

# Ανάλυση χρονοσειρών οπτοκινητικού νυσταγμού (OKN)

**AUTHORS :** Χριστόφορος Μπέκος (8311) , Νικόλαος Πάσχος (8360)

## Εισαγωγή

Η εργασία αφορά σήματα από την κίνηση του ματιού που μετρήθηκαν στα πλαίσια του άφθρου [1] . Το πείραμα απαιτεί το άτομο να κάθεται άνετα σε μια καρέκλα και να προσπαθεί να εστιάσει στο κέντρο μιας ουθόνης, στην οποία περνούν συνεχώς κατακόρυφες λωρίδες μαύρου-άσπρου με συγκεκριμένη φορά (δεξιά / αριστερά) και σταθερή γωνιακή ταχύτητα (30 και 60 o / sec). Το πείραμα αυτό γίνεται για τη διάγνωση ιλίγγου [2](έλλειψη ισορροπίας στο λαβύρινθο του αυτιού). Η κάθε χρονοσειρά αφορά ένα τέτοιο πείραμα για διαφορετική φορά, ταχύτητα αλλά και κατηγορία ατόμου (υγιής / ασθενής). Κατά το πείραμα το μάτι ακολουθεί ανεπαίσθητα τις λωρίδες και επανέρχεται δημιουργώντας σήμα με συνεχόμενος σχηματισμούς, που αποτελούνται από ανοδική αργή τάση (καθώς το μάτι ξεγελιέται και ακολουθεί τις λωρίδες) και απότομη πτώση (στο σημείο που επανέρχεται το μάτι). Η κίνηση αυτή του ματιού λέγεται οπτοκινητικός νυσταγμός (optokinetic nystagmus, OKN). Στην ανάλυση χρησιμοποιήθηκαν δύο OKN χρονοσειρές προέρχονταν από δύο διαφορετικά άτομα ,ενώ δεν γνωρίζουμε αν κάποια από αυτές αντιστοιχεί σε υγιές ή όχι άτομο .Όλες οι μετρήσεις έγιναν με δειγματοληψία σε 100Hz.

## 1. Γραμμική ανάλυση

Στόχος μας είναι η κατασκευή νέων χρονοσειρών , από την πληροφορία των τοπικών ακροτάτων της OKN χρονοσειράς και στην συνέχεια η διερεύνηση ενός κατάλληλου γραμμικού μοντέλου πρόβλεψης αυτών .

### 1.1 Δημιουργία και μοντελοποίηση των AMA, AMI, AMD, TMI, TMA, TBP χρονοσειρών

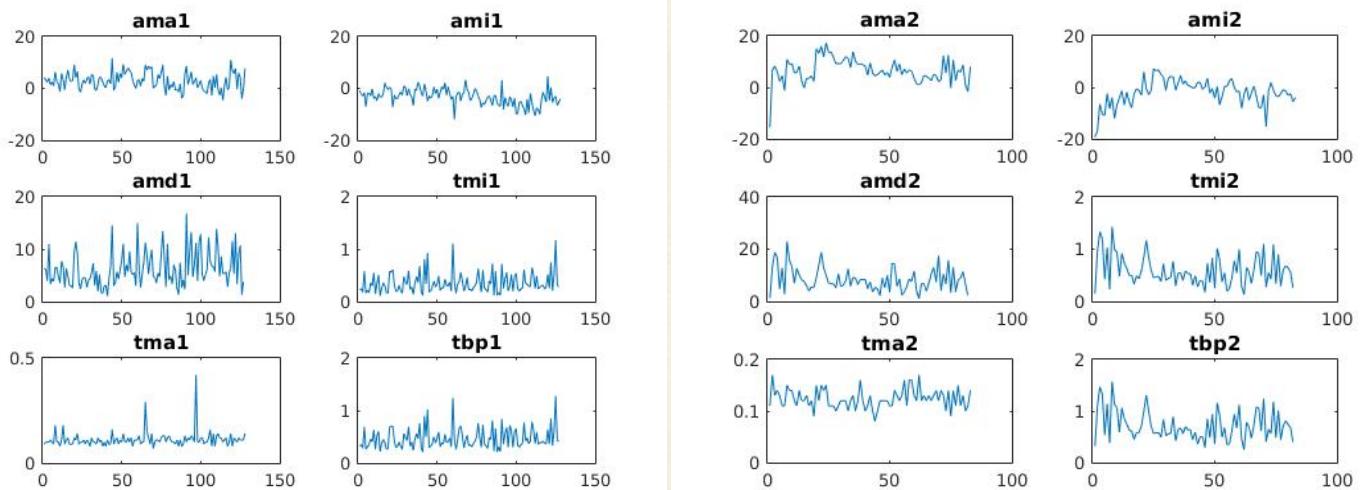
Χρησιμοποιούνται οι συναρτήσεις extremes και createTimeSeries προκειμένου να δημιουργήσουμε τις παρακάτω χρονοσειρές

1. τιμές των τοπικών μεγίστων (amplitude maxima, AMA)
2. τιμές των τοπικών ελαχίστων (amplitude minima, AMI)
3. απόσταση τοπικού ελάχιστου από το επόμενο τοπικό μέγιστο, (amplitude min-max difference, AMD)
4. διάρκεια από το τοπικό ελάχιστο ως το επόμενο τοπικό μέγιστο (time to maximum, TMA)
5. διάρκεια από το τοπικό μέγιστο ως το επόμενο τοπικό ελάχιστο (time to minimum, TMI)
6. διάρκεια από το τοπικό μέγιστο ως το επόμενο τοπικό μέγιστο (time between peaks, TBP)

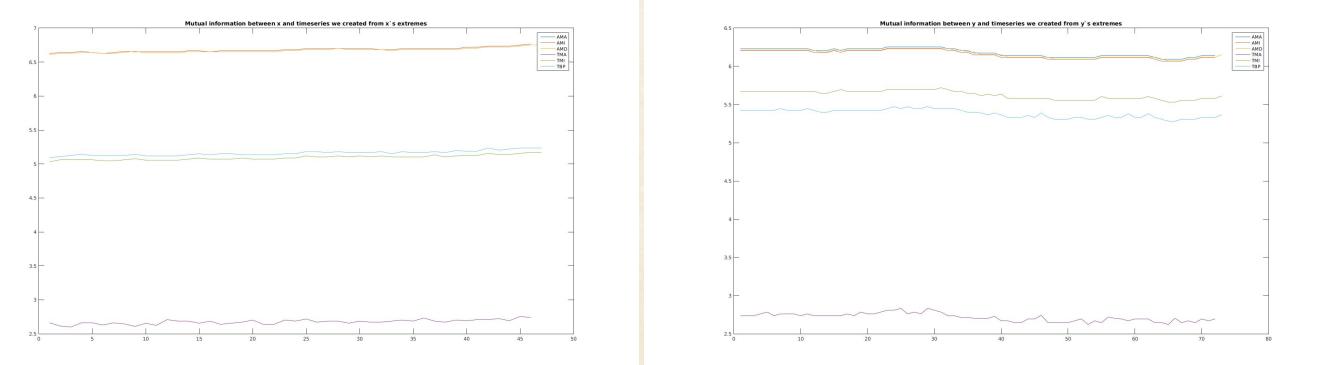
Μία τυπική κλήση των συναρτήσεων , προκειμένου να δημιουργηθούν αυτές οι χρονοσειρές δίνεται παρακάτω (θεωρούμε ότι x είναι η OKN χρονοσειρά) :

```
e1 = extremes(x,0,13,0,0,0);  
[ ama1, ami1, amd1, tmi1, tma1, tbp1 ] = createTimeSeries( e1 ,fsampling );
```

Όπου το fsampling είναι η συχνότητα δειγματοληψίας με την οποία λήφθηκαν τα σήματα .Οι χρονοσειρές που προκύπτουν για τους δύο ασθενείς φαίνονται παρακάτω

