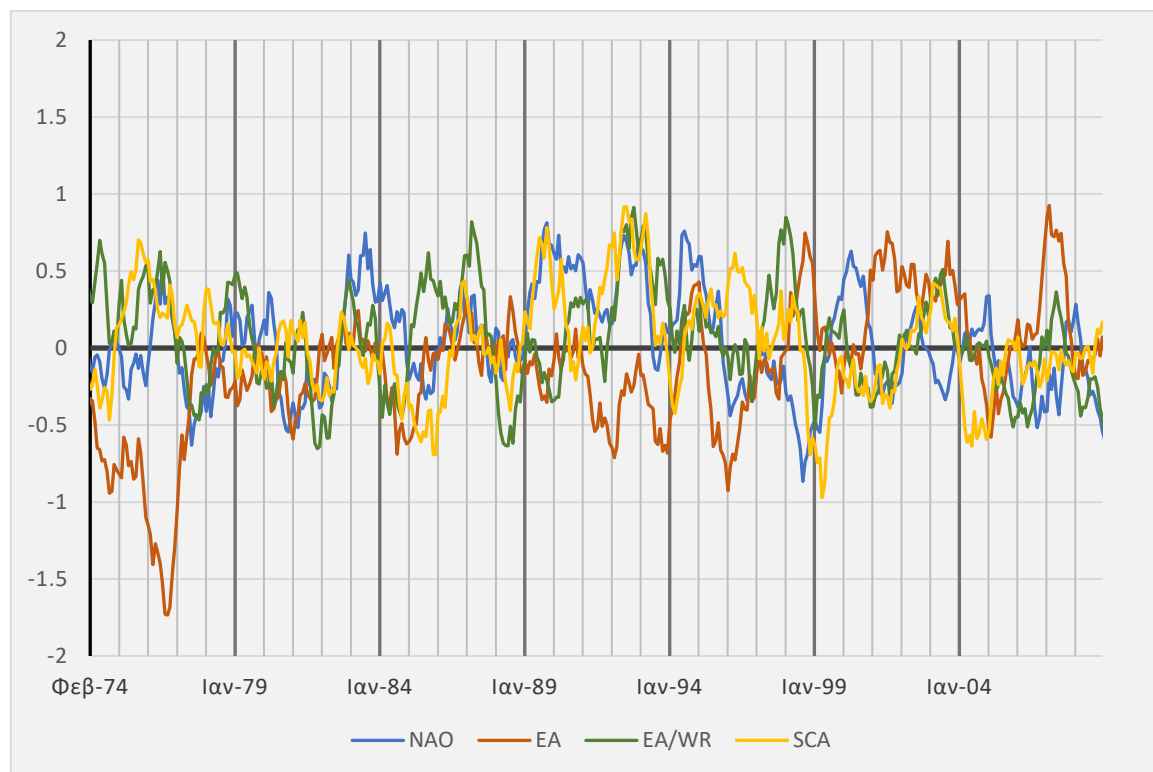
**Γράφημα 8: Χρονοσειρά του δείκτη Scandinavia και του ετήσιου κινούμενου μέσου.**

Συγκριτικά φαίνονται να υπάρχουν κάποιες όμοιες τάσεις στα σήματα των χρονοσειρών, αφού υπολογιστεί η ετήσια μέση τιμή τους (Γράφημα 9 και Γράφημα 10)

Για τα υδρολογικά δεδομένα έγινε χρήση των λεκανών απορροής των ποταμών Γεροποτάμου από τις βάσεις δεδομένων του Εργαστηρίου Διαχείρισης Υδάτινων Πόρων και Παράκτιας Μηχανικής του Πολυτεχνείου Κρήτης. Ο πρώτος βρίσκεται στον νομό Ρεθύμνου, ενώ οι τρεις υπόλοιποι βρίσκονται στον δυτικό νομό Χανίων. Συγκριτικά ως προς την έκτασή τους, η λεκάνη του Γεροποτάμου είναι περίπου τριπλάσια από αυτές

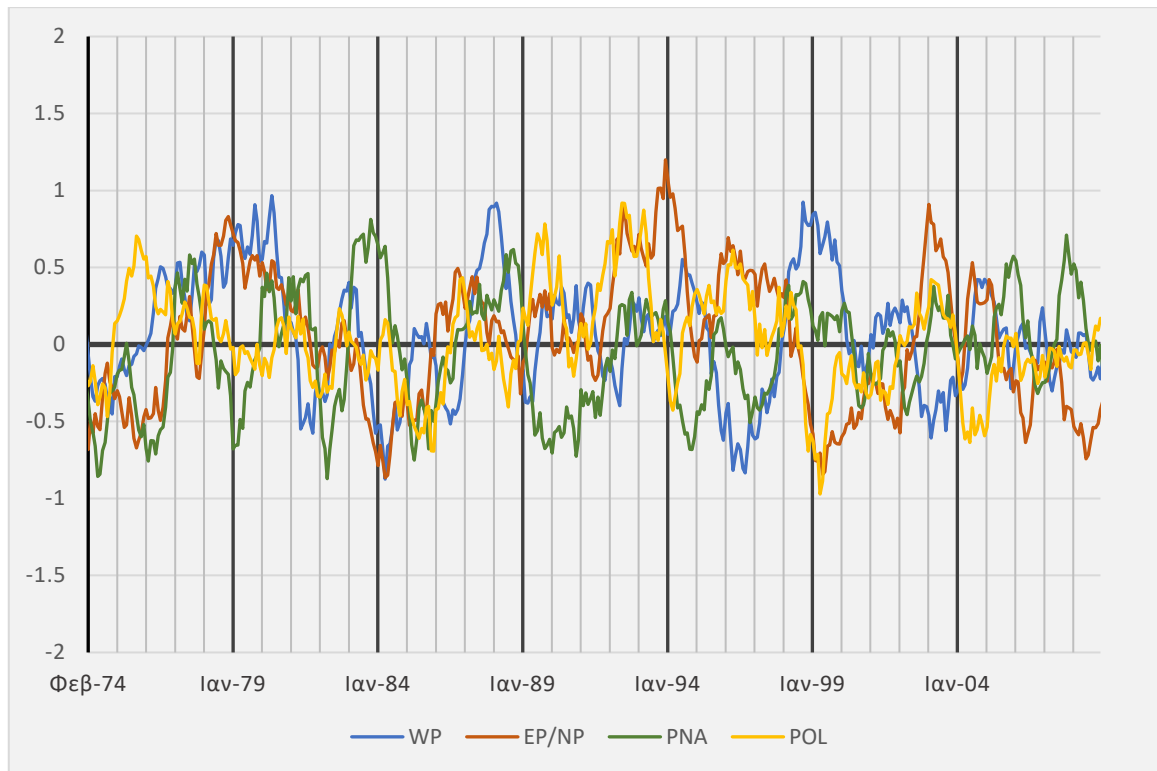
των υπολοίπων, οι οποίες έχουν παρόμοια επιφάνεια. Τα δεδομένα περιλαμβάνουν μέσα μηνιαία ύψη βροχόπτωσης, για διάστημα από Σεπτέμβριο του 1973 μέχρι τον Δεκέμβριο του 2009, που περιέχει συνολικά 436 μήνες, ή περίπου 36 χρόνια.

Υπήρχαν επιπλέον δεδομένα μέχρι τον Αύγουστο του 2015, όμως κρίθηκε ότι υπήρχε μια αβεβαιότητα προς την ακρίβειά τους, οπότε και παραλήφθηκαν. Φαίνεται ότι είναι αναγκαίος ο περιορισμός των δεδομένων για τους δείκτες στο εύρος που θα ταυτίζονται με την χρονική περίοδο που υπάρχουν υδρολογικά στοιχεία.



**Γράφημα 9: Χρονοσειρά των ετήσιων κινούμενων μέσων για τους δείκτες North Atlantic Oscillation, East Atlantic, East Atlantic Western Russia και Scandinavia.**





**Γράφημα 10: Χρονοσειρά των ετήσιων κινούμενων μέσων για τους δείκτες West Pacific, East Pacific/North Pacific, Pacific/Northern America και Polar/Eurasia .**

Θεωρήθηκε χρήσιμο για την μάθηση του νευρωνικού δικτύου τα δεδομένα να κανονικοποιηθούν στο εύρος  $[-1, 1]$ , έτσι ώστε να μπορεί να ανιχνεύσει τυχόν αντίθετες συσχετίσεις που μπορεί να υπάρχουν ανάμεσα σε έναν δείκτη και την βροχόπτωση μιας λεκάνης απορροής.

Αντίθετα η κανονικοποίηση έγινε για να υπάρχει μια επιπλέον διευκόλυνση στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, δίνοντας σημασία στην τάση της εκάστοτε χρονοσειράς, και όχι στην καθαυτή τιμή της. Καθώς τα κέντρα των υπό μελέτη φαινομένων είναι πιθανό να βρίσκονται αρκετά χιλιόμετρα μακριά, αν όχι στον αντίποδα της υψηλίου, από τις μηνιαίες τιμές των δεδομένων πάρθηκαν οι μέσοι όροι για μια εποχή, μισό χρόνο και εννιά μήνες. Αυτό έγινε ώστε να εκτιμηθεί ο χρόνος που χρειάζεται ώστε να επιδράσει μια μεταβολή σε μια από τις τηλεσυνδέσεις στην βροχόπτωση της Κρήτης. Μια επιπλέον επεξεργασία είναι η χρήση του κινούμενου μέσου όρου στην εφαρμογή του εργαλείου `fitting app` στο περιβάλλον αριθμητικής ανάλυσης της Matlab, το οποίο συσχετίζει εισόδους  $x$  με εξόδους  $y$ . Σε επόμενο κεφάλαιο θα αναπτυχθεί περισσότερο τα στοιχεία της λειτουργίας αυτής της εφαρμογής. Με τον κινούμενο μέσο, επιτυγχάνεται η εξομάλυνση της χρονοσειράς, αφαιρώντας τον εποχιακό θόρυβο.

## 2.2 Η εργαλειοθήκη νευρωνικών δικτύων της Matlab

Το περιβάλλον υπολογιστικής αριθμητικής της Matlab (εκ του Matrix Laboratory) δίνει μια ευρεία γκάμα εργαλείων για την αντιμετώπιση προβλημάτων της μηχανικής, όπως μηχανική όραση, ανάλυση δεδομένων, επεξεργασία σημάτων, συστήματα ελέγχου και βαθιά μάθηση. Ο πυρήνας της λειτουργίας της Matlab σαν γλώσσα προγραμματισμού τέταρτης γενιάς είναι η ικανότητά της να επεξεργάζεται με εντολές σε απλή σύνταξη πίνακες και διανύσματα, και επιπρόσθετα υπάρχουν αναπτυγμένες διάφορες συναρτήσεις και εργαλειοθήκες, καθώς και απεικονίσεις δεδομένων και αποτελεσμάτων. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε η εργαλειοθήκη των νευρωνικών δικτύων της Matlab (Neural Network Toolbox) . Σε αυτήν περιέχονται έτοιμοι αλγόριθμοι, ήδη εκπαιδευμένες συναρτήσεις και εφαρμογές για την δημιουργία, την εκπαίδευση και την απεικόνιση ρηχών ή βαθιών νευρωνικών δικτύων. Ακόμα περιέχεται ένα πλήθος από αλγόριθμους επιβλεπόμενης εκπαίδευσης. Στις ιδιότητες της που χρησιμοποιήθηκαν επιπλέον είναι η προεπεξεργασία (preprocessing) η μετεπεξεργασία (postprocessing), η απεικόνιση της δομής των δικτύων, καθώς και ιδιοτήτων τους.

Από την εργαλειοθήκη παρέχεται η δυνατότητα εφαρμογής της για χρήστες που ανήκουν σε όλο το γνωστικό εύρος, για παράδειγμα την πιο απλή χρήση ρηχών νευρωνικών δικτύων μέσω του γραφικού περιβάλλοντος της εντολής `nnstart`. Έπειτα ο χρήστης μπορεί να επιλέξει για προσαρμογή καμπύλης εισόδων-εξόδων το (`nftool`), για αναγνώριση μοτίβου και κατηγοριοποίηση το (`nrtool`), για συσταδοποίηση το (`nctool`) και για πρόβλεψη δυναμικών χρονοσειρών με το (`ntstool`). Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν τα εργαλεία για την προσαρμογή καμπύλης και πρόβλεψη χρονοσειρών. Επιλέγοντας το κατάλληλο εργαλείο, ο χρήστης θα χρειαστεί να επιλέξει τις εισόδους και τις εξόδους που θα χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση του δικτύου. Εξαίρεση αποτελεί η χρήση του εργαλείου για συσταδοποίηση, καθώς από την στιγμή που πρόκειται για μη επιβλεπόμενη μάθηση, δεν χρειάζονται δεδομένα ως στόχοι εκπαίδευσης.

Στο μενού των δυναμικών χρονοσειρών, ζητείται να οριστεί ποια είναι η μορφή του προβλήματος, με τις επιλογές να είναι οι μη-γραμμικές χρονοσειρές, οι αυτοπαλινδρομούμενες μη-γραμμικές (autoregressive), και οι αυτοπαλινδρομούμενες μη-γραμμικές με εξωτερική είσοδο (Non-linear autoregressive time series with external output, NARX). Αξίζει να δοθεί περιγραφή στις τελευταίες, καθώς εφαρμόστηκαν στην υπάρχουσα εργασία. Σε αυτή την δομή, υπάρχουν δυο χρονοσειρές, η προς πρόβλεψη  $y(t)$  που χρησιμοποιούνται παλαιότερες τιμές της, με την χρονική υστέρηση  $t$  να ορίζεται από τον χρήστη, σε συνδυασμό με μια άλλη χρονοσειρά. Η μαθηματική έκφραση της δυναμικής χρονοσειράς είναι:

$$y(t) = f(y(t-1) \dots, y(t-d), x(t) \dots, x(t-d))$$

Από την στιγμή που έχουν δοθεί οι απαραίτητοι πίνακες δεδομένων, η επόμενη καρτέλα αφορά την κατανομή των δεδομένων στην εκπαίδευση, στην επαλήθευση και στην

δοκιμή. Το σύνολο που αφορά την εκπαίδευση είναι αυτό που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, ώστε να ρυθμιστούν οι παράμετροί του δικτύου βάση αυτού του συνόλου. Ο ρόλος του συνόλου επαλήθευσης είναι για να σταματάει την διαδικασία εκπαίδευσης όταν η γενίκευση του δικτύου σταματάει να βελτιώνεται. Τέλος, μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης, είναι δυνατή η ύπαρξη ενός συνόλου δοκιμής που θα υποδεικνύει το πόσο επιτυχημένη είναι η εκπαίδευση σε νέα, αχρησιμοποίητα δεδομένα. Από βιβλιογραφία έχει φανεί ότι μια αναλογία 70/15/15 μεταξύ εκπαίδευσης, επαλήθευσης και δοκιμής παράγει αρκετά αξιολογικά αποτελέσματα. Η επόμενη δυνατή ρύθμιση αφορά το πλήθος των νευρώνων του νευρωνικού δικτύου του ενός κρυφού επιπέδου που θα δημιουργηθεί στο τέλος της διαδικασίας. Επίσης σε αυτή την καρτέλα απεικονίζεται η μορφή του δικτύου, με το πλήθος των νευρώνων του κρυφού επιπέδου, το πλήθος των μεταβλητών εισόδου και εξόδου και τις συναρτήσεις ενεργοποίησης, οι οποίες βέβαια δεν μπορούν να αλλάξουν μέσα από αυτό το γραφικό περιβάλλον. Έπειτα, επιλέγεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης από τους τρεις ενδεικτικούς τρόπους, τον Levenberg-Marquardt, της μπάεσιανής κανονικοποίησης και της κλίσης κλιμακωτής σύζευξης. Να σημειωθεί ότι από τις επιπλέον δυνατότητες που παρέχονται σε αυτήν την εργαλειοθήκη πέρα από αυτό το περιβάλλον χρήστη, είναι και περισσότεροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης, που θα περιγραφούνε στην επόμενη παράγραφο. Επιλέγοντας τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, ξεκινάει η διαδικασία ανοίγοντας ένα νέο παράθυρο που εμφανίζει τα μεγέθη της εξέλιξης της εκπαίδευσης, όπως και την απεικόνιση της εξέλιξης της διαδικασίας, καθώς και της απόδοσης σε συνάρτηση με τον χρόνο. Στην προηγούμενη καρτέλα, παρουσιάζονται τιμές για την συνάρτηση σφάλματος, που η προεπιλογή είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (mean squared error) και της παλινδρόμησης. Μια ακόμη δυνατότητα είναι η απεικόνιση της προσαρμογής που έχει επιτευχθεί, μαζί με το σφάλμα που έχει παρατηρηθεί. Μπορούν να απεικονιστούν και η παλινδρόμηση στα τρία σύνολα και αθροιστικά της εκπαίδευσης, όπως και το ιστόγραμμα σφάλματος. Υπάρχει πλέον ένα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο με κάποια βασικά στοιχεία της απόδοσης του. Έπειτα, είναι δυνατή η αξιολόγηση του νευρωνικού δικτύου με επανεκπαίδευση, αλλαγή του πλήθους των νευρώνων ή χρήση ενός άλλου συνόλου δεδομένων. Ύστερα από αυτό, ο χρήστης μπορεί να εξάγει το νευρωνικό δίκτυο σε μορφή συνάρτησης που περιλαμβάνει όλες τις ρυθμίσεις, τα συναπτικά βάρη και τις πολώσεις του δικτύου. Τέλος, υπάρχουν οι επιλογές της αποθήκευσης των χαρακτηριστικών του δικτύου, και η δημιουργία ενός σεναρίου με τις ρυθμίσεις του χρήστη μαζί με το σύνολο των συναρτήσεων που συντέλεσαν στον μετασχηματισμό των δεδομένων, στην εκπαίδευση και την δημιουργία του νευρωνικού δικτύου, τον υπολογισμό των κριτηρίων και την απεικόνιση των αποτελεσμάτων. Σε αυτό το σενάριο είναι δυνατή η πιο λεπτομερής ρύθμιση των ιδιοτήτων του νευρωνικού δικτύου, όπως παραδείγματος χάρι με το να μπορούν να ανακληθούν επιπλέον αλγόριθμοι εκπαίδευσης από τους προαναφερθέντες τρεις. Πάνω στην ύπαρξη αυτού το σεναρίου βασίστηκε η μεθοδολογία της παρούσας εργασίας.

Μέσω του παραπάνω σεναρίου, υπάρχει πρόσβαση σε όλο το πλήθος των αλγορίθμων εκπαίδευσης. Παρακάτω παρατίθεται μια λίστα με όλους τους πιθανούς αλγορίθμους και τις παραλλαγές που περιέχονται (

Πίνακας 1). Ο ενδειγμένος από την βιβλιογραφία είναι ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης Levenberg-Marquardt.

Πίνακας 1: Συναρτήσεις εκπαίδευσης της εργαλειοθήκης των νευρωνικών δικτύων στην Matlab.

<b>trainlm</b>	Αλγόριθμος Levenberg-Marquardt
<b>trainbr</b>	Μπαεσιανή κανονικοποίηση
<b>trainbfg</b>	BFGS quasi-Newton οπισθοδιάδοση (εκ των Broyden- Fletcher- Goldfarb- Shanno)
<b>traincgb</b>	Συζυγής κλίσης με επανεκκινήσεις Powell- Beale
<b>traincgf</b>	Συζυγής κλίσης με ενημερώσεις Fletcher- Powell
<b>traincgp</b>	Συζυγής κλίσης με ενημερώσεις Polak- Ribiere
<b>traingd</b>	Οπισθοδιάδοση καθόδου κλίσης
<b>traingda</b>	Οπισθοδιάδοση καθόδου κλίσης με προσαρμοσμένο ρυθμό μάθησης
<b>traingdm</b>	Οπισθοδιάδοση καθόδου κλίσης με ορμή
<b>traingdx</b>	Οπισθοδιάδοση καθόδου κλίσης με ορμή και προσαρμοσμένο ρυθμό μάθησης
<b>trainoss</b>	Οπισθοδιάδοση με μέθοδο τέμνουσας μοναδιαίου βήματος
<b>trainrp</b>	Ανθεκτική οπισθοδιάδοση
<b>trainscg</b>	Κλίση κλιμακωτής σύζευξης

Δημιουργώντας έναν πίνακα αντί καταχωρώντας απλά μια τιμή για τον ορισμό των κρυφών νευρώνων, είναι δυνατή η δημιουργία ενός πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου. Η μετάβαση από μια απλή δομή με λίγους κόμβους σε μια περιπλοκότερη, μπορεί να κάνει το δίκτυο ικανότερο στην αντίληψη των μη-γραμμικών ιδιοτήτων που εμπεριέχονται στο σύνολο των δεδομένων, όμως αυτό αντιπαρατίθεται στον πολλαπλάσιο χρόνο εκπαίδευσης και την υπολογιστική ισχύ που απαιτείται επιπλέον. Στον αντίποδα, και ένα μικρό σχετικά πρόσω τροφοδότησης δίκτυο μπορεί να επιλύσει με ικανοποιητική προσέγγιση. Για αυτό τον λόγο, δοκιμάστηκαν διάφορες ποσότητες νευρώνων σε μονά ή διπλά κρυφά επίπεδα.

Επόμενη ρύθμιση είναι η προεπεξεργασία των δεδομένων που μπορεί να γίνει αφορά την προεπεξεργασία του εισαγόμενου συνόλου. Με την συνάρτηση `fixuncknowns`, διορθώνονται οι είσοδοι στις οποίες δεν αντιστοιχεί αριθμητική τιμή. Στην `mapminmax`, κανονικοποιούνται τα δείγματα εισόδου στο εύρος  $[-1,1]$ , με τις ακραίες τιμές να καταλαμβάνουν αντίστοιχα το ολικό ελάχιστο και μέγιστο αντίστοιχα. Η `mapstd`, τοποθετεί τα δεδομένα έτσι ώστε να έχουν μέση τιμή και τυπική απόκλιση με δοσμένες τιμές, με τις προεπιλεγμένες να είναι το 0 για μέση τιμή και το 1 για τυπική απόκλιση. Ενδιαφέρουσα επεξεργασία αποτελεί αυτήν που εκτελεί η συνάρτηση `processpca`. Μετασχηματίζει τον πίνακα που αποτελούν τα δεδομένα εισόδου με ανάλυση κυρίων συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA), έτσι ώστε το κάθε χαρακτηριστικό να μην συσχετίζεται με τα υπόλοιπα, ταξινομώντας τα κατά φθίνουσα σειρά στην συνεισφορά τους στην συνολική απόκλιση, και αφαιρώντας όσα δείγματα δεν συνεισφέρουν περισσότερο από μια δοσμένη τιμή του κλάσματος της συνολικής απόκλισης. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται η ανεξαρτητοποίηση των χαρακτηριστικών κάθε δείγματος, η ανάδειξη των κύριων παραγόντων και ο αποκλεισμός αυτών που έχουν ασήμαντη επίδραση. Η επόμενη συνάρτηση που είναι ικανή να κληθεί είναι η `removeconstantrows`, που αφαιρεί

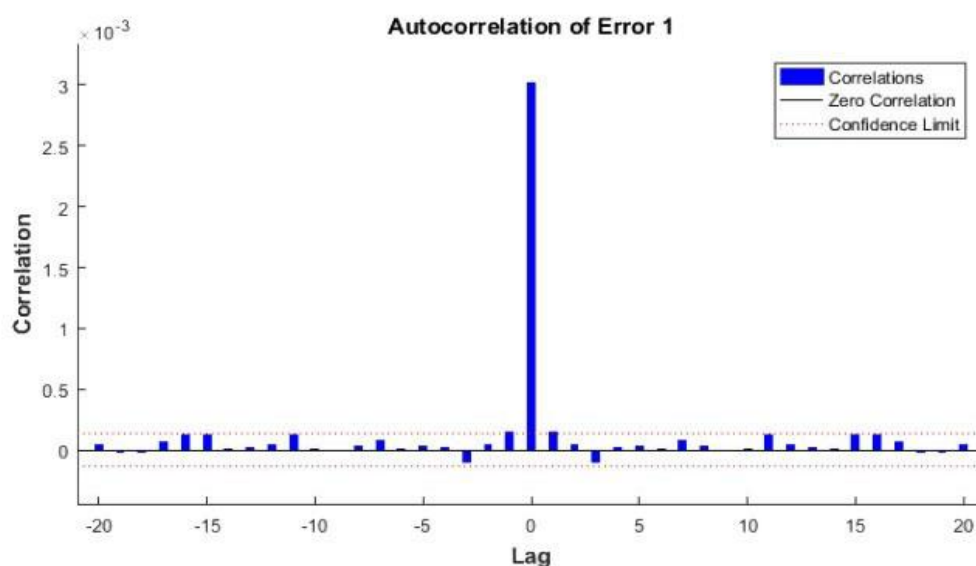
τις ίδιες συνεχόμενες τιμές από το σύνολο δειγμάτων. Τέλος, για την αφαίρεση συγκεκριμένων χαρακτηριστικών, χρησιμοποιείται η συνάρτηση `remove_rows`.

