



ΣΤΡΑΤΙΩΤΙΚΗ ΣΧΟΛΗ ΕΥΕΛΠΙΔΩΝ
Τμήμα Στρατιωτικών Επιστημών

ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΔΙΔΡΥΜΑΤΙΚΟ ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΟΥ ΕΤΟΥΣ 2020-21

ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΗ ΕΡΕΥΝΑ & ΑΝΑΛΥΣΗ

(ΠΔ 97 /2015/ΦΕΚ 163Α'/20.08.2014)



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Model Output Statistics (MOS) μοντέλα
βελτιστοποίησης αποτελεσμάτων επιχειρησιακών
μοντέλων πρόβλεψης με εφαρμογή σε συστήματα
ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ)

Διατριβή που υπεβλήθη για την μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων για την
απόκτηση Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης

Υπό:

ΚΟΥΜΠΑΡΟΥΛΗ ΓΕΩΡΓΙΟ

A.M.: 2014018034

ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2020

Η Μεταπτυχιακή Διατριβή του ΚΟΥΜΠΑΡΟΥΛΗ ΓΕΩΡΓΙΟΥ εγκρίνεται:

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

Καθηγητής ΓΑΛΑΝΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ (Επιβλέπων)



Καθηγητής ΜΠΟΥΡΝΕΤΑΣ ΑΠΟΣΤΟΛΟΣ



Καθηγητής ΜΑΤΣΑΤΣΙΝΗΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

Nikolaos
Matsatsinis

Digitally signed by
Nikolaos
Matsatsinis
Date: 2020.11.09
20:12:28 +02'00'

© Copyright υπό ΚΟΥΜΠΑΡΟΥΛΗ ΓΕΩΡΓΙΟ

Έτος 2017

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η διπλωματική διατριβή που ακολουθεί αποτελεί το τελευταίο στάδιο του μεταπτυχιακού προγράμματος «Εφαρμοσμένης επιχειρησιακής έρευνας και ανάλυσης». Πριν την παρουσίαση της εργασίας και των αποτελεσμάτων της θα ήθελα να ευχαριστήσω τους ανθρώπους που συνέβαλαν με οποιονδήποτε τρόπο στην διεκπεραίωση της συγκεκριμένης εργασίας. Αρχικά τον επιβλέπων καθηγητή της εργασίας Καθηγητή Γαλάνη Γεώργιο για την πολύτιμη βοήθεια, στήριξη και καθοδήγηση που μου έδειξε σε όλη την πορεία της εργασίας. Τους Καθηγητές Απόστολο Μπουρνέτα και Ματσατσίνη Νικόλαο για την θετική τους ανταπόκριση στην παρουσία της τριμελούς επιτροπής, ακόμα το σύνολο των καθηγητών για τα εφόδια που παρείχαν. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τον οικογενειακό και φιλικό μου κύκλο για τις πολύωρες αναφορές που ακούγανε στωικά καθ' όλη την διάρκεια της εργασίας, έστω και αν πολλές φορές δεν καταλαβαίνανε τι ακριβώς έλεγα.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 : ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	12
§1. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΓΝΩΣΗΣ ΓΙΑ ΑΤΟΜΟΣΦΑΙΡΙΚΕΣ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ ..	12
1.1.1 ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ NUMERICAL WEATHER PREDICTION MODELS (NWP).....	12
§2. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ.....	18
1.2.1 ΚΟΛΜΟΓΟΡΟΒ ΖΥΡΒΕΝΚΟΒ	19
1.2.2 ΚΑΛΜΑΝ	22
§3. MODEL OUTPUT STATISTICS (MOS).....	24
§4. ΣΥΓΧΡΟΝΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ MOS	28
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 : ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ.....	35
§1. ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ MOS.....	35
2.1.1 MOS – 4 point	35
2.1.2 MOS – 1 point	36
2.1.3 MOS – 1 point KZ.....	37
§2 ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΩΔΙΚΑ	38
2.2.1 MOS – 4 point	38
2.2.2 MOS – 1 point	44
2.2.3 MOS – 1 point KZ.....	47
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 : ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΓΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗ.....	50
§1. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	50
BIAS – RMSE - NS.....	51
§2. ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΓΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗ.....	52

3.2.1 ΕΛΛΑΔΑ.....	52
3.2.2 ΙΣΠΑΝΙΑ.....	55
§3. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	57
3.3.1 ΕΦΑΡΜΟΓΗ MOS-4point.....	58
3.3.2 ΕΦΑΡΜΟΓΗ MOS-1point.....	69
3.3.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ MOS-1point ΚΖ.....	78
3.3.4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	85
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	104
 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	 109
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α'.....	113
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β'.....	127

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή έχει ως στόχο την βελτιστοποίηση των καιρικών προβλέψεων αναφορικά με την ταχύτητα του ανέμου, μέσω στατιστικών μοντέλων διορθώσεων προβλέψεων που ονομάζονται Model output statistics (MOS). Τα μοντέλα πρόβλεψης καιρικών φαινομένων NWP που χρησιμοποιούνται τα τελευταία χρόνια για την πρόβλεψη του καιρού έχουν ένα συγκεκριμένο τρόπο λειτουργίας. Τα NWP δημιουργούν ένα πλέγμα τετραγώνων στην περιοχή που εφαρμόζονται και στο σημείο των κορυφών έχουμε την πρόβλεψη του μοντέλου, όμως δεν γνωρίζουμε επακριβώς την συμβαίνει εντός των τετραγώνων, με την εφαρμογή των MOS μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτές τις πληροφορίες για την πρόβλεψη εντός του τετραγώνου χωρίς να μας απασχολεί ούτε η θέση του σημείου ούτε η απόσταση από τα σημεία πρόβλεψης. Ο συνδυασμός των σημείων και η διόρθωση της πρόβλεψης χρειάζεται μεγάλο αριθμό ιστορικών σημείων και όσο το δυνατόν απουσία αλλαγών στο αρχικό μοντέλο.

Η δομή της εργασίας ακολουθεί την εξής μορφολογία: Στο πρώτο κεφάλαιο έχουμε το θεωρητικό περιεχόμενο που χρειάζεται για την κατανόηση της εργασίας αρχικά έχουμε την ανάλυση των αριθμητικών μοντέλων πρόβλεψης (NWP), στην συνέχεια έχουμε την ανάλυση του μοντέλου εφαρμογής model output statistics (MOS) και παρουσίαση παλαιότερων προσεγγίσεων και χρήσεις του μοντέλου. Στο δεύτερο κεφάλαιο έχουμε τον σύνολο των διαφορετικών προσεγγίσεων και την ανάλυση του κώδικα που χρησιμοποιήθηκε καθ' όλη την εργασία. Στο τρίτο κεφάλαιο έχουμε την ανάλυση των απαραίτητων δεικτών και ειδικών όρων. Ακόμα έχουμε την εφαρμογή των μοντέλων στις αντίστοιχες περιοχές και παρουσίαση περιοχών όπως και την ανάλυση των αντίστοιχων αποτελεσμάτων. Τέλος στο τέταρτο κεφάλαιο έχουμε τα συμπεράσματα που προέκυψαν. Ακολουθούν τα παραρτήματα με το σύνολο των περιοχών και τα αποτελέσματα από κάθε περιοχή.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Θεωρητικό Υπόβαθρο

§1. Μοντέλα πρόγνωσης για ατμοσφαιρικές διεργασίες

1.1.1. Αριθμητικά μοντέλα προσομοίωσης

(Numerical Weather Prediction Models (NWP))

Τα NWP ξεκίνησαν να αναπτύσσονται την δεκαετία του 1940 με επίκεντρο τις Η.Π.Α. (Πανεπιστήμιο του Princeton και άλλα) ([L.F. Richardson, 1922](#)). Από τότε αποτελούν ένα από τα βαριά συστήματα που χρησιμοποιούν τους υπερ-υπολογιστές.

Τα μοντέλα αποτελούνται από εξισώσεις μηχανικής ρευστών και θερμοδυναμικής που περιγράφουν τις ατμοσφαιρικές διαδικασίες. Γνωρίζοντας ότι η ατμόσφαιρα της Γης αποτελεί ένα ρευστό, μπορεί κανείς να μελετήσει την κατάσταση της σε μια δεδομένη χρονική στιγμή και στη συνέχεια να κάνει χρήση εξισώσεων δυναμικής ρευστών και θερμοδυναμικής ώστε να εκτιμήσει την κατάσταση του «ρευστού» σε μια ορισμένη χρονική στιγμή στο μέλλον ([V. Bjerknes, 1904a](#)).

Οι εξισώσεις που αποτελούν τα NWP συνδυασμένες με αρχικές και συνοριακές συνθήκες, μετατρέπονται σε υπολογιστικό κώδικα που μπορεί να προγραμματιστεί για μεγάλους υπολογιστές. Η επίλυση των εξισώσεων, παρουσιάζει την ατμόσφαιρα μέσα στις λύσεις που εμφανίζονται στον υπολογιστή, που καταλήγει να είναι ένα ατμοσφαιρικό «μοντέλο». Με άλλα λόγια χρησιμοποιεί μαθηματικά μοντέλα της ατμόσφαιρας και των

ωκεανών για να προβλέψει τον καιρό με βάση τις τρέχουσες καιρικές συνθήκες. Ορισμένα παγκόσμια και περιφερειακά μοντέλα πρόβλεψης καιρού εκτελούνται σε διάφορες χώρες σε όλο τον κόσμο, χρησιμοποιώντας τις σημερινές παρατηρήσεις καιρού που μεταδίδονται από δορυφόρους καιρού και άλλα παρατηρητικά συστήματα ως δεδομένα εισόδου ([P. Lynch, 2008](#)).

Τα NWP's έχουν διαφορετικά μεγέθη, περιοχή εφαρμογής και τέλος διακριτική ευκρίνεια. Ακολουθούν οι αντίστοιχες κατηγορίες:

- Τα Παγκόσμια μοντέλα καλύπτουν τον πλανήτη και παρουσιάζουν μεγάλης κλίμακας ατμοσφαιρικές διαδικασίες.
- Τα μοντέλα περιορισμένης περιοχής συνοπτικής κλίμακας και τα μεσαίας κλίμακας μοντέλα, που καλύπτουν τις ηπείρους και αποτελούνται από μικρότερης κλίμακας ατμοσφαιρικές διεργασίες.
- Τέλος, τα υπολογιστικής δυναμικής ρευστών (CFD) μοντέλα, που επιλύουν την ροή γύρω από τα κτήρια, ανάμεσα στα κτήρια, γύρω από τα αεροσκάφη, κλπ.

Οι παραπάνω κατηγορίες NWP's προβλέπουν και ένα αντίστοιχης κλίμακας φαινόμενο. Στα Παγκόσμια μοντέλα είναι το φαινόμενο, του El Nino. Στα συνοπτικής κλίμακας, το φαινόμενο των κέντρων υψηλής και χαμηλής πίεσης. Στα μεσαίας κλίμακας, υπάρχει το φαινόμενο των καταιγίδων και στα αστικά μοντέλα, τη ροή των ρευστών στα τούνελ του μετρό.

Τα NWP's περιέχουν εξισώσεις που εφαρμόζονται σε πολλά διαφορετικά ατμοσφαιρικά μοντέλα, όπως τα επιχειρησιακά μοντέλα πρόγνωσης, τα παγκόσμια μοντέλα κλίματος, τα μοντέλα (CFD), τα ερευνητικά ατμοσφαιρικά μοντέλα, τα μοντέλα ρευστών πάνω από επιφάνειες κλπ. Σε όλες τις περιπτώσεις, οι εξισώσεις ρευστών είναι οι βασικές εξισώσεις που χρησιμοποιούνται. Στο επίπεδο της φυσικής χρησιμοποιούνται αντίστοιχες εξισώσεις όπως:

- Διατήρηση της ορμής (Δεύτερος νόμος του Νεύτωνα)

$$F_x = pQ(u_2 - u_1)$$

$$F_y = pQ(v_2 - v_1)$$

$$F_z = pQ(w_2 - w_1)$$

- Τρεις εξισώσεις για την επιτάχυνση του ανέμου στις 3 διαστάσεις

$$F_x = Ma_x$$

$$F_y = Ma_y$$

$$F_z = Ma_z$$

- Διατήρηση της μάζας

$$\frac{Dp}{Dt} = 0 \rightarrow \vec{\nabla} \cdot \vec{u} = 0$$

- Μια εξίσωση για την διατήρηση του αέρα
- Μια εξίσωση για την διατήρηση του νερού

- Διατήρηση της ενέργειας

- Μια εξίσωση για τον πρώτο νόμο της Θερμοδυναμικής

$$\Delta U = Q - W$$

- Σχέση μεταξύ p, V, και T

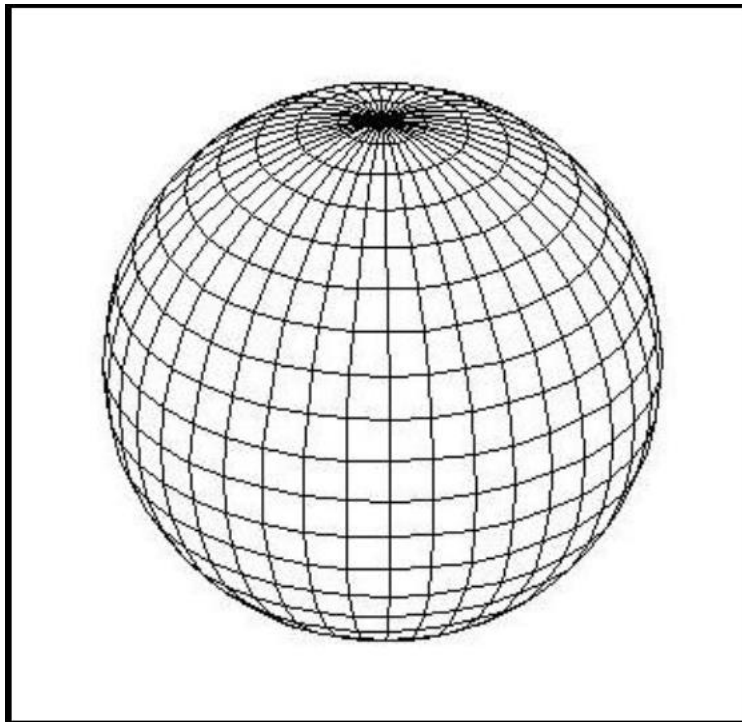
- Μια εξίσωση κατάστασης (Ιδανικά ο νόμος των αερίων)

$$PV = nRT$$

Κάθε μοντέλο εφαρμόζει τις παραπάνω εξισώσεις με σχετικές διαφοροποιήσεις, αυτό συμβαίνει για αρκετούς διαφορετικούς λόγους. Η εφαρμογή των μοντέλων γίνεται σε διαφορετικές περιοχές ανά τον κόσμο, χρόνους και χωρικές κλίμακες. Οι ατμοσφαιρικές

διαδικασίες που επικεντρώνονται είναι διαφορετικές και υπάρχει ασάφεια και αβεβαιότητα στις φόρμουλες εφαρμογής. Τέλος ο βαθμός εξειδίκευσης που χρειάζεται σε κάθε διαφορετική χρήση, επηρεάζει ανάλογα.

Για την εφαρμογή των περιεχόμενων εξισώσεων των NWP's και την παραγωγή προβλέψεων από αυτά, γίνεται χρήση ενός τεχνητού γεωμετρικού πλέγματος γύρω από την ατμόσφαιρα της γης. Το πλέγμα που δημιουργείται μπορεί να έχει διαφορετικά σχήματα, ανάλογα με τη χρήση, όπως πλέγμα τριγώνων, τετραγώνων, εξαγώνων αλλά και αδόμητου σχήματος και μεγέθους. Το πιο συνηθισμένο είναι το πλέγμα τετραγώνων.



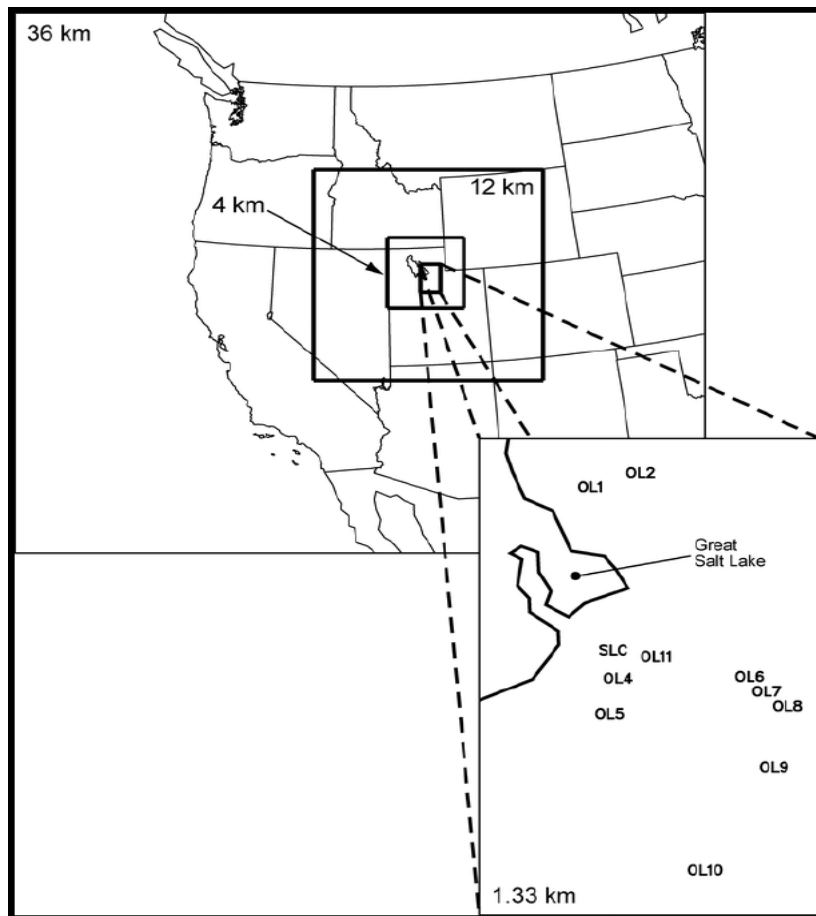
Εικόνα 1: Σφαιρικό πλέγμα τετραγώνων *mitgcm.org* (2006)

Ανάλογα με το είδος του μοντέλου το τετράγωνο που εργάζεται έχει διαφορετικές διαστάσεις π.χ. τα παγκόσμια μοντέλα μπορούν να δουλέψουν έως και σε τετράγωνο 50 x 50 km ενώ τα αστικά το πολύ σε 2 x 2 km. Το είδος της πρόγνωσης που θέλουμε να έχουμε είναι

ο οδηγός για την επιλογή αντίστοιχης κλίμακας μοντέλου αλλά και τετραγώνου εφαρμογής. Με την ορθή επιλογή μοντέλου και τετραγώνου εκμεταλλευόμαστε στο έπακρο την διακριτική ευκρίνεια, ώστε να έχουμε το βέλτιστο αποτέλεσμα σε υπολογισμούς και πρόγνωση. Ακόμα υπάρχουν και τα εμφολευμένα πλέγματα, δηλαδή πλέγμα μέσα σε ένα τετράγωνο ενός πλέγματος μεγαλύτερης διάστασης.

Οι μετεωρολόγοι ανέκαθεν κατανοούσαν την αξία της εξέτασης πολλαπλών αριθμητικών μοντέλων για τον καιρό (NWP) για να βοηθήσουν στην παραγωγή πιο αξιόπιστων προβλέψεων. Αυτό επιτυγχάνεται με τη σύγκριση πολλών διαφορετικών NWP προβλέψεων. Μπορεί επίσης να συγκρίνουν περιφερειακές με παγκόσμιες προβλέψεις μοντέλων ή να συγκρίνουν προβλέψεις από τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται σε διαφορετικά κέντρα NWP. Ένας επιπλέον τρόπος είναι να συγκριθούν διαφορετικές δοκιμές από το ίδιο μοντέλο, εξετάζοντας τον τρόπο με τον οποίο οι νέες παρατηρήσεις αλλάζουν τα αποτελέσματα των προβλέψεων του μοντέλου με την πάροδο του χρόνου.

Η εμφολευμένη πρόβλεψη είναι ένα σχετικά νέο εργαλείο για την επιχειρησιακή πρόβλεψη που επιτρέπει πιο γρήγορες και επιστημονικά βασισμένες συγκρίσεις πολλαπλών προτύπων πρόβλεψης. Τα εμφολευμένα αποτελέσματα, όπως και τα διαγράμματα spaghetti, χρησιμοποιούν διάφορες στατιστικές και γραφικές μεθόδους για να συνδυάσουν πολλαπλές δοκιμές μοντέλων. Βασίζονται σε ελαφρώς διαφορετικές αρχικές συνθήκες ή χρησιμοποιώντας ελαφρώς διαφορετικές διαμορφώσεις μοντέλων ή/και παραμετροποιήσεις. Με τον τρόπο αυτό, μπορούν να περιλαμβάνουν πληροφορίες σχετικά με το επίπεδο της αβεβαιότητας, τα πιο πιθανά αποτελέσματα πρόβλεψης και τις πιθανότητες αυτών των αποτελεσμάτων. Με τις παραπάνω τεχνικές έχει δημιουργηθεί ένα καινούργιο επίπεδο πληροφόρησης που βοηθάει στην αποδοτικότερη χρήση και καθοδήγηση των μοντέλων NWP στη διαδικασία πρόβλεψης. ([G.Galanis, 2016](#))



Εικόνα 2: Εμφωλευμένα πλέγματα Rife et al. (2004)

Εντέλει τα NWP's καταφέρνουν μια καλή πρόβλεψη, αλλά με χώρο για διόρθωση και βελτιστοποίηση της. Για την διόρθωση η χρήση στατιστικών μεθόδων είναι αναγκαστική. Στην συνέχεια παρατίθενται τα κυριότερα στατιστικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται σε postprocess διορθώσεις.

§2. Στατιστικά μοντέλα

Μέσα από την παραπάνω μέθοδο και διαδικασία πρόγνωσης ανακύπτει και ένας αριθμός προβλημάτων, που δημιουργούν λάθη δηλαδή αποκλίσεις μεταξύ προγνώσεων και μετρήσεων. Τα προβλήματα προκύπτουν από την αδυναμία των υπολογιστών να επιλύσουν αναλυτικά ακόμα και απλές διαφορικές εξισώσεις. Οι υπολογιστές έχουν την δυνατότητα να πραγματοποιήσουν αριθμητικές πράξεις όχι όμως και πράξεις διαφορικού λογισμού. Η λύση για αυτό το πρόβλημα είναι η χρήση αριθμητικών μεθόδων. Η αριθμητική λύση των εξισώσεων είναι αυτή που μας δίνει τα αποτελέσματα πρόγνωσης.

Υπάρχουν δύο είδη λαθών τα συστηματικά και τα μη-συστηματικά. Τα συστηματικά λάθη είναι σταθερές αποκλίσεις που υπάρχουν στα μοντέλα. Διορθώνονται είτε με επαναπαραμετροποίηση είτε με κάποια διαδικασία διόρθωσης αποτελεσμάτων όπως τα MOS (Model Output Statistics) ([H.R. Glahn & D.A. Lowry, et al., 1972](#)). Τα μη-συστηματικά λάθη εξαρτώνται από διάφορους παράγοντες για παράδειγμα: αριθμητικά λάθη, δυσκολίες που εμφανίζονται στην φυσική (ακτινοβολία, στροβιλισμοί, διαδικασίες υγρασίας, κ.λπ.), αρχικές συνθήκες – ορισμός της ατμόσφαιρας στον παρόν χρόνο, ακραίες οριακές συνθήκες – ορισμός της ατμοσφαιρικής κατάστασης στα άκρα του πλέγματος, κατώτερες οριακές συνθήκες – κατάσταση στην επιφάνεια της Γης.

Τα λάθη που παρουσιάζουν τα NWP's δεν επαρκούν ώστε να απορριφθούν ως μοντέλα πρόγνωσης, γιατί η ποιότητα πρόβλεψης που προσφέρουν είναι πολύ καλή. Για την διόρθωση των λαθών έχουν εμφανιστεί αρκετές διαδικασίες. Η διαδικασία της στατιστικής διόρθωσης προσφέρει σημαντική βελτίωση των αποτελεσμάτων πρόγνωσης. Σχετικά πρόσφατα εμφανίστηκε και η προσέγγιση της σύνθεσης προβλέψεων. Στα πλαίσια της παρούσας διατριβής θα ασχοληθούμε με τη στατιστική διόρθωση.

Τα στατιστικά μοντέλα χρησιμοποιούνται για την βελτιστοποίηση των καιρικών προβλέψεων που δημιουργούνται από τα αριθμητικά μοντέλα πρόγνωσης καιρού, γνωστά και ως Numerical Weather Prediction models (NWP). Από τα βασικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται είναι τα φίλτρα Kalman, τα Model Output Statistics και τα φίλτρα Kolmogorov-Zurbenko, όπως και μια σειρά ακόμα από παρεμβολές.

1.2.1. Kolmogorov-Zurbenko

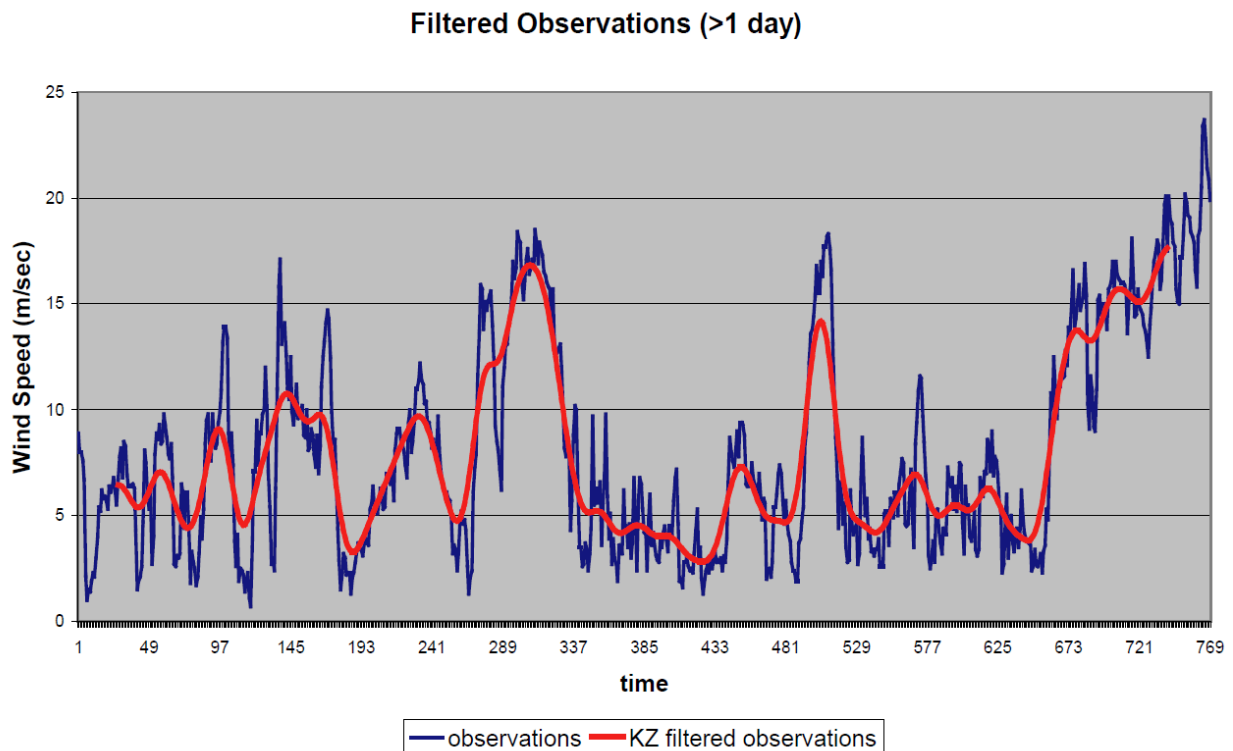
Το φίλτρο Kolmogorov-Zurbenko (KZ) προτάθηκε από τον Rao το 1995 και αρχικά χρησιμοποιήθηκε για την εξομάλυνση των μετεωρολογικών παραγόντων στην συγκέντρωση όζοντος επιφάνειας. Αποτελεί ένα χρήσιμο εργαλείο βελτίωσης της διαχείρισης της ποιότητας του αέρα, καθώς καθορίζει τις μετεωρολογικές επιπτώσεις στις συγκεντρώσεις και διαχωρίζει αυτά τα αποτελέσματα προκειμένου να εξετάσει τις υποκείμενες τάσεις. Για παράδειγμα, μία εφαρμογή του φίλτρου KZ σε χρονοσειρές της θερμοκρασίας και των συγκεντρώσεων του όζοντος αποτρέπει την εμφάνιση θορύβου (white noise). Η χρήση του φίλτρου KZ μπορεί να γίνει και στην περίπτωση ελλιπών δεδομένων, όπου το φίλτρο KZ μπορεί να συμπληρώσει τα κενά στα δεδομένα όχι με απόλυτη ακρίβεια αλλά με τιμές που διατηρούν την στατιστική των δεδομένων. Πρόκειται για ένα φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων (*low-pass filter*).

Αλγεβρικά ορίζεται ως ένας επαναλαμβανόμενος κινητός μέσος όρος p επαναλήψεων και m βημάτων. Το φίλτρο KZ δίνεται από τη σχέση

$$Y_i = \frac{1}{m} \sum_{j=-k}^k X_{i+j}$$

όπου Y_i είναι η χρονοσειρά μετά από φιλτράρισμα και χρησιμοποιείται ως είσοδος για το επόμενο «φιλτράρισμα». Υπολογίζεται από αυτή την επανάληψη για p φορές. Τέλος, τα φιλτραρισμένα αποτελέσματα $KZ_{m,p}(X)$ λαμβάνονται με p επαναλήψεις και κινητό μέσο όρο m βημάτων. Η μονάδα των αποτελεσμάτων φιλτραρίσματος είναι η ίδια με αυτή της αρχικής χρονικής ακολουθίας. Το χρονικό διάστημα και το μήκος του παραθύρου μετρούνται και τα δύο σε ίδιες μονάδες, m είναι το μήκος του παραθύρου ($m = 2k + 1$) και k είναι και τα δύο άκρα του μήκους του παραθύρου X_i . Το X υποδηλώνει την αρχική χρονολογική σειρά και το i δηλώνει την ακολουθία των διαστημάτων. Το J είναι η μεταβλητή ολισθαίνοντος παραθύρου, η οποία υποδεικνύει τα σημεία κάθε φορά που εμπλέκονται στην ολίσθηση. Τα φίλτρα διαφορετικής κλίμακας μπορούν να ελεγχθούν ρυθμίζοντας τις παραμέτρους m και p του φίλτρου. Το αποτελεσματικό πλάτος φίλτρου N ικανοποιεί τον ακόλουθο τύπο: $m \times p^{1/2} \leq N$. Η σχέση αυτή υποδεικνύει ότι τα αποτελέσματα του φίλτρου το $KZ_{m,p}(X)$ αφαιρούν κύματα υψηλής συχνότητας με μήκος κύματος μικρότερο από N .

Όπως αναφέραμε παραπάνω, το φίλτρο KZ μπορεί να διαχωρίσει στις χρονοσειρές απότομες ασυνέχειες και αλλαγές που συμβαίνουν αργά ([Solaun et al., 2013](#)), επιτρέποντάς μας να διερευνήσουμε την ποιότητα του αέρα και τα μετεωρολογικά σύνολα δεδομένων για μια χρονική περίοδο. Δεδομένου ότι το μήκος της ολίσθησης είναι η παράμετρος που προσδιορίστηκε πριν από το φιλτράρισμα, οι απότομες εναλλαγές μπορεί να είναι μετριάσμενες στο φίλτρο KZ .



***Εικόνα 3:** Εφαρμογή φίλτρου KZ για διόρθωση απότομων ασυνεχειών*

Μια εξέλιξη του φίλτρου KZ είναι το προσαρμοστικό φίλτρο KZA που ρυθμίζει το μήκος του παραθύρου σύμφωνα με το ρυθμό αλλαγής της διαδικασίας. Το μήκος του παραθύρου αυξάνεται καθώς μειώνεται ο ρυθμός αλλαγής. Έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως στη μακροπρόθεσμη μετεωρολογική πρόγνωση. Το φίλτρο KZA είναι μια τροποποίηση του φίλτρου KZ και προτάθηκε από τους [Zurbenko et al. \(2009\)](#) το 1996. Ειδικότερα, αναπτύχθηκαν δύο τροποποιημένες τεχνικές φίλτρων KZ (MKZ και MKZA) για να ξεπεραστούν τα μειονεκτήματα του παραδοσιακού φίλτρου KZ, φιλτράροντας τις χρονοσειρές συγκέντρωσης σε διάφορα στοιχεία. Το φίλτρο MKZ είναι ένα βελτιωμένο φίλτρο KZ που όχι μόνο έχει παρόμοια αποτελέσματα με εκείνα του φίλτρου KZ αλλά

επιπλέον ξεπερνά τα μειονεκτήματα της έλλειψης αρχικών και τελικών δεδομένων από το παραδοσιακό φίλτρο KZ. Το φίλτρο MKZA είναι ένα βελτιωμένο φίλτρο KZA, το οποίο

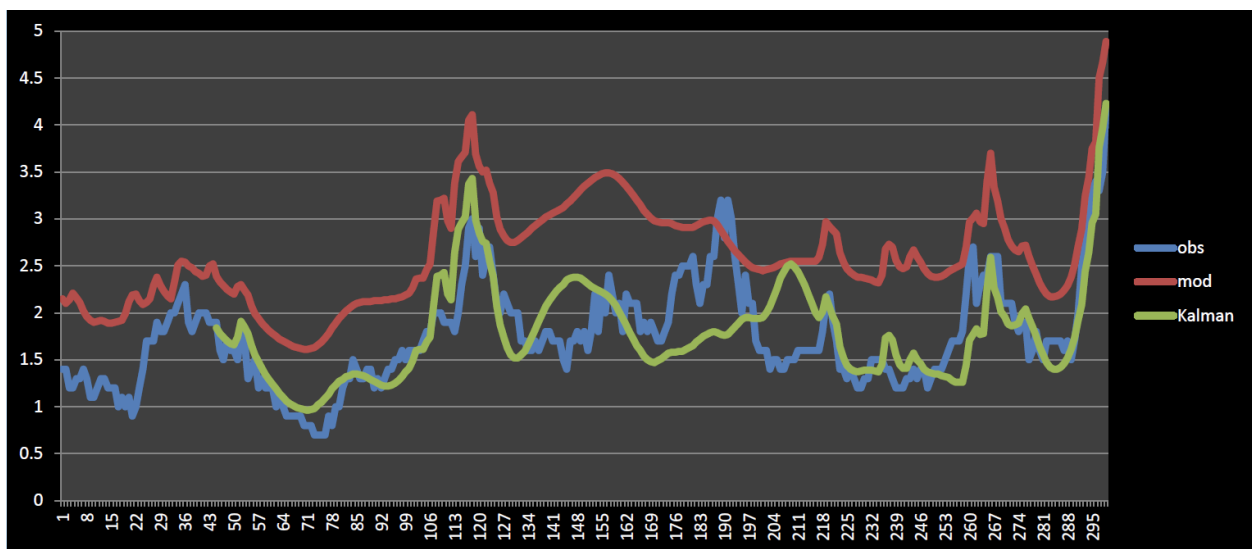
έχει προσαρμοστικό μήκος συρόμενου παραθύρου σε σύγκριση με το παραδοσιακό φίλτρο ΚΖ. Η τροποποιημένη τεχνική ΚΖΑ έχει το παρόμοιο αποτέλεσμα του φίλτρου ΜΚΖ, δηλ. τα συστατικά που φιλτράρονται από το ΜΚΖΑ είναι παρόμοια με αυτά του ΚΖΑ και αρχικών και τελικών δεδομένων.

1.2.2. Kalman

Ένα ακόμα μοντέλο διόρθωσης που χρησιμοποιείται είναι η οικογένεια φίλτρων Kalman. Τα φίλτρα Kalman είναι ιδιαίτερα διαδεδομένα και εύχρηστα φίλτρα που χρησιμοποιούνται για απαλλαγή από τις θορυβώδεις μετρήσεις. Τα φίλτρα Kalman χρησιμοποιούν αυτή την ονομασία ένεκα του πρώτου φίλτρου τέτοιου είδους που δημιουργήθηκε από τον Ούγγρο Rudolf E. Kalman ([R.E., Kalman et al., 1960](#)).

Ο στόχος ενός φίλτρου Kalman όταν εφαρμόζεται σε ένα σήμα που περιέχει, λάθη και αβεβαιότητα ή θόρυβο, είναι να μειώσει την αβεβαιότητα ή τον θόρυβο και να αφαιρέσει τα λάθη. Η κεντρική ιδέα για την υλοποίηση των παραπάνω είναι η συσχέτιση των τιμών παρατήρησης και πρόγνωσης για την ίδια χρονική περίοδο και η βελτίωση των τιμών πρόγνωσης στην επόμενη χρονική περίοδο. Θεωρούνται ως η βέλτιστη δυναμική μορφή εκτίμησης διαδικασιών που εξελίσσονται στον χώρο ή τον χρόνο. Βασίζονται σε μεθόδους ελαχίστων τετραγώνων – επέκταση της μεθόδου - που συνδυάζουν αποτελέσματα προσομοιώσεων με αντίστοιχες προγνώσεις με τα βέλτιστα δυνατά βάρη / ποσοστά και πρόκειται ουσιαστικά για ένα σύνολο μαθηματικών εξισώσεων. Οι εξισώσεις εισάγουν έναν εκτιμητή πρόβλεψης – διόρθωσης, που είναι βέλτιστος εφόσον ελαχιστοποιεί την μεταβλητότητα σφάλματος εκτίμησης, όταν η δυναμική κατάσταση του στόχου και ο θόρυβος μέτρησης έχουν μοντελοποιηθεί με ακρίβεια.

Σε γραμμικά περιβάλλοντα ο αλγόριθμος του Kalman ([Cheng and Steenburgh, 2007](#); [Crochet, 2004](#); [Galanis and Anadranistakis, 2002](#); [Homleid, 1995](#); [Kalnay, 2003](#); [Mylne et al., 2002b](#); [Valee et al., 1996](#)) αποτελεί τη βέλτιστη λύση. Τα κύρια πλεονεκτήματά τους είναι η γρήγορα προσαρμογή σε αλλαγές συμπεριφοράς δεδομένων και η περιορισμένη απαίτηση παλαιότερων δεδομένων. Μια εφαρμογή ενός φίλτρου της οικογένειας Kalman έγινε για διόρθωση της πρόγνωσης του ύψους κύματος στην Καλιφόρνια των ΗΠΑ.



Εικόνα 4: Διόρθωση με τη χρήση φίλτρων Kalman (κόλπος Monterey, California, USA)

Το φίλτρο που χρησιμοποιείται:

Το σφάλμα του μοντέλου προσομοίωσης y_t εκτιμάται ως πολυωνυμική συνάρτηση της παραμέτρου που προσομοιώνεται:

$$y_t = x_{1,t} + x_{2,t} * m_t + x_{3,t} * m_t^2 + x_{4,t} * m_t^3 + v_t$$

- Το φίλτρο εφαρμόζεται κατευθείαν στα αποτελέσματα εξόδου \mathbf{m}_t
- Ο βασικός στόχος είναι η εκτίμηση του σφάλματος \mathbf{y}_t ως συνάρτηση των αποτελεσμάτων εξόδου:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{x}_{1,t} + \mathbf{x}_{2,t} * \mathbf{m}_t + \mathbf{x}_{3,t} * \mathbf{m}_t^2 + \mathbf{x}_{4,t} * \mathbf{m}_t^3 + \mathbf{v}_t$$

- Οι συντελεστές ($\mathbf{x}_{i,t}$) είναι οι παράμετροι που πρέπει να εκτιμηθούν από το φίλτρο και \mathbf{v}_t το Gaussian μη συστηματικό σφάλμα
- Το βασικό διάνυσμα του φίλτρου διαμορφώνεται από τους συντελεστές

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_{1,t} \ \mathbf{x}_{2,t} \ \mathbf{x}_{3,t} \ \mathbf{x}_{4,t}]^T$$

- Ο πίνακας παρατηρήσεων παίρνει την μορφή: $\mathbf{H}_t = [\mathbf{1} \ \mathbf{m}_1 \ \mathbf{m}_t^2 \ \mathbf{m}_t^3]$
- Οι συναρτήσεις συστήματος και παρατηρήσεων, γίνονται:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t, \mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t * \mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t$$

Με την εφαρμογή του παραπάνω φίλτρου κατορθώνεται να διορθωθεί η πρόγνωση που σε σύγκριση με την μέτρηση και υπάρχει σημαντική βελτίωση του bias και των άλλων στατιστικών δεικτών RMSE & NS.

§3. Model Output Statistics (MOS)

Η κατηγορία φίλτρων MOS (Model Output Statistics), ανήκει σε μια κατηγορία φίλτρων που εφαρμόζεται στα παράγωγα αποτελέσματα των μοντέλων πρόβλεψης (postprocess). Τα μοντέλα MOS εμφανίστηκαν το 1972 από τους H.R. Glahn & D.A. Lowry, είναι μια αμερόληπτη τεχνική πρόγνωσης καιρού που προσπαθεί να συνάψει μια στατιστική σχέση μεταξύ μίας πρόβλεψης και Ν μεταβλητών πρόγνωσης μέσω ενός αριθμητικού μοντέλου σε κάποιο μελλοντικό σημείο. Είναι ο προσδιορισμός των στατιστικών «καιρικών συσχετίσεων» ενός αριθμητικού μοντέλου. Η τεχνική αυτή έχει εφαρμοστεί στην πρόγνωση του ανέμου επιφανείας, πιθανότητα βροχόπτωσης, μέγιστη θερμοκρασία, νεφοκάλυψη κλπ.

Στο τεχνικό κομμάτι πρόκειται για μία γραμμική παρεμβολή που δημιουργεί μια σχέση μίας μεταβλητής Y, που ονομάζεται εξαρτημένη μεταβλητή ή predictand, με k άλλες μεταβλητές X, που ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές ή predictors. Το αποτέλεσμα είναι μια εξίσωση για την εκτίμηση της πρόβλεψης ως γραμμικό συνδυασμό ανεξάρτητων μεταβλητών.

$$\hat{Y} = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_kX_k$$

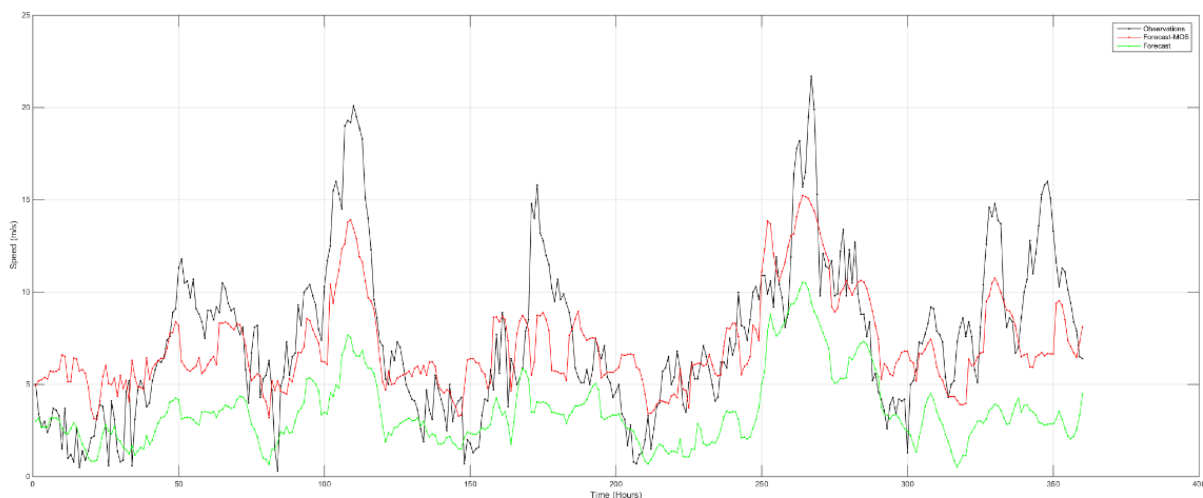
([H.R. Glahn & D.A. Lowry, 1972](#))

Η προσέγγιση των MOS (Model Output Statistics) ([Carter et al., 1989](#); [Glahn and Lowry, 1972](#)) είναι η δεύτερη και πιο συχνά χρησιμοποιημένη μέθοδος που ενσωματώνει δυναμικές πληροφορίες πρόβλεψης σε παραδοσιακές στατιστικές πρόγνωσης καιρού. Η προτίμηση για την χρήση των MOS προκύπτει από την δυνατότητα τους να προσθέτουν πληροφορίες απευθείας στην εξίσωση παρεμβολής όπως και εξειδικευμένα χαρακτηριστικά από συγκεκριμένα δυναμικά μοντέλα σε διαφορετικά μελλοντικά χρονικά σημεία.

Τα MOS χρησιμοποιούν ανεξάρτητες μεταβλητές ή predictors τόσο για την ανάπτυξη όσο και για την εκτέλεση των εξισώσεων πρόγνωσης. Δημιουργούν στο χρονικό σημείο του

σήμερα μια πρόγνωση που αφορά την πρόγνωση του αύριο. Οι αληθινές μεταβλητές για την μελλοντική πρόγνωση είναι άγνωστες, αλλά οι δυναμικές προγνώσεις για τις μεταβλητές έχουν δημιουργηθεί σήμερα. Για να αναπτυχθεί ένα μοντέλο MOS, είναι απαραίτητο να υπάρχει ένας όγκος δεδομένων μερικών ετών ([Jacks et al., 1990](#)) των εξαρτημένων μεταβλητών ή predictand που θα περιέχει παλαιότερες προγνώσεις και την τιμή του predictand.

Η μέθοδος MOS είναι μια πολυωνυμική γραμμική παρεμβολή που βασίζεται στην σχέση που δημιουργείται ανάμεσα στην εξαρτημένη μεταβλητή και των διαθέσιμων – χρηστικών ανεξάρτητων μεταβλητών που υπάρχουν. Η βάση για την δημιουργία μιας τέτοιας συνάρτησης είναι η σχέση μεταξύ των δυναμικών παρατηρήσεων που χρησιμοποιούνται σαν ανεξάρτητες μεταβλητές και των τιμών της μελλοντικής εξαρτημένης μεταβλητής.



Εικόνα 5: Εφαρμογή MOS σε διόρθωση πρόγνωσης ταχύτητας ανέμου

Για την δημιουργία ενός αξιόπιστου και σταθερού μοντέλου MOS χρειάζονται παρατηρήσεις ετών. Ο αυξημένος αριθμός ετήσιων παρατηρήσεων είναι μια σημαντική προϋπόθεση για την δημιουργία των μοντέλων MOS και οριοθετεί την απόδοση των μοντέλων

MOS ένεκα των συχνών αλλαγών στα μοντέλα NWP's για να βελτιώσουν τις προβλέψεις τους. Οι αλλαγές που αφορούν τα τυχαία λάθη δεν επιφέρουν μείωση της απόδοσης των MOS ([Erickson et al., 1991](#)), όμως αλλαγές στα μοντέλα που φέρνουν μείωση του συστηματικού λάθους θα πρέπει να ληφθούν υπόψη για επαναπαραμετροποίηση του MOS. Το πρόβλημα εμφανίζεται στο χρονικό πλαίσιο που απαιτείται για την συγκέντρωση των δεδομένων, κάτι που είναι αρκετά μεγάλο, ώστε να επαναπαραμετροποιηθεί σωστά το μοντέλο. Για να επιτευχθεί η χρήση των MOS χωρίς την χρονική καθυστέρηση για την εμφάνιση νέων προβλέψεων εμφανίζονται κάποιες μεθοδολογίες, η επαναπρόβλεψη παλαιότερων προγνώσεων με τις καινούργιες παραμέτρους του μοντέλου πρόγνωσης και στην συνέχεια του MOS πάνω σε αυτές ([Hamill et al., 2006](#); [Jacks et al., 1990](#)). Ακόμα η χρήση οποιασδήποτε έκδοση του μοντέλου πρόγνωσης και να χρησιμοποιηθεί, κάνοντας χρήση βαρών στις παραμέτρους που έχουν αλλάξει μπορεί να δώσει αποτελέσματα για ουσιαστική εκπαίδευση του MOS. Η εκπαίδευση με την χρήση βαρών μπορεί να γίνει είτε υποβαθμίζοντας τις προβλέψεις των παλαιότερων μοντέλων ([Wilson and Valee, 2002, 2003](#)), είτε με σταδιακή υποβάθμιση των παλαιότερων δεδομένων, συνήθως χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο του φίλτρου Kalman ([Cheng and Steenburgh, 2007](#); [Crochet, 2004](#); [Galanis and Anadranistakis, 2002](#); [Homleid, 1995](#); [Kalnay, 2003](#); [Mylne et al., 2002b](#); [Valee et al., 1996](#)), είτε με κάποιες ακόμα μεθόδους ([Yuval and Hsieh, 2003](#)).

Η χρήση των μοντέλων MOS γίνεται για διόρθωση λαθών των μοντέλων πάνω στα οποία αναπτύχθηκαν και έτσι καταλήγουν να έχουν ένα πολύ μεγάλο βαθμό εξειδίκευσης. Λόγω της μεγάλης εξειδίκευσης επιβάλλεται η χρήση διαφορετικών MOS για διαφορετικά μοντέλα πρόγνωσης. Αναλογικά εφόσον τα χαρακτηριστικά των λαθών ενός μοντέλου αλλάζουν με το χρόνο, η χρήση διαφορετικών MOS για μελλοντικές προβλέψεις προκύπτει ως αναγκαία.

Η χρήση των μοντέλων MOS γίνεται σε αρκετές χώρες αναφέρονται χαρακτηριστικά Ολλανδία ([Lemcke and Kruizinga, 1988](#)), Αγγλία ([Francis et al., 1982](#)), Ιταλία ([Conte et al.,](#)

1980), Κίνα ([Lu, 1991](#)), Ισπανία ([Azcarraga & Ballester, 1991](#)), Καναδάς ([Brunet et al., 1988](#)) και τέλος Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής ([Carter et al., 1989](#); [Glahn et al., 2009a](#)).

Ένεκα της μεγάλης εξειδίκευσης των μοντέλων MOS η χρήση τους για μια και μόνο πρόγνωση εμφανίζεται με μεγάλη συχνότητα. Τα μοντέλα διαιρούνται σε χρονικές περιόδους τριμήνων ώστε η απόδοση τους να μεγιστοποιείται και ανάλογα με το φαινόμενο που ακολουθούν – διορθώνουν, πιθανότητα βροχόπτωσης, ηλιοφάνεια, ταχύτητα ανέμου κ.λπ.. Περαιτέρω χρονικός διαμερισμός σε μηνιαίες εξισώσεις θα ήταν ακόμα καλύτερος όμως τα δεδομένα δεν επαρκούν. Η εξειδίκευση των μοντέλων δεν είναι όμως μόνο χρονική αλλά και γεωγραφική, ειδικά μοντέλα MOS δημιουργούνται σε περιοχές με ιδιαίτερες συνθήκες σε συγκεκριμένες μεταβλητές πρόγνωσης. Θα μπορούσαμε να πούμε πως η συνολική εξειδίκευση των MOS είναι άπειρη μιας και μπορεί να παραμετροποιηθεί χρονικά, γεωγραφικά και ανά φαινόμενο. ([D.S. Wilks et al., 2011](#))

§4. Σύγχρονες προσεγγίσεις και εφαρμογές στατιστικών μοντέλων MOS

Στην βιβλιογραφία εμφανίζεται ένας μεγάλος αριθμός εργασιών που έχουν γίνει με την χρήση MOS, παρουσιάζονται συνοπτικά κάποιες από αυτές. Η χρήση των μοντέλων έχει γίνει σε διαφορετικές κλιματικές εφαρμογής και με διαφορετικά χρονικά πλαίσια. Η ικανότητα χρήσης των MOS σε διαφορετικά συστήματα προκύπτει από την ικανότητα προσαρμογής τους, που εφαρμόζεται σε διαφορετικά οπτικά συστήματα των NWP's. Μια εφαρμογή τους είναι για μικρά αεροδρόμια που χρησιμοποιούνται για τοπικές προγνώσεις. Η χρήση τους γίνεται κυρίως για την ορατότητα, την πιθανότητα καταιγίδας, την ταχύτητα ανέμου κ.λπ. .

Μια εφαρμογή των MOS έγινε στην περιοχή του δυτικού Sahel (περιοχή που περιορίζεται βόρεια από την Σαχάρα και νότια από την σαβάννα του Σουδάν), για την

διόρθωση πρόγνωσης έντονων καταιγίδων. Η εφαρμογή έγινε σχετικά με την πιθανότητα βροχοπτώσης, χρησιμοποιεί την μέθοδο MOS για βελτίωση των υπάρχων αποτελεσμάτων.

Η πρόσφατα αυξανόμενη τάση σχετικά με την σοβαρότητα των πλημμυρών, ιδίως σε ολόκληρη την περιοχή της δυτικής Αφρικής, οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στις έντονες καταιγίδες, που καταγράφονται το τελευταίο διάστημα, η πρόβλεψη των οποίων είναι περίπλοκη και δύσκολη.

Τα περισσότερα από τα κέντρα πρόγνωσης καιρού στην Αφρική χρησιμοποιούν αριθμητικά μοντέλα πρόβλεψης (NWP) για να προβλέψουν την εμφάνιση και τη σοβαρότητα αυτών των καταιγίδων. Ωστόσο, αρκετές μελέτες έχουν δείξει ότι τα μοντέλα NWP και οι προβλέψεις τους υποβάλλονται σε λάθη και συστηματικά σφάλματα, λόγω της πολυπλοκότητας της ατμόσφαιρας και του περιορισμένου των μαθηματικών και φυσικών μοντέλων. Η ενσωμάτωση στατιστικών τεχνικών είναι αναγκαία και έχει βελτιώσει την απόδοση των αριθμητικών μοντέλων πρόγνωσης (NWP). Τα μοντέλα MOS (Model Output Statistics), χρησιμοποιούν εξισώσεις γραμμικών παρεμβολών για την δημιουργία στατιστικών σχέσεων μεταξύ της πρόβλεψης των αριθμητικών μοντέλων πρόγνωσης (NWP) και τις παρατηρούμενες μεταβλητές.

Παρουσιάζεται η εφαρμογή ενός MOS για το Western Sahel (WS), για να διορθωθούν οι λάθος προβλέψεις και να εξαλειφθεί το συστηματικό σφάλμα στο μοντέλο LAM διακριτικής ευκρίνειας 20 km x 20 km για την περιοχή της Αφρικής (Africa LAM), που έχει αναπτυχθεί από την Εθνική Μετεωρολογική υπηρεσία του Ηνωμένου Βασιλείου. Συλλέχθηκαν και αναλύθηκαν δεδομένα από τον Ιανουάριο του 2005 έως τον Δεκέμβριο του 2006, από 36 μετεωρολογικούς σταθμούς κατανεμημένους στην περιοχή του δυτικού Sahel καθώς και T+24h παρατηρήσεις βροχοπτώσης από το Αφρικανικό μοντέλο LAM για την ίδια περίοδο.

Τα αποτελέσματα έδειξαν βελτίωση 76%, στο αρχικό Αφρικανικό μοντέλο (LAM), σχετικά με την πιθανότητα βροχοπτώσης μετά την εφαρμογή του μοντέλου MOS. Στην νότια περιοχή του δυτικού Sahel το τρίμηνο Ιούλιο – Αύγουστο – Σεπτέμβριο, περίοδος που είναι

αρκεστά αυξημένη η πιθανότητα για καταιγίδες, τα αποτελέσματα έδειξαν μια συστηματικά μικρότερη τιμή μέσου τετραγωνικού σφάλματος μετά την εφαρμογή του MOS συγκριτικά με τις τιμές μέσου τετραγωνικού σφάλματος του αρχικού Αφρικανικού μοντέλου LAM πάνω στις ίδιες προγνώσεις σε όλες τις περιοχές και περιόδους του δυτικού Sahel.