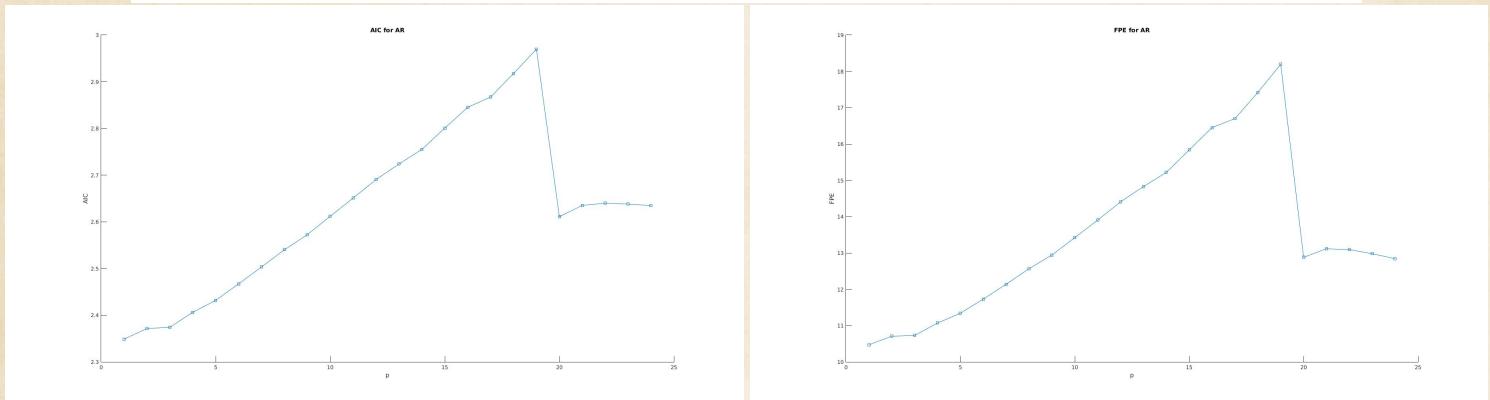
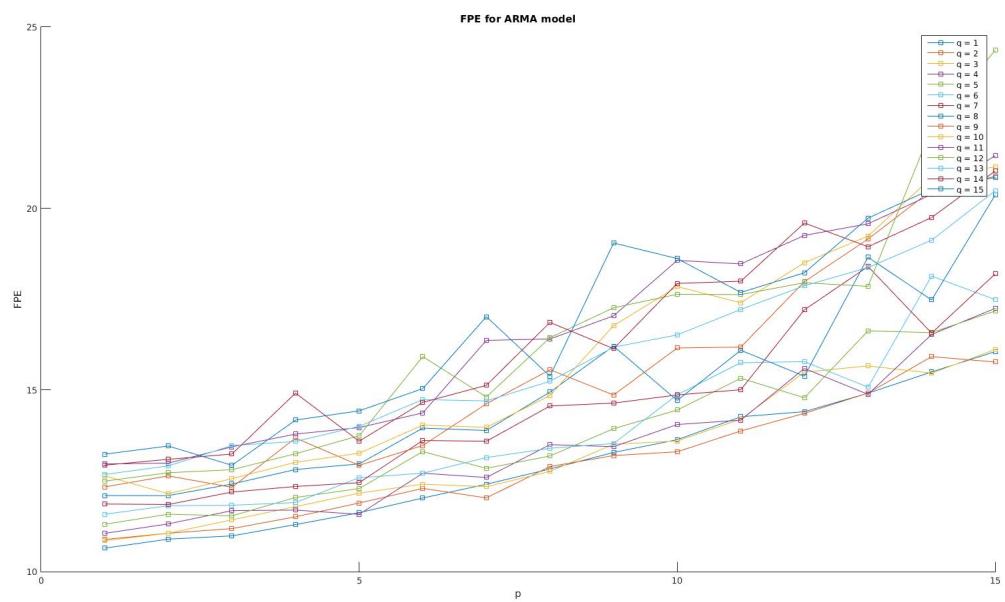
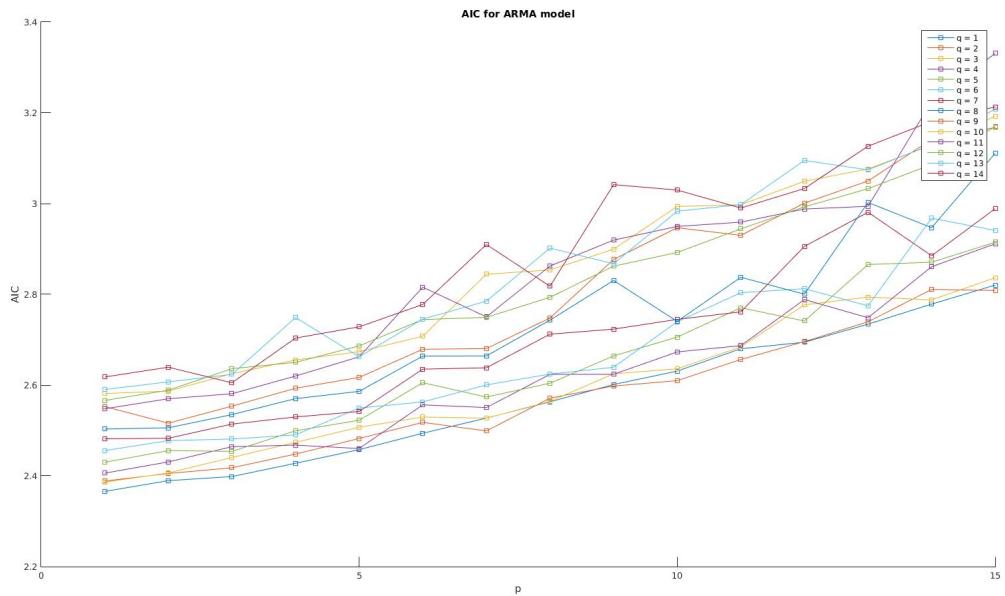


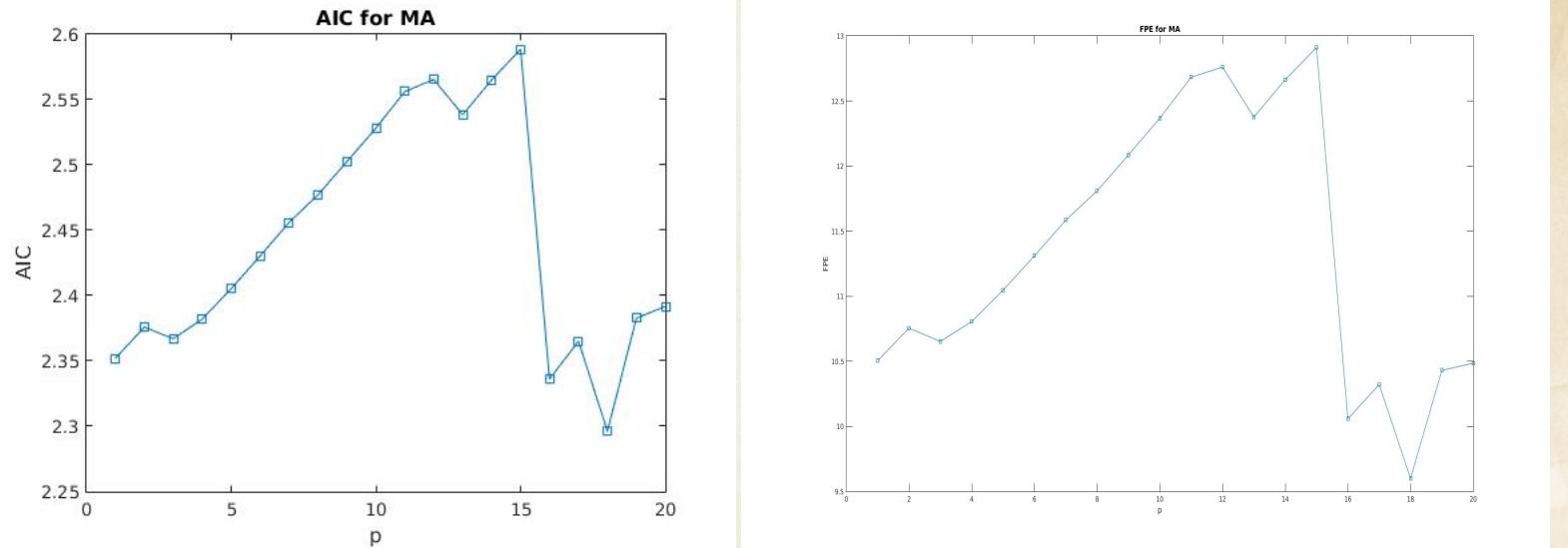
Στην συνέχεια θα χρησιμοποιήσουμε την κοινή πληροφορία (mutual information) όπως αυτή ορίζεται με χρήση της εντροπίας (κατά Shannon) μεταξύ των χρονοσειρών που προέκυψαν και ενός, ίσου μήκους, τμήματος της χρονοσειράς OKN. Τα αποτελέσματα για τους δύο ασθενείς είναι κοινά :



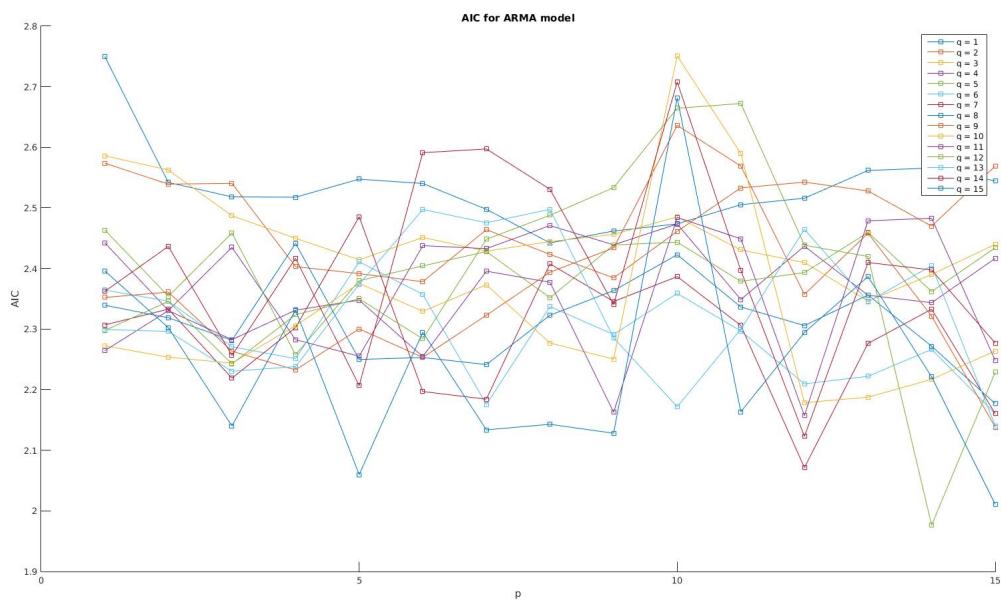
Μπορεί κανείς να υποθέσει ότι από τις νέες χρονοσειρές αυτές που διατηρούν το μεγαλύτερο μέρος πληροφορίας, είναι οι χρονοσειρές που σχετίζονται με τις τιμές των ακροτάτων και (AMA,AMI,AMD).