Μεγάλη σημασία στην εκπαίδευση παίζει ο κατακερματισμός και η επιλογή δειγμάτων από το σύνολο των εισόδων για την εκπαιδευτική διαδικασία. Η προεπιλεγμένη συνάρτηση είναι η `dividedata`, που με δοσμένες τιμές από τον χρήστη, χωρίζει το σύνολο εισόδων σε τρία υποσύνολα για εκπαίδευση, επαλήθευση και δοκιμή. Ένας άλλος τρόπος που μπορεί να γίνει ο διαχωρισμός αυτός είναι κατά συνεχόμενα τμήματα, όπου το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σειριακά στα τρία προαναφερθέντα υποσύνολα, στην `divideblock`. Περισσότερο τυχαίος είναι ο τρόπος της συνάρτησης `divideint` η οποία παρομοιάζει με τον τρόπο μοιράσματος σε παιχνίδια καρτών ανάμεσα στα τρία σύνολα. Τέλος, υπάρχει και η συνάρτηση που δίνει στον χρήστη να καθορίζει τα υποσύνολα με χρήση δεικτών και είναι η `divideind`.

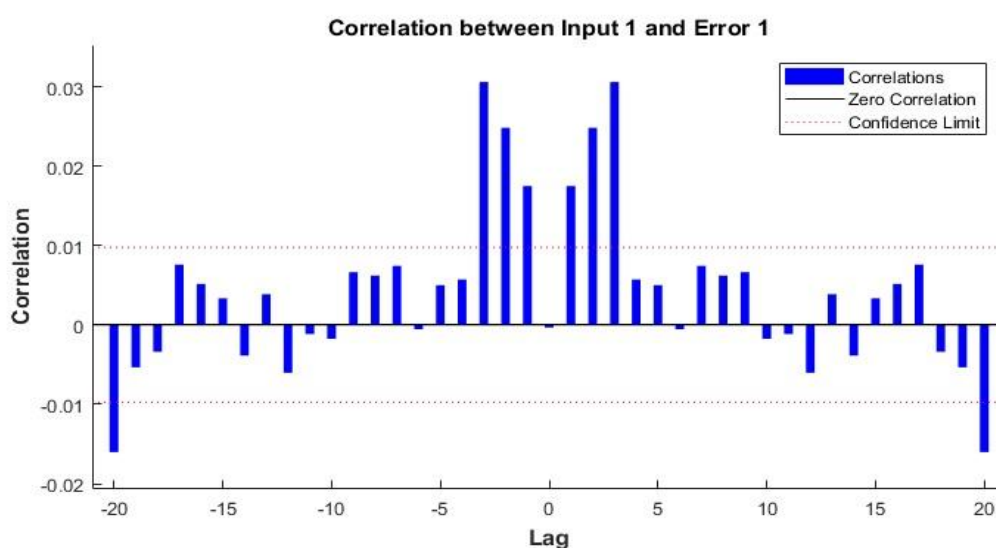
Ο τρόπος για να σταματήσει η εκπαίδευση είναι μέσω μιας συνάρτησης απωλειών, που δείχνει πόσο καλά έχουν προσαρμοστεί τα βάρη και οι πολώσεις του νευρωνικού δικτύου σε σχέση με τους αναμενόμενους στόχους, μιλώντας ουσιαστικά για ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Όχι όμως με τέτοιο τρόπο, ώστε το δίκτυο που παράχθηκε να μπορεί να παράγει πιστά μόνο το σύνολο της εκπαίδευσης, και να ανταποκρίνεται φτωχά σε ένα γενικευμένο πλαίσιο εφαρμογής. Με άλλα λόγια να χάσει σαν ιδιότητά του την γενίκευση. Η προεπιλεγμένη μέθοδος για την εκτίμηση της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (`mean squared error, mse`). Υπάρχει και το μέσο απόλυτο σφάλμα, (`mean absolute error, mae`), όπως και σε αντιστοιχία τα αθροίσματα του τετραγωνικού σφάλματος (`sum squared error, sse`) και του απόλυτου (`sum absolute error, sae`). Επίσης υπάρχει και διασταυρωμένη εντροπία (`cross entropy`). Η συνάρτηση απώλειας της διασταυρωμένης εντροπίας χρησιμοποιείται στα προβλήματα κατηγοριοποίησης, καθώς μειώνοντας την τιμή της διασταυρωμένης εντροπίας, αυξάνεται η βεβαιότητα της ορθής καταχώρησης των δειγμάτων στις αντίστοιχες κατηγορίες.

Μια άλλη διάσταση της εκτίμησης για την λειτουργία του δικτύου είναι η απεικόνιση των σημαντικών ιδιοτήτων των ΤΝΔ. Με την `plotconfusion`, εμφανίζεται ο πίνακας σύγχυσης (`confusion matrix`). Αυτή η απεικόνιση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη στα προβλήματα κατηγοριοποίησης, καθώς υπολογίζει την ευστοχία των κατηγοριοποιημένων εισόδων της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Οι συνδυασμοί που μπορούν να υπάρξουν είναι να επιλεγθεί η σωστή κατηγορία ( `true positive` ή `true negative`), αλλιώς μπορεί είτε να μην περιληφθεί στην σωστή κατηγορία ένα δείγμα που ανήκει σε αυτήν (`false negative`), είτε να περιληφθεί λανθασμένα στην κατηγορία (`false positive`). Το ποιο από τα δυο σφάλματα έχει μεγαλύτερη σημασία, εξαρτάται από την φύση του προβλήματος και τον ορισμό των στοιχείων του. Στην `ploterrcorr` απεικονίζει την αυτοσυσχέτιση των σφαλμάτων του συνόλου της εισόδου. Με την αυτοσυσχέτιση περιγράφεται η σχέση των σφαλμάτων πρόβλεψης με τον χρόνο. Η επιθυμητή μορφή του γραφήματος της αυτοσυσχέτισης είναι όταν υπάρχει μια μοναδική κορυφή με μη μηδενική τιμή για μηδενική χρονική υστέρηση, που αντιστοιχεί στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Γράφημα 11: Απεικόνιση της ιδανικής μορφής της αυτοσυσχέτισης.. Σε προηγούμενα ή επόμενα χρονικά βήματα, οι τιμές της αυτοσυσχέτισης θα πρέπει ιδανικά να περιορίζονται μέσα σε ένα διάστημα εμπιστοσύνης γύρω από το μηδέν. Αυτό υποδεικνύει ότι τα σφάλματα πρόβλεψης δεν συσχετίζονται μεταξύ τους. Σε διαφορετική περίπτωση, τέτοια ώστε να

υπάρχουν σχετικά μεγάλες τιμές σε υστερήσεις διάφορες του μηδενός, θα χρειαστεί να αυξηθεί η χρονική υστέρηση του δικτύου που επεξεργάζεται τις δυναμικές χρονοσειρές, σε αυτή την περίπτωση του NARX.



Γράφημα 11: Απεικόνιση της ιδανικής μορφής της αυτοσυσχέτισης.



Γράφημα 12: Απεικόνιση της ιδανικής μορφής του γραφήματος της διασυσχέτισης εισόδων-σφάλματος.

Μέσω της ploterrhist παρουσιάζεται το ιστόγραμμα των σφαλμάτων, που δείχνει κατανομή των σφαλμάτων στα τρία στάδια της εκπαίδευσης. Μέσω αυτού του γραφήματος, μπορεί να επισημανθούν οι έκτοπες τιμές (outliers), δηλαδή δεδομένα όπου η απόκλιση είναι αρκετά διάφορη του μηδενός. Όπως είναι λογικό, το ιδανικό θα είναι η πλειοψηφία των σφαλμάτων να είναι κοντά στο μηδενικό σφάλμα για όλα τα στάδια της

εκπαίδευσης, με το γράφημα να σχηματίζει κανονική κατανομή γύρω από αυτήν την μέση τιμή. Οι τιμές για το σύνολο δοκιμής είναι αναμενόμενο να είναι κατανομημένες με ελαφρώς μεγαλύτερη διασπορά γύρω από την μηδενική, υπερβολικά πολύ όμως σημαίνει ότι η εκπαίδευση έχει υπερπροσαρμοστεί στα δεδομένα εκπαίδευσης. Η `plotfit` μπορεί να ανακληθεί μόνο για προβλήματα προσαρμογής συνάρτησης με μια μεταβλητή εισόδου, όμως παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον, καθώς δείχνει την συνάρτηση προσαρμογής εισόδων-εξόδων, τους επιθυμητούς στόχους, τις εξόδους του νευρωνικού δικτύου και το αντίστοιχο σφάλμα κάθε στοιχείου. Στην `plotinerrcorr` φαίνεται η διασυσχέτιση μεταξύ των εισόδων και του σφάλματος, δηλαδή το πόσο ανεξάρτητα είναι τα σφάλματα από τα δείγματα εισόδων σε επερχόμενες ή προηγούμενες χρονικές υστερήσεις. Σε ένα τέλει σχηματισμένο μοντέλο, όλες οι συσχετίσεις θα ήταν μηδέν, δείχνοντας ότι η διασυσχέτιση θα είναι ανεξάρτητη από τον τυχαίο θόρυβο που εμπεριέχεται στο σύνολο δεδομένων (Γράφημα 12: Απεικόνιση της ιδανικής μορφής του γραφήματος της διασυσχέτισης εισόδων-σφάλματος.. Παρόλα αυτά, στα φυσικά προβλήματα χρησιμοποιείται ένα διάστημα εμπιστοσύνης. Τυχόν ύπαρξη τιμών πέρα του διαστήματος εμπιστοσύνης, προτείνεται μια τροποποίηση της χρονικής υστέρησης. Χρήσιμη είναι επίσης και η απεικόνιση της χρονικής εξέλιξης της απόδοσης του δικτύου, μέσου του `plotperform`. Στον κάθετο άξονα αποτυπώνεται η τιμή της συνάρτησης απωλειών, από τις επιλογές που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο, και στον οριζόντιο οι εποχές (`epochs`) που έτρεχε ο αλγόριθμος εκπαίδευσης. Ο αριθμός των εποχών δείχνει το πλήθος των φορών που ο αλγόριθμος εκπαίδευσης έχει χρησιμοποιήσει ολόκληρο το σύνολο εκπαίδευσης. Αναμένεται η επίδοση της εκπαιδευτικής διαδικασίας εκφρασμένη μέσω της συνάρτησης απωλειών να μειώνεται με την πάροδο των εποχών και στα τρία σύνολα (εκπαίδευσης, επαλήθευσης και δοκιμής). όμως χρειάζεται μια εντολή παύσης της εκπαίδευσης, γεγονός που υποδηλώνει υπερπροσαρμογή στο σύνολο εκπαίδευσης. Η εντολή αυτή δίνεται όταν αρχίζει να αυξάνεται το σφάλμα του συνόλου της επαλήθευσης για έξι συνεχόμενες φορές, με την καλύτερη επίδοση να είναι αυτή με το μικρότερο σφάλμα επαλήθευσης.

Η `plotregression` παρέχει στον χρήστη την δυνατότητα να αναγνωρίσει την ύπαρξη γραμμικής σχέσης μεταξύ των εξόδων του μοντέλου και των στόχων της εκπαίδευσης. Χρησιμοποιούνται για το σύνολο της εκπαίδευσης, της επαλήθευσης, της δοκιμής και για όλα τα δεδομένα συνολικά. Εμφανίζονται τα σημεία δεδομένων, η γραμμική προσαρμογή που έχει επιτευχθεί, και η συνάρτηση  $y=x$  για την οπτική σύγκριση της επίδοσης της εκπαιδευτικής διαδικασίας. Αν οι τιμές κυμαίνονται επαρκώς κοντά στο να ταυτίζονται (δηλαδή  $y=x$ ), σημαίνει ότι υπάρχει εξαιρετική αντιστοιχία, δείχνοντας ότι η διακύμανση των εξόδων αντιστοιχεί σε μεγάλο βαθμό με αυτήν των στόχων της εκπαίδευσης. Παρόμοια με την απεικόνιση της προσαρμογής της συνάρτησης, είναι η εντολή `plotresponse`, με την διαφορά όμως να βρίσκεται ότι παραθέτει τις χρονοσειρές των στόχων εκπαίδευσης και την έξοδο του νευρωνικού δικτύου, προβάλλοντας και τις κατά σημείο δεδομένων αποκλίσεις που έχουν οι δυο χρονοσειρές, καθώς και σε ένα δεύτερο γράφημα τις τιμές των σφαλμάτων ξεχωριστά. Στα προβλήματα κατηγοριοποίησης χρησιμοποιείται η συνάρτηση `plotroc`, εκ του Receiver Operating Characteristic (λειτουργικό χαρακτηριστικό χρήστη). Με βάση το σύνολο των εκτιμήσεων, εμφανίζεται ένα γράφημα που αποτυπώνει την κατανομή των σωστών εκτιμήσεων, που βρίσκονται στον κάθετο άξονα, κατά των ψευδών, που βρίσκονται στον οριζόντιο, για κάθε ορισμένη κατηγορία. Κατά την διάρκεια αλλά και μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης, είναι

δυνατή η εμφάνιση των τροποποιήσιμων μεταβλητών της μέσω της `plottrainstate`. Έτσι εμφανίζεται η πορεία της κλίσης της συνάρτησης απωλειών, η μεταβλητή  $\mu$  ( $\mu$  στην αγγλική μετάφραση), και οι έλεγχοι επαλήθευσης που πραγματοποιούνται. Η κλίση όπως έχει προαναφερθεί αφορά την παράγωγο της συνάρτησης απωλειών, και η προσέγγιση της τιμής της στο μηδέν υποδεικνύει τοπικό ή ολικό ακρότατο. Η μεταβλητή  $\mu$  δείχνει τον μετασχηματισμό του αλγόριθμου Levenberg-Marquardt από μέθοδο Newton σε μηδενικές τιμές του  $\mu$ , σε κάποιο κλίση όταν αντίθετα γίνει η τιμή του μεγάλη. Οι έλεγχοι επαλήθευσης αφορούν της φορές που το σύνολο επαλήθευσης αποτυγχάνει να υποστεί μείωση του κριτηρίου απόδοσης κατά την επανάληψη. Στις έξι συνεχόμενες φορές που συμβαίνει αυτό, παύει η εκπαίδευση του δικτύου, καθώς αποτελεί σημάδι ότι μειώνεται η ικανότητα του για γενίκευση πέρα από το σύνολο εκπαίδευσης.

Ένα άλλο κριτήριο διακοπής της εκπαίδευσης είναι όταν η τιμή της παραγώγου της συνάρτησης να είναι πολύ μικρή. Σε αυτό το σημείο να αναφερθεί ότι κατά την διάρκεια της πορείας της εκπαίδευσης, ο χρήστης είναι δυνατόν να τερματίσει εκούσια την εκπαίδευση. Στην εντολή `plotwb` εμφανίζονται σε ένα διάγραμμα Hinton όλα τα βάρη των αναμεταξύ συνδέσεων των νευρώνων όπως επίσης και οι πολώσεις τους, τα οποία συμβολίζονται με πράσινο χρώμα εάν είναι θετικά, ενώ αντίθετα σε αρνητικές τιμές το χρώμα είναι κόκκινο. Επίσης το μέγεθος του τετραγώνου της κάθε σύνδεσης υποδεικνύει το μέγεθος της απόλυτης τιμής του εκάστοτε βάρους ή πόλωσης. Τέλος, υπάρχει μια κατηγορία απεικονίσεων που αφορά τους αυτό-οργανούμενους χάρτες (Self-Organized Maps, SOM), ένα είδος νευρωνικών δικτύων ανταγωνιστικής μάθησης που αφορούν προβλήματα κατηγοριοποίησης. Επιγραμματικά να αναφερθεί η δομή τους στην οποία κατανέμονται οι νευρώνες σε ένα μονοδιάστατο ή δισδιάστατο επίπεδο το οποίο μέσω της εκπαίδευσης του, διαμορφώνεται σε μια τοπογραφική απεικόνιση ενδεικτική των εγγενών στατιστικών χαρακτηριστικών που εμπεριέχονται στα μοτίβα εισόδου, μειώνοντας τις διαστάσεις του προβλήματος. Οι συναρτήσεις που αφορούν την απεικόνιση της λειτουργίας των SOM και εμφανίζουν την τοπολογία, τις θέσεις και τα επίπεδα των βαρών, τις συνδέσεις και τις αποστάσεις των γειτονικών νευρώνων, καθώς και το πλήθος εισόδων που κατηγοριοποιούνται ανά νευρώνα.

Σημαντικό χαρακτηριστικό για την χρήση των δυναμικών χρονοσειρών είναι το μέγεθος της χρονικής υστέρησης. Δημιουργείται ένα διάνυσμα που αποθηκεύει τις προηγούμενες τιμές των εξόδων  $y(t)$  για την επαναχρησιμοποίηση τους σαν είσοδο στο επόμενο χρονικό βήμα. Στην τρέχουσα εφαρμογή, έγινε προσπάθεια για τον εντοπισμό της πιθανής συσχέτισης των τηλεσυνδέσεων με τις καιρικές συνθήκες στην υπό μελέτη περιοχή. Η συσχέτιση αυτή διερευνήθηκε με την δοκιμή της χρονικής υστέρησης για διάστημα ενός, τριών, έξι, εννιά και δώδεκα μηνών. Με αυτό τον τρόπο, προσδιορίζεται το παράθυρο ικανότητας πρόβλεψης.



## 2.3 Μεθοδολογία που ακολουθήθηκε

Έχοντας μια επίγνωση των παραπάνω στοιχείων της εργαλειοθήκης των νευρωνικών δικτύων, το επόμενο βήμα είναι η μεθοδολογία που χρειάζεται στην σωστή και αποτελεσματική χρήση του προγραμματιστικού περιβάλλοντος της Matlab για την υλοποίηση του προβλήματος με το οποίο ασχολείται η εργασία. Χρησιμοποιήθηκαν συνδυασμοί μέχρι και τριών δεικτών, καθώς κρίθηκε ότι περισσότεροι συνδυασμοί θα έφερναν ένα αποτέλεσμα με περισσότερο θόρυβο, το οποίο θα είναι επίσης και αρκετά απαιτητικό σε χρόνο και επεξεργαστική ισχύ κατά την εκπαίδευσή των νευρωνικών δικτύων που θα αποτελούν τις εισόδους τους. Στον αντίποδα, ακόμη και σε ένα συνδυασμό των τριών δεικτών μπορεί να υπάρχει ανταγωνιστική σχέση ως προς την απόδοση του ΤΝΔ, οπότε περιλήφθηκαν ξεχωριστά οι δείκτες που μελετήθηκαν, καθώς και σε ζεύγη. Η ιδέα για αυτή την μεθοδολογία βασίστηκε στο ότι δεν υπάρχουν σαφείς φυσικοί νόμοι που περιγράφουν τα μοτίβα των τηλεσυνδέσεων που βασίζονται οι δείκτες, όπως επίσης ότι ενώ από την μεθοδολογία υπολογισμού τους (μέσω περιστρεφόμενης ανάλυσης κυρίων συνιστωσών, RPCA) τα μοτίβα είναι στατιστικά μη συσχετιζόμενα μεταξύ τους, η πιθανότητα της ύπαρξης μιας επιρροής μεταξύ τους είναι ένα απροσδιόριστο ακόμα πεδίο, καθώς θεωρείται ότι διέπονται από μη γραμμικές σχέσεις με χαοτική συμπεριφορά, ως μετεωρολογικά φαινόμενα. Υπήρχε η δυνατότητα εφαρμογής ανάλυσης πρωτευόντων συνιστωσών στα δεδομένα εισόδων στους δείκτες, όμως κρίθηκε καλύτερη η εφαρμογή μιας πιο απλής και διεξοδικής μεθόδου κατά την εκπόνηση της εργασίας, στην ιδέα της ανακάλυψης ισχυρών συνδυασμών που θα πιθανώς να παραλειπόταν με μια επιπλέον επεξεργασία των εισόδων.

Έχοντας αυτά κατά νου, χρησιμοποιήθηκαν όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί δεικτών, ανεξάρτητα της αναμεταξύ τους απόστασής και των φάσεων τους, καθώς είναι δυνατή η μεταφορά και η μεγέθυνση της επίδρασης τους μέσω των κυμάτων Ρόσμπι. Επειδή η εκπαίδευση ενός δικτύου περιέχει τυχαιότητα ως προς την απόδοση της, είναι απαραίτητη η επανεκπαίδευση για αρκετές φορές ώστε να σχηματιστεί μια εικόνα για το πόσο μπορεί να ανταποκριθεί στο ζητούμενο πρόβλημα ο εκάστοτε συνδυασμός εισόδων και αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται. Στην παρούσα εργασία, κρίθηκε μια επανάληψη των δέκα εκπαιδεύσεων για κάθε έναν συνδυασμό δεικτών ότι μπορεί να δώσει μια καλή εκτίμηση. Για τον κάθε συνδυασμό αποθηκεύεται η τιμή και το αντίστοιχο δίκτυο που έχει την καλύτερη επίδοση αναφορικά του μέσου ελαχίστου σφάλματος (MSE) όπως επίσης και του R (γραμμικής παλινδρόμησης). Αυτό έγινε καθώς από την μια το MSE είναι η συνάρτηση απωλειών στην οποία βασίζεται η εκπαιδευτική διαδικασία, όμως εξίσου σημαντικό είναι η ικανότητα του μοντέλου να παράγει αποτελέσματα που συσχετίζονται όσο το δυνατόν γραμμικά προς τις τιμές των φυσικών δειγμάτων, ώστε να είναι δυνατή η ικανοποιητική πρόβλεψη. Μετά την εύρεση των καλύτερων ΤΝΔ για όλους τους συνδυασμούς, συγκρίνονται αυτά ώστε να βρεθεί ποιο από αυτά, και με ποιους δείκτες, έχει την καλύτερη απόδοση και γραμμική παλινδρόμηση.

