ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΥΔΡΟΔΥΝΑΜΙΚΩΝ ΙΔΙΟΤΗΤΩΝ ΣΤΟ ΝΟΤΙΟ-ΑΝΑΤΟΛΙΚΟ ΙΟΝΙΟ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ NARX

Μακρόπουλος Δημήτρης

Μεταπτυχιακό : Μαθηματική Προτυποποίηση στις Σύγχρονες Τεχνολογίες και τα Οικονομικά.

Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

Σημείωση

Η διπλωματική εργασία πραγματοποιήθηκε υπό την εποπτεία του καθηγητή στον Τομέα Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Στέφανου Κόλλια. Με βοήθησε στα πλαίσια του σεμιναρίου με αντικείμενο τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα να καταλάβω την αρχιτεκτονική, τον μηχανισμό και την ιδιαίτερη ‘φυσική’ τους. Τον ευχαριστώ θερμά.

Τα δεδομένα θερμοκρασίας και αλατότητας από τον σταθμό στην Πύλο μου τα παρείχε ο φυσικός Δημήτρης Κάσσης, υποψήφιος διδάκτορας και ερευνητής στο ΕΛΚΕΘΕ. Παράλληλα με βοήθησε να καταλάβω το φυσικό φαινόμενο και τον τρόπο με τον οποίο αυτό εξελίσσεται μέσα από τη συμπεριφορά των παραμέτρων του. Τον ευχαριστώ θερμά.

Δημήτρης Μακρόπουλος

ΑΝΑΛΥΣΗ ΥΔΡΟΔΥΝΑΜΙΚΩΝ ΙΔΙΟΤΗΤΩΝ ΣΤΟ ΝΟΤΙΟ-ΑΝΑΤΟΛΙΚΟ ΙΟΝΙΟ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ NARX[1].

Μακρόπουλος Δημήτρης

Μεταπτυχιακό Μαθηματικής Προτυποποίησης, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

Σκοπός της εργασίας που ακολουθεί είναι η ανάλυση και η διερεύνηση της συμπεριφοράς των υδροδυναμικών ιδιοτήτων μαζών νερού σε επιφανειακά και ενδιάμεσα βάθη (1-100m και 250-500m αντίστοιχα) στη βάση ενός συνόλου δεδομένων θερμοκρασίας και αλατότητας που συλλέχθηκε από το Ελληνικό Κέντρο Θαλάσσιων Ερευνών στο Νότιο – Ανατολικό Ιόνιο. Στα πλαίσια αυτής της μελέτης διαφορετικές αρχιτεκτονικές του νευρωνικού δικτύου NARX (Neural Autoregressive with eXogeneous Inputs) χρησιμοποιούνται με στόχο να διερευνηθεί η δυνατότητα πρόβλεψης της χρονοσειράς αλατότητας για διάφορα βάθη. Παρατηρείται ότι το μοντέλο NARX έχει πολύ ικανοποιητική απόδοση στην πρόβλεψη της αλατότητας σε μεγάλα ενδιάμεσα βάθη (400 και 500m) όπου οι υδροδυναμικές ιδιότητες χαρακτηρίζονται από ισχυρή ομοιογένεια. Με τον συγκερασμό μαζών νερού διαφορετικής προέλευσης η ομοιογένεια των υδροδυναμικών ιδιοτήτων υποβαθμίζεται αλλοιώνοντας την ικανότητα πρόβλεψης του μοντέλου. Κατά συνέπεια το μοντέλο NARX μπορεί παράλληλα με την προβλεπτική ικανότητα σε μεγάλα βάθη να υιοθετηθεί για την ανάλυση και εντοπισμό στο χώρο και το χρόνο της σύγκλισης μαζών νερού διαφορετικής προέλευσης.

I. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η έρευνα βασίζεται σε ανάλυση μετρήσεων θερμοκρασίας και αλατότητας που έχουν υλοποιηθεί σε σταθμό στην Πύλο που έχει τοποθετηθεί από το Ελληνικό Κέντρο Θαλάσσιων Ερευνών (ΕΛΚΕΘΕ) στα πλαίσια του προγράμματος POSEIDON –II. Ο σταθμός βρισκεται σε απόσταση περίπου 15 km από τη δυτική ακτή της ανατολικής Πελοποννήσου στο νοτιο-ανατολικό Ιόνιο. Στο γεωγραφικό σημείο στο οποίο έχει τοποθετηθεί ο σταθμός συναντιούνται υγρές μάζες διαφορετικής προέλευσης, που έχουν σχηματιστεί στο Αιγαίο, την Αδριατική Θάλασσα, την Λεβαντίνη και τη δυτική Μεσόγειο όπως φαίνεται στον παρακάτω χάρτη[2]. Αναμένεται οι μετρήσεις θερμοκρασίας και αλατότητας να παράγουν χρονοσειρές που να αποτυπώνουν μέσα από την συμπεριφορά τους τη σύνθετη φυσική που προκύπτει από την επικοινωνία των μαζών νερού που συναντιούνται.

[1] Neural AutoRegressive eXogenous Input.

[2] Χάρτης που έχει μεταφερθεί αυτούσιος από το paper : Hydronynamic properties of the South Ionian Sea based on the POSEIDON Pylos observatory. **Kassis D.*, Nittis K., Perivoliotis L., Chondronasios A., Petihakis G. & Pagonis P.** *Institute of Oceanography, Hellenic Centre for Marine Research*

Μια μάζα νερού ορίζεται αυστηρά από τις παραμέτρους της θερμοκρασίας και αλατότητας. Οι ιδιότητες αυτές χαρακτηρίζονται από τους ωκεανογράφους ως συντηρητικές ιδιότητες, δηλαδή ιδιότητες που από τη στιγμή που θα διαμορφωθούν στα επιφανειακά στρώματα, μεταβάλλονται κάτω από αυτά, μόνο διαμέσου του συγκερασμού τους με μάζες νερού[3] διαφορετικής προέλευσης. Εάν μια νεοσχηματιζόμενη μάζα νερού είναι περισσότερο πυκνή από τις μάζες νερού που την περιβάλλουν καταβυθίζεται σε ένα επίπεδο που καθορίζεται πάντα από αυτή την σχετική της πυκνότητα[4]. Η πυκνότητα με τη σειρά της είναι συνάρτηση της θερμοκρασίας και της αλατότητας. Μάζες νερού με μεγαλύτερη αλατότητα είναι περισσότερο πυκνές, αφού τα διαλυμένα άλατα σε αυτήν αυξάνουν την μάζα ανά μονάδα όγκου ενώ θερμότερα νερά είναι λιγότερα πυκνά από τα ψυχρότερα εξαιτίας της διαστολής στην οποία υπόκεινται. Κατά συνέπεια η θαλάσσια κυκλοφορία μαζών καθορίζεται από τα χαρακτηριστικά θερμοκρασίας και αλατότητας τα οποία σε τελική ανάλυση παράγουν μια θαλάσσια διαστρωμάτωση, την κάθετη δομή των θαλάσσιων μαζών.

Στα πλαίσια της εργασίας που ακολουθεί και διαμέσου ενός νευρωνικού δικτύου **NARX** επιχειρείται να αναπτυχθεί ένα μοντέλο που να διερευνά τη συμπεριφορά των υδροδυναμικών ορισμάτων, της θερμοκρασίας και της αλατότητας. Η δυνατότητα πρόβλεψης επί των χρονοσειρών αναμένεται να εξαρτάται από το βάθος στο οποίο πραγματοποιείται η μέτρηση. Στο μικτό επιφανειακό στρώμα, η διαρκής μίξη των θαλάσσιων μαζών αλλά και η επαφή θαλάσσιων στρωμάτων με την ατμόσφαιρα αυξάνουν τη διασπορά θερμοκρασίας και αλατότητας με αποτέλεσμα να καθίσταται αδύνατη κάθε δυνατότητα πρόβλεψης της συμπεριφοράς των υδροδυναμικών ιδιοτήτων. Στα ενδιάμεσα στρώματα όμως οι θαλάσσιες μάζες έχουν πια σχηματιστεί, είναι περισσότερο ομογενείς, με σχετικά σταθερή πυκνότητα. Το ερώτημα το οποίο καλείται να απαντήσει η εργασία αυτή έχει δύο σκέλη :

Α. Μπορεί στα ενδιάμεσα βάθη να παραχθεί επιτυχημένη πρόβλεψη της συμπεριφοράς των υδροδυναμικών ιδιοτήτων;

Β. Μπορεί το μοντέλο πρόβλεψης να αναγνωρίσει με ασφαλή τρόπο τον χρόνο εμφάνισης νέων θαλάσσιων μαζών ;

Η μελέτη που ακολουθεί έχει την ακόλουθη δομή. Αρχικά αναλύεται συνοπτικά η φυσική του πρόβλήματος τόσο στα επιφανειακά στρώματα όσο και στα πιο βαθιά ενδιάμεσα στρώματα. Στη συνέχεια ακολουθεί, μια συνοπτική στατιστική ανάλυση που ακολουθείται από την ανάλυση του προβλήματος της στασιμότητας των χρονοσειρών η οποία πραγματοποιείται από την ανάλυση των συναρτήσεων αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης και το τεστ Phillips-Perron. Ακολουθεί αναφορά στη θεωρία των νευρωνικών δικτύων NARX και αναπτύσσονται οι δύο θεμελιώδεις αρχιτεκτονικές του μοντέλου. Τέλος παρουσιάζεται η πρόγνωση του μοντέλου και τα χαρακτηριστικά της. Αποδεικνύεται ότι στα πιο βαθιά ενδιάμεσα στρώματα στα 400m και 500m η ελαχιστοποίηση του σφάλματος είναι ικανοποιητική και η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου επικυρώνεται. Στα πλαίσια αυτής της πρόγνωσης επιχειρείται να απαντηθεί το ερώτημα σχετικά με την αναγνώριση και τον χρονικό εντοπισμό νέων θαλάσσιων μαζών στη βάση του τρόπου λειτουργίας του δικτύου.

[3] Hydrographic characteristics of water masses and circulation in the Northern Ionian Sea, Giorgio Budillon, Nadia Lo Bue, Giuseppe Siena, Giancarlo Spezie

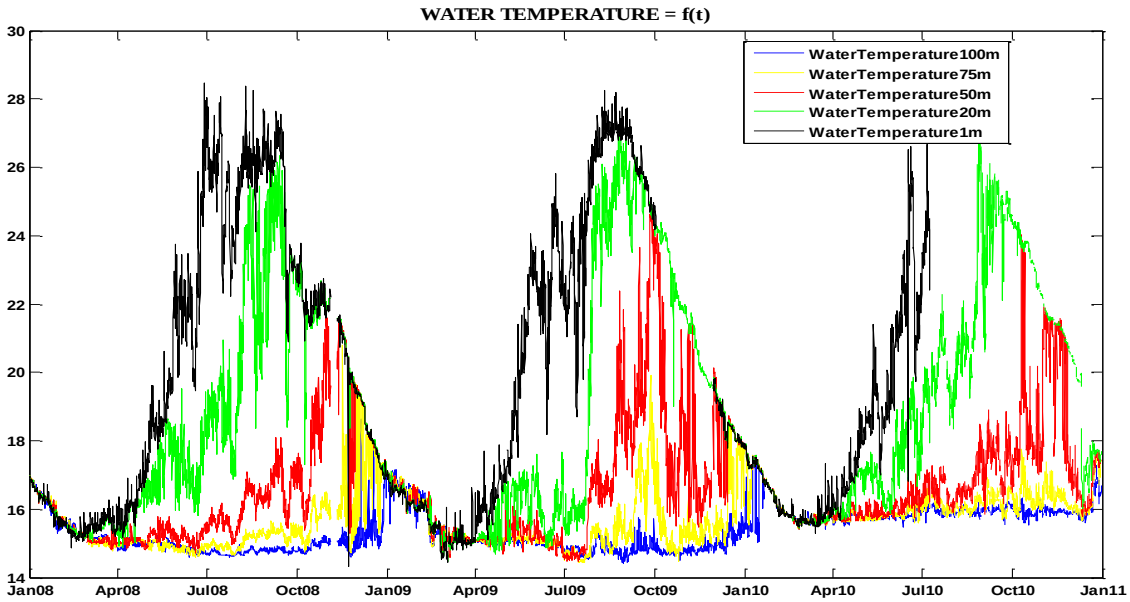
[4] Investigation and the analysis of water masses at Pakistan Coastal Regions, New York Science Journal. ISSN 1554 – 0200. M.Waheed uz Zaman, M.Ayub Khan Yousouf zai

II. ΘΕΩΡΙΑ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΥ ΚΑΙ ΜΕΤΑΤΟΠΙΣΗΣ ΘΑΛΑΣΣΙΩΝ ΜΑΖΩΝ

Α. ΤΟ ΦΥΣΙΚΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΣΤΑ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΑ ΣΤΡΩΜΑΤΑ

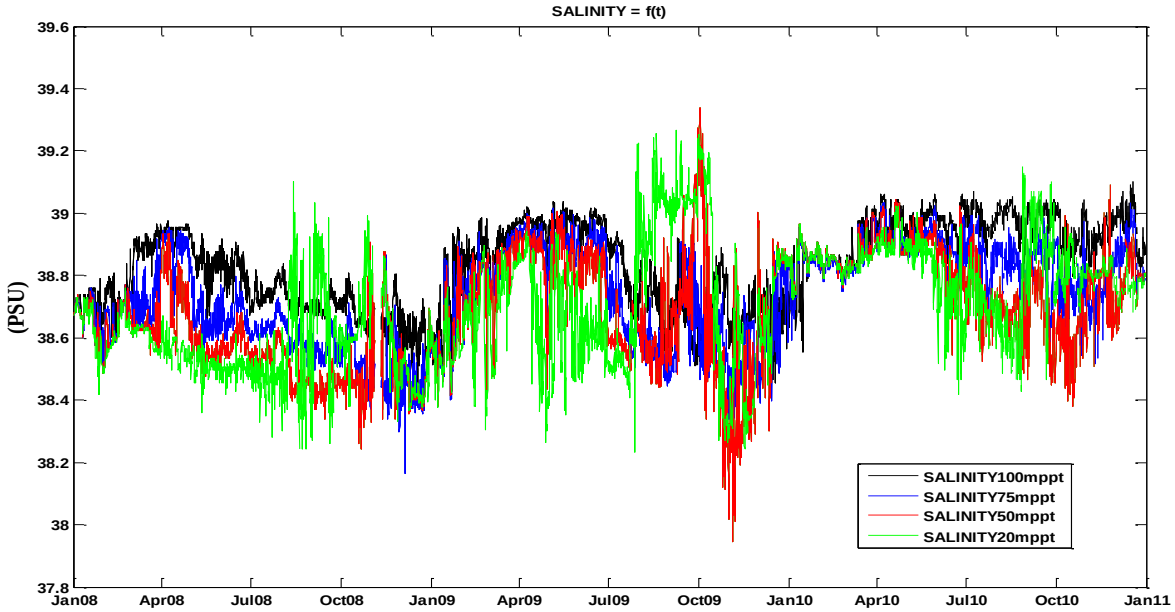
Η δημιουργία μαζών νερού είναι ένα φυσικό φαινόμενο που λαμβάνει χώρα κατά βάση στα επιφανειακά στρώματα νερού. Τα στρώματα αυτά γίνονται ο δέκτης μέσα από τον οποίο πραγματοποιείται η επικοινωνία μεταξύ ατμόσφαιρας και θάλασσας διαμέσου της μεταφοράς θερμότητας και οξυγόνου. Κατά την διάρκεια των θερινών μηνών, τα στρώματα αυτά εισάγουν και αποθηκεύουν θερμότητα η οποία μετατοπίζεται στο κάθετο επίπεδο με περιορισμένο τρόπο μέχρι τα 50– 150m βάθος κυρίως μέσα από την δράση των ανέμων. Κάτα το κάθετο επίπεδο αυτού του επιφανειακού μικτού στρώματος, η θερμοκρασία μειώνεται απότομα με το βάθος δημιουργώντας ένα μεταβατικό στρώμα που ονομάζεται εποχικό θερμοκλινές[5]. Κατά συνέπεια το εποχικό θερμοκλινές είναι ρηχό κατά τη διάρκεια των θερινών μηνών και βαθύ κατά τη διάρκεια των χειμερινών μηνών. Πράγματι κατά τους θερινούς μήνες επικρατούν υψηλές θερμοκρασίες που αραιώνουν την πυκνότητα των επιφανειακών στρωμάτων λειτουργώντας αποτρεπτικά για την καταβύθισή τους.

Στον σταθμό που τοποθετήθηκε στο Ιόνιο οι χρονοσειρές που αφορούν την θερμοκρασία στο μικτό επιφανειακό στρώμα από 1 – 100m απεικονίζονται στη γραφική παράσταση που ακολουθεί. Από το σχήμα παρατηρείται όπως αναμενόταν διασπορά, που είναι συνάρτηση της εποχικότητας και του βάθους. Πράγματι παρατηρείται έντονη αύξηση της απόλυτης θερμοκρασίας και διακύμανσης ανά χρονοσειρά κατά τους θερινούς μήνες εξαιτίας της ανταλλαγής θερμότητας με την ατμόσφαιρα, η οποία όμως υποβαθμίζεται καθώς αυξάνει το βάθος. Παράλληλα παρατηρείται μια μετατόπιση των μέγιστων θερμοκρασιών προς τους χειμερινούς μήνες καθώς μετατοπιζόμαστε προς τα μεγαλύτερα βάθη όπως αναμένεται. Πράγματι το πιο κοντινο κομάτι της επιφάνειας μικτού στρώματος στην ατμόσφαιρα θερμαίνεται ισχυρά τους θερινούς μήνες και μεταφέρει τη θερμότητα σε πιο βαθιές μάζες νερού μέσω των ανέμων και της διάχυσης με προοδευτικό τρόπο.



[5] Investigation and the analysis of water masses at Pakistan Coastal Regions.New York Science Journal. ISSN 1554 – 0200. M.Waheed uz Zaman, M.Ayub Khan Yousouf zai

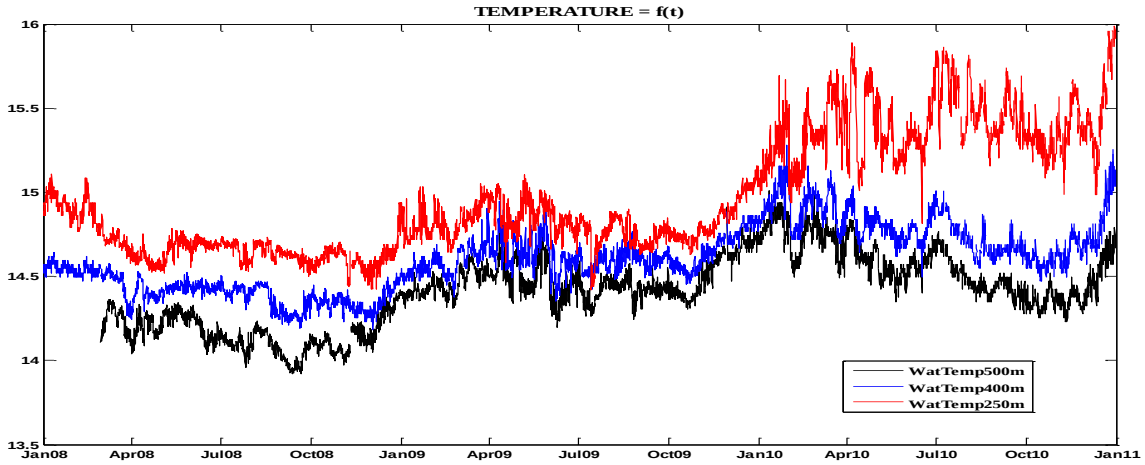
Στα βάθη 20 - 100m οι χρονοσειρές της αλατότητας που συναπαρτίζουν το μικτό επιφανειακό στρώμα απεικονίζονται στο σχήμα που ακολουθεί.

