

Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

Δ.Π.Μ.Σ. ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Διπλωματική Εργασία :

ΒΑΘΜΟΝΟΜΗΣΗ ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΓΙΑ ΤΗ ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΤΟΥ ΑΙΟΛΙΚΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ

ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΕΣ ΚΑΘΗΓΗΤΕΣ : ΚΟΖΥΡΑΚΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

ΚΟΝΤΑΞΑΚΗΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ

ΦΟΙΤΗΤΡΙΑ : ΒΟΥΜΒΟΥΛΑΚΗ ΕΛΕΝΗ Α.Μ 159

ΗΡΑΚΛΕΙΟ, 2026

Περιεχόμενα

Περίληψη 4

1. Εισαγωγή 6

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση 7

2.1 Εφαρμογή της μεθόδου Measure–Correlate–Predict (MCP) και συναφών προσεγγίσεων στην εκτίμηση αιολικού δυναμικού 9

3. Μεθοδολογία 12

3.1 Γενικό Πλαίσιο Μεθοδολογικής Προσέγγισης 12

3.2 Δεδομένα και Προεπεξεργασία 13

3.2.1 Δορυφορικά Δεδομένα Ανέμου 13

3.2.2 Επίγειες Μετρήσεις 14

3.2.3 Χωρική Κατανομή των μετεωρολογικών σταθμών 14

3.3 Χρονική και Χωρική Αντιστοίχιση 15

3.4 Μεθοδολογία Measure–Correlate–Predict (MCP) 15

3.4.1 Βαθμονόμηση Ταχύτητας Ανέμου 15

3.4.2 Διόρθωση Διεύθυνσης Ανέμου 16

3.5 Στατιστική Αξιολόγηση Απόδοσης 16

3.6 Παραγωγή Αναφορών Αξιολόγησης 17

3.7 Εφαρμογή της Βαθμονόμησης σε Τοπικό Πλέγμα 10 km 17

3.8 Υπολογιστικό Περιβάλλον 17

3.9 Περιορισμοί της Μεθοδολογίας 17

3.9.1 Πηγές Αβεβαιότητας 18

4. Αποτελέσματα Βαθμονόμησης Δορυφορικών Δεδομένων Ανέμου 19

4.1 Δομή και Περιεχόμενο των Αναφορών Αξιολόγησης 19

4.2 Ερμηνεία του Διαγράμματος Διασποράς 19

4.3 Συντελεστής Προσδιορισμού (R^2): Μέτρο Γραμμικής Συσχέτισης 19

4.4 Συστηματική Απόκλιση (Bias): Μέση Τάση Σφάλματος 20

4.5 Μέση Τετραγωνική Ρίζα Σφάλματος (RMSE): Συνολικό Μέγεθος Απόκλισης 20

4.6 Ανάλυση Κατανομής Σφάλματος 20

4.7 Χρονική Συμπεριφορά των Χρονοσειρών 21

4.8 Συνολική Επιστημονική Αποτίμηση 21

4.8.1 Συγκεντρωτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων 21

4.9 Ενδεικτικά Παραδείγματα Σταθμών 24

4.9.1 Σταθμός Υψηλής Συσχέτισης 24
4.9.2 Σταθμός Μέτριας Συσχέτισης 25
4.9.3 Σταθμός Χαμηλής Συσχέτισης 26
4.10 Συνοπτική παρουσίαση αποτελεσμάτων για το σύνολο των σταθμών 27
4.11 Συνολικός σχολιασμός αποτελεσμάτων βαθμονόμησης 91
5. Συμπεράσματα 93
6. Μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας 95
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 96

Περίληψη

Η αιολική ενέργεια αποτελεί έναν από τους βασικούς πυλώνες της ενεργειακής μετάβασης προς βιώσιμα συστήματα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Η αξιόπιστη εκτίμηση του αιολικού δυναμικού είναι καθοριστικής σημασίας για τον ορθό σχεδιασμό και τη βέλτιστη χωροθέτηση αιολικών εγκαταστάσεων. Στο πλαίσιο αυτό, τα δορυφορικά δεδομένα ανέμου χρησιμοποιούνται ευρέως για την αποτύπωση της γεωγραφικής κατανομής της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου, καθώς παρέχουν συνεχή κάλυψη σε μεγάλες περιοχές και για εκτεταμένες χρονικές περιόδους. Ωστόσο, η ακρίβειά τους σε τοπική κλίμακα μπορεί να επηρεάζεται από το ανάγλυφο και τις ιδιαίτερες μετεωρολογικές συνθήκες κάθε περιοχής, γεγονός που καθιστά αναγκαία τη βαθμονόμησή τους με επίγειες μετρήσεις.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η βαθμονόμηση δορυφορικών δεδομένων ανέμου με βάση μετρήσεις επίγειων μετεωρολογικών σταθμών. Οι σταθμοί χρησιμοποιήθηκαν ως σημεία αναφοράς για τον υπολογισμό της σχέσης βαθμονόμησης μεταξύ των δορυφορικών τιμών και των πραγματικών μετρήσεων, μέσω της μεθοδολογίας Measure–Correlate–Predict (MCP), βασισμένης σε γραμμική παλινδρόμηση. Η προκύπτουσα σχέση εφαρμόστηκε σε τοπικό πλέγμα ακτίνας 10 km γύρω από κάθε σταθμό, οδηγώντας στη δημιουργία βαθμονομημένων (calibrated) πεδίων ανέμου και νέων διορθωμένων συνόλων δεδομένων.

Η εφαρμογή της μεθοδολογίας MCP και η παραγωγή βαθμονομημένων πεδίων ανέμου σε τοπικό πλέγμα 10 km καταδεικνύουν τη δυνατότητα αξιοποίησης των δορυφορικών δεδομένων με αυξημένη ακρίβεια σε τοπική κλίμακα. Η αναπτυγμένη προσέγγιση μπορεί να αποτελέσει χρήσιμο εργαλείο για μελλοντικές μελέτες αξιολόγησης και χαρτογράφησης του αιολικού δυναμικού.

Abstract

Wind energy constitutes one of the main pillars of the energy transition towards sustainable electricity generation systems. The reliable assessment of wind potential is of crucial importance for proper planning and optimal siting of wind energy installations. In this context, satellite wind data are widely used to represent the geographical distribution of wind speed and direction, as they provide continuous coverage over large areas and extended time periods. However, their accuracy at the local scale may be affected by terrain characteristics and specific meteorological conditions of each area, making their calibration against ground-based measurements necessary.

The objective of this thesis is the calibration of satellite wind data based on measurements from ground meteorological stations. The stations were used as reference points for determining the calibration relationship between satellite-derived values and actual observations, through the Measure–Correlate–Predict (MCP) methodology, based on linear regression. The resulting relationship was applied to a local grid within a 10 km radius around each station, leading to the generation of calibrated wind fields and new corrected datasets.

The implementation of the MCP methodology and the production of calibrated wind fields within a 10 km local grid demonstrate the potential for improving the accuracy of satellite wind data at the local scale. The developed approach may serve as a useful tool for future studies focusing on wind resource assessment and mapping.

1. Εισαγωγή

Η παγκόσμια ενεργειακή μετάβαση προς συστήματα χαμηλών εκπομπών άνθρακα έχει ενισχύσει σημαντικά τον ρόλο των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Η αιολική ενέργεια, ως μία από τις πλέον ώριμες και ταχέως αναπτυσσόμενες τεχνολογίες ΑΠΕ, συμβάλλει ουσιαστικά στη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου και στην ενίσχυση της ενεργειακής ασφάλειας. Η βιωσιμότητα και η αποδοτικότητα των αιολικών εγκαταστάσεων εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την ακριβή εκτίμηση του διαθέσιμου αιολικού δυναμικού.

Η διερεύνηση του αιολικού δυναμικού απαιτεί αξιόπιστα δεδομένα ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου σε κατάλληλη χωρική και χρονική κλίμακα. Παραδοσιακά, οι επίγειοι μετεωρολογικοί σταθμοί παρέχουν ακριβείς σημειακές μετρήσεις, ωστόσο η γεωγραφική τους κατανομή είναι περιορισμένη. Αντίθετα, τα δορυφορικά και αριθμητικά δεδομένα ανέμου προσφέρουν εκτεταμένη γεωγραφική κάλυψη και μακροχρόνιες χρονοσειρές, γεγονός που τα καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμα για περιφερειακές και εθνικές μελέτες.

Παρά τα πλεονεκτήματα αυτά, η ακρίβεια των δορυφορικών δεδομένων σε τοπική κλίμακα ενδέχεται να επηρεάζεται από παράγοντες όπως το σύνθετο ανάγλυφο, οι παράκτιες επιδράσεις και οι τοπικές μετεωρολογικές συνθήκες. Οι αποκλίσεις αυτές μπορεί να οδηγήσουν σε σφάλματα στην εκτίμηση του αιολικού δυναμικού, καθιστώντας αναγκαία την αξιολόγηση και προσαρμογή των δορυφορικών δεδομένων μέσω σύγκρισης με επίγειες μετρήσεις.

Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διπλωματική εργασία εστιάζει στη βαθμονόμηση δορυφορικών δεδομένων ανέμου με χρήση επίγειων μετεωρολογικών σταθμών ως σημείων αναφοράς. Μέσω της εφαρμογής της μεθοδολογίας Measure–Correlate–Predict (MCP), επιδιώκεται η βελτίωση της αναπαράστασης των πεδίων ανέμου σε τοπική κλίμακα και η παραγωγή βαθμονομημένων δεδομένων εντός ακτίνας 10 km γύρω από τους σταθμούς. Η προσέγγιση αυτή αποσκοπεί στη μείωση της αβεβαιότητας και στην ενίσχυση της αξιοπιστίας των δορυφορικών δεδομένων για εφαρμογές διερεύνησης και χαρτογράφησης του αιολικού δυναμικού.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η αιολική ενέργεια, ως μία από τις κυριότερες μορφές ανανεώσιμης πηγής ενέργειας, αποτελεί βασικό πυλώνα για την επίτευξη βιώσιμης ενεργειακής μετάβασης. Οι επιστημονικές δημοσιεύσεις την τελευταία δεκαετία έχουν εστιάσει στην κατανόηση, πρόβλεψη και ενσωμάτωσή της στο ενεργειακό δίκτυο, με έμφαση στην ακρίβεια των εκτιμήσεων και τη βελτιστοποίηση παραγωγής μέσω προσομοιώσεων, στατιστικής ανάλυσης και τεχνητής νοημοσύνης.

Η ανάλυση του αιολικού δυναμικού είναι καθοριστική για τη χωροθέτηση ανεμογεννητριών. Μελέτες όπως έχουν παρουσιαστεί στα άρθρα των Larsén et al [10] και Badger et al.[3], χρησιμοποίησαν τεχνικές στατιστικής και δυναμικής αποκλιμάκωσης για να αναλύσουν δεδομένα μέσης και μικρής κλίμακας, επιτυγχάνοντας ακριβείς εκτιμήσεις του αιολικού δυναμικού. Παράλληλα, η μελέτη των Mengelkamp et al [13] προσφέρει έναν πρώιμο και θεμελιώδη οδηγό για την εφαρμογή τέτοιων μεθοδολογιών με χρήση 143 διαφορετικών σεναρίων.

Η μελλοντική διαθεσιμότητα αιολικού δυναμικού υπό το πρίσμα της κλιματικής αλλαγής αναδείχθηκε από τις δημοσιεύσεις των Koletsis et al. [9] και των He et al. [8], οι οποίες προβλέπουν γεωγραφικές μεταβολές στην ένταση και κατανομή των ανέμων με χρήση προσομοιώσεων και RCMs. Ειδικά στη Μεσόγειο, με βάση τη μελέτη των Koletsis et al. [9], παρατηρείται μειωμένο δυναμικό στο δυτικό τμήμα και αύξηση στο Αιγαίο.