Με βάση την παραπάνω μεθοδολογία, χρησιμοποιήθηκαν οι εφαρμογές για προσαρμογή συνάρτησης `nftool` και δυναμικών χρονοσειρών `ntstool`. Να επισημανθεί ότι η ειδοποιός διαφορά μεταξύ των δυο αυτών εφαρμογών είναι η προσθήκη ενός επιπέδου χρονικής υστέρησης στα μη γραμμικά αυτοπαλινδρομούμενα με εξωγενή είσοδο μοντέλα (NARX),

η οποία επιστρέφει τις προηγούμενες τιμές των εξόδων του μοντέλου. Πέρα από αυτή την διαφορά, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης τόσο για το κρυφό επίπεδο όσο και για αυτό των εξόδων είναι ίδιες, με την πρώτη να είναι η σιγμοειδής και την δεύτερη να είναι η γραμμική συνάρτηση ταυτότητας, καθώς και τα υπόλοιπα στοιχεία της διάταξης τους. Η προσαρμογή συνάρτησης επιλέχθηκε καθώς το ζητούμενο ήταν η βέλτιστη προσαρμογή των τιμών των δεικτών των τηλεσυνδέσεων στις υδρολογικές τιμές των πεδίων μελέτης. Καθώς δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη τεχνική γύρω από την εύρεση του ιδανικού αριθμού νευρώνων και αρχιτεκτονικής ενός νευρωνικού δικτύου, αλλά είναι άμεσα εξαρτώμενο από το πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπίσει, έγιναν δοκιμές σε ένα πλήθος συνδυασμών, ξεκινώντας από τις απλούστερες και μεταβαίνοντας σε πιο σύνθετες, χωρίς να σημαίνει ότι οι πρώτες δεν είναι δυνατόν να δώσουν μια επαρκή προσεγγιστική λύση, ενώ οι δεύτερες να μεταφράσουν τον περιεχόμενο θόρυβο σαν μια ιδιότητα του συνόλου εισόδων. Αρχικά μελετήθηκαν αρχιτεκτονικές μονού κρυφού επιπέδου, των πέντε, δέκα και δεκαπέντε νευρώνων. Δίκτυα μεγαλύτερου μεγέθους θεωρήθηκε ότι δεν προσφέρουν μια κάποια βελτίωση. Η άλλη αρχιτεκτονική που μελετήθηκε είναι αυτή των δυο κρυφών επιπέδων, σε συνδυασμούς των 10 και 5, των 20 και 10, 30 και 15 νευρώνων. Αξίζει να παρατηρηθεί ότι το πρώτο κρυφό επίπεδο έχει πάντοτε μεγαλύτερο αριθμό νευρώνων από το δεύτερο, καθώς έρχεται συνδέεται με το επίπεδο εισόδου, μετασχηματίζει κάποιες πληροφορίες τις οποίες συλλέγονται και συνδυάζονται στο δεύτερο επίπεδο, με την προσδοκία της ανακάλυψης βασικών ιδιοτήτων που περιέχονται στα δεδομένα. Οπότε η αντίθετη διάταξη, με λιγότερους νευρώνες στο πρώτο επίπεδο, δεν θα ήταν αποτελεσματική στο επιθυμητό φιλτράρισμα που καλείται να συμβεί. Για πιο εξομαλυσμένα δεδομένα, που θα παραλείπεται ένα σημαντικό κομμάτι του θορύβου και δίνεται έμφαση στην πορεία του σήματος σε σχέση με τον χρόνο, έγιναν δοκιμές με κινούμενους μέσους τριών, έξι και δώδεκα μηνών. Ο διαχωρισμός αυτός έγινε με γνώμονα τον καταμερισμό της βροχής μέσα σε ένα υδρολογικό έτος. Στην υπό μελέτη περιοχή, παρατηρούνται έντονα χρονικά κέντρα βροχόπτωσης (λειψυδρίας) τους χειμερινούς (θερινούς) μήνες αντίστοιχα, οπότε αυτή η κατά κάποιο τρόπο συμπύκνωση της πληροφορίας μπορεί να βοηθήσει την εκπαιδευτική διαδικασία του νευρωνικού δικτύου. Το αντάλλαγμα αυτής της προεπεξεργασίας, είναι ότι μειώνεται ο αριθμός των δειγμάτων, καθώς μειώνεται το μέγεθος του δείγματος.

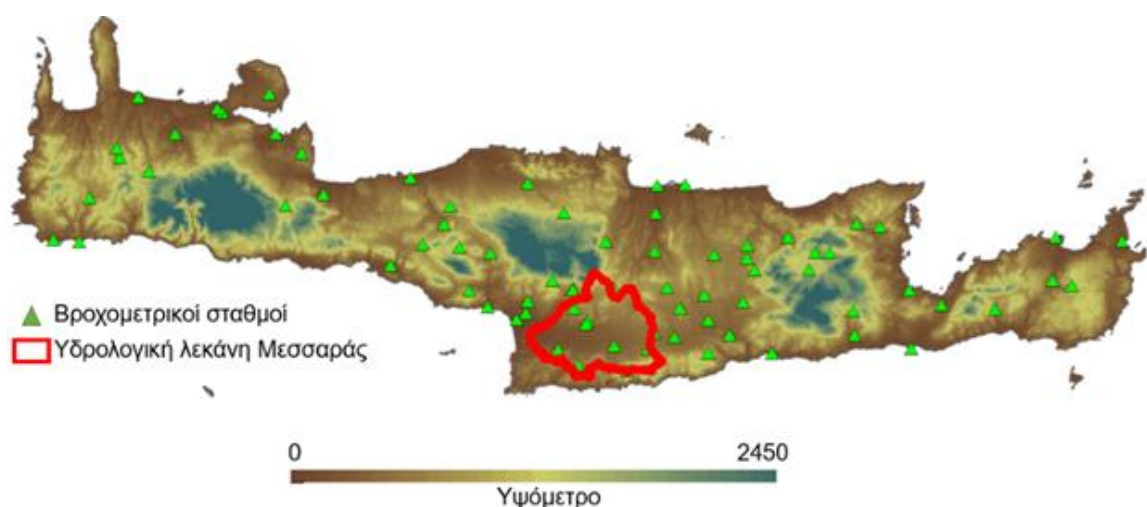
Καθώς τα δεδομένα αποτελούνται από χρονοσειρές, θεωρήθηκε ωφέλιμη η χρήση της εφαρμογής των δυναμικών χρονοσειρών, και πιο συγκεκριμένα αυτών των NARX, ώστε να χρησιμοποιηθούν τόσο η χρονοσειρές των δεικτών όσο και αυτή των υδρολογικών μεγεθών. Χρησιμοποιήθηκαν και σε αυτή την περίπτωση αρχιτεκτονικές παρόμοιες με αυτές των νευρωνικών δικτύων που δημιουργήθηκαν για προσαρμογή συνάρτησης. Οπότε δημιουργήθηκαν NARX με πέντε, δέκα και δεκαπέντε νευρώνες για δίκτυα ενός κρυφού επιπέδου, και NARX με 10 και 5, των 20 και 10, 30 και 15 νευρώνες σε δυο κρυφά επίπεδα. Ένα σημαντικό στοιχείο σε αυτή την εφαρμογή ήταν οι χρονικές υστερήσεις. Έγινε χρήση συνδυασμών της χρονοσειράς των δεικτών και αυτής των υδρολογικών δεδομένων, ώστε να γίνει αντιληπτή η ταχύτητα της μετάδοσης ενός φαινομένου από μια μεγάλη προς την περιοχή της Κρήτης. Κρίνοντας ότι χρονική υστέρηση μεγαλύτερη του ενός έτους δεν θα έχει νόημα στην παρούσα έρευνα, χρησιμοποιήθηκαν συνδυασμοί των τριών, έξι, εννιά και δώδεκα μηνών. Ακόμη, καθώς στον πυρήνα της τρέχουσας μελέτης είναι η εκτίμηση της συμπεριφοράς των τηλεδεικτών, κρίθηκε σκόπιμο τα βήματα που χρησιμοποιούνται από αυτήν την

χρονοσειρά να είναι μεγαλύτερα ή ίσα από τα αντίστοιχα της χρονοσειράς της βροχόπτωσης. Ένα ακόμη αποτέλεσμα που προκύπτει από αυτό είναι η μετρίαση της επίδρασης των παλαιότερων τιμών βροχόπτωσης, καθώς επιθυμητή είναι η συνεργατική επίδραση που θα έχουν μαζί με τα δεδομένα τηλεσυνδέσεων και όχι η προσαρμογή του δικτύου πάνω στις προηγούμενες τιμές βροχόπτωσης. Πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με χρονική υστέρηση σε σύνολο 5 (14) συνδυασμών.

### 3 ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ

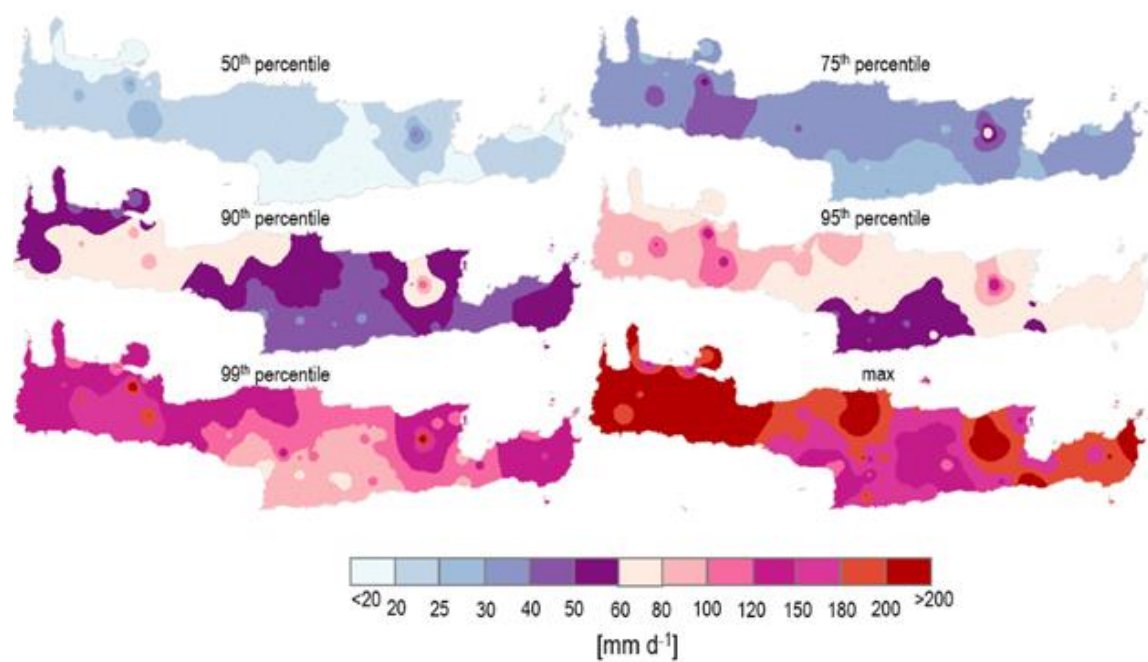
#### 3.1 Κρήτη και οι υπό μελέτη λεκάνη απορροής

Στο νησί της Κρήτης ανήκει παραπάνω από το 6% της έκτασης της Ελλάδας, και είναι το πέμπτο μεγαλύτερο νησί της Μεσογείου. Το κλίμα του είναι ξηρό Μεσογειακό, με ζεστά καλοκαίρια και κρύους υγρούς χειμώνες. Περισσότερη από το 40% της βροχόπτωσης πραγματοποιείται στην χειμερινή περίοδο. Η μέση βροχόπτωση κυμαίνεται μεταξύ των 440 mm/έτος στην ανατολική πλευρά, και πάνω από 2000 mm/έτος στην δυτική. Καθώς χαρακτηρίζεται από την ύπαρξη μεγάλων οροσειρών, η ορογραφική βροχόπτωση επηρεάζει σημαντικά την συχνότητα και την ένταση των συμβάντων βροχόπτωσης (ΚΟΥΤ 2010, 2015). Η κοιλάδα της Μεσσαράς βρίσκεται στην κεντροανατολική περιοχή της Κρήτης και περιλαμβάνει μια έκταση 400m<sup>2</sup> (Εικόνα 11)



Εικόνα 11: Τοπογραφική απεικόνιση του νησιού της Κρήτης, με σημειωμένους τους βροχομετρικούς σταθμούς, καθώς και την υδρολογική λεκάνη της Μεσσαράς.

Πάνω από την μισή πεδιάδα είναι καλλιεργήσιμη, ενώ οι ορεινές περιοχές χρησιμοποιούνται για βοσκοτόπια. Η γεωργική παραγωγή είναι κυρίως ελαιόδεντρα, σταφύλια, εσπεριδοειδή και καλλιέργειες θερμοκηπίου. Η άρδευση πραγματοποιείται κυρίως με την βοήθεια του φράγματος της Φανερωμένης. Παρόλα αυτά, η ανάπτυξη της αγροτικής οικονομίας έχει οδηγήσει στην μείωση του υδροφόρου ορίζοντα, στην υποβάθμιση του εδάφους και στην αύξηση της αλατότητας του. Στην περιοχή συμβαίνουν συχνά φαινόμενα ξηρασίας (Εικόνα 12), οι επιπτώσεις των οποίων μετριάζονται από το αποταμιευμένο νερό του φράγματος.



Εικόνα 12: Χωρική κατανομή των εκατοστημορίων για το 50/75/90/95/99/100 ποσοστό της βροχόπτωσης, υπολογισμένα από τα δεδομένα περιόδου 1981-2010

## 4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

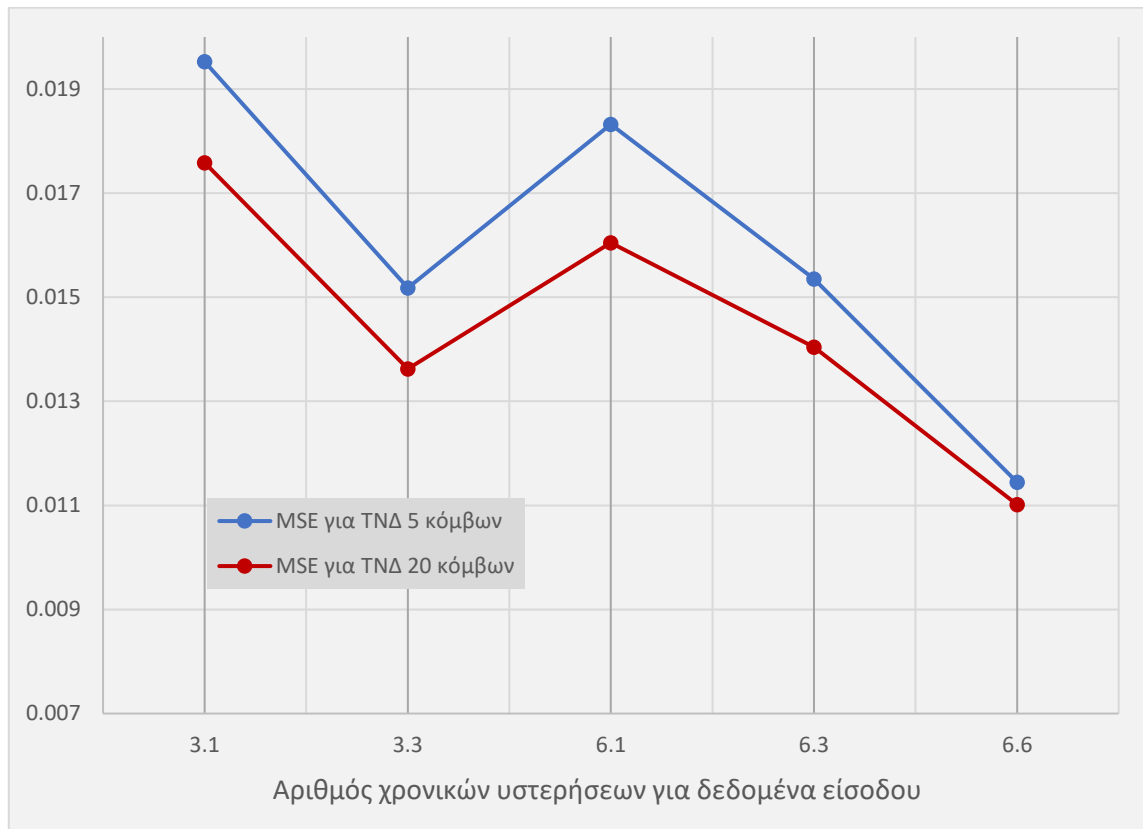
### 4.1 Αποτελέσματα χρονοσειρών

Η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων πραγματοποιήθηκε στους εκάστοτε συνδυασμούς αρχιτεκτονικής και χρονικής υστέρησης των χρονοσειρών των δεικτών και της λεκάνης της Μεσσαράς. Στον Πίνακα 2 παρουσιάζονται οι δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας συνδυασμούς χρονικών υστερήσεων και πλήθους νευρώνων. Στην στήλη των νευρώνων οι αριθμοί που χωρίζονται με τελεία συμβολίζουν ότι ανήκουν σε νευρωνικά δίκτυα δυο κρυφών επιπέδων, με τον πρώτο αριθμό να συμβολίζει τους κόμβους του πρώτου επιπέδου και τον δεύτερο την χρονική υστέρηση του δεύτερου αντίστοιχα. Στην στήλη της χρονικής υστέρησης η τελεία ξεχωρίζει την χρονική υστέρηση των χρονοσειρών των δεικτών, από αυτή της βροχόπτωσης, που βρίσκεται δεξιά της. Να σημειωθεί ότι το χρονικό βήμα, και άρα επίσης η χρονική εξέλιξη, αφορά μηνιαίες τιμές των χρονοσειρών. Σε όλες τις περιπτώσεις, οι χρονικές υστερήσεις των δεικτών είναι περισσότερες ή ίσες από αυτές της βροχόπτωσης, με την λογική ότι το ενδιαφέρον επικεντρώνεται στην επίδραση των εξωτερικών εισόδων με την μορφή των δεικτών, και όχι με την αυτοπαλινδρόμηση της χρονοσειράς βροχόπτωσης. Στις στήλες των καλύτερων δεικτών παρουσιάζονται οι δείκτες που αντιστοιχούν στα νευρωνικά δίκτυα με την καλύτερη απόδοση στο ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα και την γραμμική παλινδρόμηση, για μια συγκεκριμένη αρχιτεκτονική δικτύου και συνδυασμό χρονικών υστερήσεων. Στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, τα καλύτερα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα ταυτίζονται οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν σαν είσοδοι, που συμβολίζεται με την κενή καταχώρηση στην στήλη «Καλύτεροι δείκτες κατά r». Επίσης, με την ύπαρξη της παύλας δείχνεται το ότι το καλύτερο αποτέλεσμα προέκυψε με την χρήση δυο δεικτών σαν είσοδοι. Μέσα σε έντονο πλαίσιο βρίσκεται το νευρωνικό δίκτυο με τις βέλτιστες τιμές μέσου τετραγωνικού σφάλματος και γραμμικής παλινδρόμησης.

Πίνακας 2. Συνολικά αποτελέσματα δοκιμής χρονοσειρών. Στην στήλη των αριθμών νευρώνων παρουσιάζεται το πλήθος νευρώνων. Στους αριθμούς με την υποδιαστολή συμβολίζονται τα ΤΝΔ με δυο κρυφά επίπεδα, με τον αριθμό πριν την υποδιαστολή να αφορά το πλήθος νευρώνων του πρώτου κόμβου, και αυτόν μετά του δεύτερου. Με την ίδια λογική, στην χρονική υστέρηση ο αριθμός πριν την υποδιαστολή αφορά τις χρονικές υστερήσεις των δεδομένων των δεικτών, ενώ αυτός μετά της βροχόπτωσης. Στο MSE αναγράφεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, και στο r την τιμή της γραμμικής παλινδρόμησης. Στις τελευταίες στήλες, αναγράφονται οι δείκτες από όπου χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι για την δημιουργία των καλύτερων ΤΝΔ, με κριτήριο είτε το MSE είτε το r.

Αρ. νευρώνων	Χρ. υστέρηση	MSE	r	Καλύτεροι δείκτες κατά MSE			Καλύτεροι δείκτες κατά r		
5	3.1	0.020	0.677	EP/NP	PNA	-			
5	3.3	0.015	0.761	POL	EP/NP	-			
5	6.1	0.018	0.704	SCA	EA/WR	NAO	EP/NP	WP	POL
5	6.3	0.015	0.763	NAO	PNA	POL			
5	6.6	0.011	0.828	EA	WP	EP/NP	EP/NP	POL	SCA
5	9.1	0.017	0.740	SCA	WP	NAO			
5	9.3	0.016	0.758	PNA	EP/NP	POL			
5	9.6	0.011	0.841	EA/WR	POL	-			
5	9.9	0.010	0.850	SCA	EP/NP	-	NAO	EP/NP	WP
5	12.1	0.017	0.741	WP	SCA	EA			
5	12.3	0.015	0.774	EP/NP	WP	POL			
5	12.6	0.011	0.838	EP/NP	PNA	SCA			
5	12.9	0.010	0.846	POL	EP/NP	NAO			
5	12.12	0.010	0.850	NAO	POL	-			
20	3.1	0.018	0.721	EP/NP	EA	WP			
20	3.3	0.014	0.794	NAO	EA	POL			
20	6.1	0.016	0.751	WP	SCA	-	NAO	WP	PNA
20	6.3	0.014	0.791	PNA	EP/NP	-			
20	6.6	0.011	0.839	WP	SCA	-			
10.5	3.1	0.018	0.705	NAO	WP	EP/NP	EP/NP	PNA	-
10.5	3.3	0.014	0.776	NAO	EP/NP	-			
10.5	6.1	0.014	0.791	WP	EP/NP	-			
10.5	6.3	0.013	0.805	NAO	PNA	-			
10.5	6.6	0.008	0.890	WP	SCA	-			
20.10	3.1	0.017	0.746	EP/NP	EA/WR	PNA			
20.10	3.3	0.011	0.830	NAO	SCA`	EA			
20.10	6.1	0.015	0.777	PNA	EA/WR	SCA			
20.10	6.3	0.015	0.766	EA/WR	SCA	EP/NP			

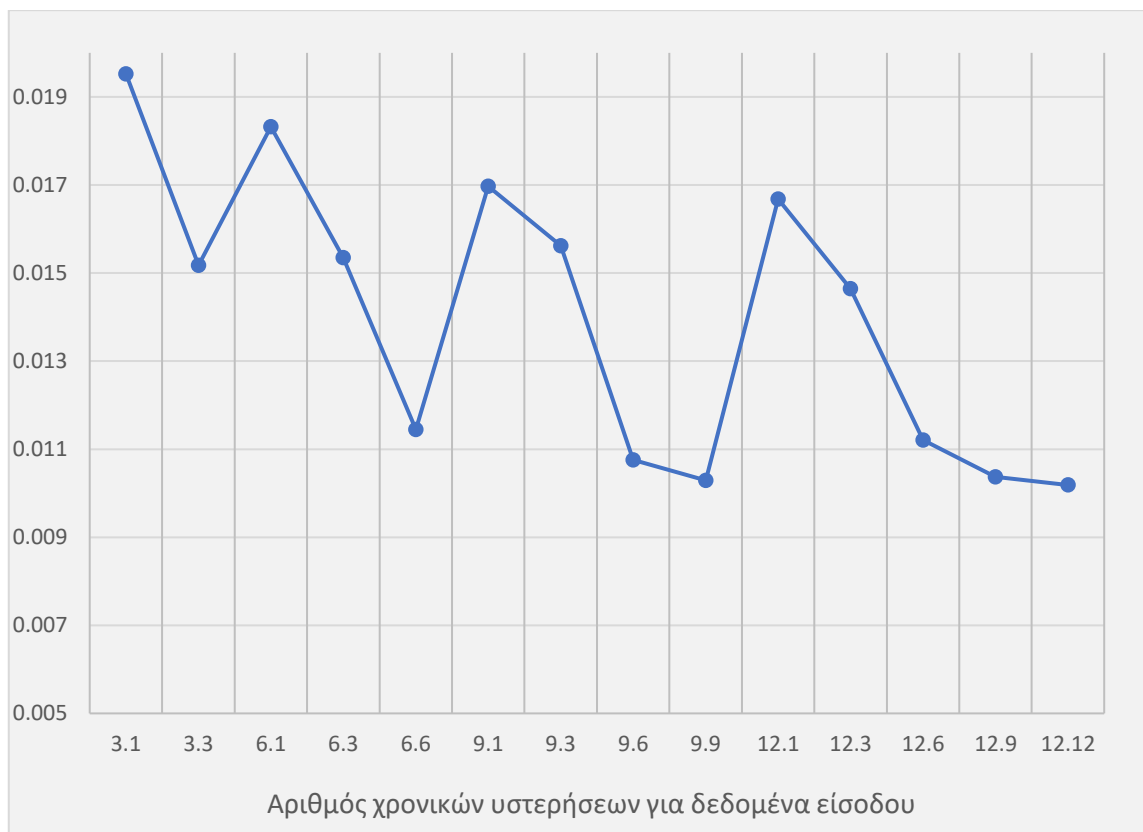
Στο Γράφημα 13 απεικονίζονται τα μέσα ελάχιστα τετράγωνα (MSE) για τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μονού κρυφού επιπέδου με χρονικές υστερήσεις μέχρι έξι βήματα, από την στιγμή που τα δεδομένα έχουν υπολογιστεί με μηνιαίο βήμα. Παρατηρείται ότι τα ΤΝΔ με είκοσι κόμβους έχουν μικρότερο ελάχιστο σφάλμα σε όλους τους υπό μελέτη συνδυασμούς σε σύγκριση με αυτά των πέντε νευρώνων. Η διαφορά στην απόδοσή των δυο αρχιτεκτονικών φαίνεται να μειώνεται όσο μεγαλώνει το πλήθος των χρονικών υστερήσεων, παρόλο που όταν χρησιμοποιείται μια υστέρηση για την χρονοσειρά της βροχόπτωσης και έξι για τις χρονοσειρές των δεικτών, παρουσιάζεται το δεύτερο μεγαλύτερο σφάλμα.