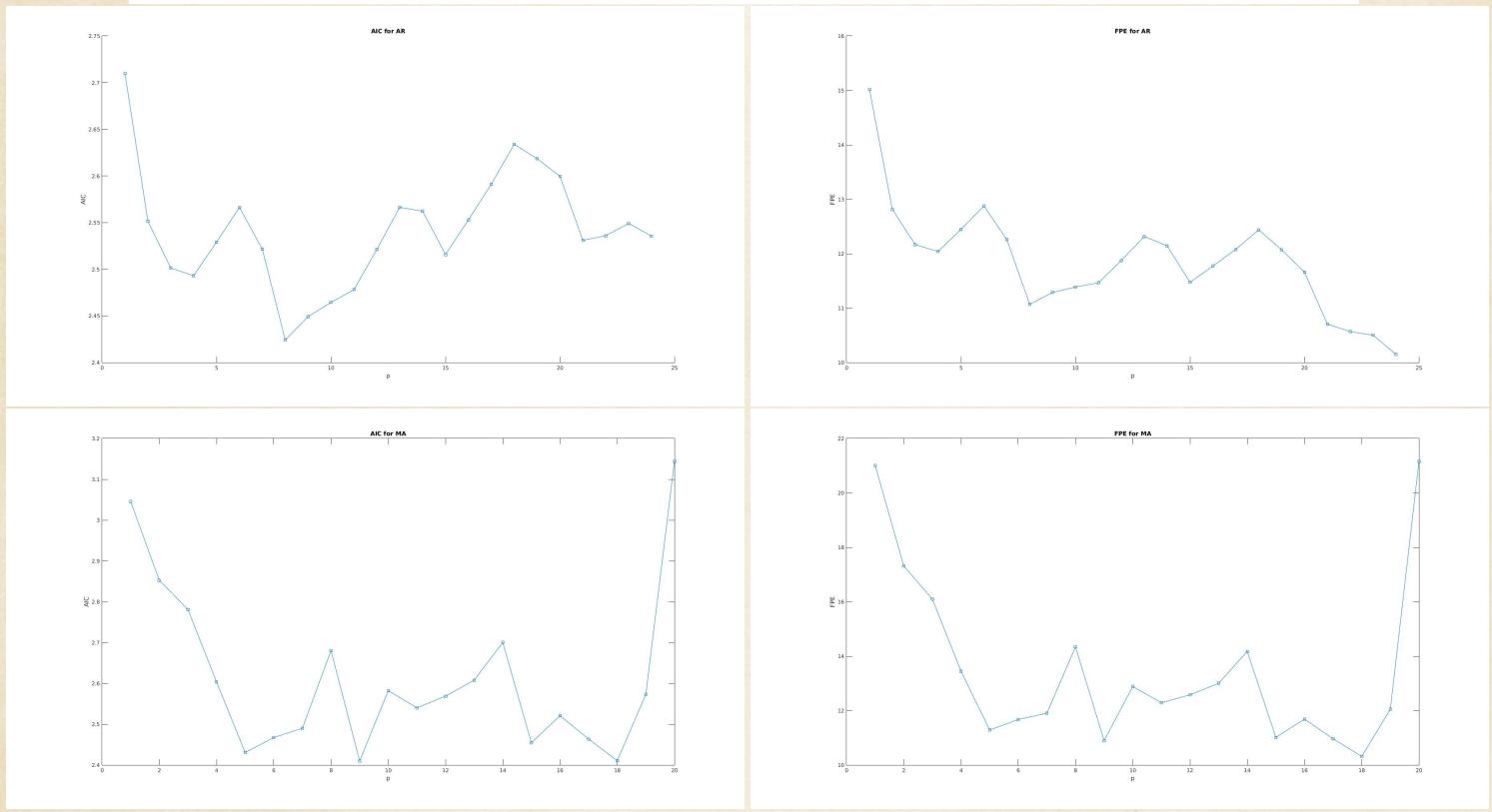
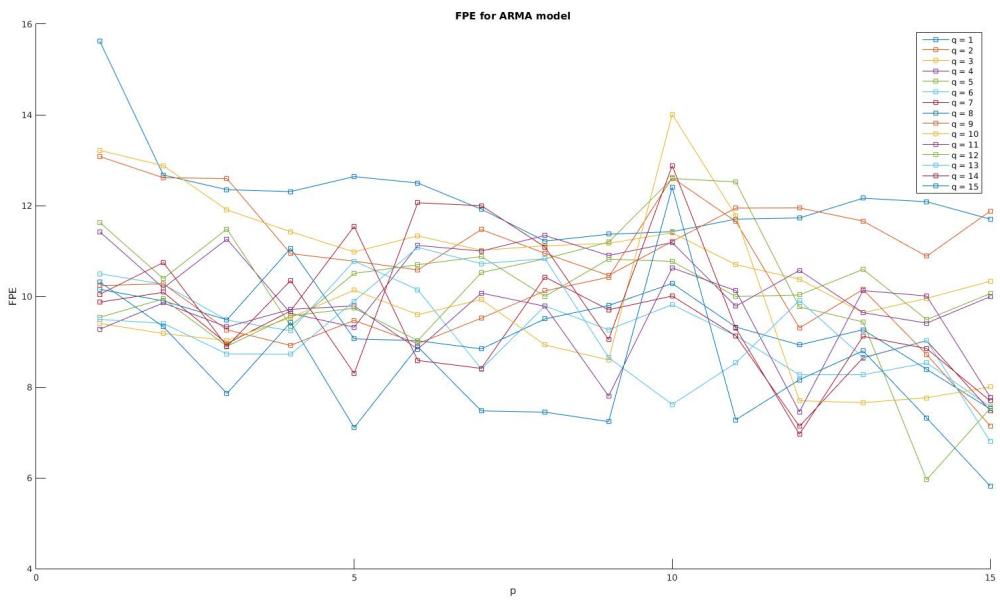
Στην συνέχεια επιλέγοντας την χρονοσειρά AMI θα προσπαθήσουμε να προσαρμόσουμε στα δεδομένα ένα γραμμικό μοντέλο . Για την επιλογή του μοντέλου θα χρησιμοποιήσουμε τα κριτήρια AIC και FPE. Τα κριτήρια αυτά (ειδικά το AIC) εκφράζουν την κατάλληλότητα ενός μοντέλου σχετικά με την δυνατότητά του να προβλέψει τα δεδομένα , σε συνάρτηση της πολυπλοκότητας του μοντέλου . Για τον πρώτο ασθενή τα αποτελέσματα που αφορούν την AMI χρονοσειρά είναι :





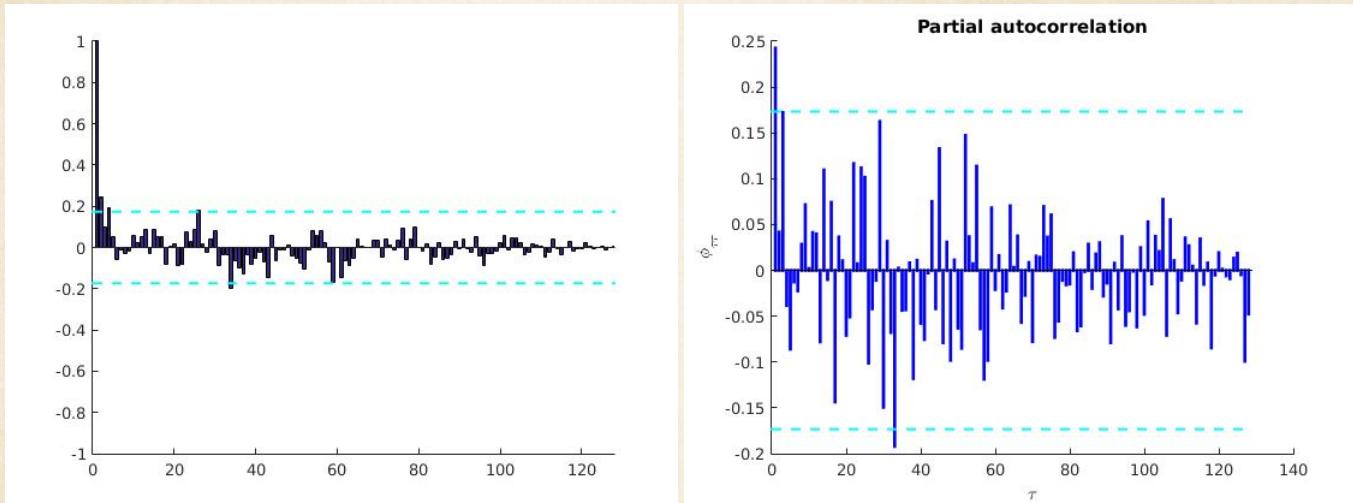
Όπως εύκολα μπορεί να διαπιστώσει κανείς , τα δύο κριτήρια μας δίνουν απογοητευτικά αποτελέσματα ,καθώς τα προτεινόμενα AR και ARMA μοντέλα είναι τα AR(1) και ARMA(1,1) .Αντιθέτως αν υποθέσουμε ότι τα δεδομένα μας παράγονται από μία διαδικασία κινούμενου μέσου,τότε καταλληλότερη δείχνει η MA(18) , ωστόσο δεδομένου ότι έχουμε μία χρονοσειρά μήκους 100 περίπου στοιχείων ,αντιλαμβανόμαστε ότι μάλλον μία τέτοια παραδοχή δεν είναι ορθή . Γενικά όσον αφορά την AMI χρονοσειρά του πρώτου ασθενή , δεν φαίνεται να μπορεί να προβλεφθεί επακριώς με κάποια γραφική διαδικασία . Αντιθέτως, όσον αφορά τα αντίστοιχα κριτήρια για τον δεύτερο ασθενή , τα πράγματα είναι διαφορετικά :