Οι Carvalho et al. [5] και οι Castorrini et al. [6] συσχετίζουν τα μεσοκλιματικά και μικροκλιματικά μοντέλα επιτρέποντας την προσομοίωση της κατανομής ροής ανέμου σε ανάγλυφα εδάφη και σε υπεράκτιες περιοχές. Οι Castorrini et al. [6] επίσης, εφαρμόζουν την υπολογιστική ρευστοδυναμική (CFD) ενισχύοντας την ανάλυση του αιολικού δυναμικού σε ανεμογεννήτριες υψηλής ισχύος (>15MW), παρέχοντας ρεαλιστικά προφίλ ανέμου.

Οι Pickering et al. [15] αναλύουν τη γεωγραφική μεταβλητότητα της παραγωγής αιολικής ενέργειας σε σύνθετο ανάγλυφο και τη συσχέτισή της με μετεωρολογικά συστήματα ευρείας κλίμακας, υπογραμμίζοντας την ανάγκη για λεπτομερείς προσεγγίσεις.

Σημαντικό επίσης είναι το ζήτημα της στατιστικής προσομοίωσης των αβεβαιοτήτων, όπου οι Liang et al. [12] προτείνουν κοινή ανάλυση πυκνότητας αέρα και ταχύτητας ανέμου με χρήση copulas για εκτίμηση του διαθέσιμου αιολικού δυναμικού.

Η πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας παραμένει θεμελιώδης για τη συμμετοχή στην αγορά και τη διαχείριση ισχύος. Το άρθρο των Foley et al. [17] προσφέρει ταξινόμηση μεθόδων για την μελλοντική πρόγνωση, ενώ το άρθρο των Bouche et al. [4] προτείνει τεχνικές μηχανικής μάθησης με μεταβλητή επιλογή για

προγνώσεις τεσσάρων ωρών. Παράλληλα, στη δημοσίευση των Tuncar et al. [2] προσφέρει μία από τις πιο σύγχρονες βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις, παρουσιάζοντας υβριδικά μοντέλα που συνδυάζουν NWP και τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Η χρήση τεχνητής νοημοσύνης (AI), όπως παρουσιάζεται στο άρθρο He et al. [8] συμβάλλει στην πρόβλεψη, συντήρηση και διαχείριση αιολικών πάρκων αναλύοντας δεδομένα και τάσεις καινοτομίας στον τομέα τεχνολογίας για την αιολική ενέργεια. Ενώ οι Lee et al. [11], παρουσιάζουν μια μακροχρόνια ανάλυση της εξέλιξης της καινοτομίας στον τομέα μέσω τεχνητής νοημοσύνης εξετάζοντας τις εφαρμογές αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης από το 1980 έως το 2017.

Οι Annoni et al. [1] παρουσιάζουν την ακρίβεια της διεύθυνσης ανέμου σε αιολικά πάρκα που βελτιώνεται μέσω συνδυαστικής ανάλυσης δεδομένων SCADA, ενισχύοντας την ανταπόκριση των συστημάτων ελέγχου και μειώνοντας τις καθυστερήσεις στη διόρθωση του προσανατολισμού.

Το άρθρο των Pedruzzi et al. [14] συσχετίζει την ηλιακή και αιολική ενέργεια και τη χωροχρονική συμπληρωματικότητά τους υποδεικνύοντας την αξία υβριδικών συστημάτων για σταθεροποίηση της παραγωγής και μείωση διακυμάνσεων.

Οι Millstein et al. [16] αναφέρουν την στατιστική ανάλυση της διαχρονικής μεταβλητότητας, η οποία παρουσιάζει ότι οι διακυμάνσεις στην παραγωγή σχετίζονται περισσότερο με τεχνολογική πρόοδο παρά με μεταβολές στην ένταση των ανέμων.

Τέλος, στο άρθρο των González-Aparicio et al. [7] παρουσιάζεται η τελική συμβολή η οποία είναι η δημιουργία dataset παραγωγής αιολικής ενέργειας υψηλής ανάλυσης για την Ευρώπη, συμβάλλοντας ουσιαστικά στην ενίσχυση του ενεργειακού σχεδιασμού και της ερευνητικής υποδομής.

2.1 Εφαρμογή της μεθόδου Measure–Correlate–Predict (MCP) και συναφών προσεγγίσεων στην εκτίμηση αιολικού δυναμικού

Η εκτίμηση του μακροχρόνιου αιολικού δυναμικού αποτελεί βασικό στάδιο για τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη έργων αιολικής ενέργειας. Στην πράξη, οι διαθέσιμες μετρήσεις ανέμου από επίγειους μετεωρολογικούς σταθμούς καλύπτουν συχνά σχετικά μικρές χρονικές περιόδους, γεγονός που δυσκολεύει την αξιόπιστη εκτίμηση των μακροχρόνιων χαρακτηριστικών του ανέμου. Για τον λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί διάφορες στατιστικές μέθοδοι που επιτρέπουν την επέκταση των βραχυχρόνιων μετρήσεων σε μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα.

Μία από τις πλέον διαδεδομένες προσεγγίσεις είναι η μέθοδος **Measure–Correlate–Predict (MCP)**, η οποία χρησιμοποιείται ευρέως για την εκτίμηση του μακροχρόνιου αιολικού δυναμικού σε περιοχές όπου δεν υπάρχουν εκτεταμένες μετρήσεις ανέμου. Η βασική αρχή της μεθόδου στηρίζεται στη στατιστική συσχέτιση των μετρήσεων ενός σταθμού ενδιαφέροντος με δεδομένα από έναν σταθμό αναφοράς ή από μακροχρόνια σύνολα μετεωρολογικών δεδομένων. Μέσω αυτής της συσχέτισης καθίσταται δυνατή η αναγωγή των βραχυχρόνιων μετρήσεων σε μεγαλύτερες χρονικές περιόδους, επιτρέποντας την εκτίμηση της μακροχρόνιας κατανομής της ταχύτητας ανέμου.

Ενδεικτική εφαρμογή της μεθόδου MCP παρουσιάζεται στη μελέτη των **Condaxakis και Kozyrakis (2026)**, όπου εξετάζεται η εκτίμηση του μακροχρόνιου αιολικού δυναμικού και της ενεργειακής παραγωγής ενός αιολικού πάρκου σε ορεινή περιοχή της Ελλάδας. Σε αυτή τη μελέτη, βραχυχρόνιες μετρήσεις από ανεμολογικό ιστό συνδυάζονται με μακροχρόνια δορυφορικά δεδομένα ERA5 μέσω της μεθόδου MCP. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει την εκτίμηση της μακροχρόνιας κατανομής του ανέμου καθώς και της πιθανότητας επίτευξης συγκεκριμένων επιπέδων της ετήσιας παραγωγής ενέργειας, λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη διάφορες πηγές αβεβαιότητας που σχετίζονται με τις μετρήσεις, τη στατιστική διαδικασία συσχέτισης και τα χαρακτηριστικά του ανάγλυφου της περιοχής.[18]

Ένας σημαντικός παράγοντας που επηρεάζει την αξιοπιστία της μεθόδου MCP είναι οι διαθέσιμες ανεμολογικές μετρήσεις. Οι **Miguel et al. (2019)** διερεύνησαν την επίδραση της διάρκειας της περιόδου ανεμολογικών μετρήσεων στην εκτίμηση του αιολικού δυναμικού. Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι όσο αυξάνεται η χρονική διάρκεια των μετρήσεων μειώνεται σημαντικά η αβεβαιότητα στην εκτίμηση του μακροχρόνιου αιολικού δυναμικού. Μεγαλύτερες χρονοσειρές δεδομένων επιτρέπουν την καλύτερη κατανόηση της φυσικής μεταβλητότητας του ανέμου και οδηγούν σε πιο αξιόπιστες προβλέψεις της ενεργειακής παραγωγής.[19]

Πέρα από την κλασική εφαρμογή της MCP, στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί και βελτιωμένες στατιστικές προσεγγίσεις. Ο **Dinler (2013)** εισήγαγε μια νέα παραλλαγή της μεθόδου MCP, βασισμένη στη μέθοδο **Multiple Principal Least Squares (MPLS)**.

Η συγκεκριμένη προσέγγιση παρουσιάζει πλεονεκτήματα σε περιπτώσεις όπου η συσχέτιση μεταξύ του σταθμού αναφοράς και του εξεταζόμενου σταθμού είναι σχετικά χαμηλή. Επιπλέον, μπορεί να εφαρμοστεί ακόμη και όταν οι ταυτόχρονες μετρήσεις των δύο σταθμών είναι περιορισμένες ή παρουσιάζουν ελλείψεις, επιτυγχάνοντας σημαντική βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων σε σχέση με άλλες συμβατικές μεθόδους.[20]

Παράλληλα, έχουν αναπτυχθεί και προσεγγίσεις που συνδυάζουν τη μέθοδο MCP με τεχνικές μηχανικής μάθησης. Στη μελέτη των **Díaz et al. (2017)** συγκρίθηκαν διάφορα μοντέλα MCP για την εκτίμηση της πυκνότητας αιολικής ισχύος, χρησιμοποιώντας τεχνικές **Support Vector Regression (SVR)** και **Multiple Linear Regression (MLR)**. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η ενσωμάτωση επιπλέον μεταβλητών, όπως η διεύθυνση ανέμου και η πυκνότητα του αέρα, μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την ακρίβεια των εκτιμήσεων. Επιπλέον, διαπιστώθηκε ότι τα μοντέλα που βασίζονται σε συνδυασμό επιμέρους μοντέλων για την πρόβλεψη της ταχύτητας ανέμου και της πυκνότητας του αέρα παρουσίασαν τα καλύτερα στατιστικά αποτελέσματα.[21]

Επιπρόσθετα, έχουν προταθεί νέες μέθοδοι MCP που βασίζονται σε τεχνικές ανάλυσης χρονοσειρών. Οι **Skittides και Früh (2015)** ανέπτυξαν μια προσέγγιση που χρησιμοποιεί τη μέθοδο **Singular Systems Analysis** για τον προσδιορισμό της βέλτιστης συσχέτισης μεταξύ του σταθμού αναφοράς και του σταθμού ενδιαφέροντος. Η μέθοδος αυτή επιτρέπει την αποτελεσματικότερη αξιοποίηση των διαθέσιμων δεδομένων πριν από την κατασκευή του μοντέλου πρόβλεψης και συγκρίθηκε με επιτυχία με την κλασική MCP βασισμένη στη γραμμική παλινδρόμηση.[22]

Τέλος, έχουν εξεταστεί και εναλλακτικές στατιστικές προσεγγίσεις της μεθόδου MCP**.** Οι **Weekes και Tomlin (2014)** διερεύνησαν μια MCP μέθοδο βασισμένη στη κατανομή **Weibull** δύο μεταβλητών, συγκρίνοντάς την με την κλασική προσέγγιση γραμμικής παλινδρόμησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, αν και η Weibull προσέγγιση διαθέτει ισχυρή θεωρητική βάση, η απόδοσή της σε πραγματικά δεδομένα είναι συγκρίσιμη με τις κλασικές στατιστικές μεθόδους, ιδιαίτερα όταν η διαθέσιμη περίοδος μετρήσεων είναι επαρκώς μεγάλη.[23]

Συνολικά, η βιβλιογραφία καταδεικνύει ότι η μέθοδος **Measure–Correlate–Predict** αποτελεί ένα ιδιαίτερα σημαντικό εργαλείο για την εκτίμηση του αιολικού δυναμικού σε περιοχές όπου οι μετρήσεις είναι περιορισμένες χρονικά. Παράλληλα, η ανάπτυξη νέων στατιστικών και υπολογιστικών προσεγγίσεων συμβάλλει στη βελτίωση της ακρίβειας των εκτιμήσεων και στη μείωση της αβεβαιότητας κατά την αξιολόγηση του αιολικού δυναμικού.