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή και για βελτίωση των αποτελεσμάτων, λόγω πολυπλοκότητας της περιοχής αλλά και του φαινομένου, εμφανίστηκε ένας διαχωρισμός χρονικά αλλά και τοπογραφικά. Ο τοπογραφικός διαχωρισμός έγινε σε τρεις περιοχές Βόρεια, Κεντρική και Νότια περιοχή και χρονικά σε τέσσερα τρίμηνες περιόδους Ιανουάριος – Φεβρουάριος – Μάρτιος, Απρίλιος – Μάιος – Ιούνιος, Ιούλιος – Αύγουστος – Σεπτέμβριος και τέλος Οκτώβριος – Νοέμβριος – Δεκέμβριος. Η εξίσωση που δημιουργήθηκε είναι κοινή για όλες τις περιοχές και τις περιόδους, αλλά εκπαιδεύεται σε διαφορετικό σετ δεδομένων, επομένως οι σταθερές παίρνουν την ανάλογη μορφή. Η γενική εξίσωση είναι :

$$Q_t = X_t + F_{ADJ}$$

Q_t η διορθωμένη πρόβλεψη από το MOS

X_t η πρόγνωση στο χρονικό σημείο t , από το LAM

F_{ADJ} η διόρθωση του MOS

Η διόρθωση F_{ADJ} αναλύεται στα παρακάτω,

$$F_{ADJ} = A_e + f_{MOS} * b$$

f_{MOS} ανεξάρτητες μεταβλητές

b συντελεστές της παρεμβολής

A_e εκτίμηση μέσου σφάλματος μοντέλου

[\(O.S. Idowu & C.J.deW Reutenbach,2008\)](#)

Η χρήση των MOS στην παραγωγή ενέργειας παίζουν σημαντικό ρόλο και πολύ συχνά χρησιμοποιούνται για να διορθώσουν προβλέψεις. Τα πιο σύνηθες καιρικά φαινόμενα που καλούνται να διορθώσουν τις προβλέψεις είναι η ταχύτητα του ανέμου και η πρόγνωση της ηλιακής ακτινοβολίας. Για την χρήση στα αιολικά και φωτοβολταϊκά πάρκα αντίστοιχα.

Στα αιολικά πάρκα η ταχύτητα του ανέμου είναι ο σημαντικότερος παράγοντας για την λειτουργία, την συντήρηση και την αποδοτική ενσωμάτωση σε δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας. Για την επαλήθευση και πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, η ταχύτητα του ανέμου είναι η πιο σημαντική παράμετρος, δεδομένου πως το μεγαλύτερο σφάλμα πρόβλεψης της απόδοσης αιολικών πάρκων προκαλείται από το σφάλμα πρόβλεψης της ταχύτητας του ανέμου.

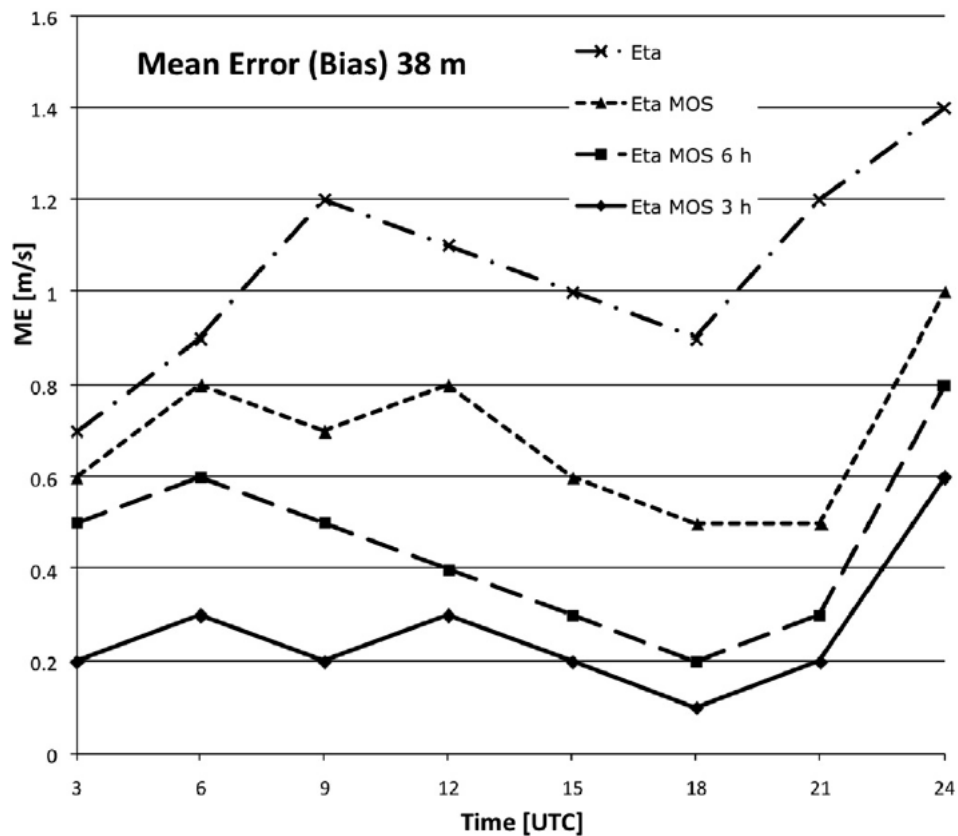
Ο άνεμος θεωρείται συχνά ως μία από τις πιο δύσκολες μετεωρολογικές παραμέτρους που πρέπει να προβλεφθούν, γιατί εξαρτάται από πολλές παραμέτρους όπως οι πιέσεις, η θερμοκρασία, η περιστροφή της γης και τοπικά χαρακτηριστικά της επιφάνειας.

Το μοντέλο MOS εφαρμόστηκε με δύο διαφορετικούς τρόπους στο μοντέλο Eta, με ένα προγνωστικό παράγοντα και στην συνέχεια με δύο. Στην πρώτη περίπτωση εφαρμόστηκε με μια πρόβλεψη από το μοντέλο Eta και η συνάρτηση διόρθωσης είναι της μορφής

$$VMOS = a * VEta + b$$

Στο μοντέλο με τους δύο προγνωστικούς παράγοντες προστέθηκε και μία πρόσφατη παρατήρηση, έξι ωρών πριν από το σημείο πρόβλεψης, η συνάρτηση του τελικού μοντέλου

$$VMOS6h = a * VEta + b * VOBS6h + g$$



Εικόνα 6: Συγκριτικές τιμές bias αρχικού μοντέλου με μοντέλο MOS

Τα μέσα συνολικά αποτελέσματα που προέκυψαν από την διόρθωση είναι:

Mean error: 0.27 m/s

Mean absolute error: 0.93 m/s

Root mean square error: 1.19 m/s

Coefficient of determination: 0.79

[\(Lazar Lazic, Goran Pejanojic, Momcilo Zinkovic, Luka Ilic 2014\)](#)

Στα φωτοβολταϊκά πάρκα το βασικό πρόβλημα είναι η ακριβής πρόγνωση της ηλιακής ακτινοβολίας που είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την πρόγνωση χαμηλής πυκνότητας

συννεφιάς. Για την πρόγνωση της χαμηλής πυκνότητας συννεφιάς χρησιμοποιούνται μοντέλα NWP's και μοντέλα καθαρού ουρανού. Για την διόρθωση της πρόβλεψης από το συνδυασμό των δύο μοντέλων χρησιμοποιείται ένα μοντέλο MOS. Η κεντρική ιδέα του μοντέλου MOS είναι να συγκριθεί η προβλεπόμενη ηλιακή ακτινοβολία με την ακτινοβολία που θα υπήρχε παρουσία καθαρού ουρανού. Εφαρμόζοντας ένα μοντέλο MOS εξαλείφεται ουσιαστικά το συστηματικό λάθος και μειώνεται ουσιαστικά το μέσω τετραγωνικό σφάλμα. Προτείνεται η χρήση ενός MOS που θα χρησιμοποιεί μεγάλο αριθμό μεταβλητών πρόγνωσης για να μεταφραστούν τα αποτελέσματα των μοντέλων NWP's σε ωριαίες προγνώσεις ηλιακής ακτινοβολίας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν από φωτοβολταϊκά πάρκα. Τέλος η μέχρι τώρα βιβλιογραφία δείχνει πως τα μοντέλα MOS βελτιώνουν ουσιαστικά την πρόγνωση της ηλιακής ακτινοβολίας. ([Remco A. Verzijlbergh , Petra W. Heijnen , Stephan R. de Roode , Alexander Los , Harm J.J. Jonker, June 2015](#))

Μία διαφορετική προσέγγιση των κλασσικών γραμμικών MOS σχετίζεται με την συνάρτηση κόστους και την χρήση της μεθόδου των ελάχιστων τετραγώνων για την προσέγγιση της παραμέτρου και τα λάθη που εμφανίζονται και στις παρατηρήσεις και στα αποτελέσματα. Θεωρώντας ως δεδομένο την παρουσία λαθών και στις παρατηρήσεις αλλά και στα αποτελέσματα του μοντέλου πρόγνωσης, σε αντίθεση με την κλασσική προσέγγιση που θεωρεί την απουσία λαθών στις παρατηρήσεις των μοντέλων. Με αυτό τον τρόπο διατηρείται η απαραίτητη μεταβλητότητα για τις διορθωμένες προβλέψεις ακόμα και για μακροπρόθεσμες προγνώσεις και δίνει ένα πλαίσιο εργασίας όπου και οι ντετερμινιστικές και οι πιθανοτικές προβλέψεις μπορούν να διορθωθούν.

Η εφαρμογή των παραπάνω έγινε σε ένα ιδανικό χαοτικό σύστημα, το ατμοσφαιρικό μοντέλο Lorenz - που αποτελείται από τις τρεις συνήθεις διαφορικές εξισώσεις

$$\frac{dx}{dt} = \sigma(y - x),$$

$$\frac{dy}{dt} = x(\rho - z) - y,$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - \beta z,$$

- έχοντας λάθη και συγκρίθηκε με μια κλασσική τεχνική, γνωστή ως μέθοδο μη-ομογενείς Gaussian παρεμβολή, για την συνολική διόρθωση προβλέψεων. ([S. Vannitsem, 2009](#))

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Ανάπτυξη Μοντέλων

§1. Μοντελοποίηση MOS

Η χρήση των μοντέλων έχει γίνει με διάφορες παραλλαγές, όπως παρουσιάστηκε και στο κεφάλαιο της βιβλιογραφίας. Την ίδια φιλοσοφία ακολουθούν και τα μοντέλα που θα παρουσιαστούν στις επόμενες ενότητες, χωρίς όμως να υπάρχει απόκλιση από το αρχικό μοντέλο με γενική εξίσωση $Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i$, αλλά διαφοροποιείται ανάλογα με την προσέγγιση που επιδιώκεται.

2.1.1. MOS – 4point

Αναλύοντας τα καιρικά μοντέλα πρόβλεψης που ανήκουν στην οικογένεια NWP, παρατηρήθηκε πως η λειτουργία τους βασίζεται σε ένα πλέγμα γεωμετρικών σχημάτων, συνήθως τετραγώνων, που περικλείει την υδρόγειο σφαίρα. Τα NWP δημιουργούν πρόβλεψη πάνω στις τέσσερις κορυφές των τετραγώνων και στην συνέχεια ο συνδυασμός αυτών των κορυφών μας δίνει την συνολική πρόβλεψη.

Το μέγεθος των τετραγώνων ποικίλει και κυμαίνεται από τετράγωνα 1x1 km έως 300x300 km. Τα τετράγωνα που αναπτύσσουν τις προβλέψεις τους τα NWP εκτείνονται στον τρισδιάστατο χώρο, επομένως πρόκειται για κύβους και ορθογώνια παραλληλόγραμμά πάνω στα οποία προκύπτουν οι καιρικές προβλέψεις.

Στα πλαίσια της εργασίας δημιουργήσαμε ένα μοντέλο που συνδυάζει τις προβλέψεις των τεσσάρων κορυφών ενός τετραγώνου και δημιουργεί μια πρόβλεψη εσωτερικά του. Έχοντας μια μέτρηση από καιρικό σταθμό εσωτερικά του τετραγώνου που θεωρείτε και σημείο πρόβλεψης από τον συνδυασμό των κορυφών. Η πρόβλεψη που προτείνεται στην παρούσα εργασία δεν επηρεάζεται από την θέση του σταθμού άρα δεν σταθμίζεται κάποια από τις τέσσερις κορυφές με μεγαλύτερο βάρος έναντι των υπολοίπων που μπορεί να δημιουργήσει λανθασμένη πρόβλεψη.

Ακόμα απορρίπτονται οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται μέχρι σήμερα που είτε σταθμίζουν με 25% την πρόβλεψη κάθε κόμβου, είτε υπολογίζουν την πρόβλεψη σταθμίζοντας τις προβλέψεις των κορυφών του τετραγώνου με βάση την απόσταση από το σημείο μέτρησης. Το μοντέλο που δημιουργήθηκε στην παρούσα εργασία σταθμίζεται σε κάθε κόμβο βάση παρελθοντικών προβλέψεων και μετρήσεων που έχουν γίνει. Με αυτό τον τρόπο η εξίσωση διόρθωσης πρόβλεψης εκπαιδεύεται κατάλληλα ώστε ο κάθε κόμβος να επιδρά στην πρόβλεψη τόσο ώστε να μπορεί να προσεγγιστεί το άριστο βάση μετρήσεων και όχι βάση απόστασης. Η τελική μορφή της εξίσωσης MOS είναι :

$$Y=a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 \quad (1)$$

Στην εξίσωση (1) βλέπουμε τους δείκτες α_i που σταθμίζουν το ποσοστό πρόβλεψης του κάθε κόμβου x_i εκτός από τον δείκτη α_0 που περιέχει το συστηματικό λάθος που το μοντέλο μπορεί να διορθώσει άμεσα.

2.1.2. MOS – 1point

Έχοντας το αποτέλεσμα πρόβλεψης ενός NWP μοντέλου και την μέτρηση στο συγκεκριμένο σημείο, έγινε μια προσπάθεια να διορθωθεί η πρόβλεψη λαμβάνοντας υπόψιν

μόνο τα ιστορικά δεδομένα. Ο λόγος για την νέα προσέγγιση είναι για την δημιουργία ενός πιο απλού, ελαφρύ και γρήγορου μοντέλου διόρθωσης των καιρικών προβλέψεων. Η φιλοσοφία είναι πως θα χρειάζεται μόνο την πληροφόρηση ενός σημείου ώστε να δημιουργηθεί μια εξίσωση που θα μπορέσει να συγκεντρώσει και να εφαρμόσει όλη την πληροφορία. Η μαθηματική εξίσωση που δημιουργήθηκε είναι :

$$Y=a_0 + a_1x_1 \quad (2)$$

Στην εξίσωση (2) έχουμε το Y που είναι το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου και τις σταθερές a_0 και a_1 που έχουν εκπαιδευτεί με τα ιστορικά δεδομένα στο σημείο πρόβλεψης, με πραγματικές μετρήσεις και την μεταβλητή x_1 που είναι η σημειακή πρόβλεψη προς διόρθωση από το φίλτρο MOS.

2.1.3. MOS – 1point KZ

Μετά την δημιουργία του φίλτρου MOS – 1point, εφαρμόστηκε στα δεδομένα ένα φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων. Η χρήση του φίλτρου Kolmogorov – Zurbenko (KZ) έγινε για να αφαιρεθεί από τα δεδομένα ο σχετικός θόρυβος που δημιουργούσαν οι απότομες και έντονες καιρικές προβλέψεις, παρόλο που αντικατοπτρίζουν την πραγματικότητα, σε μια προσπάθεια να εξάγουμε από τα δεδομένα την γενική τάση που ακολουθούν.

Η προσπάθεια αποσκοπεί στην δημιουργία ενός φίλτρου που θα μπορεί να προσφέρει μια σχετική διόρθωση στα αποτελέσματα, αλλά και να χρησιμοποιηθεί σε περίπτωση απώλειας δεδομένων. Για να πραγματοποιηθούν τα παραπάνω εφαρμόστηκε στα δεδομένα το φίλτρο KZ ώστε να ομαλοποιηθούν και στην συνέχεια εφαρμόστηκε το MOS – 1point ώστε να γίνει η εκπαίδευση του στα καινούργια δεδομένα και να αποθηκευτούν οι πληροφορίες που θα μας δημιουργούσαν την τάση παρά την ακριβή πρόβλεψη. Μπορούμε να πούμε ότι τα δύο μοντέλα

διαφέρουν ουσιαστικά στο τρόπο προσέγγισης του προβλήματος και όχι στην πρακτική εφαρμογή, όμως προσδίδουν εντελώς διαφορετικής ποιότητας αποτελέσματα.

§2. ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΩΔΙΚΑ

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο αναλύουμε τον πειραματικό κώδικα που χρησιμοποιήθηκε στα τρία διαφορετικά μοντέλα που δημιουργήθηκαν. Η εφαρμογή των μοντέλων έγινε σε συγκεκριμένα σημεία του Ελλαδικού χώρου, όπως επίσης και σε συγκεκριμένα σημεία στην Ισπανία. Τα μοντέλα δημιουργήθηκαν και αναλύθηκαν με χρήση του Matlab. Η επιλογή του Matlab έγινε λόγω της μεγάλης ποσότητας εξειδικευμένων εργαλείων που περιέχει και την ευκολία στον προγραμματισμό. Λόγω της παρουσίας μεγάλου αριθμού πινάκων και κατ'επέκταση τις πράξεις με πίνακες η χρήση του Matlab ήταν σχεδόν μονόδρομος μιας και εξειδικεύεται σε τέτοιους είδους πράξεις επιστημονικών υπολογισμών.

Λόγω των τριών διαφορετικών μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν και της σχετικής ποικιλομορφίας των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν, σε πρώτο βαθμό αλλά και μετά την πρώτη ανάλυση, η ανάλυση του κώδικα θα χωριστεί ανάλογα με τα μοντέλα. Η δημιουργία της βάσης δεδομένων έγινε με χρήση του Excel ώστε να είναι αρκετά προσπελάσιμες οποιαδήποτε στιγμή από οποιοδήποτε λειτουργικό και από φυσικά πρόσωπα.

2.2.1. MOS – 4point

Ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για την εφαρμογή του MOS – 4point και την εξαγωγή των συμπερασμάτων μέσω των δεικτών όπως και μέσω των γραφικών παραστάσεων παραθέτετε από κάτω

```
data=xlsread('data.xlsx');
```

Με την παραπάνω εντολή το πρόγραμμα αναγνωρίζει το αρχείο της βάσης δεδομένων από όπου θα διαβάσει τα δεδομένα εισόδου του.

```
for as=1:40
start=1;
SIZE=(720*as); %megethos training

x1=zeros(SIZE,1);
x2=zeros(SIZE,1);
x3=zeros(SIZE,1);
x4=zeros(SIZE,1);
y=zeros(SIZE,1);
for i=start:SIZE
    for j=((i+1)-start):SIZE
        x1(j,1)=data(i,1);
        x2(j,1)=data(i,2);
        x3(j,1)=data(i,3);
        x4(j,1)=data(i,4);
        y(j,1)=data(i,6);
    end
end
end
```

Εδώ παρουσιάζεται μια φόρμα επανάληψης που εξαρτάται από ένα σταθερό δείκτη που μας δίνει το μέγεθος των πινάκων εκπαίδευσης του μοντέλου MOS. Στην συνέχεια γίνεται αρχικοποίηση με μηδέν των πινάκων που θα περιέχουν τα αρχικά δεδομένα για τεχνικούς λόγους. Στις δύο επόμενες επαναλήψεις γίνεται η κατανομή των δεδομένων στους πίνακες που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του MOS. Η κατανομή των δεδομένων γίνεται σε αντιστοιχία κόμβου και πίνακα x_i $i=1\ldots 4$. Ο δείκτης SIZE μας δίνει το συνολικό όγκο δεδομένων εκπαίδευσης του MOS.

```
X=[ones(size(x1)) x1 x2 x3 x4 ];
Y=[ones(size(y)) y ];
[a,bint,r,rint,stats]=regress(y,X);
```

Στην συγκεκριμένη δομή βλέπουμε το σημαντικότερο κομμάτι του αλγορίθμου όπου γίνεται η εκπαίδευση του MOS και σταθμίζονται οι δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν για την προσέγγιση – διόρθωση των καιρικών προβλέψεων. Μέσω της συνάρτησης regress γίνεται η εκπαίδευση του MOS και παράγεται ένας αριθμός στατιστικών δεδομένων.

```
vs=28801;           %forecast start point
vt=360;             %forecast time
ve=vs+vt;           %forecast length after start point

S=zeros;
D=zeros;
for i=vs:ve
    for j=((i+1)-vs):vt
        S(j,1)=data(i,1);
        S(j,2)=data(i,2);
        S(j,3)=data(i,3);
        S(j,4)=data(i,4);
        D(j,1)=data(i,6);
    end
end
```

Για να χρησιμοποιήσουμε το MOS ορίζουμε ένα σημείο των δεδομένων μετά το σετ εκπαίδευσης και τον χρόνο σε αριθμό παρατηρήσεων που θα εφαρμοστεί. Στην συνέχεια γίνεται δημιουργία και αρχικοποίηση με μηδέν των πινάκων που θα περιέχουν τα δεδομένα πρόβλεψης του μοντέλου που καλείται να διορθώσει το MOS. Οι προβλέψεις ανατίθενται στους πίνακες σε αντιστοιχία με τους κόμβους μετρήσεων που έγιναν κατά την εκπαίδευση του μοντέλου. Αντίστοιχα με τις προηγούμενες περιπτώσεις η χρήση των πινάκων γίνεται με δύο φόρμες επανάληψης που εξαρτώνται από τον αριθμό παρατηρήσεων που καλείται το MOS να διορθώσει.

```
q=zeros(vt,1);
for i=1:vt
    q(i,1)=a(1,1)+(a(2,1)*S(i,1))+(a(3,1)*S(i,2))+(a(4,1)*S(i,3))+(a(5,1)*S(i,4));
end
```

Έχοντας δημιουργήσει τους πίνακες προς διόρθωση του μοντέλου, όπως επίσης και τις μεταβλητές διόρθωσης του MOS τα συνθέτουμε για να εξάγουμε το τελικό αποτέλεσμα που αποθηκεύεται σε έναν καινούργιο πίνακα, αντίστοιχης διάστασης με τους πίνακες διόρθωσης. Ο πίνακας $q(i,j)$ περιέχει τα αποτελέσματα του MOS.

```
u=zeros(vt,1);  
for i=1:vt  
    u(i,1)=(0.25*S(i,1))+(0.25*S(i,2))+(0.25*S(i,3))+(0.25*S(i,4));  
end
```

Κατά αντιστοιχία με την προηγούμενη διαδικασία δημιουργούμε ένα πίνακα $u(i,j)$ που περιέχει τα αποτελέσματα της προσέγγισης του αρχικού μοντέλου, όπως χρησιμοποιείται μέχρι σήμερα. Οι προβλέψεις στους κόμβους πρόγνωσης σταθμίζονται με 25% επιρροή στην συνολική πρόβλεψη εσωτερικά του τετραγώνου, χωρίς να ασχολείται με την απόσταση του σημείου πρόβλεψης από τους κόμβους πρόγνωσης είτε κάποια άλλη σχέση επιρροής

```
we=mean(D);  
gh=0;  
df=0;  
af=0;  
for i=1:vt  
    gh=gh+(D(i,1)-q(i,1));  
    df=df+((D(i,1)-q(i,1))*(D(i,1)-q(i,1)));  
    af=af+((D(i,1)-we)*(D(i,1)-we));  
end  
bias=(1/vt)*gh;  
RMSE=sqrt((1/vt)*df);  
NS=1-(df/af);  
  
we=mean(D);  
gh=0;  
df=0;  
af=0;  
for i=1:vt  
    gh=gh+(D(i,1)-u(i,1));  
    df=df+((D(i,1)-u(i,1))*(D(i,1)-u(i,1)));  
    af=af+((D(i,1)-we)*(D(i,1)-we));  
end  
bias_u=(1/vt)*gh;  
RMSE_u=sqrt((1/vt)*df);  
NS_u=1-(df/af);
```

Η εφαρμογή των δεικτών που αναλύθηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο σε αυτό το σημείο γίνεται για να μας δώσει τα αντίστοιχα αποτελέσματα στην σχέση μεταξύ των μετρήσεων και των διορθωμένων αποτελεσμάτων που μας έδωσε το σύστημα MOS. Για να έχουμε καλύτερη εικόνα για την ποιότητα της διόρθωσης και των εξαγόμενων αποτελεσμάτων δημιουργούνται αντίστοιχα οι δείκτες μεταξύ των μετρήσεων και της προσέγγισης. Η απευθείας σύγκριση, μας δίνει την ποσοστιαία βελτιστοποίηση που παρήγαγε το σύστημα MOS. Στην πρώτη φόρμα επανάληψης έχουμε τους δείκτες για την σχέση μετρήσεων και MOS και στην δεύτερη έχουμε τους δείκτες για την σχέση μετρήσεων και προσέγγισης.

```
figure(1) %timeseries y,q,u
ts1=timeseries(D,1:vt);
plot(ts1,'.-k')
grid on
hold on
ts2=timeseries(q,1:vt);
plot(ts2,'.-r')
grid on
ts3=timeseries(u,1:vt);
plot(ts3,'.-g')
grid on
xlabel('Time (Hours)');
ylabel('Speed (m/s)');
legend('Observations','Forecast-MOS','Forecast','Location','northeast')
hold off
```

Με την συγκεκριμένη δομή εντολών εξάγουμε τις γραφικές παραστάσεις των αποτελεσμάτων σε χρονοσειρές. Αποτυπώνουμε τις γραφικές παραστάσεις των μετρήσεων, της πρόβλεψης και του MOS στο ίδιο καρτεσιανό σύστημα με μαύρο, πράσινο και κόκκινο χρώμα αντίστοιχα ώστε να έχουμε μια εικόνα δυνατών και μη σημείων του MOS και μια οπτική σύγκριση πέραν της αυστηρά μαθηματικής. Οι μετρήσεις γίνονται σε m/s για την ταχύτητα του ανέμου που βρίσκεται στον άξονα X και για τον άξονα Y έχουμε το χρόνο παρατήρησης που μετράει αθροιστικά από την αρχή της διόρθωσης σε ώρες.

```
% Percentiles details
percentiles = 5:10:95;
percent_labels = num2cell(percentiles,1);

% Data entry
obs=D;
model=q;
int=u;

% Percentiles evaluation
data = prctile(obs,percentiles);      % observations
data1 = prctile(model,percentiles);  % model
data2 = prctile(int,percentiles);    % interpolation

% Optional step, y-axis same size for all graphs
max_y = max([max(data(:)+1) max(data1(:)+1) max(data2(:)+1)]);
min_y = min([min(data(:)) min(data1(:)) min(data2(:))]);

% Figure with subplots
hh = figure(30);

% plot
plot(hh)
bar([data' data1' data2'],'BarWidth',0.75)
legend('Observations','Forecast-MOS','Forecast','location','best')
xlim([.5 length(percentiles)+.5]); ylim([min_y max_y]);
ylabel('Values'); xlabel('percentiles (%)');
set(gca,'XTickLabel',percent_labels);
title('Observations vs Forecast-MOS Vs Forecast')
```

Τέλος για τα αποτελέσματα έχουμε τα ποσοστημόρια που εξάγονται από το παραπάνω κώδικα. Η χρήση των ποσοστημορίων γίνεται για να δούμε πώς κατανέμονται οι παρατηρήσεις ανά ποσοστό αύξησης δέκα τις εκατό από το 5% - 95% αντίστοιχα για τις μετρήσεις, τις προβλέψεις και το MOS. Με τα ποσοστημόρια μπορούμε να έχουμε μια ουσιαστική εικόνα για την ποιότητα συσχέτισης των δεδομένων, αν υπάρχουν αποκλίσεις υπό/υπέρ εκτιμήσεις και τις περιοχές τιμών που υπάρχει καλή ή όχι απόκλιση της διόρθωσης σε σχέση με τις πραγματικές μετρήσεις και την ισχύον πρόβλεψη.

```
figure(2)
scatter(as,bias);
xlabel('Months');
ylabel('bias');
grid on
hold on

figure(3)
scatter(as,RMSE);
xlabel('Months');
ylabel('RMSE');
grid on
hold on

figure(4)
scatter(as,NS);
xlabel('Months');
ylabel('NS');
grid on
hold on
```

Για την εκπαίδευση του MOS χρειάζεται ένας αριθμός δεδομένων που εξαρτάται από την πολυπλοκότητα του προβλήματος, από τον αριθμό παραμέτρων του MOS κ.λπ. κ.λπ.. Για να μπορέσουμε να βρούμε τον ελάχιστο αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης που χρειάζεται το σύστημα MOS χρησιμοποιήσαμε τις γραφικές παραστάσεις των δεικτών Bias, RMSE και NS. Εκπαιδεύοντας το σύστημα στον πλήρη αριθμό δεδομένων που είχαμε στην διάθεση μας και στην συνέχεια εφαρμόζοντας το πάνω σε αυτά χαράξαμε τις γραφικές παραστάσεις των δεικτών ώστε να εμφανιστεί ο ελάχιστος αριθμός παρατηρήσεων όπου οι δείκτες συγκλίνουν.

2.2.2. MOS – 1point

Η δεύτερη μαθηματική διατύπωση αναφέρεται σε ένα αντίστοιχο σύστημα MOS που έχει όμως μόνο μια μεταβλητή έναντι των τεσσάρων που αναλύθηκαν στην προηγούμενη ενότητα. Οι διαφορές που εμφανίζονται είναι τεχνικής φύσεως σε επίπεδο κώδικα. Ακολουθούν τα διαφοροποιημένα κομμάτια για την ανάλυση του κώδικα.

```
for as=1:22
start=1;
SIZE=(170*as); %to megethos training
x=zeros(SIZE,1);
y=zeros(SIZE,1);
for i=start:SIZE
    for j=((i+1)-start):SIZE
        x(j,1)=data(i,1);
        y(j,1)=data(i,2);
    end
end

X=[ones(size(x)) x];
Y=[ones(size(y)) y];
[a,bint,r,rint,stats]=regress(y,X);

end
```

Στο παραπάνω μπλοκ εντολών βλέπουμε την αρχικοποίηση των πινάκων X & Y με μηδέν και στην συνέχεια την πλήρωση τους με τα στοιχεία που θα εκπαιδεύσουν το MOS. Επειδή το νέο σύστημα αποτελείται από μια μεταβλητή και είναι της μορφής $Y = \alpha_0 + \alpha_1 X_1$ έχουμε μόνο τις δύο εντολές for για την πλήρωση των πινάκων. Στην συνέχεια ακολουθεί η συνάρτηση regress όπου τα α_0 και α_1 σταθμίζονται ανάλογα για την δημιουργία και χρήση του MOS.

```
vs=3741;           %validation start point
vt=170;            %validation time
ve=vs+vt;          %validation length after start point

S=zeros(vt,1);
D=zeros(vt,1);
for i=vs:ve
    for j=((i+1)-vs):vt
        S(j,1)=data(i,1);    %o S einai to x (problepsi_forc)
        D(j,1)=data(i,2);    %o D einai to y (paratirisi_obs)
    end
end
q=zeros(vt,1);
for i=1:vt
    q(i,1)=a(1,1)+(a(2,1)*S(i,1));
end

u=zeros(vt,1);
for i=1:vt
    u(i,1)=S(i,1);
end
```

Αντίστοιχα με το προηγούμενο σύστημα MOS έχουμε ένα σημείο εκκίνησης μετά το σετ εκπαίδευσης, όπου το σύστημα αρχίζει να διαβάζει δεδομένα προς διόρθωση. Στο επόμενο σημείο έχουμε των πινάκων S & D όπου περιέχουν τα δεδομένα προς διόρθωση και τις προγραμματικές μετρήσεις για την αντιπαράβολή των αποτελεσμάτων. Τέλος έχουμε την χρήση του συστήματος MOS και την αποθήκευση των αποτελεσμάτων του στον πίνακα q, όπως και την δημιουργία της προσέγγισης u που είναι σε χρήση. Ο πίνακας D που περιέχει την πραγματική μέτρηση θα χρησιμοποιηθεί για τους δείκτες και για τις γραφικές παραστάσεις. Οι δείκτες, το σύνολο των γραφικών παραστάσεων και τα ποσοστημόρια είναι ακριβώς ίδια με το σύστημα τεσσάρων σημείων που παρουσιάστηκε νωρίτερα.

2.2.3. MOS – 1point KZ

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα του προηγούμενου συστήματος και βλέποντας ότι απέχουν πολύ από ουσιαστική βελτίωση, εφαρμόσαμε ένα φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων, συγκεκριμένα το φίλτρο Kolmogorov – Zurbenko (KZ) που εξειδικεύεται ακριβώς σε αυτό που χρειαζόμαστε. Το σύστημα που δημιουργήθηκε είναι ακριβώς ίδιο με το προηγούμενο, επομένως και ο κώδικας, αλλά έχουν αλλάξει τα δεδομένα εισαγωγής εφαρμόζοντας το φίλτρο KZ. Ακολουθεί ο κώδικας του φίλτρου KZ για την διαφοροποίηση των δεδομένων εισαγωγής που είναι η διαφοροποίηση των δύο φίλτρων MOS – 1point & MOS – 1point KZ.

```
data=xlsread('data.xlsx');  
sz=size(data(:,6));  
A=data(:,6);    %ο pinakas A periexei to y (paratirisi-obs)  
F=data(:,3);    %ο pinakas F periexei to x (problepsi-forc)  
  
p=3;    %arithmos epanalipseon  
m=39;    %megethos parathirou  
  
B=kz_filter(A,p,m);
```

Στο παραπάνω μπλοκ εντολών έχουμε την κλήση της βάσης δεδομένων και την καταχώρηση των δεδομένων σε πίνακες προς χρήση από το πρόγραμμα. Στην συνέχεια ορίζουμε τον αριθμό επαναλήψεων και το μέγεθος παραθύρου που χρειάζεται να ξέρει το φίλτρο ώστε να δουλέψει. Τέλος έχουμε την κλήση της συνάρτησης που θα κάνει τις μαθηματικές πράξεις με τα αντίστοιχα ορίσματα.

```
filename = 'data_kz.xlsx';  
C = {'Obs_kz'};  
sheet = 1;  
xlRange = 'B1';  
xlswrite(filename,C,sheet,xlRange);  
sheet = 1;  
xlRange = 'B2';  
xlswrite(filename,B,sheet,xlRange);  
D = {'Forc_sp'};  
sheet = 1;  
xlRange = 'A1';  
xlswrite(filename,D,sheet,xlRange);  
sheet = 1;  
xlRange = 'A2';  
xlswrite(filename,F,sheet,xlRange);  
  
data_1=xlsread('data_kz.xlsx');  
D=zeros(sz(1,1),1);  
for i=1:sz(1,1)  
    D(i,1)=data(i,6);  
end  
F=zeros(sz(1,1),1);  
for i=1:sz(1,1)  
    F(i,1)=data_1(i,2);  
end  
we=mean(D);  
gh=0;  
for i=1:sz(1,1)  
    gh=gh+(D(i,1)-F(i,1));  
end  
bias=(1/sz(1,1)*gh);  
  
figure(1)  
ts1=timeseries(A,1:sz(1,1));  
plot(ts1,'.-k')  
grid on  
hold on  
ts2=timeseries(B,1:sz(1,1));  
plot(ts2,'.-r')  
grid on  
xlabel('Time');  
ylabel('speed');  
legend('obs','kz obs','Location','northeast')  
hold off
```

Μετά την κλήση των μαθηματικών πράξεων και την εφαρμογή του φίλτρου KZ έχουμε την κατανομή των αποτελεσμάτων σε μια καινούργια βάση δεδομένων στο Excel. Το αρχείο δομείται με τα πρότυπα των προηγούμενων αρχείων ώστε να γίνεται πιο εύκολη η διαχείριση

του. Στην συνέχεια των παραπάνω εντολών έχουμε ένα στατιστικό δείκτη, Bias, ώστε να έχουμε μια προσέγγιση του βαθμού διόρθωσης. Τέλος ακολουθεί μια γραφική παράσταση χρονοσειρών που αποτυπώνει τις παρατηρήσεις πριν και μετά την εφαρμογή του φίλτρου KZ.

```
function y = kz_filter(A,p,m)

sz=size(A);
KZX=zeros(sz(1,1),p);
for i=1:p
    if i==1
        for t=1:sz(1,1)
            for j=(max(1,(t-(m-1)/2))):(min(sz(1,1),(t+(m-1)/2)))
                KZX(t,i)=KZX(t,i)+A(j);
            end
            KZX(t,i)=KZX(t,i)*(1/m);
        end
    else
        for t=1:sz(1,1)
            for j=(max(1,(t-(m-1)/2))):(min(sz(1,1),(t+(m-1)/2)))
                KZX(t,i)=KZX(t,i)+KZX(t,i-1);
            end
            KZX(t,i)=KZX(t,i)*(1/m);
        end
    end
end
y=KZX(:,p);
end
```

Το μαθηματικό κομμάτι του φίλτρου KZ, υπάρχει σε ξεχωριστή συνάρτηση που καλείται από το βασικό πρόγραμμα. Τα τρία ορίσματα της συνάρτησης έχουν δοθεί στο βασικό πρόγραμμα και στην συνέχεια γίνονται οι μαθηματικές πράξεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Περιοχές για Εφαρμογή και Συμπεράσματα

§1. Στατιστική ανάλυση αποτελεσμάτων

Μετά την δημιουργία των μοντέλων χρειαζόμαστε έναν αριθμό στατιστικών δεικτών για την αποκωδικοποίηση των αποτελεσμάτων και την σύγκριση των μοντέλων. Χρησιμοποιήθηκαν τρεις βασικοί δείκτες το Μέσο σφάλμα (Bias), το Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Root Mean Square Error – RMSE) και ο Συντελεστής απόδοσης (Nash Sutcliffe – NS). Ακολουθεί η μαθηματική μορφή των δεικτών και η ερμηνεία των αποτελεσμάτων τους.

➤ Μέσο σφάλμα Bias

$$\text{Bias} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{obs}(i) - \text{mod}(i))$$

$\text{mod}(i)$: η τιμή του μοντέλου στο βήμα i

$\text{obs}(i)$: η αντίστοιχη παρατήρηση

N : μέγεθος δείγματος

Πρόκειται για ένα βασικό μέτρο απόκλισης που δίνει τη συστηματικότητα ή όχι των παρατηρούμενων αποκλίσεων:

Μεγάλο θετικό Bias -> Συστηματική υποεκτίμηση του μοντέλου

Μεγάλο αρνητικό Bias -> Συστηματική υπερεκτίμηση του μοντέλου

Bias κοντά στο μηδέν -> Πολύ μικρά ή μη συστηματικά σφάλματα

➤ Μέσο τετραγωνικό σφάλμα Root Mean Square Error – RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (obs(i) - mod(i))^2}$$

$mod(i)$: η τιμή του μοντέλου στο βήμα i

$obs(i)$: η αντίστοιχη παρατήρηση

N : μέγεθος δείγματος

Μέτρο της απόλυτης απόκλισης

Δίνει εκτίμηση και για τη διασπορά του σφάλματος

➤ Συντελεστής απόδοσης Nash – Sutcliffe NS

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (obs(i) - mod(i))^2}{\sum_{i=1}^N (obs(i) - \overline{obs})^2}$$

$mod(i)$: η τιμή του μοντέλου στο βήμα i

$obs(i)$: η αντίστοιχη παρατήρηση

\overline{obs} : η μέση τιμή των παρατηρήσεων

Μέτρο σύγκρισης της απόδοσης του μοντέλου με κάποιο μοντέλο αναφοράς

$NS = 1$ -> μοντέλο με μηδενικό σφάλμα

$NS = 0$ -> μοντέλο ισοδύναμο με το μοντέλο αναφοράς

$NS < 0$ -> μοντέλο χειρότερο από το μοντέλο αναφοράς

§2. Περιοχές για εφαρμογή

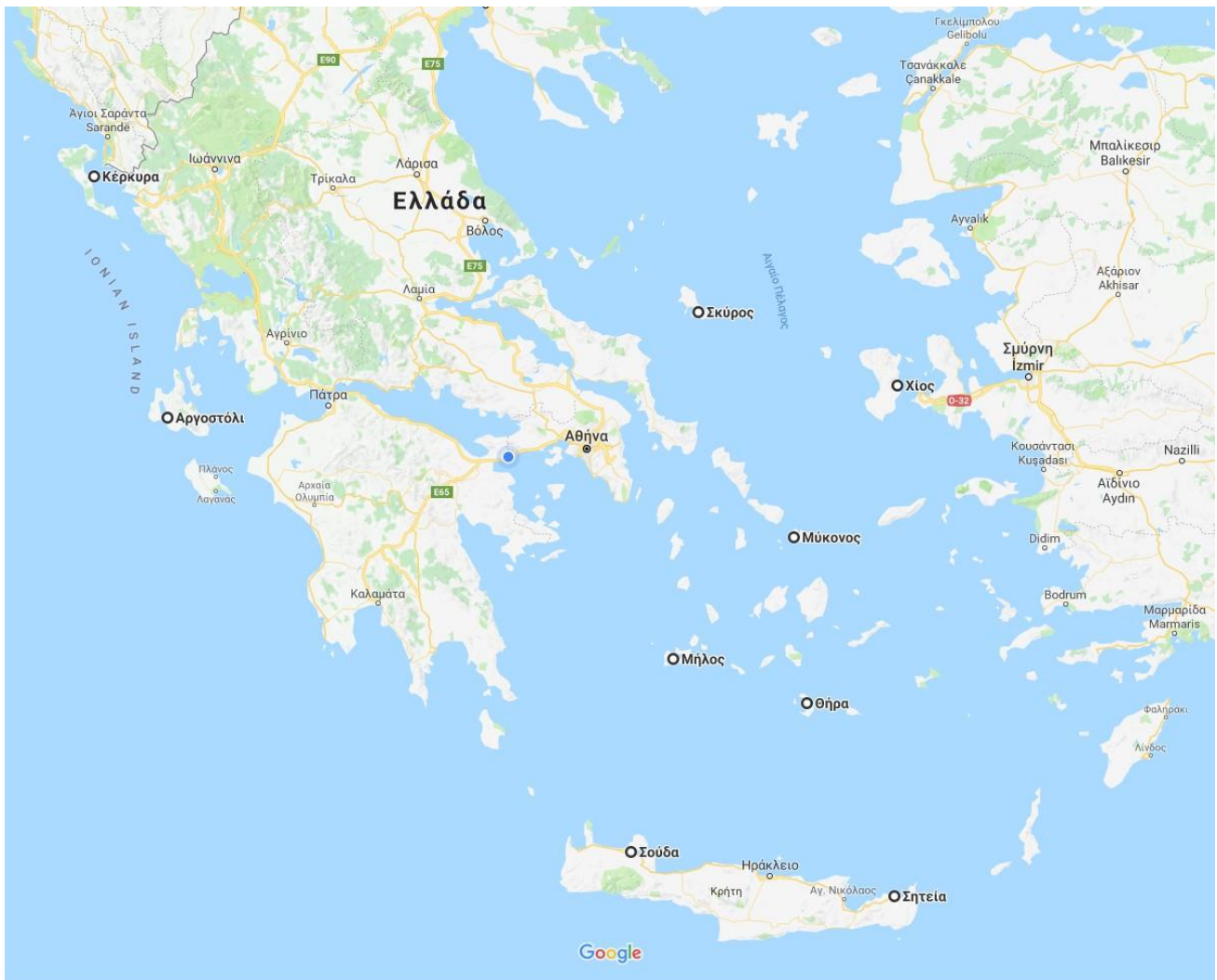
Τα τρία μοντέλα MOS που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια εφαρμόστηκαν σε συνολικά 19 περιοχές στην Ευρώπη. Οι 3 από αυτές είναι στην χώρα της Ισπανίας, όπου και εφαρμόστηκε αποκλειστικά το MOS – 4point και οι υπόλοιπες 16 είναι στην Ελλάδα όπου εφαρμόστηκαν όλα τα μοντέλα που πραγματεύονται στα πλαίσια της διατριβής.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στον Ελλαδικό χώρο είναι μετρήσεις από έξι μήνες έως πέντε έτη, οι μετρήσεις έχουν γίνει είτε ανά μια ώρα είτε ανά τρεις ώρες. Στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην Ισπανία οι μετρήσεις είναι ωριές για διάστημα πέντε ετών. Στην συνέχεια ακολουθούν οι πίνακες με την θέση των σημείων σε κάθε χώρα, το μοντέλο που εφαρμόστηκε, τον όγκο δεδομένων για κάθε σημείο, το βήμα που ακολουθούν τα δεδομένα όπως και χάρτης της κάθε περιοχής. Με την βοήθεια του google maps απεικονίζεται η θέση του κάθε σημείου, όπως και το τετράγωνο πρόβλεψης που χρησιμοποιεί το NWP μοντέλο.

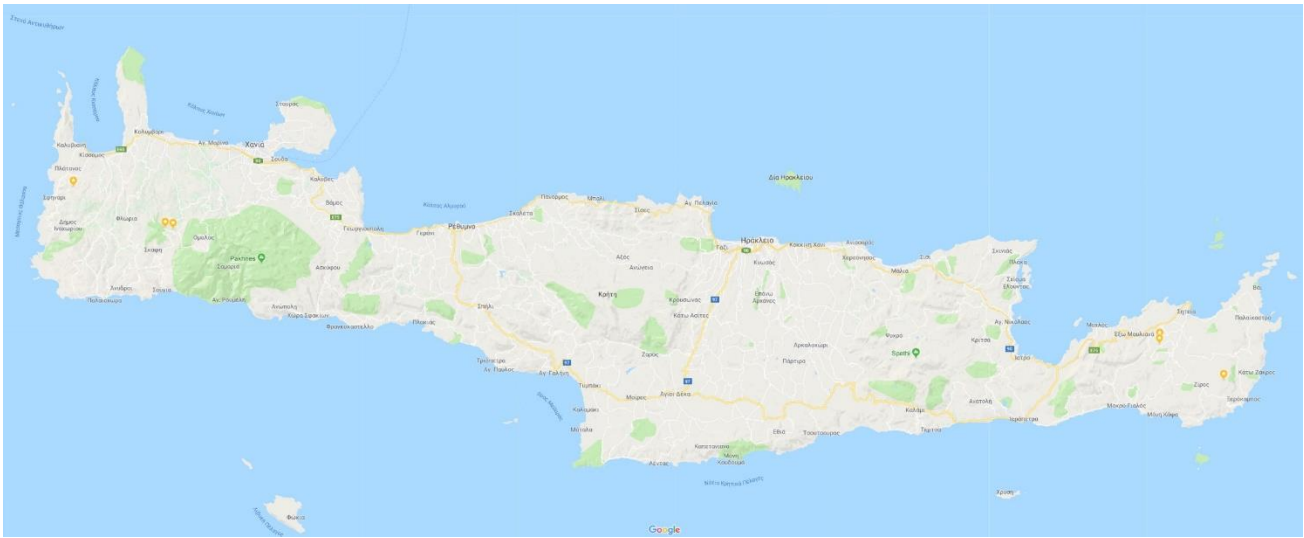
3.2.1. Ελλάδα

Στον πίνακα που ακολουθεί βλέπουμε τα στοιχεία των σημείων που χρησιμοποιήθηκαν στο Ελλαδικό χώρο αναφορικά με την θέση, το φίλτρο που εφαρμόστηκε και στοιχεία για τα δεδομένα των σημείων. Στην συνέχεια ακολουθούν τα σημεία πάνω στο χάρτη.

Σημείο	Longitude	Latitude	MOS	Όγκος προβλέψεων	Βήμα προβλέψεων
Κεφαλονιά	20.568337	38.182162	4point	4.5 μηνών	ωριαίο
Αρχιμήδης	-	-	-	-	-
Αργοστόλι	20.479297	38.179724	1point	5 ετών	τρίωρο
Χίος	26.131562	38.372010	1point	5 ετών	τρίωρο
Κέρκυρα	19.920903	39.626658	1point	5 ετών	τρίωρο
Μήλος	24.393345	36.693343	1point	5 ετών	τρίωρο
Μύκονος	25.330777	37.448260	1point	5 ετών	τρίωρο
Σητεία	26.106278	35.210208	1point	5 ετών	τρίωρο
Σκύρος	24.594052	38.818083	1point	5 ετών	τρίωρο
Σούδα	24.077083	35.487667	1point	5 ετών	τρίωρο
Θήρα	25.434316	36.419324	1point	5 ετών	τρίωρο
Κρήτη	-	-	-	-	-
Αλκυόνη	23.612117	35.432581	1point KZ	1.5 έτους	ωριαίο
Ανεμόεσσα	26.044507	35.144808	1point KZ	6 μηνών	ωριαίο
Enercon	26.045122	35.154599	1point KZ	1 έτους	ωριαίο
OAS	26.188518	35.079150	1point KZ	6 μηνών	ωριαίο
Βαρδιά	23.818016	35.357766	1point KZ	1.5 έτους	ωριαίο
Βατάλι	23.835450	35.355313	1point KZ	1.5 έτους	ωριαίο



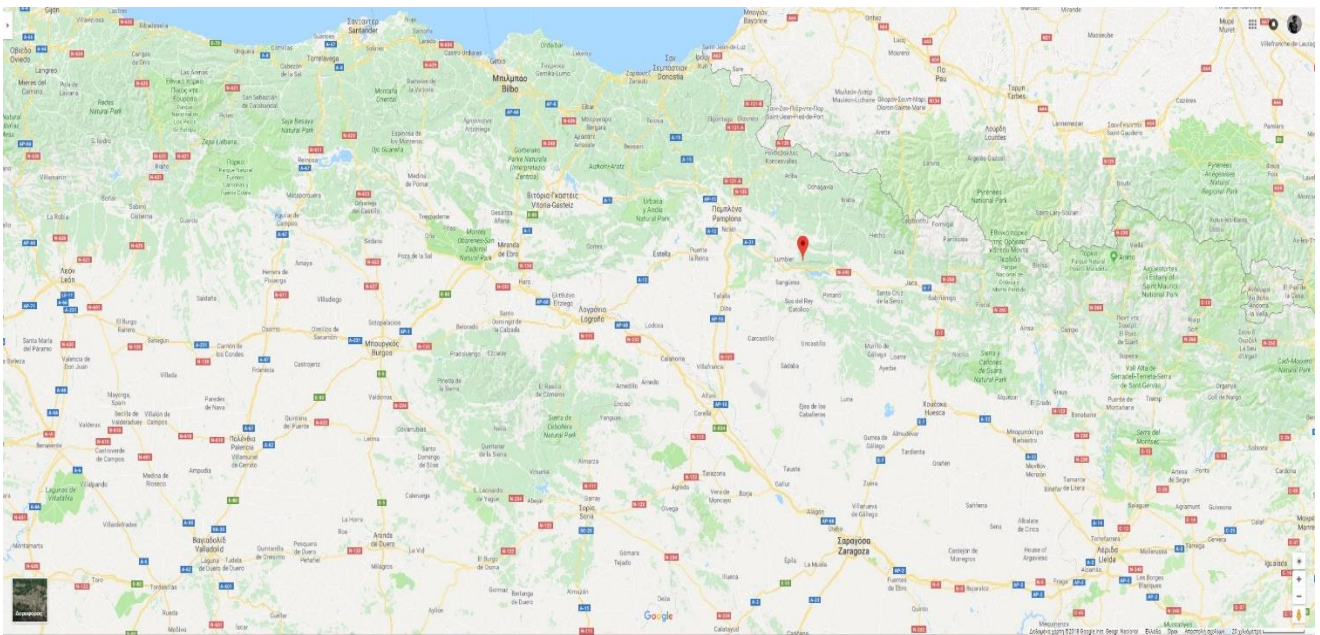
Εικόνα 7: Περιοχές εφαρμογής του MOS στην νησιωτική Ελλάδα



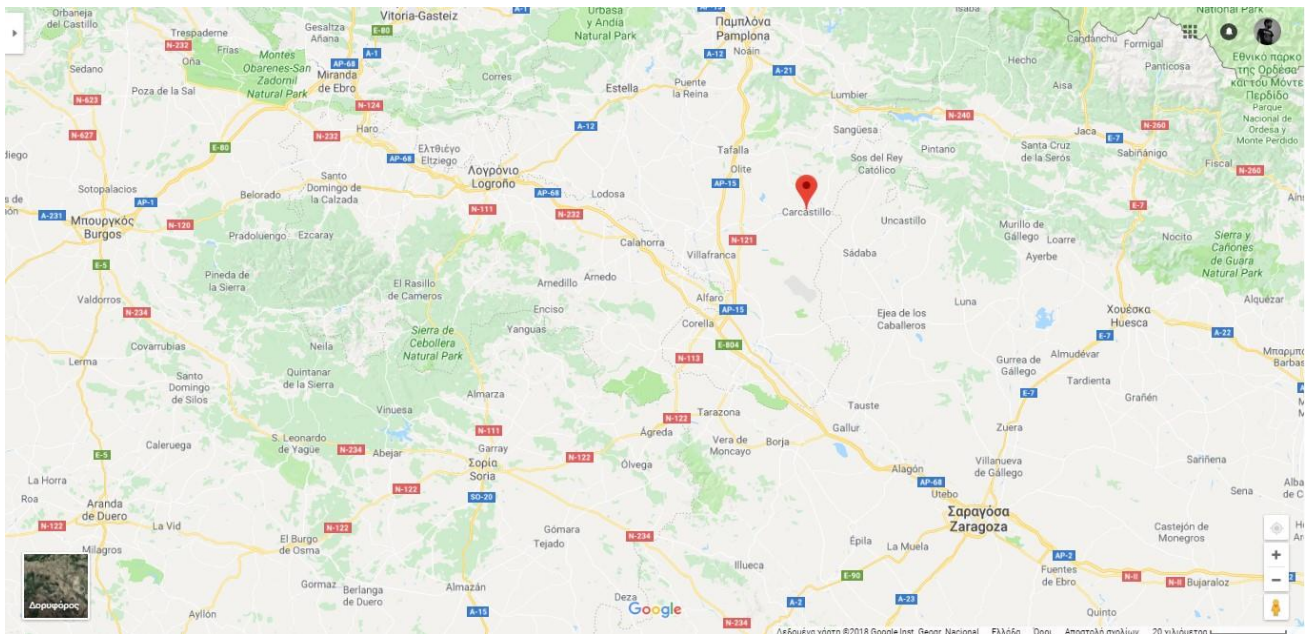
Εικόνα 8: Αιολικά πάρκα εφαρμογής του MOS στην περιοχή της Κρήτης

3.2.2. Ισπανία

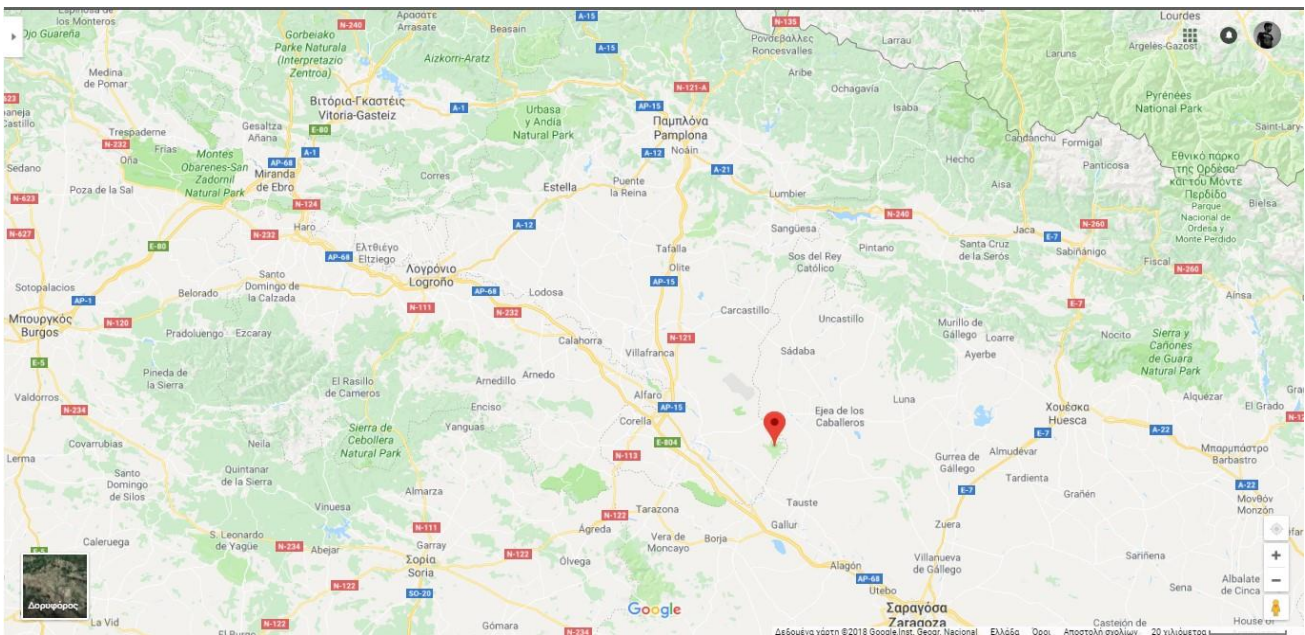
Σημείο	Longitude	Latitude	MOS	Όγκος προβλέψεων	Βήμα προβλέψεων
Arangoiti	-1.194504	42.646080	4 point	6 ετών	ωριαίο
Bardenas Loma Negra	-1.346273	42.048762	4 point	6 ετών	ωριαίο
Carcastillo	-1.441932	42.379058	4 point	6 ετών	ωριαίο



Εικόνα 9: Πρώτο σημείο εφαρμογής του MOS-4point στην Ισπανία: Arangaiti



Εικόνα 10: Δεύτερο σημείο εφαρμογής του MOS-4point στην Ισπανία: Bardenas Loma Negra



Εικόνα 11: Τρίτο σημείο εφαρμογής του MOS-4point στην Ισπανία: Carcastillo

§3. Εφαρμογή και Αποτελέσματα

Έχοντας πλέον παρουσιάσει και τις περιοχές και λαμβάνοντας υπόψη την ανάλυση που έχει προηγηθεί για τα φίλτρα MOS, είμαστε σε θέση να γίνει η εφαρμογή των φίλτρων στις αντίστοιχες περιοχές. Η εφαρμογή σε όλες τις περιοχές και με όλα τα φίλτρα θα γίνει πάνω στην ταχύτητα ανέμου και την διόρθωση πρόβλεψης της ταχύτητας, σε πλήθος χρονικών διαστημάτων. Για την εφαρμογή των φίλτρων θα χρησιμοποιήσουμε τους κώδικες που παρουσιάστηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο, όπως και τους αντίστοιχους δείκτες που έχουν παρουσιαστεί.