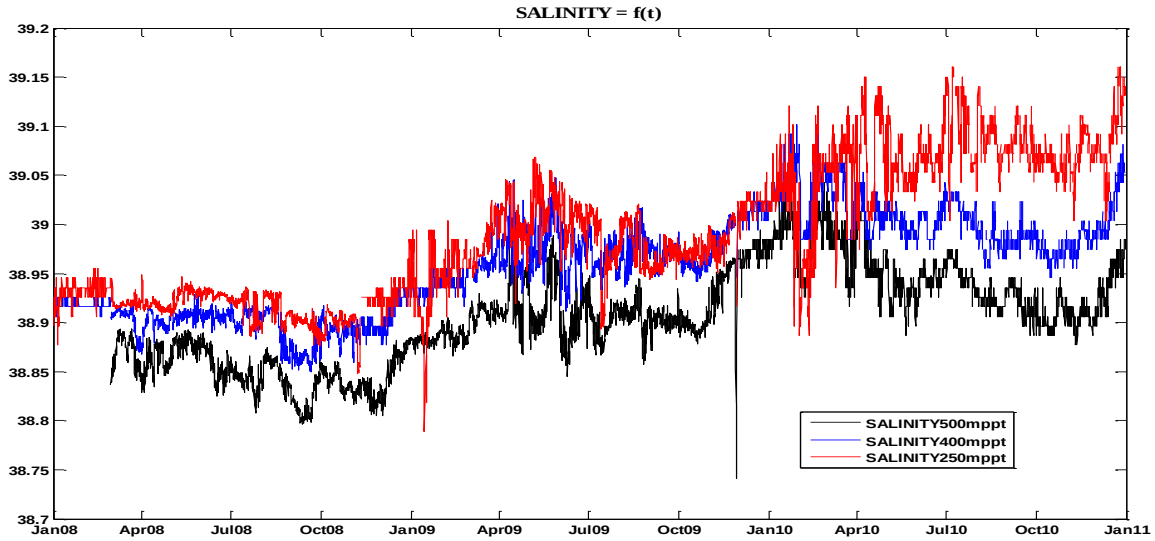


Γίνεται ξεκάθαρο από το σχήμα ότι η διασπορά της αλατότητας είναι περισσότερο περιορισμένη σε σχέση με αυτή της θερμοκρασίας, το εύρος των τιμών αλατότητας μικρότερο, ενώ παρουσιάζεται ισχυρή μίξη στην αλατότητα των επιφανειακών στρωμάτων. Κατά συνέπεια στο στρώμα αυτό οι θαλάσσιες μάζες δεν μπορούν να ταυτοποιηθούν σε σαφείς υδροδυναμικές ιδιότητες αφού η φυσική διεργασία σχηματισμού μαζών νερού βρίσκεται σε εξέλιξη.

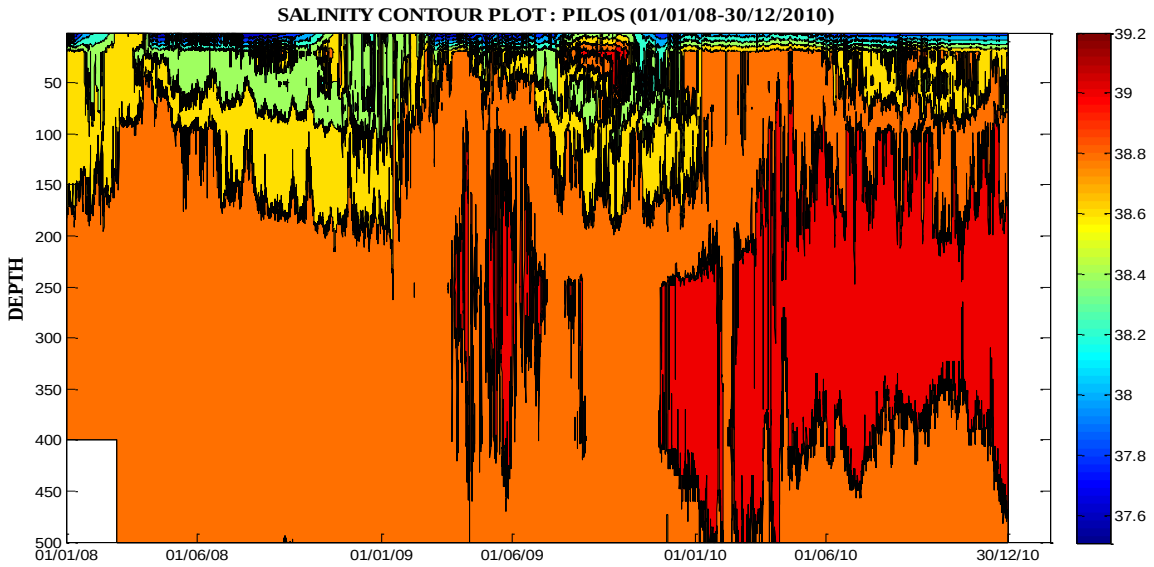
Β. ΤΟ ΦΥΣΙΚΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΣΤΑ ΕΝΔΙΑΜΕΣΑ ΣΤΡΩΜΑΤΑ

Η φυσική του προβλήματος στα ενδιάμεσα στρώματα βασίζεται στη θεώρηση ότι μάζες νερού με συγκεκριμένες, σαφείς υδροδυναμικές ιδιότητες έχουν ήδη σχηματιστεί στο μικτό επιφανειακό στρώμα και κατα συνέπεια τα ορίσματά τους, η θερμοκρασία και η αλατότητα, παραμένουν αναλλοίωτα εάν δεν καταγράφεται μίξη μεταξύ στρωμάτων νερού διαφορετικής προέλευσης. Στην γραφική παράσταση που ακολουθεί απεικονίζεται η θερμοκρασία σε συνάρτηση με τον χρόνο για τις τρεις χρονοσειρές που αντιστοιχούν στα ενδιάμεσα βάθη (250 - 500m).





Στα παραπάνω γραφήματα παρατηρείται σύγκλιση των χρονοσειρών θερμοκρασίας την άνοιξη του 2009 και μια ισχυρή αύξηση της κλίσης της θερμοκρασίας μετά το φθινόπωρο του 2009 και αντίστοιχα της αλατότητας. Παρατηρούμε μια σχετική σύγκλιση των χρονοσειρών θερμοκρασίας τουλάχιστον την άνοιξη του 2009. Αυτή η σύγκλιση σηματοδοτεί την ανανέωση της διαστρωμάτωσης στα ενδιάμεσα στρώματα και μπορεί να εξηγηθεί από την εισροή νέων μαζών νερού με πιο ομογενή χαρακτηριστικά. Αυτή η εκτίμηση επιβεβαιώνεται και από το παρακάτω σχήμα που απεικονίζει τις χρονοσειρές αλατότητας ανά βάθος και χρονική περίοδο.



Στο παραπάνω γράφημα επιβεβαιώνεται η εισροή νέων μαζών νερού στα ενδιάμεσα στρώματα τα οποία φαίνεται τελικά να επικρατούν σε όλη την διάρκεια του 2010 κινούμενα σε όλο το εύρος των ενδιάμεσων στρωμάτων. Έτσι μια νέα διαστρωμάτωση μεταξύ των χρονοσειρών θερμοκρασίας και αλατότητας προκαλείται στα ενδιάμεσα/μεγάλα βάθη[6]

6 Hydronynamic properties of the South Ionian Sea based on the POSEIDON Pylos observatory. Kassis D.*, Nittis K., Perivoliotis L., Chondronasios A., Petihakis G. & Pagonis P. Institute of Oceanography, Hellenic Centre for Marine Research

III. ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ

Α. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Στο κεφάλαιο που ακολουθεί επιχειρείται ανάλυση της στασιμότητας και των χαρακτηριστικών των ροπών τόσο στα επιφανειακά στρώματα όσο και στα ενδιάμεσα στρώματα νερού. Η ανάλυση αυτή πραγματοποιείται κυρίως μέσα από την ανάλυση των συναρτήσεων αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης αλλά και μέσα από στατιστικά τεστ (PHILLIPS-PERRON) που ελέγχουν τη μηδενική υπόθεση ύπαρξης μοναδιαίας ρίζας στη χρονοσειρά. Στον παρακάτω πίνακα παρατίθενται οι διασπορές των διανυσμάτων αλατότητας και θερμοκρασίας με το χρόνο.

Διασπορά		
Βάθος / Διάνυσμα	**Αλατότητα**	**Θερμοκρασία**
1m	**0,1004**	**13,7797**
20m	**0,0347**	**10,7801**
50m	**0,0300**	**2,9645**
75m	**0,0245**	**0,6211**
100m	**0,0187**	**0,3531**
250m	**0,0047**	**0,1165**
400m	**0,0024**	**0,0376**
500m	**0,0023**	**0,0445**

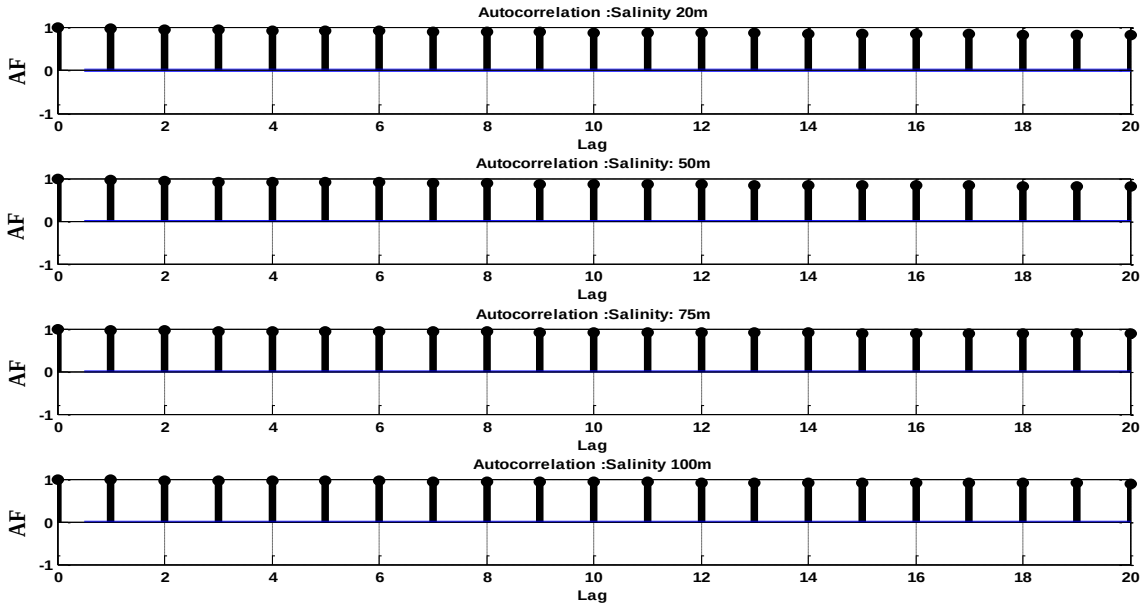
Από τον παραπάνω πίνακα διαπιστώνεται μια συνεχής μείωση της διασποράς των διανυσμάτων θερμοκρασίας και αλατότητας με την αύξηση του βάθους και συστηματικά μικρότερη διασπορά της αλατότητας σε σχέση με την αντίστοιχη της θερμοκρασίας.

Βάθος	**Συσχέτιση T-S**
1m	**-0,1821**
20m	**0,3671**
50m	**0,0022**
75m	**0,0109**
100m	**0,2951**
250m	**0,9180**
400m	**0,9455**
500m	**0,9603**

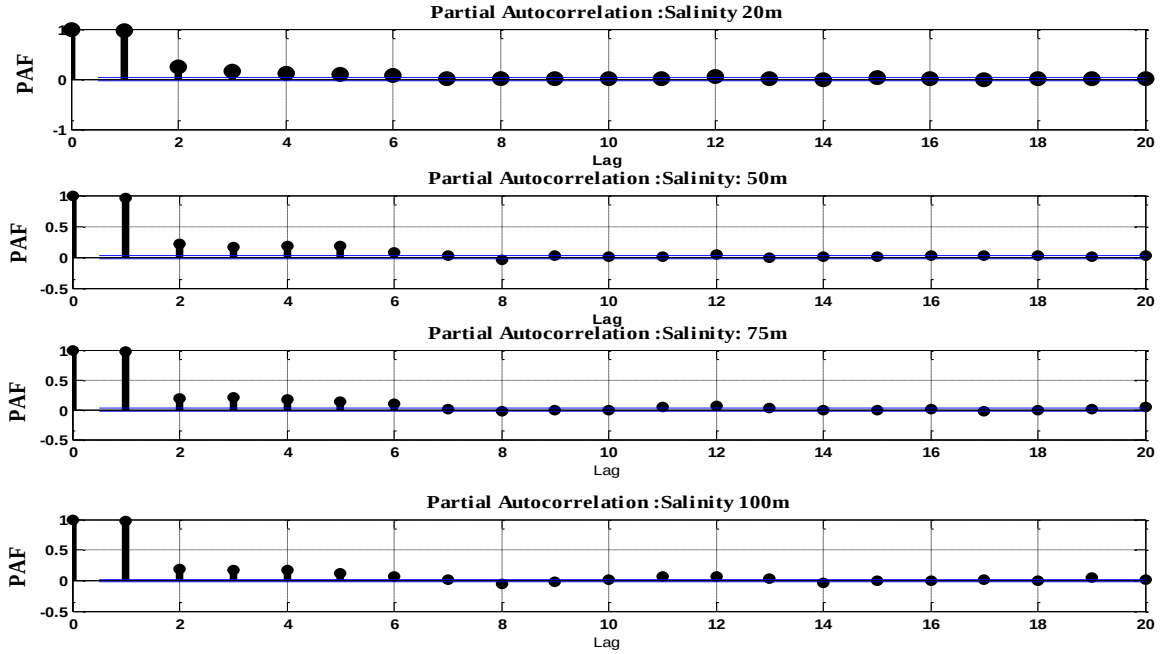
Παρατηρείται αύξηση της συσχέτισης της θερμοκρασίας και της αλατότητας με το βάθος όπως αναμενόταν από τη θεωρία. Στα πιο βαθιά ενδιάμεσα νερά, οι υδροδυναμικές ιδιότητες των υγρών μαζών είναι περισσότερο ομογενείς με μικρότερη διασπορα

Β. ΑΝΑΛΥΣΗ ΣΤΑΣΙΜΟΤΗΤΑΣ ΣΤΑ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΑ ΣΤΡΩΜΑΤΑ (1m - 100m)

Στα παρακάτω σχήματα απεικονίζονται οι συναρτήσεις αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης σε συνάρτηση με την περίοδο για τις χρονοσειρές αλατότητας που αφορούν τα επιφανειακά στρώματα (1-100m). Σε ότι αφορά τις συναρτήσεις αυτοσυσχέτισης που παρατίθενται στο παρακάτω σχήμα παρατηρείται μια πολύ ισχυρή και παρατεταμένη αυτοσυσχέτιση η οποία φθίνει με πάρα πολύ αργό ρυθμό.



Στο σχήμα που ακολουθεί παρατηρείται η συμπεριφορά της συνάρτησης μερικής αυτοσυσχέτισης η οποία διαπιστώνεται στην πρώτη περίοδο πολύ ισχυρή και στη συνέχεια πρακτικά μηδενίζεται. Αυτή η συμπεριφορά είναι χαρακτηριστική συμπεριφοράς χρονοσειρών που δεν είναι στάσιμες και επιβεβαιώνουν τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την γραφική μελέτη των χρονοσειρών στα επιφανειακά στρώματα που επίσης υποδεικνύουν έλλειψη στασιμότητας.



Από τα παραπάνω διαγράμματα των ροπων αλατότητας συνάγεται ότι οι χρονοσειρές δεν είναι στάσιμες. Αυτό μπορεί να επιβεβαιωθεί με το test Phillips Perron το οποίο ελέγχει την ύπαρξη μοναδιαίας ρίζας στην εξίσωση $y = ay_{t-1+}e(t)$ χωρίς σταθερά και ντετερμινιστική τάση. Τα αποτελέσματα του τεστ εμφανίζονται παρακάτω.

PHILLIPS - PERRON Ho: Η ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΑ ΤΗΣ ΑΛΑΤΟΤΗΤΑΣ ΔΙΑΘΕΤΕΙ ΜΟΝΑΔΙΑΙΑ ΡΙΖΑ				
Phillips - Perron test/Βάθος	Stat - Αλατότητα	p-stat	Critical Value	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ
SALINITY 1mppt	-0,0681	0,6269	-1,9416	ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(SALINITY 1mppt)	-123,6912	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
SALINITY 20mppt	-0,0367	0,6384		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(SALINITY 20mppt)	-121,7159	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
SALINITY 50mppt	-0,0396	0,6374		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(SALINITY 50mppt)	-117,9667	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
SALINITY 75mppt	-0,0094	0,6484		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(SALINITY 75mppt)	-113,8382	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
SALINITY 100mppt	0,0409	0,6667		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(SALINITY 100mppt)	-113,7816	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho

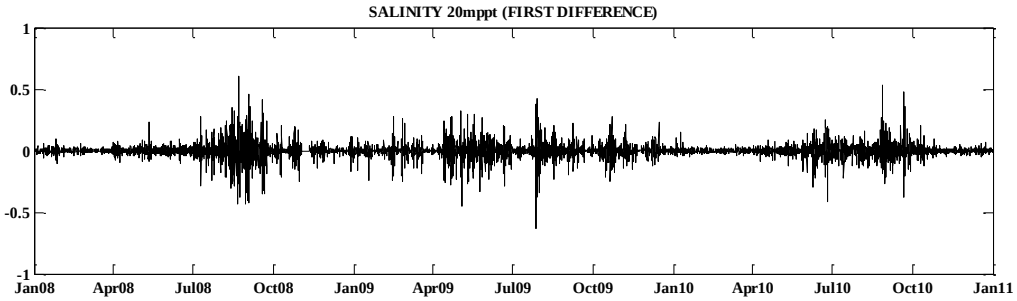
Παρατηρείται ότι οι χρονοσειρές είναι στάσιμες όταν διαφορίζονται μια φορά I(1)[7]. Επαναλαμβάνουμε το τεστ για τις χρονοσειρές θερμοκρασίας.

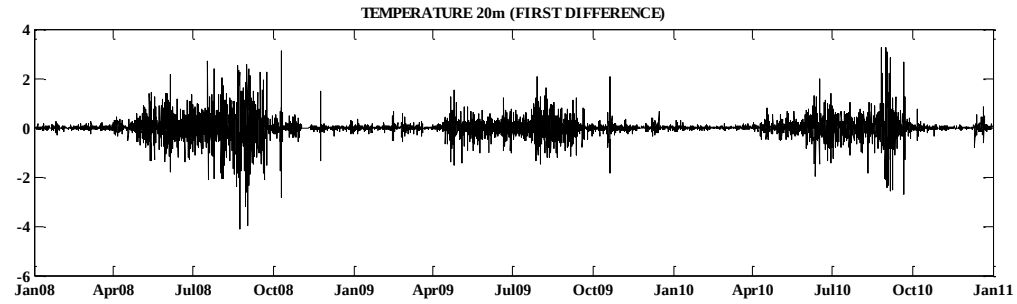
PHILLIPS - PERRON Ho: Η ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΑ ΤΗΣ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΔΙΑΘΕΤΕΙ ΜΟΝΑΔΙΑΙΑ ΡΙΖΑ				
Phillips - Perron test/Βάθος	Stat - Αλατότητα	p-stat	Critical Value	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ
TEMPERATURE 1mppt	-0,4466	0,4884	-1,9416	ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(TEMPERATURE 1mppt)	-94,8864	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
TEMPERATURE 20mppt	-0,8508	0,3404		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(TEMPERATURE 20mppt)	-107,8135	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
TEMPERATURE 50mppt	-1,0296	0,2749		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(TEMPERATURE 50mppt)	-94,8528	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
TEMPERATURE 75mppt	-0,6183	0,4255		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(TEMPERATURE 75mppt)	-91,4454	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho
TEMPERATURE 100mppt	-0,3859	0,5106		ΑΠΟΔΟΧΗ Ho
d(TEMPERATURE 100mppt)	-97,082	1,00E-07		ΑΠΟΡΡΙΨΗ Ho

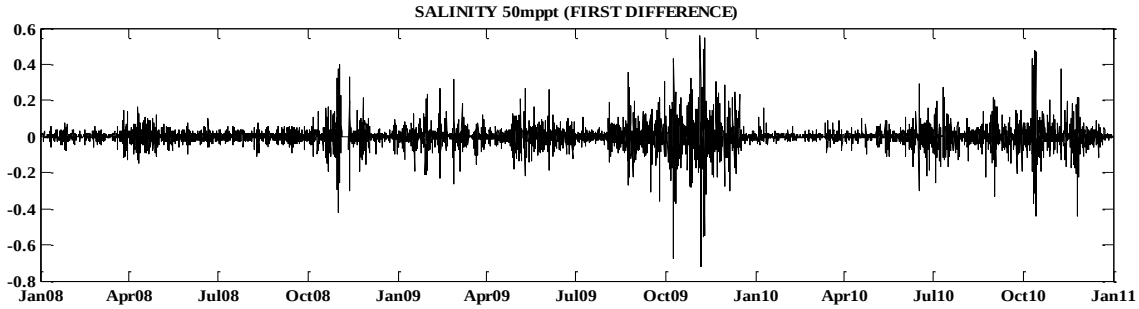
Παρατηρείται πως και οι χρονοσειρές θερμοκρασίας χαρακτηρίζονται από έλλειψη στασιμότητας ενώ οι πρώτες διαφορές τους είναι στάσιμες. Οι χρονοσειρές λοιπόν είναι ολοκληρωμένες τάξης 1.