Γράφημα 13. MSE TND μονού επιπέδου

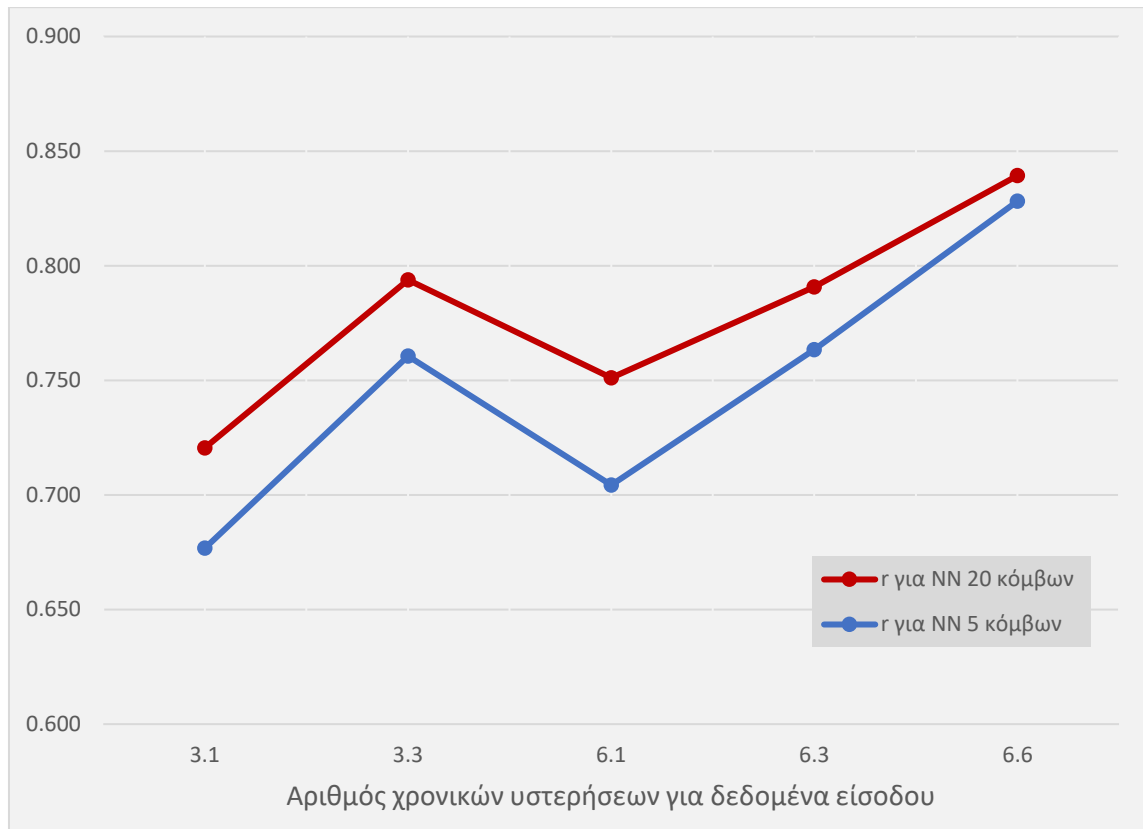
Στο Γράφημα 14 παρουσιάζονται οι τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος σε όλους τους συνδυασμούς των χρονικών υστερήσεων που μελετήθηκαν για νευρωνικά δίκτυα 5 νευρώνων. Και σε αυτή την περίπτωση φαίνεται μια καθοδική τάση με την αύξηση των υστερήσεων, που συνδυάζεται με μια ταλάντωση των τιμών που πιθανώς να οφείλεται στη μοναδιαία χρονική υστέρηση των δεδομένων βροχόπτωσης.





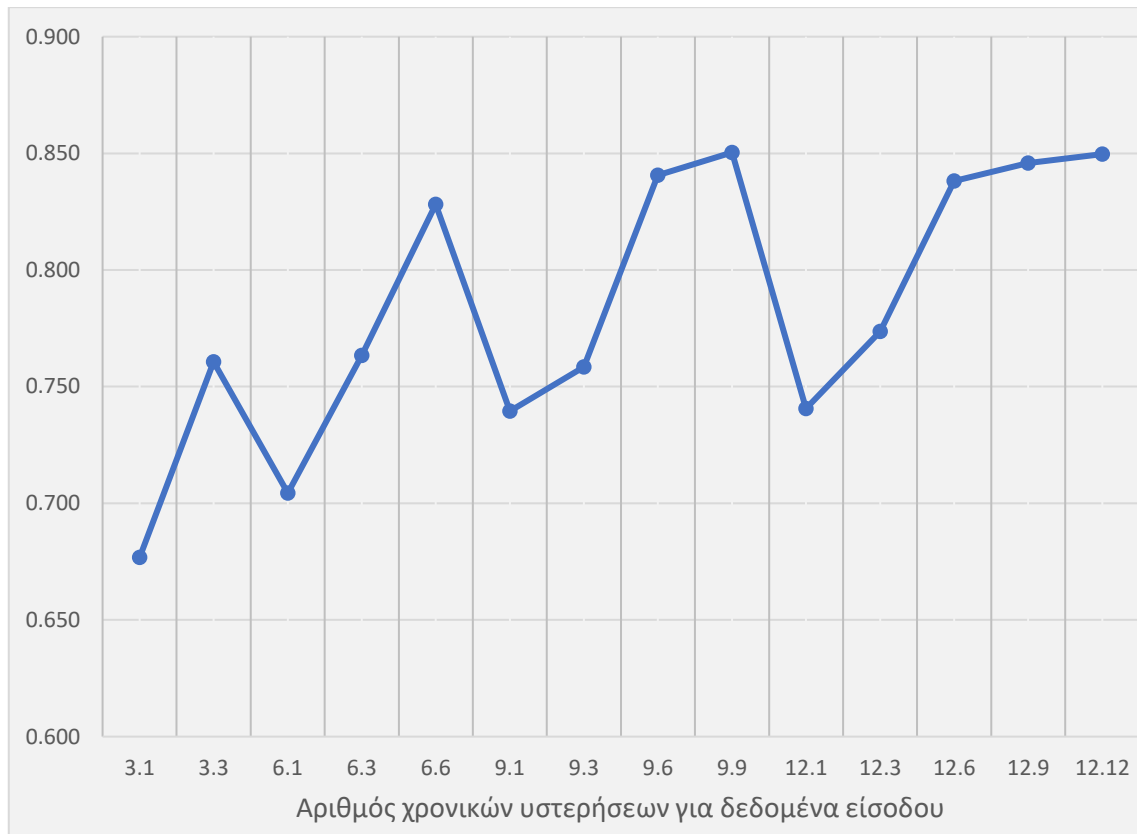
Γράφημα 14. MSE για TNA 5 νευρώνων

Σχεδόν αντικατοπτρική εικόνα με αυτή του παρουσιάζεται στο Γράφημα 14, παρουσιάζεται στο Γράφημα 15. Φαίνεται παρόμοια αυξητική τάση στην ακρίβεια του μοντέλου με την αύξηση των χρονικών υστερήσεων, καθώς και η ταλάντωση που παρατηρείται στις μοναδιαίες χρονικές υστερήσεις της βροχόπτωσης.



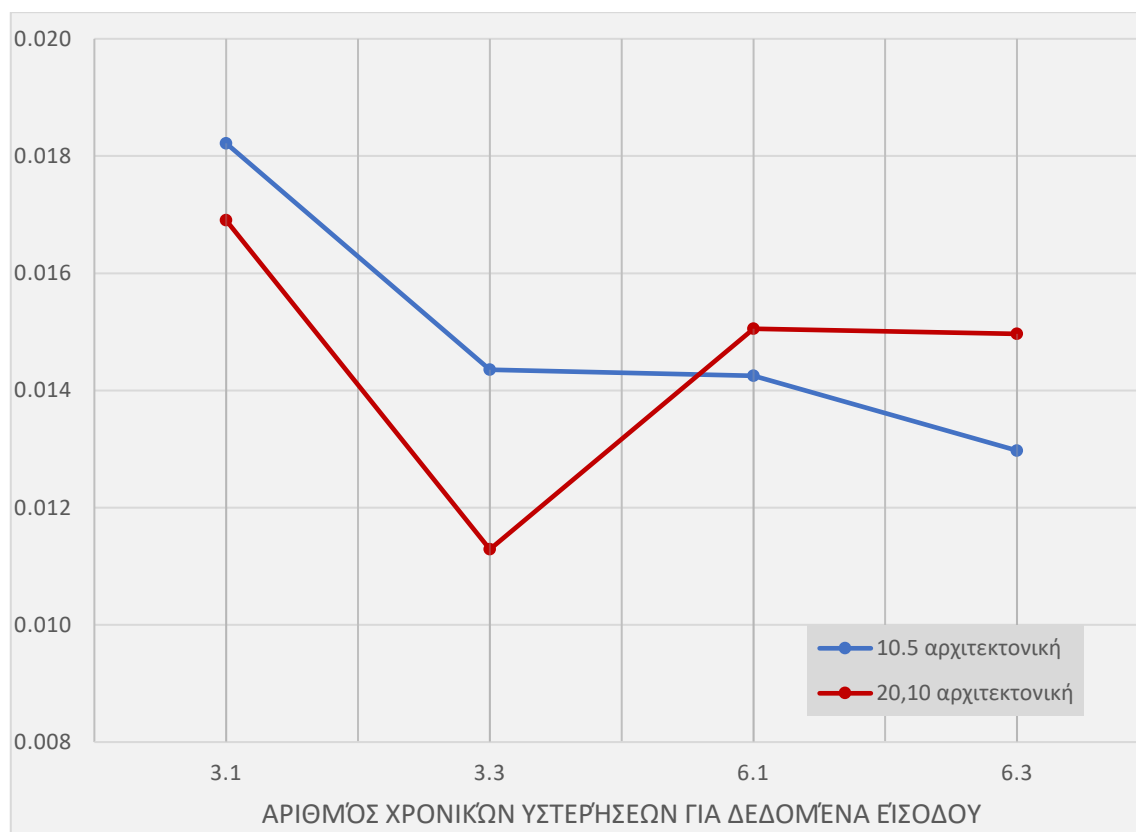
Γράφημα 15. Γραμμική παλινδρόμηση για ΤΝΔ ενός επιπέδου

Συμπεριφορά παρόμοια με τα αποτελέσματα για τα MSE παρουσιάζεται και σε αυτά της γραμμικής παλινδρόμησης, για μονού επιπέδου ΤΝΔ στο Γράφημα 16. Γραμμική παλινδρόμηση των δοκιμών για ΤΝΔ πέντε νευρώνων. Φαίνεται τα εκπαιδευμένα δίκτυα των είκοσι νευρώνων να έχουν καλύτερη επίδοση, με εμφανή πάλι την μείωση απόδοσης που παρατηρείται για μοναδιαία υστέρηση στα δεδομένα βροχόπτωσης. Και σε αυτή την περίπτωση υπάρχει μια θετική επίδραση στην απόδοση των ΤΝΔ με την αύξηση των υστερήσεων. Συγκριτικά, όταν τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν με χρονική υστέρηση τριών προηγούμενων βημάτων βροχόπτωσης, έχουν σχεδόν ταυτόσημη τιμή, παρά τον διπλάσιο αριθμό (6) των χρονικών υστερήσεων των δεικτών.



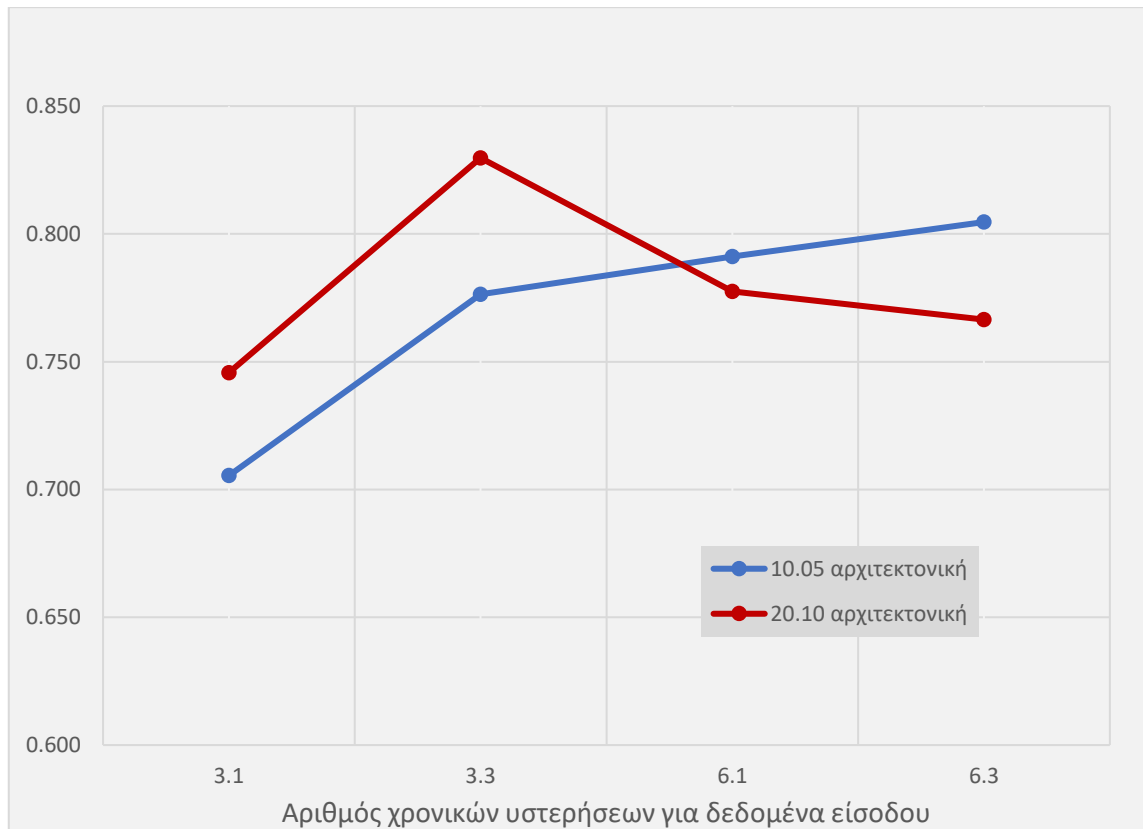
Γράφημα 16. Γραμμική παλινδρόμηση των δοκιμών για ΤΝΔ πέντε νευρώνων.

Στο Γράφημα 17 παρουσιάζεται το MSE για ΤΝΔ δύο επιπέδων. Παρατηρείται μια σημαντική διαφορά σε σύγκριση με τα νευρωνικά δίκτυα μονού κρυφού επιπέδου. Αυτή είναι το γεγονός ότι στις έξι χρονικές υστερήσεις για τα δεδομένα δεικτών, το μικρότερο δίκτυο παράγει καλύτερες τιμές σφάλματος σε σύγκριση με αυτό των είκοσι και δέκα νευρώνων. Αντίθετα, και σε αυτό το γράφημα η απόδοση για μικρό αριθμό χρονικών υστερήσεων είναι καλύτερη στο μεγαλύτερο νευρωνικό δίκτυο.



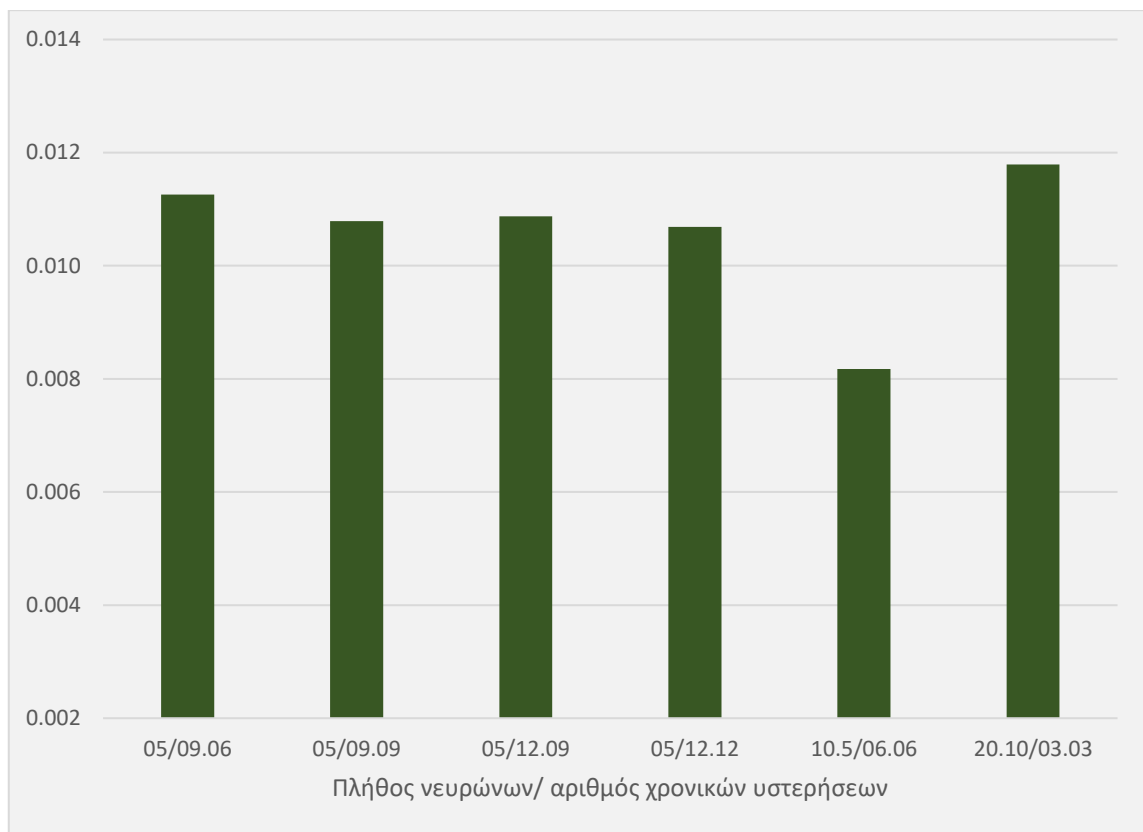
Γράφημα 17. MSE TNA δυο επιπέδων

Παρατηρείται και στο Γράφημα 18 η συμπεριφορά των αποτελεσμάτων στο Γράφημα 17, όσον αφορά την βέλτιστη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης. Επίσης, παρατηρείται η πτωτική πορεία της τιμής γραμμικής παλινδρόμησης για το TNA είκοσι και δέκα νευρώνων, ενώ αντίθετα για το TNA δέκα και πέντε νευρώνων, η τάση είναι αυξητική.



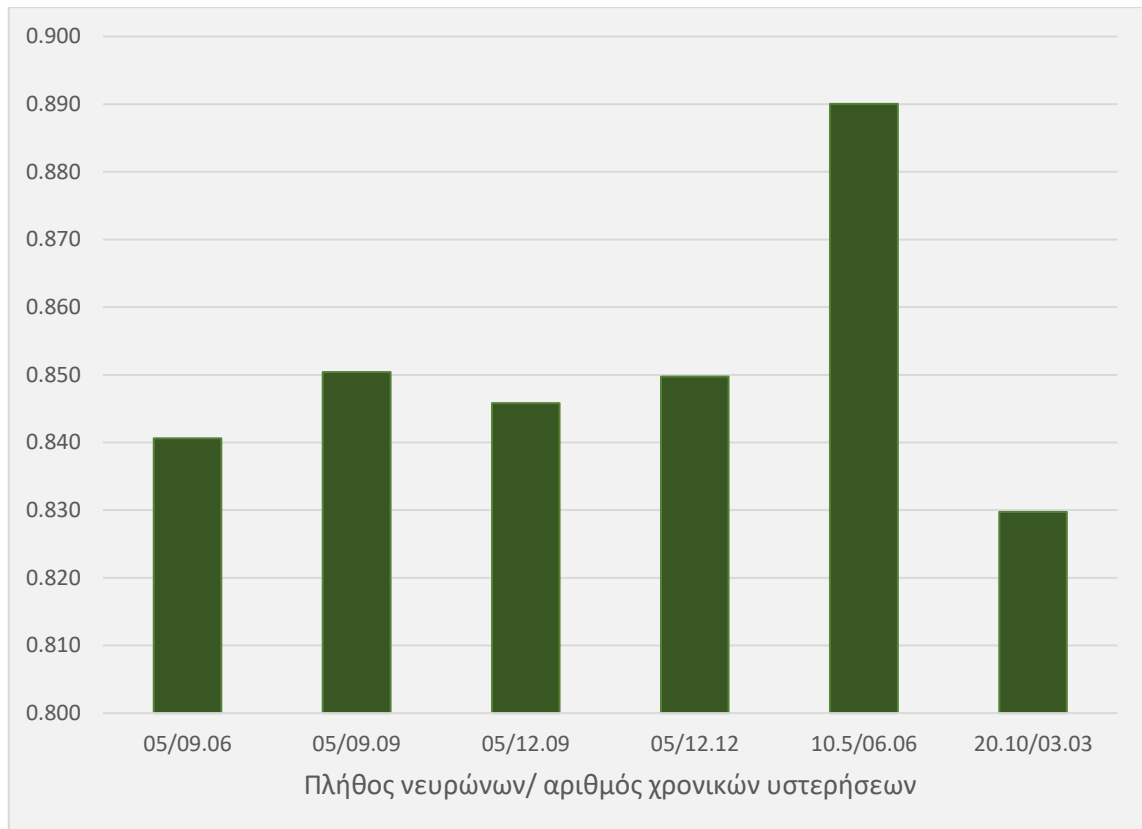
Γράφημα 18. Γραμμική παλινδρόμηση ΤΝΔ δυο επιπέδων.

Στο Γράφημα 19 παρουσιάζονται τα έξι ΤΝΔ με τις βέλτιστες επιδώσεις, βάση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Αριστερά της υποδιαστολής, στις τιμές του οριζόντιου άξονα, υποδεικνύεται το πλήθος νευρώνων, και με τριψήφιο ή τετραψήφιο να αφορούν τα νευρωνικά δίκτυα δυο κρυφών επιπέδων. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην πλειοψηφία τους είναι ΤΝΔ μονού κρυφού επιπέδου πέντε νευρώνων, σε συνδυασμό χρονικών υστερήσεων που έχει δοκιμαστεί μόνο στην διάταξη των πέντε κόμβων. Πέρα από αυτό, μόνο δυο νευρωνικά δίκτυα διπλού κρυφού επιπέδου έχουν αποτελέσματα που ανήκουν στα καλύτερα που έχουν παραχθεί. Παρόλα αυτά, το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε από έξι χρονικές υστερήσεις για όλες τις μεταβλητές εισόδου και με δέκα νευρώνες στο πρώτο και πέντε στο δεύτερο κρυφό επίπεδο, αποδίδει το καλύτερο αποτέλεσμα ελάχιστου σφάλματος.



Γράφημα 19. ΤΝΔ με βέλτιστες επιδόσεις MSE

Στα αποτελέσματα των καλύτερων τιμών της γραμμικής απόκλισης παρατηρείται παρόμοια τάση με αυτή που απεικονίζεται στο Γράφημα 20. Αξιοσημείωτη είναι η αντικατάσταση του νευρωνικού δικτύου των είκοσι και δέκα νευρώνων, με ένα ακόμη των δέκα και πέντε νευρώνων, το οποίο συγκριτικά με τα υπόλοιπα καλύτερα υπολείπεται σημαντικά. Και σε αυτήν την περίπτωση, το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε από έξι χρονικές υστερήσεις για όλες τις μεταβλητές εισόδου και με δέκα νευρώνες στο πρώτο και πέντε στο δεύτερο κρυφό επίπεδο, αποδίδει το καλύτερο αποτέλεσμα γραμμικής παλινδρόμησης.