3.3.1. Εφαρμογή MOS – 4point

Για να εφαρμόσουμε το φίλτρο επιλέγουμε την θέση και το είδος του φίλτρου που μπορούμε να εφαρμόσουμε, με αυτά τα δεδομένα εφαρμόζουμε στην περιοχή της Ισπανίας και της Κεφαλονιάς το MOS – 4point. Όπως έχουμε αναλύσει ήδη το συγκεκριμένο φίλτρο εφαρμόζεται στις κορυφές πρόγνωσης ενός NWP τετραγώνου και το αποτέλεσμα βρίσκεται εσωτερικά του τετραγώνου χωρίς, να μας ενδιαφέρει η θέση του, ούτε να υπάρχει επιρροή βάση απόστασης. Τα αποτελέσματα αναφέρονται σε διόρθωση ταχύτητας ανέμου σε ύψος δέκα μέτρων και η ευκρίνεια του NWP είναι 0.05 μοίρες, περίπου 5.55 χιλιόμετρα.

Για την εκπαίδευση του φίλτρου χρειάζεται ένας όγκος παρατηρήσεων ώστε να υπάρχει επαρκής εκπαίδευση, όμως εάν εκπαιδεύσουμε το φίλτρο σε υπερβολικό αριθμό παρατηρήσεων μπορεί να έχουμε εκφυλισμό των αποτελεσμάτων, στην χειρότερη περίπτωση, αλλά σίγουρα έχουμε σπατάλη μετρήσεων και υπολογισμών. Επομένως για την εκπαίδευση του φίλτρου υπάρχει ελάχιστος και μέγιστος αριθμός παρατηρήσεων ώστε να έχουμε άριστο αποτέλεσμα. Για την εύρεση του ελάχιστου αλλά και μέγιστου αριθμού παρατηρήσεων ακολουθείται η διαδικασία που περιγράφεται στη συνέχεια. Αρχικά χωρίζουμε το συνολικό μέγεθος των παρατηρήσεων σε πακέτα των 720 παρατηρήσεων, που αναφέρονται σε ένα μήνα επομένως δημιουργούνται N πακέτα στο σύνολο των δεδομένων. Επόμενο βήμα είναι η εκπαίδευση σε N=1 (720 παρατηρήσεις) και η εξαγωγή των δεικτών bias, NS και RMSE, στην συνέχεια αυξάνεται το N σε δύο (1440 παρατηρήσεις) εκπαιδεύεται το φίλτρο και έχουμε πάλι του δείκτες bias, NS και RMSE. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι το τέλος των παρατηρήσεων όπου στην τελευταία επανάληψη το φίλτρο έχει εκπαιδευτεί στο συνολικό όγκο παρατηρήσεων του σετ. Ακόμα έχουμε την εξαγωγή των γραφημάτων bias, NS και RMSE σε ένα συνεχόμενο γράφημα διακριτών τιμών για κάθε N. Από τα γραφήματα των δεικτών προκύπτει ο ελάχιστος αριθμός παρατηρήσεων του φίλτρου που το εκπαιδεύει τόσο ώστε τα αποτελέσματα να είναι σταθερά και να μην γίνει σπατάλη των πόρων. Βλέποντας τα γραφήματα των τριών δεικτών παρατηρείται πως μετά από ένα αριθμό επαναλήψεων τείνει να

σταθεροποιείται η τιμή των δεικτών bias, NS και RMSE, σε αυτό το σημείο έχουμε των βέλτιστο αριθμό επαναλήψεων. Στο σημείο που έχουμε το βέλτιστο αριθμό επαναλήψεων το φίλτρο είναι επαρκώς εκπαιδευμένο και περαιτέρω επαναλήψεις μπορεί να τους προσφέρουν ανεπαίσθητη βελτίωση με πολύ σημαντικό κόστος, για αυτό και προτείνεται εκπαίδευση μέχρι το παραπάνω σημείο αναφοράς και όχι στο σύνολο των δεδομένων. Το σημείο αυτό λέγεται σημείο ελάχιστου όγκου εκπαίδευσης.

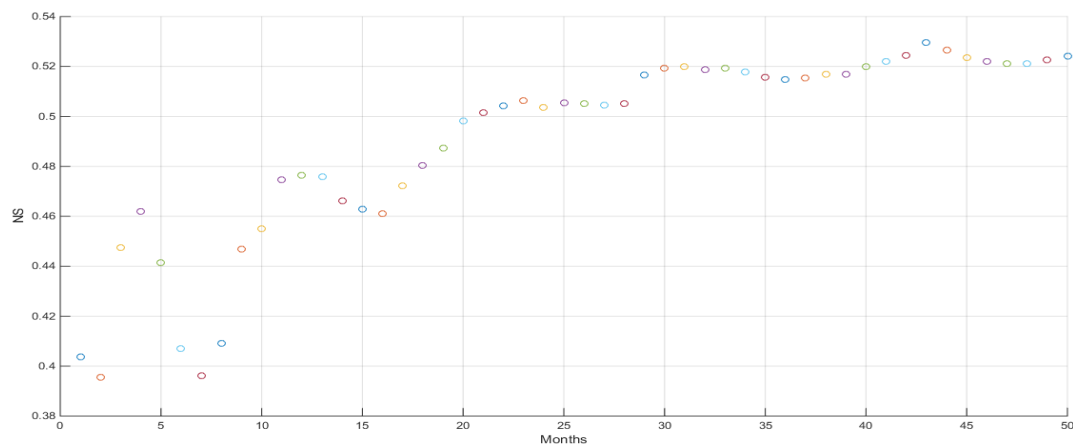
Γνωρίζοντας πλέον τον αριθμό επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου το εφαρμόζουμε στα δεδομένα και δημιουργούμε το MOS που θα χρησιμοποιήσουμε για τις πειραματικές διαδικασίες στο συγκεκριμένο σετ δεδομένων. Η εφαρμογή του φίλτρου γίνεται σε δύο διαφορετικά χρονικά σημεία, στο $(720 \times N) + 1$ και στο $720 \times (N + 3)$ με N τον αριθμό επαναλήψεων εκπαίδευσης. Σε αυτά τα σημεία θα γίνει πρόβλεψη τριών ημερών, πέντε ημερών, μία εβδομάδας και δεκαπενθήμερου ώστε να δούμε την απόδοση του MOS σε διαφορετικές εποχές και για διαφορετική χρονική ευκρίνεια πρόβλεψης.

Το πρώτο σημείο εφαρμογής στην Ισπανία είναι η περιοχή του Arangoiti. Στην φωτογραφία που ακολουθεί παρουσιάζεται το τετράγωνο εφαρμογής του NWP. Για το συγκεκριμένο σημείο τα δεδομένα μας αποτελούνται από ωριαίες παρατηρήσεις συνολικού όγκου 6 ετών (41906 παρατηρήσεις)

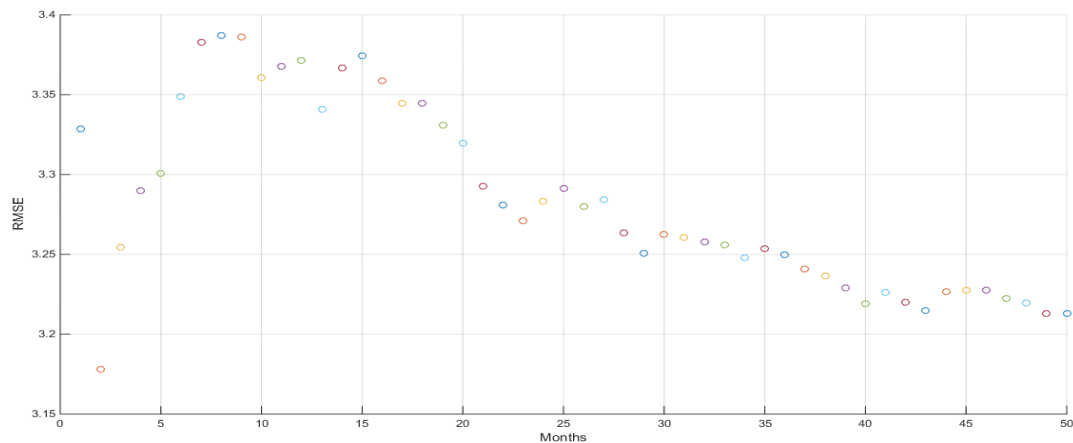


A scatter plot showing the relationship between 'Months' (x-axis, 0 to 50) and 'bias' (y-axis, -6 to 8, scaled by 10^{-14}). The data points are colored by month: 0-5 (blue), 6-10 (orange), 11-15 (green), 16-20 (red), 21-25 (purple), 26-30 (brown), 31-35 (pink), 36-40 (grey), 41-45 (light blue), and 46-50 (dark blue). The plot shows a general trend of decreasing bias over time, with a notable peak around month 35.

Εικόνα 13: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



Εικόνα 14: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



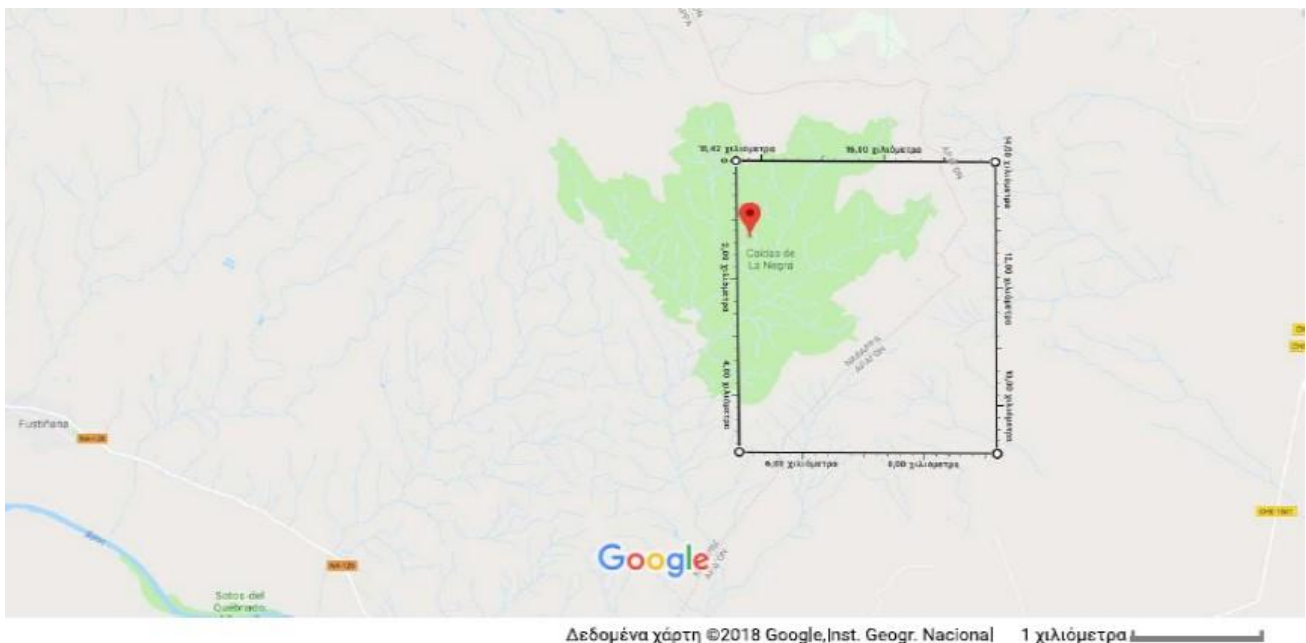
Εικόνα 15 Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-4point

Στα τρία γραφήματα που προηγούνται βλέπουμε στο 1^ο τον δείκτη bias στο σύνολο των επαναλήψεων να κινείται σε τιμές πάρα πολύ κοντά στο μηδέν, οι τιμές όλες είναι της τάξης του 10^{-14} άρα μπορεί να θεωρηθεί μηδέν και δεν μας προσδίδει κάποια πληροφορία για το φράγμα εκπαίδευσης. Στο 2^ο γράφημα ο δείκτης NS παρουσιάζει μια χαοτική κίνηση στις 10 πρώτες επαναλήψεις, στην επόμενη 20 αρχίζει να ακολουθεί μια εξομάλυνση, φτάνοντας στην τριακοστή παρατήρηση όπου από εκεί και πέρα ακολουθεί μια ελάχιστη βελτίωση που δεν βρίσκεται αρκετά μακριά από την τριακοστή επανάληψη και η αναλογία κόστους με το ποσοστό βελτίωσης δεν το καθιστούν άριστο. Επομένως από τον δείκτη NS μπορούμε να βγάλουμε ένα συμπέρασμα ότι οι 40 επαναλήψεις για την εκπαίδευση του φίλτρου μοιάζουν

αρκετά καλές. Στο 3^ο γράφημα παρουσιάζεται η κίνηση του δείκτη RMSE η οποία φαίνεται να ακολουθεί την συμπεριφορά του NS. Το συμπέρασμα από το συνδυασμό των δύο γραφημάτων είναι οι 40 επαναλήψεις ως άριστος αριθμός εκπαίδευσης, έχοντας και περιθώρια βελτίωσης που όμως είναι αρκετά κοστοβόρα.

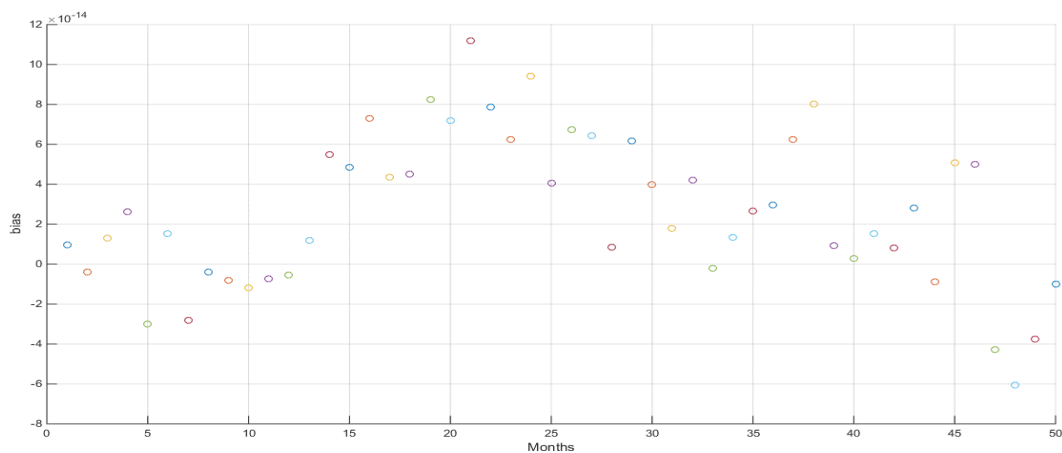
Το δεύτερο σημείο εφαρμογής είναι το οροπέδιο Loma – Negra στην ημι-ερημική περιοχή της Ισπανίας το Bardenas. Σε πλήρη αντιστοιχία με την προηγούμενη περιοχή και αναφορικά με το είδος του φίλτρου αλλά και τη μέθοδο πρόβλεψης από το μοντέλο NWP έχουμε ένα αριθμό παρατηρήσεων για την διεξαγωγή της πειραματικής διαδικασίας.

Στην περιοχή του Bardenas οι παρατηρήσεις είναι 49163 που απαντούν σε αριθμό ωριαίων παρατηρήσεων για περίπου επτά χρόνια. Τον συνολικό όγκο παρατηρήσεων θα ομαδοποιούνται σε πακέτα των 720 παρατηρήσεων που απαντάνε σε όγκο ενός μήνα. Στην συνέχεια εκπαιδεύουμε το φίλτρο MOS στον σύνολο των παρατηρήσεων και το χρησιμοποιούμε πάνω στις ίδιες παρατηρήσεις για να προκύψει κατά αντιστοιχία ο ελάχιστος αριθμός μηνιαίων επαναλήψεων για την άριστη εκπαίδευση.

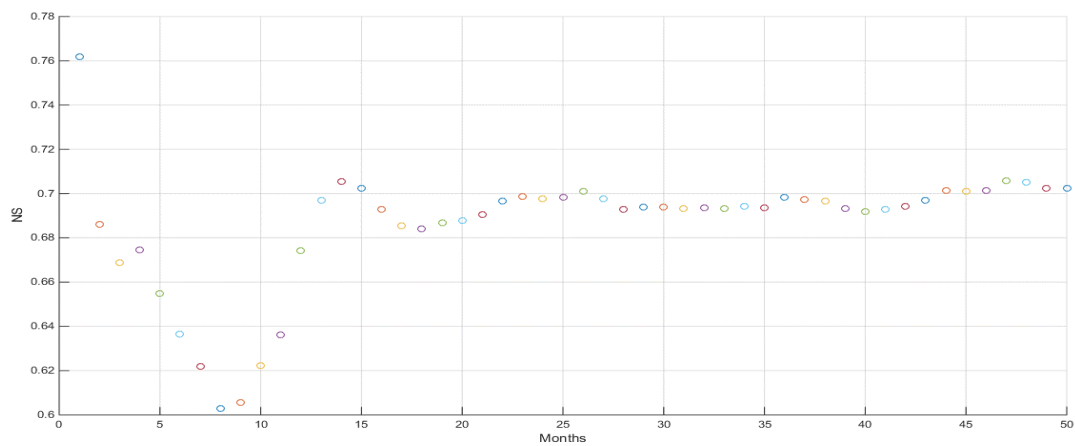


Εικόνα 16: Τετράγωνο εφαρμογής MOS-4point στην περιοχή του Bardenas Loma-Negra

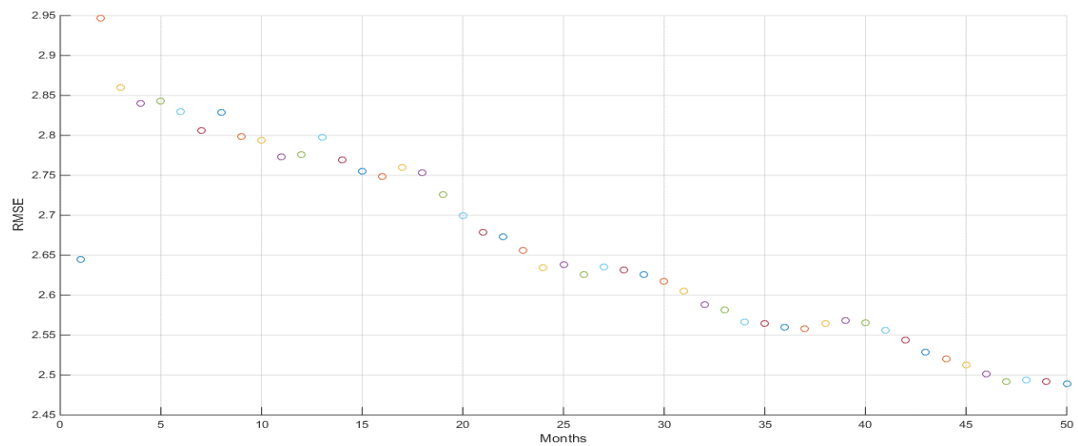
Τα γραφήματα που ακολουθούν μας δίνουν τις τιμές των δεικτών Bias, RMSE & NS. Από τον συνδυασμό των αποτελεσμάτων των τριών γραφημάτων θα προκύψει ο ελάχιστος αριθμός επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου MOS. Στο πρώτο γράφημα έχουμε την κίνηση του δείκτη bias μέσα στις επαναλήψεις και για ακόμη μια φορά δεν μπορούμε να εξάγουμε συμπέρασμα από τον δείκτη αυτό, λόγω της χαοτικής του συμπεριφοράς στην κλίμακα του γραφήματος, που όμως είναι σε μονάδα μεγέθους της τάξης του 10^{-14} , άρα μπορεί να θεωρηθεί οριακά μηδέν και σταθερό. Από τον δείκτη NS προκύπτουν οι 23 επαναλήψεις ως ελάχιστο κάτω φράγμα εκπαίδευσης γιατί παρατηρούμε πως από αυτό το σημείο και μετά υπάρχει μια σταθεροποίηση της τιμής του δείκτη. Παρατηρώντας τις τιμές του γραφήματος RMSE παρατηρούμε μια σταθερά φθίνουσα πορεία της τιμής του δείκτη, που μας οδηγεί στο συμπέρασμα για την ποιότητα των δεδομένων, αλλά δεν μπορεί να μας προσδώσει επιπλέον πληροφόρηση για τον ελάχιστο αριθμό επαναλήψεων εκπαίδευσης. Επομένως βάση του NS αλλά και της σταθερά φθίνουσας πορείας του RMSE θα χρησιμοποιήσουμε ως ελάχιστο αριθμό επαναλήψεων τις 23.



Εικόνα 17: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point

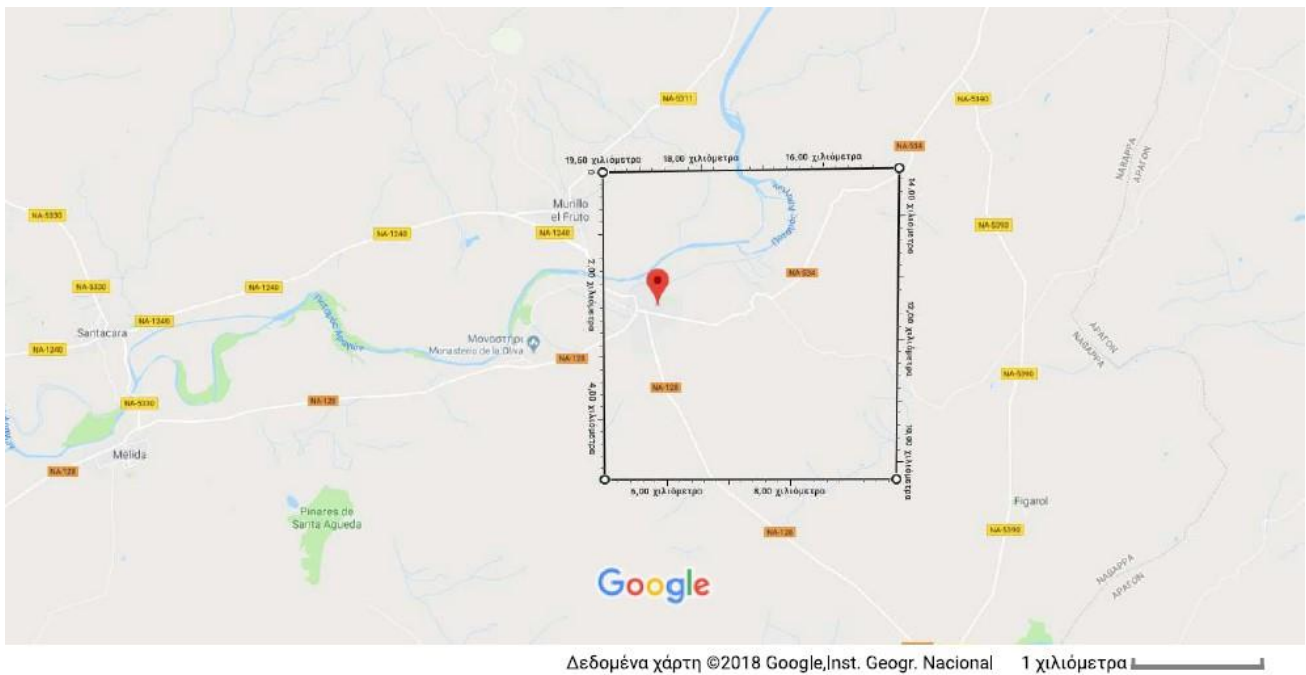


Εικόνα 18: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



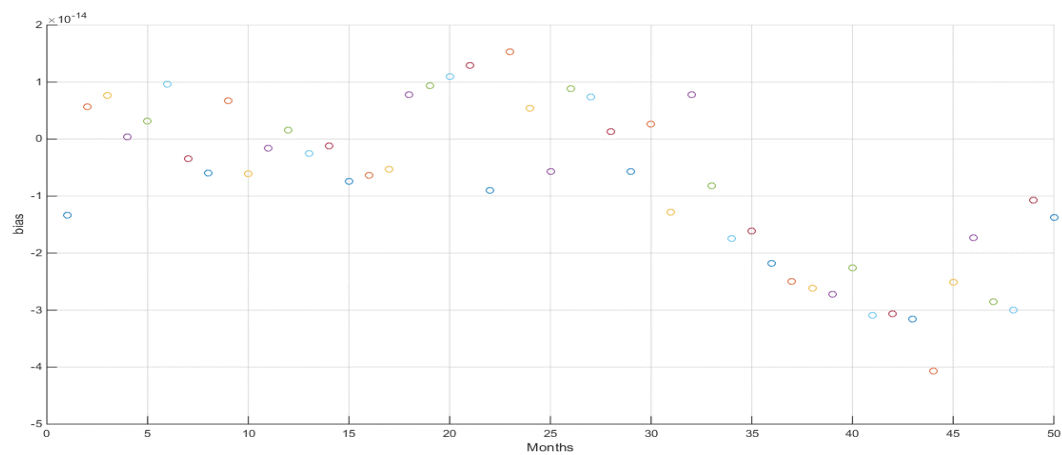
Εικόνα 19: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-4point

Το τρίτο σημείο εφαρμογής του φίλτρου MOS σε τετράγωνο πρόβλεψης NWP, είναι στα βορειοδυτικά της Ισπανίας στην κωμόπολη του Carcastillo. Σε αυτό το σημείο οι παρατηρήσεις είναι πάλι περίπου επτά ετών, 48780 παρατηρήσεις. Για ακόμη μια φορά θα ακολουθήσουμε την ίδια διαδικασία των πακέτων 720 παρατηρήσεων και της παλινδρομικής εκπαίδευσης και επαλήθευσης για την εύρεση του ελάχιστου αριθμού παρατηρήσεων για εκπαίδευση του φίλτρου MOS.

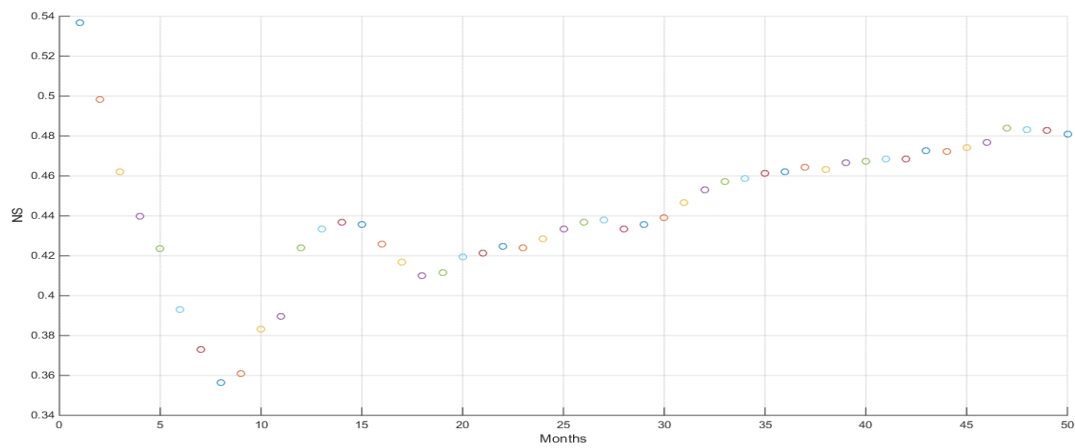


Εικόνα 20: Τετράγωνο εφαρμογής MOS-4point στην περιοχή του Carcastillo

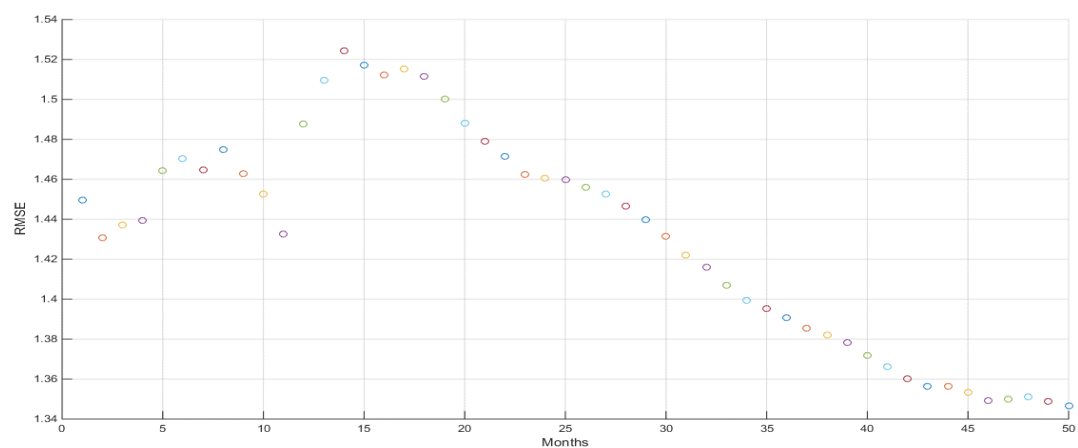
Από τα γραφήματα που προκύπτουν για τους δείκτες bias, RMSE & NS θα προκύψει ο ελάχιστος αριθμός εκπαίδευσης του φίλτρου. Για ακόμη μια φορά ο δείκτης bias κινείται σε κλίμακα της τάξης του 10^{-14} και στο γράφημα παρατηρείται η ίδια χαοτική κίνηση που έχουμε δει και στα δύο προηγούμενα αντίστοιχα γραφήματα, επομένως ο όγκος εκπαίδευσης θα προκύψει από το συνδυασμό των γραφημάτων RMSE & NS. Στα προαναφερθέντα γραφήματα συνυπολογίζοντας και το κόστος εκπαίδευσης και αναλύοντας τις τιμές των γραφημάτων ο αριθμός επαναλήψεων είχε μεγάλη απόκλιση, μπορούμε να συμπεράνουμε πως σε 30 επαναλήψεις έχουμε μία αξιοσημείωτη εκπαίδευση με κάποιο ανεκτό κόστος. Περεταίρω εκπαίδευση μπορεί να προκύψει όμως η διαφορά στην ποιότητα των αποτελεσμάτων θα είναι μικρή στα όρια του ανεπαίσθητου. Όπως προκύπτει από τα τρία σημεία εκπαίδευσης ένας αριθμός ανάμεσα στις 20-30 μηνιαίες επαναλήψεις κρίνεται απαραίτητος και επαρκής για ένα φίλτρο.



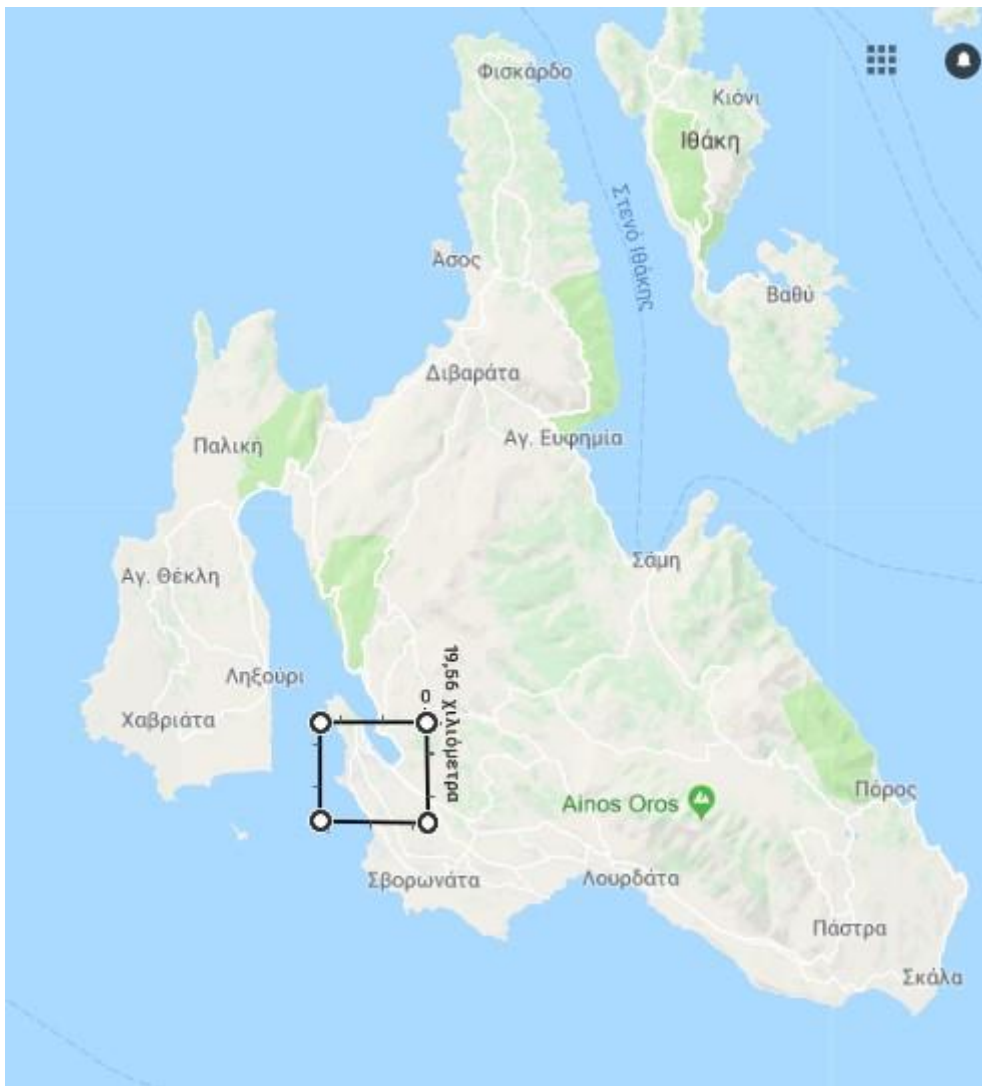
Εικόνα 21: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



Εικόνα 22: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



Εικόνα 23: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-4point

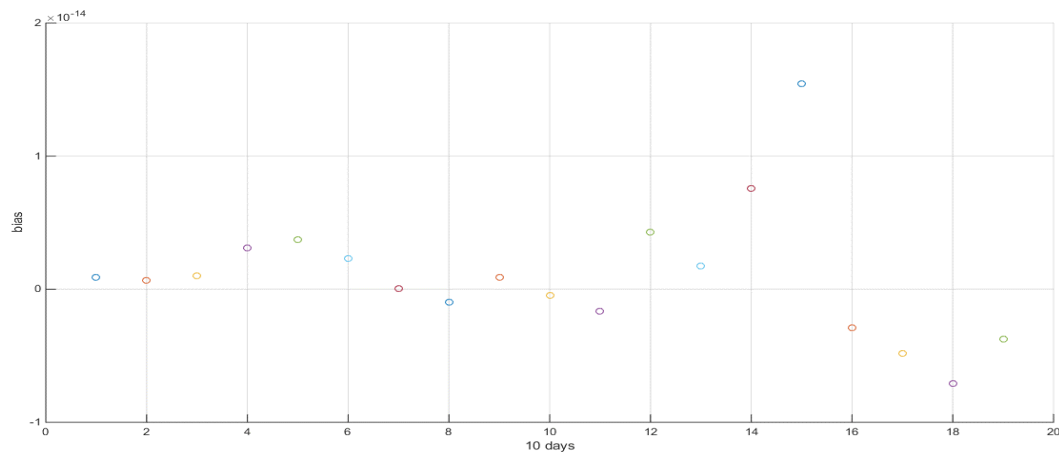


Εικόνα 24: Τετράγωνο εφαρμογής MOS-4point στην περιοχή του Κεφαλλονιάς

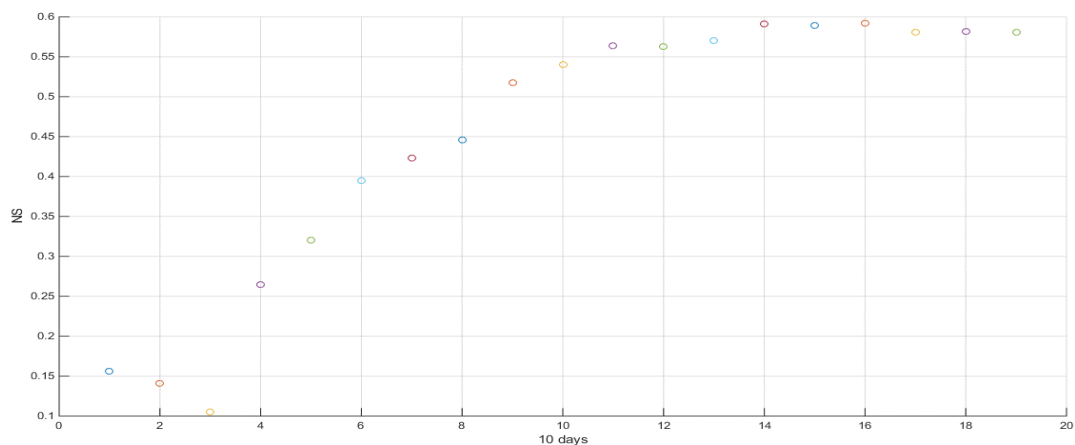
Στον ελληνικό χώρο η εφαρμογή του φίλτρου MOS σε τετράγωνο πρόβλεψης NWP, γίνεται στην περιοχή της Κεφαλλονιάς με την τοπογραφία του χώρου να μας προσφέρει μια ποικιλομορφία, καθώς όπως βλέπουμε στο χάρτη τα δύο σημεία είναι πάνω από την θάλασσα.

Ο αριθμός παρατηρήσεων στο συγκεκριμένο παράδειγμα αναφέρεται σε 3290 ωριαίες παρατηρήσεις, που αντιστοιχούν σε 4.5 μήνες. Για την εκπαίδευση τους φίλτρου θα δημιουργήσουμε τα αρχικά πακέτα και στην συνέχεια με πολλαπλάσια τους θα γίνει η εκπαίδευση. Στην δημιουργία πακέτων 720 παρατηρήσεων το φίλτρο δεν έχει αρκετά μεγάλο

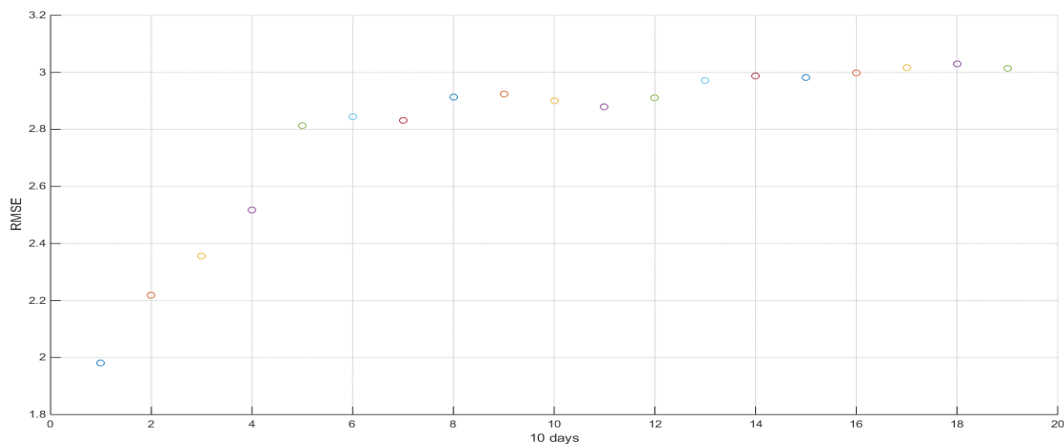
όγκο επαναλαμβανόμενων πακέτων και οι προσεγγίσεις που μας δίνει είναι αρκετά κακής ποιότητας. Για τον παραπάνω λόγο χρησιμοποιούμε πακέτα των 168 παρατηρήσεων που αντιστοιχούν σε χρόνο μιας εβδομάδας. Στην συνέχεια ακολουθώντας την μεθοδολογία που έχει αναπτυχθεί και στα σημεία της Ισπανίας προκύπτουν τα γραφήματα των δεικτών bias, NS & RMSE με την βοήθεια των οποίων θα βρούμε τον ελάχιστο αριθμό επαναλήψεων εκπαίδευσης για την χρήση του φίλτρου MOS.



Εικόνα 25: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



Εικόνα 26: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-4point



Εικόνα 27: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-4point

Τα γραφήματα και τα συμπεράσματα που μπορούμε να εξάγουμε από αυτά δεν διαφοροποιούνται από τα προηγούμενα της Ισπανίας, για ακόμη μια φορά ο δείκτης bias δεν μας δίνει κάποια ουσιαστική πληροφόρηση αλλά τα συμπεράσματα θα τα εξάγουμε από τους δείκτες NS & RMSE. Από τα γραφήματα οι 14 επαναλήψεις πακέτων 168 παρατηρήσεων είναι αρκετές για να μας δώσουν ένα σταθερό φίλτρο με το ελάχιστο κόστος. Παρατηρείται όμως πως οι 14 επαναλήψεις είναι αρκετά κοντά στο συνολικό πλήθος επαναλήψεων των 19 που υπάρχει με αυτό τον όγκο μετρήσεων. Επομένως μπορούμε να πούμε πως ο αριθμός συνολικών παρατηρήσεων είναι σχετικά μικρός και δεν βοηθάει για την σωστή εκπαίδευση του φίλτρου. Περαιτέρω συμπεράσματα θα μπορέσουμε να εξάγουμε και από την ποιότητα των αποτελεσμάτων συγκριτικά με τα αποτελέσματα της Ισπανίας.

3.3.2. Εφαρμογή MOS – 1point

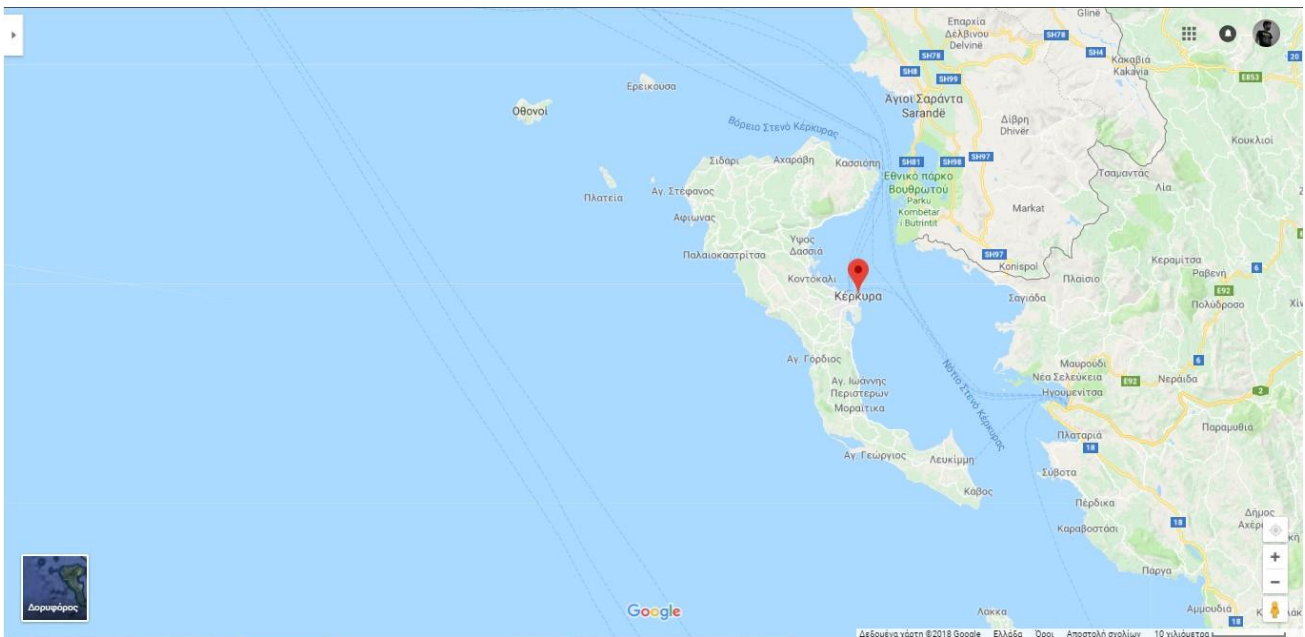
Στον ευρύτερο νησιωτικό χώρο της Ελλάδας έγινε μια εφαρμογή μιας παραλλαγής τους φίλτρου που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα. Στις νησιωτικές περιοχές του Αργοστολίου, της Χίου, της Κέρκυρας, της Μήλου, της Μυκόνου, της Σητείας, της Σκύρου,

της Σούδας και τέλος της Θήρας εφαρμόσαμε ένα σύστημα MOS με μία μόνο μεταβλητή έναντι των τεσσάρων που είδαμε νωρίτερα. Η προσέγγιση αυτή έγινε ώστε να μπορέσουμε να διορθώσουμε την πρόβλεψη σημειακά στην μέτρηση και να συλλέξουμε όση μεγαλύτερη ποσότητα πληροφορίας σε μία και μόνο μεταβλητή.

Στην συνέχεια της ενότητας θα δούμε την μέθοδο εκπαίδευσης του φίλτρου κατά απόλυτη αντιστοιχία με την προηγούμενη ενότητα, δειγματοληπτικά σε τρεις αντιπροσωπευτικές περιοχές βάση του αριθμού παρατηρήσεων. Οι περιοχές που προαναφέρθηκαν είναι η Κέρκυρα, η Χίος και το Αργοστόλι όπου έχουμε 14405, 12144 και 10218 παρατηρήσεις αντίστοιχα.

Τα πειράματα εκπαίδευσης γίνονται με πακέτα εκπαίδευσης 240 παρατηρήσεων, που αντιστοιχούν σε μετρήσεις μιας εβδομάδας, αφού οι μετρήσεις γίνονται με σταθερό ρυθμό 3 ωρών. Η χρήση των δεικτών bias, NS & RMSE και η συσχέτιση τους θα μας δώσει τον ελάχιστο όγκο παρατηρήσεων που χρειαζόμαστε για να εκπαιδευτεί το φίλτρο σε βελτιστοποίηση του ελάχιστου αριθμού παρατηρήσεων και απόδοσης του.

Ξεκινώντας με την περιοχή της Κέρκυρας όπου χωρίζουμε όπως αναφέρθηκε τις παρατηρήσεις σε πακέτα των 240, παρατηρούμε πως ο συνολικός αριθμός μας δίνει 60 επαναλήψεις. Εφαρμόζοντας τις 60 παρατηρήσεις σε εκπαίδευση και στην συνέχεια πρόβλεψη στο σύνολο, εξάγουμε τους δείκτες bias, NS & RMSE όπως και τα αντίστοιχα γραφήματα τους.



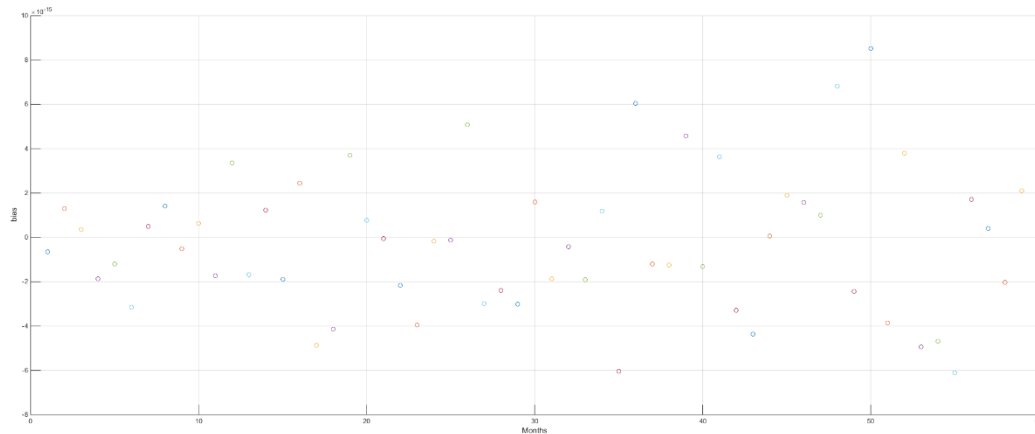
Εικόνα 28: Μετεωρολογικός σταθμός εφαρμογής του MOS-1point στην περιοχή της Κέρκυρας

Παρατηρώντας τις γραφικές παραστάσεις και συγκρίνοντας με τα προηγούμενα βλέπουμε την ίδια ποιότητα πληροφοριών από τους δείκτες, ο δείκτης bias έχει μια σχετικά χαοτική κίνηση και οι δείκτες NS & RMSE μας δίνουν τα συμπεράσματα για τον ελάχιστο αριθμό επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου.

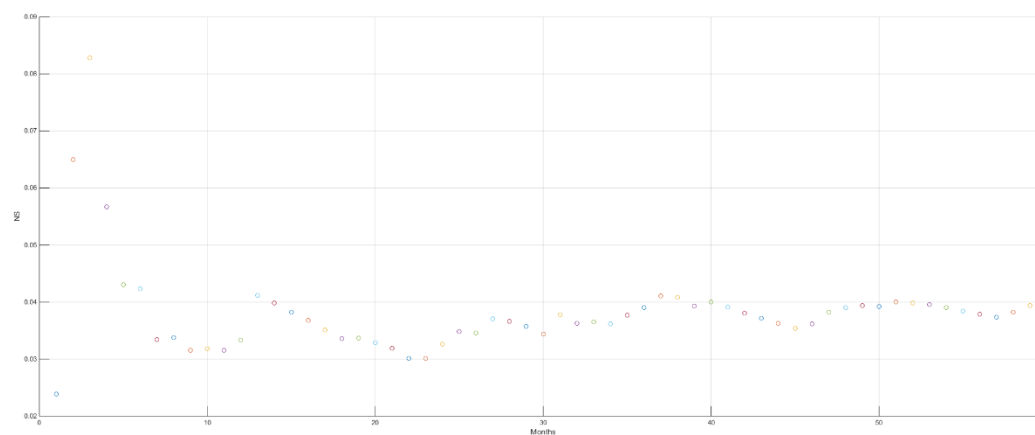
Στο σημείο της Κέρκυρας οι 40 επαναλήψεις έχουν την βέλτιστη σχέση απόδοσης – κόστους και αυτό προκύπτει βλέποντας τα γραφήματα των δεικτών που σταθεροποιούν τις τιμές τους σε αυτά τα σημεία δηλαδή το NS και το RMSE. Με μία πρώτη ματιά στα γραφήματα των δεικτών μπορούμε να συμπεράνουμε πως η ποιότητα των αποτελεσμάτων θα είναι σχετικά χαμηλή, αναλογικά με το προηγούμενο φίλτρο, παρατηρώντας τον δείκτη NS, που μας δίνει την σχέση προσαρμοστικότητας που έχει επιτύχει το φίλτρο. Παρατηρούμε πως οι τιμές σταθεροποιούνται κοντά στο 0.04 που δεν μπορεί να χαρακτηριστεί επαρκής τιμή, μια τιμή άνω του 0.5 - 0.6 θα μας έδινε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα, τιμή που παρατηρήθηκε στο φίλτρο 4 σημείων. Ακόμα το πολύ μικρό διάστημα που κινούνται οι δείκτες NS & RMSE, δείχνει μια έντονη σύγκλιση σε πρώιμο σημείο που δεν παρατηρήθηκε

νωρίτερα. Η τιμή του δείκτη RMSE έχει μια πολύ μικρή κίνηση από $1.48 - 1.58$ που δείχνει μικρή διόρθωση.

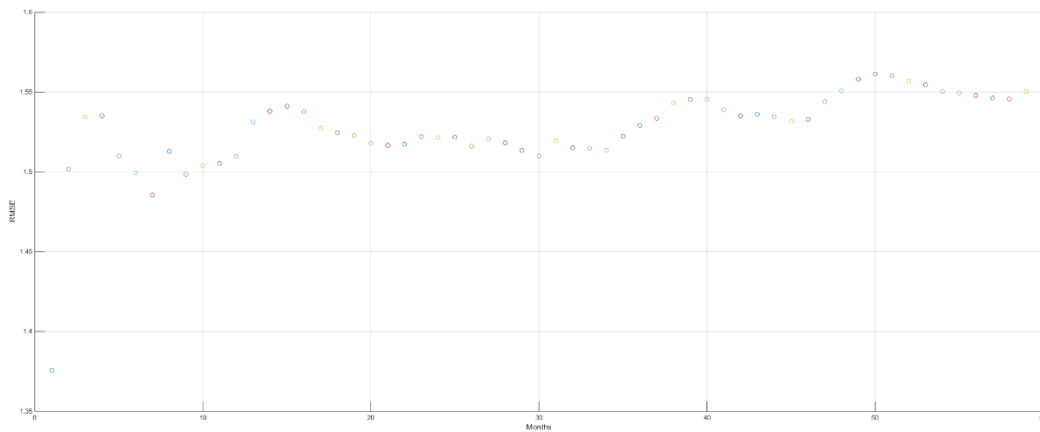
Τέλος ο δείκτης bias κινείται σε επίπεδα της τάξης του 10^{-15} , όπως και στο προηγούμενο σύστημα οι τιμές ήταν σταθερά 10^{-14} .