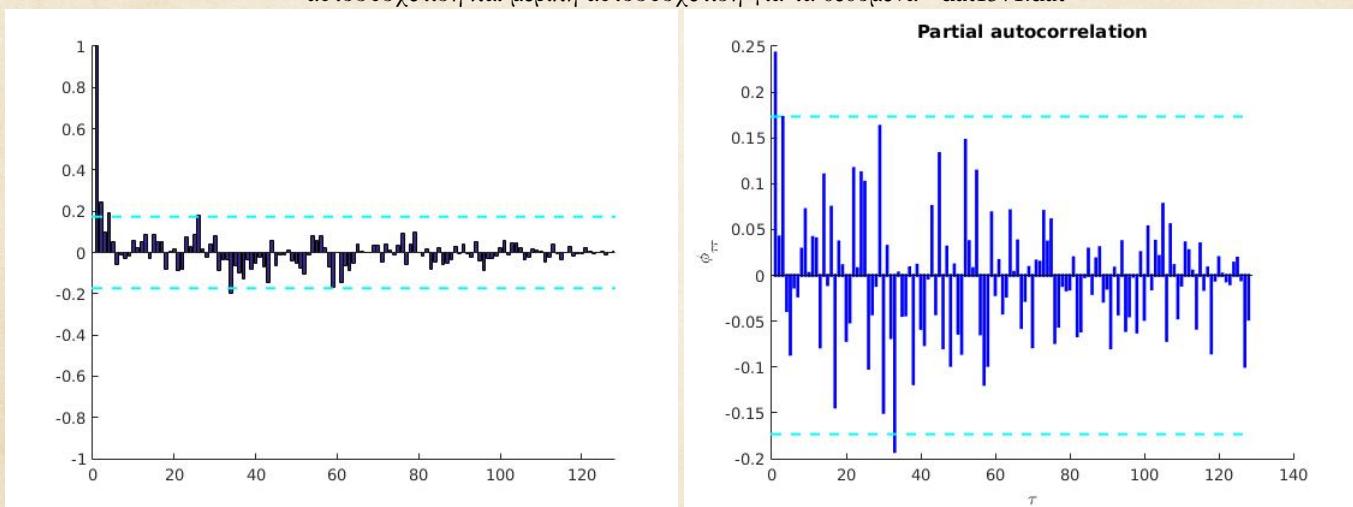


Εδώ τα κριτήρια μας επιτρέπουν να ευελπιστούμε για μία καλή πρόβλεψη. Δεδομένου ότι το FPE είναι λίγο πιο αυστηρό κριτήριο από το AIC θα αρκεστούμε στον σχολιασμό του δεύτερου. Σύμφωνα με το κριτήριο αυτό λοιπόν, η βέλτιστη επιλογή ARMA μοντέλου είναι η ARMA(14,12), για AR είναι η AR(8) και το βέλτιστο MA μοντέλο είναι το MA(18). Ωστόσο, γνωρίζοντας ότι η χρονοσειρά την οποία αναλύσαμε αποτελείται από μικρό αριθμό δειγμάτων (περίπου 100) αντιλαμβάνεται κανείς ότι δεν έχει νόημα η αναζήτηση ενός μοντέλου τόσο μεγάλης τάξης. Θα μπορούσαμε λοιπόν να επιλέξουμε τις τιμές εκείνες για τις οποίες το διάγραμμα εμφανίζει "γόνατο", και είναι μικρότερες του 10. Κατά συνέπεια μία συνετή επιλογή για τα μοντέλα μας θα μπορούσε να είναι η AR(8), MA(5) και ARMA(7,6).

Στην συνέχεια, για λόγους επίδειξης, παρουσιάζονται τα διαγράμματα αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης των χρονοσειρών AMA, για τον πρώτο και δεύτερο ασθενή, αντίστοιχα. Οι μπλε διακεκομένες γραμμές αφορούν τα όρια σημαντικότητας με επίπεδο εμπιστοσύνης 95%.



αυτοσυσχέτιση και μερική αυτοσυσχέτιση για τα δεδομένα dat15v1.dat

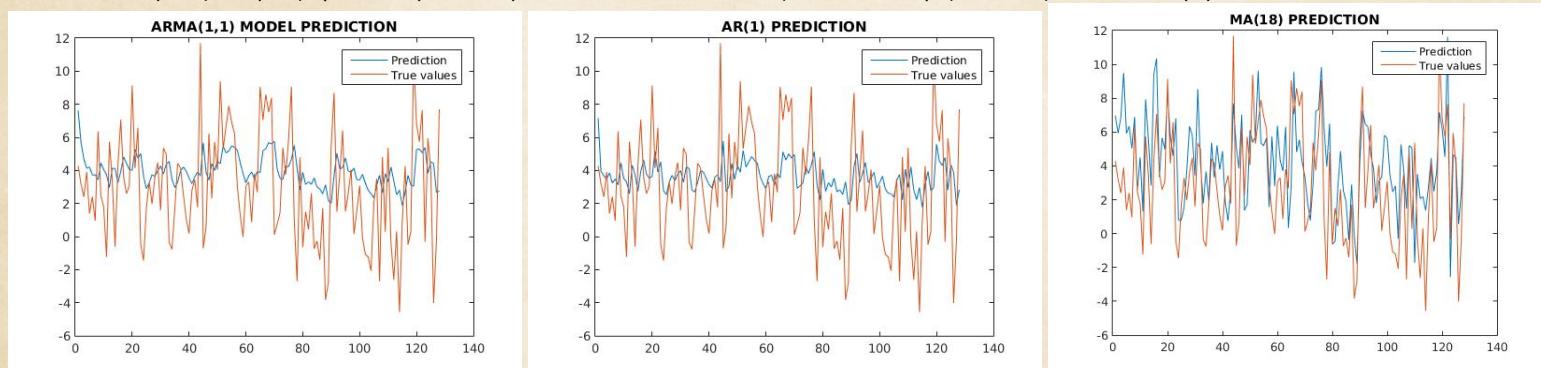


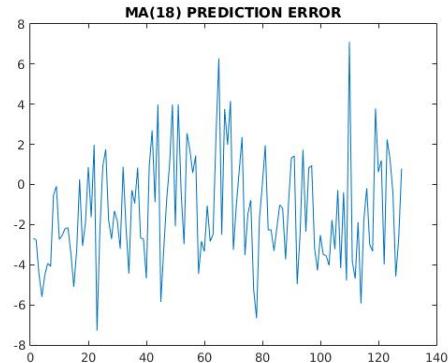
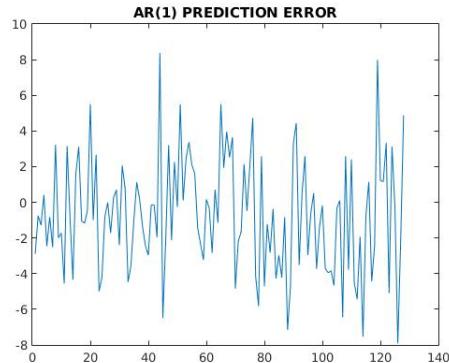
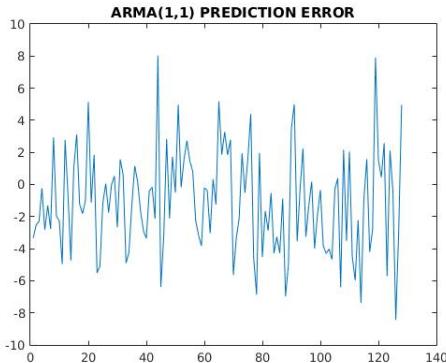
αυτοσυσχέτιση και μερική αυτοσυσχέτιση για τα δεδομένα dat15v2.dat

Τα γραφήματα αυτά υποδεικνύουν την έλλειψη στοχαστικής τάσης στις δύο χρονοσειρές AMA.

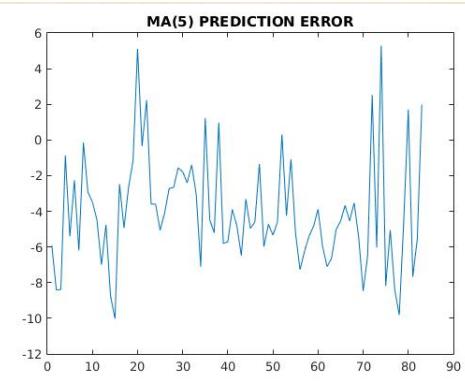
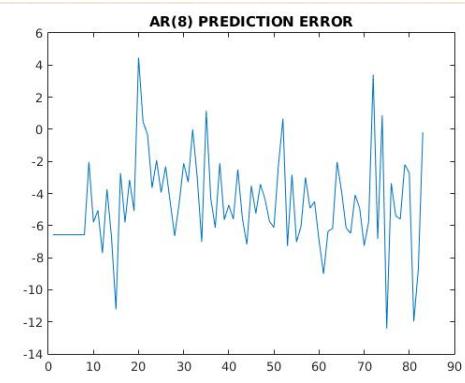
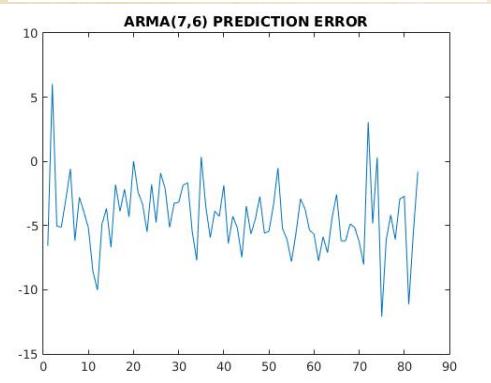
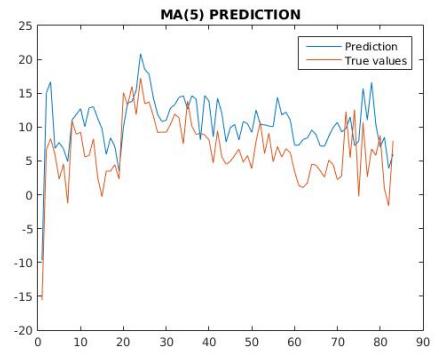
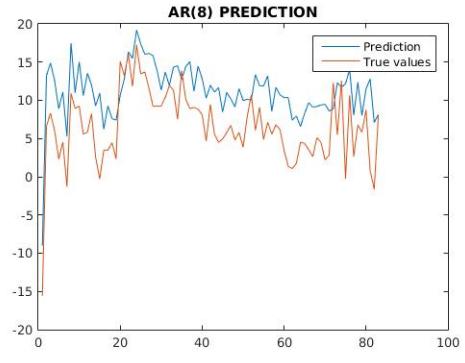
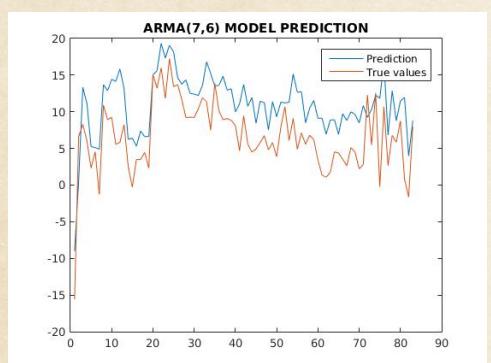
## 1.2 Αποτελέσματα γραμμικής ανάλυσης