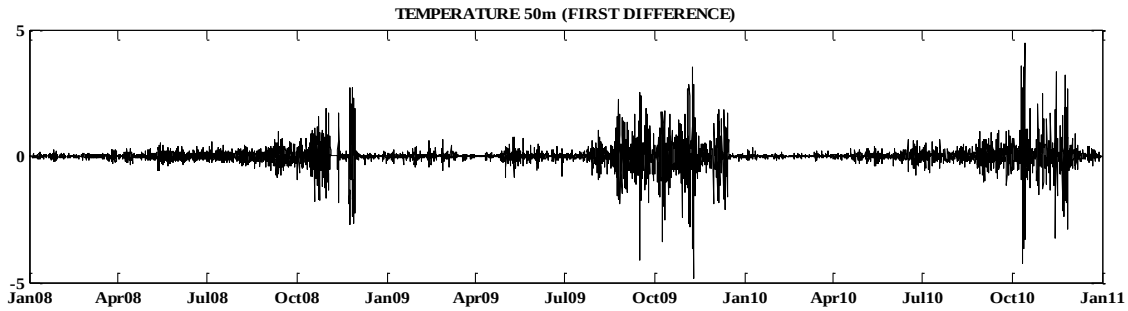
Η μελέτη της στασιμότητας στις πρώτες διαφορές ενισχύεται και από την μελέτη της συμπεριφοράς των χρονοσειρών πρώτων διαφορών της αλατότητας. Παρακάτω η γραφική αναπαράσταση των χρονοσειρών αλατότητας και θερμοκρασίας στα επιφανειακά στρώματα.

[7] Integrated of order 1

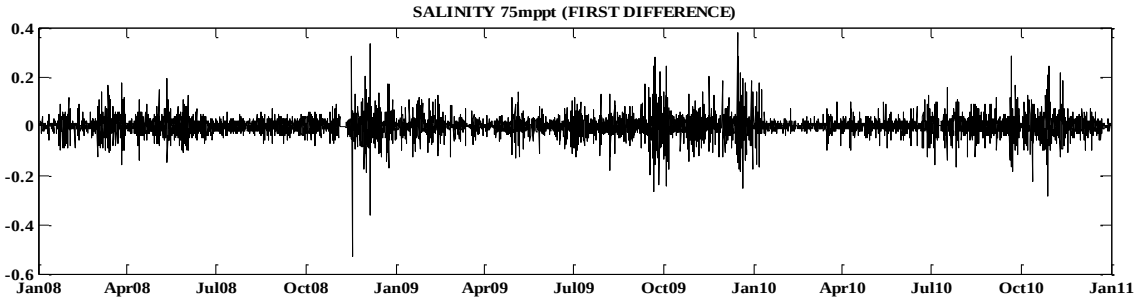


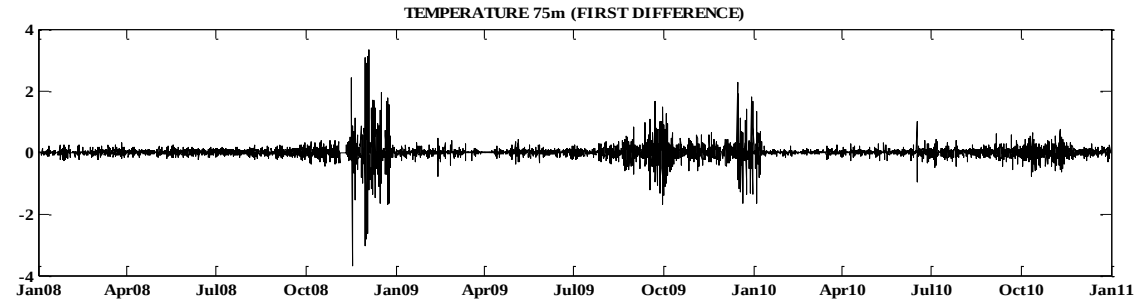




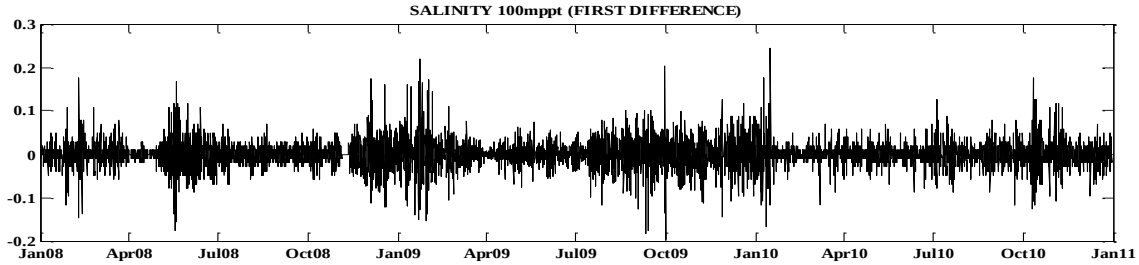


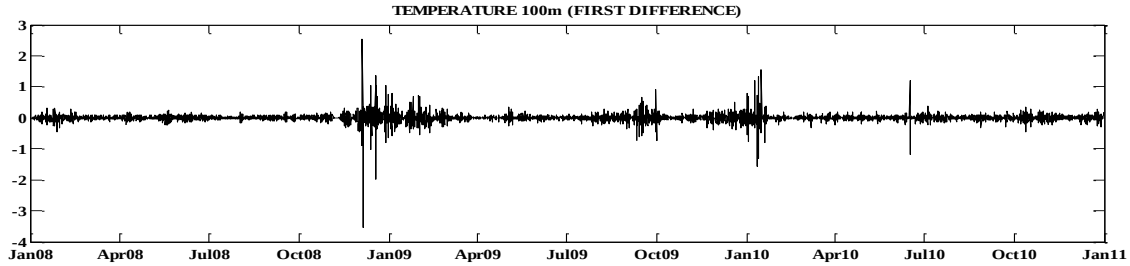
Στις επόμενες γραφικές παραστάσεις παρατηρείται σταδιακή μείωση της διασποράς θερμοκρασίας και μετατόπιση του εύρους της από τους καλοκαιρινούς στους χειμερινούς μήνες. Ταυτόχρονα παρατηρείται μια πιο ομοιογενής διασπορά της τιμής αλατότητας με το χρόνο. Η παρατήρηση αυτή είναι φυσιολογική, στα επιφανειακά στρώματα συμβαίνει η διαδικασία σχηματισμού των μαζών νερού μέσα από την διαρκή μίξη και επικοινωνία τους με την ατμόσφαιρα.





Γίνεται καθαρό από την παραπάνω γραφική παράσταση ότι η διασπορά της θερμοκρασίας είναι ασθενής για μεγάλα χρονικά διαστήματα και ξαφνικά μεταβάλλεται απότομα παράγοντας μεγάλες διακυμάνσεις που μετατοπίζονται στο χρόνο εξαιτίας της διάχυσης.

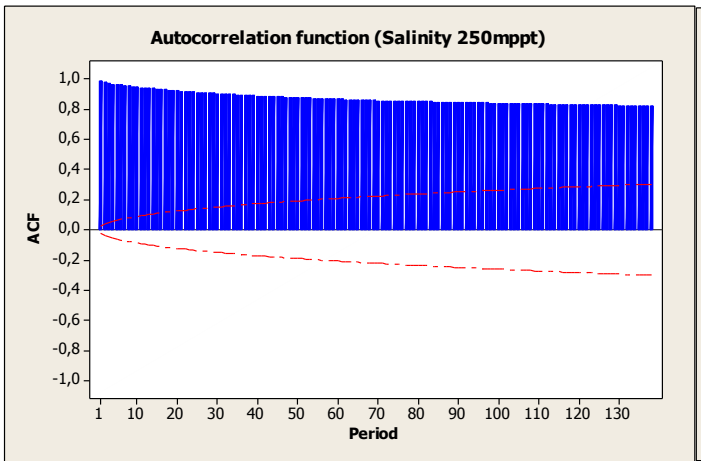


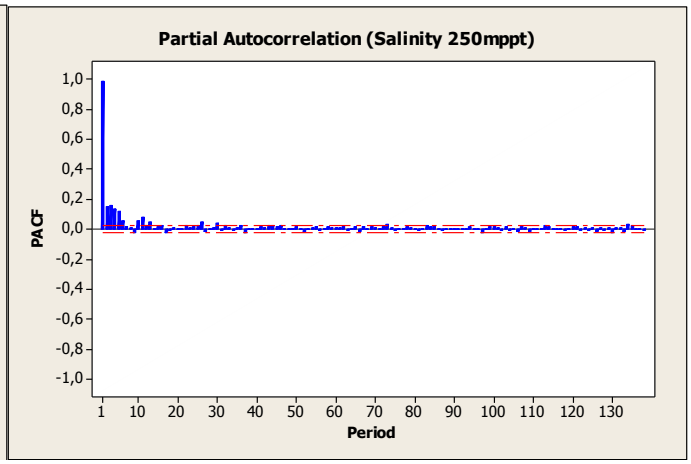


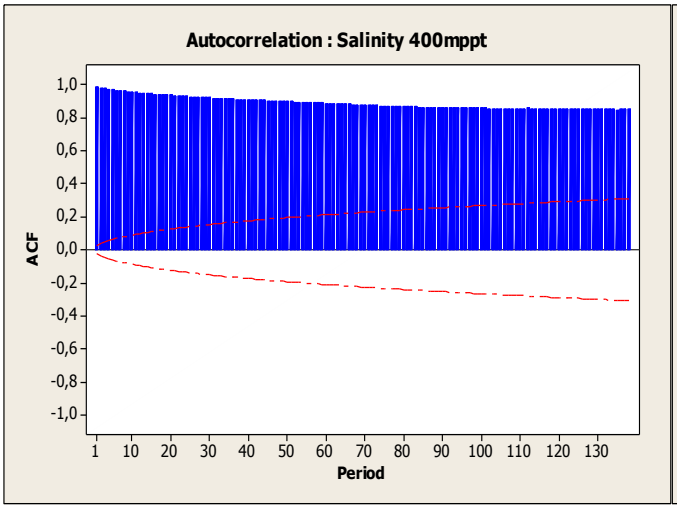
Συμπερασματικά επιβεβαιώνεται από τα παραπάνω γραφήματα η έλλειψη στασιμότητας στις χρονοσειρές θερμοκρασίας και αλατότητας στα επιφανειακά στρώματα και η ασθενής στασιμότητα που χαρακτηρίζει τις πρώτες διαφορές τους.

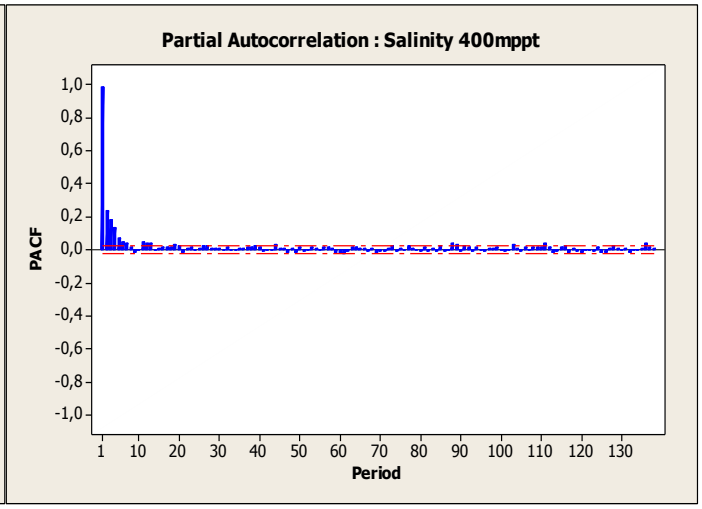
Γ. ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΣΤΑ ΕΝΔΙΑΜΕΣΑ ΣΤΡΩΜΑΤΑ (250m – 500m)

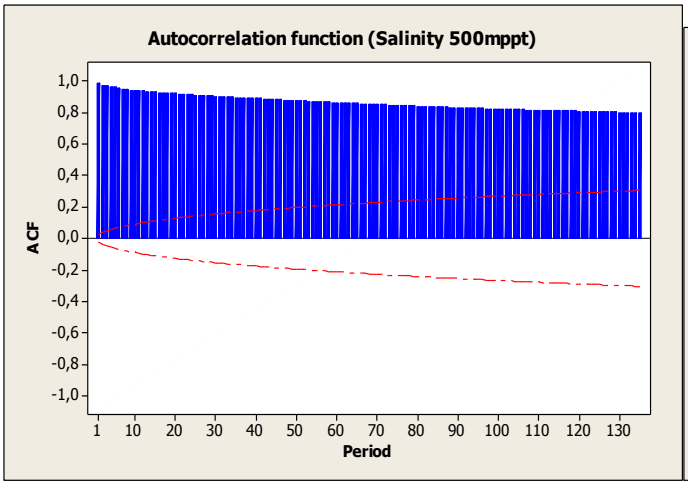
Η ανάλυση χρονοσειρών στα ενδιάμεσα στρώματα επικεντρώνεται στην μελέτη της (μη) στασιμότητάς τους. Στα παρακάτω σχήματα απεικονίζονται οι συναρτήσεις αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης για τις χρονοσειρές αλατότητας στα ενδιάμεσα στρώματα. Οι συναρτήσεις αυτές έχουν παρόμοια συμπεριφορά.

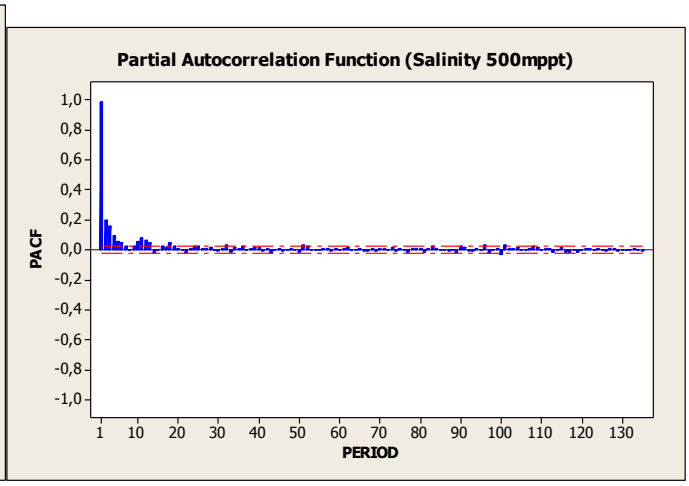




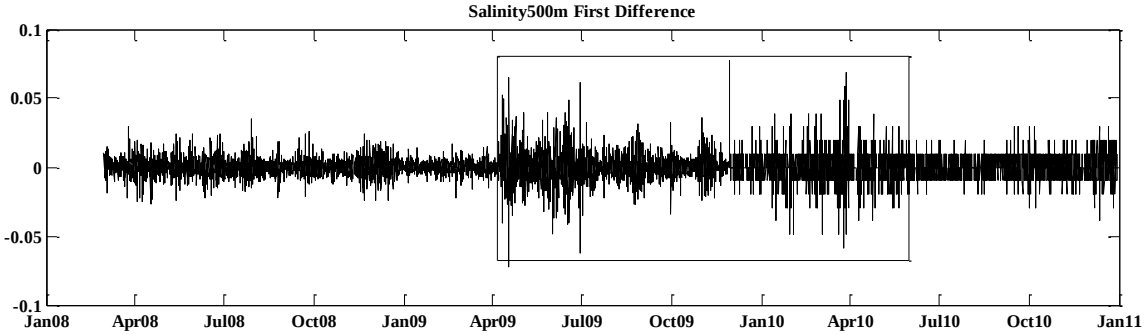


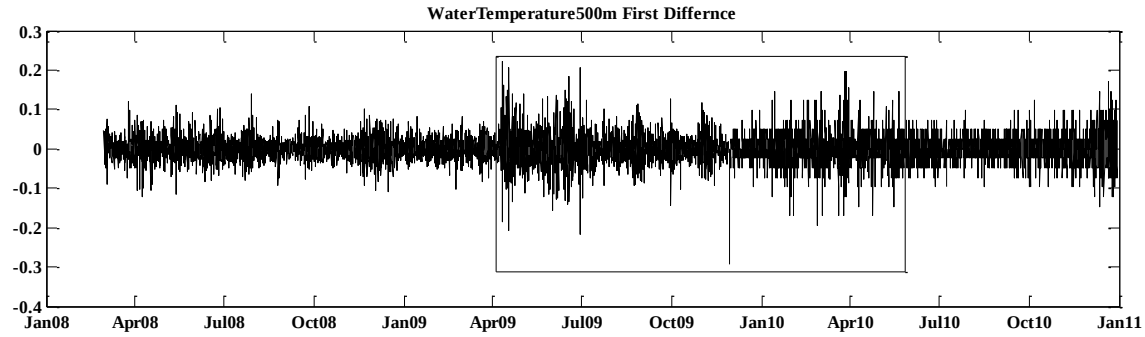






Παρατηρείται ότι για τις χρονοσειρές που αντιστοιχούν σε ενδιάμεσα βάθη (250μ, 400μ, 500μ) η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης είναι πάρα πολύ ισχυρή στις πρώτες περιόδους και μειώνεται με πολύ αργό ρυθμό. Ταυτόχρονα η συνάρτηση μερικής αυτοσυσχέτισης είναι πάρα πολύ ισχυρή την πρώτη περίοδο και μετά γίνεται μηδενική. Αυτή η συμπεριφορά είναι χαρακτηριστική συμπεριφοράς χρονοσειρών που δεν είναι στάσιμες[8]. Προκειμένου να αποφανθούμε για τη στασιμότητα των χρονοσειρών πρέπει να πραγματοποιήσουμε μια σειρά από στατιστικά τεστ (Augmented Dickey Fuller, Phillips Perron) τα οποία βεβαιώνουν όλα την μη στασιμότητα των χρονοσειρών. Εν συνεχεία βρίσκουμε τις πρώτες διαφορές για κάθε μια χρονοσειρά και πραγματοποιούμε πάλι τα κορελογράμματα τα οποία πλέον δείχνουν ελάχιστη αυτοσυσχέτιση και μερική αυτοσυσχέτιση. Πραγματοποιώντας τα τεστ ADF, PP βεβαιώνουμε ότι οι χρονοσειρές αλατότητας σε ενδιάμεσα βάθη είναι ολοκληρωμένες πρώτου βαθμού. Προκειμένου να μελετήσουμε πιο αναλυτικά τις χρονοσειρές παραθέτουμε τις πρώτες διαφορές για κάθε μια από τις χρονοσειρές. Στην επόμενο γράφημα παρουσιάζεται η πρώτη διαφορά αλατότητας και θερμοκρασίας σε βάθος 500m.

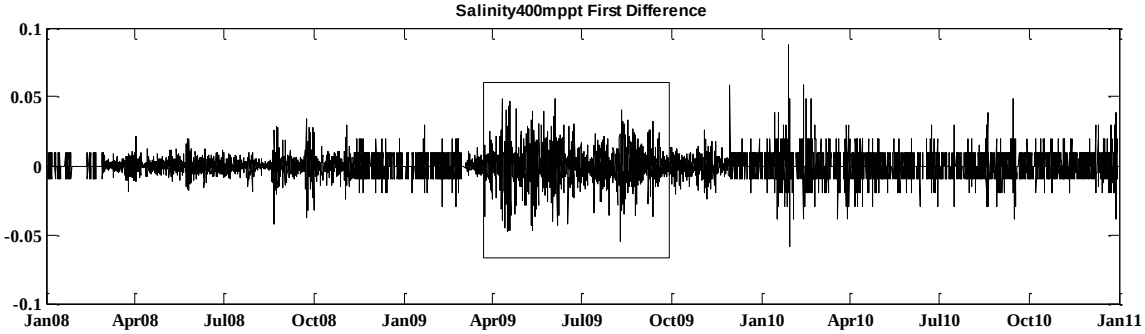


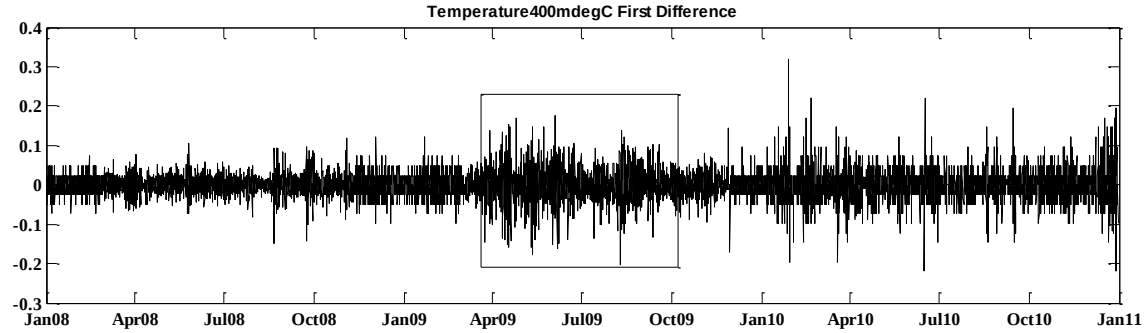


[8] Econométrie des Séries Temporelles Macroéconomiques et Financières. Valerie Mignon, Sandrine Lardic. Editions ECONOMICA; page 20.