Εικόνα 29: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point



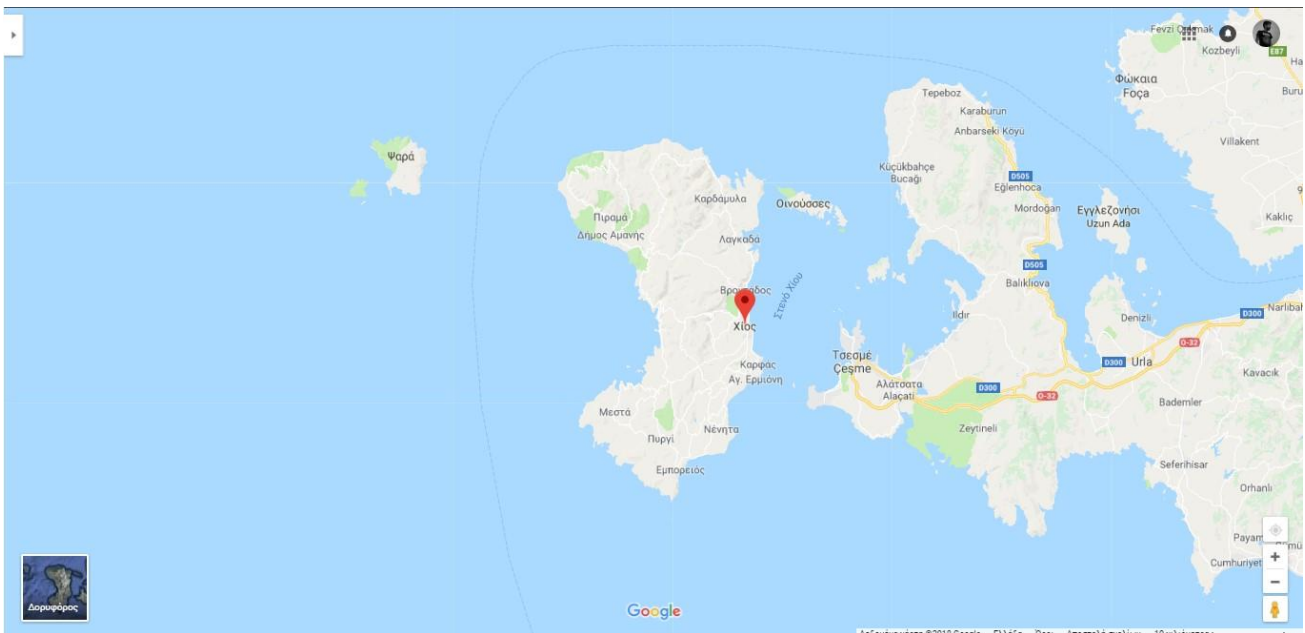
Εικόνα 30: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point



Εικόνα 31: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-1point

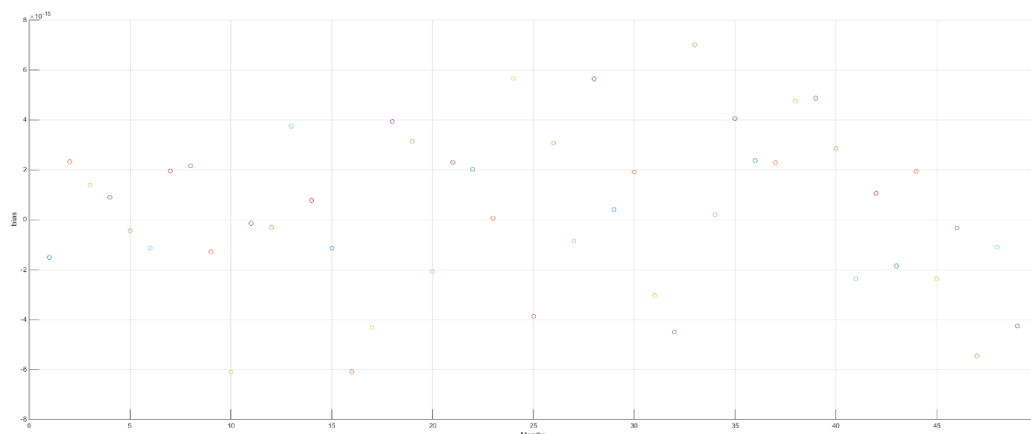
Παρόλο τις μέτριες τιμές που εμφανίζουν οι δείκτες μπορούμε να συμπεράνουμε έναν αριθμό επαναλήψεων που χρειάζεται για να εκπαιδευτεί. Οι 30 επαναλήψεις είναι το σημείο που το κόστος εκπαίδευσης απόδοσης είναι το άριστο και το φίλτρο έχει εκπαιδευτεί επαρκώς για να εξάγει σωστά αποτελέσματα ανεξαρτήτως της χρησιμότητας που θα έχουν.

Στην συνέχεια εφαρμόζουμε την ίδια προσέγγιση στην περιοχή της Χίου για να βρούμε και πάλι τον ελάχιστο αριθμό επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου. Ο συνολικός αριθμός παρατηρήσεων στον συγκεκριμένο κόμβο ανέρχεται στις 12144 και ο διαχωρισμός γίνεται σε πακέτα των 240 παρατηρήσεων, επομένως ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων είναι 50. Από όπου και θα εξάγουμε τους δείκτες bias, NS & RMSE που θα μας δείξουν με την σύγκλιση τους τον αριθμό επαναλήψεων.

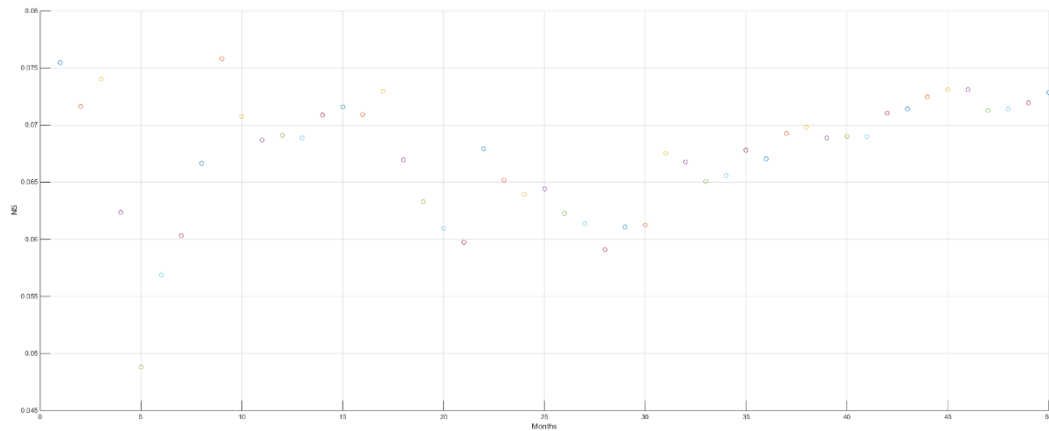


Εικόνα 32: Μετεωρολογικός σταθμός εφαρμογής του MOS-1point στην περιοχή της Χίου

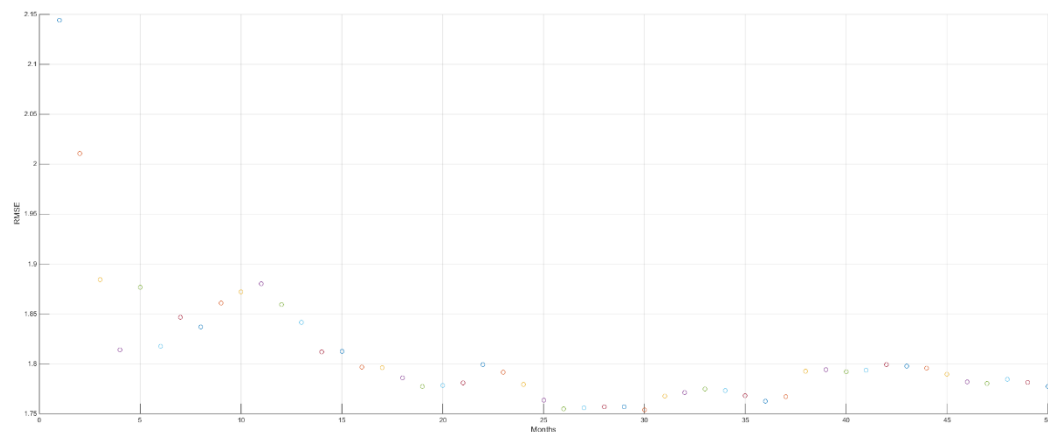
Παρατηρώντας τους δείκτες βλέπουμε πως κοντά στις 30 - 35 επαναλήψεις έχουμε σταθεροποίηση των τιμών, επομένως μπορούμε να πούμε πως είναι επαρκής και αποδεκτός αριθμός ώστε η εκπαίδευση του φίλτρου να μας δίνει σταθερά αποτελέσματα και να μην επηρεάζεται από την σχετικότητα των τιμών που επεξεργάζεται. Στις ακόλουθες γραφικές παραστάσεις, βλέπουμε τις τιμές των δεικτών.



Εικόνα 33: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point



Εικόνα 34: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point

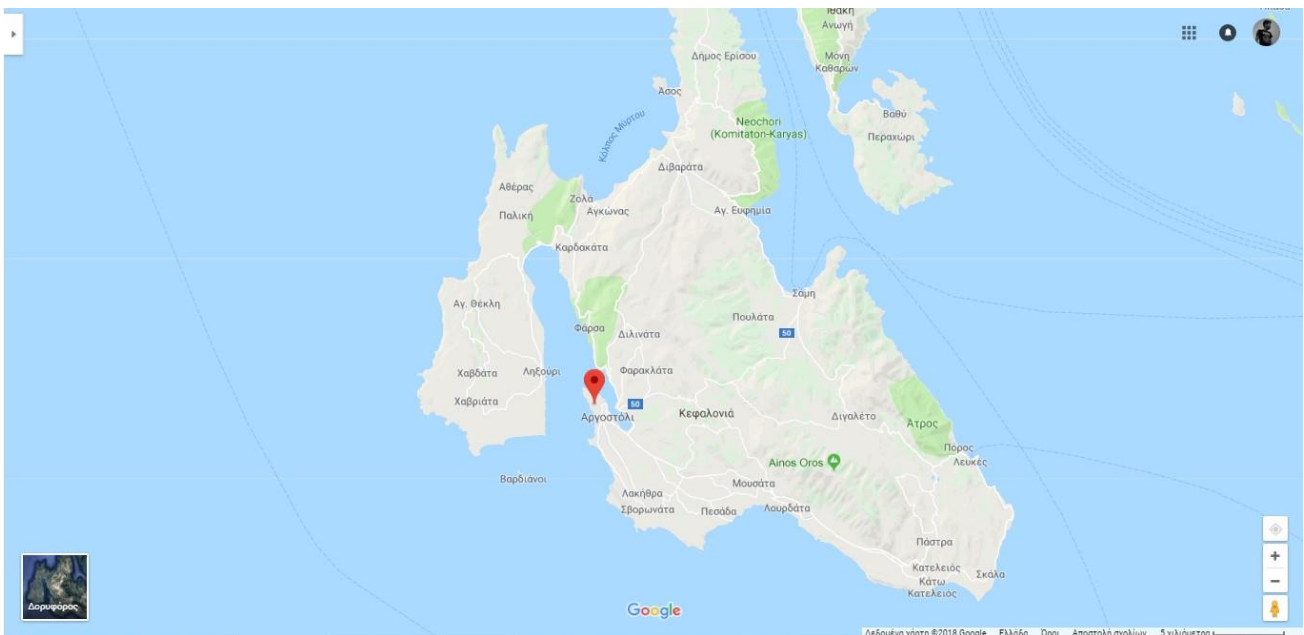


Εικόνα 35: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-1point

Έχοντας υπόψιν την συμπεριφορά του φίλτρου σε προηγούμενο κόμβο και το εύρος που κινήθηκαν οι δείκτες, εξετάζουμε τι συμβαίνει αντίστοιχα και στον κόμβο της Χίου. Παρατηρείτε πως η συμπεριφορά επαναλαμβάνεται και μάλιστα τα αποτελέσματα είναι ακόμα χειρότερα, με τον δείκτη bias να κινείται πάλι σε αριθμούς της τάξης του 10^{-15} αλλά ο δείκτης NS στο διάστημα $(0.044, 0.076)$ που μας δίνει όχι επαρκής προσαρμογή του φίλτρου. Ο δείκτης RMSE ακολουθεί την ίδια ποιότητα με το σημείο της Κέρκυρας αλλά σε διαφορετική κλίμακα. Μπορούμε να συμπεράνουμε πως το φίλτρο ενός σημείου δεν αποδίδει

αρκετά καλά και η κατάσταση γίνεται ακόμα χειρότερη εάν μειώσουμε τον συνολικό αριθμό παρατηρήσεων που έχει στην διάθεση του για να εκπαιδευτεί.

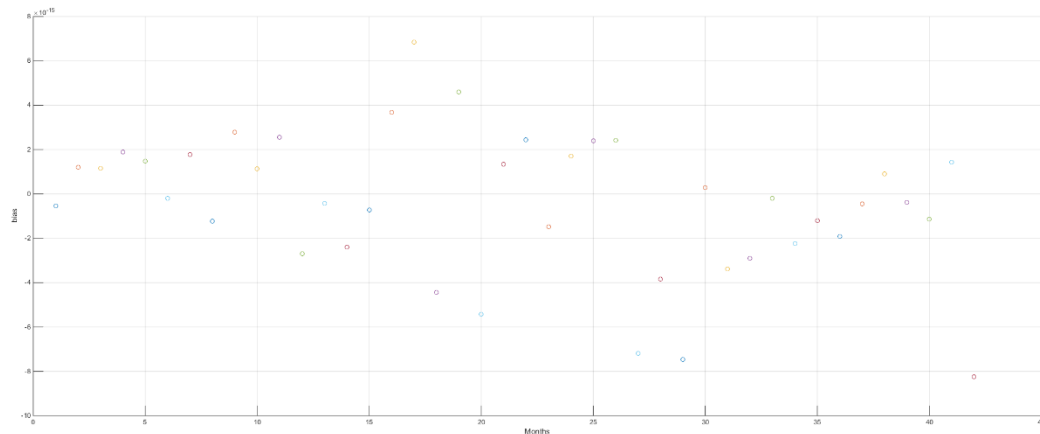
Προσθέτουμε και τον τρίτο κόμβο που θα εξεταστεί το φίλτρο στην περιοχή του Αργοστολίου στην Κεφαλονιά. Η μεθοδολογία που εφαρμόστηκε είναι η ίδια και η μοναδική αλλαγή, είναι ο αριθμός παρατηρήσεων που ανέρχεται στις 10219, άρα και οι επαναλήψεις για την εκπαίδευση του που θα φτάσουν τις 42. Στην συνέχεια από την εξαγωγή των γραφημάτων bias, NS & RMSE θα προκύψουν οι ελάχιστες επαναλήψεις εκπαίδευσης και θα μπορέσουμε ακόμα να βγάλουμε ένα συμπέρασμα για την ποιότητα των αποτελεσμάτων που θα μας δώσει τελικά το φίλτρο, από το εύρος τιμών που κινούνται οι δείκτες.



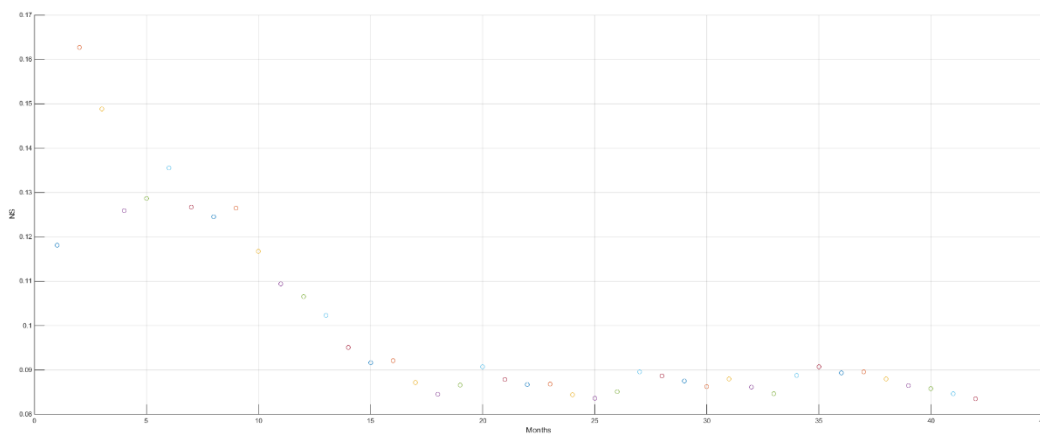
Εικόνα 36: Μετεωρολογικός σταθμός εφαρμογής του MOS-1point στην περιοχή της Κεφαλονιάς

Από τις γραφικές παραστάσεις των δεικτών βλέπουμε μια αναμενόμενη συμπεριφορά των δεικτών και το συμπέρασμα των επαναλήψεων κινείται κοντά σε προηγούμενες τιμές, 35 επαναλήψεις καλύπτουν την άριστη αναλογία κόστους εκπαίδευσης/ποιότητας

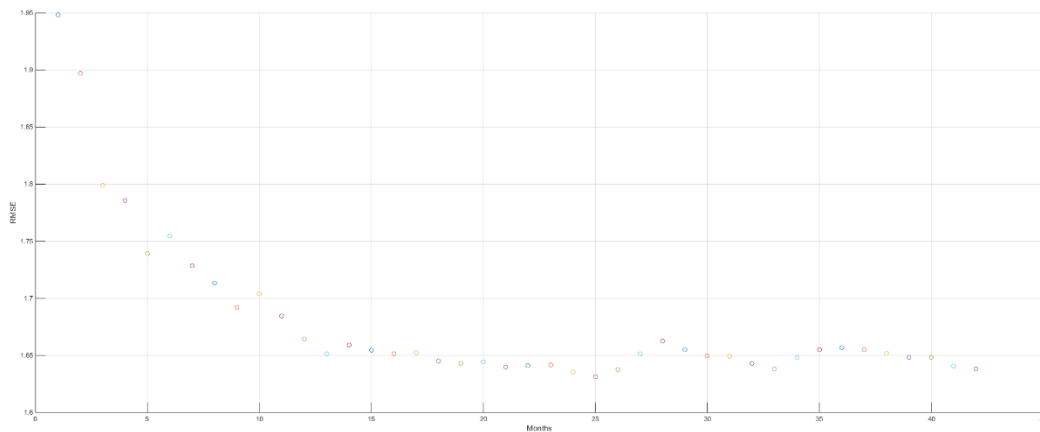
αποτελεσμάτων. Η διαφορά που παρατηρείται είναι στην κίνηση των γραφικών παραστάσεων. Όσο αυξάνει ο αριθμός επαναλήψεων οι τιμές των δεικτών bias & RMSE αυξάνονται, που αντικατοπτρίζουν το σφάλμα, ενώ η τιμή του δείκτη NS, που μας δίνει τιμή για τον βαθμό προσαρμογής, τείνει στο 0, άρα το φίλτρο προσαρμόζεται όλο και λιγότερο.



Εικόνα 37: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point



Εικόνα 38: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point



Εικόνα 39: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-1point

Στις υπόλοιπες περιοχές Μήλο, Μύκονο, Σητεία, Σκύρο, Σούδα και Θήρα που εφαρμόστηκε αυτή η μεθοδολογία τα αποτελέσματα κινούνται στο ίδιο εύρος αναφορικά με τις επαναλήψεις, την κίνηση των δεικτών και την προσέγγιση των αποτελεσμάτων. Στον κόμβο της Μυκόνου παρατηρήθηκε ακόμα μεγαλύτερη απόκλιση από το μέσο όρο συμπερασμάτων των υπόλοιπων περιοχών και θα παρουσιαστεί – αναλυθεί σε επόμενη ενότητα το γραφικό και η συνολική εικόνα του φίλτρου. Γνωρίζοντας πλέον τον αριθμό επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου το εφαρμόζουμε στα δεδομένα και δημιουργούμε το MOS που θα χρησιμοποιήσουμε για τις πειραματικές διαδικασίες στο συγκεκριμένο σετ δεδομένων. Η εφαρμογή του φίλτρου γίνεται σε δύο διαφορετικά χρονικά σημεία, στους $n+1$ μήνες και στους $n+3$ μήνες. Σε αυτά τα χρονικά σημεία θα γίνει πρόβλεψη τριών ημερών, πέντε ημερών και μιας εβδομάδας ώστε να δούμε την απόδοση του MOS σε διαφορετικές εποχές και για διαφορετική χρονική ευκρίνεια πρόβλεψης

3.3.3. Εφαρμογή MOS – 1point KZ

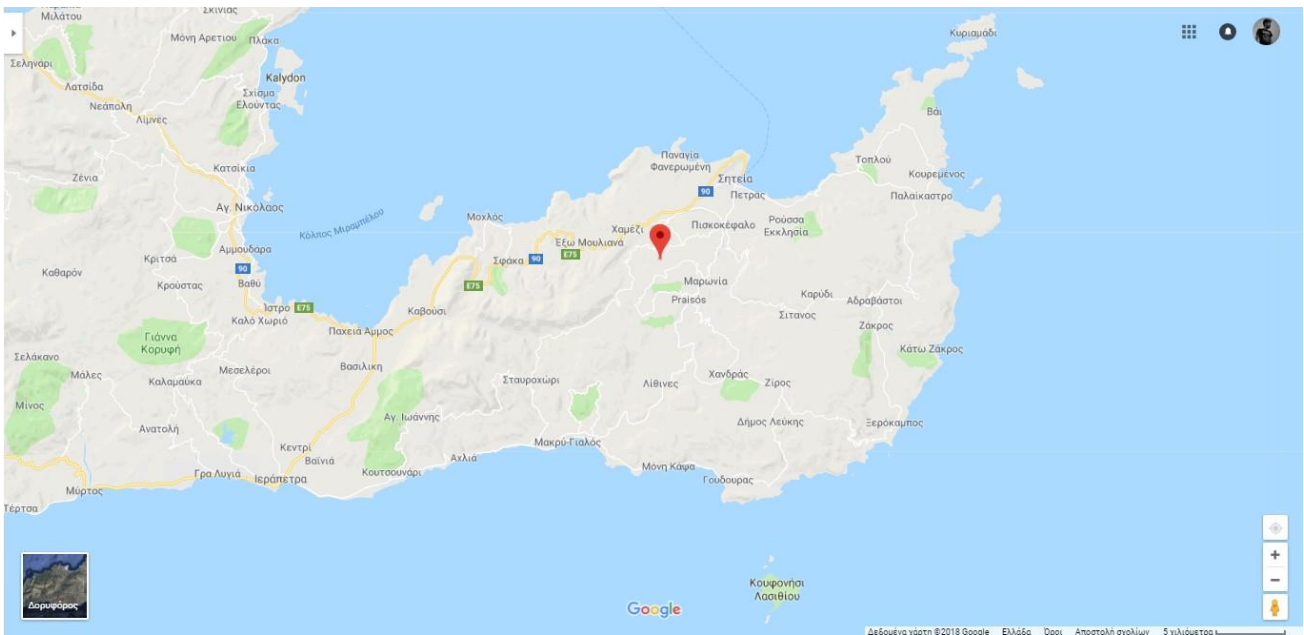
Έχοντας δοκιμάσει στους προηγούμενους κόμβους το φίλτρο ενός σημείου και βλέποντας από τα αποτελέσματα πως δεν γίνεται να αφομοιωθεί όση πληροφορία χρειάζεται

σε έναν και μόνο όρο, ώστε να υπάρχει ουσιαστική διόρθωση της πρόβλεψης, προσθέσαμε έναν ακόμη φίλτρο ώστε να εξάγουμε με ένα μόνο όρο την τάση της πρόβλεψης.

Με το φίλτρο KZ που εφαρμόστηκε στις παρατηρήσεις αφαιρέθηκαν οι έντονες μετρήσεις ταχύτητας που έχουν καταγραφεί και λειτουργούν ως θόρυβος στις μετρήσεις. Με αυτόν τον τρόπο το φίλτρο μπορεί να μάθει καλύτερα και να πληροφορήσει όχι για την ακριβή τιμή πρόβλεψης που θα υπάρχει, αλλά για την τάση που θα έχουν τα φαινόμενα να κινηθούν. Γνωρίζοντας την τάση του φαινομένου μπορεί να εμφανιστεί μια μακροπρόθεσμη πρόβλεψη κοντά στην οποία θα κινηθούν οι πραγματικές μετρήσεις. Η χρήση που θα μπορούσε να γίνει σε μια τέτοια πληροφορία είναι στο σχεδιασμό τοποθέτησης αιολικών πάρκων. Η πρόβλεψη - προσέγγιση αυτή με κάποιες αποκλίσεις θα μπορέσει να είναι αρκετή ώστε να εξετασθεί ουσιαστικά η υλοποίηση ή όχι μιας εγκατάστασης.

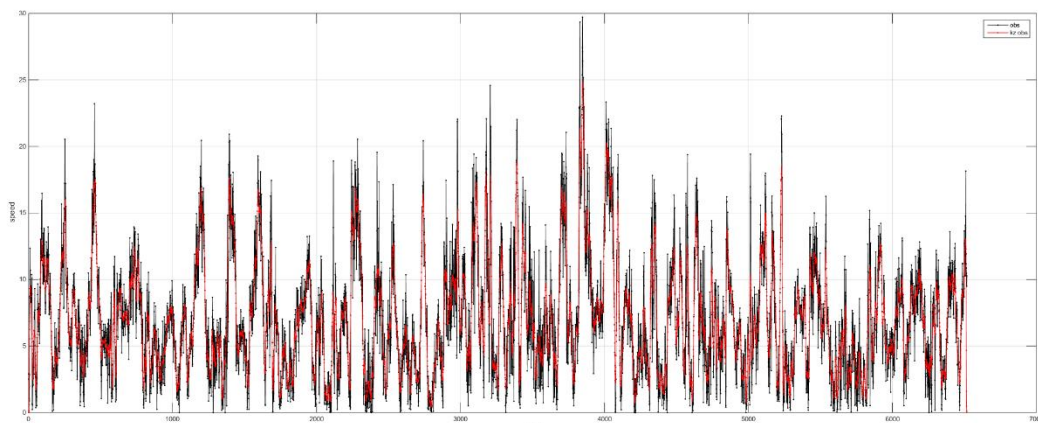
Για την παραπάνω εφαρμογή χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από την περιοχή της Κρήτης και οι μετρήσεις έχουν προκύψει από ενεργά αιολικά πάρκα. Στη συνέχεια ακολουθούν τα γραφικά, χάρτες και γραφικές παραστάσεις δύο σημείων στην Κρήτη. Στις γραφικές παραστάσεις υπάρχει η διαφοροποίηση από τα προηγούμενα όπου προστίθεται η γραφική παράσταση των αρχικών τιμών και των τιμών μετά την εφαρμογή του KZ στο ίδιο γραφικό. Για το φίλτρο KZ οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν $p=10$ ο αριθμός επαναλήψεων που συνέβαινε σε παράθυρο τιμών και $m=11$ το μέγεθος του παραθύρου. Οι υπόλοιπες γραφικές παραστάσεις bias, NS, RMSE είναι για να εμφανιστεί ο ελάχιστος αριθμός επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου.

Ξεκινάμε με τον κόμβο του αιολικού πάρκου Enercon. Το σύνολο των παρατηρήσεων είναι 6517 και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης σε πακέτα των 168 παρατηρήσεων είναι 38. Εφαρμόζοντας τις 38 παρατηρήσεις σε εκπαίδευση και στην συνέχεια πρόβλεψη στο σύνολο, εξάγουμε τους δείκτες bias, NS & RMSE όπως και τα αντίστοιχα γραφήματά τους.



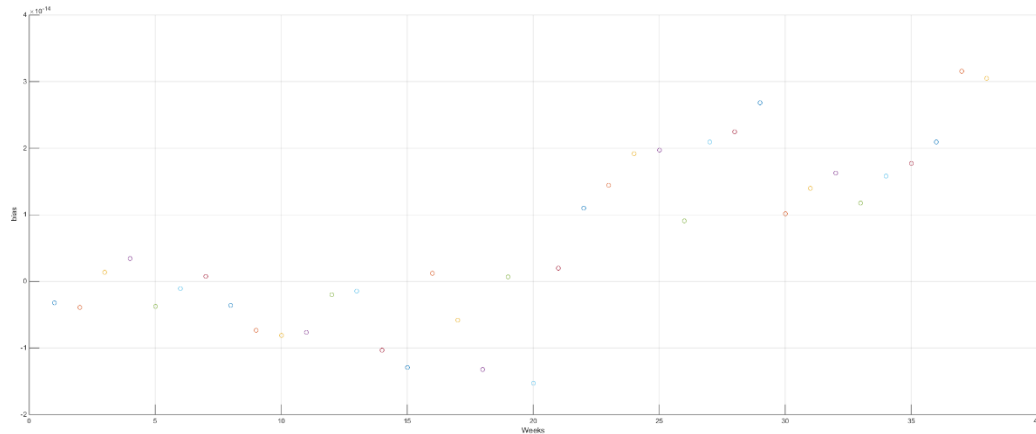
Εικόνα 40: Αιολικό πάρκο Enercon εφαρμογής του MOS-1point KZ στην περιοχή της Κρήτης

Αρχικά εφαρμόζεται το φίλτρο KZ με παραμέτρους $p=10$ και $m=11$ και φιλτράρουν τις μετρήσεις για να εκπαιδευτεί το MOS δίνοντας την παρακάτω γραφική παράσταση αρχικών και τελικών τιμών.

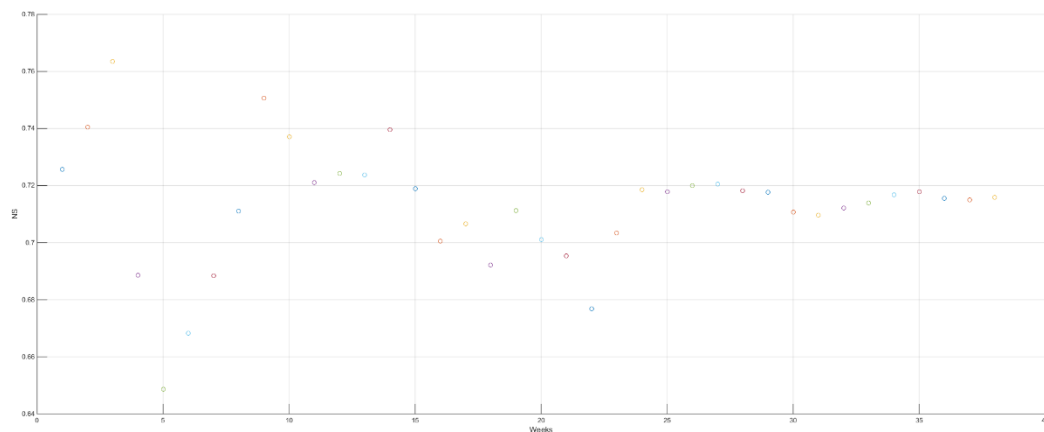


Εικόνα 41: Γράφημα εφαρμογής του φίλτρου KZ

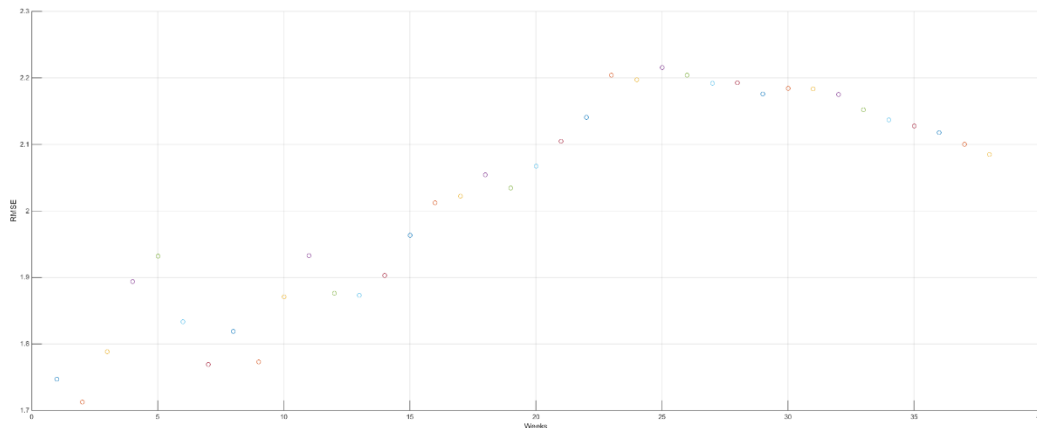
Σε αυτό το νέο σετ δεδομένων θα εφαρμοστεί το φίλτρο MOS – 1point ώστε να εκπαιδευτεί και στην συνέχεια όταν εφαρμοστεί να προσφέρει διόρθωση στην τάση κίνηση των προβλέψεων ταχύτητας ανέμου. Ακολουθούν τα γραφήματα bias, NS, RMSE για τον ελάχιστο αριθμό εκπαίδευσης του φίλτρου.



Εικόνα 42: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point KZ



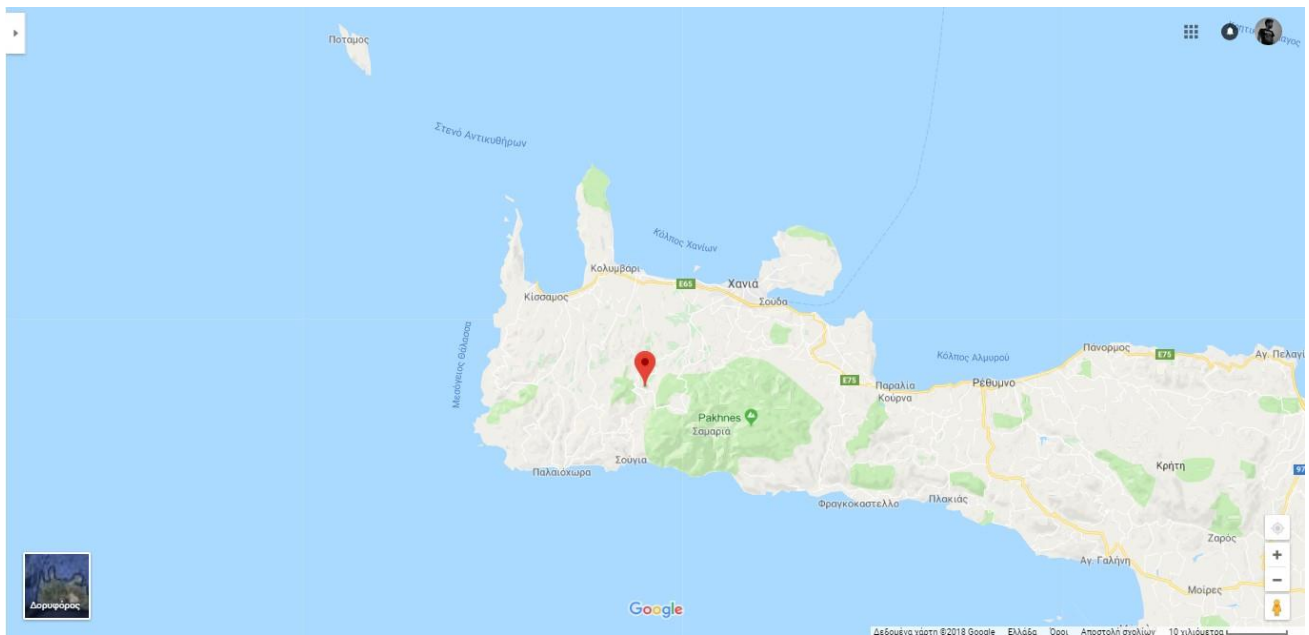
Εικόνα 43: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point KZ



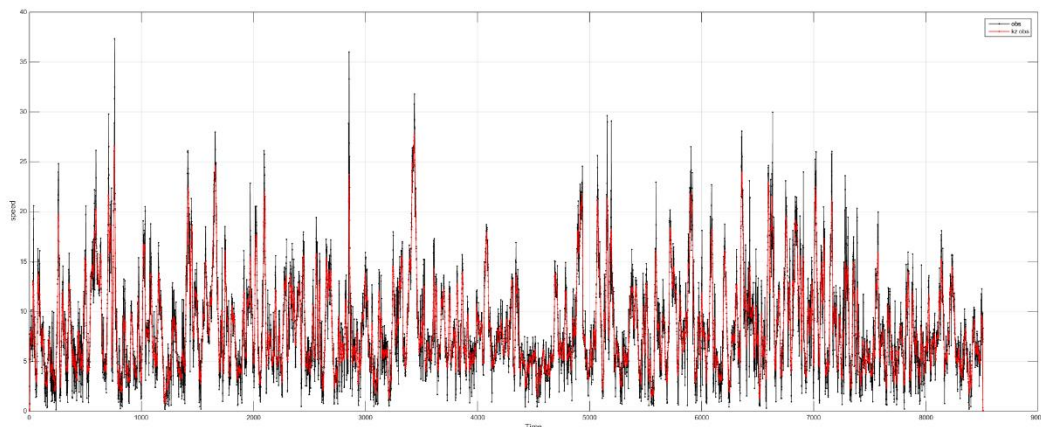
Εικόνα 44: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-1point KZ

Η κίνηση των δεικτών γίνεται με τον ίδιο τρόπο που έχει εμφανιστεί σε όλες τις προηγούμενες προσεγγίσεις το bias, να ακολουθεί το χάος και το NS με το RMSE να μας δίνουν την τελική πληροφορία για τις επαναλήψεις. Στο συγκεκριμένο κόμβο οι 25 επαναλήψεις είναι αρκετές για να παράγουν ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Αυτό που έχει ιδιαίτερη σημασία να σχολιαστεί είναι ο δείκτης NS που κινείται σε αρκετά υψηλές τιμές, κάτι τέτοιο μας προϊδεάζει για καλής ποιότητας αποτελέσματα μίας και στην αντίστοιχη χρήση του MOS – 1point χωρίς την χρήση του KZ οι τιμές ήταν κοντά στο 0, ενώ τώρα κινούνται πολύ κοντά στο 0.7.

Σε συνέχεια των προηγούμενων θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα του κόμβου Βατάλη, ακολουθείτε η ίδια λογική, εφαρμογή του φίλτρου KZ με παραμέτρους $p=10$ και $m=11$ και στην συνέχεια MOS – 1point με τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων για την εύρεση του ελάχιστου αριθμού επαναλήψεων εκπαίδευσης, στον συγκεκριμένο κόμβο ο μέγιστος αριθμός είναι 50.

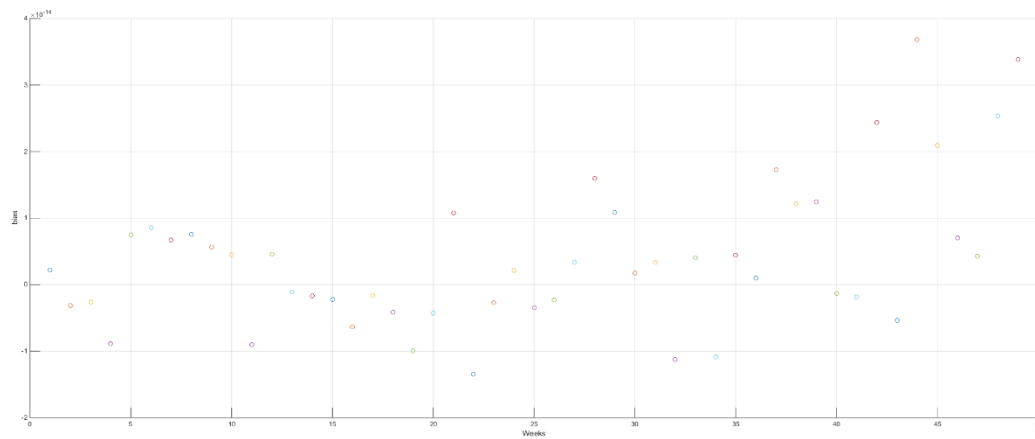


Εικόνα 45: Αιολικό πάρκο Βατάλη εφαρμογής του MOS-1point KZ στην περιοχή της Κρήτης

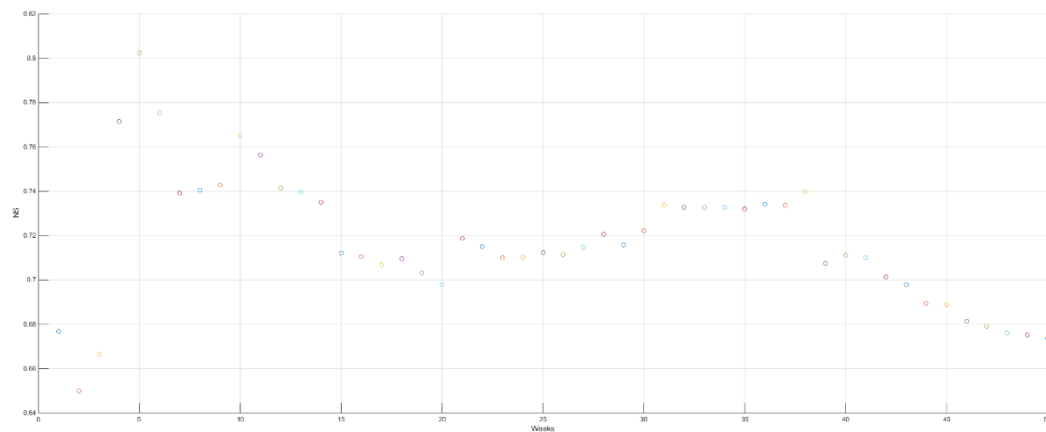


Εικόνα 46: Γράφημα εφαρμογής του φίλτρου KZ

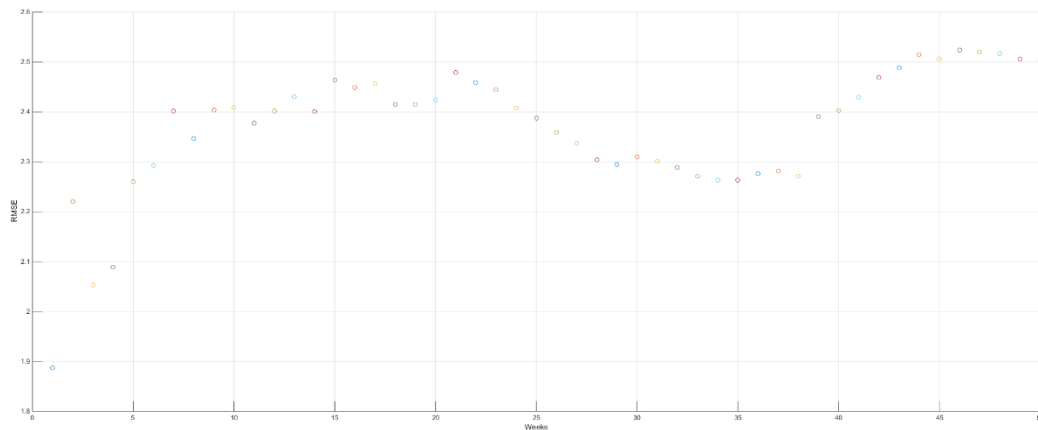
Όπως και στο Enercon το φίλτρο μας δίνει τα καινούργια αποτελέσματα των μετρήσεων ταχύτητας του ανέμου που θα χρησιμοποιηθούν από το MOS – 1point για την εξαγωγή της τάσης που θα έχουν οι προβλέψεις. Ακολουθούν τα bias, NS & RMSE για τον ελάχιστο αριθμό εκπαίδευσης του φίλτρου.



Εικόνα 47: Κίνηση bias κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point KZ



Εικόνα 48: Κίνηση NS κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του MOS-1point KZ



Εικόνα 49: Κίνηση RMSE κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του MOS-1point KZ

Αντίστοιχης ποιότητας αποτελέσματα στην κίνηση των δεικτών και ιδιαίτερα ενθαρρυντικά από το NS που για ακόμη μια φορά βρίσκεται κοντά σε τιμή 0.7, τιμή που δείχνει ιδιαίτερα μεγάλη προσαρμοστικότητα του φίλτρου. Ο αριθμός επαναλήψεων ταυτίζεται με το προηγούμενο σημείο και βρίσκεται στο 25.

3.3.4. Αποτελέσματα

MOS – 4point

Εφαρμόζοντας το φίλτρο MOS – 4point όπως αναλύθηκε στην εφαρμογή στις αντίστοιχες περιοχές της Ισπανίας προκύπτουν τα παρακάτω αποτελέσματα των δεικτών που χαρακτηρίζουν την ποιότητα της προσέγγισης, όπως επίσης και οι γραφικές παραστάσεις που βλέπουμε το αποτέλεσμα της προσέγγισης.

Το φίλτρο εκπαιδεύεται σε με τον ελάχιστο αριθμό επαναλήψεων όπως προέκυψε από την εφαρμογή σε κάθε περιοχή και τα αποτελέσματα που προκύπτουν παρουσιάζονται σε 72, 120, 168 και 360 ώρες πρόβλεψης αντίστοιχα. Οι γραφικές παραστάσεις απεικονίζουν το

σύνολο των 360 ωρών πρόβλεψης γιατί εφαρμόζονται στο ίδιο σημείο εκκίνησης διόρθωσης της πρόβλεψης και οι 360 ώρες περιέχουν και τις προηγούμενες υποδιαίρεσεις, επίσης μας προσφέρει μια σφαιρική εικόνα για την κίνηση της διόρθωσης. Στην συνέχεια ακολουθούν ο πίνακας και οι γραφικές παραστάσεις για την περιοχή του Arangoiti. Για τις περιοχές Bardenas Loma – Negra & Carcastillo οι πίνακες αποτελεσμάτων και τα γραφήματα παρατίθενται στο παράρτημα της διατριβής λόγω ομοιότητας της ποιότητας των αποτελεσμάτων.

Επιλέχθηκε η περιοχή του Arangoiti να παρουσιαστεί στα αποτελέσματα γιατί ήταν η περιοχή με το μεγαλύτερο περιθώριο διόρθωσης από τις τρεις περιοχές της Ισπανίας και την περιοχή της Κεφαλλονιάς που παρατίθεται και αυτή στο παράρτημα με την σχετική ανάλυση που προκύπτει από την τεχνική διαφορά που έχει επισημανθεί σε προηγούμενο κεφάλαιο

Arangoiti

Η εξίσωση MOS – 4point που δημιουργήθηκε από την εκπαίδευση του μοντέλου είναι

$$Y=3.03388 + 1.2503 \cdot X_1 + 0.5933 \cdot X_2 - 0.8484 \cdot X_3 - 0.2772 \cdot X_4$$

Παρατηρούμε τον πρώτο παράγοντα της εξίσωσης με την τιμή $a_0=3.03388$, ένας πολύ σημαντικός δείκτης γιατί μας δίνει μια εικόνα για την ποιότητα των δεδομένων, όσο μεγαλύτερη η τιμή του a_0 τόσο μεγαλύτερη διόρθωση χρειάζονται τα δεδομένα, δηλαδή οι προγνώσεις της ταχύτητας ανέμου, ώστε να προσεγγίσουν τις πραγματικές μετρήσεις και οι προβλέψεις να έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια. Στις κόμβους της Ισπανίας που αναφέρθηκαν νωρίτερα η περιοχή του Arangoiti είχε την μεγαλύτερη τιμή a_0 επομένως έχρηζε μεγαλύτερης διόρθωσης. Σε προηγούμενο κεφάλαιο παρουσιάστηκε ο ελάχιστος αριθμός επαναλήψεων για την εκπαίδευση του φίλτρου, που εφαρμόστηκε στο παρών για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων. Ο αριθμός επαναλήψεων είναι 40 και τα πακέτα αναφέρονται σε 720 παρατηρήσεις ανά επανάληψη. Στην συνέχεια παρουσιάζονται οι πίνακες σε σημεία εφαρμογής $(720 \times N)+1$ & $720 \times (N+3)$ με N τον αριθμό επαναλήψεων εκπαίδευσης του φίλτρου και τα αποτελέσματα των στατιστικών δεικτών όπως και οι γραφικές παραστάσεις για την απεικόνιση των μεταβλητών.

Για το σημείο (720xN)+1 που μεταφράζεται ως σημείο εκκίνησης 28801 στις παρατηρήσεις, από όπου ξεκίνησε να εφαρμόζεται το φίλτρο και να δίνει αποτελέσματα προκύπτει ο παρακάτω πίνακας και τα γραφικά.

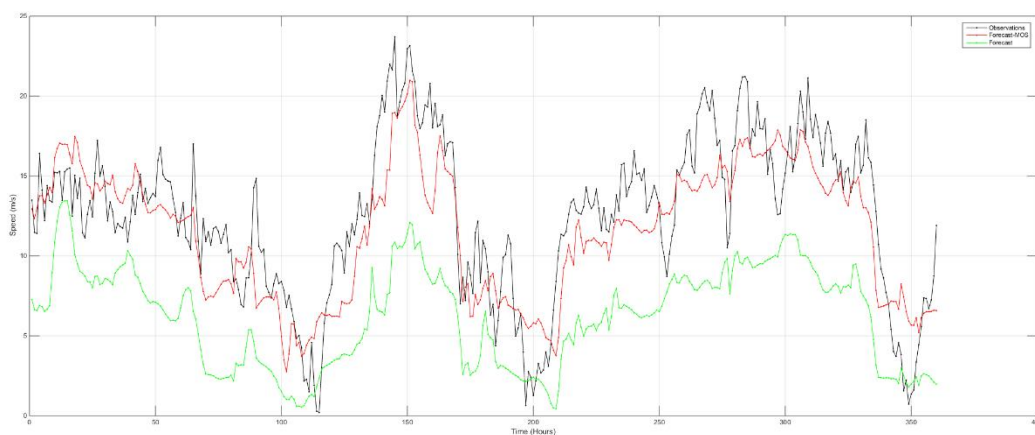
Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.2035	0.1954	1.0150	0.9962
Bias_u	5.3616	5.2998	6.4319	6.3303
NS	-0.3941	0.5782	0.6263	0.6719
NS_u	-10.2501	-1.4627	-1.3409	-1.0301
RMSE	2.0724	2.4506	2.8533	2.8400
RMSE_u	5.8871	5.9223	7.1417	7.0654

Πίνακας 1: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS

Στον πίνακα βλέπουμε διαδοχικά τις τιμές για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις και τα αντίστοιχα αποτελέσματα των δεικτών που λειτουργούν συγκριτικά. Για κάθε τιμή προκύπτει ένας δείκτης που αντιστοιχεί στο φίλτρο και ένας με την κατάληξη _u που αντιστοιχεί στην χρήση της πρόβλεψης όπως γίνεται μέχρι τώρα. Αναλυτικά, η πρόβλεψη σε όλες τις τιμές παρατηρήσεων αφήνει συστηματικό σφάλμα που κινείται πάνω από τις 5 με 6 μαθηματικές μονάδες, ενώ το MOS – 4point αφήνει ένα πολύ μικρότερο συστηματικό σφάλμα που κινείται σε μία απόσταση από τη μονάδα και μπορεί να είναι κοντά στη μονάδα.

Παρατηρείτε μια σχετική σύνδεση των δεικτών bias, όσο μικρότερο είναι το αρχικό σφάλμα τόσο καλύτερο καταφέρνει να το φέρει κοντά στο μηδέν, επίσης όσο αυξάνεται το σφάλμα της προσέγγισης αυξάνεται και κατά ένα ποσοστό και το σφάλμα του φίλτρου, ξεφεύγοντας από την μονάδα μόνο σε μία περίπτωση, αυτό δείχνει μια ικανότητα διόρθωσης σφάλματος με σχετική ικανότητα δηλαδή εάν η αρχική τιμή είναι εντελώς χάλια η διόρθωση θα γίνει, αλλά όχι σε βέλτιστο βαθμό.

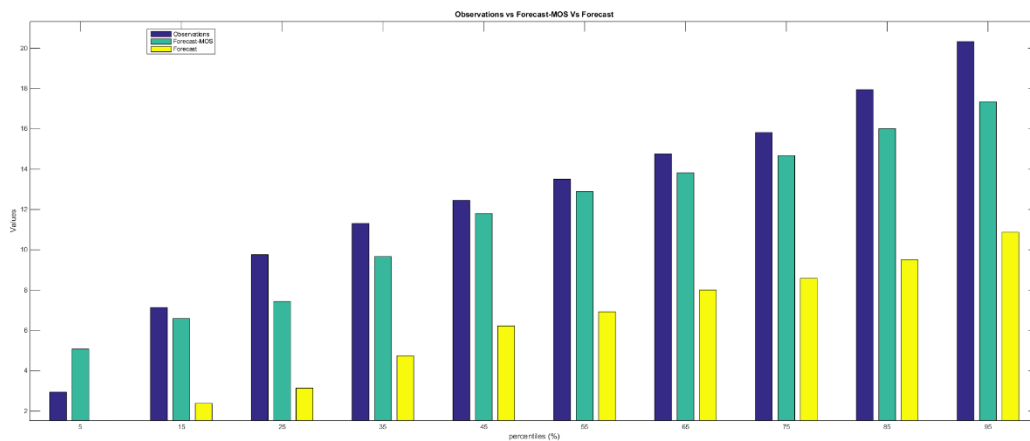
Στη συνέχεια των δεικτών έχουμε τον δείκτη NS – δείκτης απόδοσης, σε όλες τις παρατηρήσεις η προσέγγιση έχει αρνητικές τιμές, δηλαδή το μοντέλο είναι χειρότερο από το μοντέλο αναφοράς δηλαδή τις μετρήσεις, κάτι που ήταν αναμενόμενο για αυτό και εφαρμόστηκε η διόρθωση. Στο αντίστοιχο NS του MOS – 4point βλέπουμε τις τιμές να κινούνται σε ικανοποιητικά επίπεδα άνω του 0.6 και του 0.5 από κακές αποδόσεις αρνητικών τιμών. Παρατηρείτε μια τιμή σε αρνητική κλίμακα -0.39, που δεν μπορεί να χαρακτηριστεί άσχημη αν συγκρίνουμε την αντίστοιχη της προσέγγισης που βρίσκεται στο -10. Κατά τα άλλα ο NS κινείται σε πολύ ικανοποιητικό σημείο αποδεικνύοντας ένα μοντέλο με μικρό σφάλμα μιας και η τιμή 1, μας δίνει μοντέλο με μηδενικό σφάλμα. Οι τιμές άνω του 0.6 αφήνουν ένα μικρό σφάλμα στην διόρθωση κάτι που γνωρίζαμε ήδη από το bias. Τελευταίος δείκτης είναι το RMSE, μέσω τετραγωνικό σφάλμα, παρατηρείτε πως οι τιμές του MOS – 4point κινούνται στο διάστημα (2,3) και της προσέγγισης μεταξύ 5.8 – 7.1, είναι εμφανές πως υπάρχει ουσιαστική βελτίωση της διασποράς του σφάλματος και ουσιαστικά επιβεβαιώνει όσα παρουσιάστηκαν από τους δύο προηγούμενους δείκτες. Το φίλτρο MOS – 4point έχει επιφέρει ουσιαστική βελτίωση των αποτελεσμάτων και έχει μειώσει το σφάλμα σε αρκετά αποδεκτά επίπεδα.