Στην συνέχεια προσπαθήσαμε να προσαρμόσουμε ένα από τα παραπάνω γραμμικά μοντέλα στις εν λόγω χρονοσειρές και να αξιλογήσουμε την προβλεπτική ικανότητα αυτών. Τα αποτελέσματα όσον αφορά τον πρώτο ασθενή ήταν :





Επίσης η τιμή του NRMSE για τα τρία αυτά μοντέλα, προκύπτει 1.0214, 0.9958 και 0.9236 αντίστοιχα. Παρατηρούμε ότι το NRMSE σε κάθε περίπτωση είναι πολύ κοντά στην μονάδα, δηλαδή η πρόβλεψη του εκάστοτε μοντέλου είναι σχεδόν ισοδύναμη με την πρόβλεψη του μέσου όρου (χειρότερη αν το NRMSE ξεπεράσει την μονάδα). Η προβλέψεις που απεικονίζονται αφορούν ένα βήμα μπροστά. Αντίστοιχα οι προβλέψεις ενός βήματος μπροστά για τα δεδομένα του δεύτερου ασθενή μας δίνουν :



Και σε αυτήν την περίπτωση τα NRMSEs υποδεικνύουν αδυναμία καλής πρόβλεψης με χρήση γραμμικών μοντέλων. Συγχεκριμένα οι τιμές του NRMSE για τα παραπάνω μοντέλα έιναι 1.0785, 1.0785 και 1.0785 αντίστοιχα. Επίσης δοκιμάστηκε η πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά, για τα δεδομένα των δύο ασθενών και με χρήση των προηγούνενων μοντέλων. Τα συνολικά αποτελέσματα δίνονται παρακάτω. Να σημειωθεί ότι τα γραφήματα που έχουν επιδειχτεί αφορούν το αποτέλεσμα πρόβλεψης του σετ εκπαίδευσης του μοντέλου (train set) ενώ παρακάτω παρουσιάζονται και τα κανονικοποιημένα μέσα τετραγωνικά σφάλματα του σετ ελέγχου, σε περίπτωση που χρησιμοποιήσουμε το μισό πρώτο μέρος της χρονοσειράς ως σετ εκπαίδευσης και το επόμενο μισό ως σετ ελέγχου (test set). Η προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων, προκύπτει σε κάθε περίπτωση χειρότερη και από την πρόβλεψη μέσου όρου. Είναι εμφανές ότι οι χρονοσειρές αυτές δεν παράγονται από κάποια γραμμική διαδικασία.

<b>Περιγραφή πρόβλεψης</b>	<b>NRMSE on train set</b>	<b>NRMSE on test set</b>
ARMA(1,1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.0214	1.0188
AR(1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	0.9958	1.0120
MA(18) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	0.9236	1.2381
ARMA(1,1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	0.9422	1.0187
AR(1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	1.0013	1.0156
MA(18) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	1.0018	1.2493
ARMA(7,6) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.0926	2.5468
AR(8) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.1593	2.3510
MA(5) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.0785	2.3746
ARMA(7,6) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	0.9960	2.5312
AR(8) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	1.0718	2.1548
MA(5) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	1.0066	2.3376

Επαναλαμβάνοντας την ίδια διαδικασία , αυτήν την φορά στην TMA χρονοσειρά , για τα δεδομένα του πρώτου ασθενή ,με βάση το AIC παίρνουμε AR(1),ARMA(1,1) και MA(1) ενώ για τον δεύτερο έχουμε AR(5),ARMA(8,7) και MA(12) . Τα αποτελέσματα αφορούν το NMSE που προκύπτει αν χρησιμοποιήσουμε το πρώτο μισό της χρονοσειράς TMA ως σετ εκπαίδευσης και το υπόλοιπο αυτής, ως σετ ελέγχου :

<b>Περιγραφή πρόβλεψης</b>	<b>NRMSE on test set</b>
ARMA(1,1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.8757
AR(1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.2286
MA(1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	1.5475
ARMA(1,1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	1.1915
AR(1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	0.9728
MA(1) για τον ασθενή 1 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	0.9569
ARMA(8,7) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	6.7206
AR(5) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	6.6943
MA(12) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά)	3.0153
ARMA(8,7) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	2.5312
AR(5) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	3.3791
MA(12) για τον ασθενή 2 (πρόβλεψη δύο βημάτων μπροστά)	3.1919

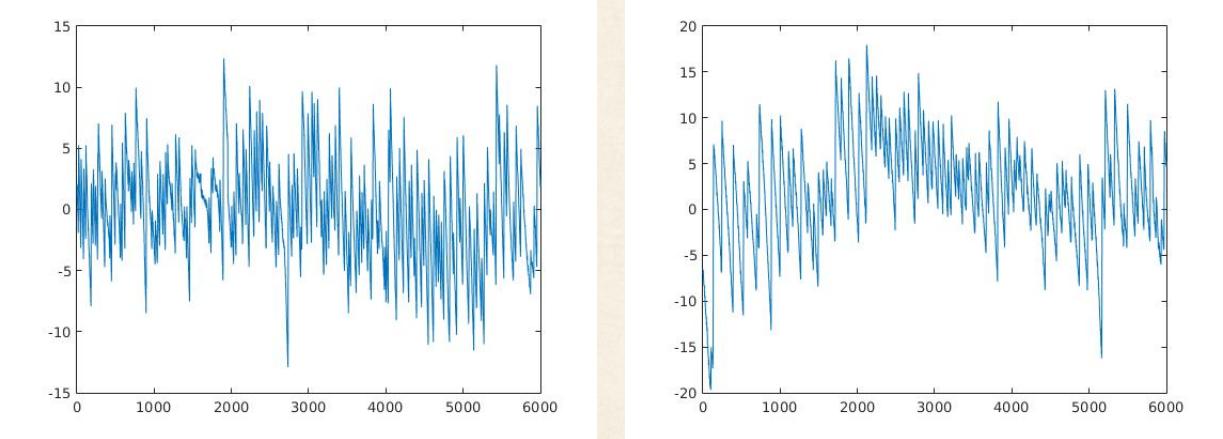
Και πάλι βλέπουμε ότι η προσπάθεια πρόβλεψης της TMA χρονοσειράς με γραμμικά μοντέλα δεν έχει ιδιαίτερη επιτυχία.

### 1.3 Κώδικας για την μοντελοποίηση

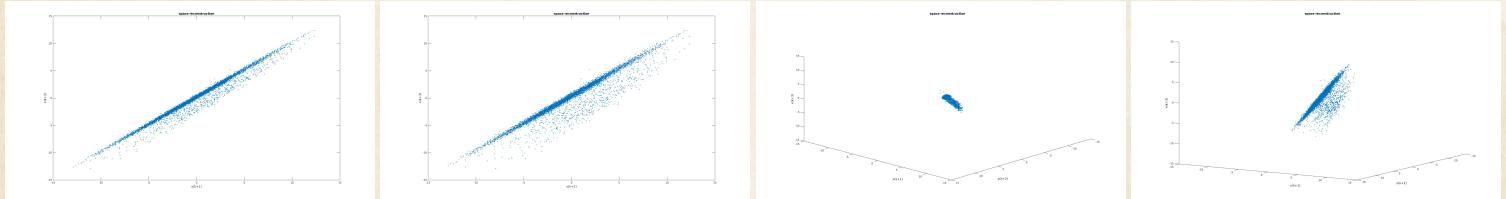
Τα παραπάνω αποτελέσματα μπορούν να ληφθούν με εκτέλεση του σκριπτ linear\_analysis.m .Στο εν λόγω σκριπτ γίνεται χρήση των συναρτήσεων :

## 2. Μη-Γραμμική ανάλυση

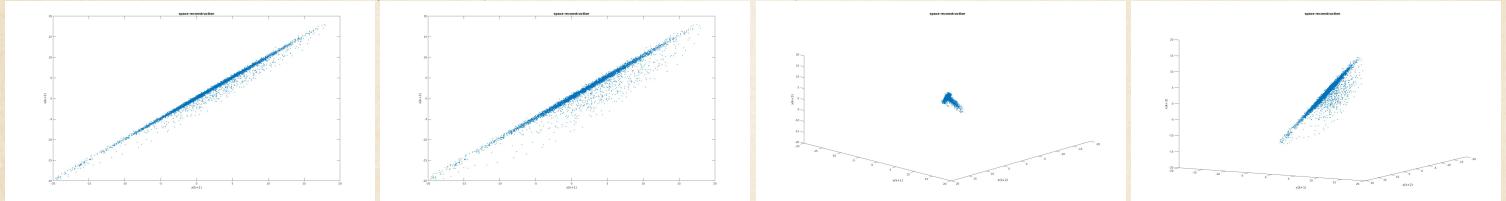
Εδώ θα χρησιμοποιήσουμε εργαλεία μη-γραμμικής ανάλυσης ,όπως αυτά παρουσιάζονται παρακάτω, προκειμένου να αναλύσουμε τις OKN χρονοσειρές μας .