Με βάση τα παραπάνω, καθίσταται σαφές ότι οι μέθοδοι MCP αποτελούν βασικό εργαλείο για τη συσχέτιση και επέκταση ανεμολογικών δεδομένων. Στην παρούσα εργασία εφαρμόζεται μια προσέγγιση βαθμονόμησης δορυφορικών δεδομένων ανέμου με χρήση επίγειων μετεωρολογικών σταθμών ως σημείων αναφοράς. Η

διαδικασία βασίζεται στη στατιστική συσχέτιση των δύο συνόλων δεδομένων και στην εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης για την προσαρμογή των τιμών ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου. Στη συνέχεια, η προκύπτουσα σχέση εφαρμόζεται σε τοπικό πλέγμα γύρω από τους σταθμούς, με στόχο τη δημιουργία βαθμονομημένων πεδίων ανέμου και τη βελτίωση της αξιοπιστίας των δορυφορικών δεδομένων για εφαρμογές διερεύνησης του αιολικού δυναμικού.

Συνολικά, από τη βιβλιογραφία προκύπτει ότι η μέθοδος Measure–Correlate–Predict (MCP) αποτελεί ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο και αξιόπιστο εργαλείο για την εκτίμηση του μακροχρόνιου αιολικού δυναμικού. Ωστόσο, η απόδοσή της εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από τον βαθμό συσχέτισης μεταξύ των διαθέσιμων δεδομένων. Η κλασική προσέγγιση, η οποία βασίζεται στη γραμμική παλινδρόμηση, χαρακτηρίζεται από απλότητα και υπολογιστική αποδοτικότητα, παρουσιάζει όμως περιορισμούς σε περιπτώσεις χαμηλής συσχέτισης ή μη γραμμικής συμπεριφοράς του ανέμου. Για την αντιμετώπιση αυτών των περιορισμών έχουν αναπτυχθεί εναλλακτικές προσεγγίσεις, όπως μέθοδοι μηχανικής μάθησης και μοντέλα που λαμβάνουν υπόψη περισσότερες μεταβλητές, οι οποίες επιτρέπουν την αποτύπωση πιο σύνθετων σχέσεων μεταξύ των δεδομένων. Παρά τα πλεονεκτήματά τους, οι μέθοδοι αυτές συνοδεύονται από αυξημένες απαιτήσεις σε δεδομένα και υπολογιστική ισχύ, γεγονός που καθιστά τη γραμμική MCP ιδιαίτερα κατάλληλη για εφαρμογές όπου απαιτείται ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και αποδοτικότητας.

3. Μεθοδολογία

3.1 Γενικό Πλαίσιο Μεθοδολογικής Προσέγγισης

Η παρούσα μελέτη στοχεύει στη βαθμονόμηση δορυφορικών δεδομένων ανέμου μέσω σύγκρισης με μετρήσεις επίγειων μετεωρολογικών σταθμών και στην εφαρμογή της προκύπτουσας σχέσης σε τοπικό πλέγμα ακτίνας 10 km γύρω από κάθε σταθμό.

Η μεθοδολογική διαδικασία οργανώθηκε σε διακριτά και αλληλένδετα στάδια, τα οποία περιλαμβάνουν:

1. Συλλογή και προεπεξεργασία δορυφορικών και επιγείων δεδομένων.
2. Χρονική και χωρική αντιστοίχιση των χρονοσειρών.
3. Εφαρμογή της μεθόδου Measure–Correlate–Predict (MCP).
4. Στατιστική αξιολόγηση της απόδοσης.
5. Εφαρμογή της βαθμονόμησης σε τοπικό πλέγμα ακτίνας 10 km.
6. Παραγωγή νέων βαθμονομημένων πεδίων ανέμου σε μορφή NetCDF.

Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει τη συστηματική διόρθωση των συστηματικών αποκλίσεων των δορυφορικών δεδομένων και την ενίσχυση της αξιοπιστίας τους σε τοπική κλίμακα.

3.2 Δεδομένα και Προεπεξεργασία

3.2.1 Δορυφορικά Δεδομένα Ανέμου

Για την ανάλυση του πεδίου ανέμου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα σε μορφή **NetCDF**, τα οποία καλύπτουν τη χρονική περίοδο **1992–2016**. Τα δεδομένα αυτά περιλαμβάνουν τις δύο οριζόντιες συνιστώσες του ανέμου σε ύψος **10 m από την επιφάνεια του εδάφους**, συγκεκριμένα τη ζωνική συνιστώσα **U10** και τη μεσημβρινή συνιστώσα **V10**. Οι συνιστώσες αυτές αποτελούν βασικές μεταβλητές για την περιγραφή του πεδίου ανέμου και χρησιμοποιούνται ευρέως σε μετεωρολογικές και ενεργειακές εφαρμογές.

Η ταχύτητα του ανέμου υπολογίστηκε από τις δύο συνιστώσες σύμφωνα με τη σχέση:

$$WS = \sqrt{(U^2 + V^2)}$$

όπου **WS** είναι η ταχύτητα του ανέμου και **U** και **V** οι οριζόντιες συνιστώσες του διανύσματος του ανέμου.

Η διεύθυνση του ανέμου υπολογίστηκε από τη σχέση:

$$WD = (270 - \arctan2(V, U)) \bmod 360$$

όπου **WD** είναι η διεύθυνση του ανέμου σε μοίρες. Η συγκεκριμένη μετατροπή επιτρέπει την αναπαράσταση της διεύθυνσης στο γεωγραφικό σύστημα αναφοράς, εξασφαλίζοντας ότι οι τιμές κυμαίνονται στο διάστημα **0°–360°**.

Η μορφή **NetCDF** επιτρέπει την αποθήκευση πολυδιάστατων μετεωρολογικών δεδομένων και διευκολύνει την επεξεργασία μεγάλων χρονοσειρών. Τα δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν ως σύνολο αναφοράς για τη σύγκριση με τις μετρήσεις των επίγειων μετεωρολογικών σταθμών και για την εφαρμογή της μεθοδολογίας **Measure–Correlate–Predict (MCP)** που παρουσιάζεται στις επόμενες ενότητες.

Τα δεδομένα αυτά προέρχονται από διαδικασίες επαναανάλυσης (reanalysis), δηλαδή από τον συνδυασμό παρατηρήσεων από δορυφόρους και επίγειους σταθμούς με αριθμητικά μοντέλα πρόγνωσης καιρού. Με τον τρόπο αυτό προκύπτουν συνεπή και χρονικά συνεχόμενα σύνολα δεδομένων, τα οποία είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για τη μελέτη της μακροχρόνιας συμπεριφοράς του ανέμου. Ωστόσο, η χωρική ανάλυση των δεδομένων αυτών δεν επιτρέπει πάντα την ακριβή αποτύπωση τοπικών φαινομένων, ιδιαίτερα σε περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο. Για τον λόγο αυτό, κρίνεται απαραίτητη η προσαρμογή τους με βάση επίγειες μετρήσεις, ώστε να βελτιωθεί η αξιοπιστία τους σε τοπική κλίμακα.

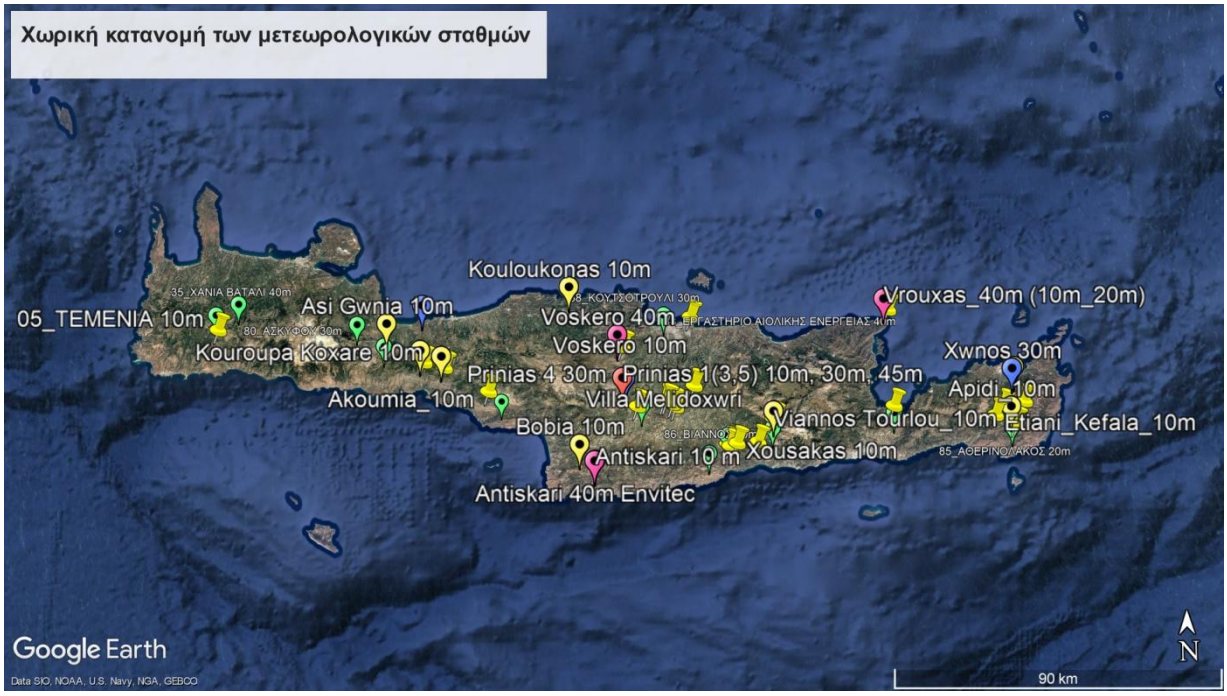
3.2.2 Επίγειες Μετρήσεις

Οι επίγειοι μετεωρολογικοί σταθμοί παρείχαν μετρήσεις ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου. Τα δεδομένα μετατράπηκαν σε ωριαία χρονική ανάλυση, προκειμένου να εξασφαλιστεί η συγκρισιμότητα με τα δορυφορικά δεδομένα.

Η ταχύτητα υπολογίστηκε ως αριθμητικός μέσος όρος ανά ώρα, ενώ η διεύθυνση υπολογίστηκε μέσω διανυσματικού μέσου όρου, ώστε να λαμβάνεται υπόψη η κυκλική φύση της γωνιακής μεταβλητής και να αποφεύγονται τεχνητές ασυνέχειες.

3.2.3 Χωρική Κατανομή των μετεωρολογικών σταθμών

Οι μετεωρολογικοί σταθμοί που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία είναι κατανεμημένοι σε διάφορες περιοχές της Κρήτης, καλύπτοντας διαφορετικές γεωγραφικές και τοπογραφικές συνθήκες. Η χωρική τους κατανομή επιτρέπει την αξιολόγηση της μεθοδολογίας βαθμονόμησης σε περιοχές με διαφορετικά χαρακτηριστικά ανέμου και ανάγλυφου. Στην Εικόνα 1 παρουσιάζονται οι θέσεις των σταθμών που χρησιμοποιήθηκαν για τη συσχέτιση και τη βαθμονόμηση των δορυφορικών δεδομένων ανέμου.



Εικόνα 1: Χωρική κατανομή των μετεωρολογικών σταθμών που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία στην Κρήτη

3.3 Χρονική και Χωρική Αντιστοίχιση

Για κάθε σταθμό προσδιορίστηκε το πλησιέστερο κελί του δορυφορικού πλέγματος βάσει της ελάχιστης γεωγραφικής απόστασης.

Οι χρονοσειρές συγχρονίστηκαν και διατηρήθηκαν μόνο οι κοινές χρονικές στιγμές, εξασφαλίζοντας πλήρη χρονική αντιστοίχιση μεταξύ των δορυφορικών και επίγειων δεδομένων.