Εικόνα 50: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS

Στην παραπάνω γραφική παράσταση έχουμε απεικόνιση των τριών συναρτήσεων που καθιστούν το πρόβλημα μας. Με μαύρο χρώμα έχουμε τις πραγματικές μετρήσεις της

ταχύτητας του ανέμου όπως καταγράφτηκαν στον μετεωρολογικό σταθμό, με πράσινο χρώμα έχουμε την πρόβλεψη της ταχύτητας όπως αποδίδεται και με κόκκινο την διορθωμένη πρόβλεψη που προσφέρεται μετά την εφαρμογή του MOS – 4point πάνω στην πράσινη γραμμή. Είναι εμφανές πως υπάρχει ουσιαστική βελτίωση των αποτελεσμάτων, σε όλο το φάσμα της χρονοσειράς παρατηρείτε η υποεκτίμηση της πρόγνωσης σε ιδιαίτερα έντονο βαθμό. Με την εφαρμογή του φίλτρου περνάμε στην κόκκινη γραμμή που κινείται κοντά στις μετρήσεις σε αποδεκτό βαθμό, στις ιδιαίτερα έντονες εναλλαγές ακόμα και το MOS δυσκολεύεται να ακολουθήσει, όμως δίνει τιμές κοντά στις μετρήσεις, σε σύγκριση με την πρόγνωση που αποδίδει τιμές κάτω του 50% των μετρήσεων.



Εικόνα 51: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS

Από το γράφημα των ποσοστημορίων μπορούμε να δούμε το ποσοστό των παρατηρήσεων που το φίλτρο αποδίδει και με ποιον τρόπο. Αρχικά σε όλα τα ποσοστά το φίλτρο έχει πολύ καλύτερη απόδοση συγκριτικά με το ήδη υπάρχων μοντέλο πράσινο Vs κίτρινο. Η πραγματική σύγκριση όμως γίνεται με τις μετρήσεις πράσινο Vs μπλε. Σε αυτή την σύγκριση παρατηρείτε πως το φίλτρο σε όλο το φάσμα των τιμών υποεκτιμά τις μετρήσεις, με ιδιαίτερη έμφαση στις ακραίες μέγιστες. Όμως η υποεκτίμηση του φίλτρου είναι σχετικά σταθερή σε όλο σχεδόν το φάσμα. Σε αντίθεση με τις προβλέψεις που υποεκτιμούν τις μετρήσεις σε πολύ μεγαλύτερο βαθμό, κάτι που διαπιστώθηκε και από τις τιμές του δείκτη

bias. Το φίλτρο MOS – 4point καταφέρνει να ακολουθεί αρκετά καλά τις μετρήσεις δίνοντας αποτελέσματα που το μέχρι στιγμής μοντέλο πρόβλεψης δεν μπορούσε να αποδώσει.

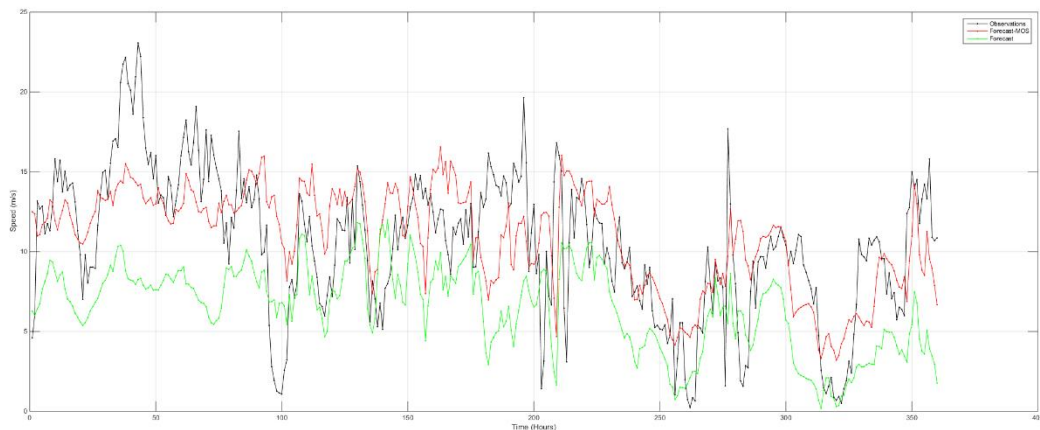
Το επόμενο χρονικό σημείο που εφαρμόστηκε το φίλτρο είναι το 720x(N+3) με σημείο εκκίνησης στον πίνακα των παρατηρήσεων την μέτρηση 30960. Αντίστοιχα θα γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων σε 72,120,168,360 χρονικές παρατηρήσεις και θα παρουσιαστούν ο πίνακας τιμών και τα αντίστοιχα γραφήματα σχέσης μέτρησης – προσέγγισης – MOS – 4point όπως και των ποσοστημοριών.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	1.8184	-0.1237	-0.6151	-0.3637
Bias_u	6.908	4.9774	4.2502	3.9971
NS	0.086	0.2007	0.1298	0.2865
NS_u	-0.9869	-0.9847	-0.9666	-0.5598
RMSE	3.5842	4.14003	3.9259	3.7985
RMSE_u	7.6485	6.52405	5.9022	5.6165

Πίνακας 2: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

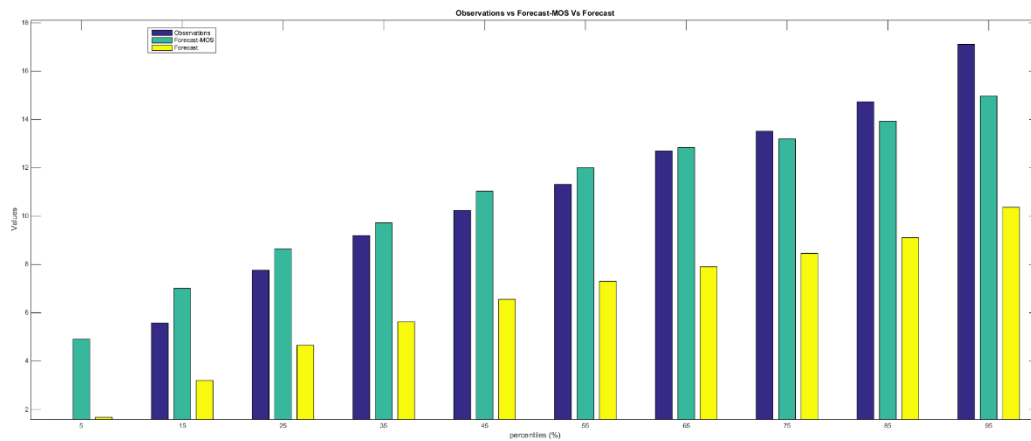
Στον πίνακα αποτελεσμάτων των δεικτών που παρατίθεται πιο πάνω βλέπουμε πως το υπάρχων μοντέλο αφήνει ένα συστηματικό λάθος υποεκτίμησης των μετρήσεων. Μετά την εφαρμογή του φίλτρου το λάθος εξαλείφεται αλλά όχι τελείως αφήνοντας ένα πολύ μικρότερο έχοντας αλλάξει πρόσημο και πλέον πρόκειται για υπερεκτίμηση των αποτελεσμάτων. Ο NS – δείκτης απόδοσης βλέπουμε πως στην προσέγγιση έχει σταθερά αρνητικές τιμές κάτι που δείχνει πως το μοντέλο είναι πολύ χειρότερο από το μοντέλο αναφοράς. Με την εφαρμογή της διόρθωσης περνάμε σε τιμές σχετικά κοντά στο μηδέν που μας δίνουν ένα φίλτρο ισοδύναμο με το μοντέλο αναφοράς, πρόκειται για βελτίωση των αποτελεσμάτων αλλά το μοντέλο δεν κατάφερε να φτάσει κοντά σε μοντέλο με μηδενικό σφάλμα. Τέλος ο δείκτης

RMSE έχει βελτίωση από την προσέγγιση στο φίλτρο, όμως η διασπορά του σφάλματος δεν μειώθηκε αρκετά. Το σύνολο των δεικτών μας δείχνει πως το φίλτρο βελτίωσε τις προβλέψεις αλλά όχι στα επίπεδα του πρώτου σημείου που εφαρμόστηκε, αφήνοντας πίσω σφάλμα που είναι υπολογίσιμο αλλά διαχειρίζεται.



Εικόνα 52: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Στην γραφική παράσταση βλέπουμε την κίνηση των μετρήσεων μαύρη γραμμή, της πρόγνωσης πράσινη γραμμή και του MOS – 4point κόκκινη γραμμή. Όπως αναφέρθηκε και στην ανάλυση των δεικτών η πράσινη γραμμή φέρει μια υποεκτίμηση στο σύστημα που διορθώνεται στην κόκκινη αφήνοντας όμως ένα ποσοστό υπερεκτίμησης. Παρατηρείτε πως στις έντονα λάθος εκτιμήσεις, αντίθετη πρόγνωση, η διόρθωση υπάρχει πηγαίνοντας όμως σε πιο κεντρικές τιμές.



Εικόνα 53: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Στο γράφημα των ποσοστημορίων βλέπουμε την ποσοστιαία κίνηση της διόρθωσης. Εύκολα συμπεραίνει κανείς πως το παραγόμενο μοντέλο με το ήδη υπάρχων έχουν μεγάλη διαφορά απόδοσης πράσινο Vs κίτρινο, παρατηρείτε η υπερεκτίμηση και η υποεκτίμηση που σχολιάστηκε στον πίνακα αποτελεσμάτων. Τέλος βλέπουμε πως σχεδόν στο σύνολο των τιμών από το MOS – 4point υπάρχει μια ελάχιστη υπερεκτίμηση, όντας όμως πολύ κοντά στις μετρήσεις. Στις ακραίες τιμές το μοντέλο εμφανίζει υποεκτίμηση. Συγκριτικά όμως με την απόδοση του υπάρχοντος μοντέλου έχει φέρει ουσιαστική διόρθωση των αποτελεσμάτων.

Με το σύνολο των γραφημάτων και του πίνακα αποτελεσμάτων εξάγουμε το συμπέρασμα, πως το φίλτρο διόρθωσε καταστάσεις και κινήθηκε σε ουσιαστική διόρθωση των κεντρικών τιμών, όμως στις ακραίες τιμές υπάρχουν απώλειες. Ο λόγος που υπήρξε αυτή η συμπεριφορά επίκειται στο αρχικό μοντέλο που είχε μεγάλη απώλεια από τις μετρήσεις και η διόρθωση κατάφερε να φέρει τα πράγματα σε πιο λογικό σημείο αλλά χάνοντας εν μέρη τις ακραίες κινήσεις, κάτι που φάνηκε και από τον δείκτη RMSE.

Τα αποτελέσματα των άλλων δύο κόμβων της Ισπανίας όπως και της Κεφαλλονιάς που εφαρμόστηκε το ίδιο φίλτρο συμπεριλαμβάνονται στο παράρτημα με συνοπτική ανάλυση των αποτελεσμάτων.

MOS – 1point

Στην συνέχεια των αποτελεσμάτων παρουσιάζετε μια από τις εφαρμογές του φίλτρου MOS – 1point στην νησιωτική περιοχή της Ελλάδας. Οι δυνατές επιλογές προς παρουσίαση είναι το Αργοστόλι, η Χίος, η Κέρκυρα, η Μήλος, η Μύκονος, η Σητεία, η Σκύρος, η Σούδα και η Θήρα. Από τις περιοχές αυτές επιλέχθηκε τυχαία η περιοχή της Χίου μιας και τα αποτελέσματα που εξάχθηκαν ήταν ίδιας ποιότητας για το σύνολο των περιοχών. Η μεθοδολογία που εφαρμόστηκε είναι ίδια με του προηγούμενου φίλτρου δηλαδή εκπαίδευση του φίλτρου με τον ελάχιστον αριθμό επαναλήψεων σε σχέση κόστους – ποιότητας αποτελεσμάτων και εφαρμογή του στο σημείο $240 \times (N+1)$ και στο σημείο $240 \times (N+3)$ για 72, 120, 168, 360 παρατηρήσεις. Στα συγκεκριμένα δεδομένα οι παρατηρήσεις είναι τριώρες για αυτό και οι κλίμακες στα γραφήματα είναι διαφορετικές.

Χίος

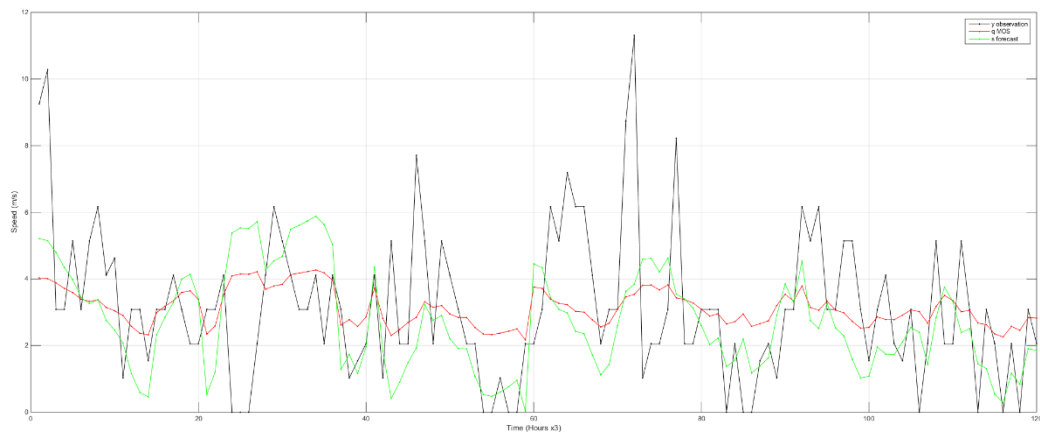
Η εξίσωση MOS – 1point που δημιουργήθηκε μετά την εκπαίδευση των $240 \times N$ κύκλων εκπαίδευσης, με $N=30$, που δημιουργήθηκε είναι $Y=2.1551 + 0.35975 \cdot X_1$. Παρατηρούμε τον πρώτο παράγοντα της εξίσωσης $a_0=2.1551$, που θα μας δώσει μια σχετική εικόνα για την ποιότητα των δεδομένων. Η τιμή του θεωρείται αρκετά μεγάλη και καταλήγει στο συμπέρασμα πως τα δεδομένα είναι σχετικά χαμηλής ποιότητας, άρα αναμένονται έντονες αποκλίσεις στα γραφήματα και μεγάλες διαφορές στις τιμές των δεικτών.

Για το σημείο $240 \times (N+1)$ όπου N ο ελάχιστος αριθμός κύκλων εκπαίδευσης του φίλτρου, στο συγκεκριμένο 30, σημείο εκκίνησης είναι το 7440 από όπου ξεκίνησε να εφαρμόζεται το φίλτρο και να δίνει τα παρακάτω στατιστικά και γραφικά

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.5050	-0.0427	0.0059	0.0391
Bias_u	0.6860	-0.1887	0.1916	0.4583
NS	0.0638	0.0175	0.0626	0.0917
NS_u	0.0420	-0.3628	-0.2664	-0.0381
RMSE	2.1661	2.0684	2.0266	2.0996
RMSE_u	2.2918	2.4461	2.3656	2.2928

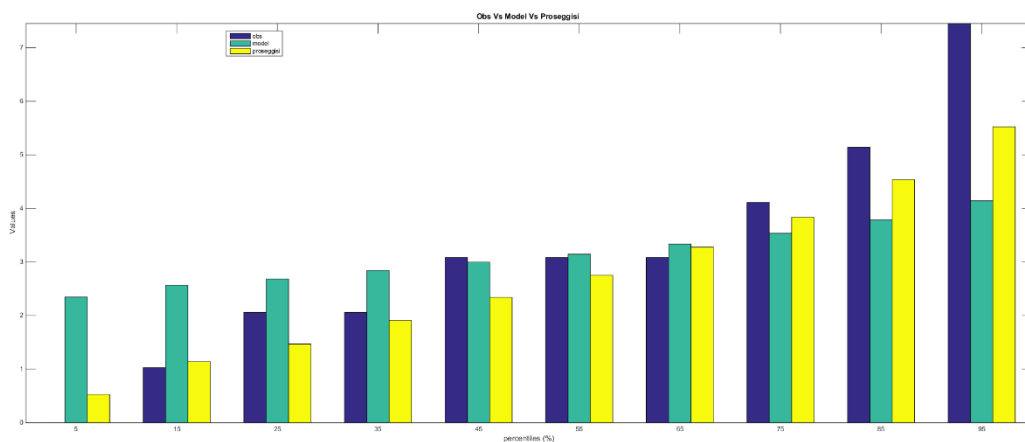
Πίνακας 3: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point

Στον πίνακα βλέπουμε τα αποτελέσματα των δεικτών και με μια πρώτη ματιά μπορούμε να πούμε πως είναι μακριά από τα αντίστοιχα του MOS – 4point και πως δεν εμφανίζονται ιδιαίτερα ενθαρρυντικά για την ποιότητα της διόρθωσης. Αναλυτικότερα για τον δείκτη bias παρατηρείτε μια βελτίωση των αποτελεσμάτων που όμως δεν είναι αρκετή, αρχικά δεν καταφέρνει να διορθώσει την σχέση υπό – υπερεκτίμησης που επικρατεί στην προσέγγιση, άρα δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί η πληροφορία του. Υπάρχει σφάλμα αλλά δεν έχει σταθερή μορφή μπορεί να είναι υποεκτίμηση μπορεί και υπερεκτίμηση. Ο δείκτης NS διατηρείται σε χαμηλές τιμές, από αρνητικές τιμές κοντά στο μηδέν και μοντέλα ελάχιστα χειρότερο από το μοντέλο αναφοράς, διορθώνεται σε μοντέλο κοντά στο μοντέλο αναφοράς και πολύ μακριά από μοντέλο με μηδενικό σφάλμα που θα υπήρχε κοντά σε τιμή 1. Τέλος οι τιμές του δείκτη RMSE διορθώνονται ελάχιστα χωρίς να καταφέρουν να διορθώσουν την διασπορά σφάλματος. Η διόρθωση είναι σχεδόν αμελητέα.



Εικόνα 54: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Στον παραπάνω γράφημα των παρατηρήσεων, προβλέψεων και MOS – 1point βλέπουμε την σχετική κίνηση που ακολουθείτε από τις συναρτήσεις. Το αποτέλεσμα που εξάγεται, κάτι που γνωρίζαμε ήδη, είναι πως το φίλτρο δεν καταφέρνει να διορθώσει την πρόβλεψη. Παρατηρείτε μια σχετική κίνηση σε μεσαίες τιμές και καμία αντίδραση σε ακραίες. Το φίλτρο έχει προσαρμοστεί πολύ πάνω στην πρόβλεψη και αδυνατεί να χρησιμοποιήσει την μέτρηση. Γύρω από την εικοστή παρατήρηση εμφανίζεται έντονη απόκλιση των χρονοσειρών, ενώ οι μετρήσεις έχουν αύξουσα μονοτονία, οι προβλέψεις και το φίλτρο έχουν φθίνουσα, κάτι που επιβεβαιώνει την προσαρμογή του φίλτρου στις προβλέψεις και όχι στις μετρήσεις. Η χρονοσειρά που δημιουργείται μπορεί κανείς να πει πως είναι και χειρότερη από την χρονοσειρά που καλείται να διορθώσει.



Εικόνα 55: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Το γράφημα των ποσοστημορίων μπορεί να θεωρηθεί παραπλανητικό μιας και παρουσιάζει μια καλή απόδοση στις κεντρικές τιμές, όμως αυτό συμβαίνει γιατί το φίλτρο έχει την τάση να κινείται έντονα σε κεντρικές τιμές. Στις ακραίες βλέπουμε το ρεαλιστικό κομμάτι όπου το φίλτρο υπερεκτιμά στις χαμηλές τιμές, μιας και αποδίδει κεντρικές και υποεκτιμά για τον ίδιο λόγο.

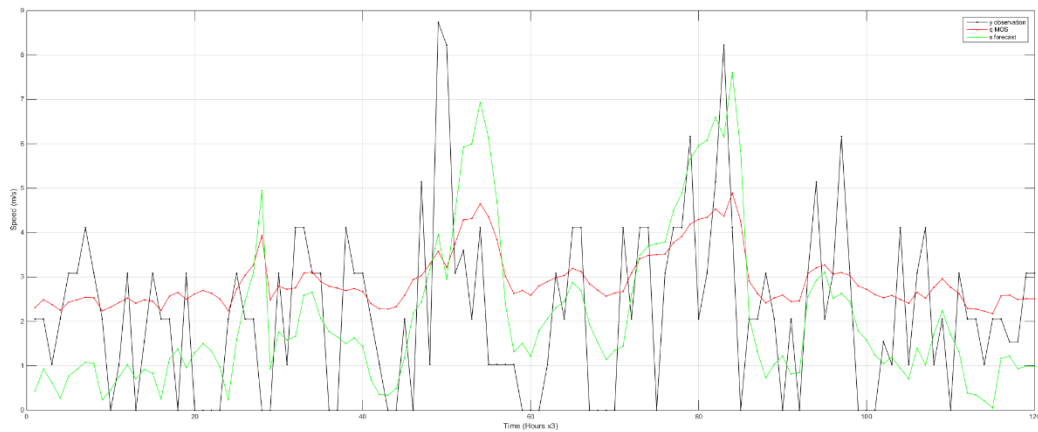
Το επόμενο χρονικό σημείο που εφαρμόστηκε το φίλτρο είναι το $240 \times (N+3)$ και απαντά στο σημείο εκκίνησης εφαρμογής 7920. Ακολουθούν τα αποτελέσματα για αντίστοιχες παρατηρήσεις και τα γραφήματα επίσης. Τα αποτελέσματα είναι αντίστοιχης ποιότητας με τα αμέσως προηγούμενα που εμφανίστηκαν, όμως για λόγους πληρότητας της διατριβής δεν μπορούν να απουσιάσουν.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.7644	-0.7210	-0.6927	-0.7097
Bias_u	0.8546	0.5788	0.2588	0.0994
NS	-0.4105	-0.3123	-0.0774	-0.0092
NS_u	-0.1407	-0.3332	-0.3199	-0.1545
RMSE	1.5208	1.6070	1.9414	1.8572
RMSE_u	1.6443	1.7523	2.1694	1.9893

Πίνακας 4: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point

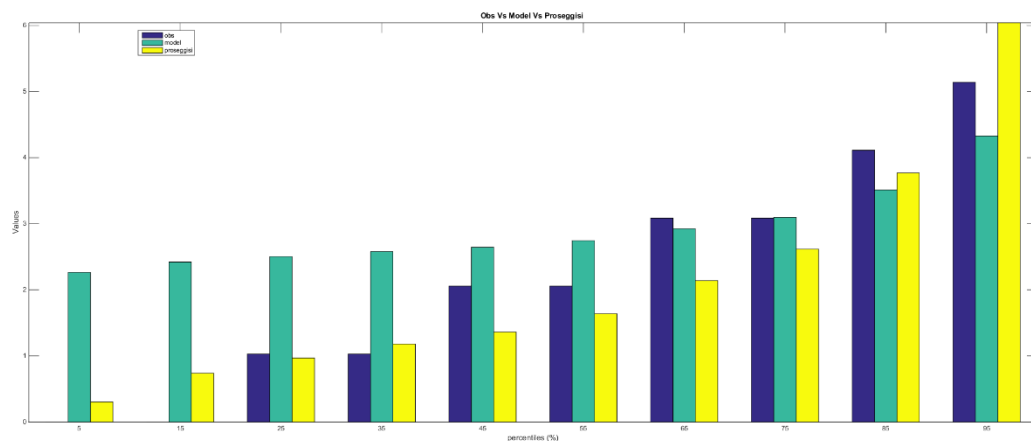
Αναλύοντας τις αριθμητικές τιμές των δεικτών παρατηρούμε για τον δείκτη bias πως το φίλτρο διόρθωσης άλλαξε την μορφή του σφάλματος, από συστηματική υποεκτίμηση σε συστηματική υπερεκτίμηση και κατά απόλυτη τιμή δίνει πιο λανθασμένες προβλέψεις. Ο δείκτης NS δεν κατάφερε να προσεγγίσει τιμή κοντά στο μηδέν ώστε να είναι τουλάχιστον σε επίπεδο μοντέλου αντίστοιχο με το μοντέλο αναφοράς, αλλά παρέμεινε σε αρνητικές τιμές που

καθορίζουν ένα μοντέλο χειρότερο από το μοντέλο αναφοράς. Όσο για το RMSE ο βαθμός διόρθωσης που προσφέρει είναι αμελητέος.



Εικόνα 56: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Αντίστοιχα και με το προηγούμενο γράφημα το φίλτρο κινείται πάλι σε κεντρικές τιμές και σε έντονες εναλλαγές των τιμών αποτυγχάνει τελείως να ακολουθήσει, η υπάρχουσα πρόβλεψη λειτουργεί πολύ καλύτερα από το φίλτρο.



Εικόνα 57: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Τέλος από το γράφημα των ποσοστημορίων παρατηρείτε μια σταθερή απόδοση κεντρικών τιμών σε όλο το φάσμα των ποσοστών που μεταφράζονται ως υπερεκτίμηση.

Εξαιρέση αποτελούν οι ακραίες μέγιστες τιμές όπου αυξάνεται λίγο η τιμή των αποτελεσμάτων του φίλτρου, αλλά εμφανίζει υποεκτίμηση.

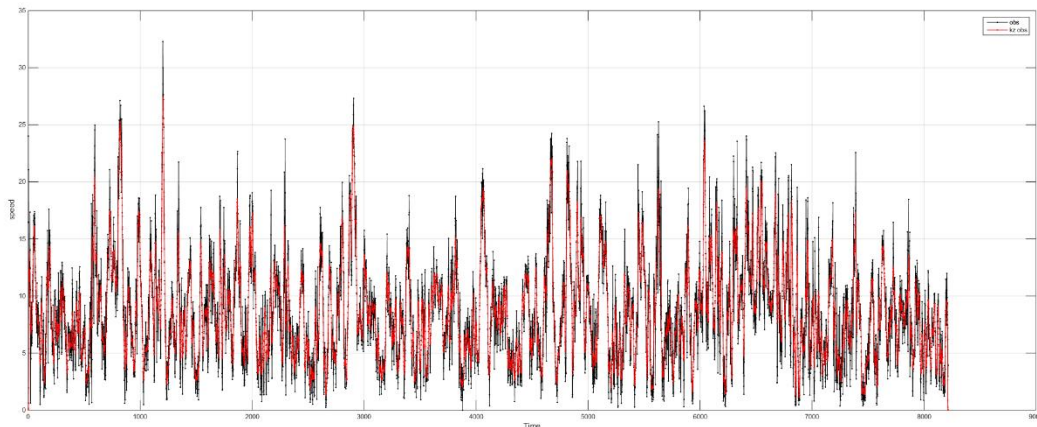
Τα αποτελέσματα των υπόλοιπων περιοχών θα συμπεριληφθούν στο υπόμνημα για λόγους πληρότητας του κειμένου χωρίς περαιτέρω σχολιασμό των αποτελεσμάτων μιας και το σημείο αναποτελεσματικότητας του φίλτρου είναι εξόφθαλμο. Ιδιαίτερη μνεία στον κόμβο της Μυκόνου όπου το πάρτι συνεχίστηκε στις γραφικές παραστάσεις. Οι λόγοι που δεν κατάφερε το φίλτρο να λειτουργήσει θα αναπτυχθούν στα συμπεράσματα.

MOS – 1point KZ

Η τελευταία εφαρμογή του φίλτρου MOS έγινε στην περιοχή της Κρήτης και τα δεδομένα προέρχονται από ενεργά αιολικά πάρκα. Σε μια προσέγγιση για την δημιουργία γραφημάτων τάσης του ανέμου και όχι απόλυτης διόρθωσης εφαρμόστηκε πάνω στα δεδομένα ένα φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων. Το φίλτρο KZ που εφαρμόστηκε είναι φίλτρο μετακινούμενων μέσων όρων όπως έχει παρουσιαστεί νωρίτερα και αυτό που καταφέρει είναι να αφαιρεί τον θόρυβο από τα δεδομένα. Στο συγκεκριμένο είδος δεδομένων θόρυβος θεωρούνται οι ακραίες τιμές γιατί εμποδίζουν την δημιουργία φίλτρου που θα μας δείχνει την τάση. Εφαρμόστηκε το KZ με παραμέτρους $p=10$ και $m=11$ στα δεδομένα των μετρήσεων και στην συνέχεια έγινε η διαδικασία εκπαίδευσης του MOS στα αποτελέσματα.

Σε συνέχεια των προηγούμενων παρουσιάσεων αποτελεσμάτων θα εμφανιστούν τα αποτελέσματα σε πίνακα και γραφικές παραστάσεις, με την προσθήκη μιας ακόμα γραφικής παράστασης που θα παρουσιάζει τα δεδομένα πριν και μετά την χρήση του KZ. Έπειτα θα γίνει εφαρμογή στον κόμβο Αλικύονη στα χρονικά σημεία $168x(N+1)$ & $168x(N+3)$ πάνω στα δεδομένα, όπου N ο αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης, με $N=25$ στο συγκεκριμένο σημείο. Τα αποτελέσματα θα εξετασθούν σε παρατηρήσεις των 72, 120, 168, 360 ωριαίων παρατηρήσεων.

Αλκυόνη



Εικόνα 58: Γράφημα εφαρμογής του φίλτρου KZ

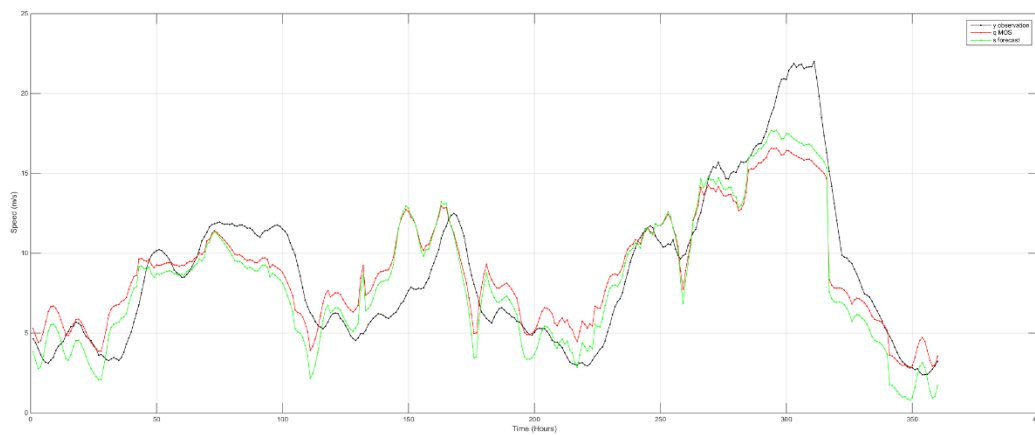
Παρατηρούμε πως μετά την εφαρμογή του φίλτρου οι ακραίες τιμές έχουν μειωθεί σχετικά, από την μαύρη στην κόκκινη χρονοσειρά, χωρίς όμως να έχει χαθεί η γενική εικόνα κίνησης της χρονοσειράς. Πάνω στα καινούργια δεδομένα εφαρμόστηκε το MOS – 1point KZ και ακολουθούν τα αποτελέσματα.

Η συνάρτηση που δημιουργήθηκε μετά το πέρας της εκπαίδευσης των 25 κύκλων εκπαίδευσης είναι η $Y = 2.1574 + 0.8160 * X_1$. Παρατηρούμε πως τον παράγοντα $a_0 = 2.1574$ πως έχει μεγάλη τιμή, άρα περιμένουμε μια σχετική απόκλιση των δεδομένων πρόβλεψης από τις μετρήσεις.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.9266	0.0352	-0.6950	-0.0779
Bias_u	0.0504	0.9189	0.0609	0.5625
NS	0.6351	0.6701	0.4405	0.7654
NS_u	0.7529	0.6398	0.4356	0.7823
RMSE	1.6791	1.8044	2.1784	2.2947
RMSE_u	1.3821	1.9644	2.1882	2.2260

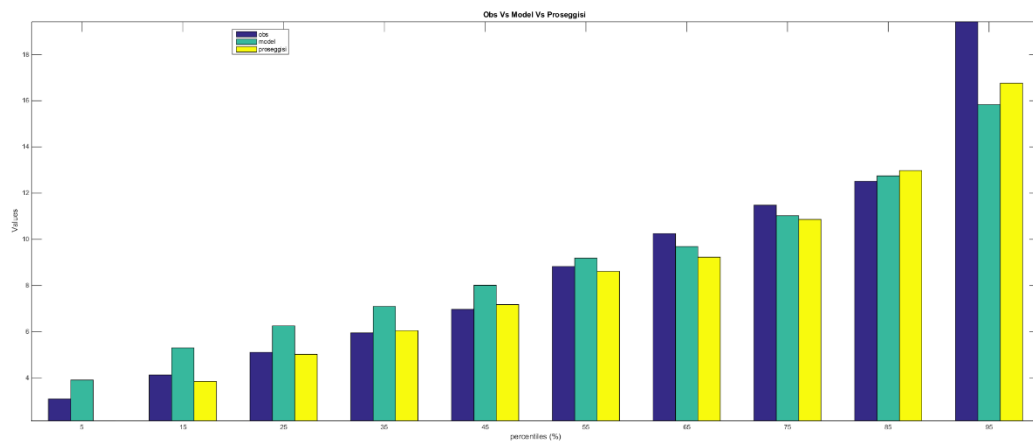
Πίνακας 5: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ

Από το σύνολο των τιμών που έχουν οι δείκτες παρατηρείτε πως υπάρχει ελάχιστη διαφορά μεταξύ τους, δηλαδή μετά την εφαρμογή του MOS δεν έχει εμφανιστεί κάποια ουσιαστική διόρθωση. Με τα αποτελέσματα των δεικτών δεν μπορεί να βγει κάποιο συμπέρασμα αν τελικά επιφέρει κάποια βελτίωση το MOS. Στην συνέχεια με την προσθήκη των γραφημάτων εμφανίζεται καλύτερα το σημείο βελτίωσης που έχει το MOS.



Εικόνα 59: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισής-MOS-1point KZ

Από το γράφημα των χρονοσειρών επιβεβαιώνεται η εικόνα του φίλτρου που είχαμε από τους δείκτες, δηλαδή η έντονη προσαρμογή του στο μοντέλο πρόγνωσης και όχι στις πραγματικές μετρήσεις και πάλι όμως δεν μπορούμε να συμπεράνουμε εάν προσφέρεται κάποια ουσιαστική βελτίωση και σε πιο σημείο.



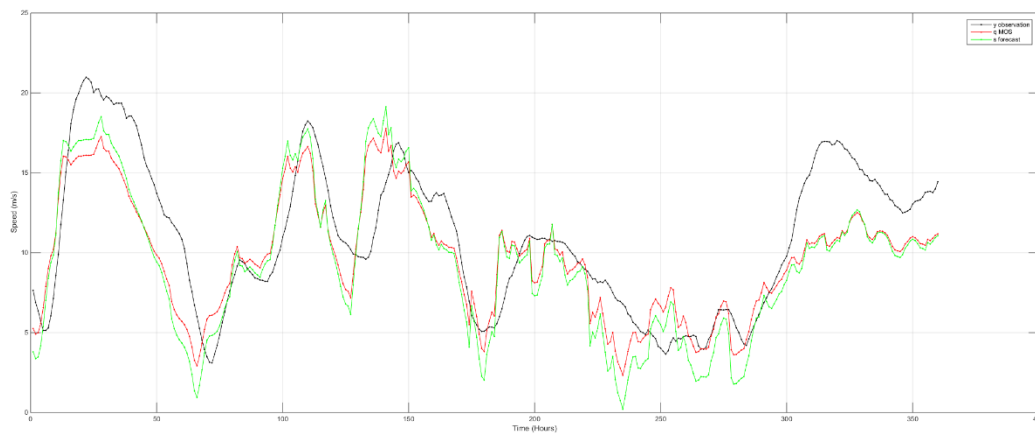
Εικόνα 60 Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

Από το γράφημα των ποσοστημορίων φαίνεται πως το μοντέλο πρόβλεψης και το MOS – 1point KZ κινούνται στο ίδιο επίπεδο και δεν προσφέρεται κάποια αξιολογική βελτίωση.

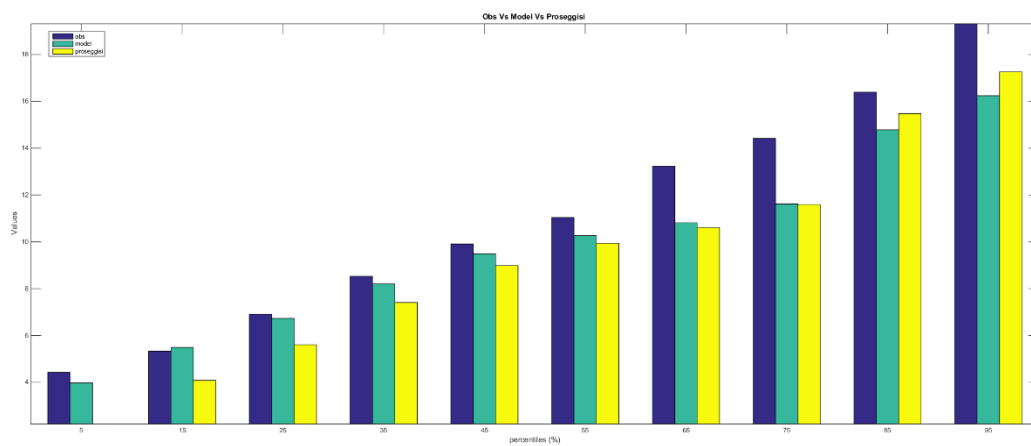
Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	2.5353	1.3912	1.0265	1.1669
Bias_u	2.7060	1.5188	1.0491	1.6110
NS	0.5635	0.6231	0.5293	0.6052
NS_u	0.6195	0.6355	0.4925	0.5706
RMSE	3.7811	3.2225	3.1492	2.8825
RMSE_u	3.9051	3.2990	3.3543	3.1860

Πίνακας 6: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ

Στον πίνακα που προηγείται βλέπουμε τα αποτελέσματα δεικτών από την εφαρμογή στο 168x(N+3) χρονικό σημείο στις αντίστοιχες χρονικές προβλέψεις. Παρατηρείτε πως η ποιότητα των αποτελεσμάτων συγκριτικά με το προηγούμενο σημείο εφαρμογής είναι ίδια. Το φίλτρο και η πρόγνωση που χρησιμοποιείται έχουν την ίδια απόδοση με ελάχιστες διαφορές.



Εικόνα 61: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ



Εικόνα 62: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημοριών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

Από τα γραφήματα επιβεβαιώνονται τα αποτελέσματα των δεικτών. Οι γραφικές παραστάσεις των χρονοσειρών πρόβλεψης και MOS είναι αρκετά κοντά και φαίνεται πως επηρεάζεται ουσιαστικά το MOS από την πρόβλεψη και όχι από την μέτρηση. Το γράφημα των ποσοστημοριών μας δίνει την ίδια εικόνα και μας προσθέτει την πληροφορία της αδυναμίας διόρθωσης ακραίων μεγάλων τιμών.

Εν κατακλείδι το φίλτρο MOS – 1point απέδωσε αρκετά καλά εάν χρησιμοποιηθεί για να συμπληρώσει κενά σε έλλειψη δεδομένων. Θεωρώντας πως και το αρχικό μοντέλο

πρόγνωσης εμφανίζει αρκετά καλά την τάση που θα κινηθεί η ταχύτητα του ανέμου, κυρίως από τον δείκτη NS. Αντίστοιχα και το MOS έχει την ίδια ικανότητα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Συμπεράσματα

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, εργαστήκαμε πάνω στην διόρθωση της ταχύτητας ανέμου και στην δημιουργία καλύτερων προγνώσεων. Η μέθοδος που εφαρμόστηκε είναι μια μέθοδος στατιστικής διόρθωσης των εξαγόμενων αποτελεσμάτων που καλείται MOS. Η χρήση της μεθόδου έγινε με τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις. Η πρώτη προσέγγιση αναφέρεται στο τετράγωνο πρόγνωσης των NWP, όπου οι τιμές στις κορυφές του τετραγώνου πρόγνωσης χρησιμοποιήθηκαν για τον υπολογισμό της ταχύτητας εντός του τετραγώνου και σε σύγκριση με την πραγματική μέτρηση που υπήρχε εσωτερικά του τετραγώνου σε τυχαίο σημείο είχαμε σημαντική διόρθωση. Στη δεύτερη προσέγγιση έγινε μια προσπάθεια για διόρθωση του ανέμου με μόνο έναν παράγοντα δηλαδή την σημειακή πρόγνωση που ταυτίζεται χωρικά με το σημείο μέτρησης, όπου δεν εμφανίστηκαν βελτιώσεις. Τέλος στην Τρίτη προσέγγιση προστέθηκε έναν φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων στις αρχικές προγνώσεις ώστε να αφαιρεθούν οι ακραίες τιμές και στην συνέχεια να εφαρμοστεί η δεύτερη προσέγγιση, το αποτέλεσμα είναι να δημιουργηθούν προγνώσεις που εμφανίζουν την γενικότερη τάση.

MOS – 4point

Η αρχική προσέγγιση και δημιουργία στα πλαίσια της παρούσα διατριβής απέδωσε καλύτερα από οποιαδήποτε άλλη προσέγγιση. Για να γίνει χρηστικό ένα τέτοιο είδους φίλτρο χρειάζεται μεγάλος αριθμός παρατηρήσεων για να μπορέσει να προσαρμοστεί και να αποδώσει την πληροφορία που χρειάζεται.

Στα σημεία εφαρμογής είχε εξαιρετικές αποδόσεις και ο αντίστοιχος δείκτης απόδοσης NS μας έδωσε και τιμές λίγο πάνω από το 0.7. Όπως αναφέρεται και στην θεωρία τέτοιου είδους φίλτρα συχνά μπορούν να απορροφήσουν την αναγκαία πληροφορία σε μικρό αριθμό

παραγόντων και αρκετά συχνά όταν χρησιμοποιήθηκε μεγάλος αριθμός εμφανίστηκε απόλυτη προσαρμογή στα δεδομένα εκπαίδευσης και κακή απόδοση στην εφαρμογή, στο συγκεκριμένο φίλτρο 4 παράγοντες είναι αρκετοί.

Κατά την εφαρμογή το φίλτρο έδειξε πως μπορεί να αποδώσει μακροπρόθεσμες διορθώσεις, εβδομάδας, δεκαπενθημέρου, αρκετά καλά. Το σημείο εκκίνησης εφαρμογής με το σημείο περάτωσης της εκπαίδευσης φαίνεται να έχουν σχέση και να επηρεάζουν την διόρθωση. Όσο πιο κοντά είναι τα δύο προαναφερθέντα τόσο καλύτερη είναι η ποιότητα των εξαγόμενων αποτελεσμάτων. Για το διάστημα εκπαίδευσης αποδείχθηκε πως χρειάζεται να είναι αρκετά μεγάλο ώστε να σταθεροποιηθεί το φίλτρο. Ειδικότερα ο δείκτης NS αποκάλυψε πως στο διάστημα [28,32] μηνών η τιμή του τείνει να σταθεροποιείται και περαιτέρω εκπαίδευση δεν επιφέρει ουσιαστική βελτίωση αναλογικά με το κόστος σε χρόνο και υπολογιστική δύναμη που θα χρειαστεί. Επομένως σε αριθμό παρατηρήσεων [20160, 23040] το μοντέλο MOS έχει εκπαιδευτεί άριστα. Ο δείκτης NS έδειξε πως όσο μεγαλύτερο όγκο δεδομένων καλείται να διορθώσει το φίλτρο τόσο καλύτερη είναι η απόδοση που επιτυγχάνει. Ακόμα φάνηκε πως η φυσική σημασία των μετρήσεων δεν έχει σημασία και πως αντιμετωπίζει τα δεδομένα καθαρά από μαθηματική σκοπιά, για αυτό και η εφαρμογή σε ευρύ φάσμα επιστημών είναι από τα κύρια θετικά χαρακτηριστικά του.

Στα σημεία εφαρμογής της Ισπανίας το φίλτρο απέδωσε αρκετά καλά αν και είχε να διαχειριστεί προβλέψεις με κακή απόδοση όπως στην περιοχή του Arangoiti όπως και προβλέψεις με καλή απόδοση όπως συμβαίνει στις άλλες δυο περιοχές. Ακόμα στην περιοχή της Κεφαλλονιάς που τα δεδομένα πρόβλεψης ήταν μέτριας ποιότητας το φίλτρο απέδωσε αρκετά καλά.

Όπως έχει αναφερθεί η παρούσα χρήση των μοντέλων NWP γίνεται με τα αποτελέσματα του είτε να σταθμίζονται με ποσοστό 25% ανά κόμβο πρόγνωσης, δηλαδή στις κορυφές του τετραγώνου που δημιουργεί το NWP για την πρόγνωση, είτε βάση απόστασης από το σημείο μέτρησης των παρατηρήσεων. Η μεθοδολογία που προτείνεται δεν επηρεάζεται από την απόσταση είτε σταθμίζεται ποσοστιαία, αλλά προσαρμόζεται σε ιστορικά δεδομένα

και εμφανίζει το ποσοστό επιρροής του κάθε κόμβου στις προβλέψεις. Το πρόβλημα που εμφανίζεται επαφίεται στην αλλαγή παραμέτρων του NWP και στο χρονικό κενό που θα δημιουργηθεί από τις προβλέψεις με τις καινούργιες παραμέτρους, ώστε να υπάρχουν αρκετά δεδομένα για την έγκυρη εκπαίδευση του φίλτρου, όπως αυτό θα πρέπει να προσαρμοστεί στα καινούργια παραγόμενα δεδομένα.

MOS – 1point

Μια προσέγγιση της παραπάνω μεθοδολογίας ήταν η εφαρμογή του φίλτρου με έναν μόνο παράγοντα. Για να γίνει αυτό χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από τους κόμβους του Αιγαίου όπου μετρήσεις και προβλέψεις γίνονται στο ίδιο σημείο, με βήμα καταγραφής τριών ωρών. Με την εφαρμογή της μεθοδολογίας στο συγκεκριμένο σετ δεδομένων τα αποτελέσματα δεν κινήθηκαν στα αναμενόμενα πλαίσια του προηγούμενου φίλτρου. Η δυσκολία εμφάνισης καλών αποτελεσμάτων επαφίεται στους παρακάτω παράγοντες. Πρώτον το φίλτρο δεν μπορεί να αποδώσει όλη την απαραίτητη πληροφορία σε ένα μόνο παράγοντα ώστε να ακολουθήσει ενδεχόμενες έντονες αυξομειώσεις, το αποτέλεσμα είναι, πως σε μια προσπάθεια προσαρμογής στα δεδομένα οι ακραίες τιμές αλληλοεξουδετερώνονται και δημιουργούν παράγοντες που αποδίδουν κεντρικές τιμές. Ακόμα η επιρροή που έχει η πρόβλεψη έναντι της πρόγνωσης είναι ιδιαίτερα έντονη, με αποτέλεσμα να μη διορθώνεται η πρόβλεψη, αλλά να επηρεάζεται ελάχιστα.

Τα παραπάνω προβλήματα δημιουργήθηκαν λόγω και της ποιότητας των δεδομένων, σίγουρα η κακή ποιότητα πρόβλεψης δεν ήταν στα στοιχεία που θα έκανα πιο εύκολη την προσαρμογή. Βασικός όμως παράγοντας ήταν το 3ωρο βήμα μέτρησης. Ένεκα της φυσικής σημασίας των δεδομένων, μετρήσεις ανέμου, οι τριώρες μετρήσεις δημιουργούν λογικά κενά στα αποτελέσματα, μια μέτρηση ανέμου στα 7m/s που ακολουθείτε από μια στα 18m/s είναι ιδιαίτερα δύσκολο να αποκωδικοποιηθεί ειδικά όταν στα δυο ενδιάμεσα βήματα που λείπουν οι τιμές είναι στο 11m/s και ακολουθείτε από μια στα 14m/s. Στις γενικές παρατηρήσεις το

φίλτρο έδειξε να προσαρμόζεται σε έναν αριθμό κοντά στις 30 επαναλήψεις, κάτι που είχαμε δει και στο φίλτρο τεσσάρων σημείων.

MOS – 1point KZ

Στην τελική εφαρμογή των MOS η προσέγγιση που εφαρμόστηκε είχε να κάνει και με την εφαρμογή ενός φίλτρου χαμηλών συχνοτήτων στις μετρήσεις. Η βασική ιδέα ήταν στην αποτυχία εφαρμογής του φίλτρου με ένα παράγοντα, στο επίπεδο της διόρθωσης.

Η χρήση μια τάσης κίνησης των φυσικών φαινομένων απαιτούσε το φιλτράρισμα των μετρήσεων γιατί πλέον οι ακραίες τιμές – μέγιστες, ελάχιστες ταχύτητες ανέμου δεν μας απασχολούσαν όσο το αποτέλεσμα πως η τιμή της ταχύτητας θα έχει πτωτικές τάσεις κλπ κλπ. Με την εφαρμογή του φίλτρου KZ οι ακραίες τιμές όντως εξαλείφθηκαν και η πρόγνωση που προϋπήρχε με τις φιλτραρισμένες μετρήσεις είχαν συνήθως απλά μια σχέση υποεκτίμησης. Με την εφαρμογή του φίλτρου δημιουργήθηκαν χρονοσειρές που ήταν κοντά στο ζητούμενο παρόλο την κίνηση που υπήρχε ξανά κοντά στα δεδομένα και με ελάχιστη επιρροή από τις μετρήσεις. Όμως το ζητούμενο είχε δημιουργηθεί το φίλτρο απέδιδε την αναμενόμενη τάση κίνησης που θέλαμε να δημιουργεί, απλά τυγχάνει το ίδιο να έκαναν και οι προβλέψεις στο συγκεκριμένο μοντέλο.

Οι ωριαίες παρατηρήσεις διευκόλυναν στην εκμάθηση του φίλτρου μιας και οι ενδιάμεσες τιμές που απουσίαζαν στις τριώρες πλέον υπήρχαν. Το τελικό συμπέρασμα είναι πως το φίλτρο με ένα παράγοντα δεν μπορεί να απορροφήσει το σύνολο της πληροφορίας που χρειάζεται για να κάνει ουσιαστικές διορθώσεις, μπορεί όμως να απορροφήσει τόση πληροφορία ώστε να προβλέψει την τάση κίνησης. Οι δυνατότητες που προσφέρει με αυτά τα χαρακτηριστικά είναι η συμπλήρωση κενών σε ελλιπή δεδομένα, χωρίς να επηρεάζει την ποιότητα τους, προσέγγιση μοντέλων πρόγνωσης και φυσικά αποτελέσματα τάσης της ταχύτητας ανέμου για εφαρμογή σε έρευνα όπου απαιτείται μια γενική εικόνα και πρώτη προσέγγιση. Μπορεί κανείς να πει πως είναι ένα πολύ καλό εργαλείο βοηθητικού χαρακτήρα.

Βιβλιογραφία

1. L.F. Richardson, 1922: Weather Prediction by Numerical Processes. Boston: Cambridge University Press. p. 66. ISBN 9780511618291. Retrieved 23 February 2019.
2. Vilhelm Bjerknes, 1904a: Das Problem der Wettervorhersage, betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik. Met. Zeit., 21, 1-7. Translation by Y. Mintz: The problem of weather forecasting as a problem in mechanics and physics. Los Angeles, 1954. Reprinted (pp 1-4) in Shapiro & Grønås, 1999.
3. Lynch, Peter (March 2008). "The origins of computer weather prediction and climate modeling". Journal of Computational Physics. 227 (7): 3431–44.
4. G.Galanis, 2016: Lecture Notes, Notable Topics of Operational Research 2016
5. H.R. Glahn & D.A. Lowry, 1972: The Use of Model Output Statistics (MOS) in Objective Weather Forecasting Harry R. Glahn And Dale A. Lowry Techniques Development Laboratory, National Weather Service, NOAA, Silver Spring, Md. 20910 (Manuscript received 16 March 1972, in revised form 27 July 1972)
6. Rao et al., 1995: S.T. Rao, E. Zalewsky, I.G. Zurbenko Determining temporal and spatial variations in ozone air quality J. Air Waste Manage. Assoc., 45 (1995), pp. 57-61
7. Solaun et al., 2013: O. Solaun, J.G. Rodríguez, A. Borja, M. González, J.I. Saiz-Salinas Biomonitoring of metals under the water framework directive: detecting temporal trends and abrupt changes, in relation to the removal of pollution sources Mar. Pollut. Bull., 67 (2013), pp. 26-35
8. Zurbenko et al., 2009: I. Zurbenko, P.S. Porter, R. Gui, S.T. Rao, J.Y. Ku, R.E. Eskridge Detecting discontinuities in time series of upper-air data: development and demonstration of an adaptive filter technique J. Clim., 9 (2009), pp. 3548-3560
9. R.E., Kalman 1960: Kalman, R. E. 1960. "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," Transaction of the ASME—Journal of Basic Engineering, pp. 35-45 (March 1960).
10. Cheng and Steenburgh, 2007: William Y. Y. Cheng; W. James Steenburgh, 2007 Strengths and Weaknesses of MOS, Running-Mean Bias Removal, and Kalman

Filter Techniques for Improving Model Forecasts over the Western United States. Wea. Forecasting (2007) 22 (6): 1304–1318.

11. Crochet, 2004: Crochet, P., 2004. Adaptive Kalman filtering of 2-metre temperature and 10-metre windspeed forecasts in Iceland. Meteorological Applications, 11, 173–187.
12. Galanis and Anadranistakis, 2002: Galanis, G., and M. Anadranistakis, 2002. A one-dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts. Meteorological Applications, 9, 437–441.
13. Homleid, 1995: Homleid, M., 1995. Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the Kalman filter. Weather and Forecasting, 10, 689–707.
14. Kalnay, 2003: Kalnay, E., 2003. Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. Cambridge, 341 pp.
15. Mylne et al., 2002b: Mylne, K.R., C. Woolcock, J.C.W. Denholm-Price, and R.J. Darvell, 2002b. Operational calibrated probability forecasts from the ECMWF ensemble prediction system: implementation and verification. Preprints, Symposium on Observations, Data Analysis, and Probabilistic Prediction, (Orlando, Florida), American Meteorological Society, 113–118.
16. Valee et al., 1996: Valée, M., L.J. Wilson, and P. Bourgouin, 1996. New statistical methods for the interpretation of NWP output and the Canadian meteorological center. Preprints, 13th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences (San Francisco, California). American Meteorological Society, 37–44.
17. Carter et al., 1989: Glahn and Lowry, 1972; Statistical Forecasts Based on the National Meteorological Center's Numerical Weather Prediction System Gary M. Carter; J. Paul Dallavalle; Harry R. Glahn Wea. Forecasting (1989) 4 (3): 401–412.
18. Jacks et al., 1990: Jacks, E., J.B. Bower, V.J. Dagostaro, J.P. Dallavalle, M.C. Erickson, and J. Su, 1990. New NGM-based MOS guidance for maximum/minimum temperature, probability of precipitation, cloud amount, and surface wind. Weather and Forecasting, 5, 128–138.