Αρχικά δημιουργούμε το γράφημα των μοναδιαίων υστερήσεων των OKN χρονοσειρών μας , στον  $R^2$  και  $R^3$ .



Τα παραπάνω διαγράμματα αφορούν την OKN του πρώτου ασθενή (dat15v1.dat) ενώ τα επόμενα τον δεύτερο .

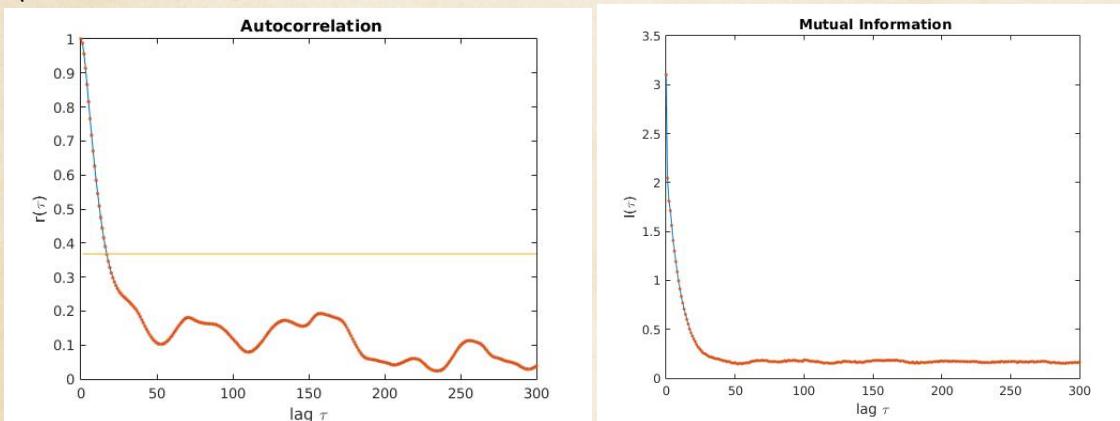


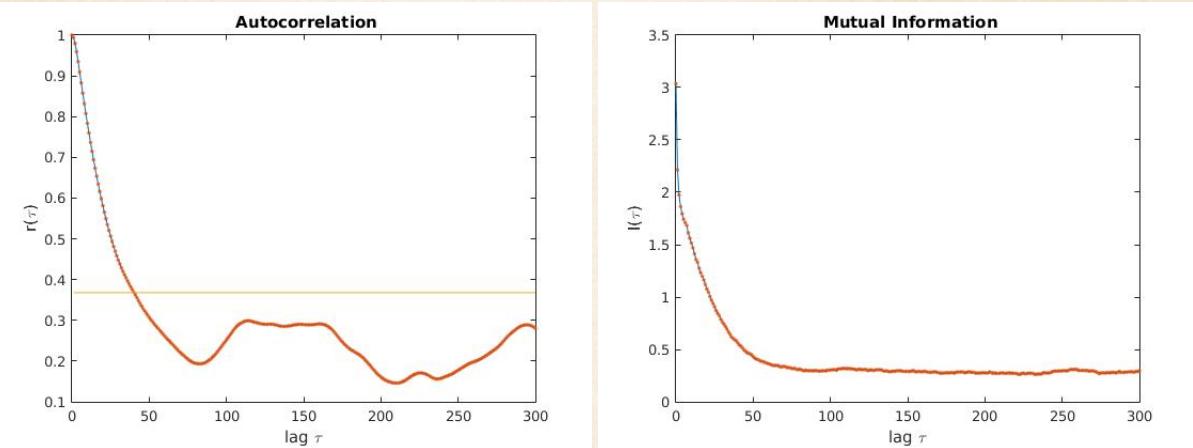
Είναι φανερό πως τα δεδομένα δεν προέρχονται από κάποια στοχαστική διαδικασία, αλλά πιθανών από κάποιο αιτιοκρατικό σύστημα ανώτερης τάξης .

Όπως έχει διαπιστωθεί στο [2] και στην συνέχεια στο [1] , η αρχική OKN χρονοσειρά μπορεί να θεωρηθεί ότι προέρχεται από ένα αιτιατό και ίσως χαοτικό σύστημα, το οποίο έχει μάλιστα χαμηλή διάσταση . Στην συνέχεια , στις παραπάνω έρευνες, διαπιστώθηκε ότι η μη-γραμμική ανάλυση των OKN σημάτων από υγιή άτομα δίνει στατιστικά υψηλότερη μέση τιμή για την  $\nu$  (διάσταση συσχέτισης) , από αυτήν που αφορά ασθενείς . Αρχικά θα πρέπει να ανακατασκευάσουμε τον χώρο καταστάσεων σύμφωνα με την μέθοδο των υστερήσεων :

$$\mathbf{x}_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}]$$

όπου τ είναι η υστέρουση(delay) που ορίζει με ποια χρονική διαφορά επιλέγονται οι μ παρατηρήσεις για χρόνους μικρότερους της χρονικής στιγμής  $i$  και  $m$  είναι η διάσταση εμβύθισης (εμβεδούντας διμενσιον) που ορίζει τον αριθμό των παρατηρήσεων που γίνονται συνιστώσες του ανακατασκευασμένου διανύσματος. Προκειμένου να προσδιορίσουμε το  $\tau$  , χρησιμοποιούμε τα κριτήρια της αυτοσυσχέτισης και της αυτοβιβίας πληροφορίας . Τα αποτελέσματα εφαρμογής των κριτηρίων στα δεδομένα των δύο ασθενών μας δίνουν :