Επιπλέον, για την εφαρμογή της τοπικής βαθμονόμησης, υπολογίστηκε η γεωδαιτική απόσταση όλων των κελιών του πλέγματος από κάθε σταθμό μέσω του τύπου Haversine. Επιλέχθηκαν τα κελιά που βρίσκονται εντός ακτίνας 10 km, εντός της οποίας εφαρμόστηκε η σχέση βαθμονόμησης.

Η ακτίνα των 10 km ορίστηκε ως το χωρικό όριο εφαρμογής της τοπικής προσαρμογής.

3.4 Μεθοδολογία Measure–Correlate–Predict (MCP)

Η βαθμονόμηση των δορυφορικών δεδομένων πραγματοποιήθηκε μέσω της μεθόδου Measure–Correlate–Predict (MCP), η οποία βασίζεται στη στατιστική συσχέτιση μεταξύ δύο χρονοσειρών και στην εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης.

Η επιλογή της γραμμικής μορφής της μεθόδου MCP βασίζεται στην απλότητα και τη σαφήνεια που προσφέρει ως προς την ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Παρότι έχουν αναπτυχθεί πιο σύνθετες προσεγγίσεις που μπορούν να αποτυπώσουν μη γραμμικές σχέσεις, η γραμμική παλινδρόμηση παραμένει αξιόπιστη όταν υπάρχει ικανοποιητικός βαθμός συσχέτισης μεταξύ των δεδομένων. Επιπλέον, η εφαρμογή της δεν απαιτεί ιδιαίτερα σύνθετες διαδικασίες, γεγονός που την καθιστά κατάλληλη για πρακτικές εφαρμογές βαθμονόμησης και ανάλυσης αιολικών δεδομένων.

3.4.1 Βαθμονόμηση Ταχύτητας Ανέμου

Για την ταχύτητα ανέμου εφαρμόστηκε γραμμική παλινδρόμηση της μορφής:

$WS_obs = a \cdot WS_sat + b$ όπου:

- $\mathbf{WS_{(obs)}}$ είναι η παρατηρούμενη ταχύτητα ανέμου από τον επίγειο σταθμό,
- $\mathbf{WS_{(sat)}}$ είναι η ταχύτητα ανέμου που προέρχεται από τα δορυφορικά δεδομένα,
- **a** είναι ο συντελεστής κλίσης της παλινδρόμησης,
- **b** είναι ο σταθερός όρος της εξίσωσης.

Οι παράμετροι της παλινδρόμησης εκτιμήθηκαν μέσω της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων, ελαχιστοποιώντας το τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ των δύο σειρών.

3.4.2 Διόρθωση Διεύθυνσης Ανέμου

Η διεύθυνση ανέμου διορθώθηκε μέσω υπολογισμού της μέσης γωνιακής απόκλισης μεταξύ των δύο σειρών:

$WD_cal = (WD_sat + \Delta\phi) \bmod 360$

Όπου:

- **$WD_{(cal)}$** είναι η βαθμονομημένη διεύθυνση ανέμου,
- **$WD_{(sat)}$** είναι η διεύθυνση ανέμου από τα δορυφορικά δεδομένα,
- **$\Delta\phi$** είναι η μέση γωνιακή διαφορά μεταξύ των δύο σειρών δεδομένων.

Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει τη διόρθωση της συστηματικής γωνιακής απόκλισης της μεταβλητής της διεύθυνσης ανέμου.

3.5 Στατιστική Αξιολόγηση Απόδοσης

Η αξιολόγηση της απόδοσης της βαθμονόμησης πραγματοποιήθηκε μέσω τριών βασικών δεικτών:

Συντελεστής Προσδιορισμού (R^2)

Ο συντελεστής R^2 εκφράζει το ποσοστό της μεταβλητότητας των παρατηρούμενων τιμών που εξηγείται από το μοντέλο και αποτελεί μέτρο γραμμικής συσχέτισης.

Συστηματική απόκλιση (Bias)

Η συστηματική απόκλιση υπολογίζεται ως ο μέσος όρος της διαφοράς μεταξύ μοντέλου και παρατηρήσεων και εκφράζει τη τάση υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης.

Τετραγωνική Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE)

Το RMSE αποτυπώνει το συνολικό μέγεθος του σφάλματος, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τη συστηματική όσο και την τυχαία συνιστώσα της απόκλισης.

Οι παραπάνω δείκτες παρέχουν συμπληρωματική πληροφορία σχετικά με την απόδοση του μοντέλου. Συγκεκριμένα, ο συντελεστής R^2 αποτυπώνει τη γραμμική συσχέτιση, χωρίς όμως να αποδίδει τη συστηματική απόκλιση των τιμών. Αντίθετα, η συστηματική απόκλιση (Bias) εκφράζει τη μέση τάση υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης, ενώ το RMSE είναι ιδιαίτερα ευαίσθητο σε μεγάλες αποκλίσεις, καθώς δίνει μεγαλύτερο βάρος στα ακραία σφάλματα. Η ταυτόχρονη χρήση των

δεικτών αυτών επιτρέπει μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης της βαθμονόμησης.

3.6 Παραγωγή Αναφορών Αξιολόγησης

Για κάθε σταθμό δημιουργήθηκε αναλυτική γραφική αναφορά υψηλής ανάλυσης (1600 dpi), η οποία περιλάμβανε:

- Διάγραμμα διασποράς (Observed vs Model),
- Σύγκριση χρονοσειρών,
- Κατανομή σφάλματος,
- Σύγκριση διεύθυνσης ανέμου,
- Ποσοτικούς δείκτες απόδοσης.

Οι αναφορές αυτές επέτρεψαν την ταυτόχρονη ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση της διαδικασίας βαθμονόμησης.

3.7 Εφαρμογή της Βαθμονόμησης σε Τοπικό Πλέγμα 10 km

Μετά τον υπολογισμό των παραμέτρων της MCP για κάθε σταθμό, η προκύπτουσα σχέση εφαρμόστηκε σε όλα τα κελιά του δορυφορικού πλέγματος που βρίσκονται εντός ακτίνας 10 km.

Για κάθε κελί:

1. Υπολογίστηκε η αρχική ταχύτητα και διεύθυνση.
2. Εφαρμόστηκε η σχέση βαθμονόμησης.
3. Οι διορθωμένες τιμές μετατράπηκαν εκ νέου σε συνιστώσες U και V.
4. Δημιουργήθηκε νέο σύνολο δεδομένων NetCDF με βαθμονομημένα πεδία.

Με τον τρόπο αυτό παρήχθησαν τοπικά προσαρμοσμένα πεδία ανέμου, κατάλληλα για περαιτέρω αξιολόγηση του αιολικού δυναμικού.

3.8 Υπολογιστικό Περιβάλλον

Η επεξεργασία των δεδομένων πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Python, με χρήση των βιβλιοθηκών pandas, xarray, numpy, scikit-learn, matplotlib και seaborn.

Η διαδικασία εφαρμόστηκε αυτοματοποιημένα για το σύνολο των σταθμών, διασφαλίζοντας ομοιογένεια και επαναληψιμότητα των αποτελεσμάτων.

3.9 Περιορισμοί της Μεθοδολογίας

Η MCP αποτελεί γραμμική στατιστική προσέγγιση και, ως εκ τούτου:

- Διορθώνει κυρίως τη συστηματική απόκλιση.
- Δεν βελτιώνει ουσιαστικά τον βαθμό γραμμικής συσχέτισης.
- Δεν αναπαριστά πλήρως μη γραμμικές συμπεριφορές ή ακραία επεισόδια.
- Η αποτελεσματικότητά της εξαρτάται από τη χωρική ανάλυση και τη φυσική πολυπλοκότητα της περιοχής.

Συνεπώς, η στατιστική βαθμονόμηση λειτουργεί ενισχυτικά της φυσικής αναπαράστασης του πεδίου ανέμου και δεν την υποκαθιστά.

3.9.1 Πηγές Αβεβαιότητας

Η διαδικασία βαθμονόμησης των δορυφορικών δεδομένων συνοδεύεται από διάφορες πηγές αβεβαιότητας, οι οποίες επηρεάζουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Οι σημαντικότερες από αυτές περιλαμβάνουν σφάλματα μέτρησης των επίγειων σταθμών, περιορισμούς στη χωρική ανάλυση των δορυφορικών δεδομένων, καθώς και αβεβαιότητες που προκύπτουν από τη στατιστική διαδικασία της παλινδρόμησης. Επιπλέον, η φυσική πολυπλοκότητα του ανάγλυφου και οι τοπικές μετεωρολογικές συνθήκες ενδέχεται να επηρεάζουν τη συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων, περιορίζοντας την απόδοση της μεθόδου.

4. Αποτελέσματα Βαθμονόμησης Δορυφορικών Δεδομένων Ανέμου

4.1 Δομή και Περιεχόμενο των Αναφορών Αξιολόγησης

Για κάθε μετεωρολογικό σταθμό παρήχθη αναλυτική αναφορά αξιολόγησης της διαδικασίας βαθμονόμησης μέσω της μεθοδολογίας Measure–Correlate–Predict (MCP). Κάθε αναφορά περιλαμβάνει:

- Διάγραμμα διασποράς ταχύτητας ανέμου (Observed vs Model)
- Χρονοσειρά σύγκρισης παρατηρήσεων και μοντέλου
- Κατανομή σφάλματος
- Σύγκριση διεύθυνσης ανέμου
- Στατιστικούς δείκτες απόδοσης (R^2, RMSE, Bias)

Οι αναφορές αυτές επιτρέπουν τόσο ποσοτική όσο και ποιοτική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πριν και μετά τη βαθμονόμηση. Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζεται η συνολική ερμηνεία των αποτελεσμάτων για το σύνολο των σταθμών, ενώ επιλεγμένα παραδείγματα παρατίθενται ενδεικτικά για την πληρέστερη κατανόηση της διαδικασίας.

4.2 Ερμηνεία του Διαγράμματος Διασποράς

Το διάγραμμα διασποράς απεικονίζει τη σχέση μεταξύ της παρατηρούμενης ταχύτητας ανέμου (επίγειος σταθμός) και της αντίστοιχης τιμής του δορυφορικού ή αναλυτικού πεδίου.

Η διακεκομμένη γραμμή 1:1 αντιπροσωπεύει την ιδανική περίπτωση πλήρους συμφωνίας μεταξύ μοντέλου και μετρήσεων. Η προσέγγιση των τιμών προς τη γραμμή πλήρους συμφωνίας (1:1) μετά τη βαθμονόμηση υποδηλώνει ότι το μοντέλο αναπαριστά πλέον με μεγαλύτερη ακρίβεια το μέσο επίπεδο της ταχύτητας ανέμου.

Η παραμένουσα διασπορά που παρατηρείται σε ορισμένους σταθμούς αποδίδεται κυρίως στη φυσική πολυπλοκότητα της περιοχής (ανάγλυφο, τοπικές κυκλοφορίες, παράκτιες επιδράσεις) και όχι σε αδυναμία της στατιστικής διαδικασίας.

4.3 Συντελεστής Προσδιορισμού (R^2): Μέτρο Γραμμικής Συσχέτισης

Ο συντελεστής R^2 εκφράζει το ποσοστό της μεταβλητότητας των παρατηρούμενων τιμών που εξηγείται από το μοντέλο. Υψηλές τιμές υποδηλώνουν ικανοποιητική αναπαράσταση της δυναμικής μεταβολής της ταχύτητας ανέμου, ενώ χαμηλότερες τιμές υποδεικνύουν περιορισμένη ικανότητα περιγραφής της μεταβλητότητας.