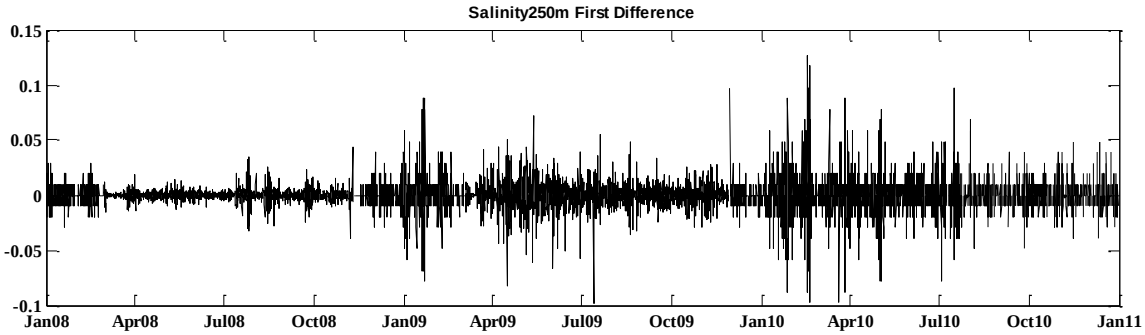
Οι χρονοσειρές θερμοκρασίας και αλατότητας είναι σχετικά ομογενείς μέχρι τον Απρίλιο του 2009 οπότε και φαίνεται μια συστηματική αύξηση της διασποράς μέχρι τα μέσα του 2010. Από την μελέτη της συμπεριφοράς των χρονοσειρών προκύπτει ότι η αύξηση της διασποράς στην χρονοσειρά της θερμοκρασίας και της αλατότητας συμπίπτουν χρονικά. Η υπόθεση που έγινε στο προηγούμενο κεφάλαιο με βάση την οποία νέες μάζες νερού εισρέουν στην περιοχή φαίνεται να επαληθεύεται από την παραπάνω μελέτη.

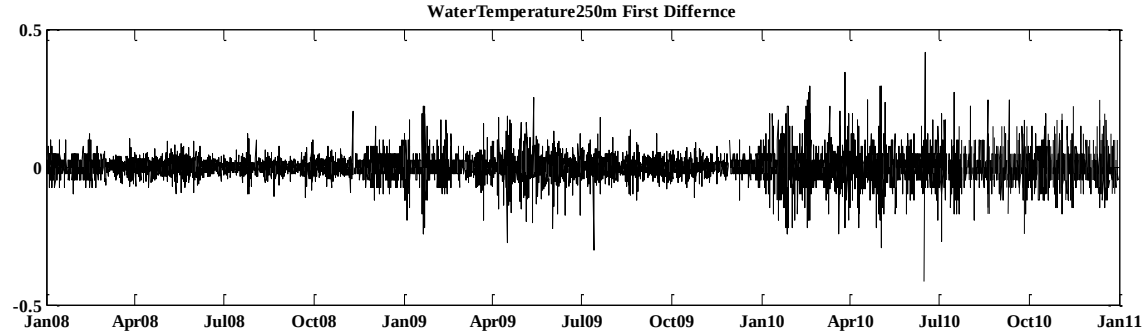
Παρακάτω απεικονίζονται οι χρονοσειρές θερμοκρασίας και αλατότητας στα 400 m.





Παρατηρείται εκ νέου ότι τον Απρίλιο του 2009 η διασπορά των χρονοσειρών θερμοκρασίας και αλατότητας , μέχρι τότε ομογενείς, αυξάνει απότομα υποδηλώνοντας μια ενδεχόμενη παρουσία νέων μαζών νερού στην περιοχή. Τέλος στην περίπτωση χρονοσειρών 250m η διασπορά φαίνεται να αυξάνει τον Ιανουάριο του 2009 επαληθεύοντας επίσης την υπόθεση ότι σε αυτό το βάθος η εμφάνιση νέων μαζών νερού γίνεται εκείνη την εποχή.





Η παραπάνω ανάλυση των χρονοσειρών οδηγεί στο συμπέρασμα ότι στα ενδιάμεσα βάθη παρατηρείται πολύ μεγαλύτερη διασπορά για τη θερμοκρασία σε σχέση με την αλατότητα. Κατά συνέπεια σε ένα μοντέλο που θα επιχειρούσε να πρόβλεψη των υδροδυναμικών ιδιοτήτων μαζών νερού θα προκρινόταν η επιλογή της αλατότητας ως εξαρτημένης μεταβλητής.

IV. ΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ NARX (Non linear Autoregressive with eXogenous Input)

A. Θεωρία, αρχιτεκτονική του δικτύου.

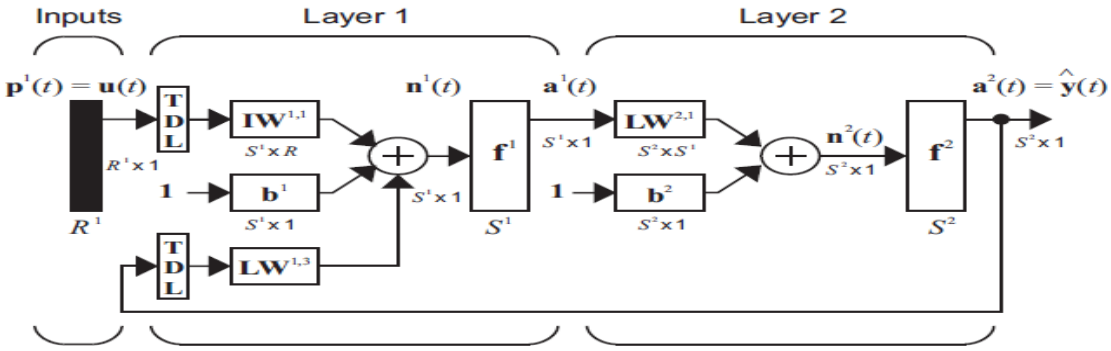
Το δίκτυο NARX είναι ένα αναδρομικό δυναμικό δίκτυο με δύο στρώματα (hidden και output) και δυνατότητα ανατροφοδότησης του σήματος εξόδου στην είσοδο.

Το κύριο χαρακτηριστικό αυτού του δικτύου είναι ότι η εξαρτημένη μεταβλητή (σήμα εισόδου) περιγράφεται από μια μη γραμμική συνάρτηση με δύο ορίσματα :

α. Προηγούμενες τιμές του σήματος εξόδου (υστερήσεις της εξαρτημένης μεταβλητής) οι οποίες συμβολίζονται από τη συνάρτηση y(n) και

β. Παρούσες και προηγούμενες τιμές ενός εξωγενούς σήματος εισόδου οι οποίες συμβολίζονται από την μεταβλητή u(n).

Το παρακάτω διάγραμμα περιγράφει την αρχιτεκτονική του δικτύου NARX (PA)

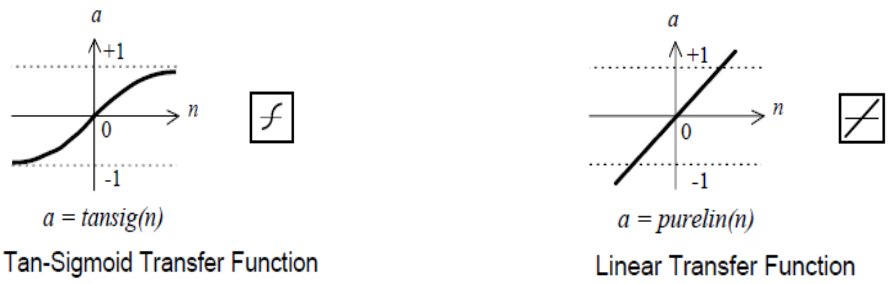


Μαθηματικά η δυναμική συμπεριφορά του δικτύου NARX περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση [9]

$$y(n+1) = F\left(y(n),\ldots,y(n-q+1),u(n),\ldots,u(n-w+1)\right)$$

.

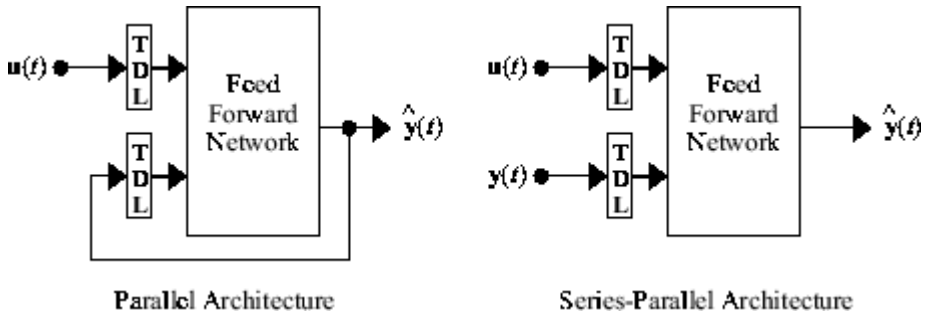
Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από 2 στρώματα. Στο κρυμμένο στρώμα (hidden layer) εφαρμόζεται μια σιγμοιδής συνάρτηση μεταφοράς υπερβολικής εφαπτομένης με πεδίο ορισμού το – ∞, ∞ και πεδίο τιμών το -1 , 1 όπως φαίνεται στο σχήμα. Στο στρώμα εξόδου (output layer) εφαρμόζεται μια γραμμική συνάρτηση.



[9] Neural Networks: A Comprehensive Foundation Simon Haykin. Pearson Education. Page 756

Τα βάρη που σχετίζονται με τις συνδέσεις του δικτύου ρυθμίζονται κατά την φάση μάθησης έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση κόστους MSE [10] (εδώ παρατίθενται άλλες 3 συναρτήσεις κόστους: SSE, MAE, RMSE). Η διαδικασία μάθησης στο μοντέλο NARX μπορεί να επιτευχθεί υπό δύο διαφορετικές αρχιτεκτονικές.

- Την αρχιτεκτονική ανοιχτού βρόχου (Series Parallel Architecture) κατά την οποία οι είσοδοι (ενδογενή και εξωγενή σήματα) είναι πραγματικές και όχι εκτιμώμενες τιμές της αλατότητας και της θερμοκρασίας [11].
- Την αρχιτεκτονική κλειστού βρόχου (Parallel Architecture), όπου η είσοδος της ενδογενούς μεταβλητής (θερμοκρασίας) αποτελεί μια εκτίμηση-πρόβλεψη της εξόδου.



Είναι προφανές ότι η επιτυχία του μοντέλου κλειστού βρόχου εξαρτάται σε τεράστιο βαθμό από την επιτυχία της αρχιτεκτονικής ανοιχτού βρόχου να ελαχιστοποιήσει κατά το μέγιστο δυνατό τα σφάλματα[12]. Η επιτυχία όμως του μοντέλου ανοιχτού βρόχου δεν συνεπάγεται νομοτελειακά την επιτυχία της αρχιτεκτονικής κλειστού βρόχου. Κατά τη διάρκεια του πειράματος, στα επιφανειακά στρώματα η προσαρμογή της πρώτης αρχιτεκτονικής είναι εξαιρετική ενώ η απόδοση της δεύτερης αρχιτεκτονικής είναι φτωχή. Στην μελέτη που ακολουθεί χρησιμοποιούμε και τις δύο αρχιτεκτονικές. Για κάθε βάθος επαληθεύουμε την προβλεπτική ικανότητα της θερμοκρασίας και υστερήσεων αλατότητας στην αλατότητα χρησιμοποιώντας την αρχιτεκτονική ανοιχτού βρόχου. Στη συνέχεια εκτιμούμε την καλή συμπεριφορά του μοντέλου σε μια αρχιτεκτονική κλειστού βρόχου, όπου η εκτιμώμενη αλατότητα επανατροφοδοτείται στην είσοδο. Κριτήριο αξιοπιστίας του μοντέλου πρόβλεψης θεωρείται σε αυτή την μελέτη η επιτυχία και των δύο αρχιτεκτονικών, εάν μια από τις δύο δεν παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα το μοντέλο εγκαταλείπεται.

Η συνάρτηση εκπαίδευσης του δικτύου που ενημερώνει τα βάρη βασίζεται στον BP αλγόριθμο Levendberg-Marquardt. Ο αλγόριθμος αυτός θεωρείται πολύ γρήγορος και χρησιμοποιεί τον Εσσιανό πίνακα (Hessian matrix).

$$H = J^T J \quad , \quad w_{k+1} = w_k - \left[J^T J + \mu I \right]^{-1} J^T e_k \left(w_k \right)$$ [13]

Για πολύ μικρές παραμέτρους του μ ο αλγόριθμος συμπεριφέρεται όπως η μέθοδος Newton ενώ όταν ο παράγοντας μ είναι μεγάλος ο παράγοντας μI επικρατεί σε σχέση με τον παράγοντα των Ιακωβιανών και ο αλγόριθμος καταλήγει να συμπεριφέρεται όπως αυτός της μεθόδου μέγιστης καθόδου (gradient descent method)[14]. Σε αυτή την τελευταία περίπτωση το μήκος του βήματος μικραίνει κατά 1/μ και κατά συνέπεια για επαρκώς μεγάλες τιμές του μ, το σφάλμα θα μικραίνει αφού η προηγούμενη σχέση προκαλεί μια πολύ μικρή μετατόπιση στην κατεύθυνση της κλίσης μέγιστης καθόδου[15].

---

[10] Forecasting peak airpollution levels using NARX models ; E.Pissoni ; Marcello Foarina, Claudio Carnevale, Luigi Piroddi. Engineering Applications of Articial Intelligence (2009) 593-602.
[11] Neural Networks: A Comprehensive Foundation Simon Haykin. Pearson Education. Page 756
[12] R2011b-MATLAB Documentation – Neural Network Toolbox
[13] Neural Networks for Pattern Recognition (Oxford University Press 2005), Christopher Bishop, p.291
[14] Τεχνικές Βελτιστοποίησης. Γεώργιος Ροβιθάκης. Εκδόσεις Τζιολα. Κεφ. Τεχνικές με χρήση παραγώγων. Σελ 139
[15] Neural Networks for Pattern Recognition (Oxford University Press 2005), Christopher Bishop, p.292

Β. Εφαρμογή του NARX στα ενδιάμεσα βάθη για την διερεύνηση της προβλεπτικής ικανότητας της θερμοκρασίας στην αλατότητα (500m).

I. 500m

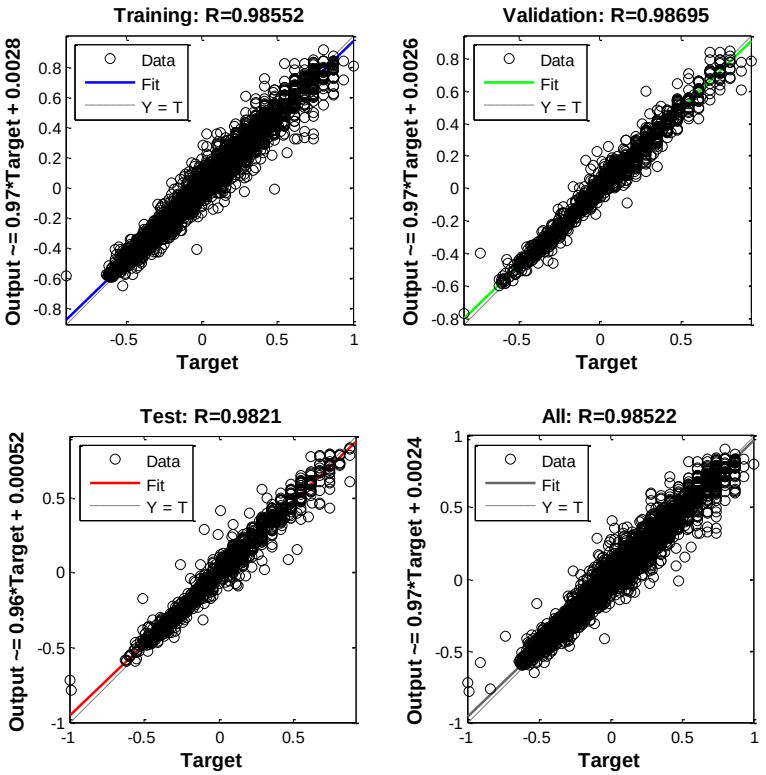
Στον παρακάτω πίνακα παρατίθεται η απόδοση του μοντέλου NARX αρχιτεκτονικής (SP) και αρχιτεκτονικής κλειστού βρόχου (PA) για διαφορετικές πειραματικές εκδοχές του αριθμού νευρώνων και υστερήσεων στο βάθος των 500m. Παρατηρείται μια απόδοση του μοντέλου ικανοποιητική για 1-2 νευρώνες η οποία υποβαθμίζεται με την σταδιακή προσθήκη επιπλέον νευρώνων. Αναλυτικά τα αποτελέσματα :

Depth 500m	MSE	MAE	SSE	MSE REG	R2
1 Neuron 1:3 1:2 (SP)	0.003	0.0365	24,7748	0,0976	0,98522
1 Neuron 1:3 1:2 (PA)	0,0162	0,0958	133,6007	0,1094	0,91921
2 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0.003	0.0368	24,7935	0,0364	0,98529
2 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0134	0,0866	110,5319	0,0457	0,93259
5 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0029	0,0362	23,5854	1,0928	0,98593
5 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0372	0,147	307,1158	1,1237	0,86382
10 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0028	0,0363	23,4128	0,3014	0,98604
10 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0305	0,1061	252,174	0,3263	0,84713
15 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0028	0,0361	23,1905	0,1775	0,98617
15 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0536	0,1556	442,7012	0,2232	0,73496
20 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0028	0,0365	23,3146	48,4239	0,98613
20 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,1661	0,2764	13725000	48,5708	0,19838
1 Neuron 1:3 1-1 (SP)	0.003	0.0368	24,8921	0,1378	0,98515
1 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,0164	0,0959	135,3102	0,1499	0,9232
2 Neurons 1:3 1-1 (SP)	0.003	0.0368	24,8943	1,0186	0,98515
2 Neurons 1:3 1:1 (PA)	0,0166	0,097	137,2364	1,0309	0,91726
1 Neurons 1:4 1-2 (SP)	0,003	0,0362	24,4522	0,0843	0,98542
1 Neurons 1:4 1-2 (PA)	0,0204	0,1103	168,2839	0,1	0,9052
5 Neurons 1:4 1-2 (SP)	0,0029	0,0364	23,9423	0,5379	0,98576
5 Neurons 1:4 1:2 (PA)	0,0184	0,101	151,8437	0,5518	0,09646
10 Neurons 1:4 1-2 (SP)	0,0028	0,0359	23,0449	0,682	0,98625
10 Neurons 1:4 1-2 (PA)	0,0433	0,1471	357,4255	0,7184	0,81788
15 Neurons 1:4 1-2 (SP)	0,0027	0,0357	22,6789	0,1223	0,98648
15 Neurons 1:4 1-2 (PA)	0,1161	0,2386	959,1739	0,2243	0,32575
1 Neuron 1-1 1-1 (SP)	0,0032	0,0372	26,7298	0,1224	0,98405
1 Neuron 1-1 1-1 (PA)	0,0152	0,0935	125,3987	0,1331	0,93339
2 Neurons 1-1 1-1 (SP)	0,0032	0,0375	26,715	0,0747	0,98406
2 Neurons 1-1 1-1 (PA)	0,0135	0,088	111,8097	0,0839	0,9396

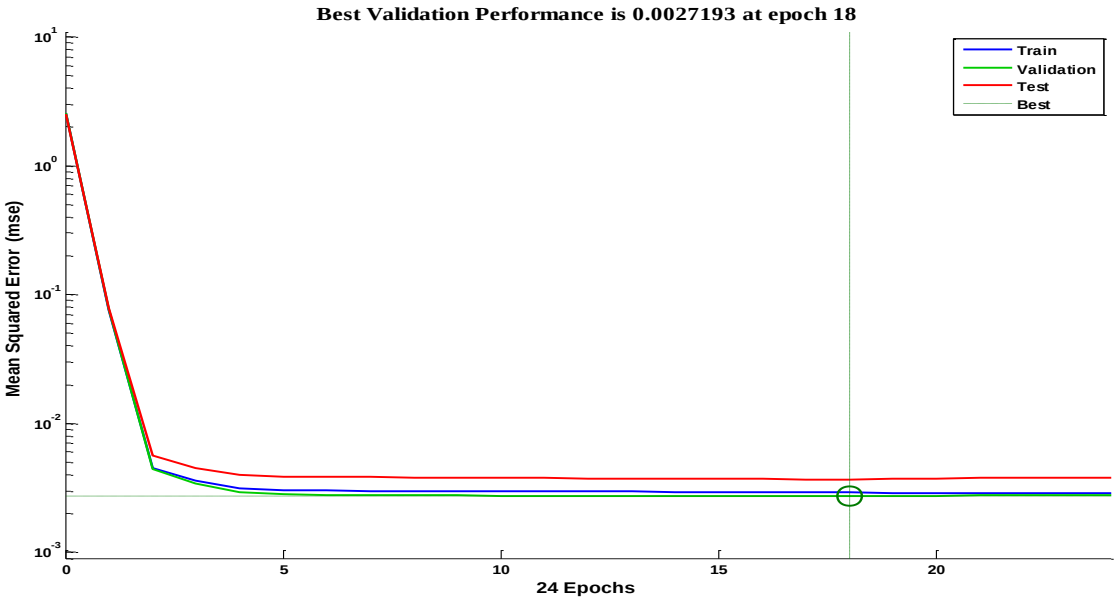
Η γενική εικόνα των αποτελεσμάτων κρίνεται ικανοποιητική. Στη συνέχεια ακολουθεί αναλυτική περιγραφή του δικτύου με 3 καθυστερήσεις στην εξωγενή είσοδο και 2 καθυστερήσεις στην ενδογενή είσοδο.

ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΙΚΤΥΟΥ NARX (1:3 υστερήσεις για την είσοδο, 1 :2 υστερήσεις για την , 2 Νευρώνες).

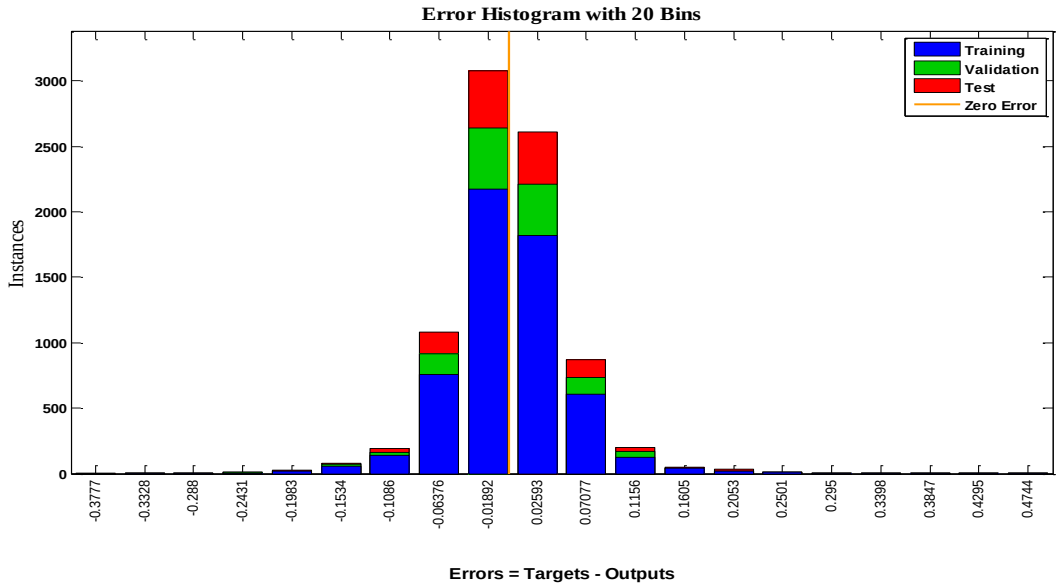
Θεωρώντας ότι το δίκτυο με 2 νευρώνες στο κρυμμένο στρώμα δίνει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα επιχειρείται μια περισσότερο αναλυτική περιγραφή του. Στο παρακάτω σχήμα όπου φαίνεται η απόδοση του συντελεστή συσχέτισης ανάμεσα στην πραγματική και την εκτιμώμενη έξοδο παρατηρείται μια πολύ στενή συσχέτιση μεταξύ των δύο τιμών που μαρτυρά μια πολύ καλή προσαρμογή του μοντέλου



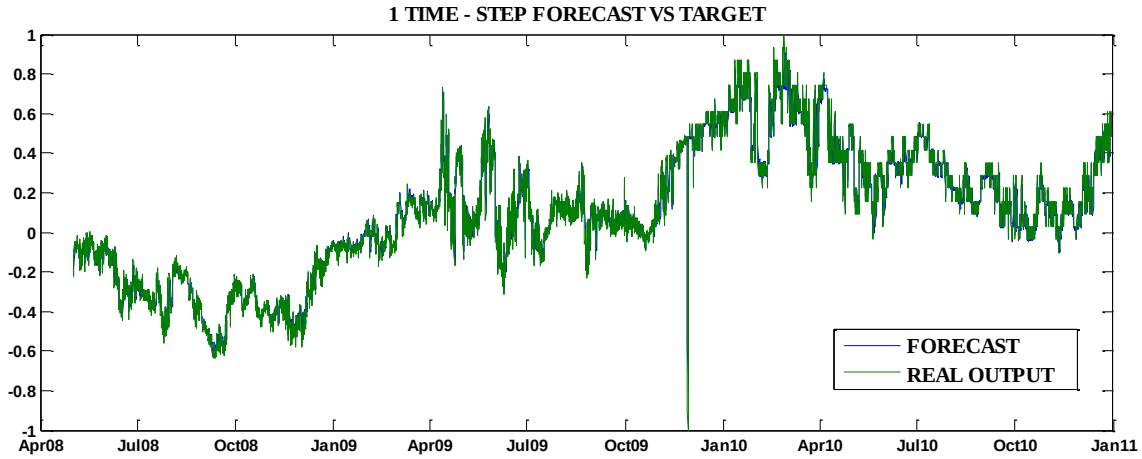
Τα παρακάτω διαγράμματα είναι επίσης ενδεικτικά της ισχυρής απόδοσης του μοντέλου. Το μέσο τεραγωνικό σφάλμα είναι 0,0027 και η σύγκλιση επιτυγχάνεται σχετικά γρήγορα.

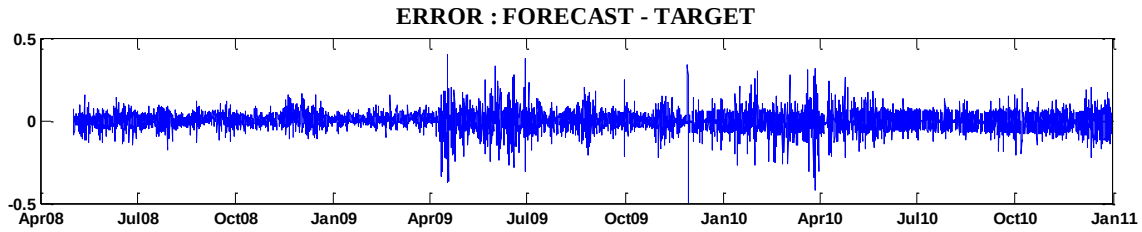


Παρατηρείται επίσης από το δεύτερο ιστόγραμμα κατανομή των σφαλμάτων η οποία είναι επίσης ικανοποιητική αφού υπάρχει συγκέντρωση τιμών γύρω από το 0.

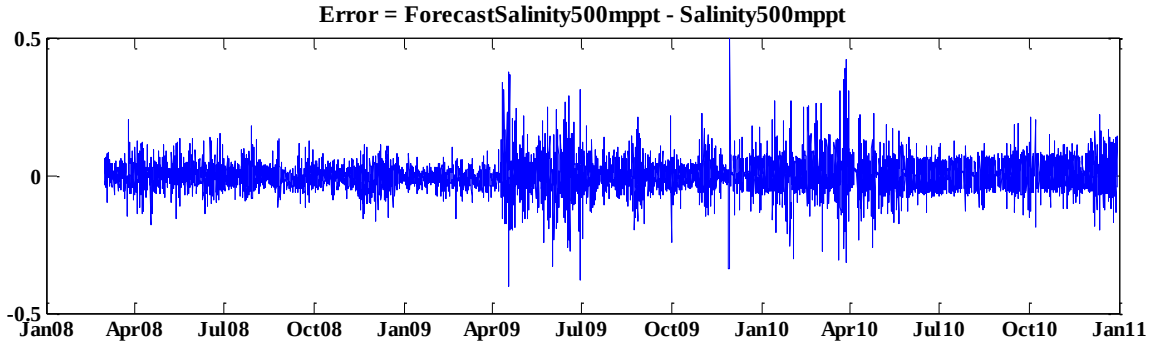


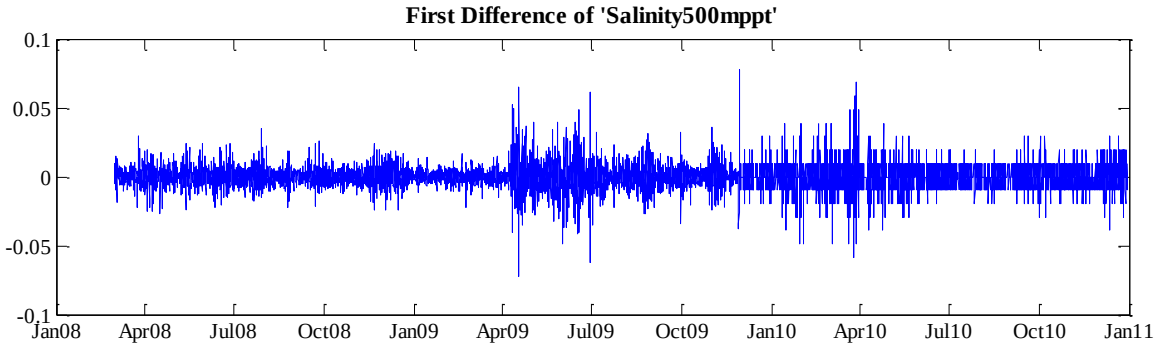
Στην παρακάτω γραφική παράσταση απεικονίζεται η πραγματική τιμή της χρονοσειράς αλατότητας στο βάθος 500m και η τιμή που προβλέφθηκε από το μοντέλο ανοιχτού βρόχου. Το μοντέλο ανοιχτού βρόχου χρησιμοποιώντας ως εισόδους πραγματικές τιμές παράγει ακριβή αποτελέσματα όπως αναμενόταν από την ανάλυση των ελαχιστοποιημένων σφαλμάτων.



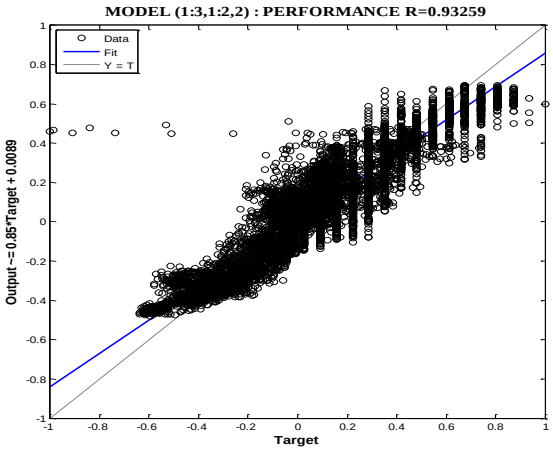


Το σφάλμα πρόβλεψης φαίνεται στο δεύτερο σχήμα. Παρατηρείται από τη γραφική μελέτη ότι το σφάλμα έχει ετεροσκεδαστικότητα το οποίο επιβεβαιώνεται από το test ARCH. Επιβεβαιώνεται από αυτό το τεστ ότι η διασπορά του σφάλματος δεν είναι ομοιογενής αλλά μεταβάλλεται. Η υπόθεση ελέγχου είναι η Ho : Η σειρά δεν παρουσιάζει ετεροσκεδαστικότητα. Η κριτική τιμή είναι ίση με 3,8415 και το στατισττικό test δίνει τιμή ίση με 627,6528. Η υπόθεση Ho απορρίπτεται. Επιπλέον παρατηρείται ότι η διασπορά του αυξάνεται στις περιόδους μεταξύ Απριλίου 09 και μετά τον Ιανουάριο 10. Η περίοδος αυτή συμπίπτει με την περίοδο αύξησης της διασποράς της θερμοκρασίας και αλατότητας που υποθέσαμε ότι εξηγείται από την εισροή νέων μαζών νερού στην περιοχή. Η απόδοση του μοντέλου NARX καθορίζεται κατά συνέπεια από το βαθμό μίξης (ή ομοιογένειας) γειτονικών στρωμάτων νερού. Αυξάνει ισχυρά στην περίπτωση ομοιογενούς πυκνότητας των μαζών νερού και εξασθενίζει κατά την μίξη τους.

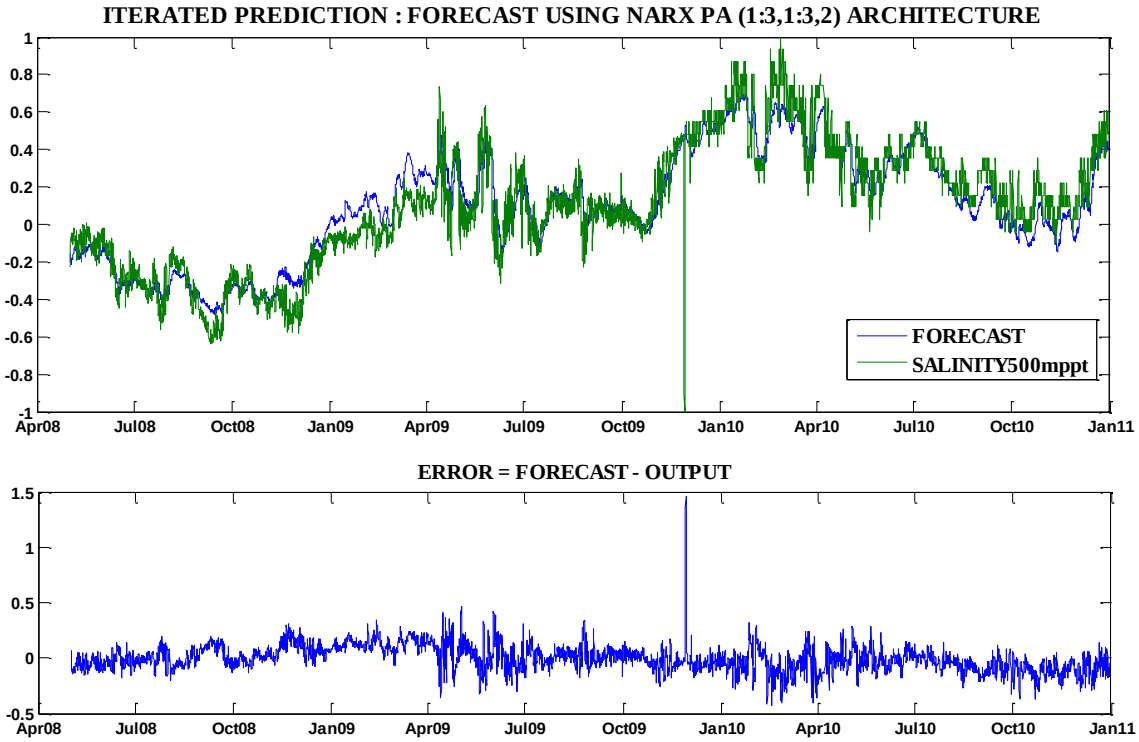




Τα παραπάνω αποτελέσματα αφορούν την αρχιτεκτονική ανοιχτού βρόχου, όπου οι είσοδοι είναι όλες πραγματικές τιμές και η πρόβλεψη πραγματοποιείται πάντα την στιγμή τ για την στιγμή τ+1. Ο βαθμός αξιοπιστίας του μοντέλου μπορεί να επιβεβαιωθεί διαμέσου του μοντέλου κλειστού βρόχου. Το μοντέλο κρίνεται αξιόπιστο με συντελεστή συσχέτισης ίσο με 0,93 και μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το μοντέλο κλειστής αρχιτεκτονικής που υπολογίζεται ίσο με 0,0134.



Σε αντιστοιχία με την μονοβηματική πρόβλεψη το μοντέλο κλειστού βρόχου δίνει τη δυνατότητα επαναληπτικής μακροπρόθεσμης πρόβλεψης. Στο παρακάτω διάγραμμα το μοντέλό λαμβάνει μια αρχική τιμή τον Μάιο του 2008 και εν συνεχεία προβλέπει με βάση την αρχική εκτιμώμενη τιμή της αλατότητας και την τιμή της θερμοκρασίας την επόμενη τιμή αλατότητας σε μια έκταση μεγαλύτερη από 7000 σημεία.



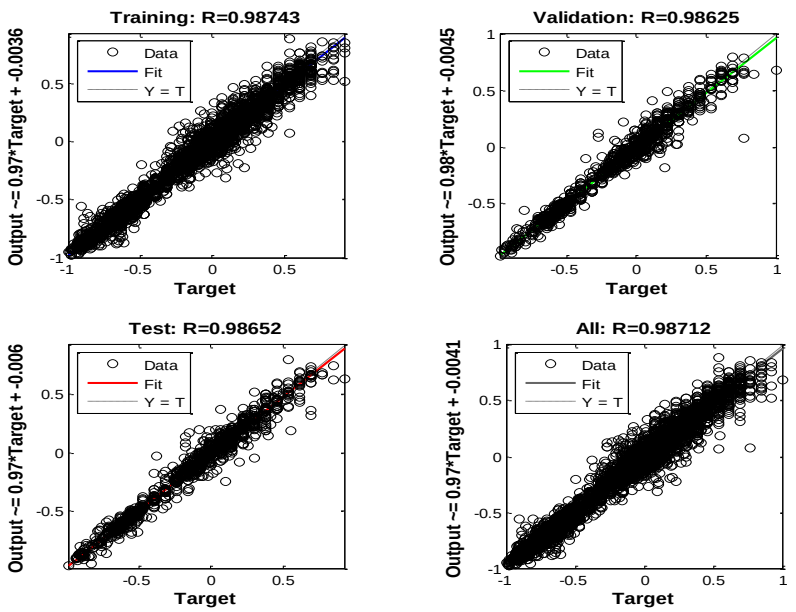
Προκύπτει από το παραπάνω σχήμα η σαφής εξασθένιση της απόδοσης της πρόβλεψης σε σχέση με το μοντέλο ανοιχτού βρόχου όπως αναμενόταν. Παρατηρούμε παρόλαυτά ότι το μοντέλο πρόβλεψης καταγράφει τη γενική συμπεριφορά των χρονοσειρών. Συμπερασμάτικα ο ισχυρισμός ότι στο βάθος των 500m το μοντέλο NARX επιτυγχάνει προβλεπτική ικανότητα έναντι της αλατότητας μπορεί να θεωρηθεί αληθής τόσο για το μοντέλο παράλληλης αρχιτεκτονικής όσο και για το μοντέλο κλειστού βρόχου. Η επιτυχία της προβλεπτικής ικανότητας φαίνεται να συσχετίζεται με τον βαθμό ομοιογένειας των μαζών νερού. Η ετεροσκεδαστικότητα του σφάλματος παρουσιάζει την ίδια εποχικότητα με την ετεροσκεδαστικότητα της πρώτης παραγώγου της πραγματικής αλατότητας. Πράγματι, η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου κλειστού βρόχου υποχωρεί πιθανότατα υποδηλώνοντας την μίξη μαζών νερού με διαφορετικές υδροδυναμικές ιδιότητες. Κατά συνέπεια η καταστροφή των υδροδυναμικών ιδιοτήτων λόγω της μίξης με νέες μάζες νερού καταστρέφουν μέρος αυτή της ικανότητας πρόγνωσης.