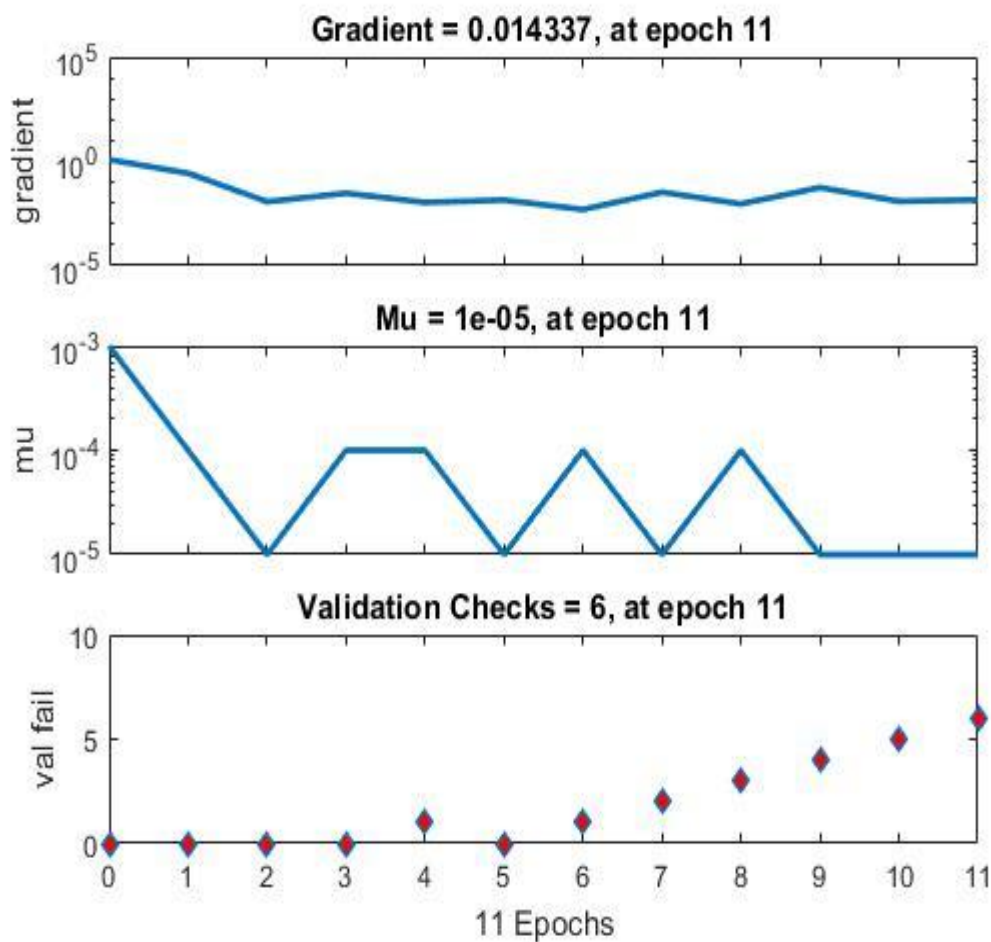
Γράφημα 20. ΤΝΔ με βέλτιστες επιδόσεις γραμμικής παλινδρόμησης.

## 4.2 Αποτελέσματα εκπαίδευσης

Παρακάτω δίνονται τα αποτελέσματα από τις εκπαιδεύσεις δυο νευρωνικών δικτύων που είχαν τα καλύτερα αποτελέσματα, καθώς και το ΤΝΔ του ενός επιπέδου, πέντε νευρώνων και εννιά και έξι χρονικών υστερήσεων αντίστοιχα. Το τελευταίο προστέθηκε στην σύγκριση, ώστε να γίνει μια σύγκριση με ένα νευρωνικό δίκτυο που ελαφρώς μικρότερη απόδοση, ώστε να σχηματιστεί η γενικότερη εικόνα της διαδικασίας εκπαίδευσης, καθώς και στην συνέχεια να συγκριθεί η ικανότητα πρόβλεψής του.

Στην Εικόνα 13. Εκπαίδευση ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πρώτο γράφημα απεικονίζεται η παράγωγος, στο δεύτερο φαίνεται η πορεία του ρυθμού μάθησης  $\mu$ , που αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg - Marquardt. Τελευταίο γράφημα αφορά τους ελέγχους επικύρωσης φαίνονται τα βασικά στοιχεία της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου ενός επιπέδου με 5 νευρώνες, εννιά και έξι χρονικές υστερήσεις για τα δεδομένα εισόδου. Με την εποχή θεωρείται η πλήρης χρήση των στοιχείων των τριών (δοκιμής, επικύρωσης και ελέγχου) συνόλων που απαρτίζουν τα δεδομένα εισόδου. Παρατηρείται η μείωση της κλίσης της μερικής παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος του ΤΝΔ, μέχρι να φτάσει σε μια σταθερή τιμή. Η μετέπειτα ελαφριά αύξηση της οφείλεται στη επίδραση του συνόλου επικύρωσης, το οποίο ελέγχει

αν η εκπαίδευση υπερπροσαρμόζει τις μεταβλητές του ΤΝΔ στα δεδομένα δοκιμής, οπότε και μειώνει την τιμή κλίσης της συνάρτησης. Ο ρυθμός μάθησης  $\mu$ , αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg- Marquardt, η τιμή τον μετασχηματίζει από κλίση καθόδου σε μέθοδο Newton με την μείωση την τιμή της. Φαίνεται λοιπόν ότι η τιμή της διαγράφει μια παλινδρομική πορεία, η οποία στις τελευταίες εποχές σταθεροποιείται. Στο τρίτο γράφημα απεικονίζεται η πορεία και ποσότητα των ελέγχων επικύρωσης. Όταν πραγματοποιηθούν έξι συνεχόμενες υπερβάσεις της τιμής απόδοσης του συνόλου επικύρωσης από αυτής του συνόλου, η εκπαίδευση σταματάει εξαιτίας της πιθανότητας υπερπροσαρμογής

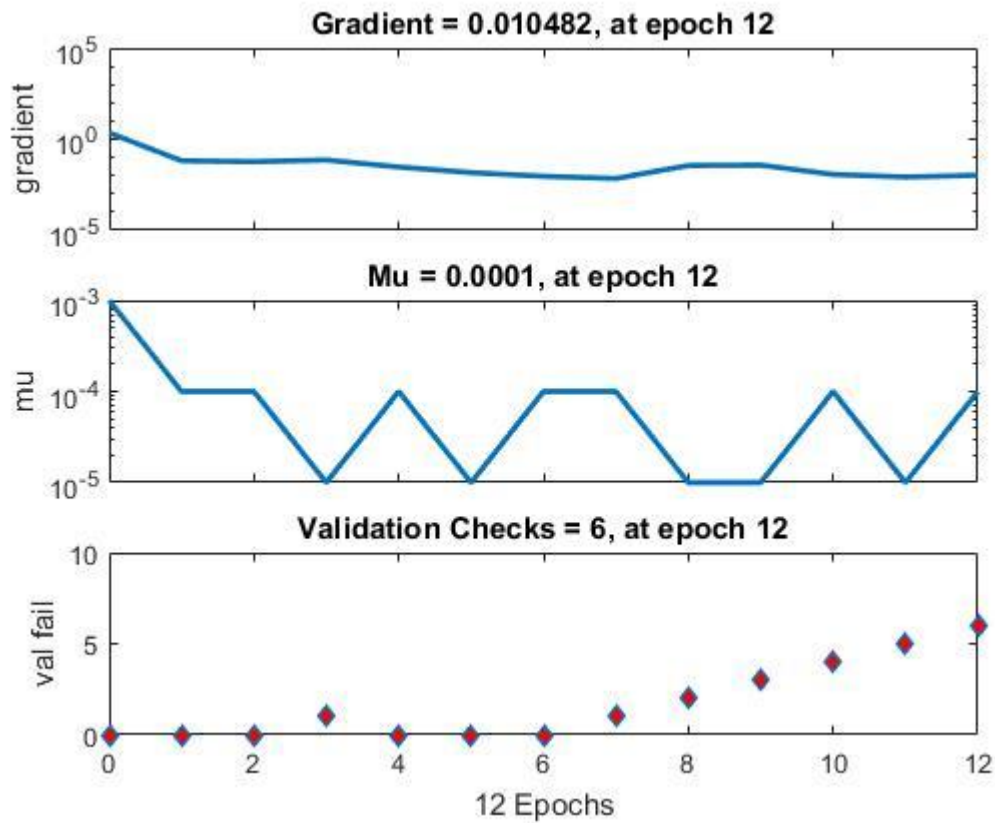


Εικόνα 13. Εκπαίδευση ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πρώτο γράφημα απεικονίζεται η παράγωγος, στο δεύτερο φαίνεται η πορεία του ρυθμού μάθησης  $\mu$ , που αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg - Marquardt. Τελευταίο γράφημα αφορά τους ελέγχους επικύρωσης.

Στην Εικόνα 14 που αφορά το νευρωνικό δίκτυο πέντε νευρώνων και 12 χρονικές υστερήσεις για τα αμφότερα χρονικά δεδομένα απεικονίζονται παρόμοια αποτελέσματα με αυτά της εκπαίδευσης του παραπάνω νευρωνικού δικτύου. Ο πρόωρος τερματισμός συνέβη στην δωδέκατη εποχή, ο ρυθμός μάθησης

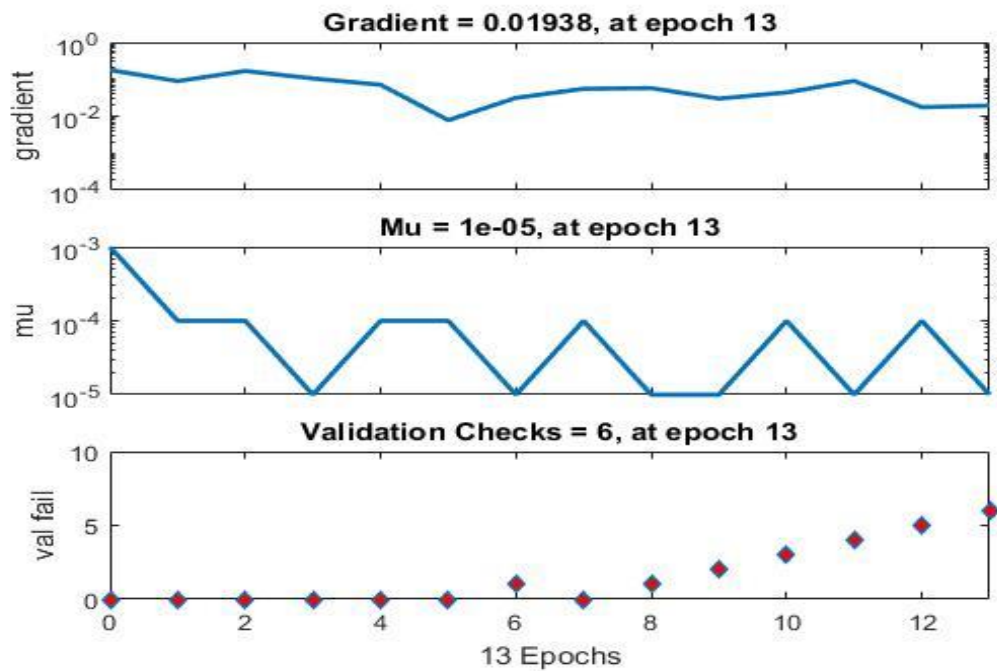


πραγματοποίησε πιο έντονες διακυμάνσεις στην εξέλιξη της τιμής του, ενώ είναι σχεδόν ταυτόσημο το γράφημα των ελέγχων επικύρωσης.

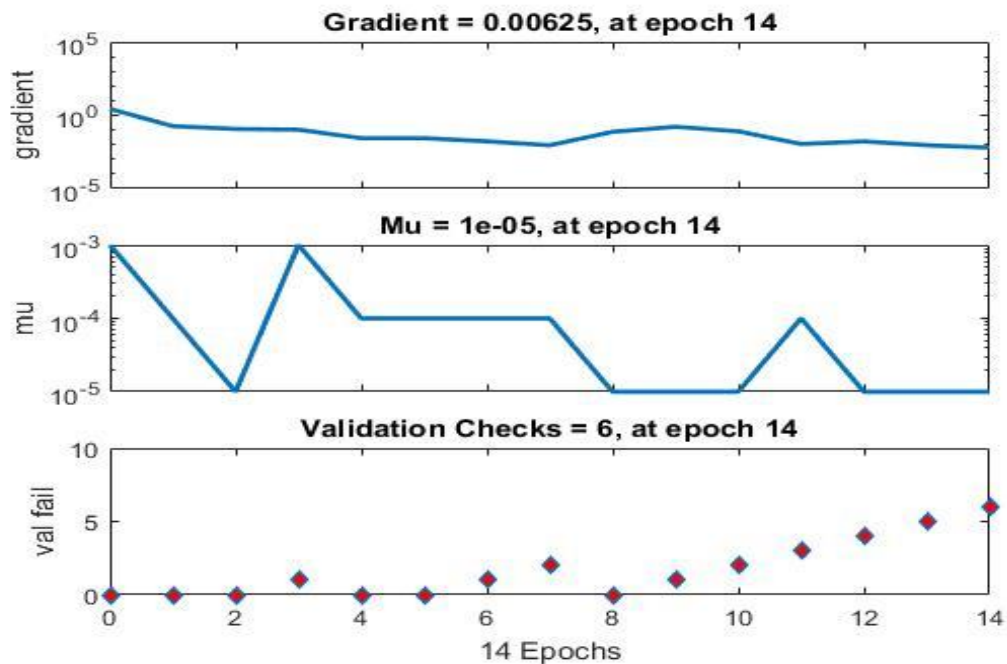


Εικόνα 14. Εκπαίδευση ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 12 και 12 χρονικές υστερήσεις. Στο πρώτο γράφημα απεικονίζεται η παράγωγος, στο δεύτερο φαίνεται η πορεία του ρυθμού μάθησης  $\mu$ , που αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg - Marquardt. Τελευταίο γράφημα αφορά τους ελέγχους επικύρωσης.

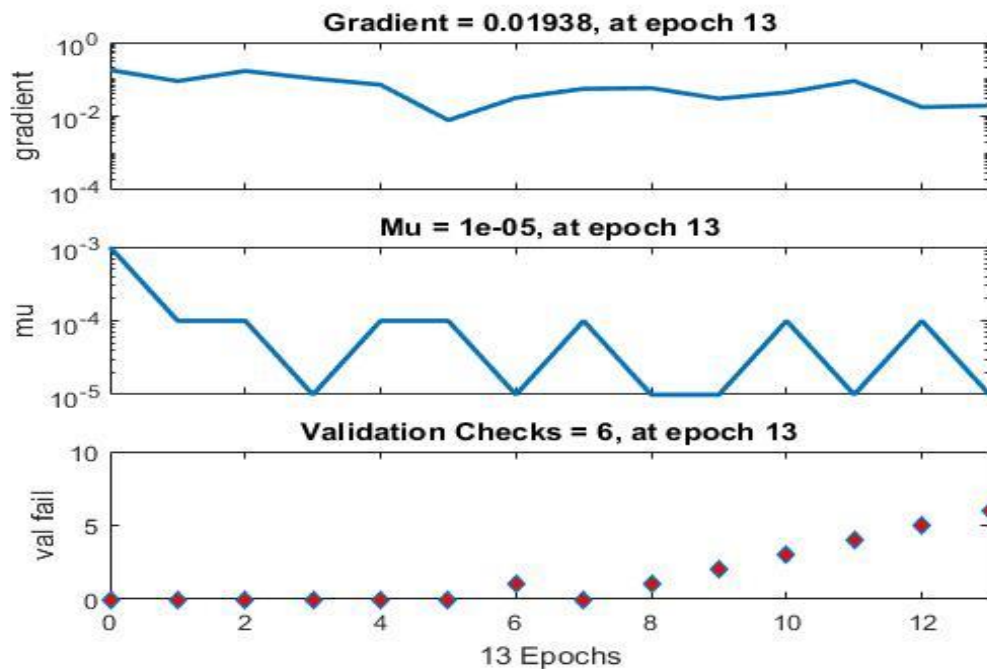
Η Εικόνα 15 και η



Εικόνα 16 αφορά νευρωνικά δίκτυα που είχαν την ίδια αρχιτεκτονική, με δυο κρυφά επίπεδα των δέκα και πέντε νευρώνων, και ίδιες χρονικές υστερήσεις. Παρόλα αυτά, το ένα απέδωσε την συνολικά καλύτερη τιμή μέσου τετραγωνικού σφάλματος και το άλλο την συνολικά καλύτερη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης. Συγκριτικά η σημαντική τους διαφορά είναι η κατά μιας μονάδας μεγέθους μικρότερη τιμή της παραγώγου.

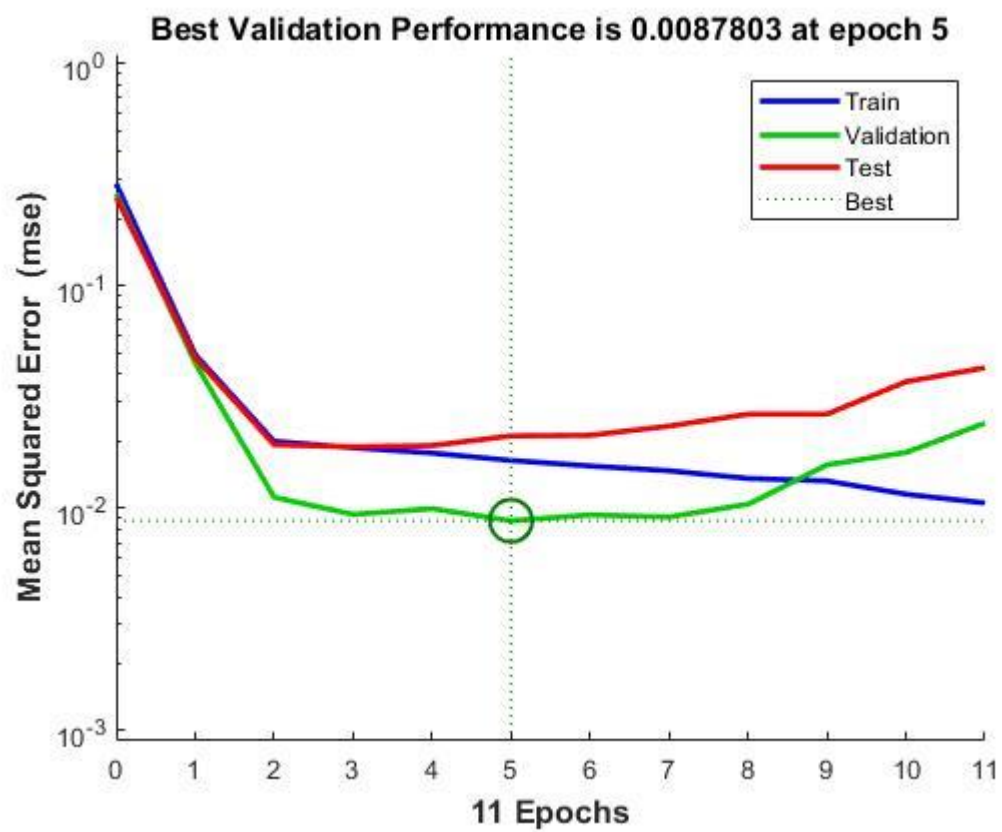


Εικόνα 15. Εκπαίδευση του καλύτερου κατά MSE TNA δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πρώτο γράφημα απεικονίζεται η παράγωγος, στο δεύτερο φαίνεται η πορεία του ρυθμού μάθησης  $\mu$ , που αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg-Marquardt. Τελευταίο γράφημα αφορά τους ελέγχους επικύρωσης.

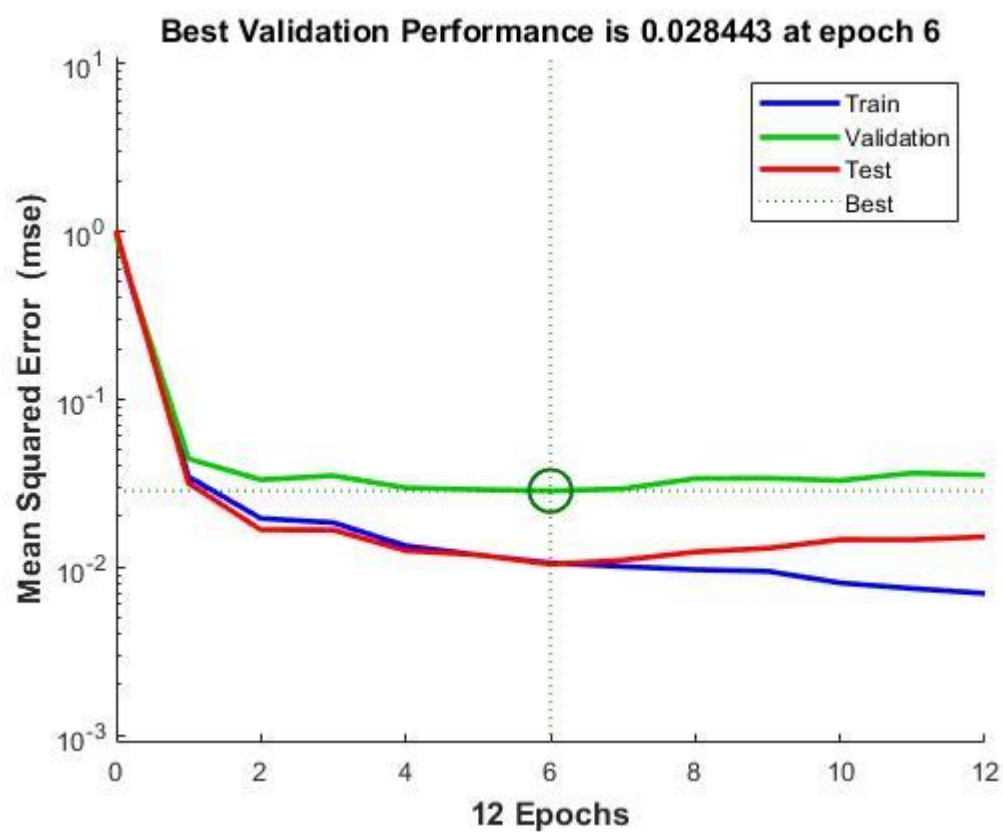


Εικόνα 16. Εκπαίδευση του καλύτερου κατά γραμμική παλινδρόμηση ΤΝΔ δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πρώτο γράφημα απεικονίζεται η παράγωγος, στο δεύτερο φαίνεται η πορεία του ρυθμού μάθησης  $\mu$ , που αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg-Marquardt. Τελευταίο γράφημα αφορά τους ελέγχους επικύρωσης.