Στην παρούσα μελέτη παρατηρήθηκε σημαντική διακύμανση των τιμών R^2 μεταξύ των σταθμών. Η εφαρμογή της MCP δεν μεταβάλλει ουσιαστικά τον συντελεστή αυτό, καθώς η γραμμική παλινδρόμηση διορθώνει τη συστηματική απόκλιση χωρίς να επηρεάζει τον βαθμό γραμμικής συσχέτισης.

Οι χαμηλότερες τιμές R^2 εντοπίζονται κυρίως σε περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο ή έντονη τοπική κυκλοφορία, όπου η ανάλυση του μοντέλου δεν αποτυπώνει πλήρως τις μικροκλιματικές διαφοροποιήσεις.

4.4 Συστηματική Απόκλιση (Bias): Μέση Τάση Σφάλματος

Η συστηματική απόκλιση (Bias) εκφράζει τη μέση διαφορά μεταξύ προβλεπόμενης και παρατηρούμενης τιμής. Θετικές τιμές υποδηλώνουν υπερεκτίμηση, ενώ αρνητικές τιμές υποεκτίμηση.

Στο σύνολο των σταθμών διαπιστώθηκε αρχική συστηματική υποεκτίμηση της ταχύτητας ανέμου από το δορυφορικό πεδίο. Η ύπαρξη τέτοιας απόκλισης είναι ιδιαίτερα κρίσιμη για εφαρμογές εκτίμησης αιολικού δυναμικού, καθώς η παραγόμενη ισχύς εξαρτάται μη γραμμικά από τη μέση ταχύτητα ανέμου.

Μετά την εφαρμογή της MCP, το bias περιορίζεται σημαντικά και προσεγγίζει το μηδέν στους περισσότερους σταθμούς, γεγονός που επιβεβαιώνει την αποτελεσματικότητα της μεθόδου στη διόρθωση συστηματικών αποκλίσεων.

4.5 Μέση Τετραγωνική Ρίζα Σφάλματος (RMSE): Συνολικό Μέγεθος Απόκλισης

Το RMSE αποτελεί δείκτη του συνολικού μεγέθους του σφάλματος, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τη απόκλιση όσο και τη διασπορά.

Η μείωση του RMSE μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται στο σύνολο των σταθμών, υποδηλώνοντας βελτίωση της συνολικής προσαρμογής του μοντέλου. Η βελτίωση είναι εντονότερη σε σταθμούς με σημαντικό αρχικό bias, ενώ σε σταθμούς με χαμηλή συσχέτιση η μείωση είναι ηπιότερη, γεγονός που αντανακλά τους περιορισμούς της χωρικής αναπαράστασης.

4.6 Ανάλυση Κατανομής Σφάλματος

Η κατανομή σφάλματος απεικονίζει τη συχνότητα εμφάνισης αποκλίσεων συγκεκριμένου μεγέθους.

Πριν τη βαθμονόμηση παρατηρείται μετατόπιση της κατανομής από το μηδενικό σημείο, επιβεβαιώνοντας την ύπαρξη συστηματικής απόκλισης. Μετά τη βαθμονόμηση, η κατανομή κεντράρεται γύρω από το μηδέν και παρουσιάζει

μεγαλύτερη συμμετρία, γεγονός που υποδηλώνει στατιστικά ισορροπημένη συμπεριφορά του μοντέλου.

4.7 Χρονική Συμπεριφορά των Χρονοσειρών

Η σύγκριση των χρονοσειρών επιτρέπει την αξιολόγηση της χρονικής συνέπειας του μοντέλου.

Μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται:

- Καλύτερη προσαρμογή στο μέσο επίπεδο ταχύτητας,
- Βελτιωμένη αναπαραγωγή των γενικών τάσεων,
- Διατήρηση ορισμένων αποκλίσεων σε ακραία επεισόδια.

Η MCP διορθώνει κυρίως τη μέση τάση και όχι την ένταση των ακραίων τιμών, γεγονός που σχετίζεται με τη γραμμική φύση της μεθόδου.

4.8 Συνολική Επιστημονική Αποτίμηση

Η ανάλυση των αναφορών καταδεικνύει ότι η μεθοδολογία MCP:

- Διορθώνει αποτελεσματικά τη συστηματική απόκλιση,
- Μειώνει το συνολικό σφάλμα,
- Βελτιώνει την αξιοπιστία των δορυφορικών δεδομένων σε τοπική κλίμακα.

Ωστόσο, η τελική ποιότητα προσαρμογής εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από τη φυσική πολυπλοκότητα της περιοχής και την ανάλυση του μοντέλου. Συνεπώς, η στατιστική βαθμονόμηση λειτουργεί συμπληρωματικά και όχι υποκατάστατα της φυσικής αναπαράστασης του πεδίου ανέμου.

Συνολικά, λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα για το σύνολο των σταθμών, διαπιστώνεται ότι η εφαρμογή της MCP οδηγεί σε μείωση της συστηματικής απόκλισης (Bias) και του συνολικού σφάλματος (RMSE), ενώ ο συντελεστής R^2 παραμένει ουσιαστικά αμετάβλητος. Η συμπεριφορά αυτή είναι σύμφωνη με τη φύση της γραμμικής βαθμονόμησης, η οποία επηρεάζει κυρίως τη μέση τιμή των δεδομένων.

4.8.1 Συγκεντρωτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων

Για την πληρέστερη αποτίμηση της απόδοσης της μεθοδολογίας MCP στο σύνολο των μετεωρολογικών σταθμών, παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι βασικοί στατιστικοί δείκτες πριν και μετά τη βαθμονόμηση.

Πίνακας 4.1: Σύγκριση στατιστικών δεικτών πριν και μετά τη βαθμονόμηση για το σύνολο των σταθμών

Σταθμός	R^2 (πριν)	R^2 (μετά)	RMSE (πριν) (m/s)	RMSE (μετά) (m/s)	Απόκλιση (Bias) πριν (m/s)	Απόκλιση (Bias) μετά (m/s)
Akoumia_10m	0.459	0.459	5.96	5.27	-2.68	0.00
Alikarnassos_10m	0.628	0.628	1.63	1.48	-0.70	0.00
Antiskari_20m	0.353	0.353	3.89	2.94	-2.53	0.00
Antiskari_40m	0.367	0.367	4.13	3.01	-2.81	0.00
Apidi_1_10m	0.846	0.846	2.56	2.15	-1.23	0.00
Apidi_2_10m	0.808	0.808	2.25	2.08	-0.79	0.00
Asi_Gwnia_Xaniwn_10m	0.511	0.511	5.91	4.48	-3.56	0.00
Askifou_Xania_30m	0.681	0.681	4.32	2.95	-2.85	0.00
Axentrias_10m	0.646	0.646	6.85	3.83	-5.13	0.00
Biannos_Toyrloy_10m	0.722	0.722	2.88	2.82	-0.48	0.00
Etiani_Kefala_10m	0.804	0.804	2.81	2.14	-1.72	0.00
Etiani_Kefala_Xandras_10m	0.814	0.814	2.95	2.25	-1.78	0.00
Ierapetra_30m	0.630	0.630	3.61	2.33	-2.76	0.00
Kallikratis_10m	0.555	0.555	4.48	3.35	-2.92	0.00
Kasteliana_1_10m	0.718	0.718	5.02	2.62	-4.12	0.00
Kasteliana_2_10m	0.719	0.719	4.72	2.61	-3.72	0.00
Kasteriotis_10m	0.638	0.638	4.95	2.98	-3.76	0.00
Katsidoni_10m	0.564	0.564	3.07	2.76	-1.31	0.00
Kouloukonas_10m	0.151	0.151	3.78	3.31	-1.80	0.00
Kouroupa_30m	0.757	0.757	7.85	3.70	-6.36	0.00
Kouroupa_koksare_10m	0.693	0.693	8.04	4.05	-6.48	0.00
Koutsotroulis_30m	0.325	0.325	4.89	3.35	-3.54	0.00
Ksekefalo_20m	0.621	0.621	4.38	2.87	-3.14	0.00
Ksekefalo_30m	0.635	0.635	4.84	2.92	-3.66	0.00
Kynhgos_10m	0.663	0.663	5.63	3.30	-4.34	0.00
Megali_Vrisi_30m	0.673	0.673	4.64	2.81	-3.64	0.00
Melampes_10m	0.409	0.409	4.44	3.85	-2.04	0.00
Melidoxwri_Kasteriwtis_10m	0.604	0.604	5.43	3.08	-4.33	0.00
Melidoxwri_Kefala_10m	0.621	0.621	4.62	3.20	-3.03	0.00
Moni_Faneromenis_10m	0.668	0.668	3.74	2.63	-2.50	0.00
Patheni_10m	0.640	0.640	4.82	2.53	-4.00	0.00
Partheni_Arkaloxwriou_10m	0.579	0.579	4.82	2.53	-4.05	0.00
Pobia_10m	0.314	0.314	4.10	2.94	-2.86	0.00
Preveliana_20m	0.626	0.626	3.23	2.62	-1.89	0.00
Preveliana_30m	0.544	0.544	3.30	2.52	-2.13	0.00
Prinias 1_10m	0.548	0.548	5.03	4.24	-2.57	0.00
Prinias 2_10m	0.668	0.668	5.35	3.38	-3.86	0.00
Prinias 3_20m	0.635	0.635	4.53	3.66	-2.47	0.00
Prinias 3_30m	0.704	0.704	6.82	3.67	-5.35	0.00
Prinias 4_10m	0.653	0.653	5.68	3.46	-4.12	0.00

Prinias 4_30m	0.667	0.667	5.17	3.25	-3.65	0.00
Prinias 5_30m	0.744	0.744	5.23	3.47	-3.35	0.00
Prinias 5_45m	0.756	0.756	4.90	3.30	-3.07	0.00
Temenia_Kandanos_10m	0.290	0.290	4.60	3.53	-2.83	0.00
Tsilivdikas_10m	0.676	0.676	3.28	2.70	-1.84	0.00
Tsilivdikas_kali sikia_10m	0.653	0.653	3.51	2.81	-2.10	0.00
Tsouni_Viglas_30m	0.528	0.528	3.86	2.50	-2.87	0.00
Vatali_40m	0.766	0.766	4.23	2.24	-3.38	0.00
Viannos_10m	0.566	0.566	3.72	3.71	-0.15	0.00
Villa_Melidoxwri_10m	0.643	0.643	3.53	2.35	-2.57	0.00
Voskero_1_10m	0.467	0.467	3.84	3.52	-1.52	0.00
Voskero_2_10m	0.628	0.628	3.87	3.01	-2.30	0.00
Voskero_3_10m	0.652	0.652	2.88	2.42	-1.54	0.00
Voskero_20m	0.648	0.648	3.07	2.48	-1.76	0.00
Voskero_40m	0.643	0.643	3.44	2.54	-2.29	0.00
Vrouxas_1_10m	0.741	0.741	3.86	2.48	-2.76	0.00
Vrouxas_2_10m	0.780	0.780	5.08	2.53	-4.03	0.00
Vrouxas_20m	0.748	0.748	4.40	2.58	-3.32	0.00
Vrouxas_40m	0.764	0.764	5.26	2.68	-4.20	0.00
Xandras_30m	0.728	0.728	4.04	2.57	-2.97	0.00
Xondros_1_10m	0.670	0.670	2.78	2.46	-1.14	0.00
Xondros_2_10m	0.151	0.151	5.27	3.79	-3.55	0.00
Xonos_10m	0.666	0.666	2.72	2.19	-1.62	0.00
Xonos_30m	0.597	0.597	4.11	2.57	-3.21	0.00
Xousakas_1_10m	0.688	0.688	4.83	3.45	-2.80	0.00
Xousakas_2_10m	0.792	0.792	4.66	2.54	-3.61	0.00
Zakan8os_10m	0.739	0.739	2.42	1.63	1.55	0.00

Από τον Πίνακα 4.1 προκύπτει ότι η εφαρμογή της μεθοδολογίας MCP οδηγεί σε συστηματική μείωση της απόκλισης (Bias) και του συνολικού σφάλματος (RMSE) στους περισσότερους σταθμούς, γεγονός που υποδηλώνει βελτίωση της προσαρμογής των δορυφορικών δεδομένων σε σχέση με τις επίγειες μετρήσεις. Αντίθετα, ο συντελεστής προσδιορισμού (R^2) παραμένει ουσιαστικά αμετάβλητος, κάτι που είναι αναμενόμενο, καθώς η γραμμική βαθμονόμηση δεν επηρεάζει τον βαθμό συσχέτισης μεταξύ των δεδομένων αλλά κυρίως τη μέση τιμή τους.