- 19.**Erickson et al., 1991: Erickson, M.C., J.B. Bower, V.J. Dagostaro, J.P. Dallavalle, E. Jacks, J.S. Jensenius, Jr., and J.C. Su, 1991. Evaluating the impact of RAFS changes on the NGM-based MOS guidance. *Weather and Forecasting*, 6, 142–147.
- 20.**Hamill et al., 2006: Hamill, T.M., 2006. Ensemble-based atmospheric data assimilation: a tutorial. In: Palmer, T.N., and R. Hagedorn, eds., *Predictability of Weather and Climate*. Cambridge, in press.
- 21.**Wilson and Valee, 2002, 2003: Wilson, L.J., and M. Vallée, 2002. The Canadian updateable model output statistics (UMOS) system: design and development tests. *Weather and Forecasting*, 17, 206–222.
- 22.**Wilson, L.J., and M. Vallée, 2003: The Canadian updateable model output statistics (UMOS) system: validation against perfect prog. *Weather and Forecasting*, 18, 288–302.
- 23.**Yuval and Hsieh, 2003: Yuval, and W.W. Hsieh, 2003. An adaptive nonlinear MOS scheme for precipitation forecasts using neural networks. *Weather and Forecasting*, 18, 303–310.
- 24.**Lemcke and Kruizinga, 1988: Lemcke, C., and S. Kruizinga, 1988. Model output statistics forecasts: three years of operational experience in the Netherlands. *Monthly Weather Review*, 116, 1077–1090.
- 25.**Francis et al., 1982: Francis, P.E., A.P. Day, and G.P. Davis, 1982. Automated temperature forecasting, an application of Model Output Statistics to the Meteorological Office numerical weather prediction model. *Meteorological Magazine*, 111, 73–87.
- 26.**Conte et al., 1980: Conte, M., C. DeSimone, and C. Finizio, 1980. Post-processing of numerical models: forecasting the maximum temperature at Milano Linate. *Rev. Meteor. Aeronautica*, 40, 247–265.
- 27.**Lu, 1991: Lu, R., 1991. The application of NWP products and progress of interpretation techniques in China. In: H.R. Glahn, A.H. Murphy, L.J. Wilson, and J.S. Jensenius, Jr., eds., *Programme on Short-and Medium-Range Weather Prediction Research*. World Meteorological Organization WM/TD No. 421. XX19–22.

- 28.** Azcarraga & Ballester, 1991: Azcarraga, R., and A.J. Ballester G., 1991. Statistical system for forecasting in Spain. In: H.R. Glahn, A.H. Murphy, L.J. Wilson, and J.S. Jensenius, Jr., eds., Programme on Short- and Medium-Range Weather Prediction Research. World Meteorological Organization WM/TD No. 421. XX23–25.
- 29.** Brunet et al., 1988: Brunet, N., R. Verret, and N. Yacowar, 1988. An objective comparison of model output statistics and “perfect prog” systems in producing numerical weather element forecasts. *Weather and Forecasting*, 3, 273–283.
- 30.** D.S. Wilks et al., 2011: *Statistical Methods in the atmospheric science*, second edition.
- 31.** O.S. Idowu & C.J.deW Reutenbach, 2008; Model Output Statistics to improve severe storms prediction over Western Sahel O.S. Idowu & C.J.deW Rautenbach, 30 October 2008.
- 32.** Lazar Lazic, Goran Pejanovic, Momcilo Zinkovic, Luka Ilic 2014: Improved wind forecasts for wind power generation using the Eta model and MOS (Model Output Statistics) method Lazar Lazic, Goran Pejanovic, Momcilo Zivkovic, Luka Ilic, 14 June 2014
- 33.** Remco A. Verzijlbergh, Petra W. Heijnen, Stephan R. de Roode, Alexander Los, Harm J.J. Jonker, June 2015: Improved model output statistics of numerical weather prediction based irradiance forecasts for solar power applications, June 2015
- 34.** S. Vannitsem, 2009: A unified linear Model Output Statistics scheme for both deterministic and ensemble forecasts S.Vannitsem, 3 July 2009
- 35.** Glahn, B., K. Gilbert, R. Cosgrove, D.P. Ruth, K. Sheets, 2009a. The gridding of MOS. *Weather and Forecasting*, 24, 520–529.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α'

Γραφικές Παραστάσεις Εφαρμογής

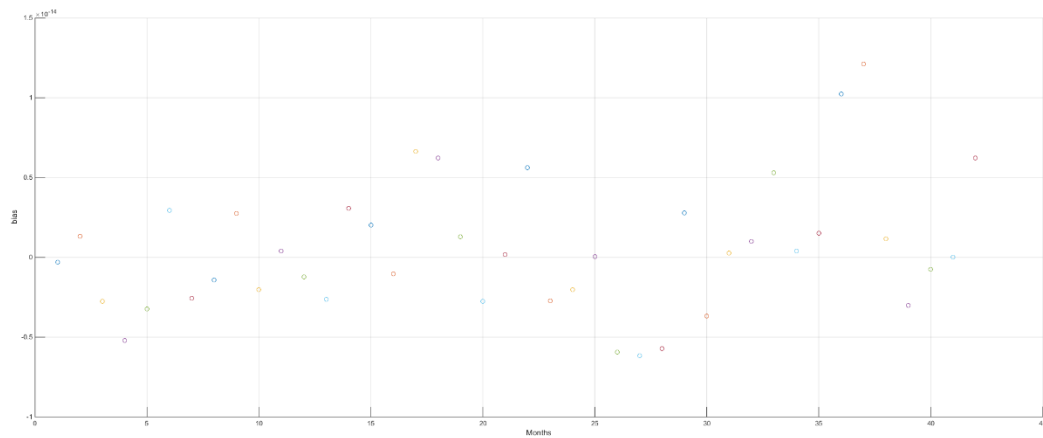
MOS – 1point

Στις επόμενες γραφικές παραστάσεις παρατίθενται τα αποτελέσματα εφαρμογής του φίλτρου σε όλο το μήκος των παρατηρήσεων για την εύρεση του ελάχιστου αριθμού επαναλήψεων εκπαίδευσης. Οι γραφικές παραστάσεις κατανέμονται ανά περιοχή και με την σειρά bias, NS & RMSE. Από τα γραφήματα της κάθε περιοχής για του δείκτες bias, NS, RMSE προκύπτει ο παρακάτω πίνακας με τις ελάχιστες επαναλήψεις εκπαίδευσης κάθε περιοχής.

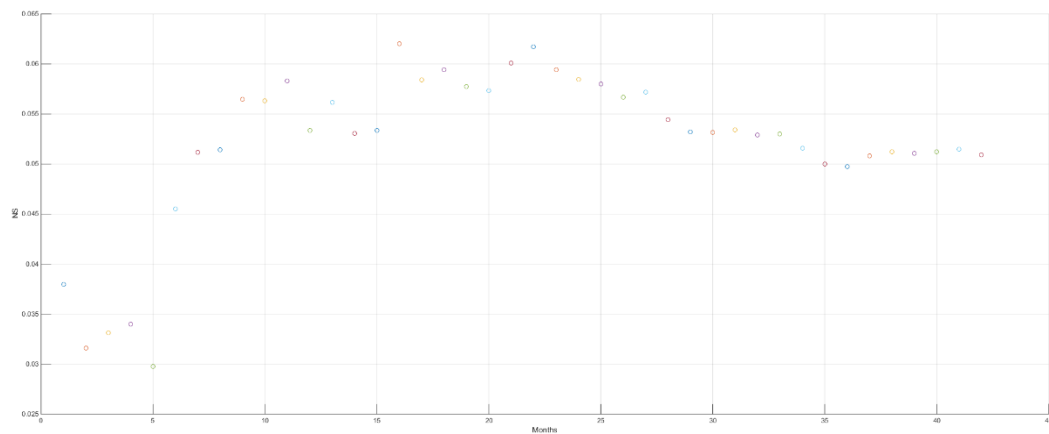
Περιοχές/Επαναλ.	x240	Ελάχιστες
Αργοστόλι	42	32
Χίος	50	30
Κέρκυρα	60	29
Μήλος	42	31
Μύκονος	42	28
Σητεία	42	30
Σκύρος	59	33
Σούδα	58	30
Θήρα	49	30

Πίνακας 7: Πίνακας ελάχιστων επαναλήψεων εκπαίδευσης MOS-1point

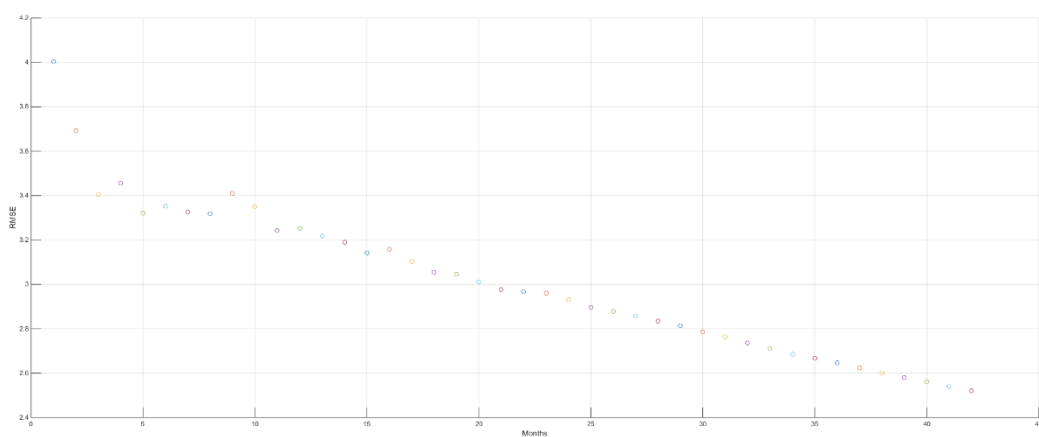
Μήλος



Εικόνα 63: Bias εκπαίδευση MOS-1point

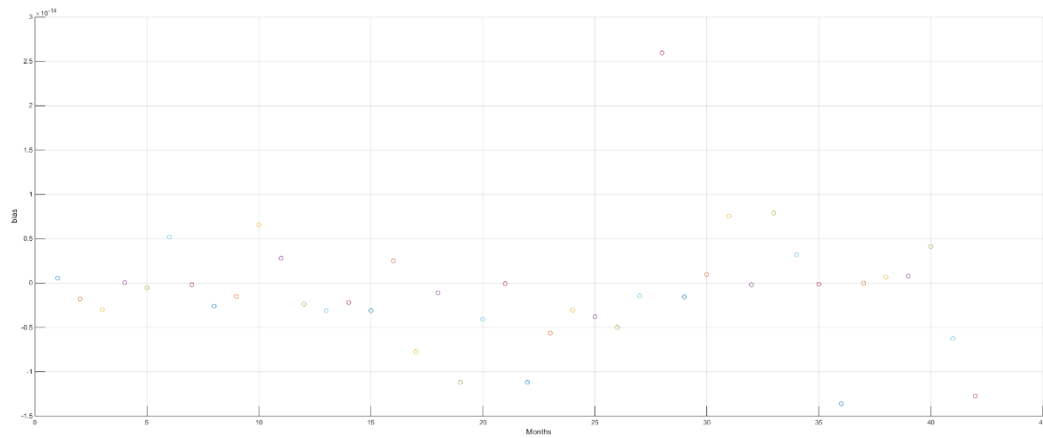


Εικόνα 64: R^2 εκπαίδευση MOS-1point

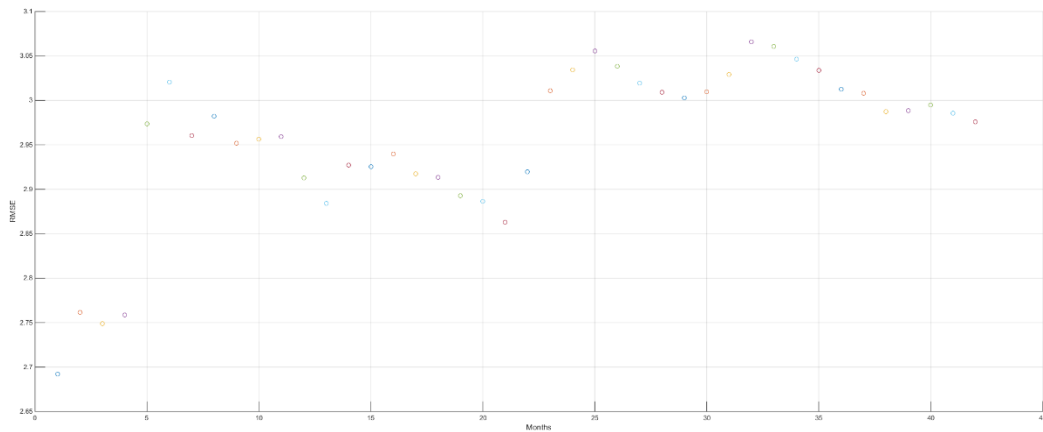


Εικόνα 65: RMSE εκπαίδευση MOS-1point

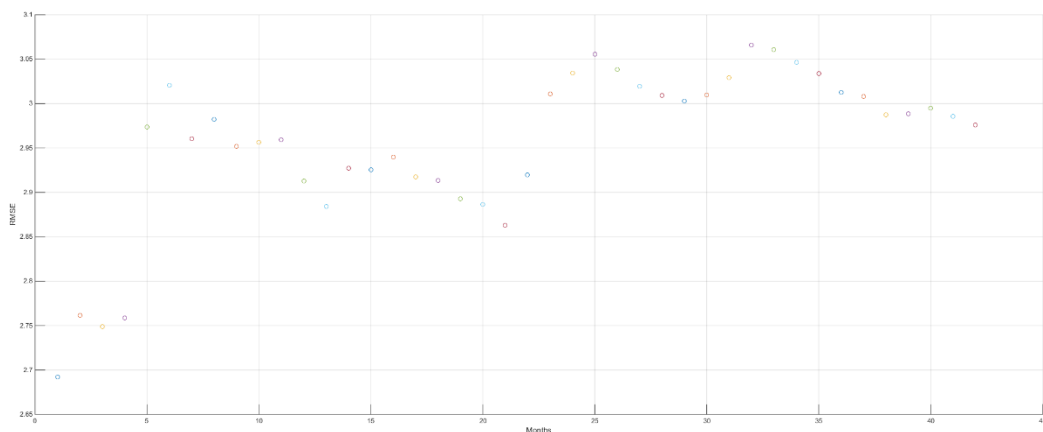
Μύκονος



Εικόνα 66: Bias εκπαίδευση MOS-1point

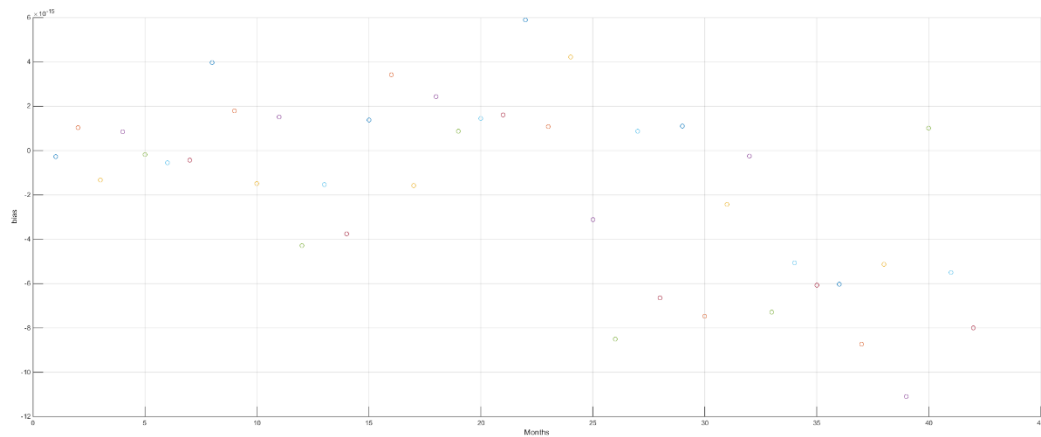


Εικόνα 67: NS εκπαίδευση MOS-1point

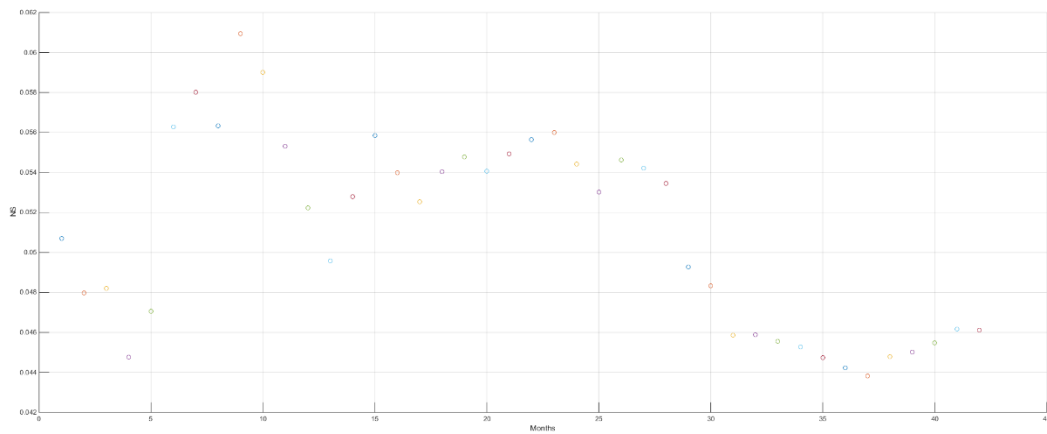


Εικόνα 68: RMSE εκπαίδευση MOS-1point

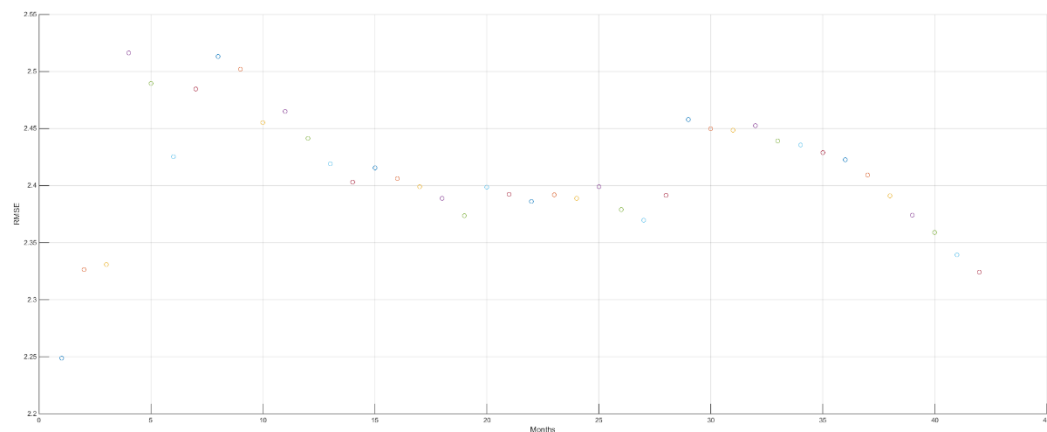
Σητεία



Εικόνα 69: Bias εκπαίδευση MOS-1point

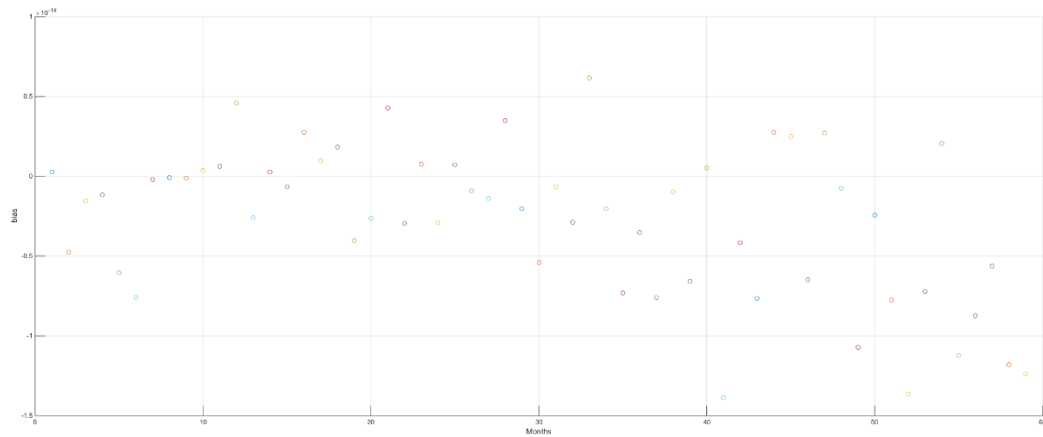


Εικόνα 70: NS εκπαίδευση MOS-1point

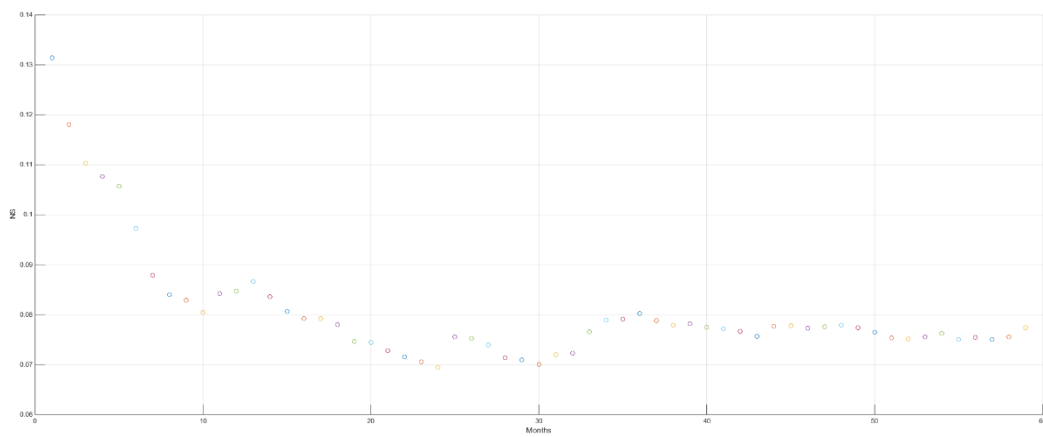


Εικόνα 71: RMSE εκπαίδευση MOS-1point

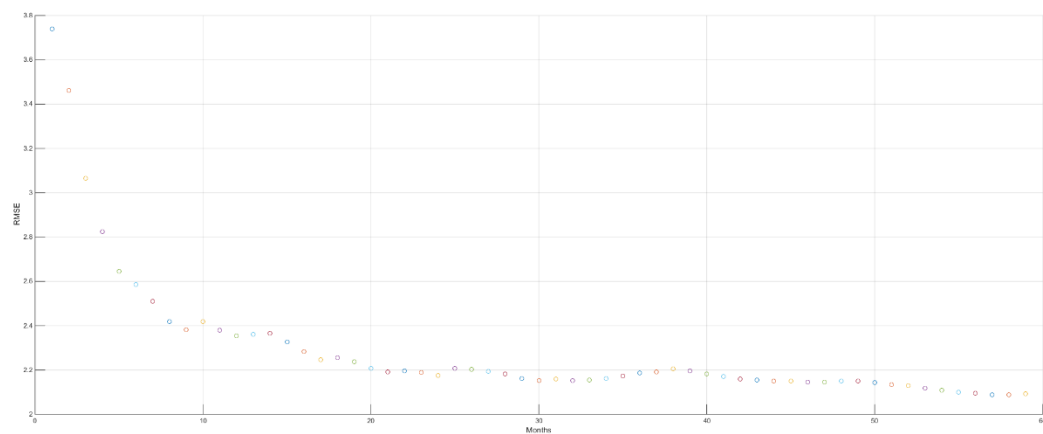
Σχόρος



Εικόνα 72: Bias εκπαίδευση MOS-1point

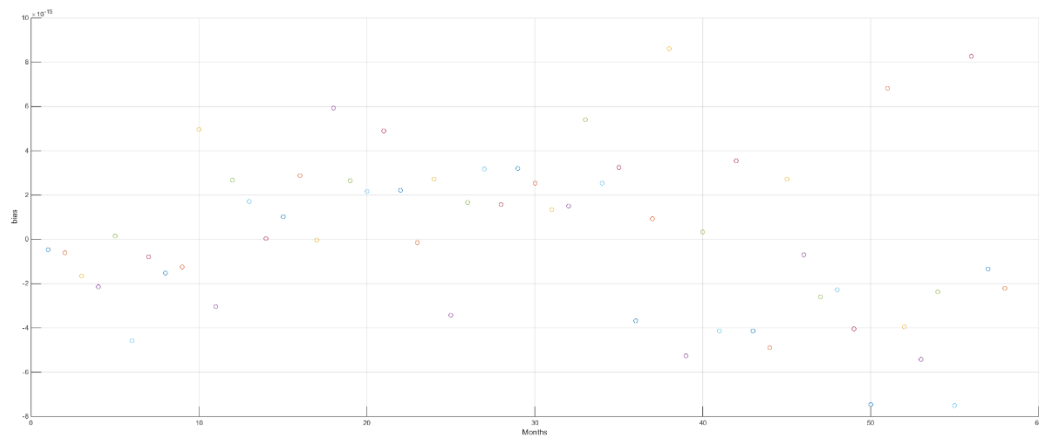


Εικόνα 73: NS εκπαίδευση MOS-1point

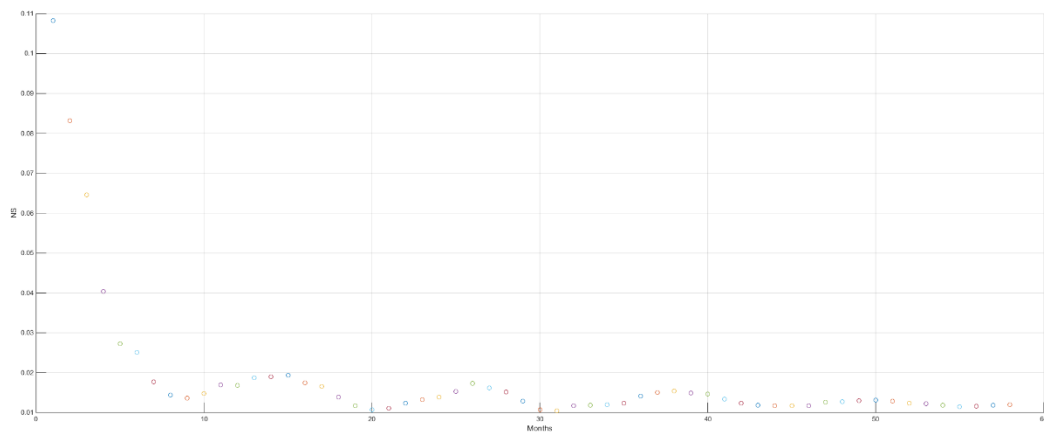


Εικόνα 74: RMSE εκπαίδευση MOS-1point

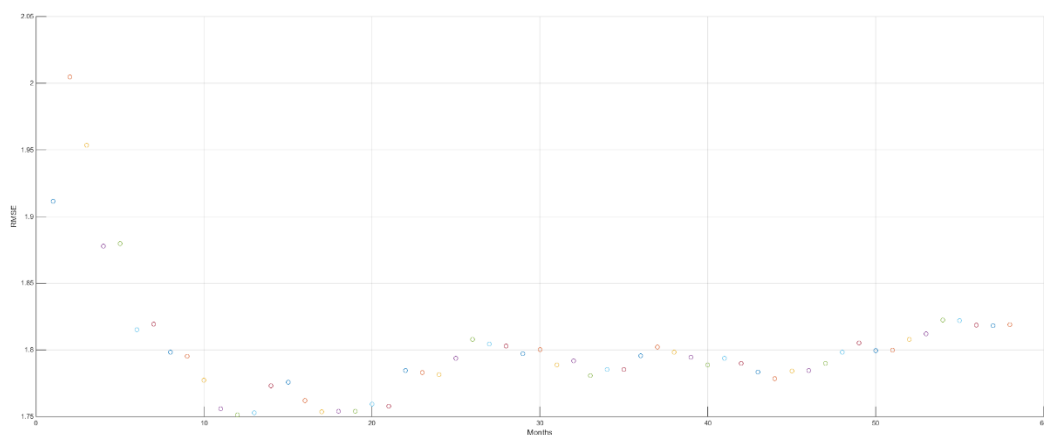
Σούδα



Εικόνα 75: Bias εκπαίδευση MOS-1point

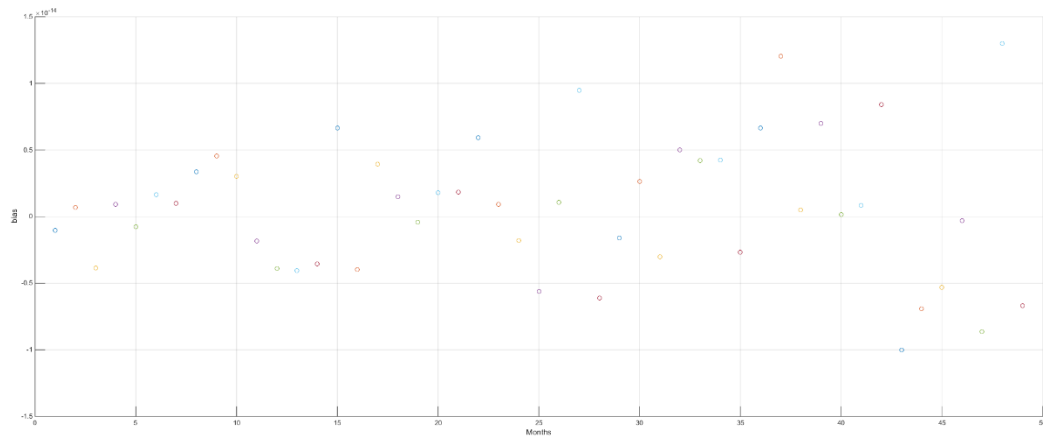


Εικόνα 76: NS εκπαίδευση MOS-1point

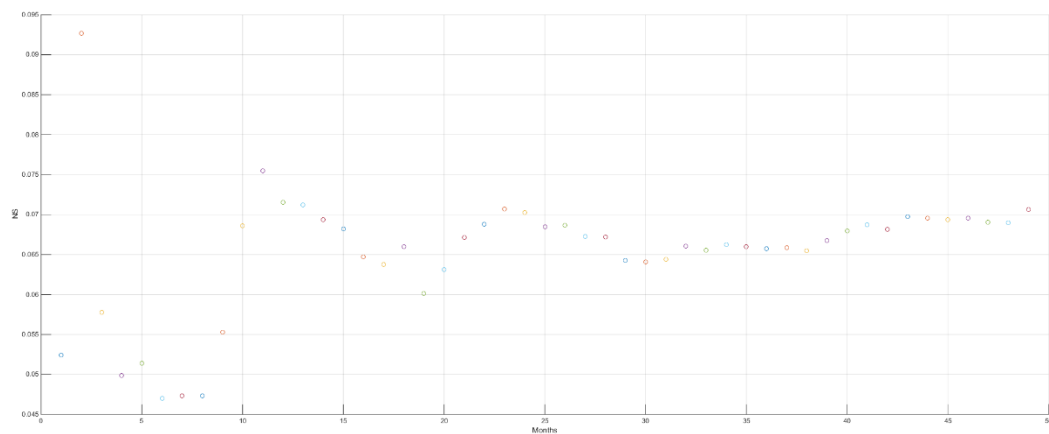


Εικόνα 77: RMSE εκπαίδευση MOS-1point

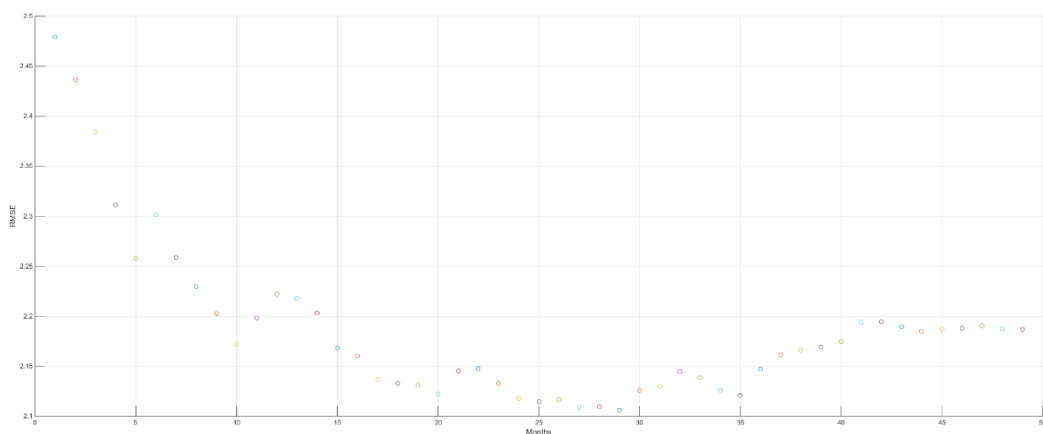
Θήρα



Εικόνα 78: Bias εκπαίδευση MOS-1point



Εικόνα 79: NS εκπαίδευση MOS-1point

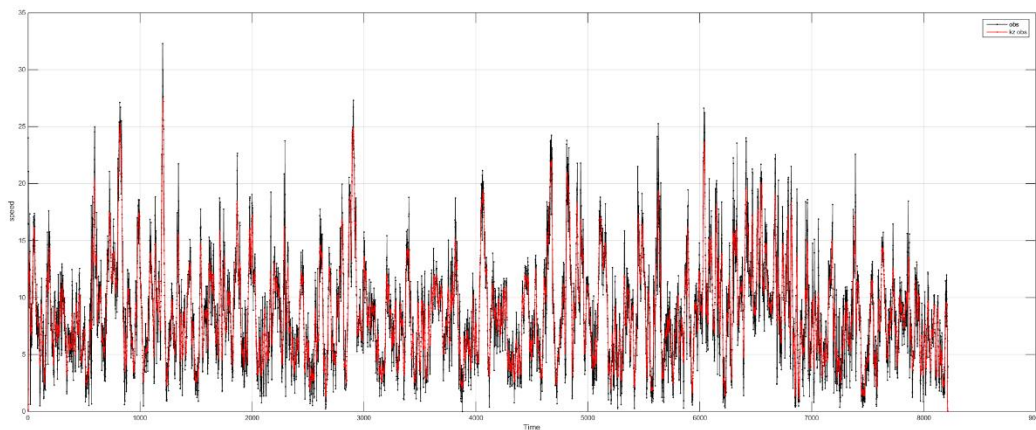


Εικόνα 80: RMSE εκπαίδευση MOS-1point

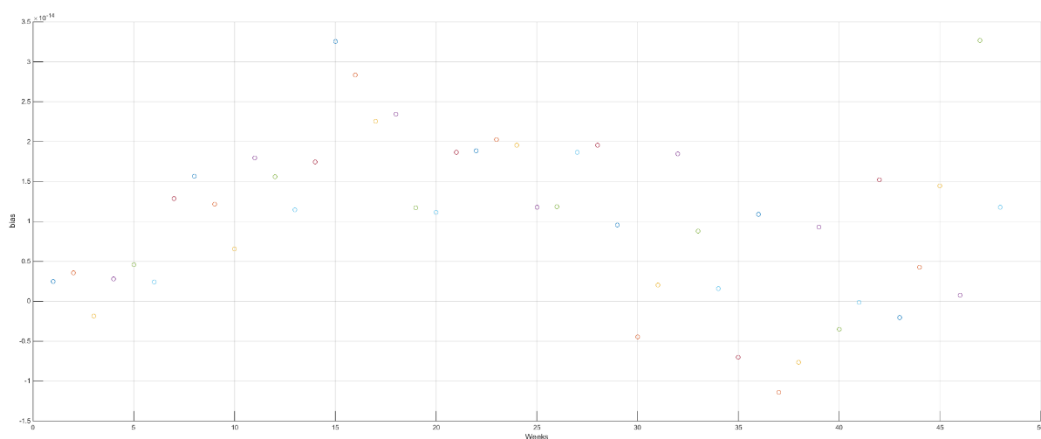
MOS – 1point KZ

Στις επόμενες γραφικές παραστάσεις παρατίθενται τα αποτελέσματα εφαρμογής του φίλτρου KZ για την μείωση των ακραίων τιμών σε όλο το μήκος των παρατηρήσεων και στην συνέχεια η εφαρμογή του MOS για την εύρεση του ελάχιστου αριθμού επαναλήψεων εκπαίδευσης. Οι γραφικές παραστάσεις κατανέμονται ανά περιοχή και με την σειρά bias, NS & RMSE. Στο τέλος παρατίθεται πίνακας με τα αποτελέσματα.

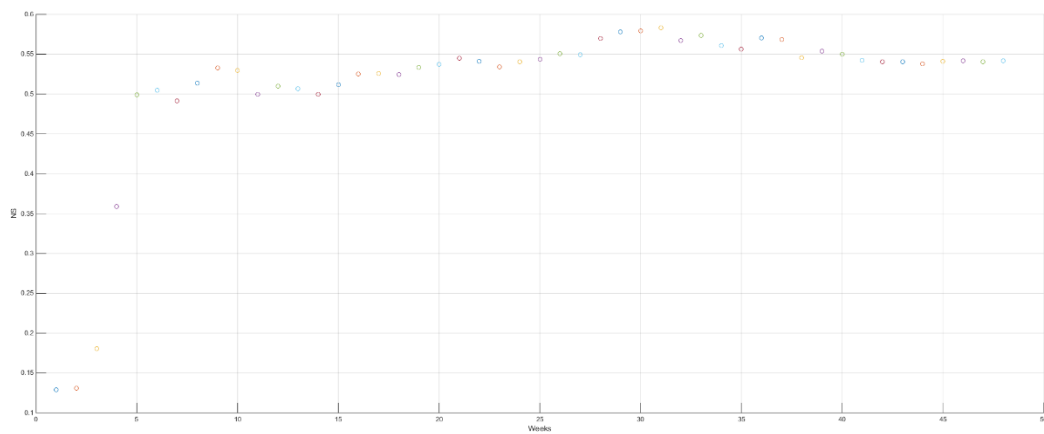
Αλκυόνη



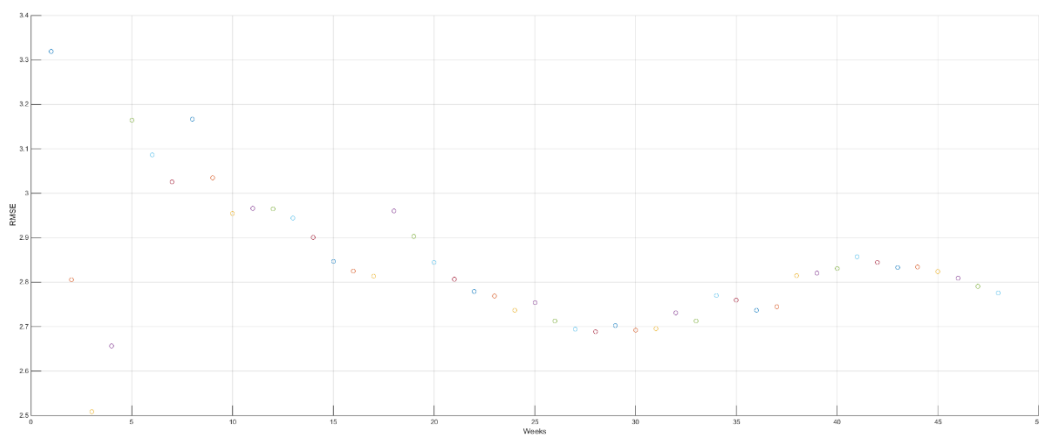
Εικόνα 81: Γράφημα παρατηρήσεις-KZ



Εικόνα 82: Bias εκπαίδευση MOS-1point KZ

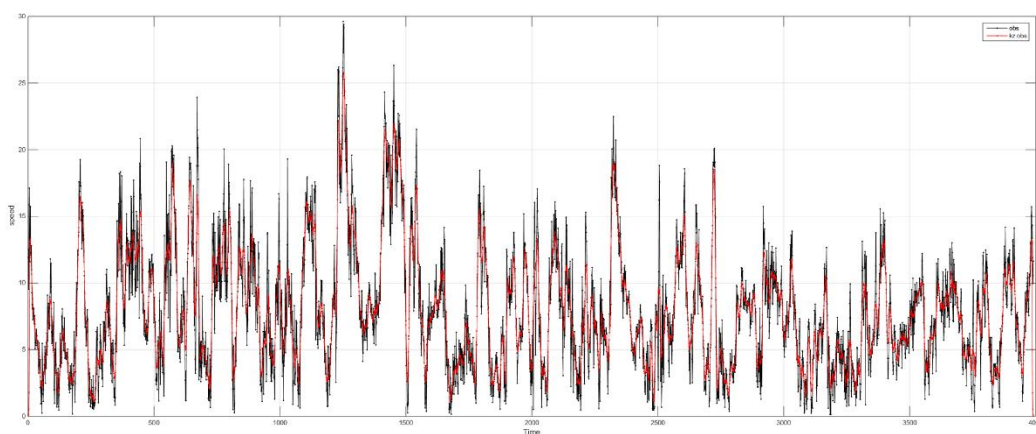


Εικόνα 83: NS εκπαίδευση MOS-1point KZ

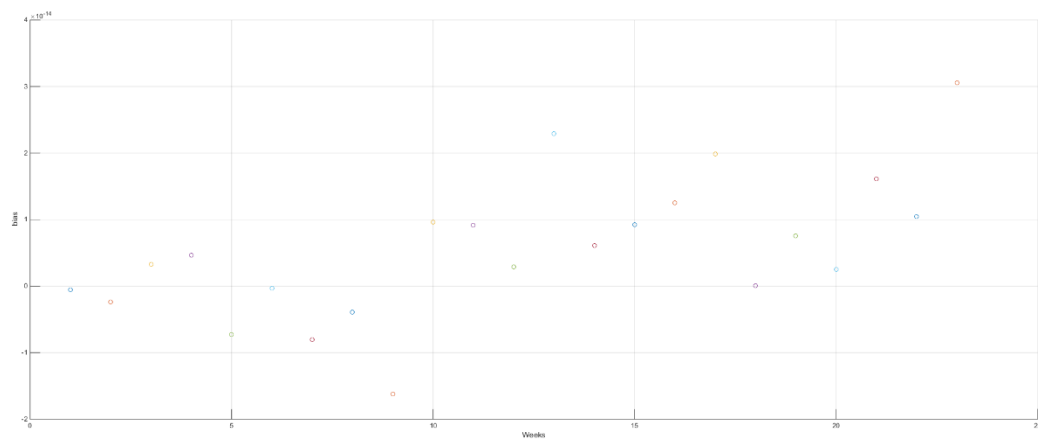


Εικόνα 84: RMSE εκπαίδευση MOS-1point KZ

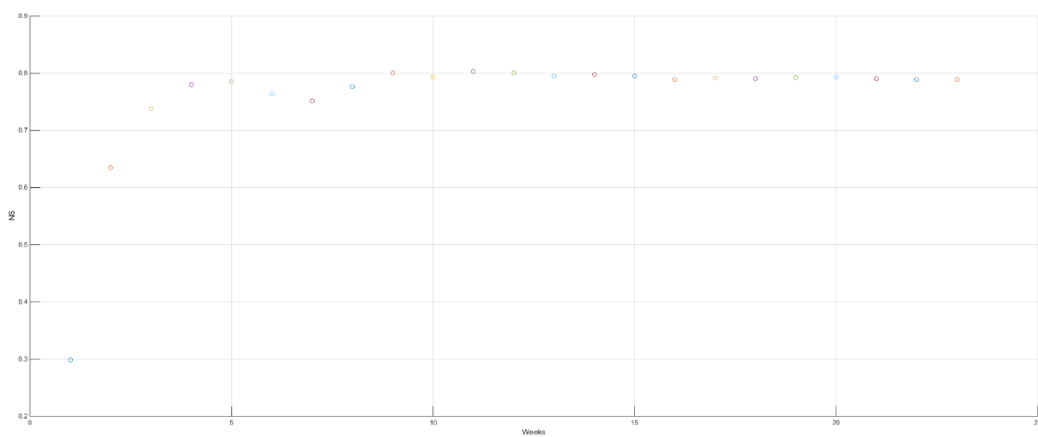
Ανεμόεσσα



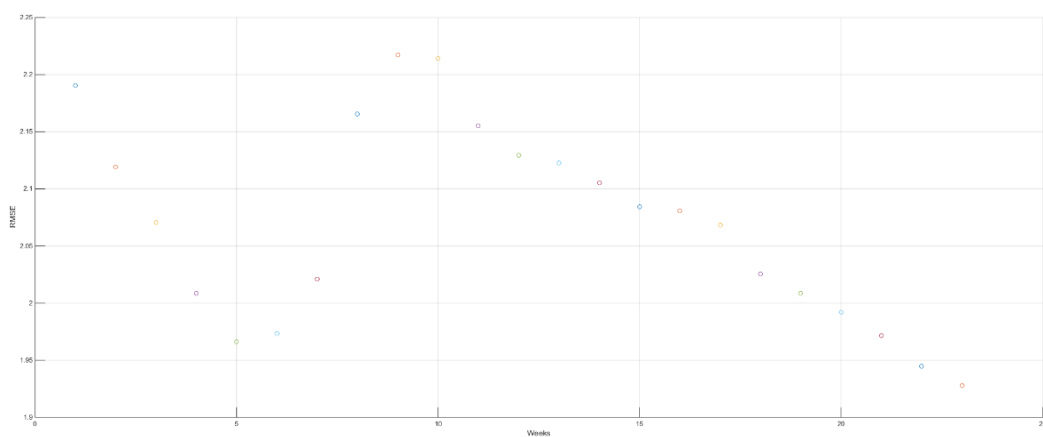
Εικόνα 85: Γράφημα παρατηρήσεις-KZ



Εικόνα 86: Bias εκπαίδευση MOS-1point KZ

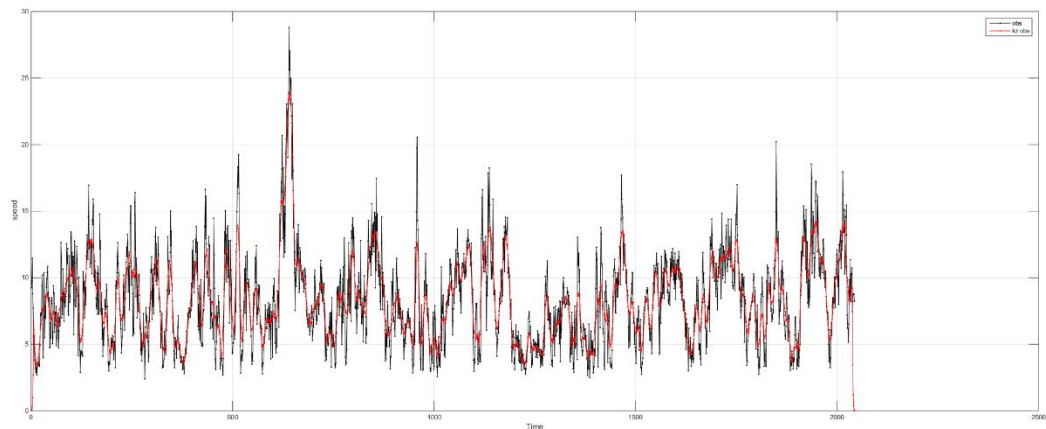


Εικόνα 87: NS εκπαίδευση MOS-1point KZ

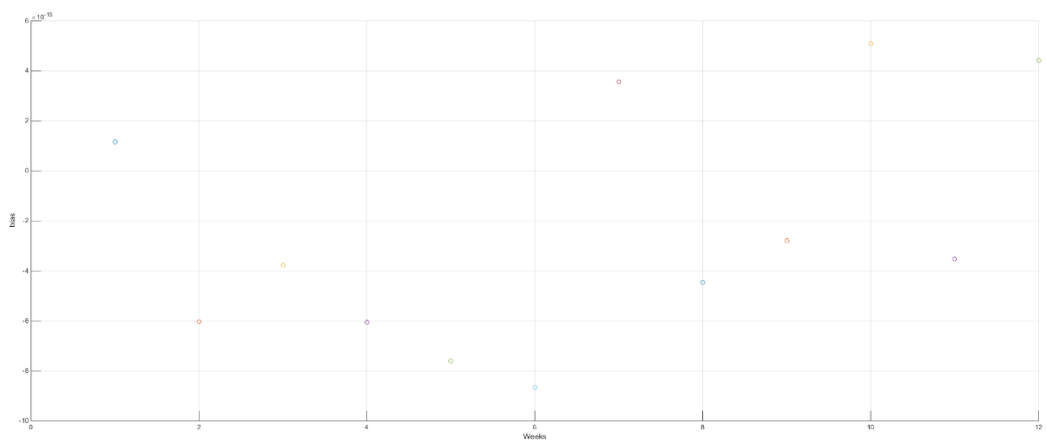


Εικόνα 88: RMSE εκπαίδευση MOS-1point KZ

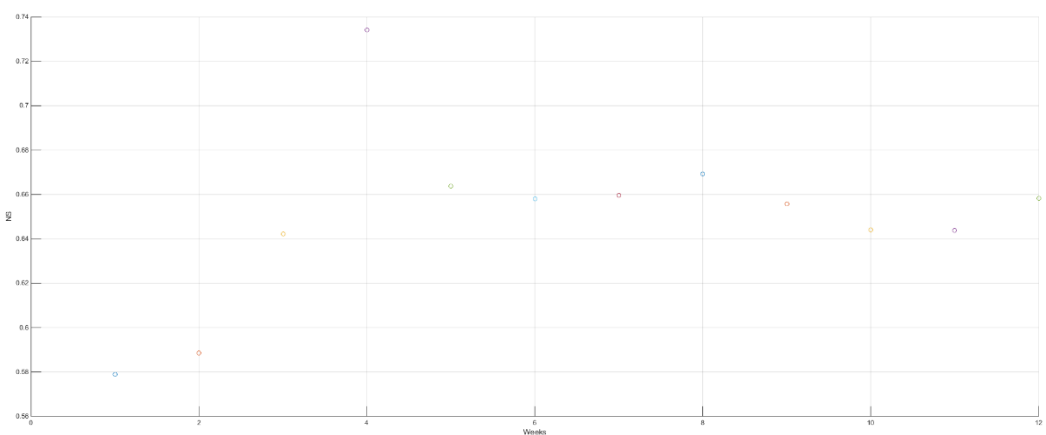
ΟΑΣ



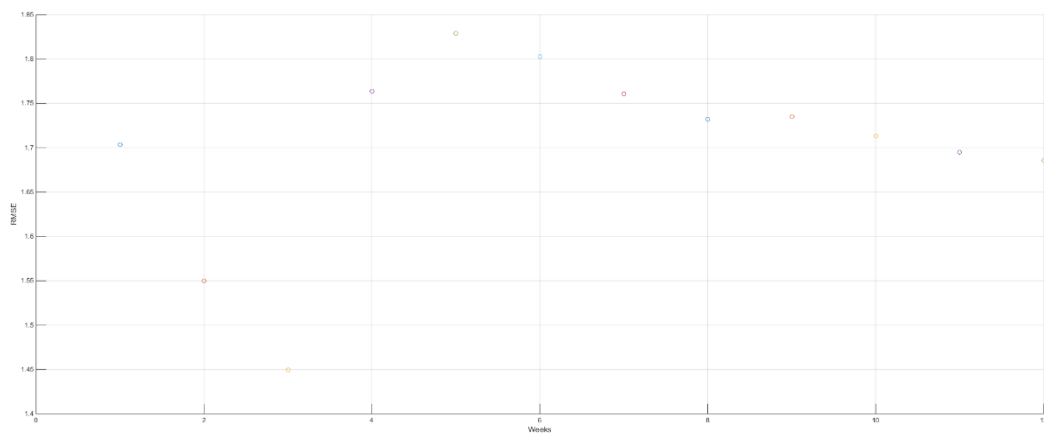
Εικόνα 89: Γράφημα παρατηρήσεις-KZ



Εικόνα 90: Bias εκπαίδευση MOS-1point KZ

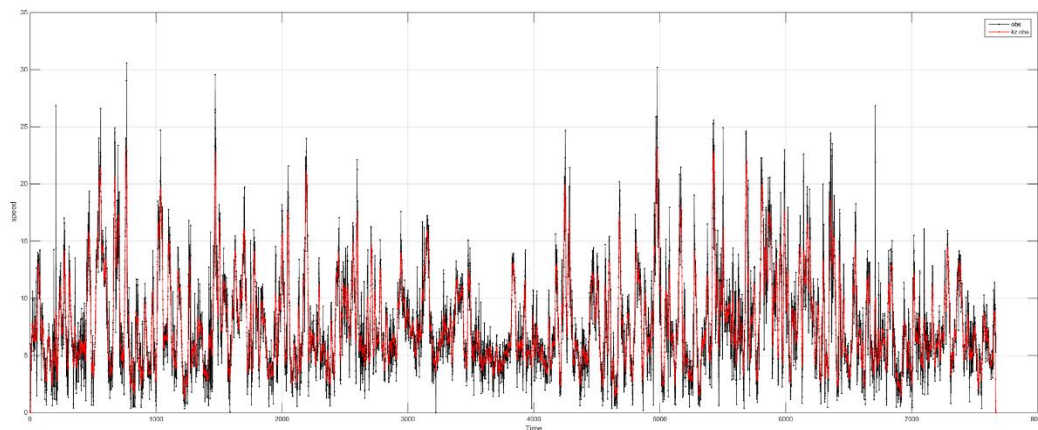


Εικόνα 91: NS εκπαίδευση MOS-1point KZ

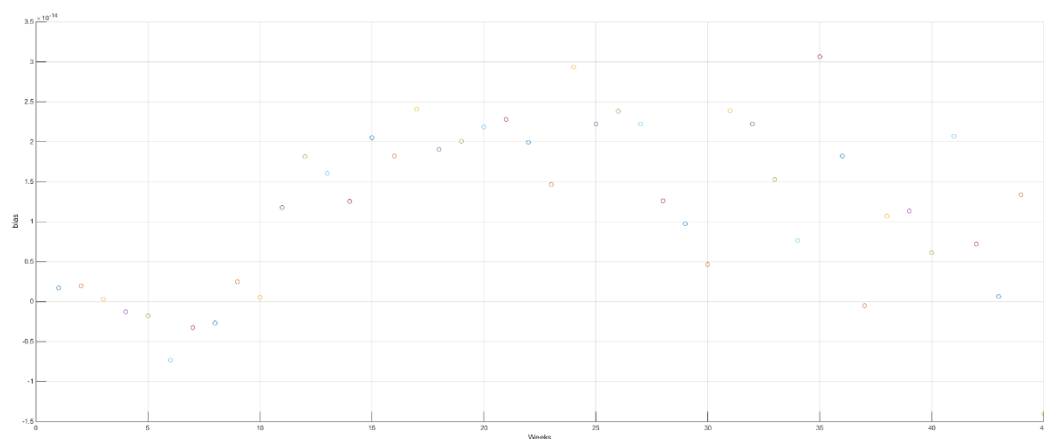


Εικόνα 92: RMSE εκπαίδευση MOS-1point KZ

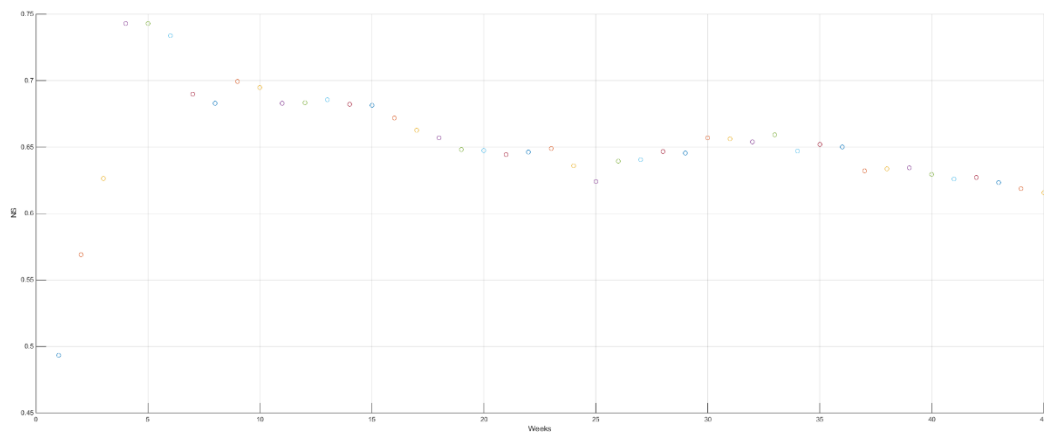
Βαρδιά



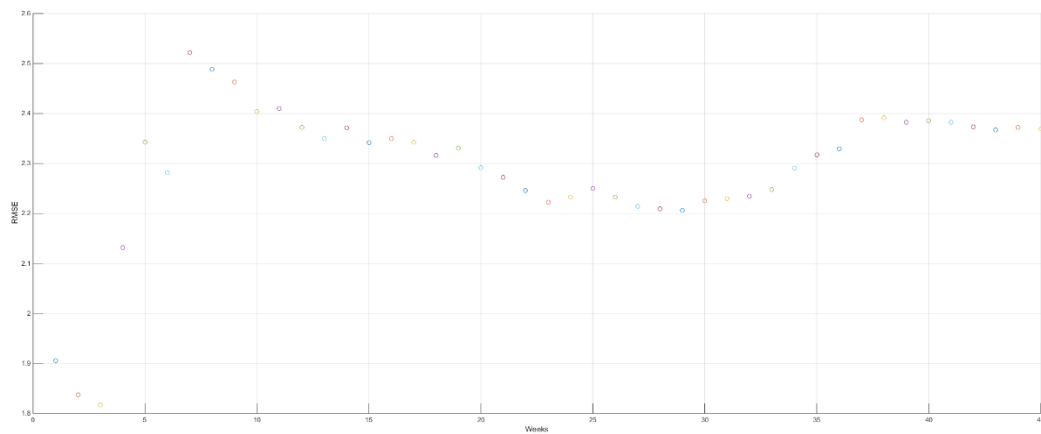
Εικόνα 93: Γράφημα παρατηρήσεις-KZ



Εικόνα 94: Bias εκπαίδευση MOS-1point KZ



Εικόνα 95: NS εκπαίδευση MOS-1point KZ



Εικόνα 96: RMSE εκπαίδευση MOS-1point KZ

Περιοχές/Επαναλ.	X168	Ελάχιστες
Αλκυόνη	48	25
Ανεμόεσσα	23	10
Enercon	38	25
ΟΑΣ	12	10
Βαρδιά	45	25
Βατάλη	50	28

Πίνακας 8: Πίνακας ελάχιστων επαναλήψεων εκπαίδευσης MOS-1point KZ

Από τα γραφήματα της κάθε περιοχής για του δείκτες bias, NS, RMSE προκύπτει ο παραπάνω πίνακας με τις ελάχιστες επαναλήψεις εκπαίδευσης κάθε περιοχής.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β'

Γραφικές Παραστάσεις Αποτελεσμάτων

MOS – 4point

Ισπανία

Bardenas Loma Negra

Η εφαρμογή του MOS έγινε για $(720 \times N) + 1$ & $720 \times (N + 3)$ παρατηρήσεις με $N = 23$ ο αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης και τα αποτελέσματα εφαρμόστηκαν στο σημείο 16561 & 18720 των δεδομένων και είναι για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις. Η συνάρτηση MOS

$$Y = 0.9802 - 0.8261 \cdot X_1 + 1.3002 \cdot X_2 + 1.7392 \cdot X_3 - 1.0021 \cdot X_4$$

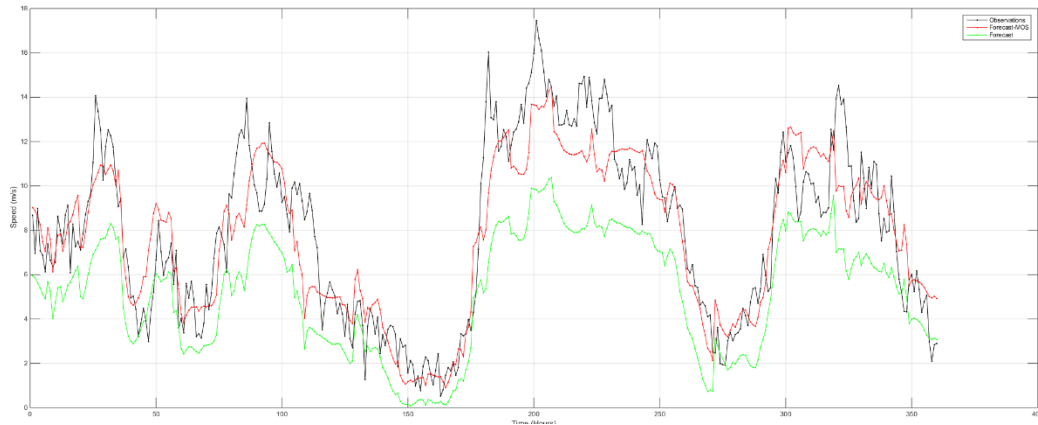
με την τιμή του $a_0 = 0.9802$ να παρουσιάζει δεδομένα καλής ποιότητας.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.3308	0.1627	0.0916	0.2354
Bias_u	2.0583	2.6622	2.2989	2.7452
NS	0.6928	0.5094	0.7418	0.7870
NS_u	0.0777	-0.4349	0.2502	0.2686
RMSE	1.4725	1.8842	1.6768	1.8087
RMSE_u	2.5516	3.2225	2.8576	3.3523

Πίνακας 9: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

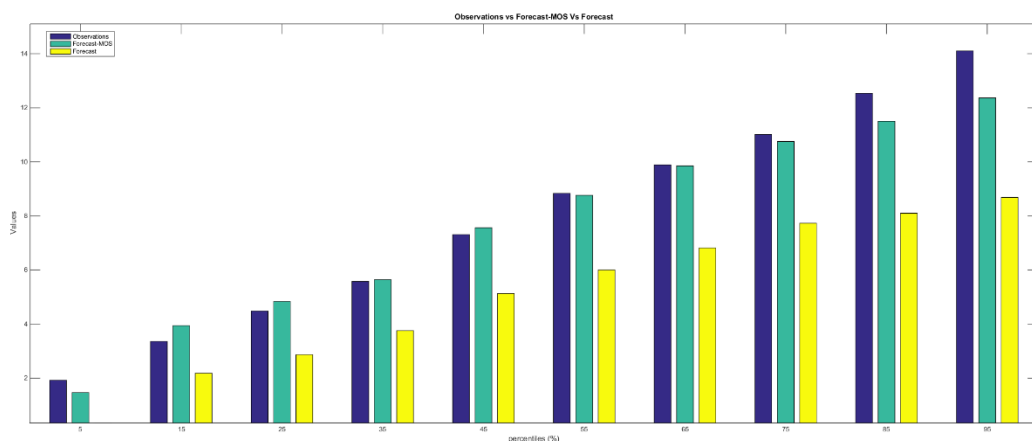
Ο δείκτης bias μετά την εφαρμογή του φίλτρου κινείται σε τιμές κοντά στο μηδέν αφήνοντας ένα μικρό σχεδόν σταθερό συστηματικό σφάλμα υποεκτίμησης, που έχει βελτιωθεί κατά περίπου δύο μονάδες από το μοντέλο πρόγνωσης. Ο NS κινείται από αρνητικές και πολύ

κοντά στο μηδέν τιμές, σε άνω του 0.6 με μέγιστο το 0.78 που δείχνει μοντέλο με πολύ καλή απόδοση. Τέλος το RMSE έχει μειωθεί επομένως και η διασπορά του σφάλματος



Εικόνα 97: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Στο παραπάνω γράφημα χρονοσειρών βλέπουμε πως η διορθωμένη πρόβλεψη, κόκκινη γραμμή, κινείται πολύ καλύτερα και κοντά στις μετρήσεις, μαύρη γραμμή, από την έως τώρα πρόβλεψη, πράσινη γραμμή που συστηματικά κινείται σε υποεκτίμηση και αδυνατεί να προβλέψει μεγάλες τιμές ταχύτητας ανέμου.