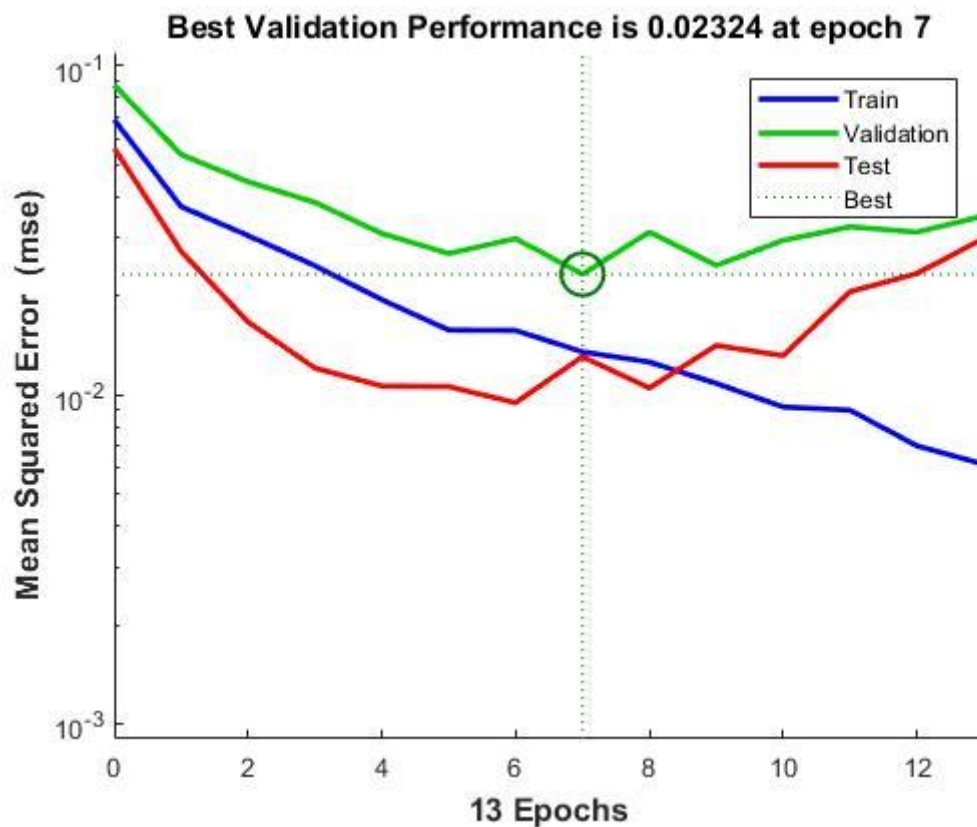
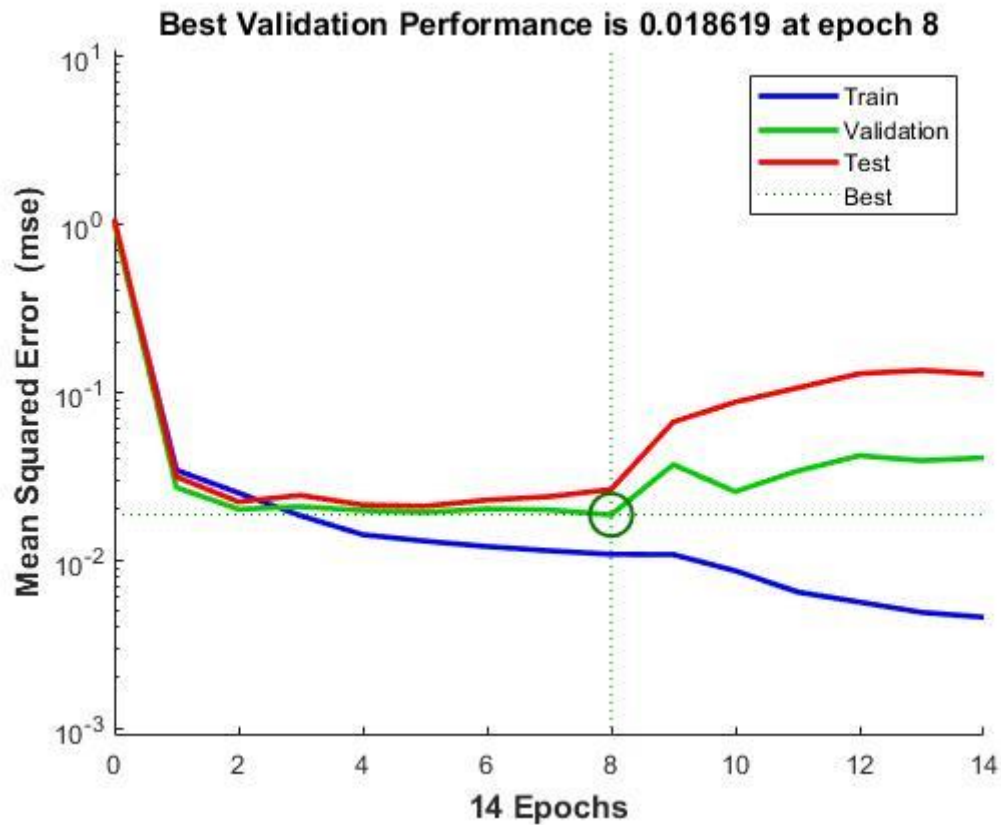
Από την Εικόνα 17 μέχρι την Εικόνα 19 αποτυπώνεται η πορεία της τιμής σφάλματος για τα υπό εξέταση νευρωνικά δίκτυα. Το κοινό τους στοιχείο είναι η αναμενόμενη καθοδική πορεία του MSE για το σύνολο της δοκιμής. Ενδιαφέρον έχει η διαφοροποίηση των καμπυλών δοκιμής, καθώς με εξαίρεση το ΤΝΔ 5 νευρώνων και 12 χρονικές υστερήσεις και το ΤΝΔ διπλού κρυφού επιπέδου για γραμμική παλινδρόμηση, όλα τα υπόλοιπα έχουν μεγαλύτερο σφάλμα από τα άλλα σύνολα.



Εικόνα 17. Γράφημα εξέλιξης της συνάρτησης σφάλματος για ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.

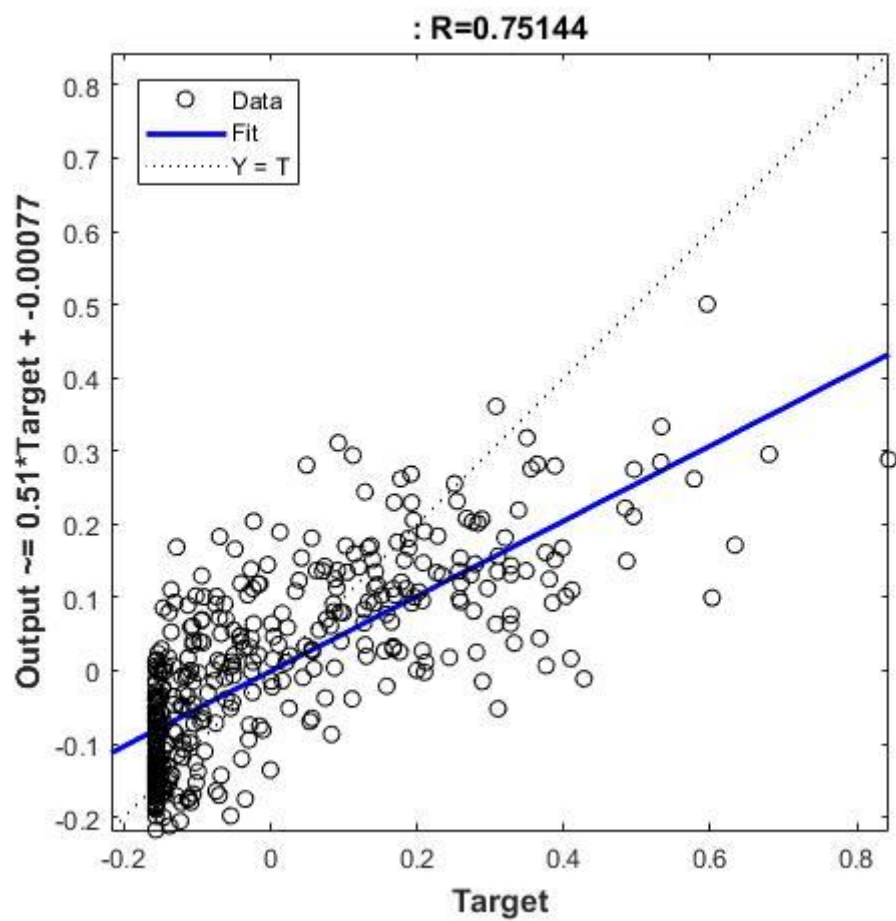


Εικόνα 18. Γράφημα εξέλιξης της συνάρτησης σφάλματος για ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.

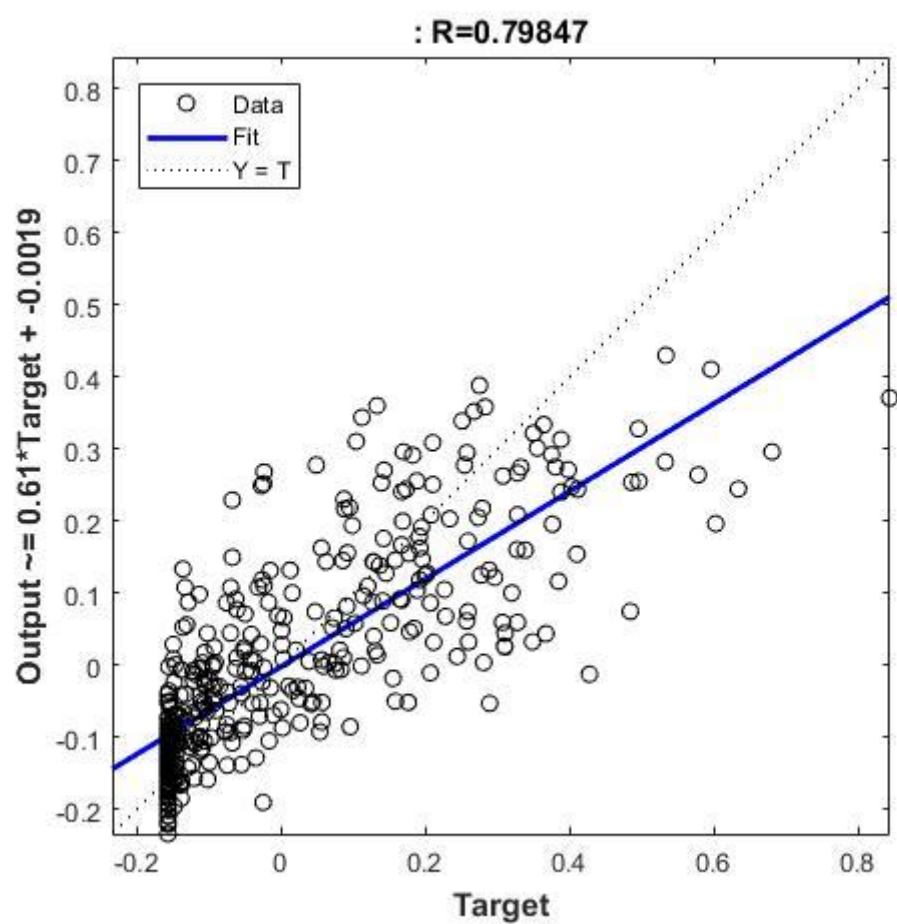


Εικόνα 19.Εξέλιξη της συνάρτησης σφάλματος για ΤΝΔ δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πάνω γράφημα απεικονίζεται η εκπαίδευση που απέδωσε το καλύτερο MSE, ενώ στο κάτω αυτή που απέδωσε την καλύτερη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης.

Από την Εικόνα 20 μέχρι την Εικόνα 22 εμφανίζονται τα γραφήματα των γραμμικών αποκλίσεων των τεσσάρων νευρωνικών δικτύων.

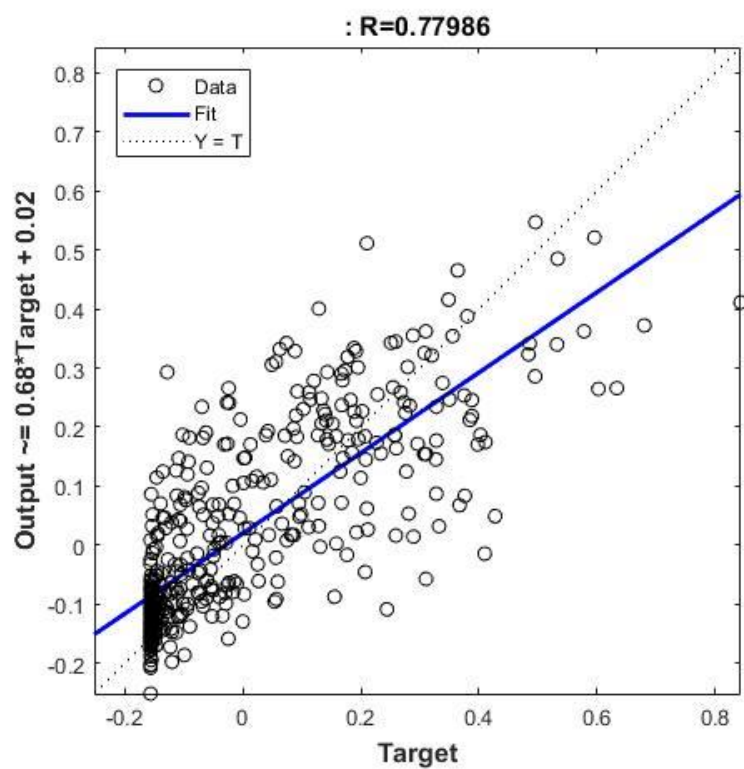
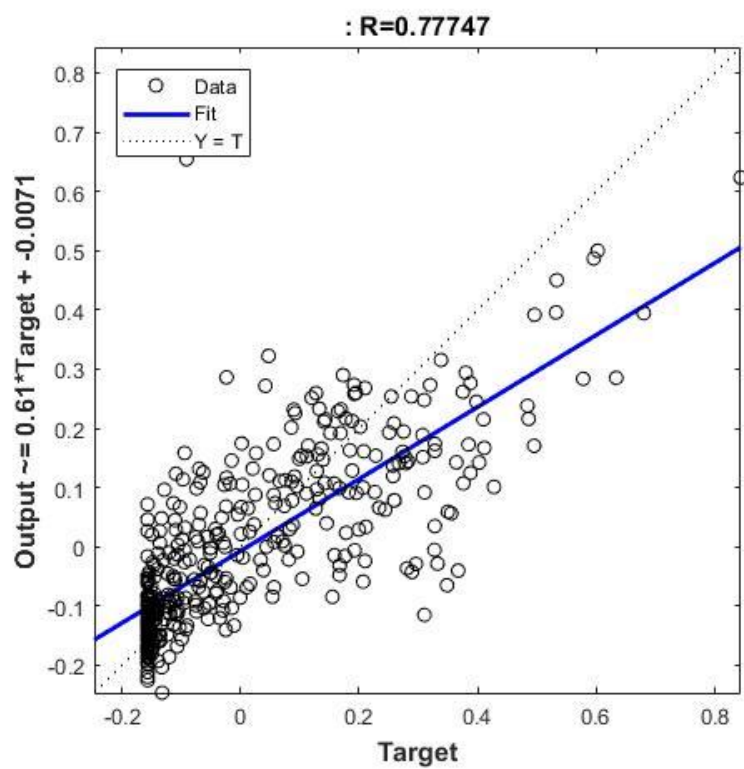


Εικόνα 20. Γραμμική παλινδρόμηση για ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.



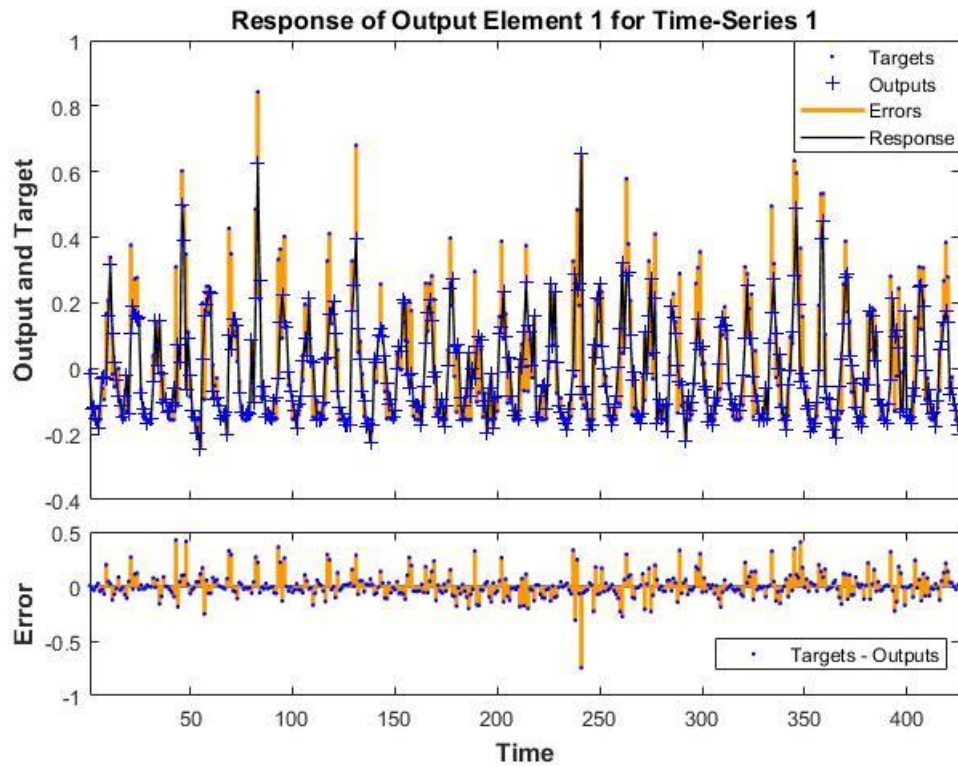
Εικόνα 21. Γραμμική παλινδρόμησης 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.



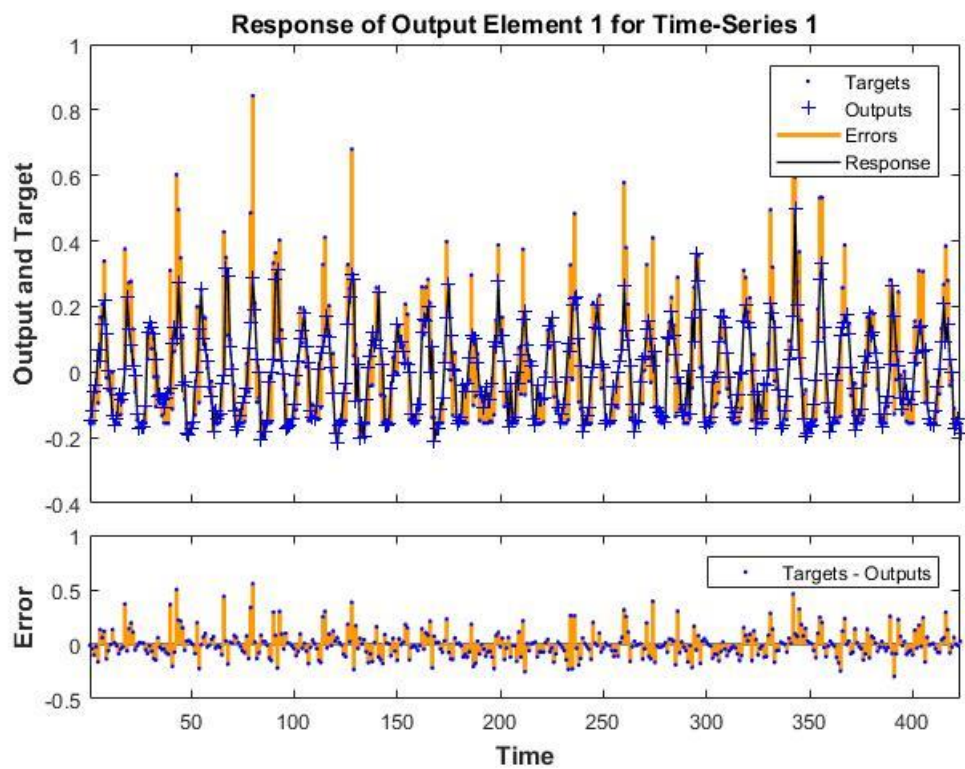


Εικόνα 22. Γραμμική παλινδρόμηση για ΤΝΔ δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πάνω γράφημα απεικονίζεται η εκπαίδευση που απέδωσε το καλύτερο MSE, ενώ στο κάτω αυτή που απέδωσε την καλύτερη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης.

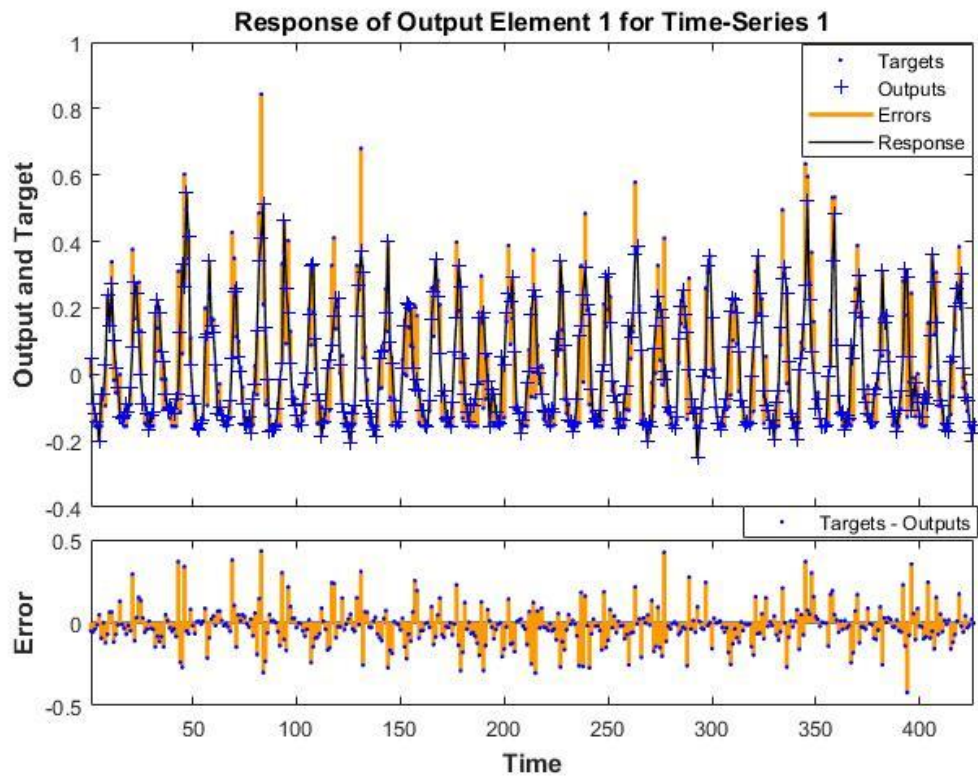
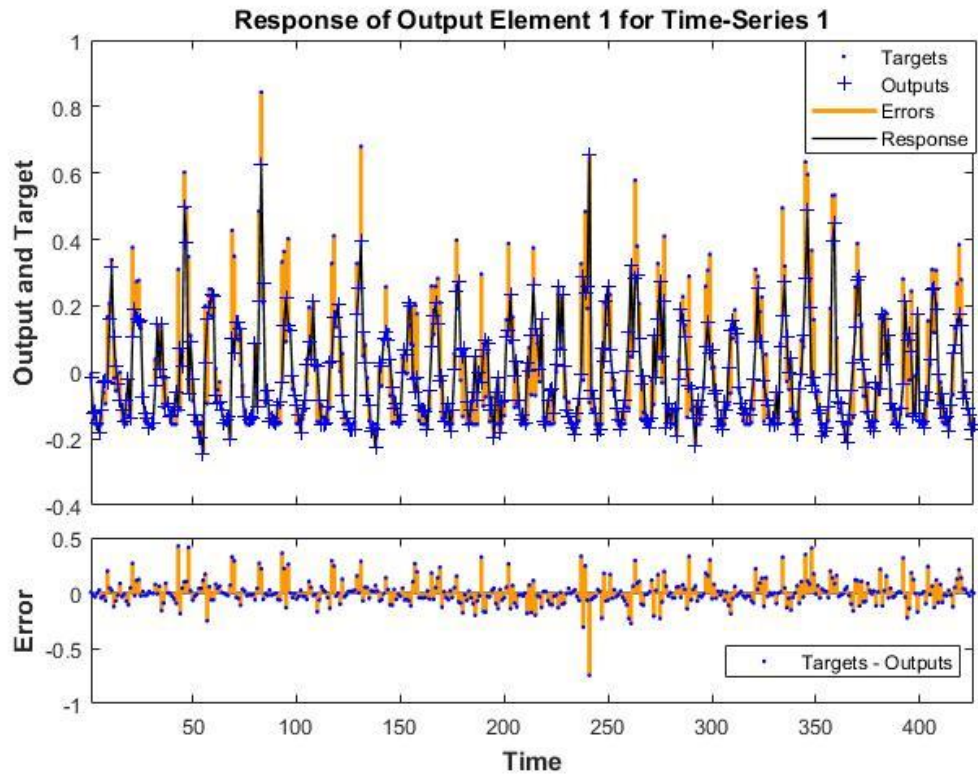
Παρακάτω στις Εικόνα 23 μέχρι Εικόνα 25 φαίνονται η ακρίβεια προσέγγισης του κάθε ΤΝΔ στην αρχική χρονοσειρά, μαζί με το σφάλμα, για κάθε βήμα. Εύκολα παρατηρείται η έλλειψη προσέγγισης των άνω ακραίων τιμών των κανονικοποιημένων δεδομένων στόχων, που στην ουσία αντιστοιχούν σε υψηλές υδρολογικές τιμές.