Επιπλέον, παρατηρείται ότι πριν τη βαθμονόμηση η απόκλιση είναι κατά κύριο λόγο αρνητική, γεγονός που υποδηλώνει υποεκτίμηση της ταχύτητας ανέμου από τα δορυφορικά δεδομένα.

4.9 Ενδεικτικά Παραδείγματα Σταθμών

Για την πληρέστερη κατανόηση της συμπεριφοράς της μεθοδολογίας MCP σε διαφορετικές φυσικές και γεωγραφικές συνθήκες, παρουσιάζονται ενδεικτικά τρεις χαρακτηριστικές περιπτώσεις σταθμών.

Η εφαρμογή της βαθμονόμησης σε τοπικό πλέγμα ακτίνας 10 km αποτελεί ένα ουσιαστικό βήμα προς τη χωρική προσαρμογή των δορυφορικών δεδομένων ανέμου. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει την επέκταση της σχέσης βαθμονόμησης πέρα από το σημείο μέτρησης, συμβάλλοντας στη βελτίωση της αναπαράστασης του πεδίου ανέμου σε τοπική κλίμακα. Με τον τρόπο αυτό, τα δορυφορικά δεδομένα καθίστανται πιο αξιόπιστα και κατάλληλα για εφαρμογές εκτίμησης και χαρτογράφησης του αιολικού δυναμικού.

Η προσέγγιση αυτή μπορεί να αποτελέσει χρήσιμη βάση για περαιτέρω μελέτες που στοχεύουν στη βελτίωση της ακρίβειας των δεδομένων ανέμου σε περιοχές με περιορισμένη διαθεσιμότητα μετρήσεων.

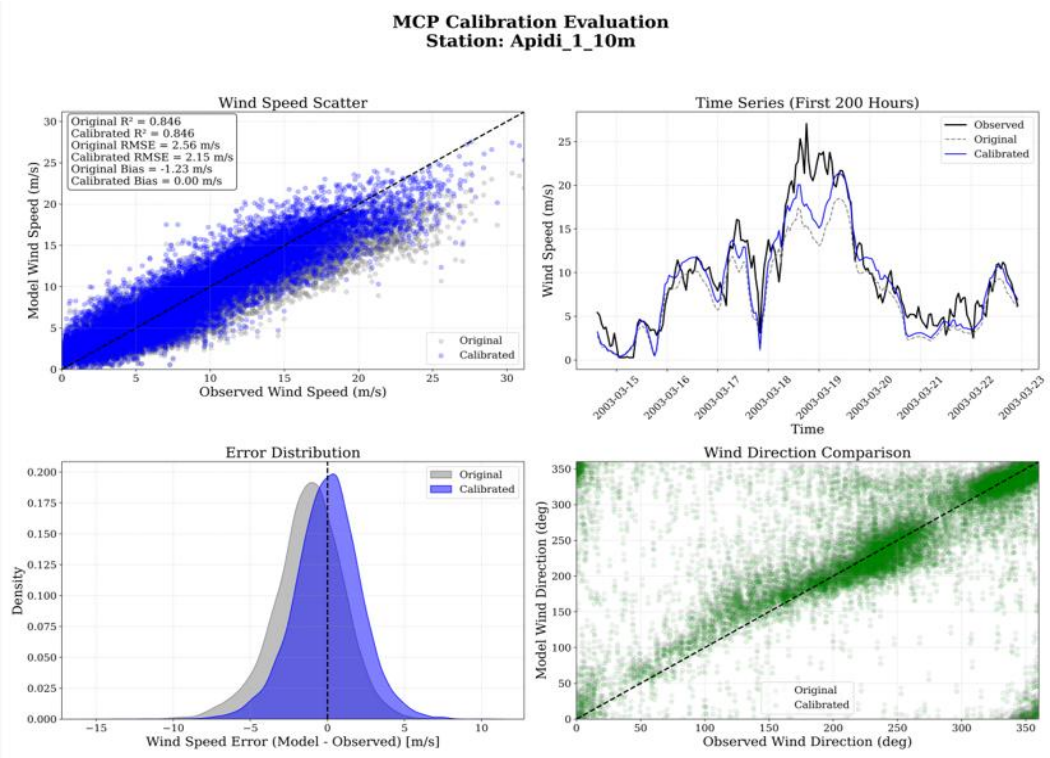
4.9.1 Σταθμός Υψηλής Συσχέτισης

Ο σταθμός **Apidi_1_10m** παρουσιάζει υψηλή τιμή συντελεστή προσδιορισμού (R^2), γεγονός που υποδηλώνει ισχυρή γραμμική σχέση μεταξύ των δορυφορικών δεδομένων και των επιγείων μετρήσεων.

Στο διάγραμμα διασποράς παρατηρείται σαφής συγκέντρωση των σημείων γύρω από τη γραμμή πλήρους συμφωνίας (1:1), ενώ μετά τη βαθμονόμηση η προσαρμογή γίνεται ακόμη πιο εμφανής. Η προσέγγιση των τιμών προς τη γραμμή ισότητας καταδεικνύει ότι το μοντέλο αποδίδει με αυξημένη ακρίβεια το μέσο επίπεδο της ταχύτητας ανέμου.

Το αρχικό bias, το οποίο υποδήλωνε συστηματική υποεκτίμηση, μειώνεται σημαντικά μετά την εφαρμογή της MCP, ενώ παρατηρείται και αισθητή μείωση του RMSE. Η κατανομή σφάλματος εμφανίζει σαφή κεντράρισμα γύρω από το μηδέν και μεγαλύτερη συμμετρία, γεγονός που επιβεβαιώνει τη στατιστική εξισορρόπηση του μοντέλου.

Η συγκεκριμένη περίπτωση αποτελεί παράδειγμα ιδανικής εφαρμογής της MCP σε περιοχή όπου η χωρική αναπαράσταση του μοντέλου είναι επαρκής και η τοπική δυναμική του ανέμου αποτυπώνεται ικανοποιητικά.



Εικόνα 2: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Apidi_1_10m

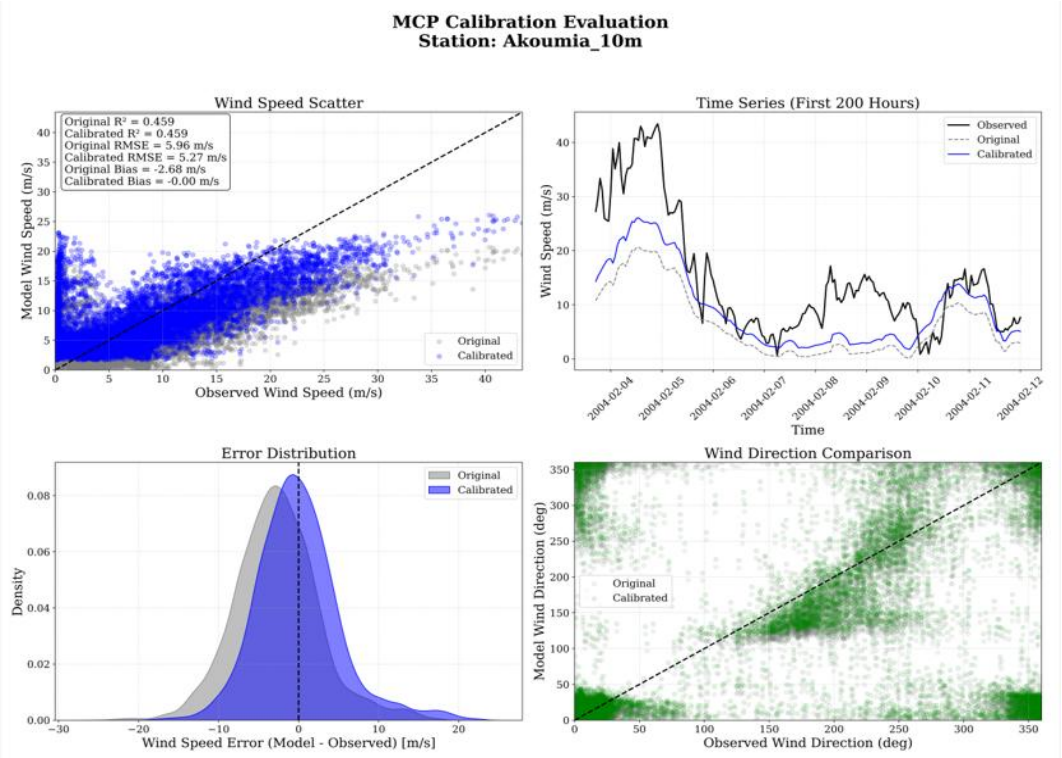
4.9.2 Σταθμός Μέτριας Συσχέτισης

Ο σταθμός **Akoumia_10m** παρουσιάζει μέτρια τιμή R^2, γεγονός που υποδηλώνει ότι, παρότι υπάρχει γραμμική συσχέτιση, η μεταβλητότητα της ταχύτητας ανέμου δεν αποδίδεται πλήρως από το μοντέλο.

Στο διάγραμμα διασποράς παρατηρείται μεγαλύτερη διασπορά των σημείων γύρω από τη γραμμή 1:1, γεγονός που αντανακλά διαφοροποιήσεις στη χρονική εξέλιξη των τιμών. Ωστόσο, μετά τη βαθμονόμηση διαπιστώνεται σαφής διόρθωση της συστηματικής απόκλισης, με τις τιμές να συγκλίνουν προς τη γραμμή πλήρους συμφωνίας.

Το bias περιορίζεται ουσιαστικά, ενώ το RMSE εμφανίζει μείωση, γεγονός που υποδηλώνει βελτίωση της συνολικής προσαρμογής. Παρά τη βελτίωση στο μέσο επίπεδο, η διασπορά παραμένει σε κάποιο βαθμό, γεγονός που πιθανόν σχετίζεται με τοπικούς παράγοντες (ανάγλυφο, μεταβαλλόμενα ρεύματα, παράκτιες επιδράσεις).

Η περίπτωση αυτή αναδεικνύει ότι η MCP είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική στη διόρθωση της μέσης τάσης, ακόμη και όταν η γραμμική συσχέτιση δεν είναι ιδιαίτερα ισχυρή.