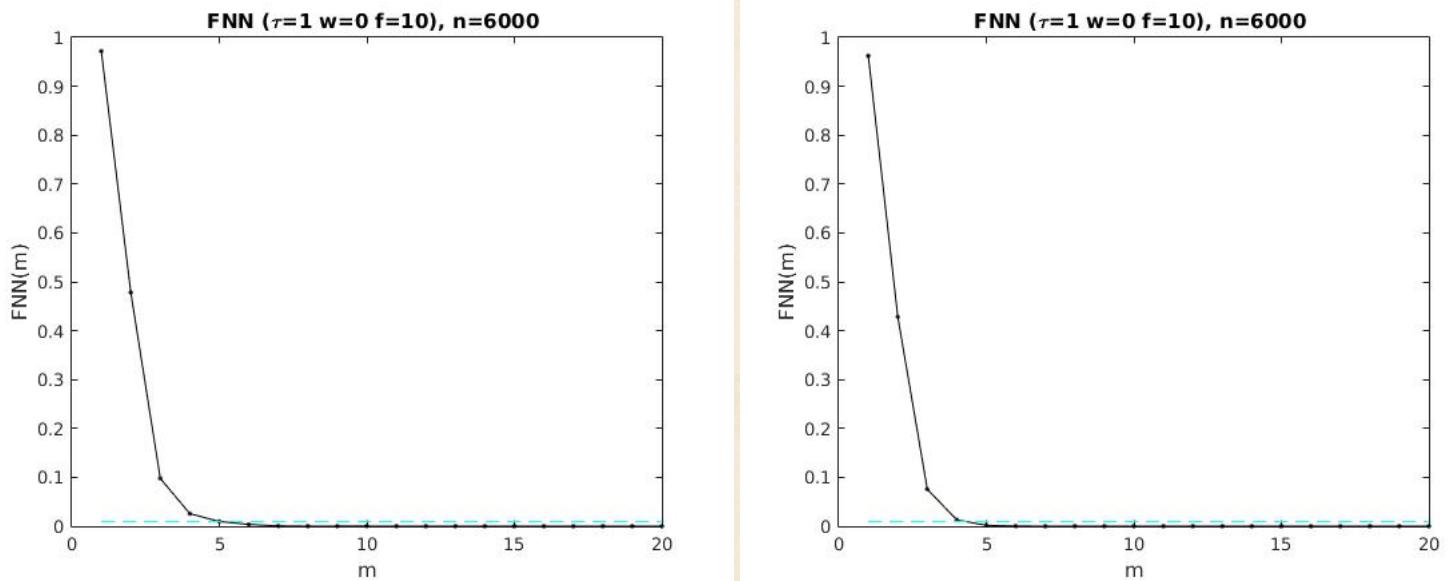




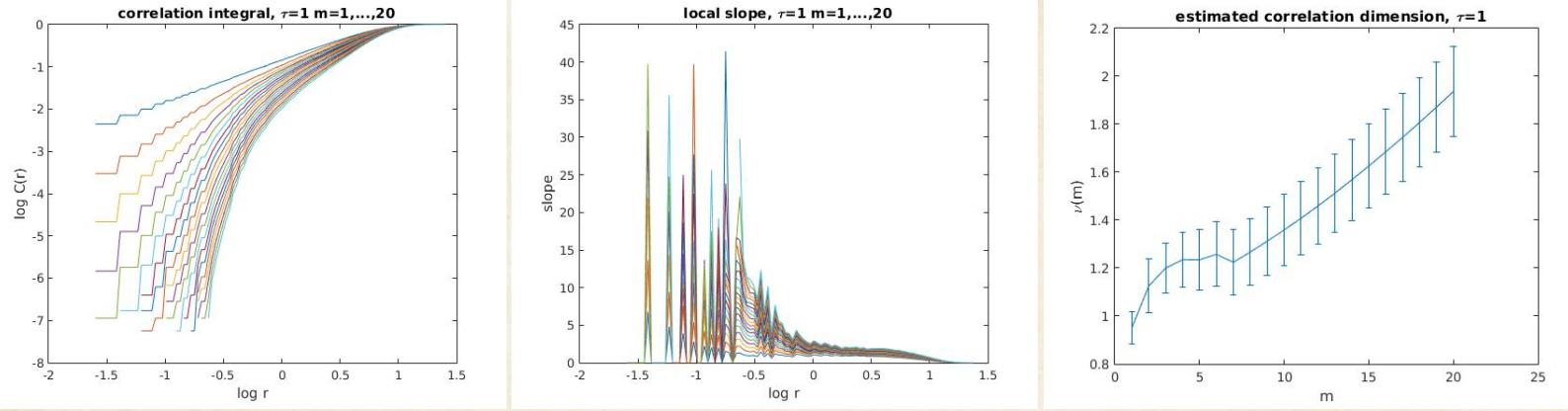
Τα κριτήρια (πρώτο ελάχιστο της) mutual information και σημείο όπου η αυτοσυσχέτιση ισούται με  $\frac{1}{e}$  μας δίνουν προτεινόμενη τιμή του  $\tau$ , 17 (αυτοσυσχέτιση) και 33 (κοινή πληροφορία) όσον αφορά τον πρώτο ασθενή, και 40 και 65 όσον αφορά τον δεύτερο. Ωστόσο αν αποπειραθούμε να ανακατασκευάσουμε τον χώρο διαστάσεων βάσει κάποιου από αυτά τα κριτήρια, το μοντέλο μας δεν συμπεριφέρεται επαρκώς καλά. Στις OKN χρονοσειρές τα κριτήρια αυτά ενδέχεται να οδηγούν σε μεγάλες (και όχι αληθής) τιμές του  $\tau$ . Προτιμάται λοιπόν η ανακατασκευή του χώρου καταστάσεων με επιλογή  $\tau = 1$ . Εφόσον έχουμε επιλέξει την τιμή του  $\tau$ , πρέπει να εκτιμήσουμε και αυτήν του  $m$ . Μία αποτελεσματική μέθοδος θα μπορούσε να είναι ο αλγόριθμος των κοντινότερων φευδών γειτόνων FNN (false nearest neighbors).

## 2.1 Ο αλγόριθμος FNN

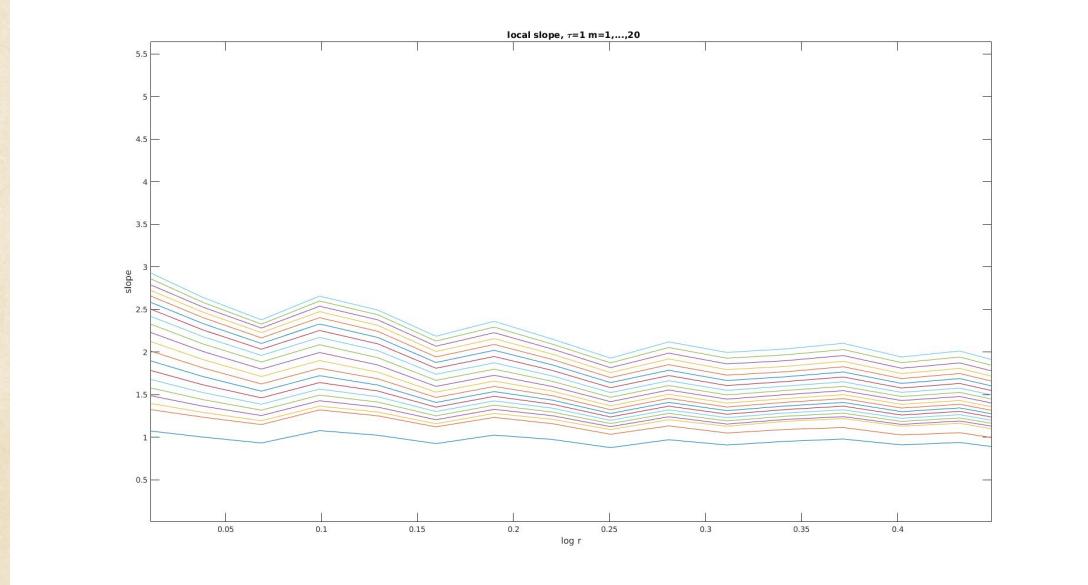
Ο αλγόριθμος ξεκινάει από την ανακατασκευή του χώρου καταστάσεων (δεδομένου του  $\tau$ ) σε μία διάσταση  $i$  και για κάθε σημείο του χώρου αυτού υπολογίζει και αποθηκεύει τους γείτονες αυτού. Στην συνέχεια η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται στην διάσταση  $i+1$ . Η ιδέα είναι ότι οι φευδοί γείτονες (που έχουν αυτή την ιδιότητα λόγο της προβολής σε λιγότερες διαστάσεις) ενός σημείου είναι αυτοί που δεν παραμένουν κοντινοί του, όταν αυξάνουμε την διάσταση. Η διάσταση εμβύθισης που θα επιλέξουμε από τον FNN είναι αυτή στην οποία το ποσοστό φευδών γειτόνων όλων των σημείων μηδενίζεται (ή πέφτει κάτω από ένα επίπεδο σημαντικότητας). Το ποσοστό αυτό, καθώς και το επίπεδο σημαντικότητας 1% φαίνονται στο παρακάτω διάγραμμα, και αφορούν τα δεδομένα της πρώτης και δεύτερης OKN χρονοσειράς αντίστοιχα.



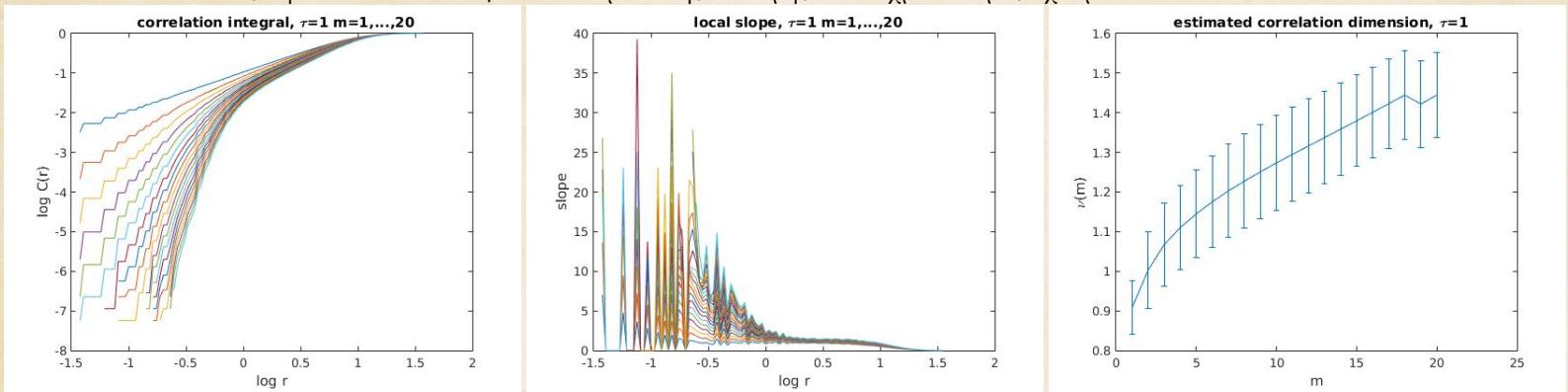
Και στις δύο περιπτώσεις, με βάση το κριτήριο θα επιλέγαμε  $m = 5$  (ίσως και 6 στην πρώτης περίπτωση). Στην συνέχεια θα εκτιμήσουμε την διάσταση συσχέτισης  $n$ , ένα από τα αναλογίωτα μέτρα που εκφράζουν τη μορφοχλασματική διάσταση του ελκυστή. Για τον πρώτο ασθενή έχουμε τα γραφήματα:



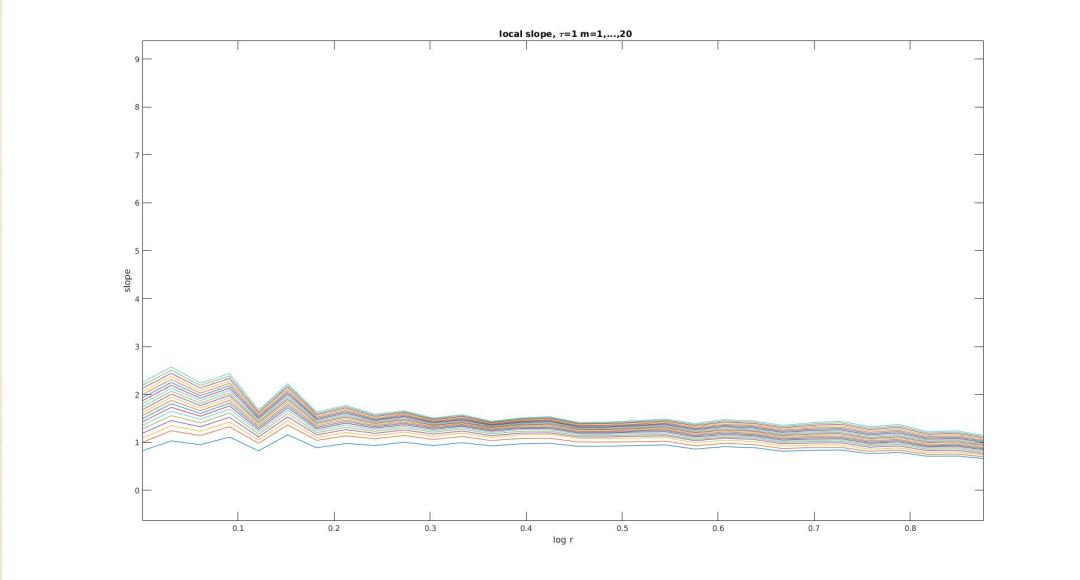
Από το πρώτο γράφημα παρατηρούμε σύγκλιση των γραμμών για  $\log r > 0.2$  οπότε ζουμάροντας στο αντίστοιχο πεδίο του δεύτερου διαγράμματος μπορούμε να εκτιμήσουμε την διάσταση συσχέτισης  $v \approx 2.2$ .



Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία για τα δεδομένα της δεύτερης OKN χρονοσειράς έχουμε :



Όπως και πριν υπολογίζουμε την  $v \approx 1.4$ .

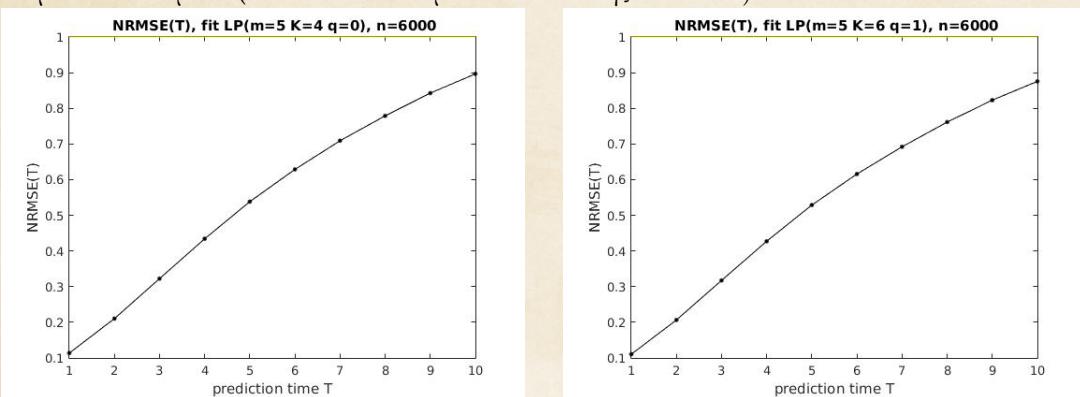


Βλέποντας και το τρίτο διάγραμμα μπορεί κανείς να συμπαιράνει ότι οι δύο OKN χρονοσειρές ,κατά την μη-γραμμική τους ανάλυση, οδηγούν σε ένα σύστημα με χαμηλή διάσταση εμβύθισης , η εκτίμηση της οποιας δεν διαφέρει σημαντικά στις δύο χρονοσειρές . Κατά συνέπεια ,σύμφωνα και με τα συμπεράσματα του [1] μπορούμε να υποθέσουμε ότι οι δύο OKN χρονοσειρές λήφθηκαν από δύο μη-υγιή (ασθενή) άτομα. Στην συνέχεια ωστε προσπαθήσουμε να βρούμε το καταλληλότερο μη-γραμμικό μοντέλο πρόβλεψης των χρονοσειρών αυτών.

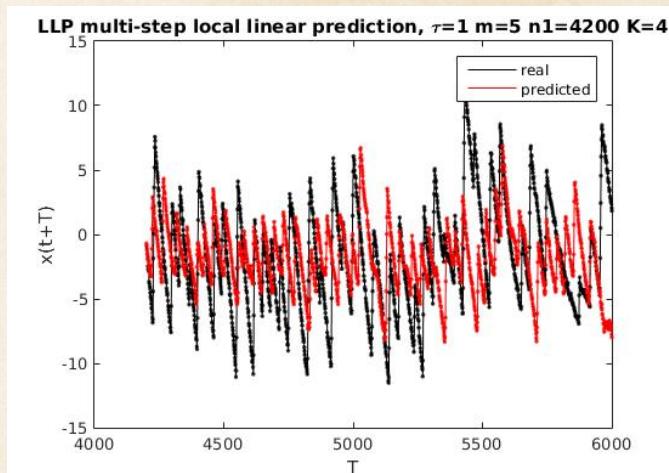
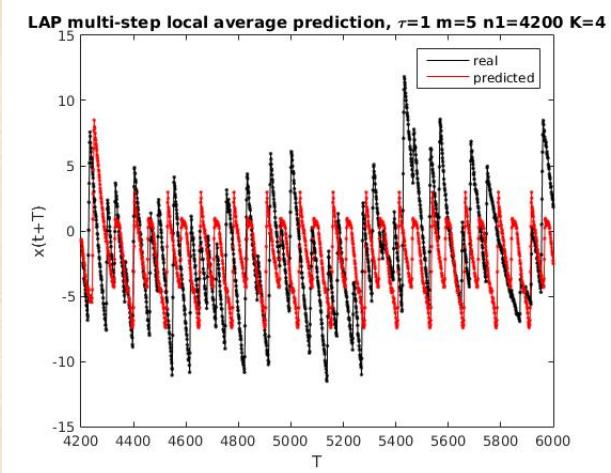
## 2.2 Αποτελέσματα της μη-γραμμικής ανάλυσης

Εκτελώντας το σκριπτ nonlinear.m βρίσκουμε τα μοντέλα που κάνουν καλύτερο φιτ στα δεδομένα μας . Όσον αφορά ένα τοπικό μοντέλο μέσου όρου (LAM - Local Average Model) η επιλογή 4 αριθμού γειτόνων για  $\tau = 1$  και  $m = 5$  δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα (NRMSE σε δεδομένα εκπαίδευσης = 0.1137).

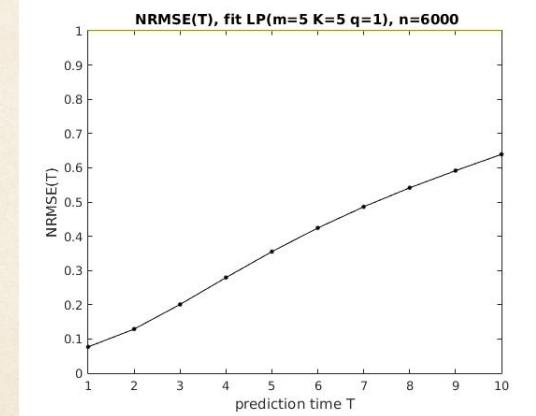
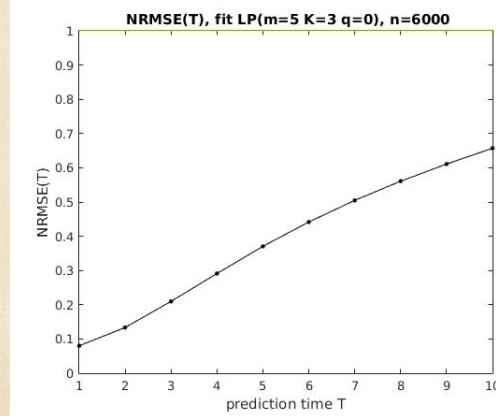
Αντίστοιχα για ένα τοπικό γραμμικό μοντέλο (LLM - Local Linear Model ) η επιλογή 6 αριθμού γειτόνων για  $\tau = 1$  και  $m = 5$  δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα (NRMSE σε δεδομένα εκπαίδευσης = 0.1105).



Συνεχίζοντας, για τα δεδομένα του πρώτου ασθενή κάνουμε τις προβλέψεις ,χρησιμοποιώντας ως σετ εκπαίδευσης το πρώτο 70% της χρονοσειράς ,και το υπόλοιπο 30 % ως σετ ελέγχου :



Το NRMSE για τις προβλέψεις στο σετ ελέγχου προκύπτει 1.1633 με LAM και 1.1919 με LLM .  
Τα αντίστοιχα γραφήματα για την δεύτερη χρονοσειρά είναι :



Με το NRMSE να είναι 0.0801 και 0.0770 αντίστοιχα. Βλέπουμε ότι τα μη γραμμικά μοντέλα μπορούν να περιγράψουν καλύτερα τα δεδομένα μας σε εξαιρετικό βαθμό. Τα εν λόγω αποτελέσματα μπορούν να βρεθούν εκτελώντας το nonlinear.m .

## Συμπεράσματα

Για τις χρονοσειρές ακροτάτων μπορούμε να πούμε ότι διαχρίνονται από στοχαστικότητα, αλλά δεν έναι εύκολο να προβλεφθούν από κάποιο απλό γραμμικό-μοντέλος χαμηλής πολυπλοκότητας. Για την ακρίβεια η προσπάθεια εύρεσης ενός τέτοιου μοντέλου οδηγεί σε πρόβλεψη χειρότερη από αυτήν του μέσου όρου, ακόμα και αν αφορά δεδομένα εκπαίδευσης. Αντίθετα οι OKN χρονοσειρές φαίνονται να προέρχονται από ένα αιτιοχρατικό σύστημα ,ίσως μη-γραμμικό ,το φαίνεται να έχει χαμηλή διάσταση. Όπως προαναφέρθηκε, καθώς η υπολογιζόμενη διάσταση εμβύθισης ήταν μικρή ,καθώς και η διαφορά του μέσου όρου της εκτίμησης αυτής,στις δύο χρονοσειρές, δεν ήταν στατιστικά σημαντική μπορούμε να υποθέσουμε ότι πρόκειται για δύο ασθενείς. Τα κύρια σκριπτ για αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων είναι τα linear\_analysis.m στον φάκελο LINEAR ,για την μη-γραμμική ανάλυση μπορείτε να δείτε το σκριπτ nonlinear.m στον φάκελο nonlinear .

# BIBLIOGRAPHY

- [1] T. Aasen, D. Kugiumtzis, S.H.G. Nordahl, Procedure for Estimating the Correlation Dimension of Optokinetic Nystagmus Signals, Computers and Biomedical Research, Volume 30, Issue 2, 1997, Pages 95-116, ISSN 0010-4809
- [2] MAGNUSSON , M., SCHALÉN , L., PYYKKÖ , I., ENBOM , H., AND HENRIKSSON , N. G. Clinical considerations concerning horizontal optokinetic nystagmus. Acta Otolaryngol. (Stockholm) Suppl. 455, 53 (1988).
- [3] SHELHAMER , M. Correlation dimension of optokinetic nystagmus as evidence of chaos in the oculomotor system. IEEE Trans. Bio. Eng. 39, 1319 (1992).