Εικόνα 23. Προσέγγιση χρονοσειράς από ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.

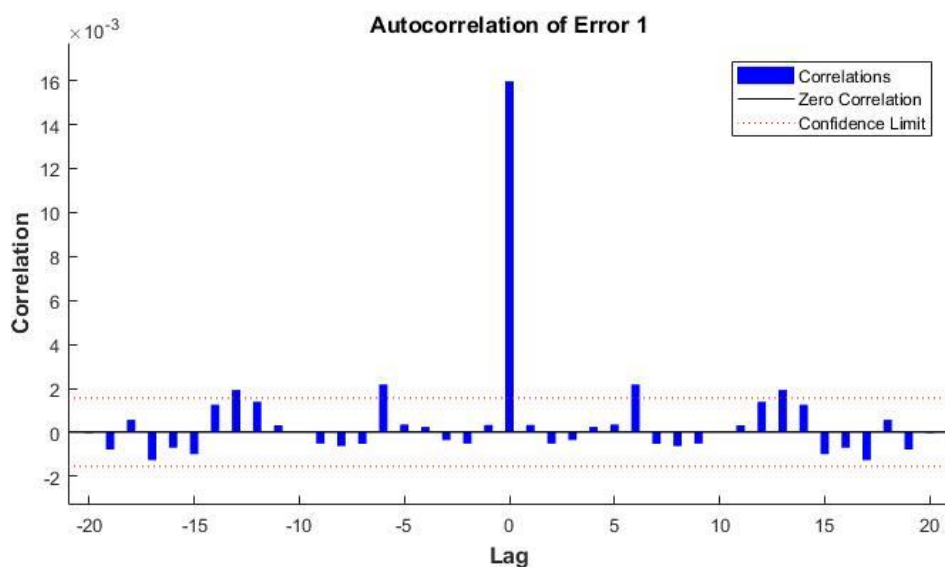


Εικόνα 24. Προσέγγιση χρονοσειράς από ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.

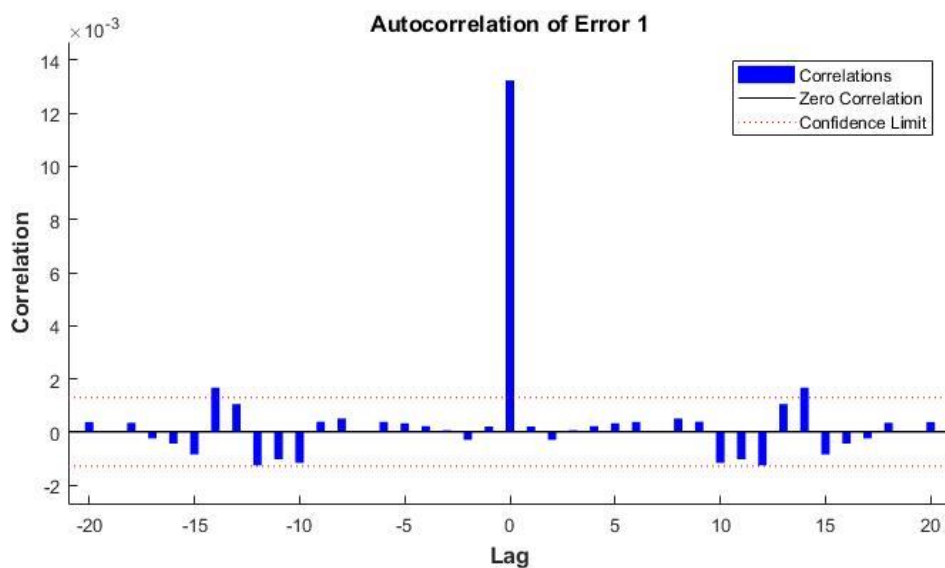


Εικόνα 25. Προσέγγιση χρονοσειράς από ΤΝΔ δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πάνω γράφημα απεικονίζεται η εκπαίδευση που απέδωσε το καλύτερο MSE, ενώ στο κάτω αυτή που απέδωσε την καλύτερη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης.

Στα γραφήματα των αυτοσυσχετίσεων του σφάλματος που απεικονίζονται από την Εικόνα 26 μέχρι την Εικόνα 28. Με αυτό τον τρόπο φαίνεται εάν η τιμή ενός βήματος μιας χρονοσειράς συσχετίζεται με τις προηγούμενες ή τις επόμενες, επηρεάζοντάς την. Υπάρχει παρόμοια συμπεριφορά στις επιλεγμένες δοκιμές που αναφέρονται παρακάτω, με τις τιμές να βρίσκονται μέσα στα διαστήματα εμπιστοσύνης. Αντίθετα η υψηλή τιμή για χρονικό βήμα μηδέν είναι απόλυτα λογική.

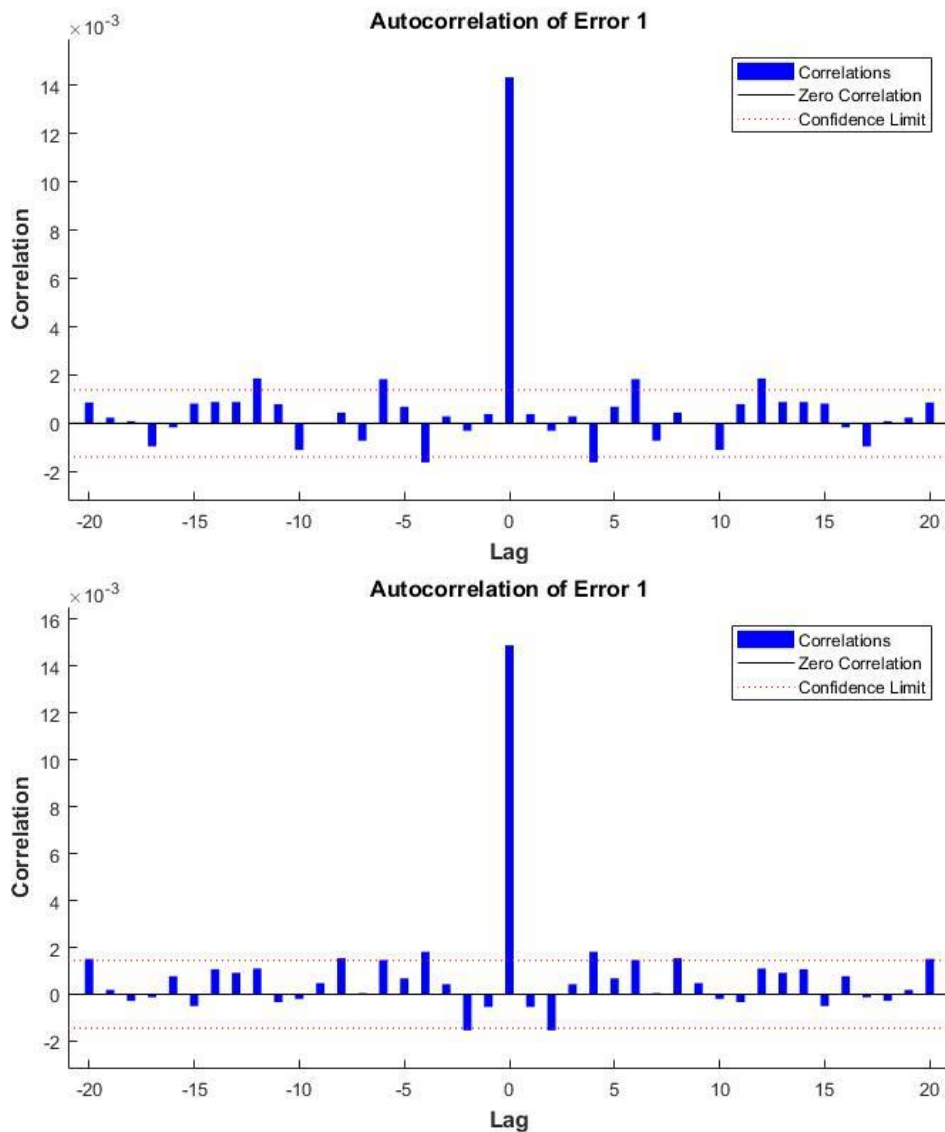


Εικόνα 26. Αυτοσυσχέτιση σφάλματος ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.



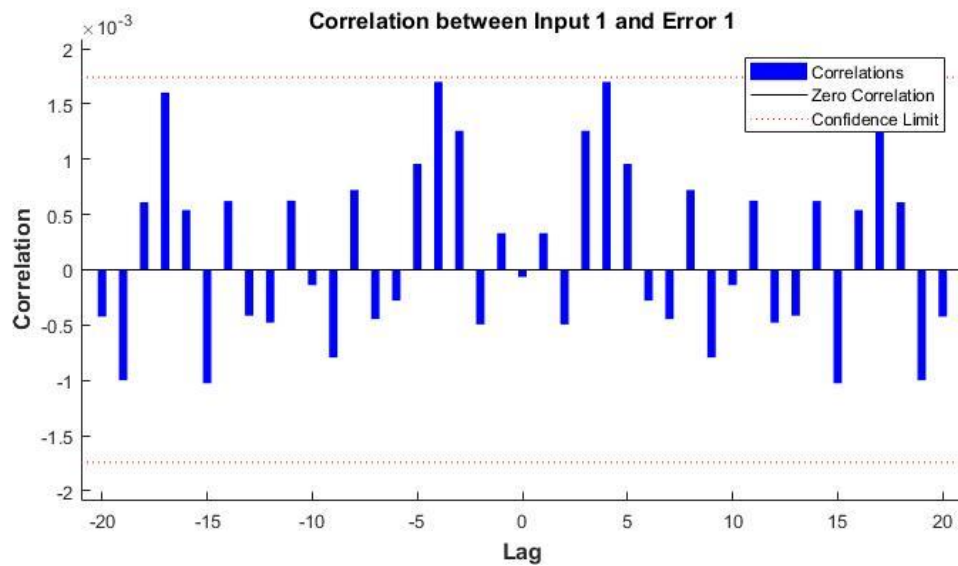
Εικόνα 27. Αυτοσυσχέτιση σφάλματος ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.



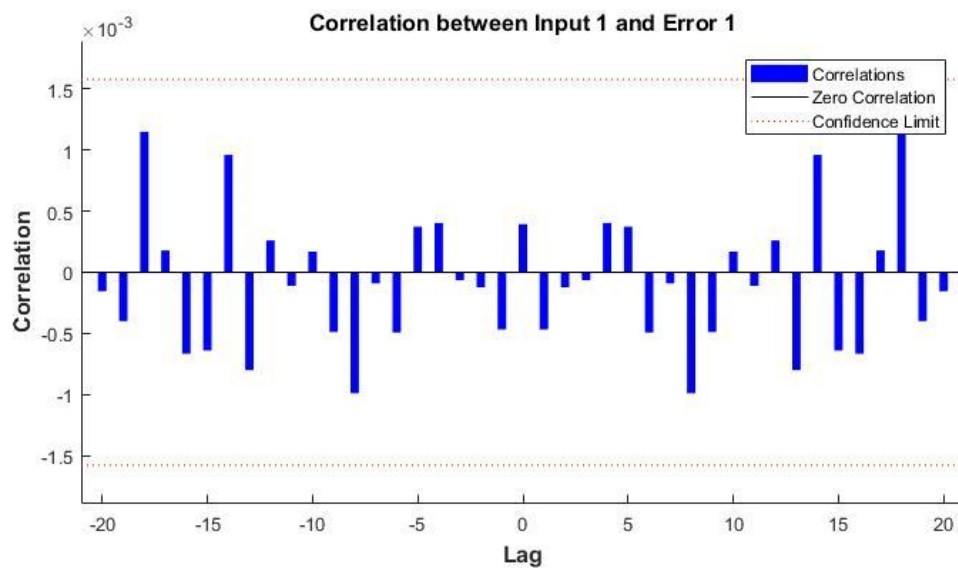


Εικόνα 28. Αυτοσυσχέτιση σφάλματος ΤΝΔ δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πάνω γράφημα απεικονίζεται η εκπαίδευση που απέδωσε το καλύτερο MSE, ενώ στο κάτω αυτή που απέδωσε την καλύτερη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης.

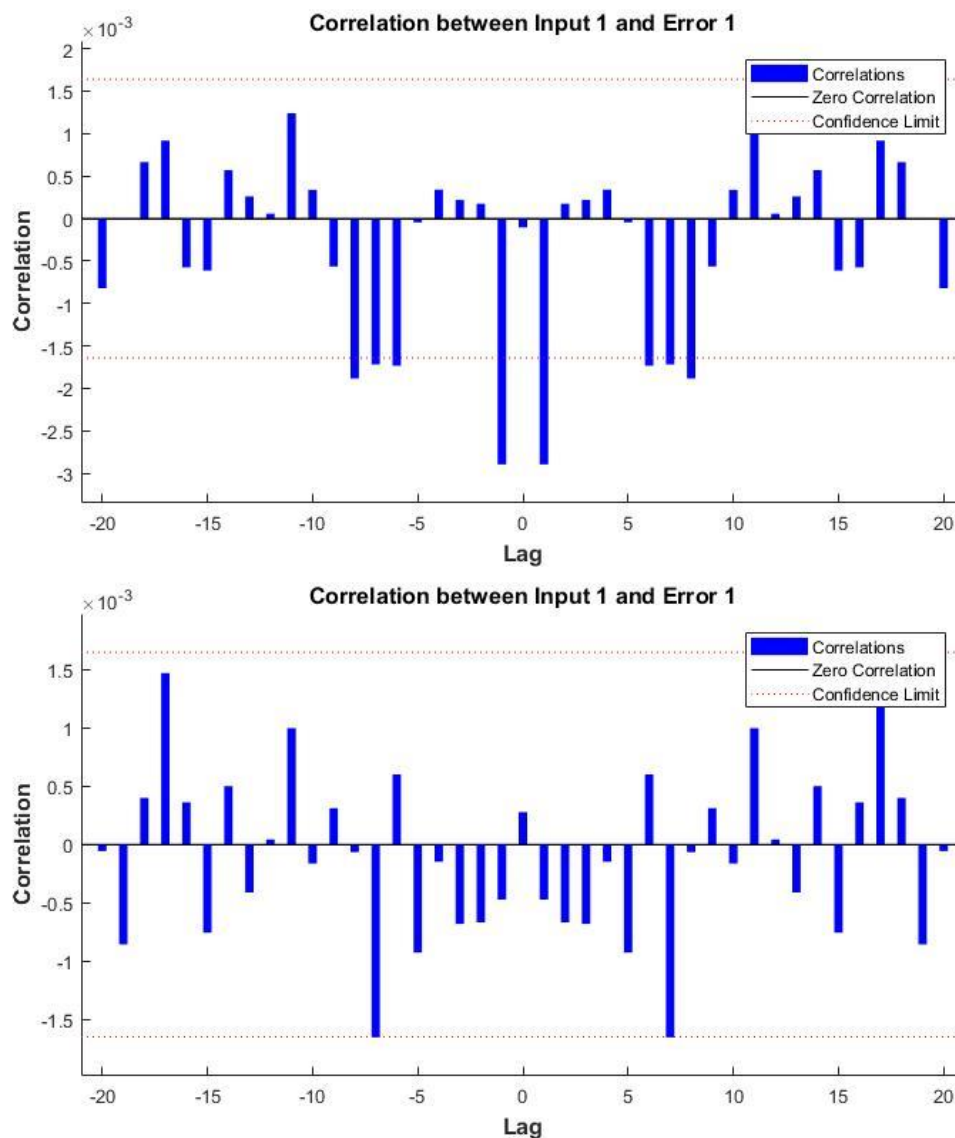
Τα διαγράμματα που παρουσιάζονται στις Εικόνα 29 μέχρι την Εικόνα 31 αναφέρονται οι διασυσχετίσεις σφάλματος με τα δεδομένα εισόδου των δεικτών. Οι διασυσχετίσεις περιγράφουν την εξάρτηση μιας μεταβλητής, στην προκειμένη περίπτωση της χρονοσειράς σφάλματος, με μια άλλη, όπως την χρονοσειρά δεικτών. Θεωρείται ιδανική όταν προσεγγίζει κατά το βέλτιστο βαθμό την μηδενική τιμή συσχέτισης. Στην πλειοψηφία των παρουσιαζόμενων νευρωνικών δικτύων αυτού του κεφαλαίου, τα αποτελέσματα αυτοσυσχέτισης βρίσκονται μέσα στο διάστημα εμπιστοσύνης, εκτός από αυτό με διπλό κρυφό δίκτυο, έξι χρονικών υστερήσεων που έχει την συνολικά βέλτιστη τιμή μέσου τετραγωνικού σφάλματος.



Εικόνα 29. Διασυσχέτιση εισόδων δεικτών με σφάλματα ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 9 και 6 χρονικές υστερήσεις.



Εικόνα 30. Διασυσχέτιση εισόδων δεικτών με σφάλματα ΤΝΔ 5 νευρώνων, με 12 χρονικές υστερήσεις.



Εικόνα 31. Διασυσχέτιση εισόδων δεικτών με σφάλματα για ΤΝΔ δυο κρυφών επιπέδων 10 και 5 νευρώνων, με 6 χρονικές υστερήσεις. Στο πάνω γράφημα απεικονίζεται η εκπαίδευση που απέδωσε το καλύτερο MSE, ενώ στο κάτω αυτή που απέδωσε την καλύτερη τιμή γραμμικής παλινδρόμησης.



### 4.3 Αποτελέσματα σύγκρισης πρόβλεψης επιμονής

Για την πραγματοποίηση αυτής της σύγκρισης, δημιουργήθηκε μια χρονοσειρά από τα δεδομένα βροχόπτωσης, μετατοπισμένα κατά ένα μήνα (ένα χρονικό βήμα) στο μέλλον. Έπειτα, δημιουργήθηκαν εκατοστημόρια των 33 και 66 για τις χρονοσειρές τις βροχόπτωσης του μοντέλου, των πραγματικών δεδομένων και αυτών της πρόβλεψης επιμονής. Διαχωρίστηκαν σε αυτές τις τιμές, ώστε να δημιουργηθούν τρία σύνολα που κατατάσσουν τα δεδομένα σε ξηρούς, ενδιάμεσους και υγρούς μήνες. Η σύγκριση πραγματοποιήθηκε στην ικανότητα των αποτελεσμάτων του μοντέλου να πετυχαίνει την ίδια κατηγορία των πραγματικών δεδομένων, σε σύγκριση με αυτήν της πρόβλεψης επιμονής. Θεωρήθηκε μεγαλύτερης σημασίας η σύγκριση των χειμερινών μηνών, καθώς από την μια τα φαινόμενα των τηλεσυνδέσεων παρουσιάζουν την πιο ισχυρή τους έκφανση, και από η βροχόπτωση στην περιοχή μελέτης παρουσιάζεται περισσότερο στους χειμερινούς μήνες. Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι κανένα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο δεν έχει χαρακτηρίσει ακριβώς καλύτερα από την πρόβλεψη επιμονής, ενώ μόνο δυο από το σύνολο έχουν την ίδια ευστοχία. Τα υπόλοιπα έχουν χαμηλότερη επίδοση. Ενδιαφέρον παρουσιάζει το ότι κανένα από τα νευρωνικά δίκτυα με τις καλύτερες αποδώσεις μέσου τετραγωνικού σφάλματος και γραμμικής παλινδρόμησης δεν προσφέρουν αξιοσημείωτα αποτελέσματα. Παρατηρείται δε, ότι τα νευρωνικά δίκτυα με το μικρότερο αριθμό χρονικών υστερήσεων έχουν μικρότερη απόκλιση από την πρόβλεψη επιμονής, το οποίο έρχεται σε αντιπαράθεση με την θετικότερη απόδοση του αυξανόμενου αριθμού χρονικής υστέρησης.

Πίνακας 3. Αποτελέσματα σύγκρισης με πρόβλεψη επιμονής για χειμερινό τρίμηνο. Οι έγκυρες προβλέψεις αφορούν τις φορές όπου το δίκτυο κατηγοριοποίησε σωστά τους ξηρούς/ενδιάμεσους/υγρούς περιόδους Δεκέμβρη, Ιανουάριου και Φλεβάρη. Στην δίπλα στήλη είναι το ποσοστό επί του συνόλου του χρονικού εύρους μελέτης (35 χρόνια). Επόμενη στήλη αφορά τις σωστές προβλέψεις ξερών τριμήνων, όπως και στην επόμενη που είναι αυτές για τα υγρά τρίμηνα. Στην προτελευταία στήλη βρίσκεται η διαφορά με την πρόβλεψη επιμονής ως προς τις γενικές επιτυχίες. Η %ΔΕ στήλη δείχνει την τιμή της προηγούμενης προς το σύνολο του χρονικού εύρους.

Αρ. Νευρώνων	Χρονική υστέρηση	Έγκυρες προβλέψεις	%	Έγκυρα ξερά	%	Έγκυρα υγρά	%	Σύγκριση με πρόβλεψη επιμονής	%ΔΕ
5	3.1	19	54.3%	9	75.0%	6	50%	-2	-5.7%
5	3.3	21	60.0%	9	75.0%	7	58%	0	0.0%
5	6.1	15	43.0%	6	50.0%	5	42%	-6	-17.1%
5	6.3	13	17.0%	4	33.0%	6	50%	-8	-22.9%
5	6.6	12	34.0%	2	17.0%	5	42%	-9	-25.7%
5	9.3	9	26.0%	4	33.0%	3	25%	-12	-34.3%
5	9.6	5	14.0%	1	8.0%	1	8%	-16	-45.7%
5	9.9	6	17.0%	1	8.0%	3	25%	-15	-42.9%
5	12.1	8	23.0%	4	33.0%	3	25%	-13	-37.1%
5	12.3	13	37.0%	5	42.0%	5	42%	-8	-22.9%
5	12.6	13	37.0%	5	42.0%	2	17%	-8	-22.9%
5	12.9	6	17.0%	2	17.0%	2	17%	-13	-37.1%
5	12.12	8	23.0%	4	33.0%	1	8%	-17	-48.6%
20	3.1	20	57.0%	9	75.0%	7	58%	-1	-2.9%
20	3.3	17	49.0%	7	58.0%	6	50%	-4	-11.4%
20	6.1	14	40.0%	6	50.0%	6	50%	-7	-20.0%
20	6.3	13	37.0%	5	42.0%	5	42%	-8	-22.9%
20	6.6	6	17.0%	2	17.0%	0	0%	-15	-42.9%
10.5	3.1	18	51.0%	6	50.0%	6	50%	-3	-8.6%
10.5	3.3	21	60.0%	9	75.0%	7	58%	0	0.0%
10.5	6.1	15	43.0%	6	50.0%	5	42%	-6	-17.1%
10.5	6.3	11	31.0%	4	33.0%	5	42%	-10	-28.6%
10.5	6.6	15	43.0%	7	58.0%	6	50%	-6	-17.1%
20.10	3.1	19	54.0%	9	75.0%	6	50%	-2	-5.71%
20.10	3.3	21	60.0%	9	75.0%	7	58%	0	0.00%
20.10	6.1	12	34.0%	4	33.0%	6	50%	-9	-25.71%
20.10	6.3	6	17.0%	1	8.0%	2	17%	-15	-8.00%
20.10	6.6	13	37.0%	4	33.0%	6	50%	-15	-42.86%

Στον Πίνακα 4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προβλέψεων επιμονής, πάνω στα οποία έχει γίνει η σύγκριση των αποτελεσμάτων των εκπαιδευμένων δικτύων. Να σημειωθεί ότι οι τιμές που αφορούν τα τρίμηνα και τα εξάμηνα δεν είναι τα επιμέρους αθροίσματα των μηνών που τα αποτελούν, αλλά ξεχωριστοί υπολογισμοί. Τα ποσοστά πρόβλεψης κρίνονται ιδιαίτερα καλά, πράγμα που σημαίνει ότι για την περίοδο που εξετάστηκε οι διακυμάνσεις βροχόπτωσης ήταν μικρές.