Εικόνα 98: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

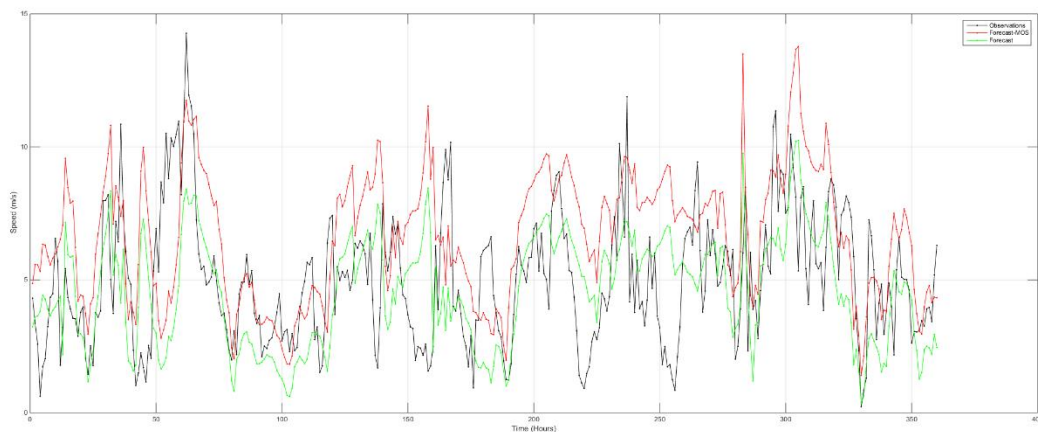
Στο γράφημα ποσοστημορίων παρατηρείτε το MOS να δίνει τιμές κοντά στις μετρήσεις σε όλο το φάσμα τιμών. Στις ακραίες τιμές παρατηρείτε μια μικρή υπερεκτίμηση στις χαμηλές και μια υπερεκτίμηση στις υψηλές πράσινο Vs μπλε. Σε όλο το φάσμα των τιμών

παρατηρείτε η πρόβλεψη να απέχει σημαντικά από τις μετρήσεις και το MOS δίνοντας τιμές υποεκτιμημένες, κίτρινο.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-1.319	-0.8728	-1.3736	-1.6581
Bias_u	0.8203	1.0807	0.6575	0.4058
NS	-0.2404	-0.1064	-0.6329	-0.6881
NS_u	-0.0451	-0.066	-0.2533	-0.126
RMSE	3.5197	2.8711	3.2885	3.1653
RMSE_u	3.2308	2.8182	2.881	2.5852

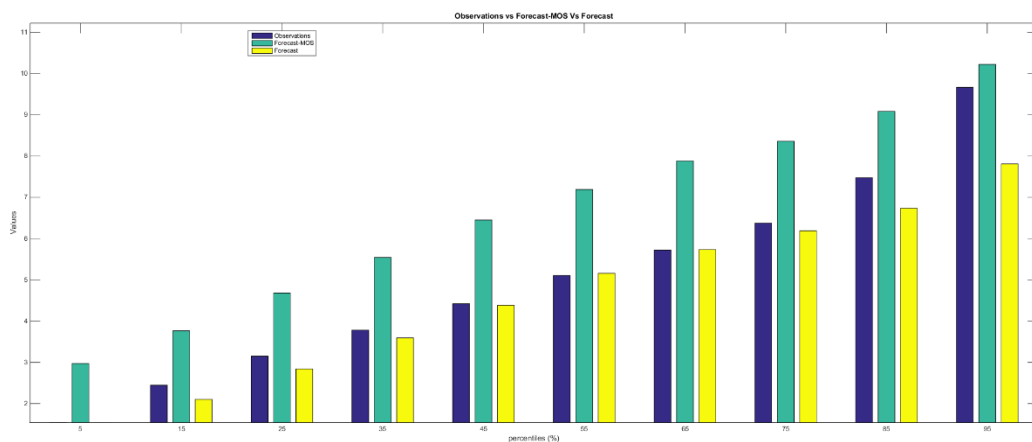
Πίνακας 10: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

Ο δείκτης bias, παρατηρείτε πως συστηματικά υπερεκτιμά το μοντέλο και προέρχεται από μια τιμή σχετικά χαμηλής υποεκτίμησης, οι τιμές είναι αρνητικές και σχετικά μακριά από το μηδέν. Ο NS δεν καταφέρνει κινείται σε αρνητικές τιμές κοντά στο μηδέν, δηλαδή σε μοντέλο χειρότερο από το μοντέλο αναφοράς, μάλιστα οι τιμές του είναι μεγαλύτερες από την αρχική πρόβλεψη. Τέλος το RMSE δεν βελτιώνεται σε κανένα σημείο μάλιστα οι τιμές συγκριτικά με την πρόβλεψη είναι χειρότερες σε όλες τις τιμές προβλέψεων. Με τον παραπάνω πίνακα και τα γραφήματα που ακολουθούν έχουμε ένα μοντέλο αναφοράς για την απόσταση εκπαίδευσης και εφαρμογής του φίλτρου. Οι αποδόσεις όλων των μοντέλων είναι χειρότερες όταν εφαρμόζονται στο σημείο N+3 παρά στο N και στον κόμβο του BLN είναι χειρότερες και από την αρχική πρόβλεψη.



Εικόνα 99: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Στη γραφική παράσταση των χρονοσειρών βλέπουμε την πρόβλεψη, πράσινο, να κινείται κοντά στην μέτρηση, μαύρο, και την κόκκινη να κινείται μονίμως πάνω και από τις δύο. Πρόκειται για συστηματική υπερεκτίμηση που είχε διαπιστωθεί και από τον δείκτη bias.



Εικόνα 100: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Όπως και στο γράφημα χρονοσειρών έτσι και στις ποσοστημορίες, βλέπουμε την συστηματική υπερεκτίμηση του MOS πράσινο και το μοντέλο πρόγνωσης με τις μετρήσεις να κινούνται σε ίδιες τιμές, μπλε κίτρινο.

Carcastillo

Η εφαρμογή του MOS έγινε για $(720 \times N) + 1$ & $720 \times (N + 3)$ παρατηρήσεις με $N = 30$ ο αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης και τα αποτελέσματα εφαρμόστηκαν στο σημείο 21601 & 23740 των δεδομένων και είναι για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις. Η συνάρτηση MOS

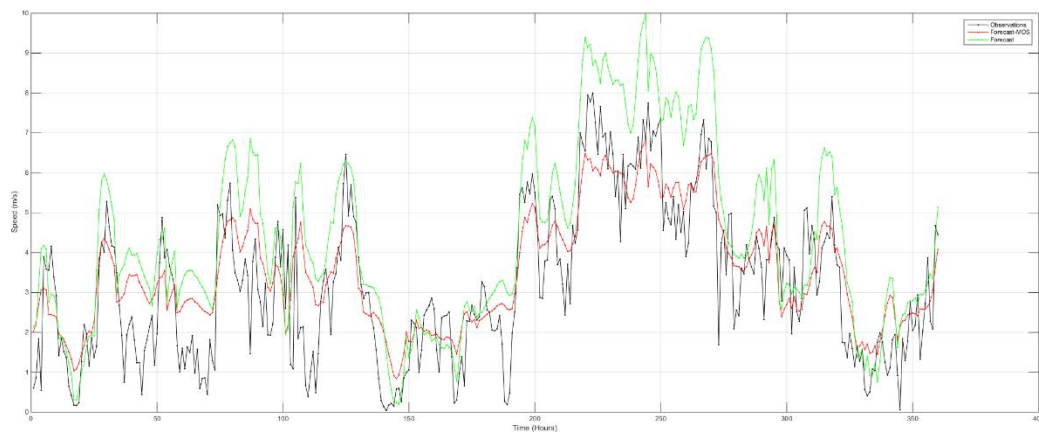
$$Y = 0.8096 + 0.0029 * X_1 + 0.6794 * X_2 + 0.3006 * X_3 - 0.4137 * X_4$$

με την τιμή του $a_0 = 0.8096$ να παρουσιάζει δεδομένα καλής ποιότητας.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.6167	-0.6633	-0.5137	-0.3095
Bias_u	-1.0643	-1.3428	-1.0761	-1.1590
NS	0.1585	0.1019	0.3180	0.6746
NS_u	-0.3622	-0.7565	-0.2644	0.2372
RMSE	1.1941	1.3379	1.2224	1.0917
RMSE_u	1.5193	1.8711	1.6645	1.6716

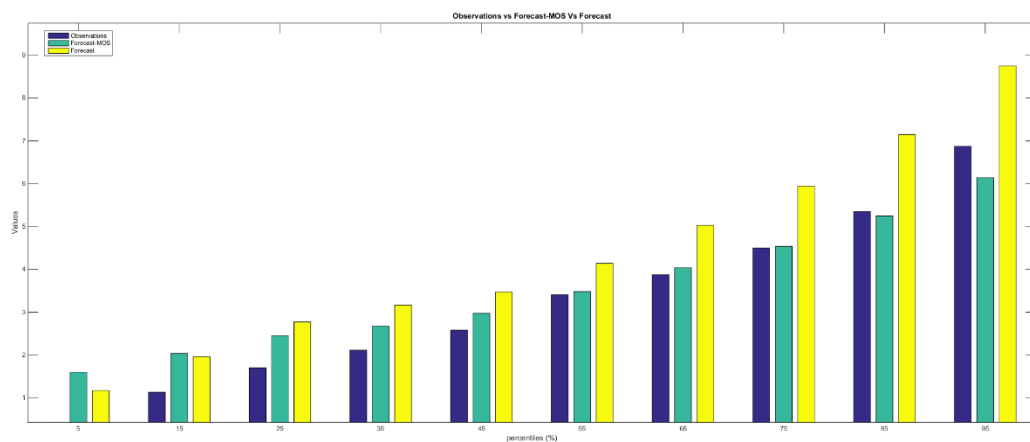
Πίνακας 11: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

Ο δείκτης bias κινείται σε αρνητικές τιμές κοντά στο μηδέν σχετικά βελτιωμένες από του μοντέλου πρόβλεψης, αλλά διατηρεί την ελάχιστη υπερεκτίμηση που υπήρχε. Ο NS κινείται σε θετικές τιμές δίνοντας μοντέλο σχετικά ισοδύναμο με το μοντέλο αναφοράς, όμως στις 360 παρατηρήσεις καταφέρει και αποδίδει ιδιαίτερα καλά. Το RMSE κινείται σε σταθερές τιμές κοντά στην μονάδα δείχνοντας μια μικρή βελτίωση της διασποράς του σφάλματος.



Εικόνα 101: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Παρατηρείτε πως το MOS διορθώνει αρκετά καλά την υπερεκτίμηση της πρόγνωσης αποδίδοντας τιμές κοντά στις μετρήσεις, δεν καταφέρνει όμως να ακολουθήσει την μέτρηση στις έντονες εναλλαγές εξ' αιτίας της έντονα κακής πρόγνωσης σε ορισμένες τιμές.



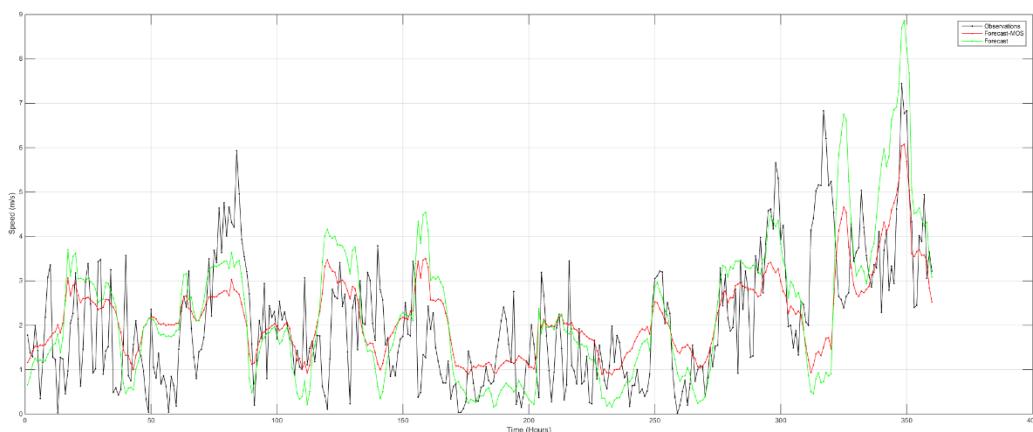
Εικόνα 102: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημοριών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Η απόδοση του φίλτρου στις κεντρικές τιμές φαίνεται να δίνει σχεδόν ίδιες τιμές με τις μετρήσεις, ενώ στις ακραίες υπάρχει μια υποεκτίμηση στις μέγιστες και υποεκτίμηση στις ελάχιστες.

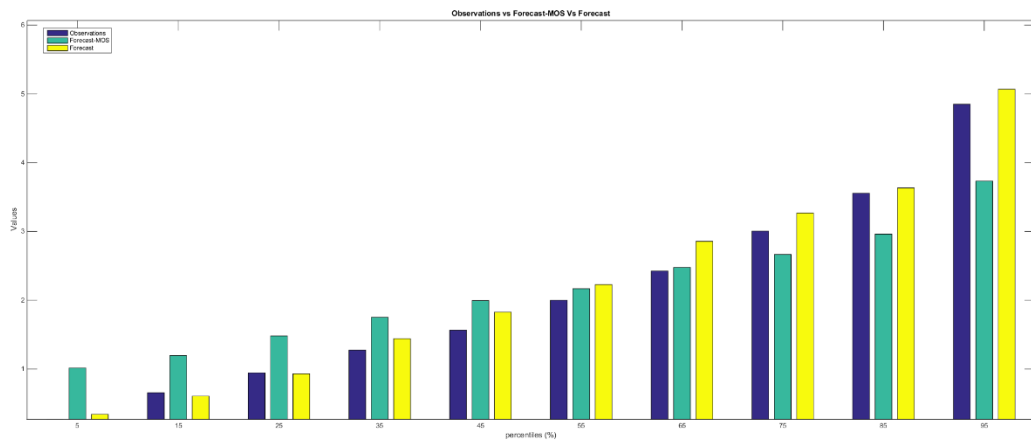
Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.5519	-0.18901	-0.2652	-0.11403
Bias_u	-0.5305	-0.1905	-0.3463	-0.2075
NS	-0.4079	0.06402	-0.13503	0.2533
NS_u	-0.6838	-0.0369	-0.5045	-0.0767
RMSE	1.1215	1.1808	1.2058	1.2336
RMSE_u	1.2265	1.2428	1.3883	1.4814

Πίνακας 12: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

Οι τιμές των δεικτών είναι μέτριας βελτίωσης και κρίνονται αξιόλογες μόνο ως προς το γενικό πρόσημο και όχι κάθε μια ξεχωριστά. Βλέπουμε σε όλες τι τιμές πως δεν υπάρχει σημαντική βελτίωση, προσθέτοντας τις πληροφορίες και από τα παρακάτω γραφήματα συμπεραίνει κανείς πως υπάρχει ελάχιστη βελτίωση, αλλά το ουσιαστικό συμπέρασμα είναι πως για ακόμα ένα κόμβο σε μεγάλη απόσταση από το τέλος εκπαίδευσης του φίλτρου η απόδοση έχει πέσει αισθητά και η βελτίωση είναι αμφισβητούμενη.



Εικόνα 103: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point



Εικόνα 104: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Κεφαλлонιά

Η εφαρμογή του MOS έγινε για $(168 \times N) + 1$ & $168 \times (N + 3)$ παρατηρήσεις με $N = 14$ ο αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης και τα αποτελέσματα εφαρμόστηκαν στο σημείο 2353 & 2856 των δεδομένων και είναι για 72,120,168,360 ωριαίες παρατηρήσεις. Η συνάρτηση MOS

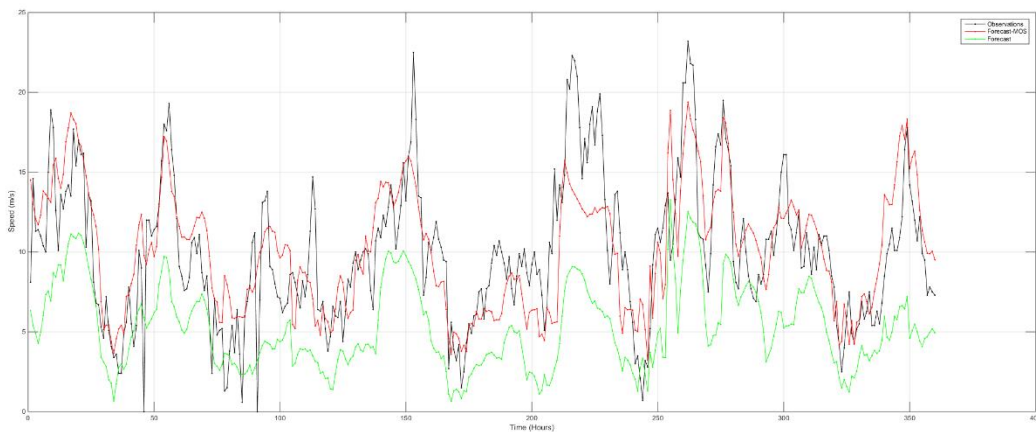
$$Y = 2.5479 - 0.0159 * X_1 + 1.2485 * X_2 - 0.5672 * X_3 + 0.4740 * X_4$$

με την τιμή του $a_0 = 2.5479$ να παρουσιάζει δεδομένα μέτριας ποιότητας.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-1.3644	-1.1627	-0.8549	-0.1928
Bias_u	3.9045	3.7799	4.0933	4.7327
NS	0.5737	0.4966	0.5201	0.5221
NS_u	-0.2143	-0.2379	-0.4208	-0.6445
RMSE	2.9206	3.1084	2.9323	3.1050
RMSE_u	4.9299	4.8750	5.0456	5.7604

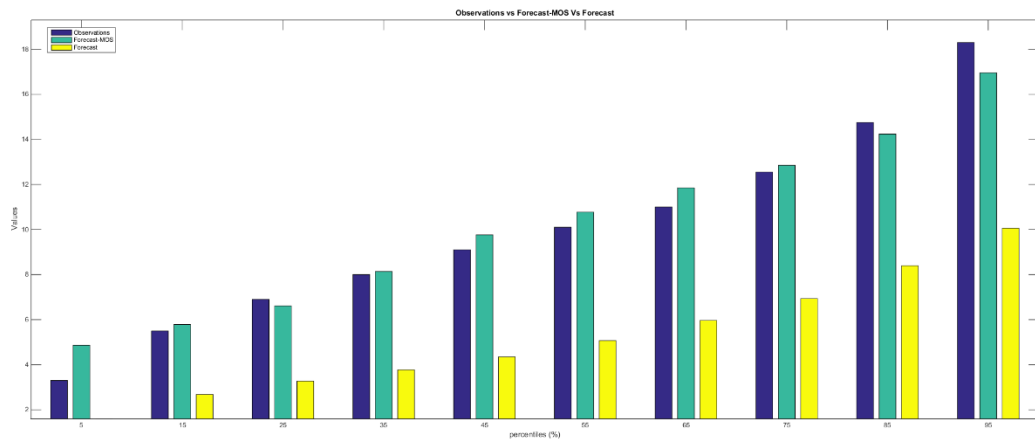
Πίνακας 13: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

Παρατηρείτε από τον δείκτη bias, πως η συστηματική υποεκτίμηση που υπάρχει από το μοντέλο πρόβλεψης είναι μεγάλη, κινείται κοντά στις 4 μονάδες, μετά την εφαρμογή του φίλτρου έχει περάσει σε υπερεκτίμηση με τιμές κοντά στη μονάδα. Ο δείκτης NS σε όλες τις παρατηρήσεις που έγιναν κινείται στο 0.5 και προέρχεται από αρνητικές τιμές μοντέλου χειρότερου από το μοντέλο αναφοράς. Τέλος το RMSE έχει μειωθεί ουσιαστικά σε όλες τις παρατηρήσεις περίπου δύο μονάδες.



Εικόνα 105: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Η υποεκτίμηση που παρουσιάστηκε νωρίτερα φαίνεται στην πρόβλεψη, πράσινη γραμμή, που διέπει όλο το γράφημα χρονοσειρών. Με την εφαρμογή του MOS, κόκκινη γραμμή, έχουμε σε κάποιες τιμές υπερεκτίμηση αλλά μπορούμε να πούμε πως ακολουθείτε το σύνολο των μετρήσεων. Επίσης παρατηρείτε αρκετά καλή προσαρμογή και στις έντονες αυξομειώσεις.



Εικόνα 106: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

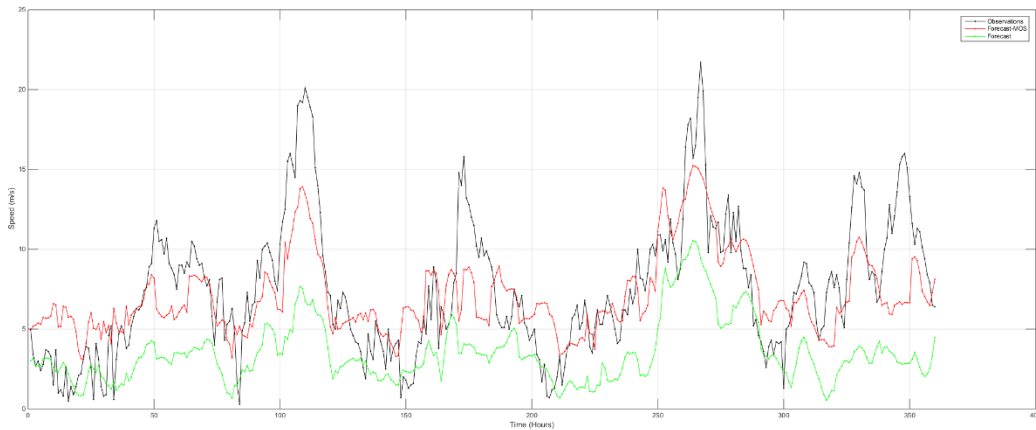
Σε όλο το φάσμα των ποσοστημορίων οι μετρήσεις με το MOS δίνουν παρόμοιες τιμές, με σχετικές υπερεκτιμήσεις στις κεντρικές και υποεκτιμήσεις στις ακραίες. Όμως σε σύγκριση με το μοντέλο πρόβλεψης η συμπεριφορά είναι ουσιαστικά διορθωμένη και τα σφάλματα που παραμένουν είναι αμελητέα συγκριτικά με τον όγκο σφαλμάτων και υποεκτίμησης που παρέχει το παρών μοντέλο πρόβλεψης.

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.6135	0.5572	0.0016	0.4009
Bias_u	2.6584	3.9962	3.3581	3.9863
NS	0.2765	0.5661	0.5365	0.4941
NS_u	-0.3411	-0.2761	-0.1954	-0.4955
RMSE	2.8172	3.1078	2.9227	3.0158
RMSE_u	3.8358	5.3304	4.6940	5.1854

Πίνακας 14: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-4point

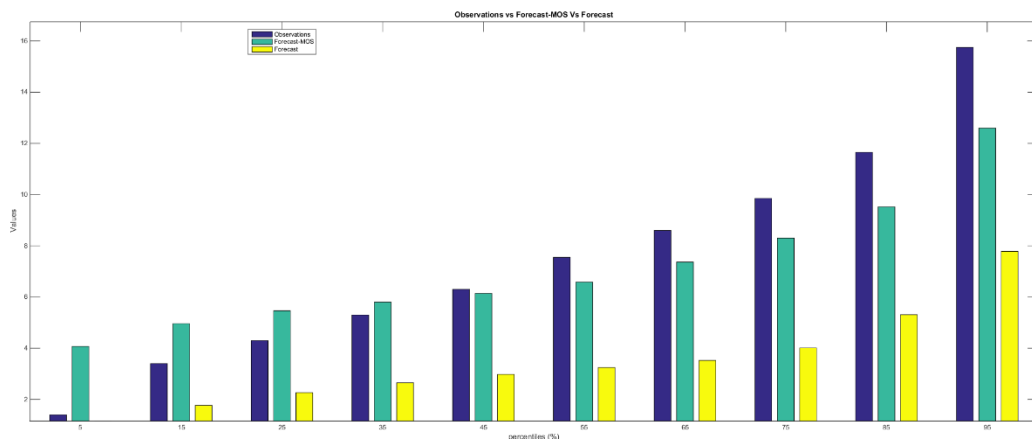
Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται από τον δείκτη bias δείχνουν ένα μοντέλο συγκριτικά με το αρχικά, αισθητά βελτιωμένο με την διαφορά των δεικτών για τα σφάλματα να κινείται μέχρι και κοντά στις τέσσερις μονάδες. Ο NS από αρνητικές τιμές, έχει πλέον

θετικές παρουσιάζοντας ένα μοντέλο ενδιάμεσα από μοντέλο μηδενικού σφάλματος και μοντέλου ισοδύναμου με το αρχικό. Τέλος το RMSE έχει τιμές που εμφανίζουν την διασπορά του σφάλματος βελτιωμένη από ότι στις προβλέψεις.



Εικόνα 107: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Η χρονοσειρά του MOS, κόκκινη, κινείται σε πολύ καλύτερα επίπεδα από την πρόβλεψη, πράσινη, καταφέροντας να ακολουθήσει την γενικότερη κίνηση των μετρήσεων και να αποδώσει τιμές κοντά στις ρεαλιστικές μετρήσεις.



Εικόνα 108: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-4point

Από τον πίνακα ποσοστημορίων βλέπουμε τις κεντρικές τιμές των μετρήσεων και του MOS να έχουν σχετικά παρόμοιες τιμές. Στις ακραίες τιμές εμφανίζεται υπερεκτίμηση στα χαμηλά ποσοστά και υποεκτίμηση στις υψηλά ποσοστά. Μπορούμε να πούμε πως υπάρχει μια

τάση για κεντρικές τιμές απόδοσης στο MOS κάτι που δεν υπήρχε στο προηγούμενο σημείο εφαρμογής και είναι το σημείο που δείχνει πως η απομάκρυνση από το τελικό σημείο εκπαίδευσης του μοντέλου για εφαρμογή, εν τέλει δεν θα έχει τόσο καλή απόδοση.

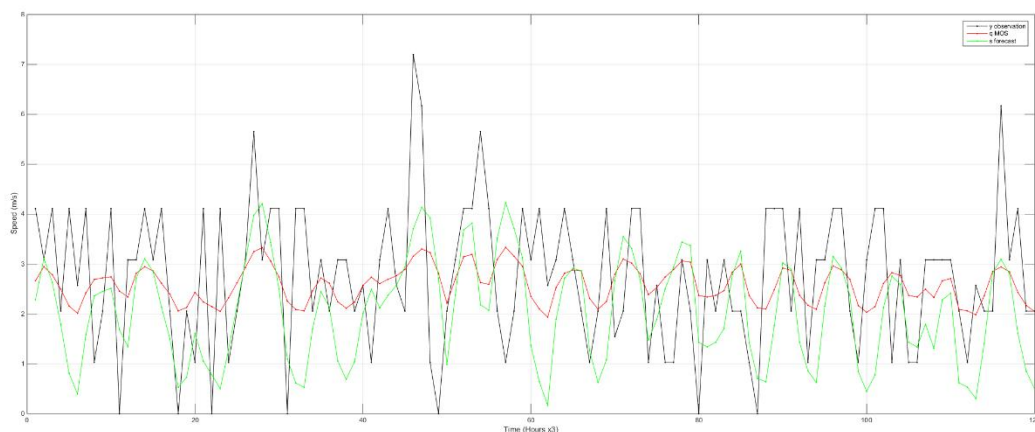
MOS – 1point

Αργοστόλι

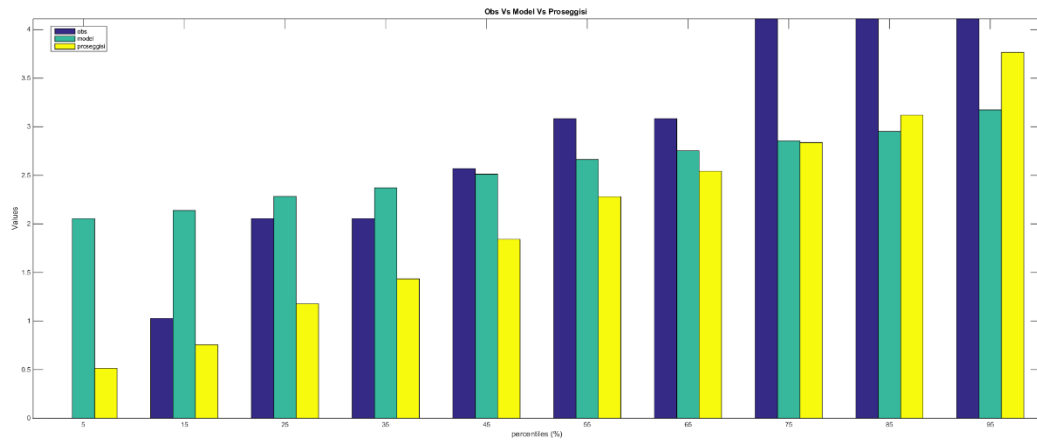
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=1.8776 + 0.3442 \cdot X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.1573	0.2702	0.3122	0.1734
Bias_u	0.8935	0.9279	0.7841	0.7121
NS	0.0699	0.0631	0.0577	0.0454
NS_u	0.0095	-0.0274	-0.0087	-0.1420
RMSE	1.3970	1.3390	1.5201	1.3810
RMSE_u	1.6939	1.6885	1.7590	1.6915

Πίνακας 15: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



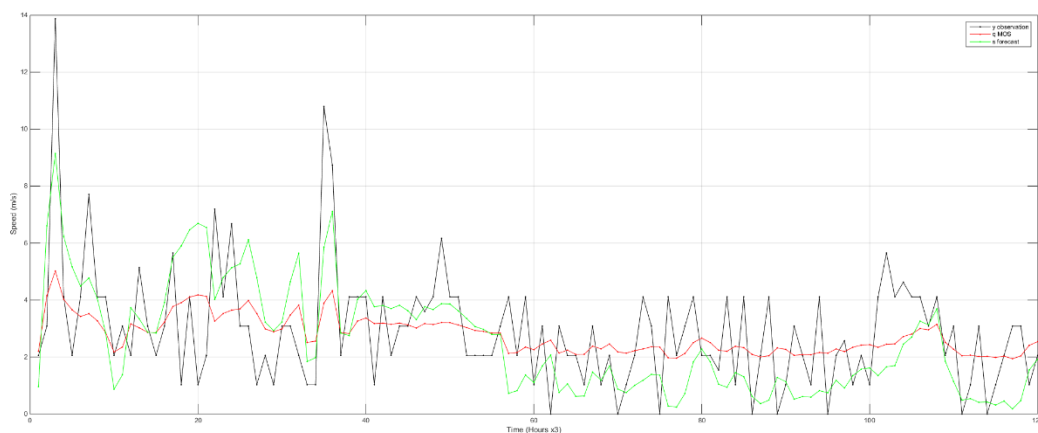
Εικόνα 109: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



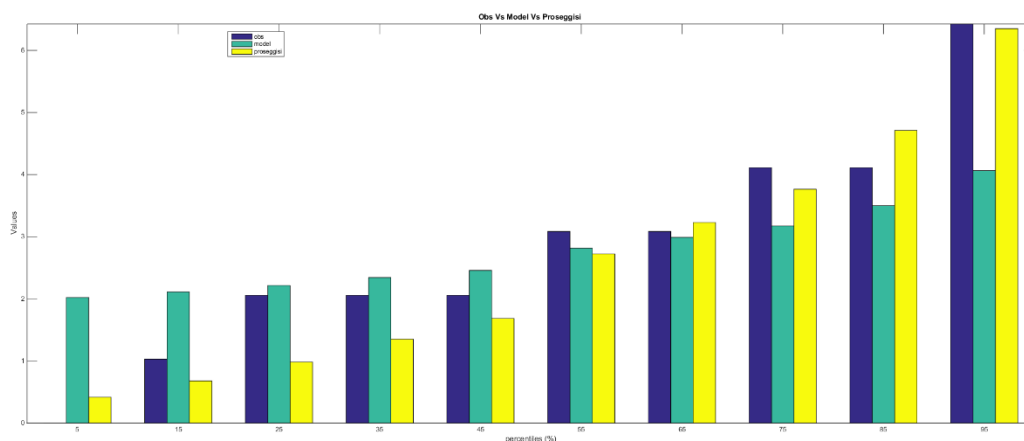
Εικόνα 110: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.6383	0.4209	0.3298	0.1733
Bias_u	-0.4421	-0.5678	-0.4933	0.3691
NS	0.0903	0.1463	0.1525	0.2142
NS_u	0.0787	0.1962	0.2024	0.0825
RMSE	2.5859	2.5034	2.2092	1.8190
RMSE_u	2.6367	2.4819	2.1881	1.9971

Πίνακας 16: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 111: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



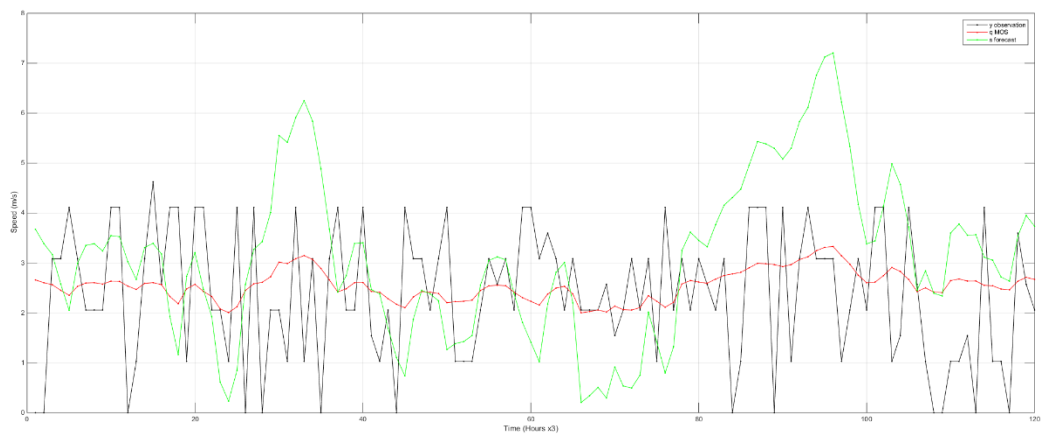
Εικόνα 112: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Κέρκυρα

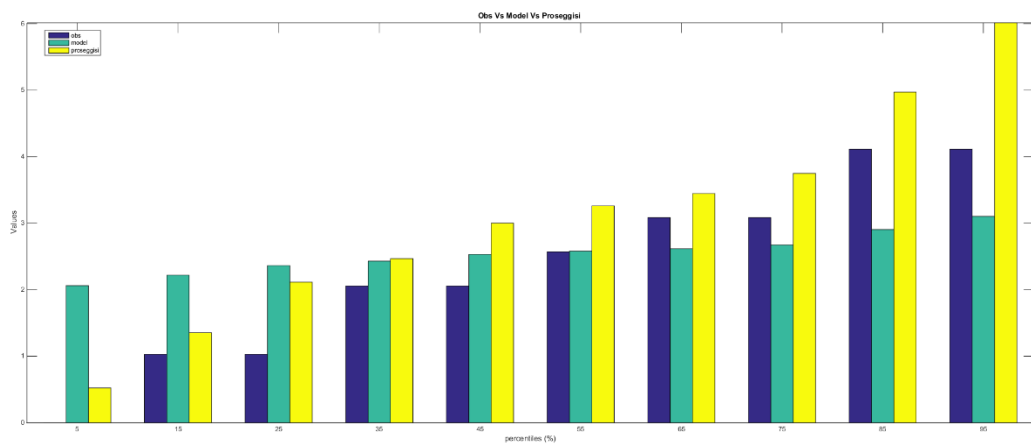
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημείο εφαρμογής 7440 για 72, 120, 168, 360
ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=1.9616 + 0.1896 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.0967	-0.1029	-0.1171	-0.1716
Bias_u	-0.1272	-0.7410	-0.4705	-0.7185
NS	-0.0210	-0.0846	-0.0612	-0.0626
NS_u	-0.4110	-0.8607	-0.8899	-1.0763
RMSE	1.4613	1.5431	1.4446	1.3698
RMSE_u	1.7245	2.2598	2.0335	2.1768

Πίνακας 17: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 113: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



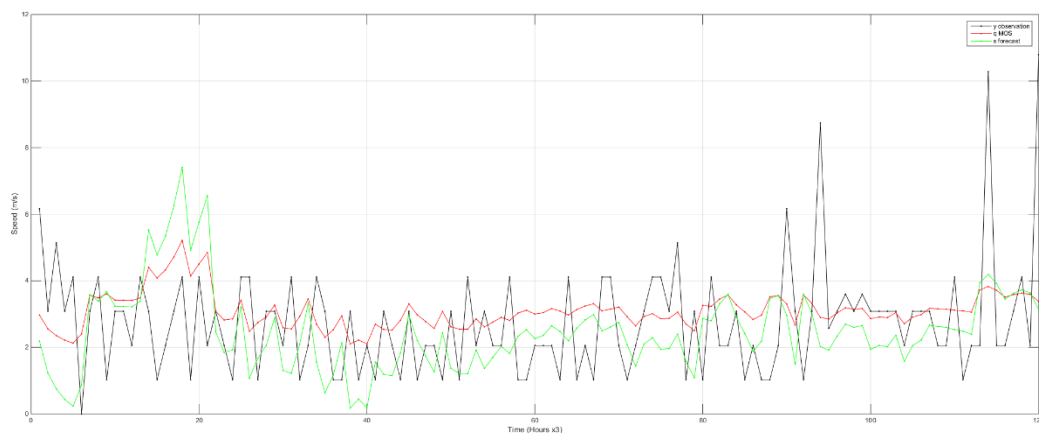
Εικόνα 114: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Μήλος

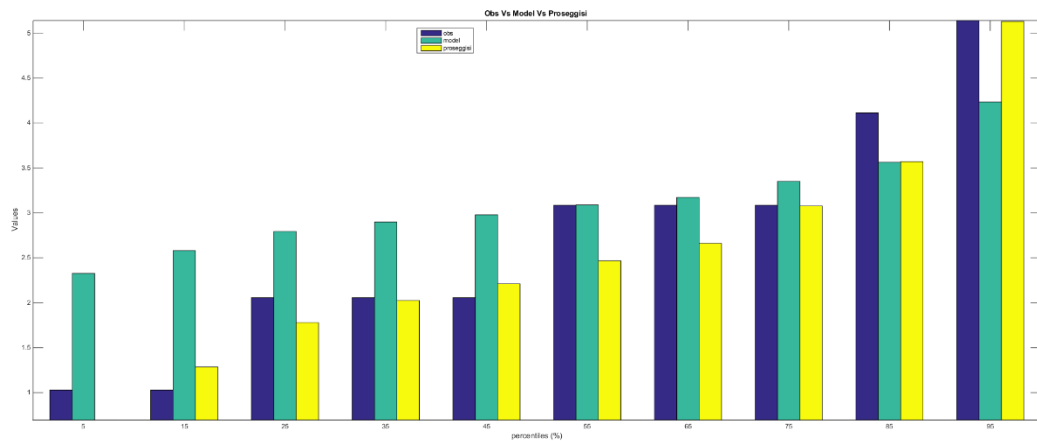
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=2.0271 + 0.4301 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.6303	-0.4572	-0.5085	-0.3471
Bias_u	-0.5546	0.0406	0.1499	0.2569
NS	-0.6499	-0.4450	-0.4074	-0.0989
NS_u	-1.8951	-1.8911	-1.5541	-0.4397
RMSE	1.8272	1.6241	1.5111	1.7512
RMSE_u	2.5979	2.2984	2.0498	2.0280

Πίνακας 18: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



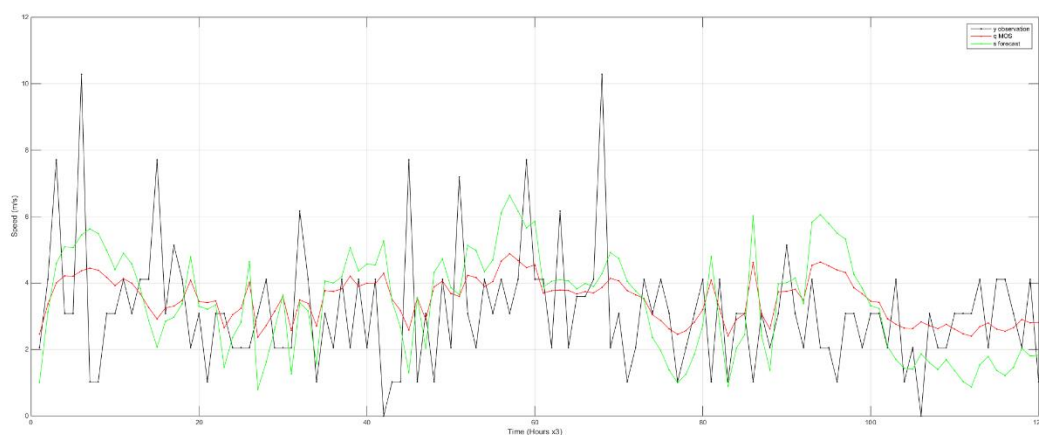
Εικόνα 115: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



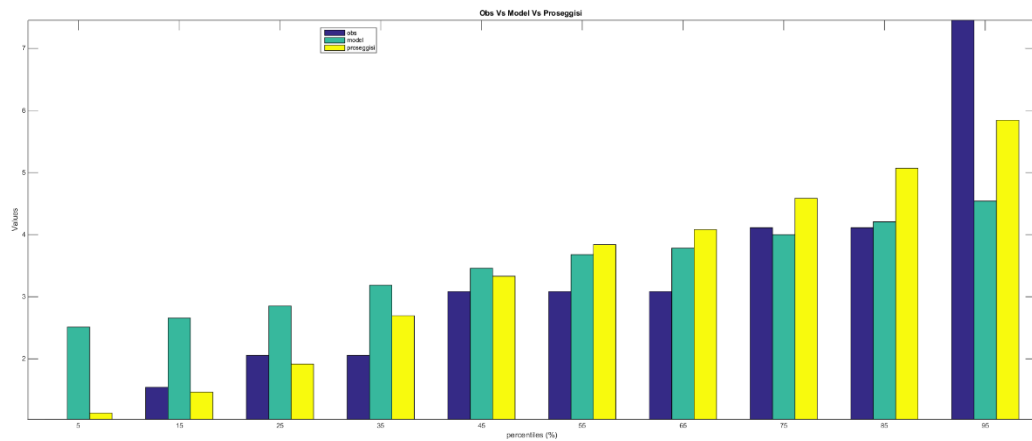
Εικόνα 116: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.0294	-0.1937	-0.3420	-0.3461
Bias_u	-0.0990	-0.1978	-0.4235	-0.2571
NS	-0.0469	-0.0506	-0.1289	-0.1045
NS_u	-0.3103	-0.3637	-0.4588	-0.5585
RMSE	2.2035	1.9391	2.0835	1.8689
RMSE_u	2.4678	2.2213	2.4231	2.2431

Πίνακας 19: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 117: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



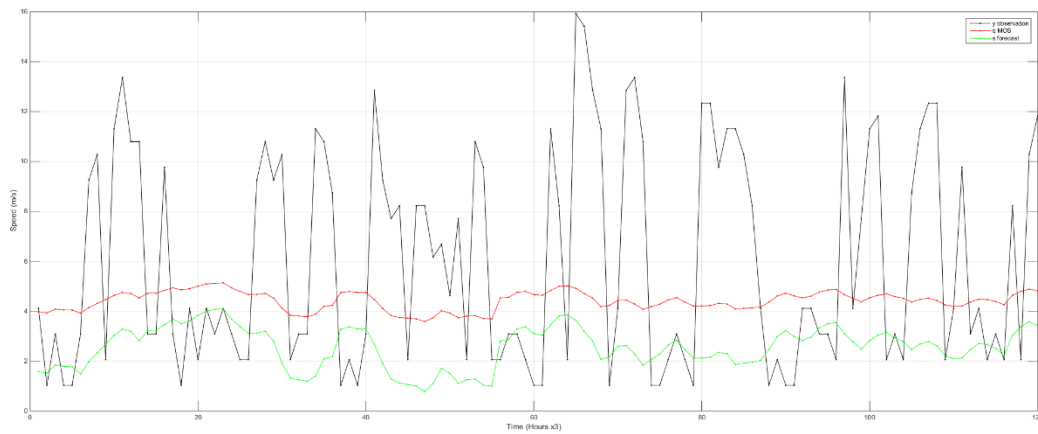
Εικόνα 118: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Μύκονος

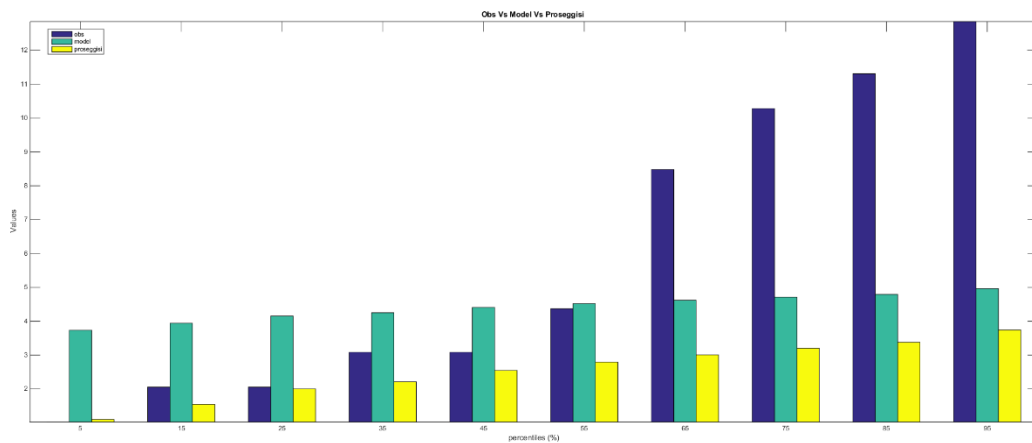
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=3.2220 + 0.4651 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.5039	0.7953	1.3964	1.6222
Bias_u	2.1742	2.5494	3.3542	3.4751
NS	-0.0082	-0.0617	-0.1803	-0.1630
NS_u	-0.0063	-0.0499	-0.0757	-0.0380
RMSE	3.8603	4.0357	5.2577	5.6306
RMSE_u	4.4307	4.7885	4.1293	4.6342

Πίνακας 20: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



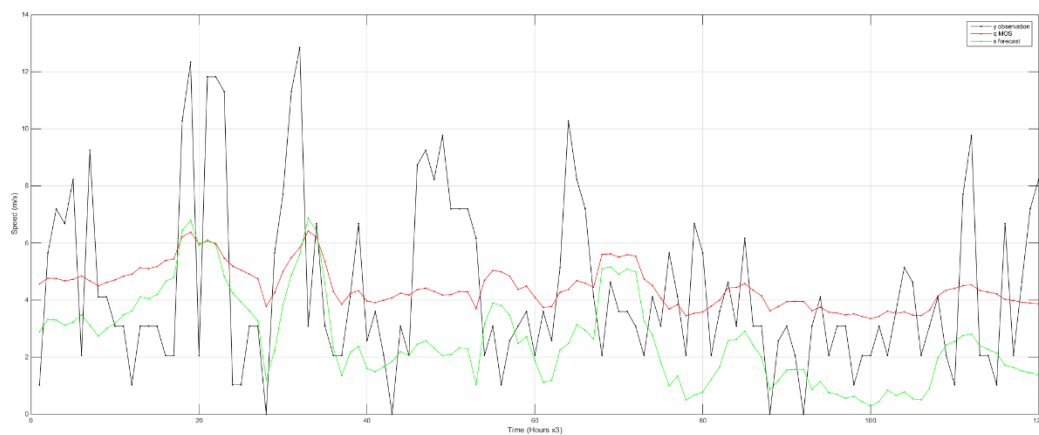
Εικόνα 119: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