2. 400m

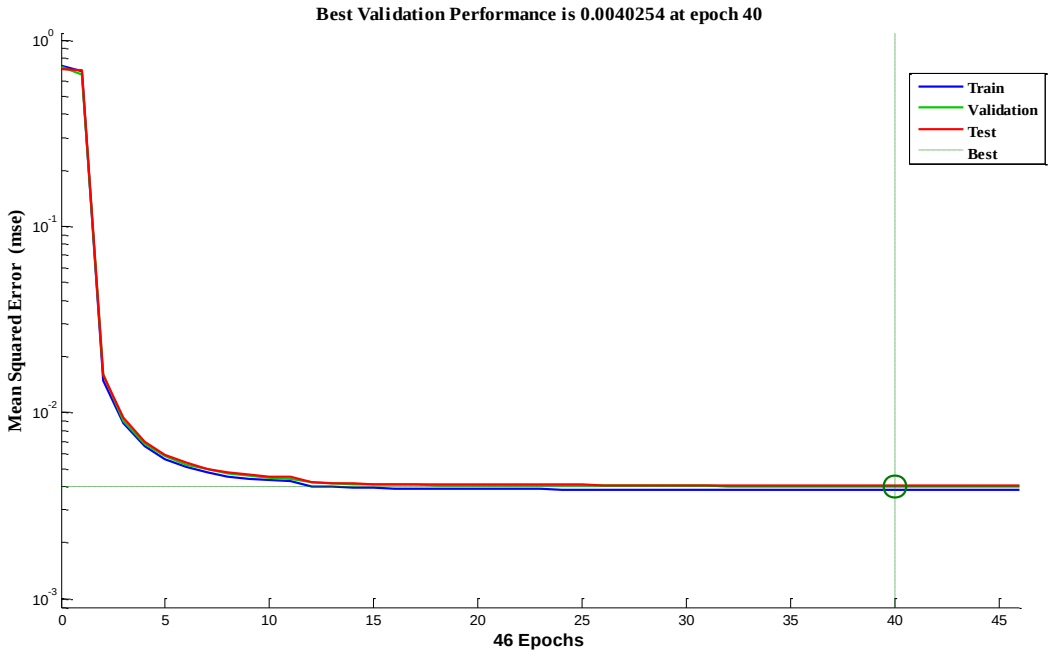
Με παρόμοιο ακριβώς τρόπο γίνεται η ανάπτυξη του μοντέλου NARX για τη χρονοσειρά αλατότητας και θερμοκρασίας στα 400m. Τα αποτελέσματα διαφόρων αρχιτεκτονικών του μοντέλου παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα.

Depth 400m	MSE	MAE	SSE	MSE REG	R2
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:2 (SP)	0,0038	0,0396	33,2858	0,0903	0,98744
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:2 (PA)	0,0241	0,1207	210,2717	0,1086	0,9218
I.Layer 2 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0038	0,0397	33,2616	11,6239	0,98745
I.Layer 2 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0317	0,1386	276,665	11,649	0,90446
I.Layer 3 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0.0038	0,0397	33,281	0,5402	0,98744
I.Layer 3 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0252	0,1223	219,9615	0,5594	0.9153
I.Layer 5 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0037	0,0396	32,5337	1,4393	0,98773
I.Layer 5 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0295	0,1255	258,0677	1,4626	0,90888
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:1 (SP)	0,0039	0,0403	34,2838	0,815	0,98706
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,0278	0,1306	242,6022	0,1029	0,90928
I.Layer 2 Neuron 1:3 1:1 (SP)	0,0039	0,0403	34,3365	0,0633	0,98707
I.Layer 2 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,036	0,1561	314,5181	0,0951	0,90532
I.Layer 3 Neuron 1:3 1:1 (SP)	0,0039	0,0403	34,2031	2,9563	0,98709
I.Layer 3 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,0283	0,1314	247,296	2,9782	0,91037
I.Layer 1 Neuron 1:4 1:2 (PA)	0,0037	0,0397	32,6989	0,0917	0,98767
I.Layer 1 Neuron 1:4 1:2 (PA)	0,0275	0,1299	240,1595	0,1131	0,90743
I.Layer 1 Neuron 1:2 1:1 (PA)	0,004	0,0405	35,2445	0,0718	0,98672
I.Layer 1 Neuron 1:2 1:1 (PA)	0,029	0,1339	253,7002	0,0943	0,91818
I.Layer 2 Neuron 1:2 1:2 (PA)	0,0039	0,0397	34,1412	0,3509	0,9871
I.Layer 2 Neuron 1:2 1:2 (PA)	0,0207	0,1131	181,2465	0,3661	0,93923

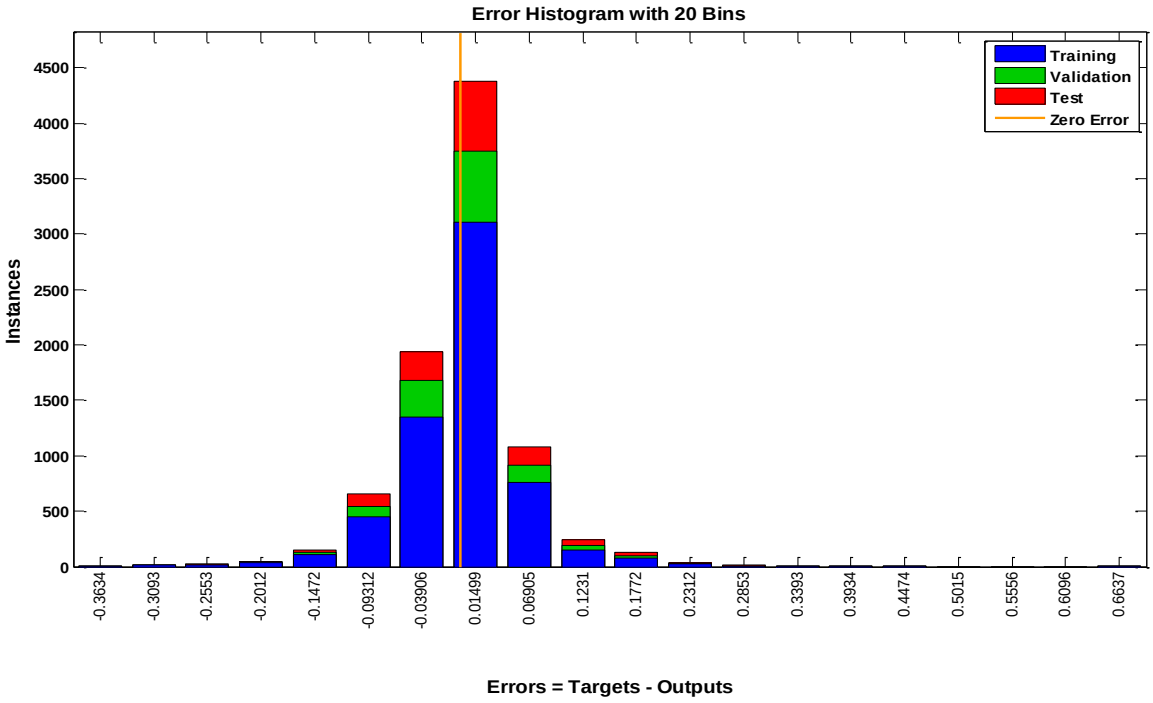
Παρατηρούμε ότι το δίκτυο με 2 καθυστερήσεις για το εξωγενές σήμα και 2 καθυστερήσεις για το ενδογενές σήμα και 1 νευρώνα επιτυγχάνει να ελαχιστοποήσει με ικανοποιητικό τρόπο το σφάλμα όπως φαίνεται παράλληλα με τον παραπάνω πίνακα και στα παρακάτω σχήματα.



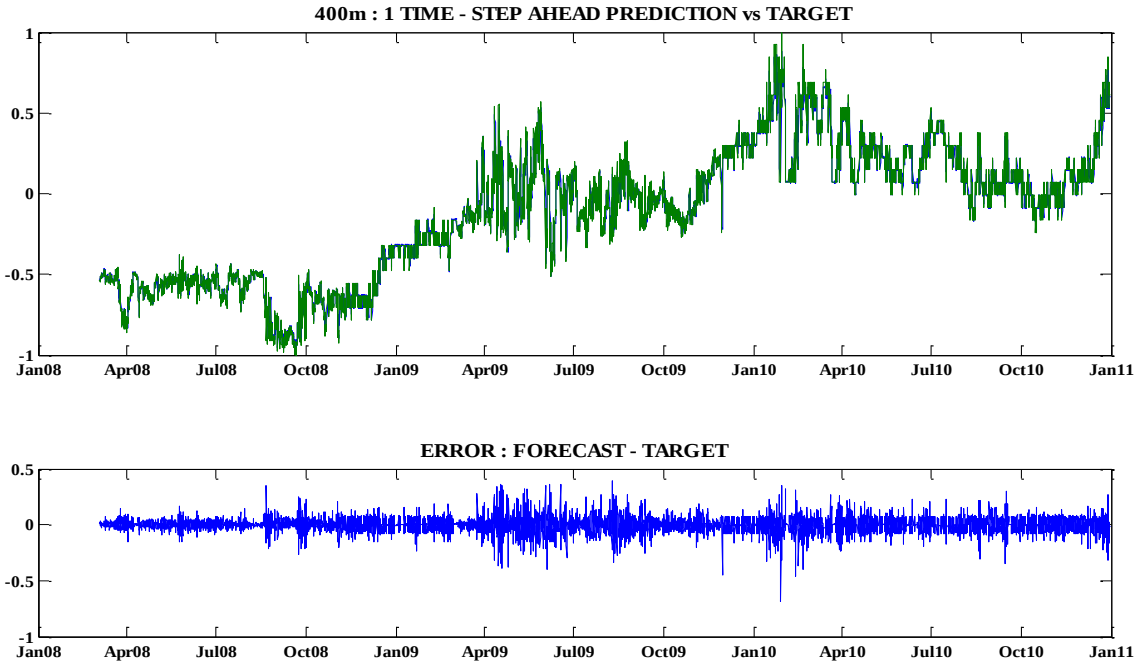
Τα παρακάτω διαγράμματα είναι επίσης ενδεικτικά της ισχυρής απόδοσης του μοντέλου. Το μέσο τεραγωνικό σφάλμα είναι 0,004 και η σύγκλιση επιτυγχάνεται σε 40 εποχές.



Τα σφάλματα κατανέμονται με κανονικό τρόπο γύρω από το 0.

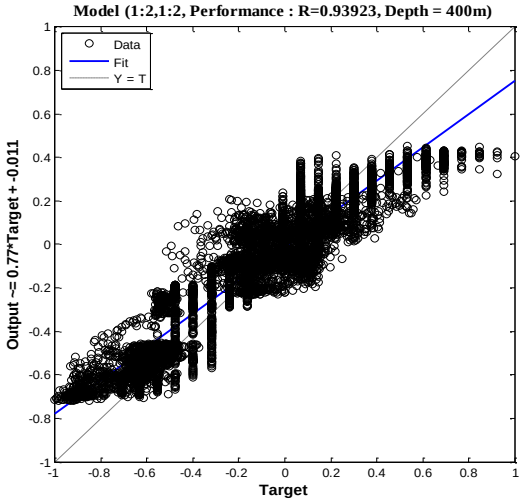


Στην παρακάτω γραφική παράσταση απεικονίζεται η συμπεριφορά των δύο καμπυλών (πρόβλεψη και πραγματική καμπύλη) και η καμπυλη σφάλματος. Το μοντέλο ανοιχτού βρόχου χρησιμοποιώντας ως εισόδους πραγματικές τιμές παράγει ακριβή αποτελέσματα όπως αναμενόταν από την ανάλυση των ελαχιστοποιημένων σφαλμάτων. Στο δίκτυο ανοιχτής αρχιτεκτονικής γίνεται μια μονοβηματική πρόβλεψη και το εκτιμώμενο output συγκρίνεται εν συνεχεία με την πραγματική τιμή. Παραθέτουμε στο παρακάτω διάγραμμα την συμπεριφορά των δύο καμπυλών (πρόβλεψη και πραγματική καμπύλη) και την καμπυλη σφάλματος.

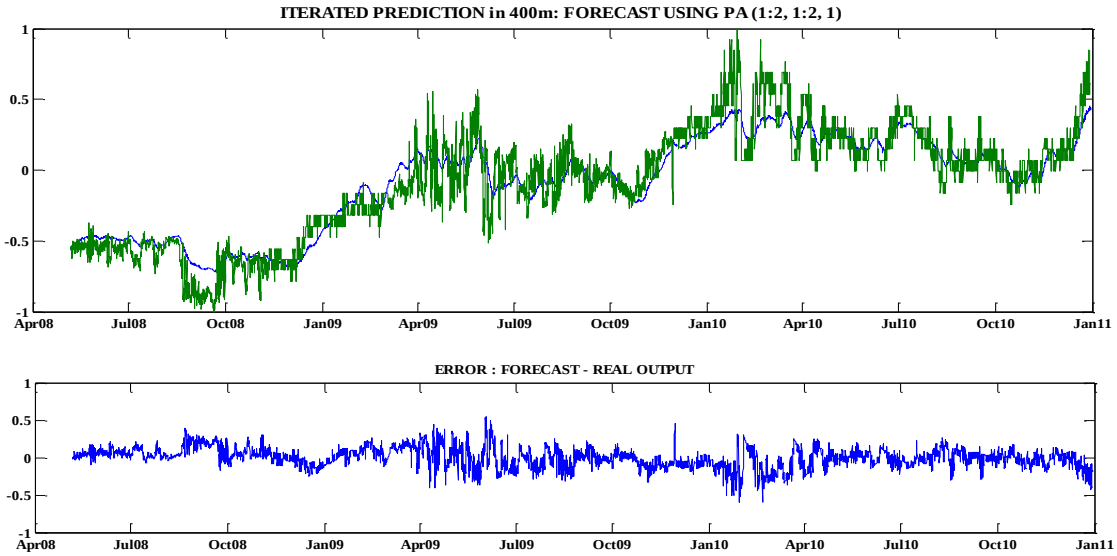


Η ετεροσκεδαστικότητα του σφάλματος πρόβλεψης αποτυπώνεται γραφικά στο δεύτερο σχήμα και επιβεβαιώνεται στατιστικά από το test ARCH. Επιπλέον παρατηρείται ότι η διασπορά του αυξάνεται στις περιόδους μεταξύ Απριλίου 09 και μετά τον Ιανουάριο 10. Η περίοδος αυτή συμπίπτει με την περίοδο αύξησης της διασποράς της θερμοκρασίας και αλατότητας που υποθέσαμε ότι εξηγείται από την εισροή νέων μαζών νερού στην περιοχή. Όπως και στην περίπτωση της ανάλυσης που έγινε στο βάθος των 500m η απόδοση του μοντέλου NARX καθορίζεται κατά συνέπεια από την μίξη (ή την ομοιογένεια) γειτονικών στρωμάτων νερού. Αυξάνει ισχυρά στην περίπτωση ομοιογενούς πυκνότητας των μαζών νερού και εξασθενίζει κατά την μίξη τους.

Ο βαθμός αξιοπιστίας του μοντέλου θα επικυρωθεί από την απόδοση του μοντέλου κλειστού βρόχου. Το μοντέλο κρίνεται αξιόπιστο με συντελεστή συσχέτισης ίσο με 0,93 και μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το μοντέλο κλειστής αρχιτεκτονικής που υπολογίζεται ίσο με 0,0213. Παρόλαυτά πρακτική η απόδοση του μοντέλου ανοιχτού βρόχου είναι ασθενέστερη της αντίστοιχης που πραγματοποιήθηκε για το βάθος των 500m. Στην αρχιτεκτονική κλειστού βρόχου η απόδοση του μοντέλου είναι ικανοποιητική όπως φαίνεται από το παρακάτω σχήμα αλλά υποβαθμισμένη σε σχέση με το δίκτυο ανοιχτού βρόχου.Τα παραπάνω αποτελέσματα αφορούν την αρχιτεκτονική ανοιχτού βρόχου, όπου οι είσοδοι είναι όλες πραγματικές τιμές και η πρόβλεψη πραγματοποιείται πάντα την στιγμή τ για την στιγμή τ+1.



Στο μοντέλο παράλληλης αρχιτεκτονικής δίκτυο μια μακροπρόθεσμη πρόβλεψη 7000 σημείων δίνει το παρακάτω γραφικό αποτέλεσμα.



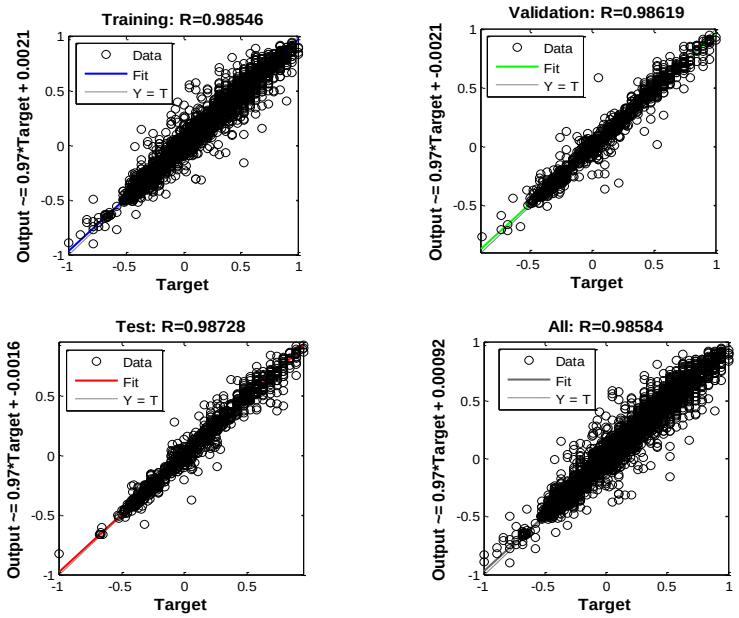
Προκύπτει από το παραπάνω σχήμα μια τιμή πρόβλεψης που αποσυνδέεται από την πραγματική τιμή βραχυπρόθεσμα αλλά ακολουθεί την μακροπρόθεσμη εξέλιξη της. Παρατηρείται επίσης σαφής εξασθένιση της απόδοσης της πρόβλεψης σε σχέση με το μοντέλο ανοιχτού βρόχου όπως αναμενόταν. Συμπερασμάτικα τα δύο μοντέλα δεν αποκλείουν μια ισχυρή προβλέπτική ικανότητα του μοντέλου NARX στο βάθος των 400m. Η επιτυχία της προβλεπτικής ικανότητας οφείλεται στον ισχυρό βαθμό ομοιογένειας των μαζών νερού. Σε πλήρη αντιστοιχία με το βάθος των 500m η ετεροσκεδαστικότητα του σφάλματος παρουσιάζει την ίδια εποχικότητα με την ετεροσκεδαστικότητα της πρώτης παραγώγου της πραγματικής αλατότητας. Επιβεβαιώνεται έτσι ότι η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου κλειστού βρόχου υποχωρεί πιθανότατα με την μίξη μαζών νερού με διαφορετικές υδροδυναμικές ιδιότητες. Κατά συνέπεια η καταστροφή των υδροδυναμικών ιδιοτήτων λόγω της μίξης με νέες μάζες νερού καταστρέφουν μέρος αυτή της ικανότητας πρόγνωσης.

4. 250m

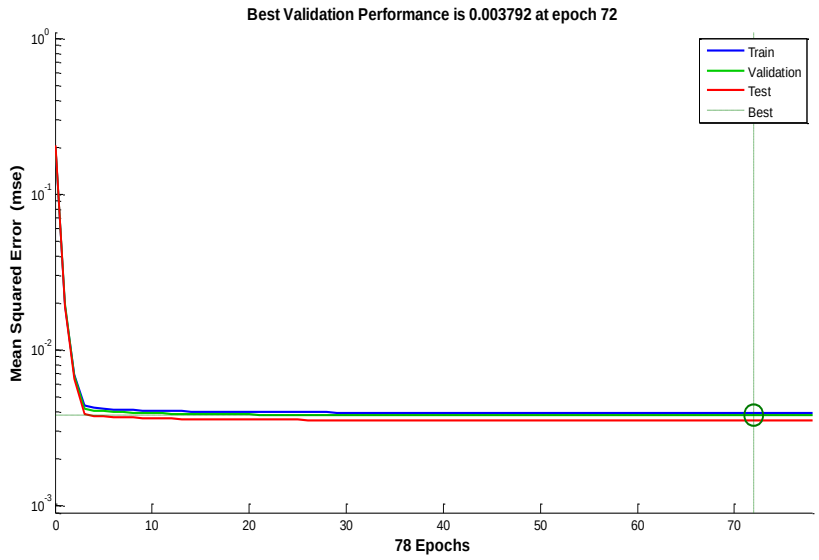
Στο βάθος των 250m η ανάλυση χρονοσειρών που προηγήθηκε ανέδειξε μια περισσότερο ετερογενής διαστρωμάτωση των μαζων νερού. Κατά συνέπεια η απόδοση των δικτύων NARX αναμένεται να είναι ασθενέστερη σε σχέση με την αντίστοιχη απόδοση για τα βάθη των 400 και 500 m. Αυτή η εκτίμηση επιβεβαιώνεται από τον παρακάτω πίνακα.