Εικόνα 3:Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Akoumia_10m

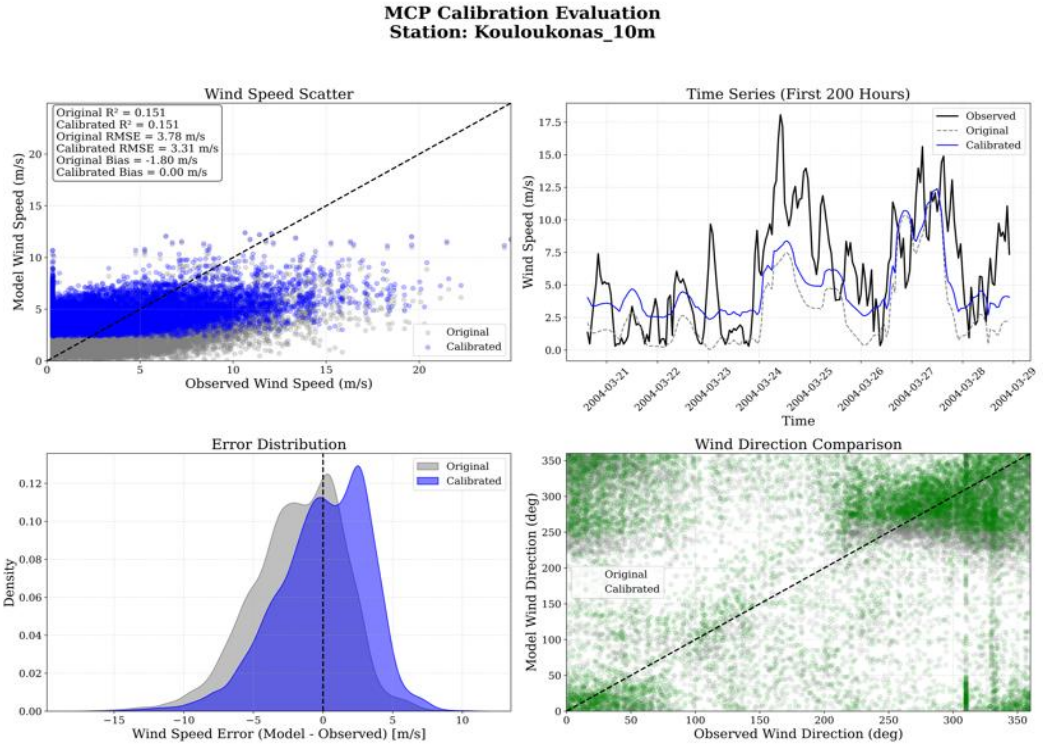
4.9.3 Σταθμός Χαμηλής Συσχέτισης

Ο σταθμός **Kouloukonas_10m** χαρακτηρίζεται από χαμηλότερη τιμή R^2, γεγονός που υποδηλώνει περιορισμένη ικανότητα του μοντέλου να αναπαράγει τη χρονική μεταβλητότητα της ταχύτητας ανέμου.

Στο διάγραμμα διασποράς παρατηρείται έντονη διασπορά των σημείων, με σημαντικές αποκλίσεις από τη γραμμή ισότητας. Η εφαρμογή της MCP οδηγεί σε ουσιαστική μείωση του bias και σε βελτίωση της μέσης προσαρμογής, ωστόσο η συνολική διασπορά παραμένει αυξημένη.

Η κατανομή σφάλματος μετά τη βαθμονόμηση εμφανίζει μεν κεντράρισμα γύρω από το μηδέν, αλλά διατηρεί ευρύτερο εύρος, γεγονός που υποδηλώνει ότι το μοντέλο αδυνατεί να αποτυπώσει πλήρως τη δυναμική των τοπικών μεταβολών.

Η περίπτωση αυτή αναδεικνύει τους περιορισμούς της στατιστικής βαθμονόμησης σε περιοχές με αυξημένη φυσική πολυπλοκότητα, όπου η χωρική ανάλυση του μοντέλου δεν επαρκεί για την πλήρη αναπαράσταση των μικροκλιματικών διαφοροποιήσεων.



Εικόνα 4: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kouloukonas_10m

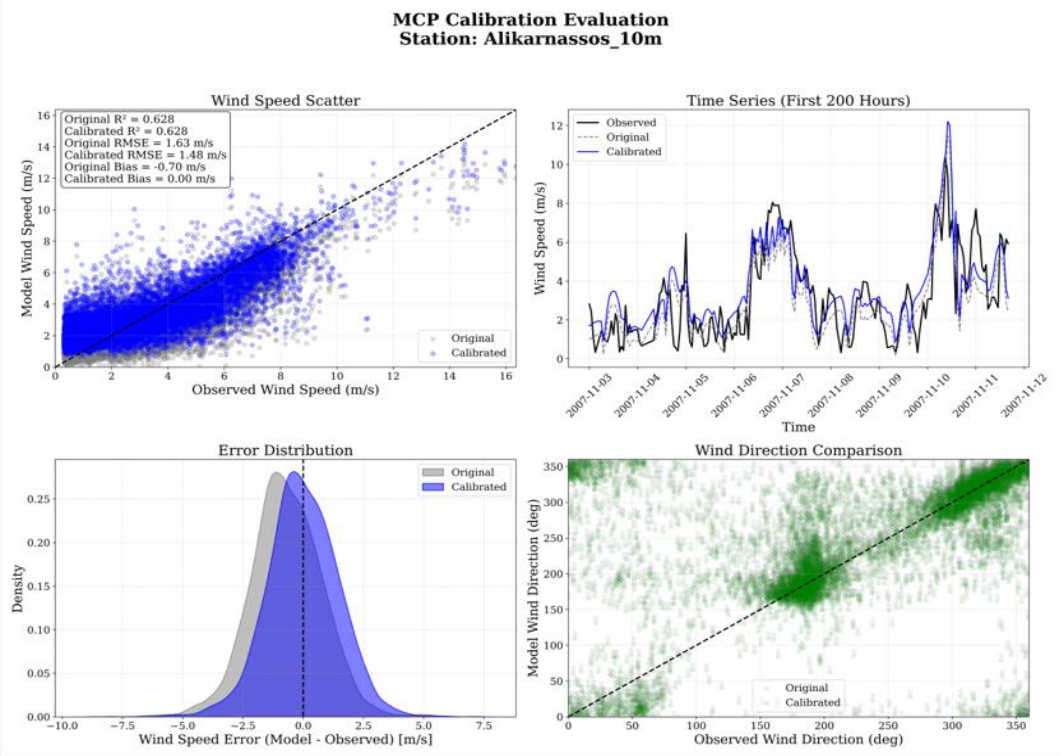
4.10 Συνοπτική παρουσίαση αποτελεσμάτων για το σύνολο των σταθμών

Πέρα από τα ενδεικτικά παραδείγματα που παρουσιάστηκαν, πραγματοποιήθηκε αξιολόγηση της μεθοδολογίας MCP για το σύνολο των διαθέσιμων μετεωρολογικών σταθμών. Στην παρούσα ενότητα παρατίθενται συνοπτικά οι αντίστοιχες αναφορές αξιολόγησης, με στόχο την πληρέστερη αποτύπωση της απόδοσης της μεθόδου σε διαφορετικές γεωγραφικές και μετεωρολογικές συνθήκες.

Οι αναφορές αυτές επιβεβαιώνουν τη συνολική συμπεριφορά που αναλύθηκε προηγουμένως, δηλαδή τη σημαντική μείωση της συστηματικής απόκλισης και τη βελτίωση της προσαρμογής των δορυφορικών δεδομένων ως προς τις επίγειες μετρήσεις, με διαφοροποιήσεις που σχετίζονται κυρίως με τα τοπικά χαρακτηριστικά κάθε περιοχής.

Σταθμός Alikarnassos_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

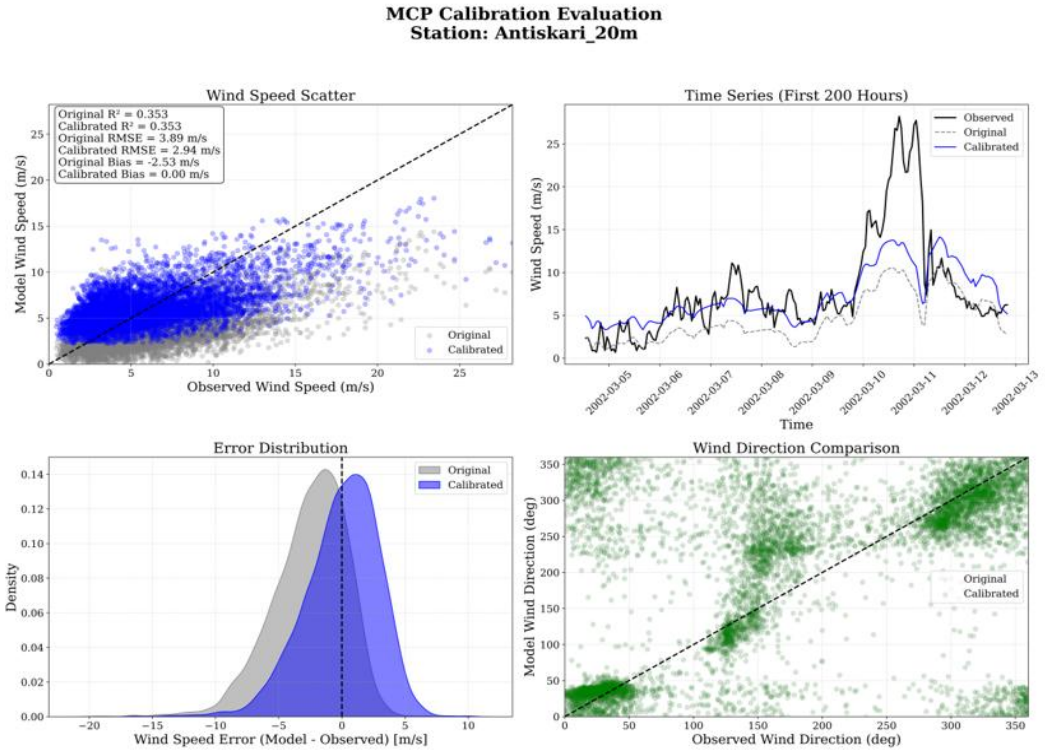
Ο σταθμός εμφανίζει ικανοποιητική συσχέτιση ($R^2 = 0.628$), με αισθητή μείωση τόσο της συστηματικής απόκλισης (Bias) όσο και του συνολικού σφάλματος (RMSE) μετά την εφαρμογή της MCP.



Εικόνα 5: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Alikarnassos_10m

Σταθμός Antiskari_20m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

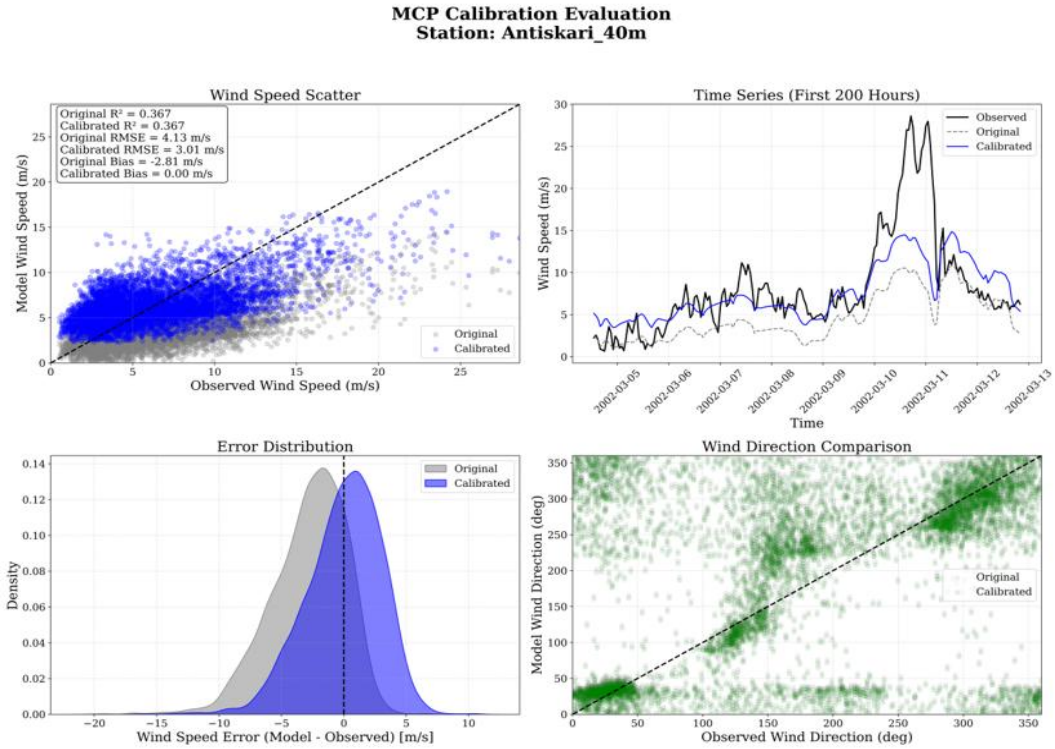
Η σχετικά χαμηλή τιμή του R^2 υποδηλώνει περιορισμένη αναπαράσταση της μεταβλητότητας του ανέμου, ωστόσο η εφαρμογή της MCP μειώνει αισθητά τη συστηματική απόκλιση και το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 6: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Antiskari_20m