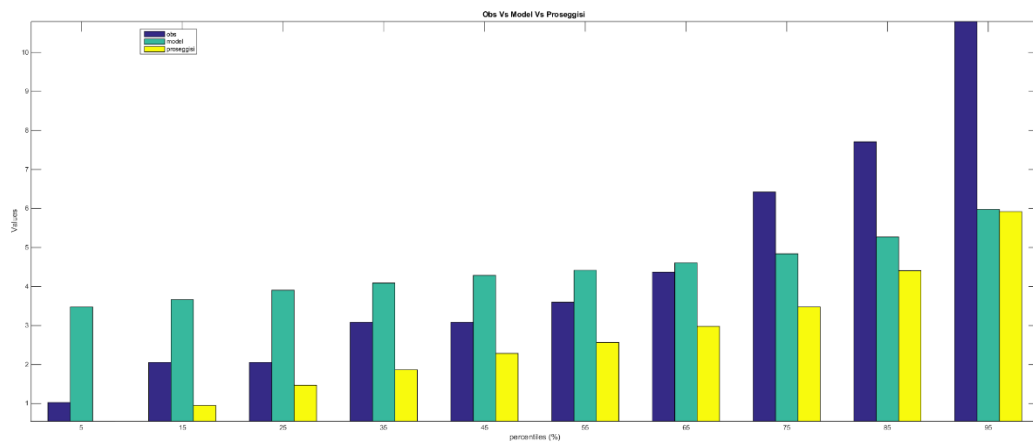
Εικόνα 120: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.2259	0.0686	0.2599	-0.0820
Bias_u	1.2072	1.1941	1.6285	1.7270
NS	0.1221	0.1444	0.0883	0.1045
NS_u	0.1969	0.2053	0.0885	0.0584
RMSE	3.5743	3.4200	3.3853	2.8103
RMSE_u	3.5855	3.4637	3.7249	3.3335

Πίνακας 21: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 121: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



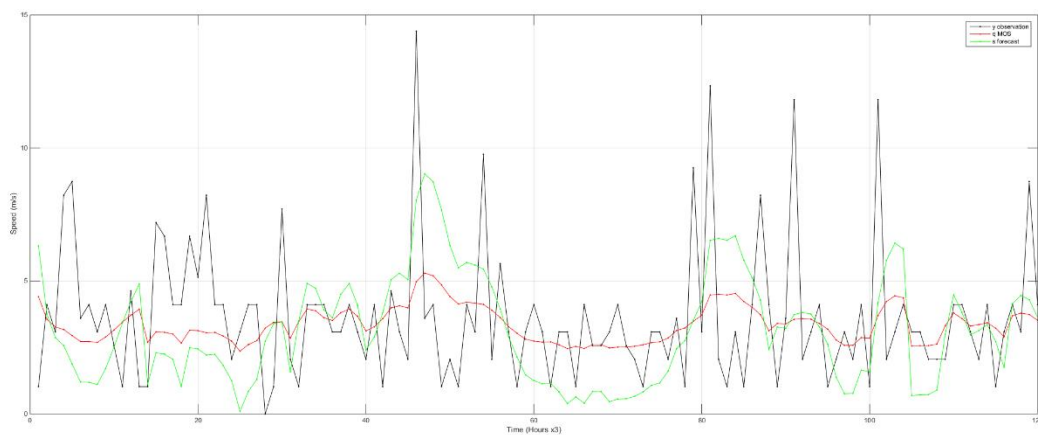
Εικόνα 122: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Σημεία

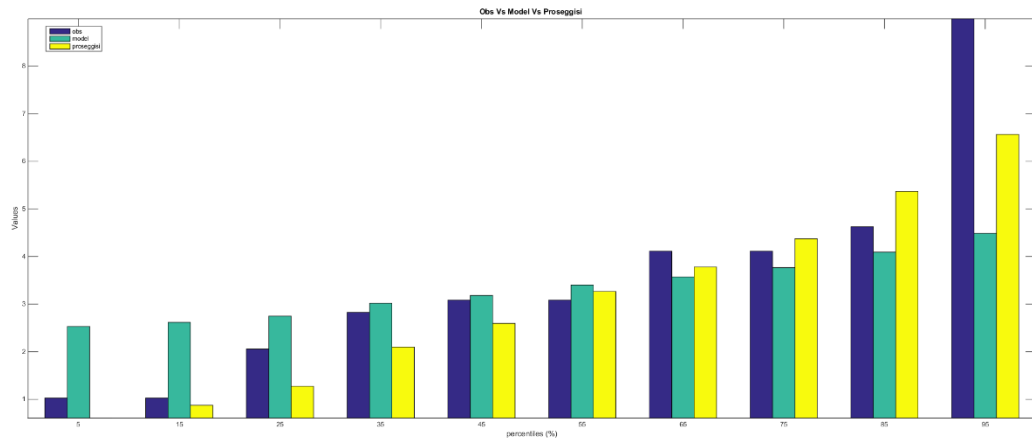
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=2.3294 + 0.3285 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	1.1479	0.6186	0.4064	0.3012
Bias_u	1.8299	1.1205	0.3169	0.5220
NS	-0.3766	-0.1946	-0.0724	0.0137
NS_u	-0.3576	-0.4865	-0.5567	-0.3179
RMSE	2.6838	2.3501	2.6606	2.5262
RMSE_u	3.4132	2.9562	3.2299	2.9811

Πίνακας 22: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



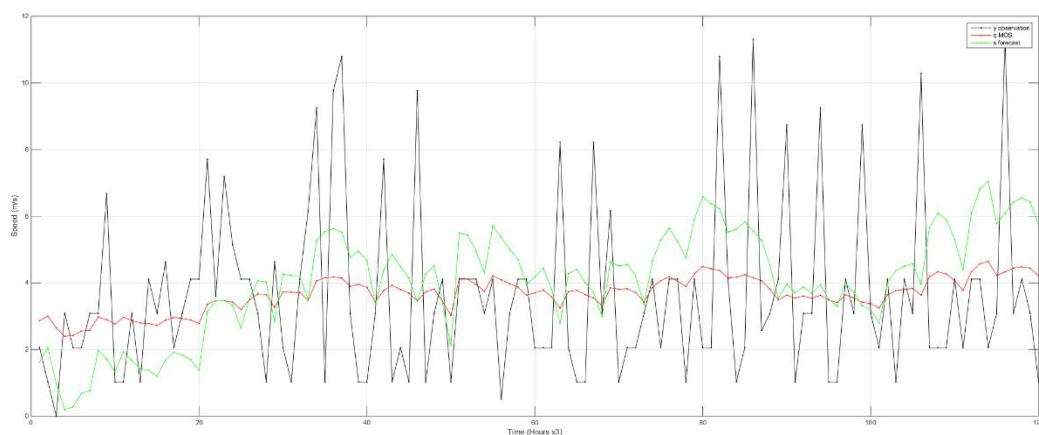
Εικόνα 123: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



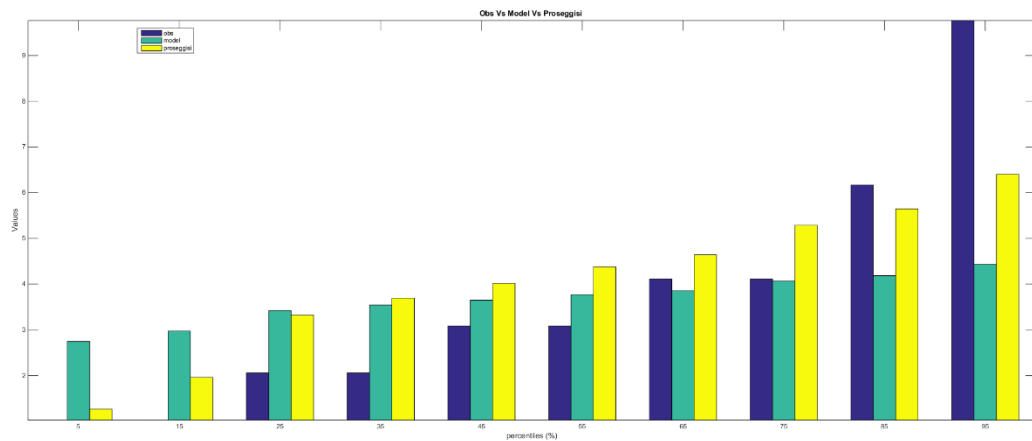
Εικόνα 124: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.3634	0.3722	0.1520	-0.0266
Bias_u	1.5432	0.8432	0.3119	-0.4147
NS	0.1028	0.0817	0.0477	0.0061
NS_u	0.1732	0.0544	-0.1101	-0.2129
RMSE	1.8467	2.4441	2.4584	2.6016
RMSE_u	2.2609	2.6122	2.6747	2.9103

Πίνακας 23: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 125: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



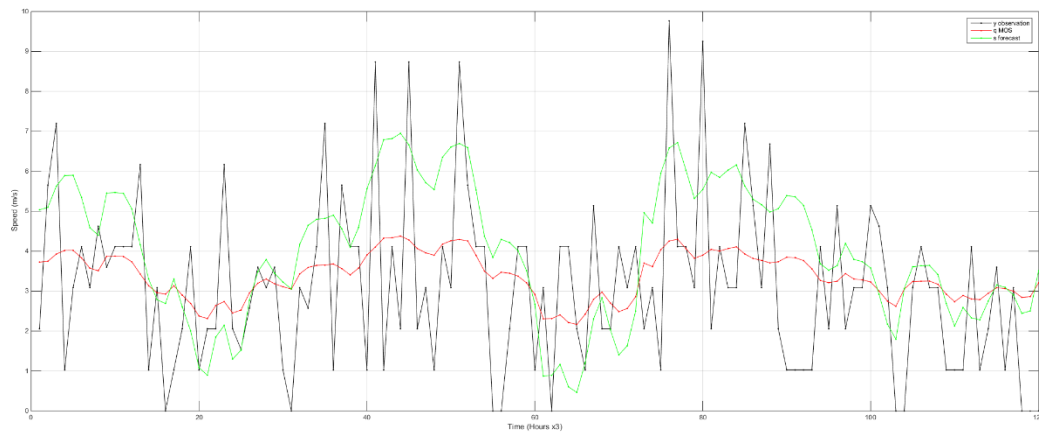
Εικόνα 126: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Σύνορος

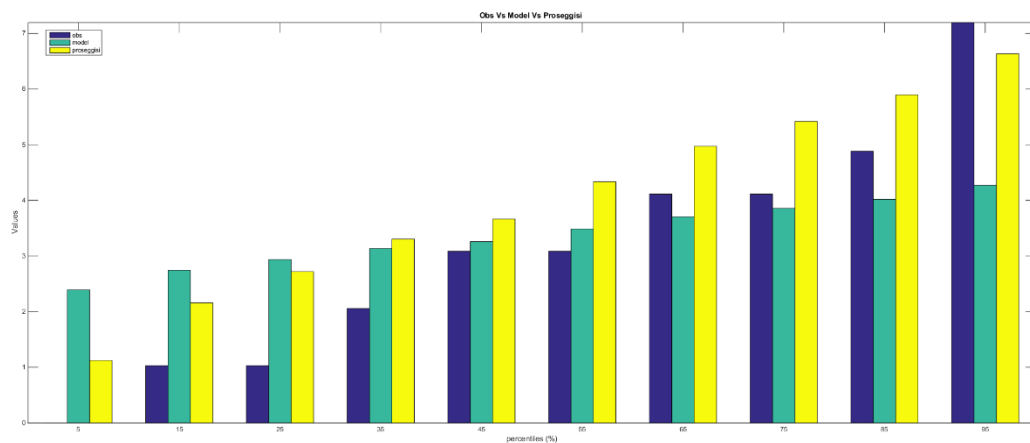
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=2.0080 + 0.3411 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.0738	-0.1807	-0.1981	-0.2624
Bias_u	-0.5756	-0.7234	-1.1290	-0.8966
NS	0.1343	0.1050	0.1116	0.1017
NS_u	-0.1127	-0.0499	-0.0020	-0.0542
RMSE	1.7158	1.7335	2.0594	1.9989
RMSE_u	2.0379	2.0186	2.4619	2.3531

Πίνακας 24: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



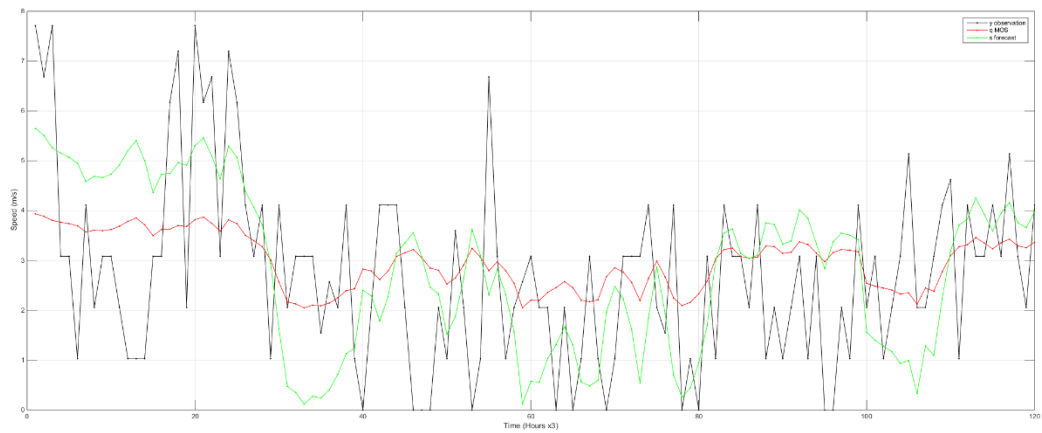
Εικόνα 127: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



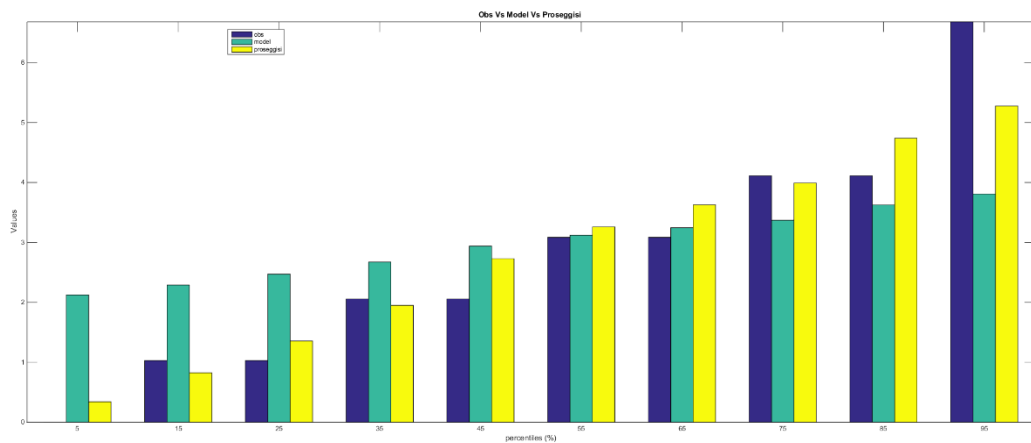
Εικόνα 128: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.4156	0.3282	0.0463	-0.2220
Bias_u	-0.8779	-0.1249	-0.1995	-0.0752
NS	0.0078	0.1217	0.1176	0.1097
NS_u	0.0874	-0.0750	-0.0570	-0.1281
RMSE	2.3853	2.0394	2.0494	1.7426
RMSE_u	2.4365	2.2600	2.2524	1.9632

Πίνακας 25: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 129: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



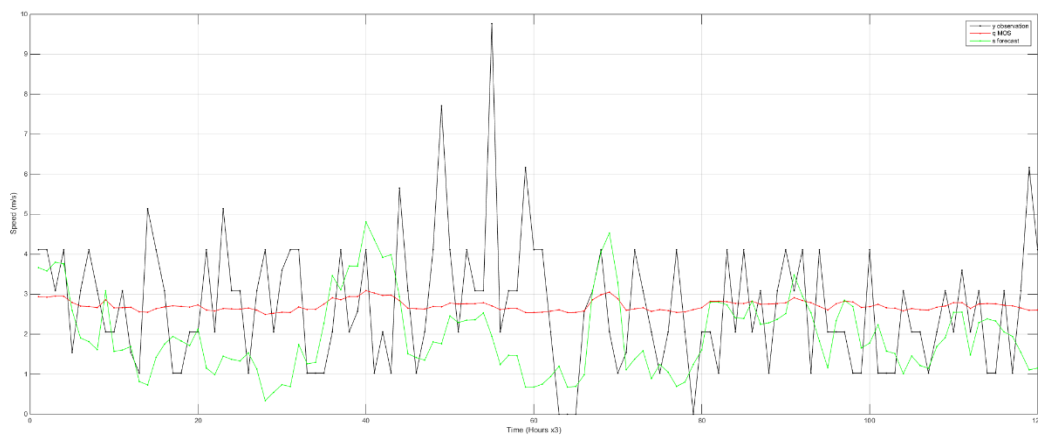
Εικόνα 130: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Σούδα

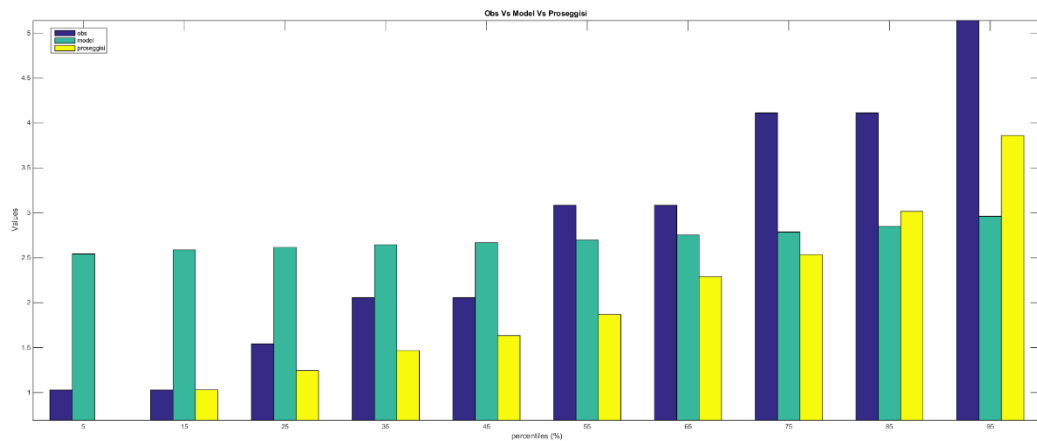
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=2.4512 + 0.1321 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.1971	0.1125	0.2902	-0.0061
Bias_u	0.9138	0.8361	0.9151	0.7257
NS	-0.0152	-0.0071	-0.0426	-0.0060
NS_u	-0.2517	-0.4594	-0.3442	-0.3146
RMSE	1.2478	1.2369	1.7037	1.5562
RMSE_u	1.7219	1.7993	2.2064	1.9640

Πίνακας 26: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



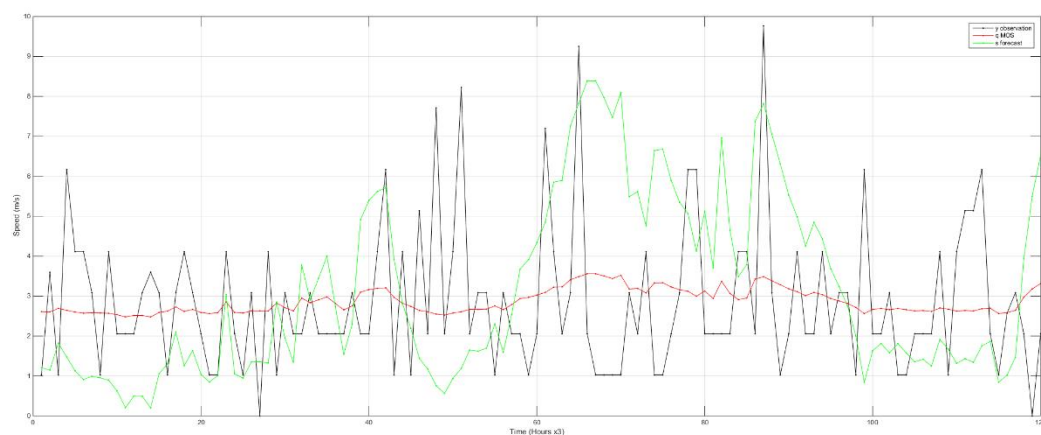
Εικόνα 131: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



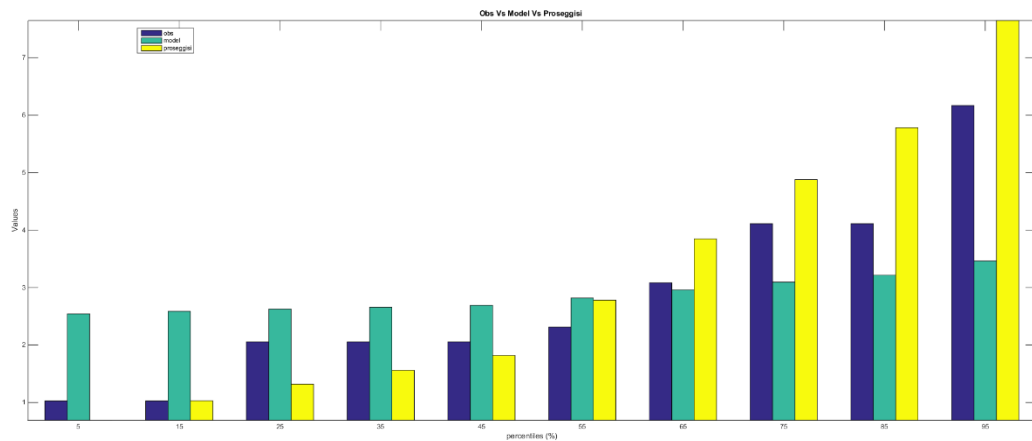
Εικόνα 132: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.1418	-0.1608	0.1389	-0.0086
Bias_u	1.6202	0.7925	0.9751	-0.2775
NS	0.0079	-0.0559	-0.0171	-0.0259
NS_u	-0.0112	-0.8004	-0.4760	-1.4959
RMSE	1.3355	1.2654	1.6538	1.8318
RMSE_u	2.1149	1.9649	2.3179	2.8906

Πίνακας 27: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 133: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



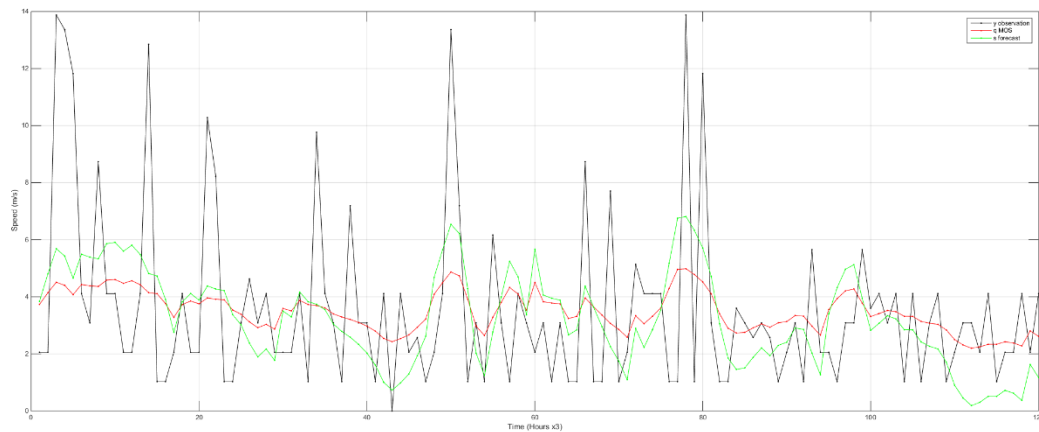
Εικόνα 134: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Θήρα

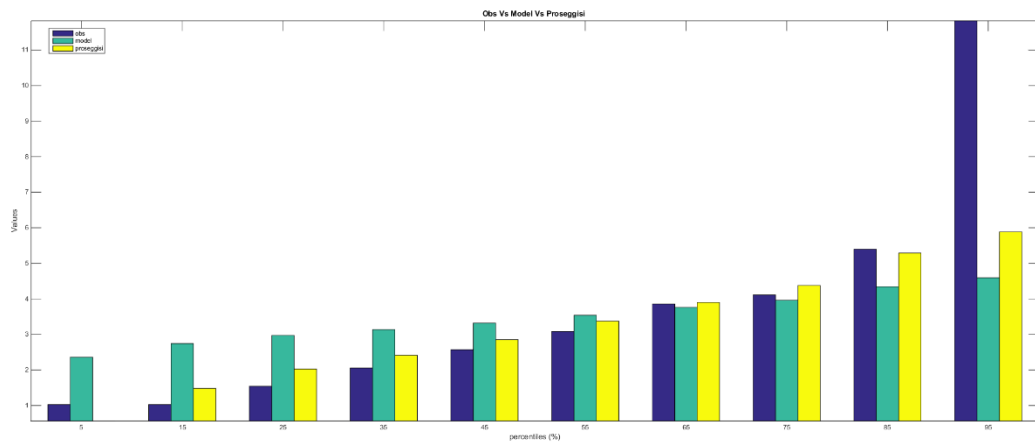
Εκπαίδευση 240x30 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 7440 & 7920 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y = 2.1211 + 0.4203 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.9438	0.6725	0.5177	0.1056
Bias_u	0.3217	0.4795	0.4934	0.3417
NS	-0.0041	0.0350	0.0977	0.1123
NS_u	0.0819	0.0981	0.1736	0.1014
RMSE	4.2930	3.5938	3.3759	2.8687
RMSE_u	4.1164	3.5039	3.2619	2.9043

Πίνακας 28: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



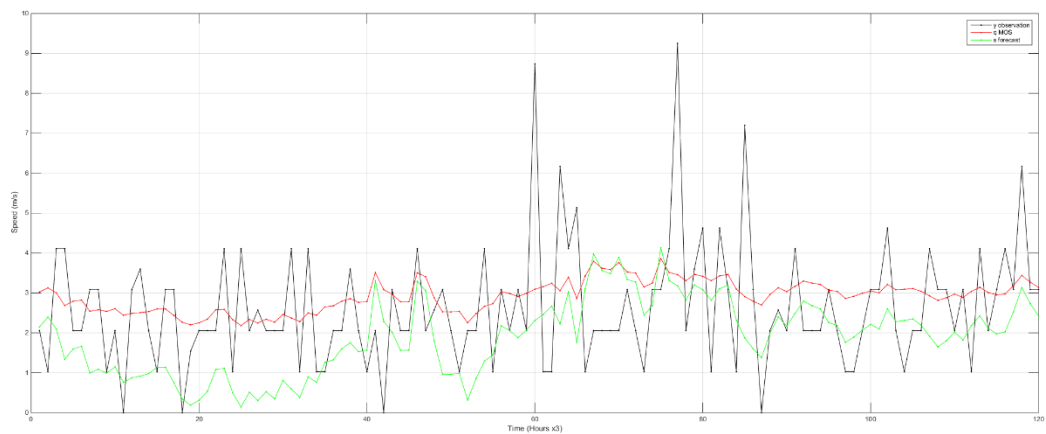
Εικόνα 135: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



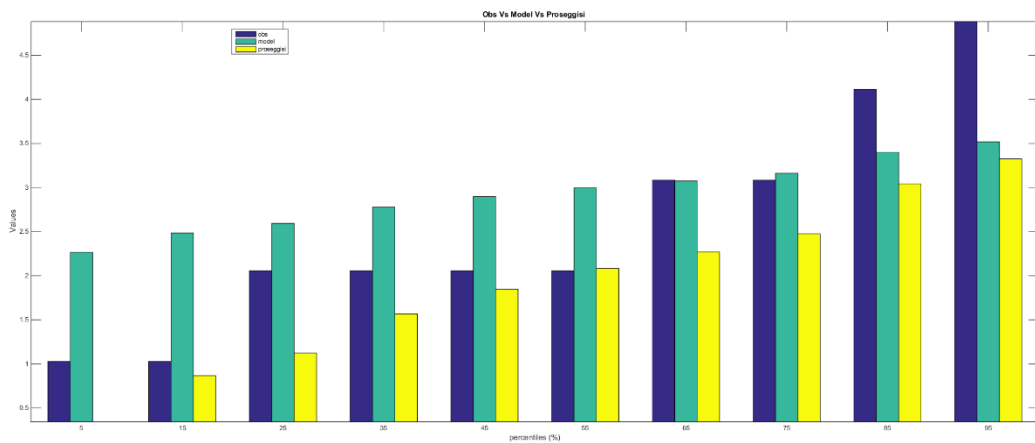
Εικόνα 136: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.3506	-0.2840	-0.3666	-0.2962
Bias_u	1.1404	1.2516	1.0474	0.7204
NS	-0.0341	-0.0709	-0.1339	0.0051
NS_u	8.20E-04	-0.0699	-0.1655	-0.0922
RMSE	1.1849	1.1702	1.1783	1.5176
RMSE_u	1.6297	1.7448	1.6450	1.7594

Πίνακας 29: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 137: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point



Εικόνα 138: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point

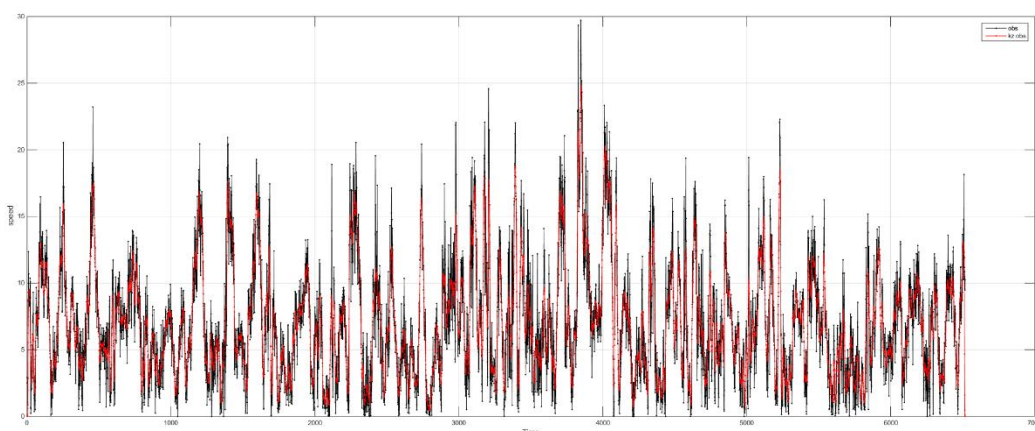
MOS – 1point KZ

Στους παρακάτω κόμβους εφαρμογής των φίλτρων έχει εφαρμοστεί ένα φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων μειώνοντας τις ακραίες τιμές των αρχικών παρατηρήσεων, γιατί ο στόχος ήταν η δημιουργία μοντέλου τάσεως και όχι μοντέλου διόρθωσης. Στα γραφήματα των κόμβων το πρώτο γράφημα χρονοσειρών αποτελεί την εφαρμογή του KZ στις παρατηρήσεις και την αναπαράσταση και των δύο στην ίδια γραφική παράσταση. Ακολουθούν οι πίνακες τιμών και οι χρονοσειρές για το σημείο 168x(N+1) και το 168x(N+3) αντίστοιχα. Σε όλους τους κόμβους παρατηρήθηκε πως οι τιμές πρόβλεψης και MOS κινούνται σε παρόμοια επίπεδα και τα γραφήματα έδειξαν παρόμοιες γραφικές παραστάσεις. Το μοντέλο τάσης δημιουργήθηκε και είχε την απόδοση που έπρεπε μιας και βρίσκεται στο ίδιο επίπεδο με τις άλλες χρονοσειρές και τα ποσοστημόρια των τριών κινούνται σε παρόμοιες τιμές.

Ανεμόεσσα

Ο αριθμός παρατηρήσεων στον συγκεκριμένο κόμβο δεν ήταν αρκετά μεγάλος ώστε να καταφέρει να εκπαιδεύσει επαρκώς ένα σύστημα MOS και να το καταστήσει λειτουργικό έστω και σε επίπεδο πρόβλεψης τάσης.

Enercon

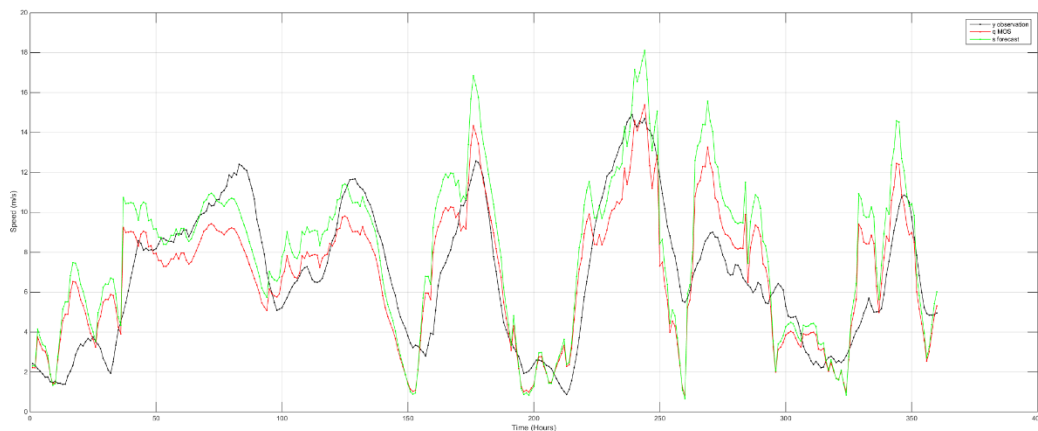


Εικόνα 139: Γράφημα εφαρμογής του φίλτρου KZ

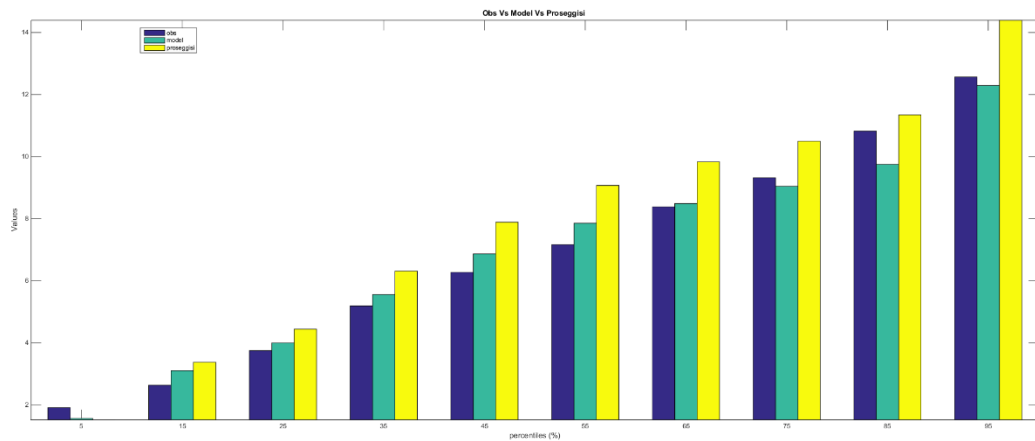
Εκπαίδευση 168x25 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 4368 & 4704 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=0.2927 + 0.8335 \cdot X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.7419	-0.0709	0.1367	-0.0190
Bias_u	-1.6426	-1.0722	-0.8632	-1.0425
NS	0.6379	0.6092	0.5712	0.6401
NS_u	0.5544	0.5736	0.5182	0.5152
RMSE	1.9027	2.0192	2.0800	2.0816
RMSE_u	2.3787	2.2224	2.2849	2.5227

Πίνακας 30: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ



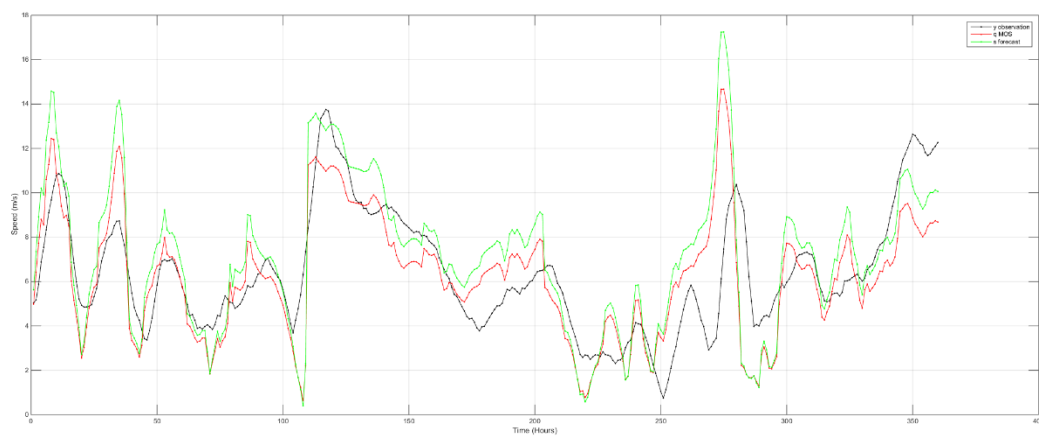
Εικόνα 140: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ



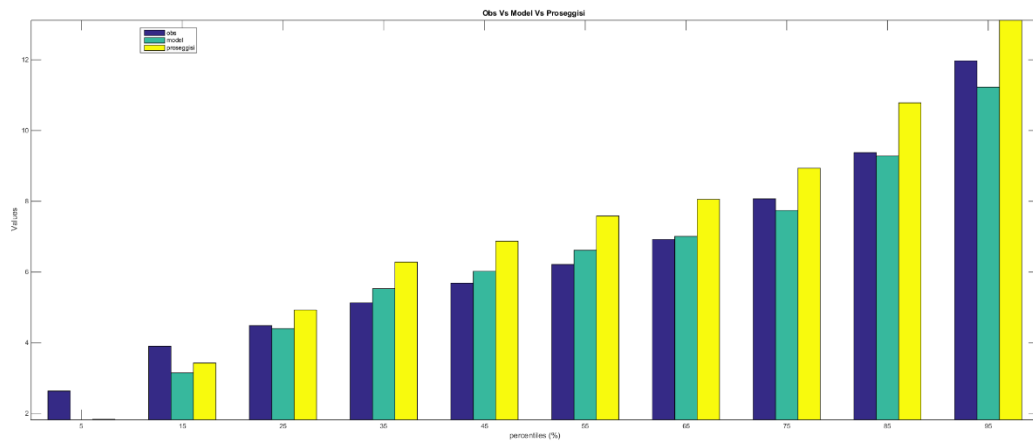
Εικόνα 141: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.1495	0.1953	0.3538	0.1410
Bias_u	-1.0938	-0.7323	-0.6688	-0.7627
NS	0.4691	0.5556	0.6240	0.3956
NS_u	0.0699	0.2964	0.4368	0.2113
RMSE	1.4596	1.6337	1.4983	2.0889
RMSE_u	2.2012	2.1453	1.9012	2.4806

Πίνακας 31: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ



Εικόνα 142: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

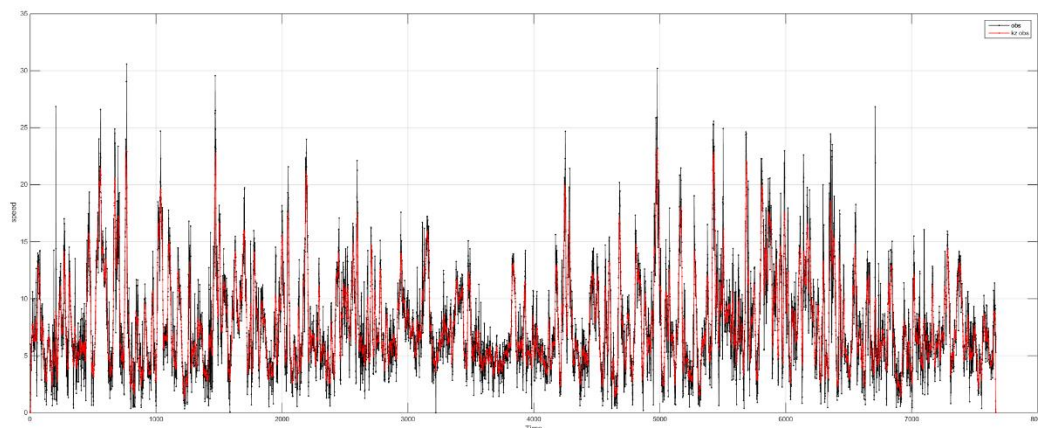


Εικόνα 143: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

OAS

Ο αριθμός παρατηρήσεων στον συγκεκριμένο κόμβο δεν ήταν αρκετά μεγάλος ώστε να καταφέρει να εκπαιδεύσει επαρκώς ένα σύστημα MOS και να το καταστήσει λειτουργικό έστω και σε επίπεδο πρόβλεψης τάσης.

Βαρδιά

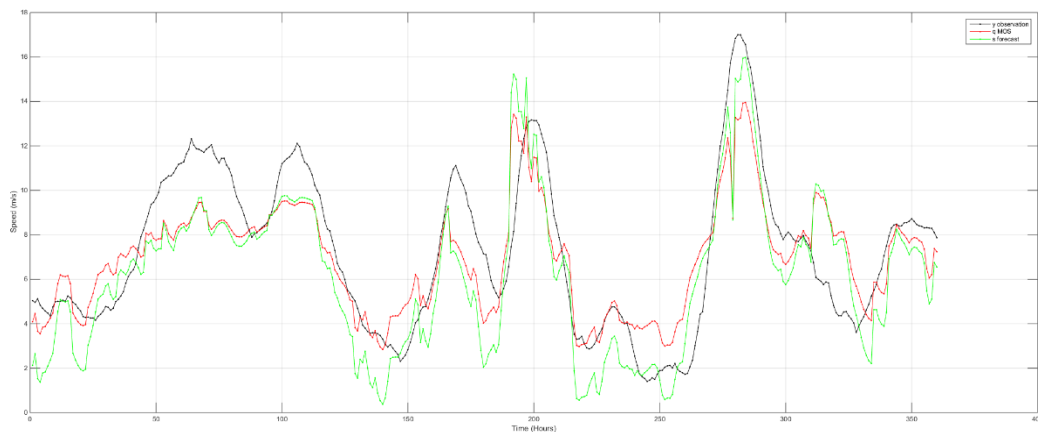


Εικόνα 144: Γράφημα εφαρμογής του φίλτρου KZ

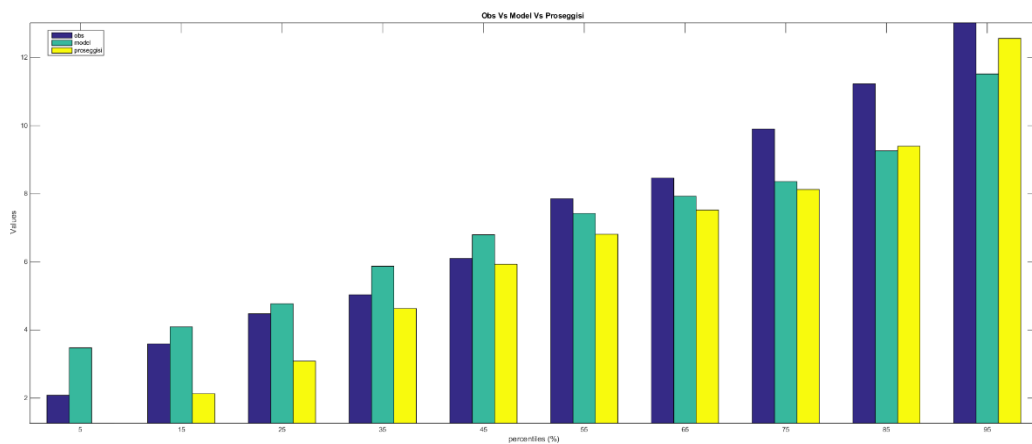
Εκπαίδευση 168x25 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 4368 & 4704 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=2.5735 + 0.7120 * X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.6300	0.9516	0.6264	0.3075
Bias_u	1.5461	1.5594	1.4952	1.1132
NS	0.6117	0.5805	0.7030	0.6920
NS_u	0.5772	0.5888	0.6603	0.6439
RMSE	1.8490	1.8081	1.6599	1.9374
RMSE_u	2.1756	2.0504	1.9776	2.1866

Πίνακας 32: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ



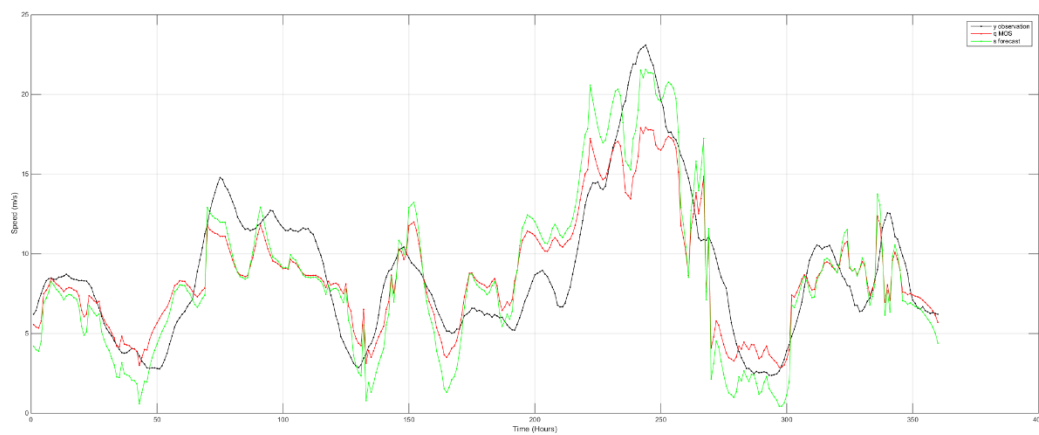
Εικόνα 145: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ



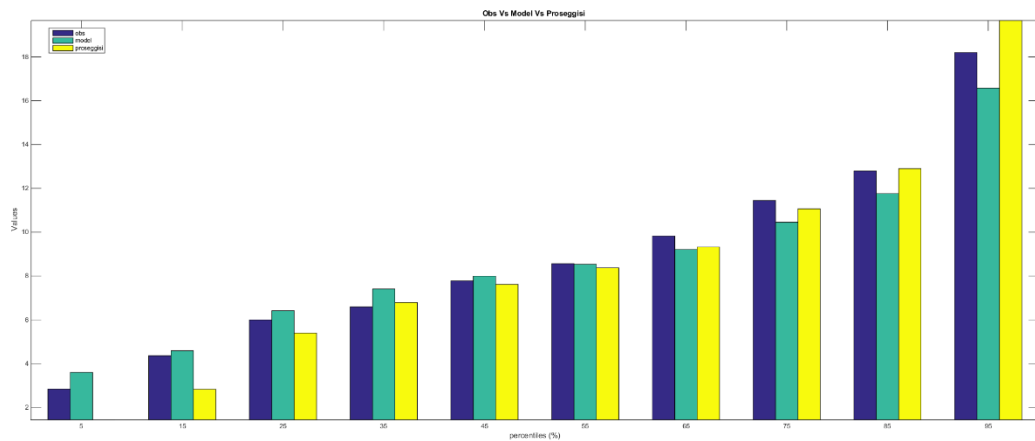
Εικόνα 146: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	-0.1653	0.7960	0.5034	0.2557
Bias_u	0.7690	1.2697	1.0864	0.3735
NS	0.6376	0.6597	0.6501	0.7210
NS_u	0.5618	0.6941	0.6058	0.6581
RMSE	1.5269	1.9843	1.9302	2.3707
RMSE_u	1.7545	2.0082	2.1592	2.6335

Πίνακας 33: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ

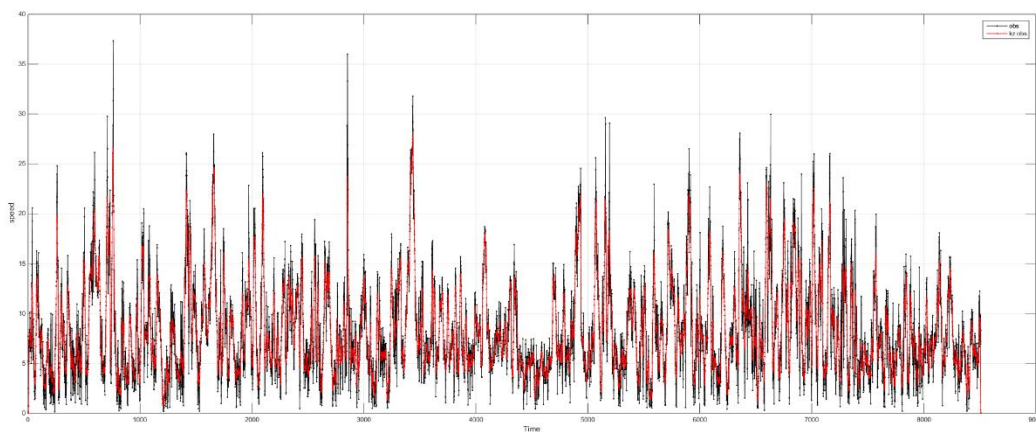


Εικόνα 147: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ



Εικόνα 148: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

Βατάλη

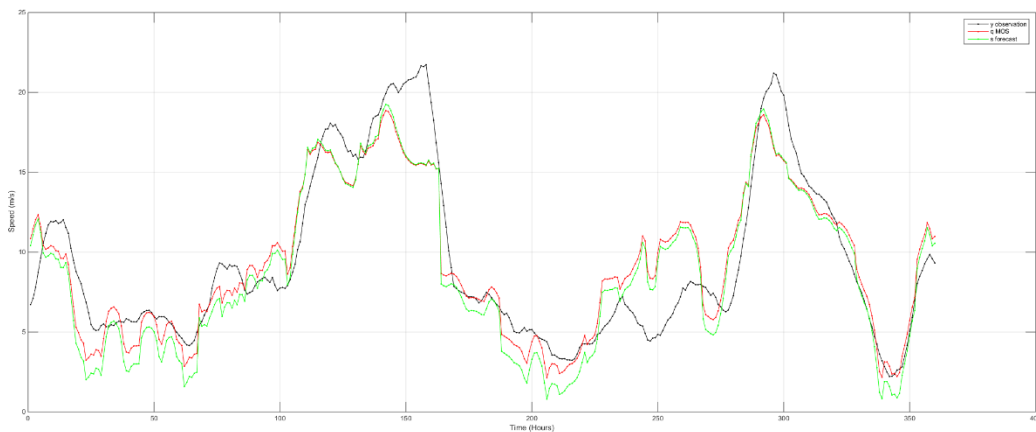


Εικόνα 149: Γράφημα εφαρμογής του φίλτρου KZ

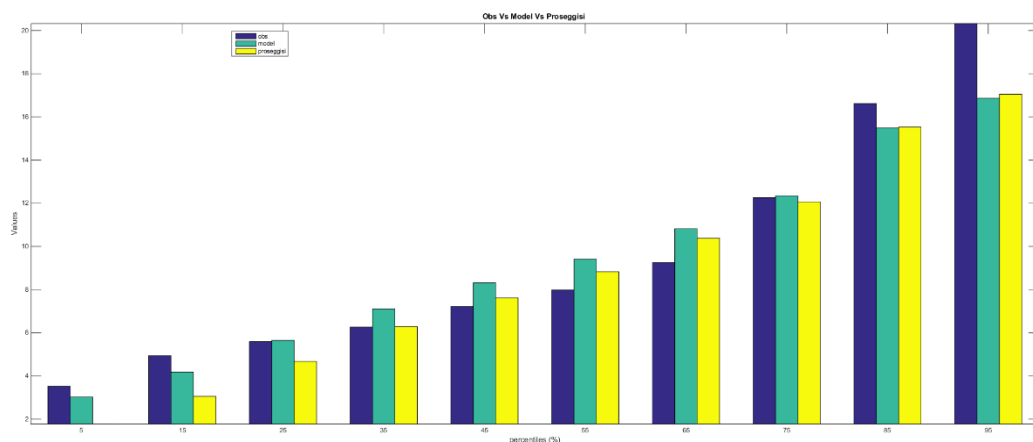
Εκπαίδευση 168x25 παρατηρήσεις, σημεία εφαρμογής 4368 & 4704 για 72, 120, 168, 360 ωριαίες παρατηρήσεις, συνάρτηση MOS – 1point $Y=1.4105 + 0.9065 \cdot X_1$

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.7250	0.2066	0.9101	0.0784
Bias_u	1.6434	0.9350	1.4238	0.6711
NS	0.3897	0.6911	0.8184	0.8070
NS_u	0.2652	0.5655	0.7912	0.7910
RMSE	1.8235	1.7714	2.2994	2.2704
RMSE_u	2.4471	2.1897	2.5501	2.3830

Πίνακας 34: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ



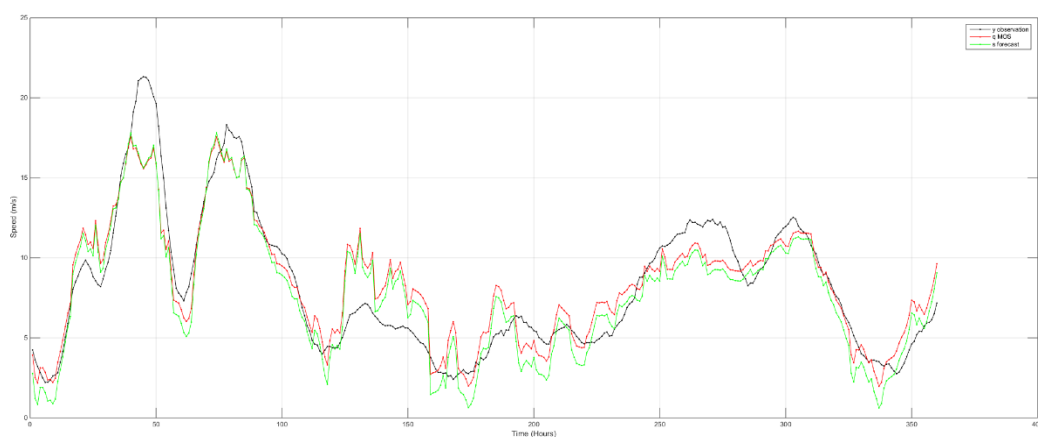
Εικόνα 150: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ



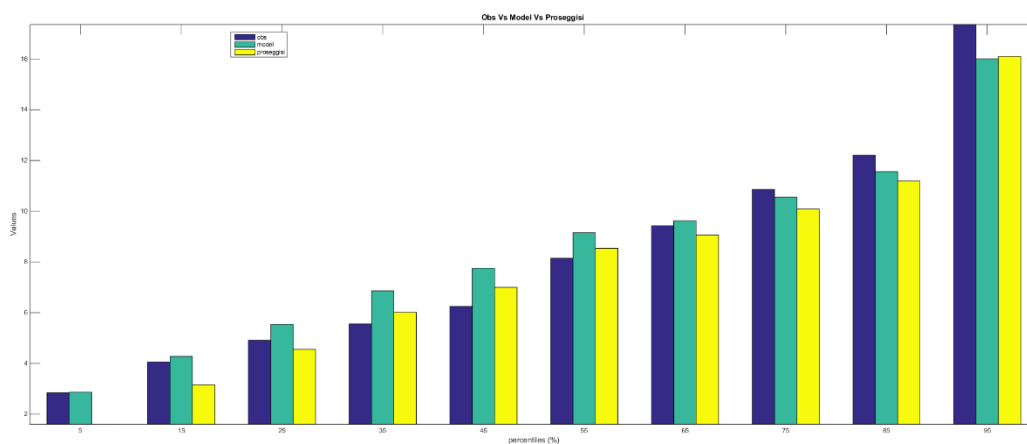
Εικόνα 151: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

Δείκτες / Παρ.	72	120	168	360
Bias	0.5061	0.4342	-0.3745	-0.2030
Bias_u	0.9981	0.9090	0.1872	0.4859
NS	0.8477	0.8801	0.8320	0.8366
NS_u	0.8407	0.8713	0.8486	0.8345
RMSE	2.1939	1.8290	2.1412	1.7557
RMSE_u	2.2791	1.9235	2.0340	1.7778

Πίνακας 35: Συγκριτικός πίνακας αποτελεσμάτων στατιστικών δεικτών προσέγγισης-MOS-1point KZ



Εικόνα 152: Συγκριτικό γράφημα χρονοσειρών μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ



Εικόνα 153: Συγκριτικό γράφημα ποσοστημορίων μετρήσεων-προσέγγισης-MOS-1point KZ