Depth 250m	MSE	MAE	SSE	MSE REG	R2
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:2 (SP)	0,0039	0,0363	33,6382	0,1344	0,9858
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:2 (PA)	0,0278	0,1278	243,2027	0,156	0,89402
I.Layer 2 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0038	0,0363	33,4935	0,1676	0,98586
I.Layer 2 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,037	0,1464	323,5225	0,1975	0,90546
I.Layer 3 Neurons 1:3 1:2 (SP)	0,0038	0,0362	33,3312	0,3893	0,98593
I.Layer 3 Neurons 1:3 1:2 (PA)	0,0268	0,1183	234,4673	0,41	0,90483
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:1 (SP)	0,0039	0,0364	33,6435	0,1178	0,98579
I.Layer 1 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,0273	0,1201	238,3381	0,1389	0,89718
I.Layer 2 Neuron 1:3 1:1 (SP)	0,0039	0,0366	34,0519	1,3672	0,98562
I.Layer 2 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,0277	0,1207	242,1219	1,3887	0,89349
I.Layer 3 Neuron 1:3 1:1 (SP)	0,0039	0,0363	33,7656	0,4442	0,98574
I.Layer 3 Neuron 1:3 1:1 (PA)	0,0724	0,2076	632,5849	0,5059	0,80178
I.Layer 1 Neuron 1:2 1:2 (SP)	0,0039	0,0366	34,2228	0,0549	0,98557
I.Layer 1 Neuron 1:2 1:2 (PA)	0,0289	0,1225	252,0837	0,0774	0,89704
I.Layer 1 Neuron 1:2 1:1 (SP)	0,004	0,0366	34,5229	0,1157	0,98542
I.Layer 1 Neuron 1:2 1:1 (PA)	0,0276	0,1199	241,2643	0,137	0,8953
I.Layer 2 Neuron 1:2 1:1 (SP)	0,0039	0,0365	34,2235	0,0751	0,98556
I.Layer 2 Neuron 1:2 1:1 (PA)	0,036	0,1383	314,0524	0,104	0,89882
I.Layer 1 Neuron 1:1 1:1 (SP)	0,004	0,0366	34,7912	0,1379	0,98531
I.Layer 1 Neuron 1:1 1:1 (PA)	0,0269	0,1178	234,8996	0,1585	0,90039

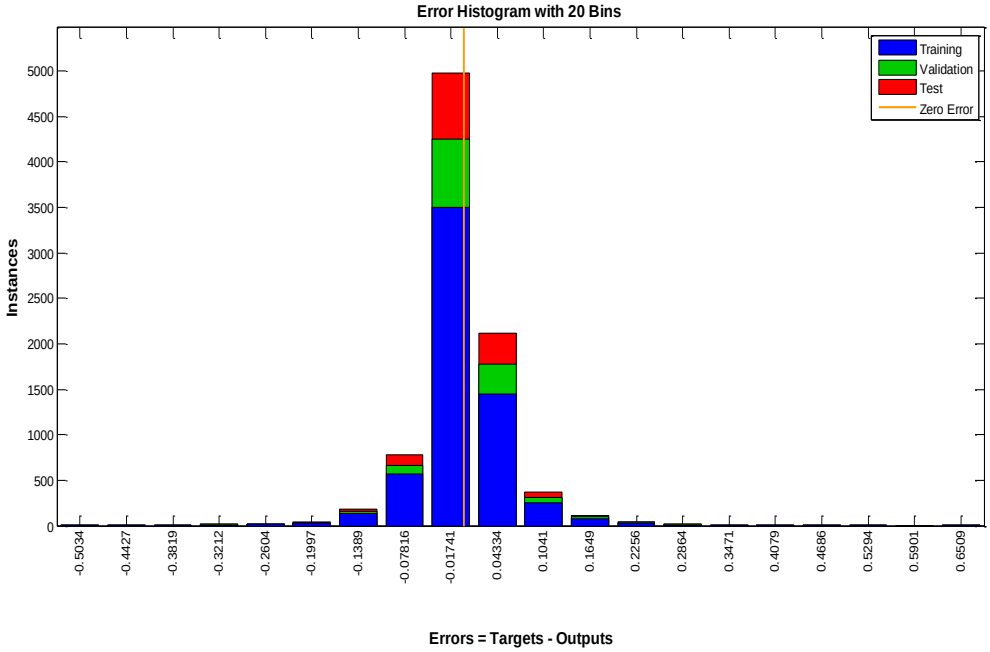
Απο τον πίνακα που προηγείται συμπεραίνεται ότι το δίκτυο με 3 καθυστερήσεις για το εξωγενές σήμα, δύο καθυστερήσεις για το ενδογενές σήμα και 2 νευρώνες επιτυγχάνει να ελαχιστοποήσει με σχετικά ικανοποιητικό τρόπο το σφάλμα όπως φαίνεται και στα παρακάτω σχήματα.



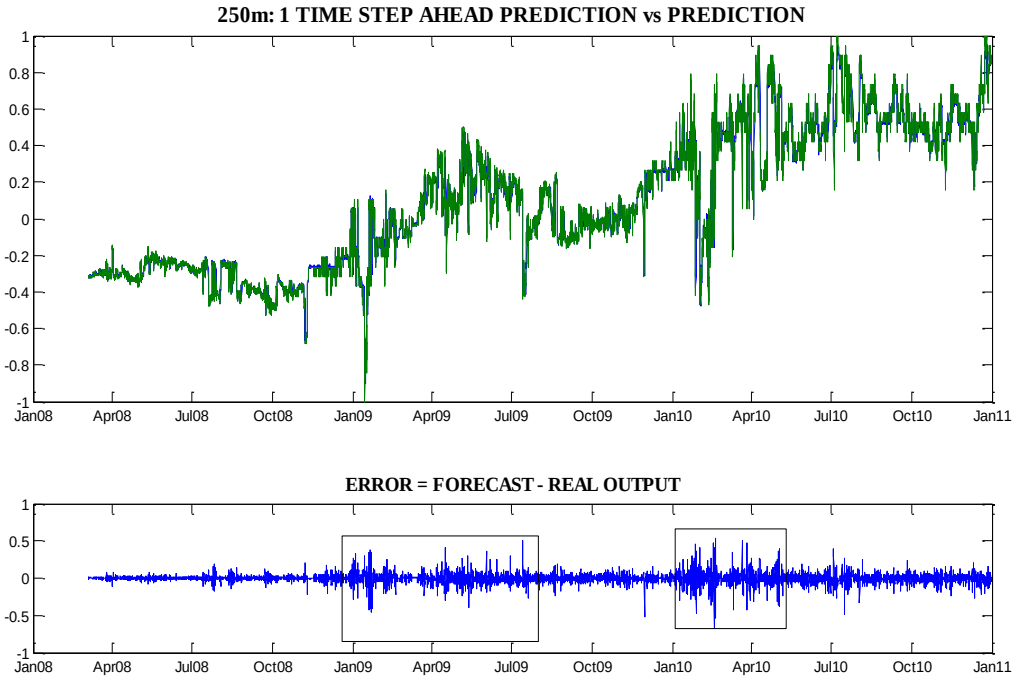
Το μέσο τεραγωνικό σφάλμα υπολογίζεται ίσο με 0,0037 ενώ η σύγκλιση επιτυγχάνεται μετά από 72 επαναλήψεις πράγμα που μαρτυρά πιο χρονοβόρα διαδικασία απαυτήν που προβλεπόταν για τα δίκτυα που εφαρμόστηκαν στα 400 και 500m.



Παρατηρείται επίσης από το παρακάτω ιστόγραμμα κατανομή των σφαλμάτων η οποία είναι σχετικά ικανοποιητική αφού υπάρχει συγκέντρωση τιμών γύρω από το 0.



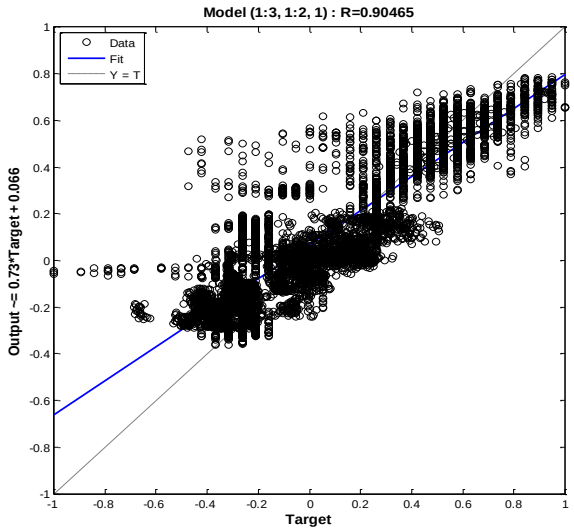
Στο δίκτυο ανοιχτής αρχιτεκτονικής γίνεται μια μονοβηματική πρόβλεψη και το εκτιμώμενο output συγκρίνεται εν συνεχεία με την πραγματική τιμή. Η συμπεριφορά των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης παρατίθεται στο παρακάτω διάγραμμα.



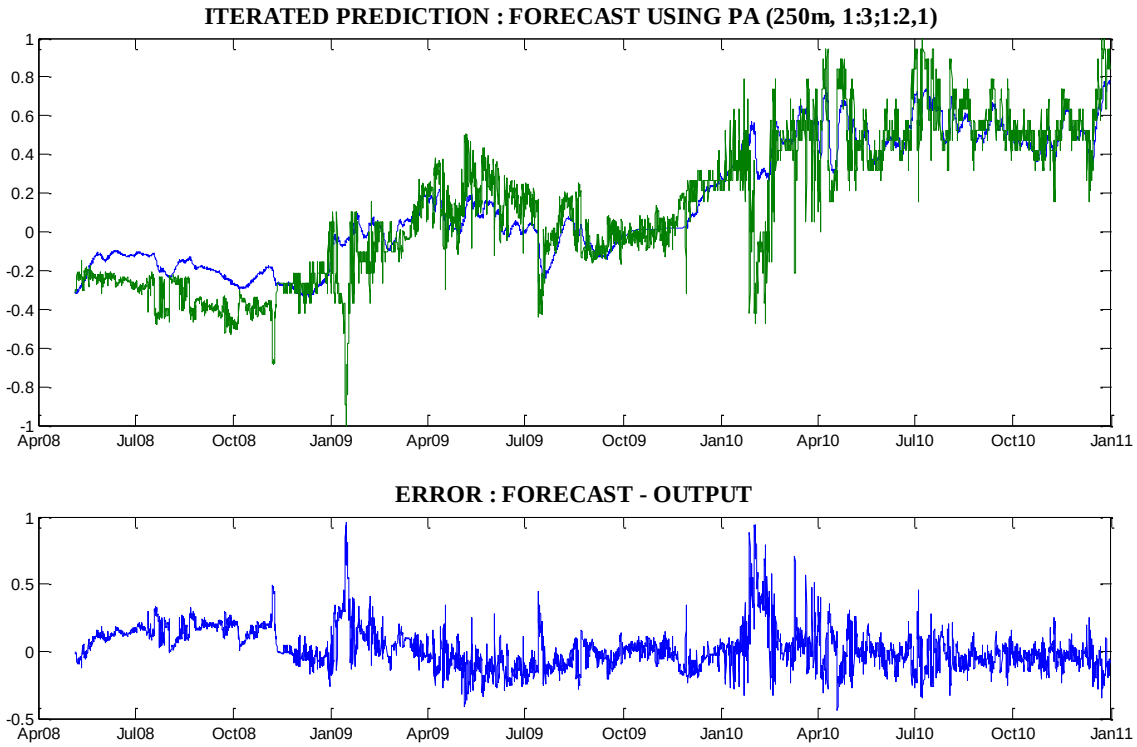
Προκύπτει από το προηγούμενο σχήμα ότι η συμπεριφορά του σφάλματος πρόβλεψης είναι ετεροσκεδαστική κι'αυτό επιβεβαιώνεται με το test ARCH. Ειδικα μετά τον Ιανουάριο του 2009 παρατηρείται απότομη αύξηση της διασποράς

σφάλματος. Η περίοδος αυτή συμπίπτει με την περίοδο αύξησης της διασποράς της θερμοκρασίας και αλατότητας που υποθέσαμε ότι εξηγείται από την εισροή νέων μαζών νερού στην περιοχή. Όπως και στην περίπτωση της ανάλυσης που έγινε στο βάθος των 500m και 400m η απόδοση του μοντέλου NARX καθορίζεται κατά συνέπεια ανάλογα προς τον βαθμό μίξης (ή την ομοιογένεια) γειτονικών στρωμάτων νερού. Αυξάνει ισχυρά στην περίπτωση ομοιογενούς πυκνότητας των μαζών νερού και εξασθενίζει κατά την μίξη τους.

Ακολουθεί η αρχιτεκτονική κλειστού βρόχου, της οποίας η απόδοση είναι υποβαθμισμένη σε σχέση με την αντίστοιχη απόδοση που υπολογίστηκε για τα βάθη των 400 και 500m αντίστοιχα.



Η μειωμένη προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου αποτυπώνεται και στο σχήμα που ακολουθεί που προσομοιώνει πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές.



Συμπερασματικά, η ανομοιογένεια που επικρατεί σε βάθη 250m δεν επιτρέπει πρόβλεψη αντίστοιχης ποιότητας με αυτήν που πραγματοποιήθηκε στα 400m και 500m.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ

Η συμπεριφορά των υδροδυναμικών ιδιοτήτων στα ενδιάμεσα στρώματα μπορεί να μοντελοποιηθεί ικανοποιητικά μέ το μοντέλο NARX. Στα βάθη των 400m και 500m η εξαρτημένη μεταβλητή της αλατότητας προβλέπεται με ακρίβεια στην παράλληλη εκδοχή του δικτύου (NARX SP) ενώ μια μακροπρόθεσμη πρόβλεψη διαμέσου του δικτύου κλειστού βρόχου (NARX PA) είναι επίσης εφικτή. Παράλληλα η συνάρτηση απόδοσης του δικτύου με το χρόνο στα βαθιά ενδιάμεσα στρώματα μεταβάλλεται σε συνάρτηση με το συγκερασμό μαζών νερού διαφορετικής προέλευσης. Ο μετασχηματισμός των υδροδυναμικών ιδιοτήτων, απόρροια της μίξης μαζών νερού διαφορετικής προέλευσης μεταφράζεται σε σχετική μείωση της απόδοσης του μοντέλου την αντίστοιχη περίοδο. Στα 250m το μοντέλο δεν ανταποκρίθηκε με την ίδια ακρίβεια παράγοντας πρόβλεψη με αισθητά μεγαλύτερο σφάλμα. Ο συγκερασμός μαζών νερού διαφορετικής προέλευσης καταστρέφει μέρος ή ολόκληρη την προβλεπτική ικανότητα (1-100m) του δικτύου. Κατά συνέπεια το μοντέλο NARX έχει διπλή χρηστικότητα αφενός μεν στην μελέτη της συμπεριφοράς των υδροδυναμικών ιδιοτήτων των ενδιάμεσων βαθέων στρωμάτων και αφετέρου στην ανίχνευση νέων μαζών νερού σε βάθη χαμηλότερα αυτών του εποχικού θερμοκλινούς.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΑΠΟΔΟΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΕ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ ΕΚΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΜΕ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΝΤΟΣ ΚΑΙ ΕΚΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ

1. Εισαγωγή

Το πρόβλημα της πρόβλεψης της εξέλιξης μιας χρονοσειράς υποθέτει δυο υποπροβλήματα. Το πρώτο αφορά στη διατύπωση μιας μη γραμμικής εξίσωσης που να περιγράφει με ακρίβεια την εξέλιξη της χρονοσειράς επί των σημειών που διαθέτει το σύνολο δεδομένων. Το δεύτερο υποπρόβλημα αφορά στην παραγωγή ενός συνόλου εκτός δείγματος που να συνιστά πρόβλεψη της μελλοντικής τιμής εξόδου. Στο παράρτημα που ακολουθεί επιχειρείται να δοθεί ένα σχέδιο απάντησης στο δεύτερο υποερώτημα.

Η τεχνική που ακολουθείται βασίζεται στον χωρισμό των 8266 πραγματικών δεδομένων που διαθέτουμε σε δύο υποσύνολα με 8000 και 266 δεδομένα αντίστοιχα. Στη συνέχεια πραγματοποιούνται τα εξής βήματα :

Α. Η διαδικασία εκπαίδευσης στο πρώτο υποσύνολο οδηγεί στην περιγραφή μιας μη γραμμικής εξίσωσης χαρακτηριστικής του δικτύου.

Β. Η εξίσωση του πρώτου δικτύου εφαρμόζεται στο δεύτερο σύνολο δεδομένων που όμως δεν έχει υποβληθεί σε διαδικασία μάθησης (επέκταση του δικτύου NAR ή NARX σε νέα δεδομένα). Αξιολογείται το σφάλμα και ο συντελεστής συσχέτισης.

Γ. Χρησιμοποιείται η εξίσωση του πρώτου δικτύου και με τη βοήθεια αρχικών συνθηκών κατασκευάζεται ένας βρόχος που καταλήγει μετά την δεύτερη επανάληψη να λειτουργεί με εισόδους όχι πραγματικά δεδομένα αλλά δεδομένα που αποτελούν προϊόν πρόβλεψης. Η εξίσωση στη συνέχεια προβάλλει επαναληπτικά στο μέλλον (έξω από το δείγμα) τα δεδομένα παρέχοντας 266 νέες προβλέψεις. Αξιολογείται το σφάλμα και ο συντελεστής συσχέτισης σε σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα.

2. Αρχιτεκτονικές

I. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΚΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ NAR[16]

Το πρώτο δίκτυο βασίζεται σε ένα μοντέλο NAR (Neural Autoregressive) το οποίο επιχειρεί να προβλέψει τη θερμοκρασία με βάση την προηγούμενή τιμή της. Άρα η εξίσωση είναι της μορφής $y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-k})$, όπου f μια μη γραμμική συνάρτηση[17].

Τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο σύνολα. Το πρώτο σύνολο αποτελείται από 8000 δεδομένα και το δεύτερο από 266 δεδομένα. Με τη βοήθεια του πρώτου σύνολου κατασκευάζουμε την εξίσωση $y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-k})$. Με την παραπάνω εξίσωση και για αρχική συνθήκη $y_0 = T(8001)$[18] κατασκευάζουμε έναν επαναληπτικό αλγόριθμο που καταλήγει σε πρόβλεψη 226 νέων δεδομένων τα οποία βασίζονται πια στην εξίσωση $y_t^a = f(y_{t-1}^a, \dots, y_{t-k}^a)$, όπου y_{t-1}^a η πρόβλεψη τη χρονική στιγμή t-1. Με τον τρόπο αυτό παράγεται μια πρόβλεψη εκτός δείγματος. Στη συνέχεια συγκρίνεται η πρόβλεψη με τα πραγματικά δεδομένα (τα οποία δεν έχουν λάβει μέρος στην διαδικασία πρόβλεψης) και εκτιμάται η

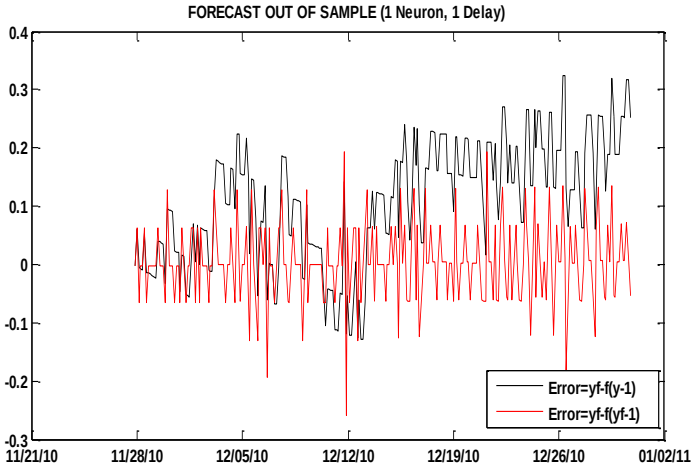
16 Neural Autoregressive

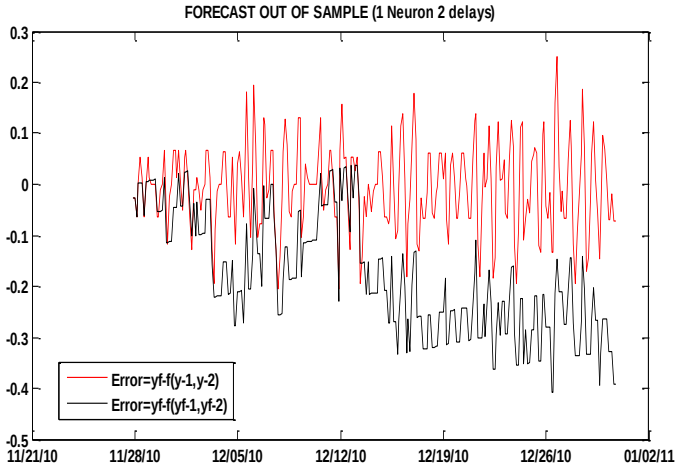
17 Εδώ η υπερβολική εφαπτομένη.