Πίνακας 4. Αποτελέσματα επιτυχών προβλέψεων για πρόβλεψη επιμονής

	NOE	ΔΕΚ	ΙΑΝ	ΦΕΒ	ΜΑΡ	ΔΙΦ	ΝΔΙΦΜ
ΓΕΝΙΚΟ	16	9	16	13	18	21	19
ΓΕΝΙΚΟ %	46%	26%	46%	37%	51%	60%	54%
ΞΗΡΟ	6	4	6	4	7	9	7
ΞΗΡΟ%	50%	33%	50%	33%	58%	75%	58%
ΥΓΡΟ	6	3	6	7	6	7	9
ΥΓΡΟ%	50%	25%	50%	58%	50%	58%	75%

Στον Πίνακα 5 παρουσιάζονται οι επιτυχείς προβλέψεις για τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου 5 νευρώνων και χρονικής υστέρησης 3 μηνών για δείκτες και βροχόπτωση. Και σε αυτή την περίπτωση φαίνεται να υπάρχει μια ικανοποιητική ικανότητα χαρακτηρισμού του τριμήνου και εξαμήνου, η οποία όμως εκπίπτει στους ξεχωριστούς μήνες.

Πίνακας 5. Αποτελέσματα επιτυχών προβλέψεων ΤΝΔ 5/03.03

	NOE	ΔΕΚ	ΙΑΝ	ΦΕΒ	ΜΑΡ	ΔΙΦ	ΝΔΙΦΜ
ΓΕΝΙΚΟ	13	9	13	15	17	21	23
ΓΕΝΙΚΟ %	37%	26%	37%	43%	49%	60%	66%
ΞΗΡΟ	5	3	5	5	6	9	10
ΞΗΡΟ%	42%	25%	42%	42%	50%	75%	83%
ΥΓΡΟ	5	3	4	5	6	8	8
ΥΓΡΟ%	42%	25%	33%	42%	50%	67%	67%

Ο Πίνακας 6 αποτελεί την σύγκριση των δυο παραπάνω πινάκων. Παρατηρείται ότι η διαφορά των δυο χρονοσειρών είναι ελάχιστη στους εξεταζόμενους μήνες, ενώ σχεδόν ταυτίζονται τα ποσοστά επιτυχίας στο τρίμηνο. Στο εξάμηνο, το νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει ελαφρώς χαμηλότερα αποτελέσματα.

Πίνακας 6 Σύγκριση επιτυχών προβλέψεων του ΤΝΔ 5/03.03

	NOE	ΔΕΚ	ΙΑΝ	ΦΕΒ	ΜΑΡ	ΔΙΦ	ΝΔΙΦΜ
ΓΕΝΙΚΟ	3	0	3	-2	1	0	-4
ΓΕΝΙΚΟ %	8.57%	0.00%	8.57%	-5.71%	2.86%	0.00%	-11.43%
ΞΗΡΟ	1	1	1	-1	1	0	-3
ΞΗΡΟ %	8.33%	8.33%	8.33%	-8.33%	8.33%	0.00%	-25.00%
ΥΓΡΟ	1	0	2	2	0	-1	1
ΥΓΡΟ %	8.33%	0.00%	16.67%	16.67%	0.00%	-8.33%	8.33%

Στον Πίνακα 7 εμφανίζονται τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου δυο κρυφών επιπέδων, με είκοσι και δέκα κόμβους αντίστοιχα, και αμφότερη χρονική υστέρηση τριών μηνών. Δεν παρατηρείται καμιά σημαντική διαφορά μεταξύ των δυο αρχιτεκτονικών

δικτύου. Και σε αυτή την περίπτωση βέβαια επιτυγχάνονται όχι πολύ περισσότερο από τις σωστές κατατάξεις, αριθμός που βελτιώνεται για τις κατατάξεις τριμήνου και εξαμήνου.

**Πίνακας 7. Αποτελέσματα επιτυχών προβλέψεων ΤΝΔ 2010/03.03**

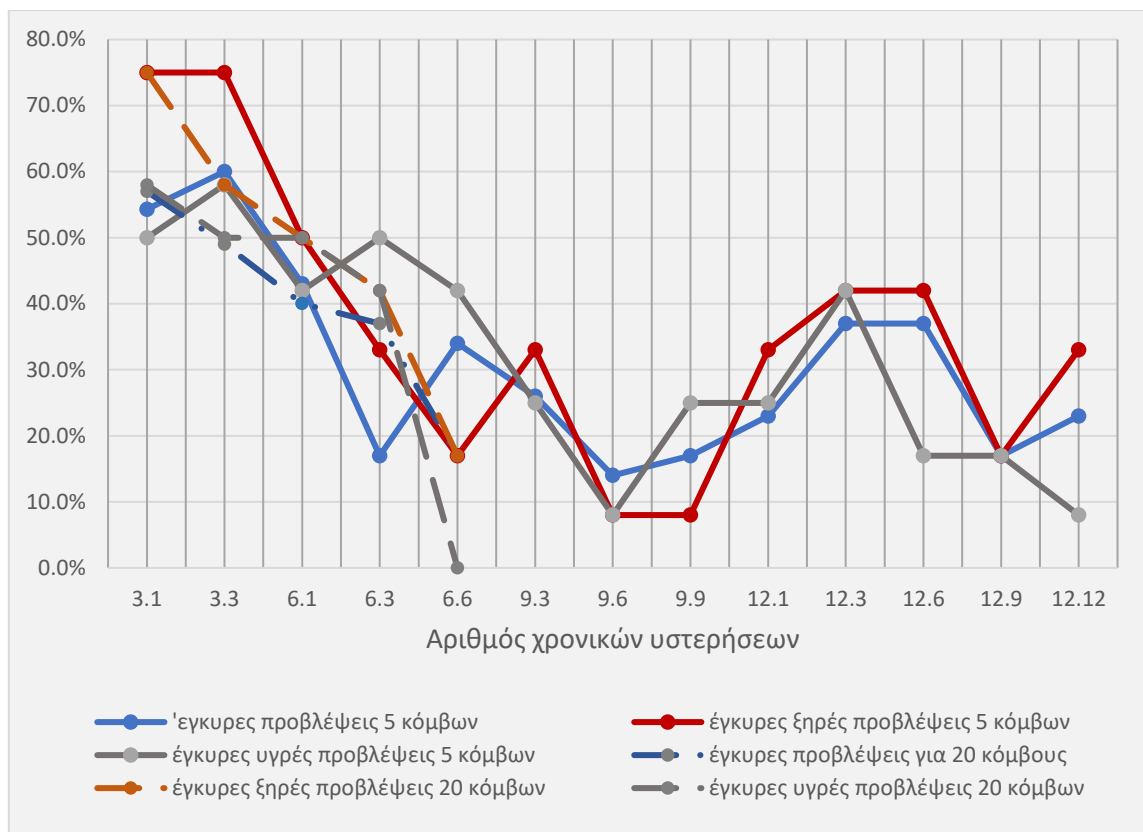
	NOE	ΔΕΚ	ΙΑΝ	ΦΕΒ	ΜΑΡ	ΔΙΦ	ΝΔΙΦΜ
<b>ΓΕΝΙΚΟ</b>	11	9	15	15	14	21	19
<b>ΓΕΝΙΚΟ %</b>	31%	26%	43%	43%	40%	60%	54%
<b>ΞΗΡΟ</b>	5	3	6	6	7	9	7
<b>ΞΗΡΟ %</b>	42%	25%	50%	50%	58%	75%	58%
<b>ΥΓΡΟ</b>	4	3	5	6	4	7	8
<b>ΥΓΡΟ %</b>	33%	25%	42%	50%	33%	58%	67%

Στον Πίνακα 8 εμφανίζονται πάλι αποτελέσματα που δείχνουν ότι δεν διαφέρουν πολύ οι κατατάξεις του νευρωνικού δικτύου από αυτές της πρόβλεψης επιμονής. Αξιοσημείωτη είναι ότι στα αποτελέσματα τριμήνου και εξαμήνου, οι επιτυχείς προβλέψεις των δυο νευρωνικών δικτύων ταυτίζονται αριθμητικά.

**Πίνακας 8. Σύγκριση προβλέψεων για ΤΝΔ 2010/03.03**

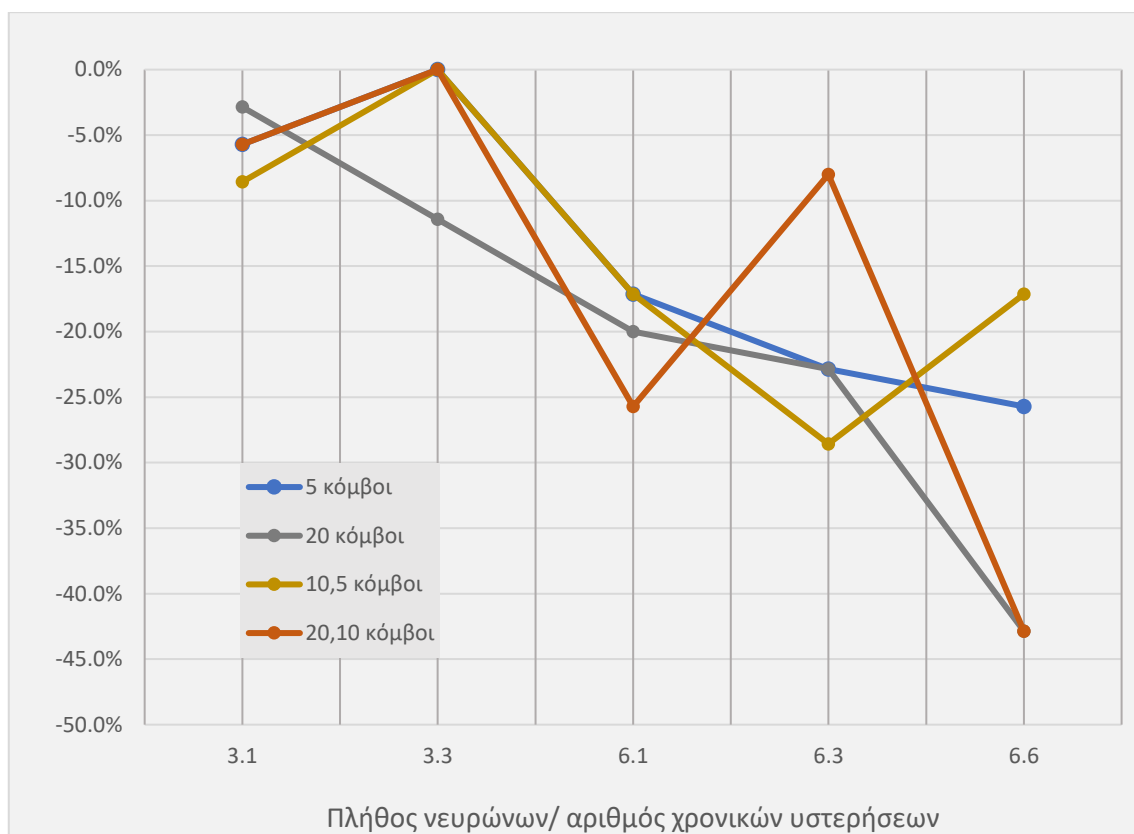
	NOE	ΔΕΚ	ΙΑΝ	ΦΕΒ	ΜΑΡ	ΔΙΦ	ΝΔΙΦΜ
<b>ΓΕΝΙΚΟ</b>	-2	0	2	0	-3	0	-4
<b>ΓΕΝΙΚΟ %</b>	-5.71%	0.00%	5.71%	0.00%	-8.57%	0.00%	-11.43%
<b>ΞΗΡΟ</b>	0	0	1	1	1	0	-3
<b>ΞΗΡΟ %</b>	0.00%	0.00%	8.33%	8.33%	8.33%	0.00%	-25.00%
<b>ΥΓΡΟ</b>	-1	0	1	1	-2	-1	0
<b>ΥΓΡΟ %</b>	-8.33%	0.00%	8.33%	8.33%	-16.67%	-8.33%	0.00%

Μια συνολική εικόνα για την εξέλιξη των έγκυρων προβλέψεων σε αυτά τα δυο νευρωνικά δίκτυα που έχουν την καλύτερη σύγκριση, δίνονται στο Γράφημα 21. Φαίνεται ότι η εκτίμηση των κατηγοριών μηνιαίας βροχόπτωσης φθίνει με την αύξηση του αριθμού των υστερήσεων. Σχηματίζεται η άποψη ότι το πιο απλό δίκτυο έχει καλύτερη ικανότητα κατηγοριοποίησης σε λίγα βήματα, ενώ πραγματοποιείται μεγαλύτερη μείωση συγκριτικά με το πιο σύνθετο, στα περισσότερα βήματα.



Γράφημα 21. Ποσοστά επιτυχών προβλέψεων για τα βέλτιστα ΤΝΔ

Όπως προαναφέρθηκε, η συνολική εικόνα στην σύγκριση παρουσιάζει τα αποτελέσματα των νευρωνικών δικτύων να υστερούν συγκριτικά με αυτά της πρόβλεψης επιμονής, όπως φαίνεται στο Γράφημα 22. Και εδώ παρατηρείται μια μείωση της ικανότητας κατηγοριοποίησης με την αύξηση των χρονικών υστερήσεων.



Γράφημα 22. Ποσοστιαία σύγκριση επιτυχίας ΤΝΔ με πρόβλεψη επιμονής

## 5 ΣΥΖΗΤΗΣΗ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο άθροισμά τους τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας κρίθηκαν ικανοποιητικά, με τις τιμές όλων των δοκιμών να κυμαίνονται σε παραπλήσια μεγέθη, τόσο στο κριτήριο του ελάχιστου σφάλματος όσο και σε αυτό της γραμμικής παλινδρόμησης. Πρέπει να αναφερθεί ότι στο αποτέλεσμα, φάνηκε ότι παρά την θετική επίδραση που είχε η αύξηση του μεγέθους του νευρωνικού δικτύου, όσο και το πλήθος των χρονικών υστερήσεων που λήφθηκαν για τα δεδομένα εισόδου της εκπαίδευσης, η βελτίωση των αποτελεσμάτων ήταν αρκετά μικρή. Παρόλα αυτά, φάνηκε να υπάρχει μια αυξομειωτική τάση ως προς το ποιοι συνδυασμοί δημιουργούν νευρωνικά δίκτυα που αποδίδουν καλύτερα βάση των επιλεγμένων κριτηρίων. Πιο συγκεκριμένα, η χρήση ίδιων χρονικών υστερήσεων φαίνεται να αφαιρεί ένα χαρακτηριστικό περιπλοκότητας το οποίο διαφορετικά καλούνται τα νευρωνικά δίκτυα να ερμηνεύσουν μέσω της εκπαίδευσής τους.

Σε μια ποιοτική ανάλυση, όπως αυτή που πραγματοποιήθηκε μέσω της σύγκρισης των αποτελεσμάτων των δικτύων και της πρόβλεψης επιμονής, φάνηκε ότι τα πρώτα υστερούσαν στην κατηγοριοποίηση τόσο των μηνών, όσο αθροιστικά των χειμερινών τριμήνων και εξαμήνων. Παρόλα αυτά, τα ποσοστά επιτυχούς χαρακτηρισμού των επιλεγμένων νευρωνικών δικτύων βρέθηκαν σε επαρκές επίπεδο, με την ανάγκη για περαιτέρω μελέτη να βρίσκεται στο ερώτημα για ποιόν λόγο η μικρότερη ικανότητα πρόβλεψης βρίσκονταν στην κατηγορία των υγρών μηνών.

Τα νευρωνικά δίκτυα με τα καλύτερα αποτελέσματα είναι αυτά του διπλού κρυφού επιπέδου με δέκα και πέντε νευρώνες αντίστοιχα, και χρονική υστέρηση των έξι μηνών. Από την σύγκριση με την πρόβλεψη επιμονής, το νευρωνικό δίκτυο που προέκυψε με την καλύτερη συμπεριφορά είναι αυτό που αποτελείται από δυο κρυφά επίπεδα των είκοσι και δέκα κόμβων, με χρονική υστέρηση των έξι μηνών. Η ικανότητα των επιλεγμένων δικτύων να προβλέπουν την βροχόπτωση μπορεί να χρησιμοποιηθεί εισάγοντας σε αυτά δεδομένα μελλοντικών προβλέψεων των δεικτών. Αποδεικνύεται ότι είναι ευκολότερη και πιο ακριβής σε μεγαλύτερη χρονική κλίμακα η πρόβλεψη των χρονοσειρών από την πρόβλεψη βροχόπτωσης (Vicente-Serrano & Trigo, 2011). Μια άλλη διάσταση στην περίπτωση της πρόγνωσης, είναι ότι η κλιματική αλλαγή φαίνεται να επηρεάζει με συγκεκριμένο πρόσημο μερικούς δείκτες (Gillett et al., 2003). Είναι απαραίτητο να ειπωθεί ότι τα αποτελέσματα βροχόπτωσης σε αυτή την περίπτωση θα εμπεριέχουν το αναμενόμενο σφάλμα πρόγνωσης του νευρωνικού δικτύου όπως αυτό που παρουσιάστηκε στα αποτελέσματα. Επιπλέον, θα εμπεριέχουν το σφάλμα που προκύπτει από την αβεβαιότητα πρόβλεψης των δεικτών.

Κοιτάζοντας το σύνολο των αποτελεσμάτων, δεν διαφαίνεται η ύπαρξη ενός αποκλειστικού συνδυασμού δεικτών τηλεσυνδέσεων που μπορεί να περιγράψει την υπό μελέτη περιοχή. Η αρχική εκτίμηση ήταν, ότι αν υπάρχει ένας τέτοιος συνδυασμός, θα εμφανίζονταν με σημαντική συχνότητα μέσα από τις διάφορες δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν. Ένας λόγος που μπορεί να συνέβη αυτό, είναι το γεγονός ότι η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι κατά βάση μια τυχαία διαδικασία. Στις αδυναμίες της παρούσας εργασίας μπορεί να περιληφθεί ο μικρός αριθμός

επανεκπαιδεύσεων του ίδιου συνδυασμού εισόδων στο νευρωνικό δίκτυο. Ακόμη, φυσικές ερμηνείες είναι δύσκολο να αντληθούν από τις μεταβλητές του «μαύρου κουτιού» που περιέχει αυτή η μορφή μηχανικής μάθησης. Ένα ακόμη εμπόδιο στην υλοποίηση της εργασίας ήταν η ύπαρξη σχετικά μικρού όγκου δεδομένων, καθώς η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου θεωρείται ότι απαιτεί δεδομένα της τάξης των χιλίων.

Ως περεταίρω μελέτη, κρίνεται ωφέλιμη η χρήση επιπλέον συνδυασμών χρονικών υστερήσεων, ιδιαίτερα από την στιγμή που στην υπάρχουσα έρευνα κρίθηκαν ότι βελτιώνουν εν μέρει την επίδοση. Ο εμπλουτισμός των δεδομένων εισόδου με στοιχεία που έχουν ληφθεί από παρατηρούμενα δεδομένα θεωρείται ενδεικτικός, παρόλα αυτά είναι πιθανόν να εμπεριέχει τον κίνδυνο η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου να βασιστεί περισσότερο στα νέα δεδομένα. Μια αξιολόγηση της ικανότητας να προβλέπει μελλοντικές τιμές βροχόπτωσης της χρονοσειράς πάνω στην οποία έχει εκπαιδευτεί είναι στις δυνατότητες της μελλοντικής έρευνας. Τέλος, η εφαρμογή του επιλεγμένου νευρωνικού δικτύου σε διάφορες υδρολογικές λεκάνες, ώστε να προσδιοριστεί η καθολικότητα εφαρμογής του μοντέλου

Στον αντίποδα, η ικανοποιητική απόδοση, η επεξεργαστική ευκολία και η απαίτηση για λιγότερα δεδομένα παρατήρησης που έχει αυτή η μορφή μοντελοποίησης, αφήνει ανοιχτή την πόρτα για περαιτέρω έρευνα ενός χώρου που συνεχώς εξελίσσεται, και την εφαρμογή του σε ένα τόσο περίπλοκο πεδίο όσο αυτό της μετεωρολογίας και της κλιματολογίας. Ενδεικτικά, η χρήση πιο περίπλοκων μορφών μηχανικής εκμάθησης, όπως αυτής των Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων, είναι δυνατόν να επιφέρουν καλύτερη αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, όπως και μια πιο ευκολία στην προσαρμογή του σε παρόμοια σύνολα δεδομένων.

Όσον αφορά τις τηλεσυνδέσεις από όπου προέκυψαν οι δείκτες που μελετήθηκαν, απαιτείται περισσότερη έρευνα ως προς το τρόπο της επίδρασής τους, καθώς και η πιθανή ύπαρξη τηλεσυνδέσεων που δεν έχουν παρατηρηθεί ακόμη. Η μη τυχαιότητα που διακατέχει την συμπεριφορά τους είναι πλέον αποδεδειγμένη, ασαφή όμως είναι τα όρια και η ακριβής περιοχή επίδρασής τους. Πρόκεινται για χρονοσειρές με αρκετά μεγάλο θόρυβο, οι οποίες όμως, συνεχώς θα εμπλουτίζονται με καινούργια δεδομένα. Ίσως λοιπόν, ο χρόνος να είναι με το μέρος της αποσαφήνισής.



## 6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Barnston, A. G., & R.E. Livezey. (1987). *Classification, Seasonality and Persistence of Low-Frequency Atmospheric Circulation Patterns*. *Monthly Weather Review*, 115, 1083–1126.
- Bridgman, H., & Oliver, J. (2006). *The Global Climate System Patterns, Processes, and Teleconnections*. Cambridge University Press.
- Change, E., Duguay, C. R., Geodynamics, A., & Benn, E. K. (2012). *Climates, Landscapes, and Civilizations*. American Geophysical Union.
- Gillett, N. P., Graf, H. F., & Osborn, T. J. (2003). *Climate change and the North Atlantic oscillation*. *Geophysical Monograph Series*, 134(April 2020), 193–209.
- Gruber, J. (1948). Irrigation and Land Use in Ancient Mesopotamia. *Agricultural History*, 22(2), 69–77.
- Hoskins, B. (2013). *The potential for skill across the range of the seamless weather-climate prediction problem: A stimulus for our science*. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 139(672), 573–584.
- Kandel, E. R. (2012). *Principles of Neural Science* (E. Kandel, J. Schwartz, T. Jessell, S. Siegelbaum, & A. J. Hudspeth (eds.); 5th ed.). Elsevier.
- Labat, D. (2010). *Cross wavelet analyses of annual continental freshwater discharge and selected climate indices*. *Journal of Hydrology*, 385(1–4), 269–278.
- Lutgens, F., & Tarbuck, E. (2016). *The atmosphere, an introduction to meteorology* (13th ed.). Pearson Education.
- Novak, D. R. (2015). *Weather Forecasting: Operational Meteorology*. In *Encyclopedia of Atmospheric Sciences: Second Edition* (Second Ed., Vol. 4). Elsevier.
- Rodríguez-Puebla, C., Encinas, A. H., & Sáenz, J. (2001). *Winter precipitation over the Iberian peninsula and its relationship to circulation indices*. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(2), 233–244.
- Shuman, F. (1989). *History of Numerical Weather Prediction at the National Meteorological Center*. *Weather and Forecasting*, 4, 286–296.
- Stenseth, N. C., Ottersen, G., Hurrell, J. W., Mysterud, A., Lima, M., Chan, K. S., Yoccoz, N. G., & Ådlandsvik, B. (2003). *Studying climate effects on ecology through the use of climate indices: The North Atlantic Oscillation, El Niño Southern Oscillation and beyond*. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 270(1529), 2087–2096.

- Stephenson, D. B., Wanner, H., Brönnimann, S., & Luterbacher, J. (2003). *The history of scientific research on the north atlantic oscillation*. *Geophysical Monograph Series*, 134, 37–50.
- Tamburino, A. (2010). *Water Technology in Ancient Mesopotamia*. In *Ancient Water Technologies* (pp. 1–280). Springer.
- Vicente-Serrano, S. M., & Trigo, R. M. (2011). *Hydrological, Socioeconomic and Ecological Impacts of the North Atlantic Oscillation in the Mediterranean Region* (S. Vicente- Serrano & R. M. Trigo (eds.)). Springer.
- Wallace, J., & Hobbs, P. (2006). *Atmospheric Science, An Introductory Survey*. *In Foreign Affairs* (2nd ed., Issue 2). Elsevier.
- Wallace, J. M., & Gutzler, D. S. (1981). *Teleconnections in the geopotential height field during the Northern Hemisphere winter*. *Monthly Weather Review*, 109(4), 784–812.