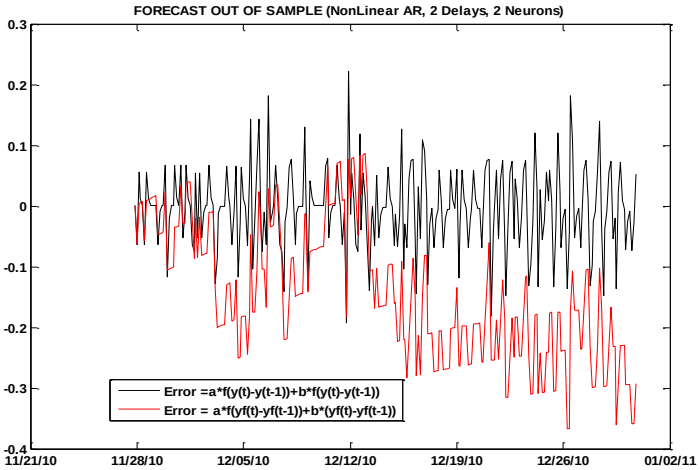
18 Η αλατότητα στο σημείο 8001

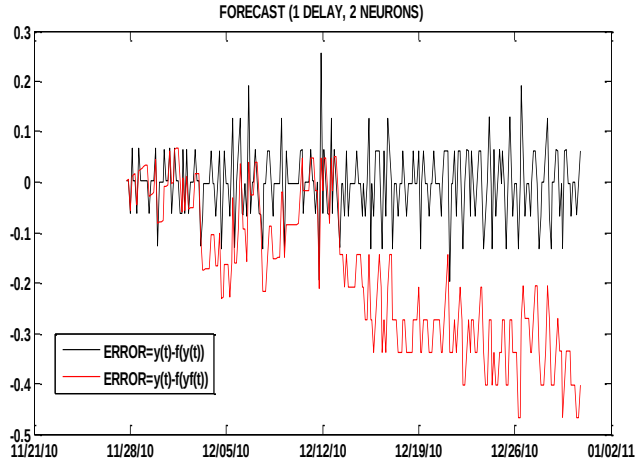
επιτυχία της. Το σφάλμα αναμένεται να είναι μια αύξουσα συνάρτηση με το χρόνο αφού αυτοσυσσωρεύεται επαναληπτικά σε κάθε αλγοριθμικό κύκλο.

NAR MODEL	1 Delay, 1 Neuron	1 Delay, 2 Neurons	2 Delays 1 Neuron	2 Delays 2 Neurons
MSE (S πραγματικό)	0,0042	0,0042	0,0042	0,0042
R2	0,91788	0,91789	0,91705	0,91713
MSE (S πρόβλεψη)	0,0222	0,0169	0,0631	0,0383
R2	0,84711	0,8116	0,86264	0,85402









Η μελέτη του σφάλματος και η γραφική συμπεριφορά οδηγούν στα εξής βασικά συμπεράσματα :

Α. Η εξίσωση συμπεριφέρεται ικανοποιητικά όταν εισάγονται σε αυτήν πραγματικά δεδομένα από το άγνωστο δείγμα

Β. Η εξίσωση συμπεριφέρεται μη ικανοποιητικά όταν καλείται να προβλέψει την έξοδο στη βάση δεδομένων 'πρόβλεψης'.

Γ. Το σφάλμα στην περίπτωση αυτή είναι συσσωρευτικό. Μετά από ένα σημείο και μετά του αλγοριθμικού κύκλου η ένταξη της πρόβλεψης στην εξίσωση αλλοιώνει σημαντικά το αποτέλεσμα.

II. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΚΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΜΕ ΔΙΚΤΥΟ NARX

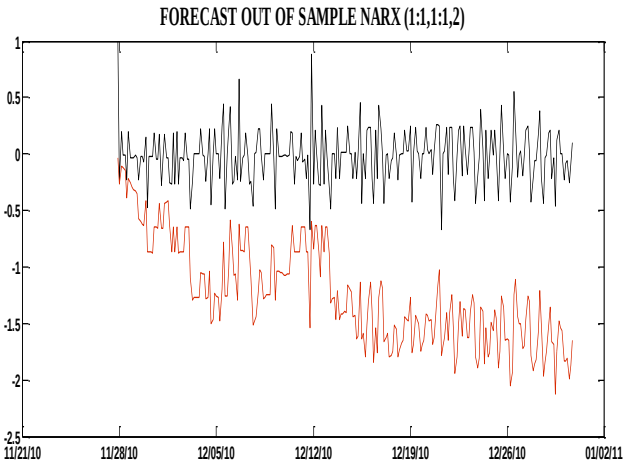
Το δίκτυο NARX εκπαιδεύεται ακριβώς όπως και το δίκτυο NAR σε ένα πρώτο σύνολο δεδομένων με στόχο να προκύψει μια εξίσωση της μορφής $y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-k}, u_{t-1}, \dots u_{t-k})$ η οποία εφαρμόζεται στο δεύτερο σύνολο. Στην παράγραφο αυτή μελετώνται 4 δίκτυα όπως φαίνεται παρακάτω.

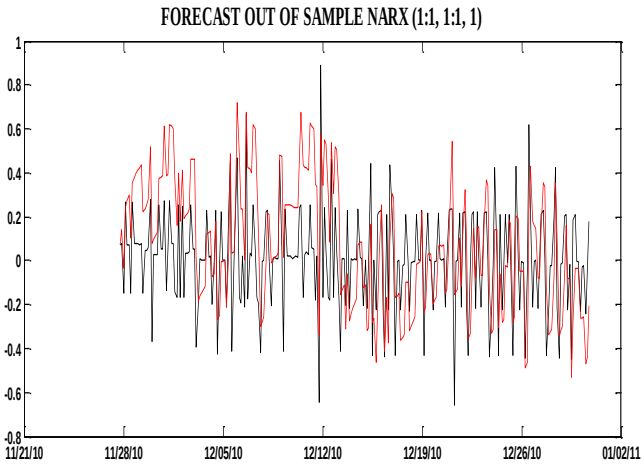
8000 δεδομένα στο δείγμα εκπαίδευσης, 226 δεδομένα εκτός δείγματος	MSE (S πραγματικό, T πραγματικό, 2° σύνολο)	R2	MSE (S προβλεψη, T πραγματικό, 2° σύνολο)	R2
NARX (1:1,1:1,2)	0,0544	**91,20%**	1,7161	**74,93%**
NARX (1:1,1:1,1)	0,0486	**91,83%**	0,0857	**88,99%**
NARX(1:1,1:2,1)	0,0029	**99,61%**	0,0887	**86,70%**
NARX(1:2,1:1,1)	0,0016	**99,88%**	0,0995	**84,34%**

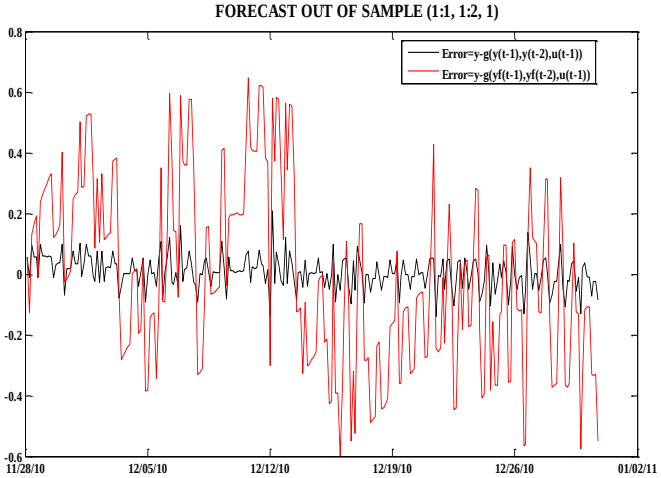
Παρατίθενται παρακάτω οι εξισώσεις που διερευνήθηκαν και προέκυψαν από τον υπολογισμό των βαρών.

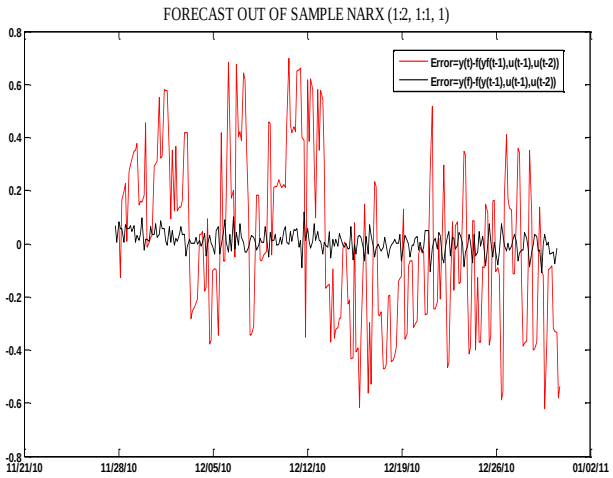
8000 δεδομένα στο δείγμα εκπαίδευσης, 226 δεδομένα εκτός δείγματος	ΕΞΙΣΩΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ
NARX (1:1,1:1,2)	**Sf(k+1)=-0,2055+0,7242*tanh(0,6775*T(k)+1,3872*S(k)+0,5493)-0,9710*tanh(-0,4339*T(k)-0,2998*S(k)+0,1501);**
NARX (1:1,1:1,1)	**Sf(k+1) =0,0683+2,7952*(tanh(0,0213*T(k)+0,3312*S(k)-0,0197));**
NARX(1:1,1:2,1)	**Sf(k+1)=-0,0084-2,6764*tanh(-0,2814*S(k)+-0,0773*S(k-1)-0,0123*T(k)-0,0058)**
NARX(1:2,1:1,1)	**Sf(k+1)=0,0215-2,8753*tanh(0,0388*T(k)-00512*T(k-1)*-0,3794*S(k)+0,0049);**

Ακολουθούν οι γραφικές που παριστάνουν το σφάλμα ανάμεσα στο πραγματικό σήμα και την πρόβλεψη όταν τα δεδομένα είναι πραγματικά (μαύρο χρώμα) και όταν τα δεδομένα αποτελούν προϊόν πρόβλεψης (κόκκινο χρώμα).









Προκύπτουν από την μελέτη των σφαλμάτων και των γραφικών τα εξής συμπεράσματα :

Α. Στην περίπτωση των δικτύων NARX παρατηρείται επίσης μεγάλη απόκλιση της πραγματικής και εκτιμώμενης τιμής όταν το δίκτυο καλείται να προβλέψει την τιμή της εξωγενούς μεταβλητής χρησιμοποιώντας δεδομένα που αποτελούν προϊόν πρόβλεψης.

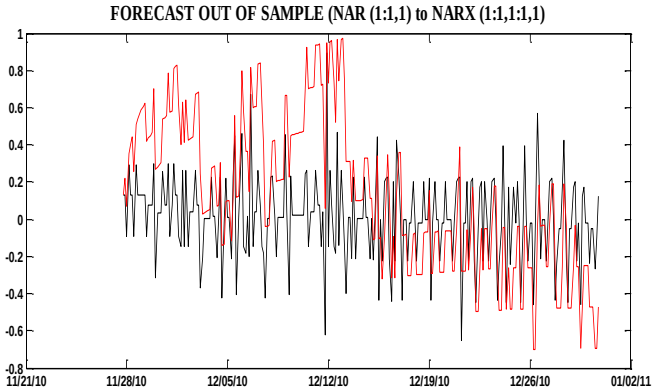
Β. Αντιθέτως τα πραγματικά δεδομένα που εισάγονται και είναι εκτός δείγματος ανταποκρίνονται με μεγάλη ακρίβεια στην μαθηματική εξίσωση που προέκυψε από την εκπαίδευση του πρώτου δείγματος.

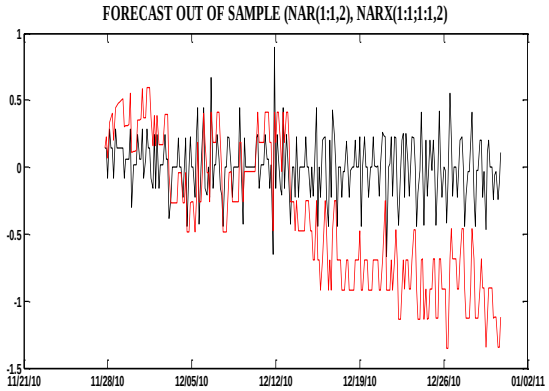
Γ. Τρίτον παρατηρείται ότι το σφάλμα δεν έχει συμπεριφορά συσσώρευσης όπως στην περίπτωση του μοντέλου NAR. Αυτό οφείλεται στον σταθεροποιητικό ρόλο που διαθέτει η εξωγενής μεταβλητή. Κατά συνέπεια, αν και η απόκλιση παραμένει μη ικανοποιητική στην περίπτωση αυτών των δικτύων το μοντέλο μπορεί σε αδρές γραμμές να προσομοιώσει την τάση της χρονοσειράς.

ΙΙΙ. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΚΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΜΕ ΔΙΚΤΥΟ NAR – NARX ΣΕ ΣΕΙΡΑ

Στο δίκτυο που ακολουθεί επιχειρείται μια σύνθεση δύο δικτύων σε σειρά: Ενός μοντέλου NAR με είσοδο και έξοδο την θερμοκρασία και ένα δίκτυο NARX με εξωγενή είσοδο την θερμοκρασία (που είναι η έξοδος του μοντέλου NAR) και ενδογενή είσοδο την αλατότητα. Η σύνθεση αυτή αποσκοπεί στην δημιουργία εκτίμησης από εισόδους που είναι καθαρά προϊόντα πρόβλεψης. Η θερμοκρασία που προβλέπεται εκτός δείγματος εισάγεται σ’ένα δεύτερο δίκτυο NARX που έχει εκπαιδευτεί για το σύνολο των 8000 δεδομένων με πραγματικά δεδομένα θερμοκρασίας και αλατότητας. Παράγει πρόβλεψη τα επόμενα 226 δεδομένα αλατότητας λαμβάνοντας ως εισόδους την εκτός δείγματος πρόβλεψη της θερμοκρασίας του πρώτου δικτύου και τα δεδομένα αλατότητας την t-1.

8000 δεδομένα στο δείγμα εκπαίδευσης, 226 δεδομένα εκτός δείγματος	**MSE (S=Sf, T=Tgiven)**	**R2**	**MSE (S=Sf,T=Tf)**	**R2**
NAR (1,1) -NARX (1:1,1:1,1)	0,0481	**91,49%**	0,1833	**77,23%**
NAR (1,2) -NARX (1:1,1:1,2)	0,0484	**91,81%**	0,4031	**53,86%**





8000 δεδομένα στο δείγμα εκπαίδευσης, 226 δεδομένα εκτός δείγματος	ΕΞΙΣΩΣΕΙΣ ΔΙΚΤΥΟΥ
NAR (1,1) -NARX (1:1,1:1,1)	**Sf(t)=0,0499-1,742*tanh(-0,0153*Tf(t-1)-0,5598*Sf(t-1))**
NAR (1,2) -NARX (1:1,1:1,2)	**Sf(k+1) =purelin(-0,0114+0,0352*tanh(8,4616*Tf(k)-0,2428*Sf(k)-4,1419)+0,0352*tanh(-0,0020*Tf(k)+0,8405*Sf(k)+0,0398));**

Τα διανύσματα εισόδου στα παραπάνω δίκτυα είναι αποτελέσματα προβολής των μη γραμμικών εξισώσεων σε δεδομένα εκτός δείγματος. Η ικανότητα πρόβλεψης υποβαθμισμένη στην περίπτωση που η εξωγενής είσοδος λαμβάνει πραγματικές τιμές καταστρέφεται όταν οι είσοδοι περιγράφονται από τιμές πρόβλεψης.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ

Στο παράρτημα που προηγήθηκε επιχειρήθηκε μια μελέτη των ορίων ‘αντοχής’ των αναδρομικών νευρωνικών μέσα από μακροπρόθεσμες προβλέψεις στις οποίες συμμετέχουν σαν είσοδοι δεδομένα εκτός δείγματος. Μέσα από έναν επαναληπτικό βρόχο οι προβλέψεις εισέρχονται στην εξίσωση του δικτύου που έχει κατασκευαστεί κατά την εκπαίδευση των δεδομένων του πρώτου συνόλου. Στα μοντέλα τύπου NAR το σφάλμα πρόβλεψης είναι συσσωρευτικό, η πρόβλεψη μεταφέροντας το σφάλμα της σε κάθε επαναληπτικό κύκλο του αλγόριθμου χάνει σταδιακά την επαφή της με την τάση της χρονοσειράς. Τα μοντέλα NARX αντιθέτως διαθέτουν εξωγενείς μεταβλητές που σταθεροποιούν και εξισορροπούν την πρόβλεψη. Όσο πιο καθοριστικές είναι αυτές στην πρόβλεψη του μοντέλου τόσο μικρότερο αναμένεται το σφάλμα ως προς την τάση. Σε κάθε περίπτωση οι εκτός δείγματος προβλέψεις με εκτός δείγματος δεδομένα δεν προσφέρουν παρά μια εικόνα της μακροπρόθεσμης τάσης της χρονοσειράς. Η αιτία αυτή δεν είναι εγγενής απλώς στο νευρωνικό δίκτυο και το ντετερμινιστικό χαρακτήρα της μη γραμμικής εξίσωσης αλλά καθορίζεται και από την τάξη πολυπλοκότητας του φυσικού φαινομένου. Το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης παραμένει ανοιχτό.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Hydronynamic properties of the South Ionian Sea based on the POSEIDON Pylos observatory. Kassis D.*, Nittis K., Perivoliotis L., Chondronasios A., Petihakis G. & Pagonis P. Institute of Oceanography, Hellenic Centre for Marine Research

2. Forecasting peak air pollution levels using NARX models ; E.Pissoni ; Marcello Foarina, Claudio Carnevale, Luigi Piroddi. Engineering Applications of Articial Intelligence (2009) 593-602.

3. Neural Networks: A Comprehensive Foundation Simon Haykin. Pearson Education. Page 756

4. R2011b-MATLAB Documentation – Neural Network Toolbox

5. Neural Networks for Pattern Recognition (Oxford University Press 2005), Christopher Bishop, p.291

6. Τεχνικές Βελτιστοποίησης. Γεώργιος Ροβιθάκης. Εκδόσεις Τζιολα. Κεφ. Τεχνικές με χρήση παραγώγων. Σελ 139

7. Econometrie des Series Temporelles Macroéconomiques et Financières. Valerie Mignon, Sandrine Lardic. Editions ECONOMICA; page 20.

8. Investigation and the analysis of water masses at Pakistan Coastal Regions.New York Science Journal. ISSN 1554 – 0200. M.Waheed uz Zaman, M.Ayub Khan Yousouf zai

9. Artificial Neural Network 2006, Stefanos Kollias, Andreas Stafylopatis, Wlodzillaw Duch, Erkk Oja. Springer

10. Characteristics of the summer 1987 Flow Field in the Ionian Sea. Journal of Geophysical Research, Vol.98, No.C6, Pages 10, June 15, 1993, Kostas Nittis, Nadia Pinardi, Alex Lascaratos.

11. Age determination of mixed water masses using CFC and oxygen data. Johasen Karstensen, Matthias Tomczak, Journal Of Geophysical Research, VOL 103, August 15,1998

12. Characteristics of the summer 1987 Flow Field in the Ionian Sea. Kostas Nittis, Nadia Pinardi, Alex Lascaratos, JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH, VOL.98, JUNE 15, 1993