Σταθμός Antiskari_40m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

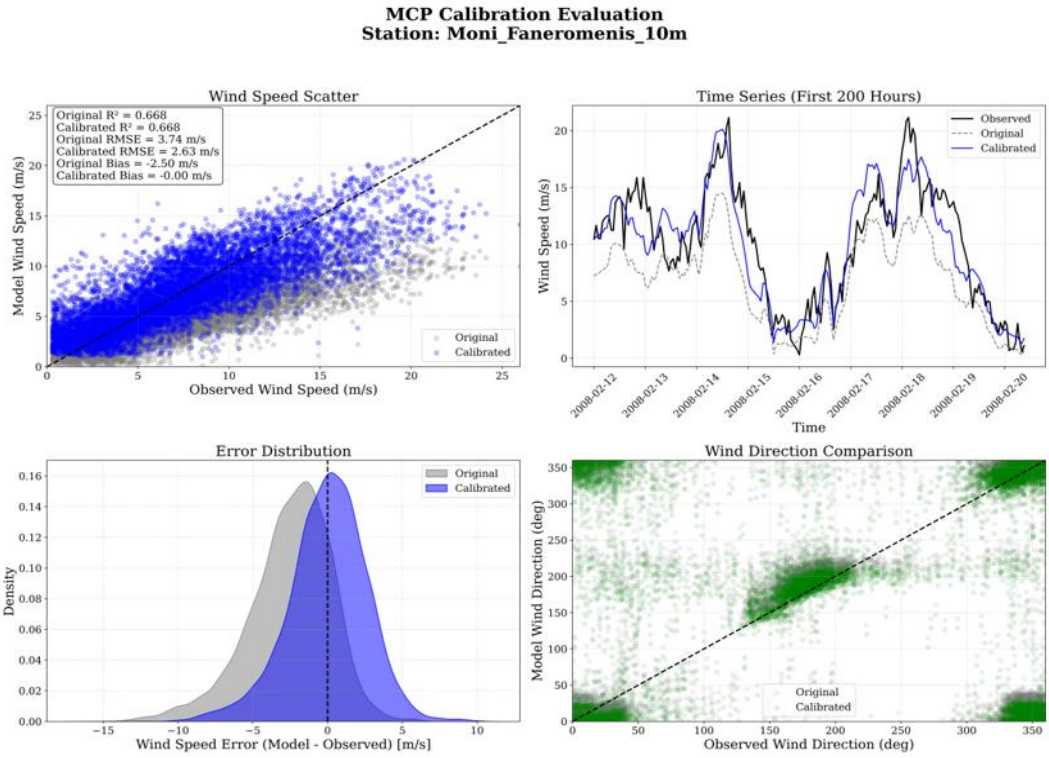
Παρά τη μέτρια γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.367), η βαθμονόμηση βελτιώνει τη συνολική προσαρμογή των δεδομένων μέσω μείωσης του Bias και του RMSE.



Εικόνα 7: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Antiskari_40m

Σταθμός Moni_Faneromenis_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

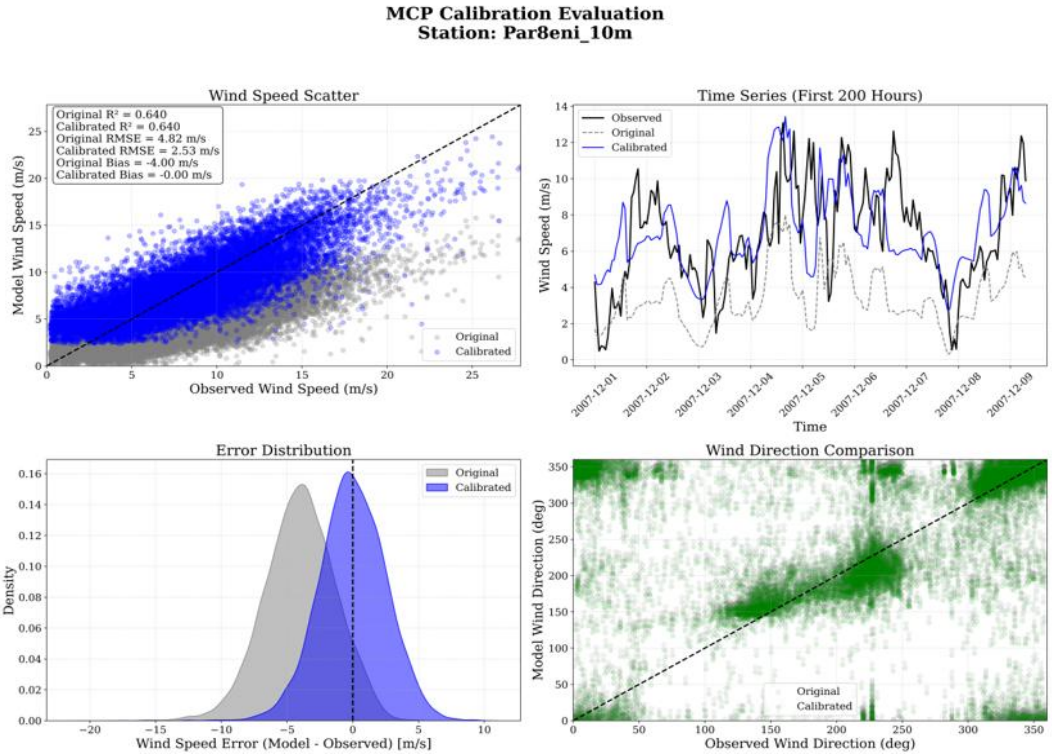
Παρατηρείται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.668), με αποτελεσματική διόρθωση της συστηματικής απόκλισης και βελτίωση του RMSE.



Εικόνα 8: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Moni_Faneromenis_10m

Σταθμός Partheni_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

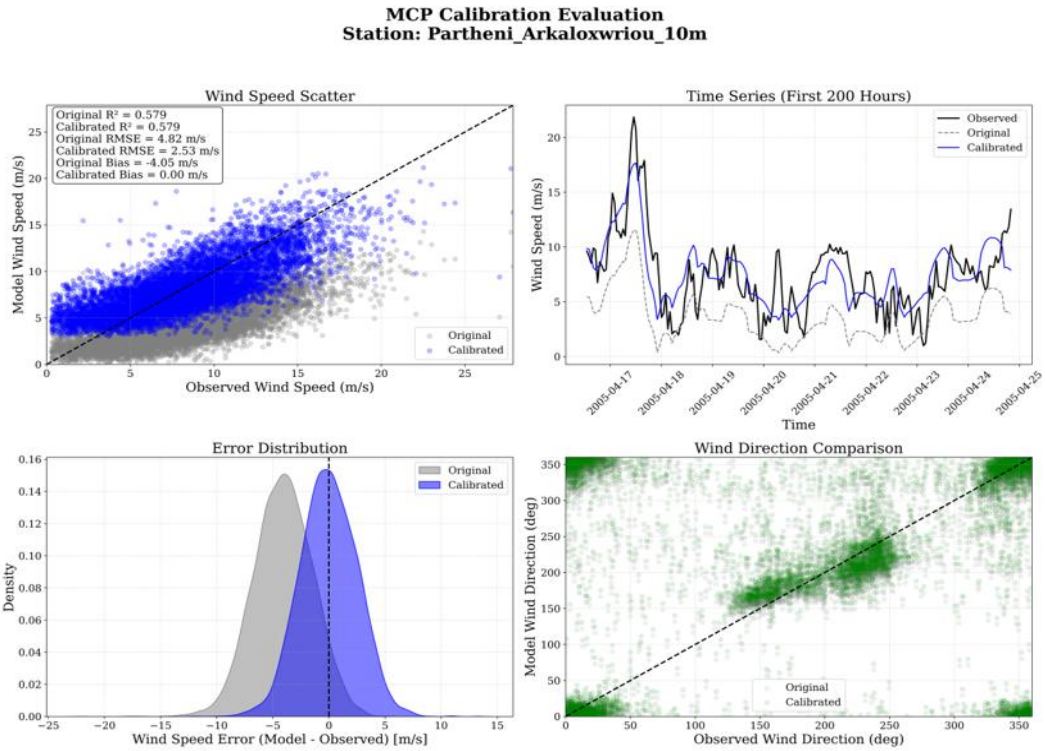
Ο σταθμός εμφανίζει ικανοποιητική συσχέτιση (R^2 = 0.640), ενώ μετά τη βαθμονόμηση μειώνονται αισθητά το Bias και το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 9: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Par8eni_10m

Σταθμός Par8eni_Arkaloxwriou_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

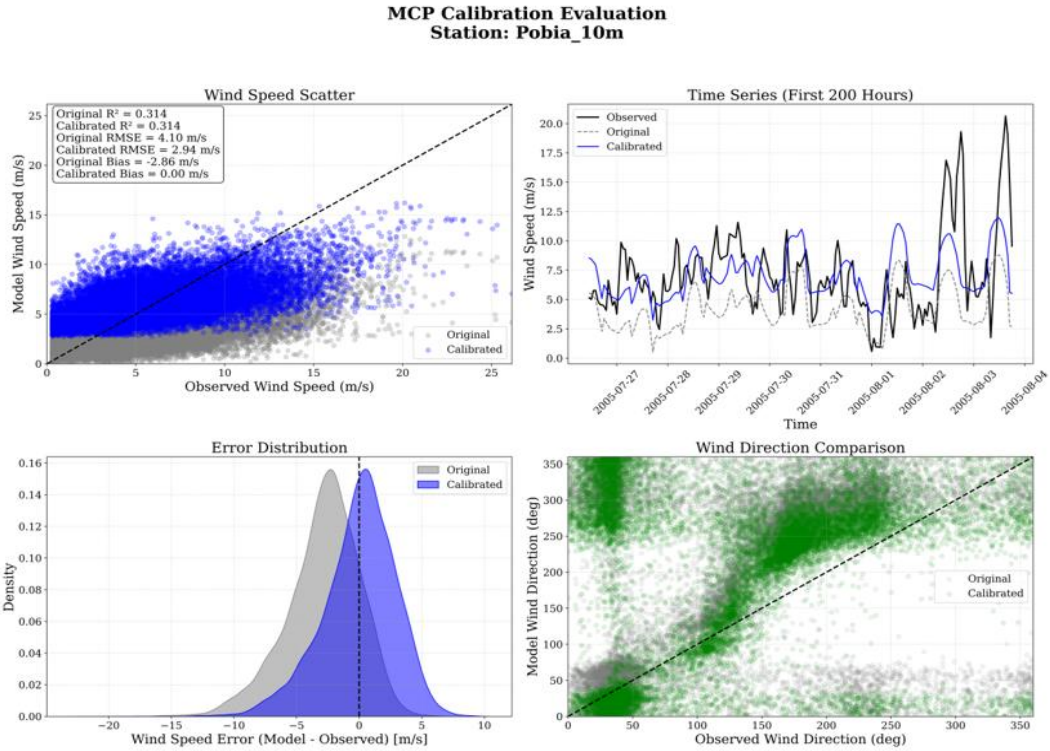
Παρουσιάζεται μέτρια προς καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.579), με ουσιαστική βελτίωση του RMSE και της συστηματικής απόκλισης.



Εικόνα 10: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Partheni_Arkaloxwriou_10m

Σταθμός Pobia_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

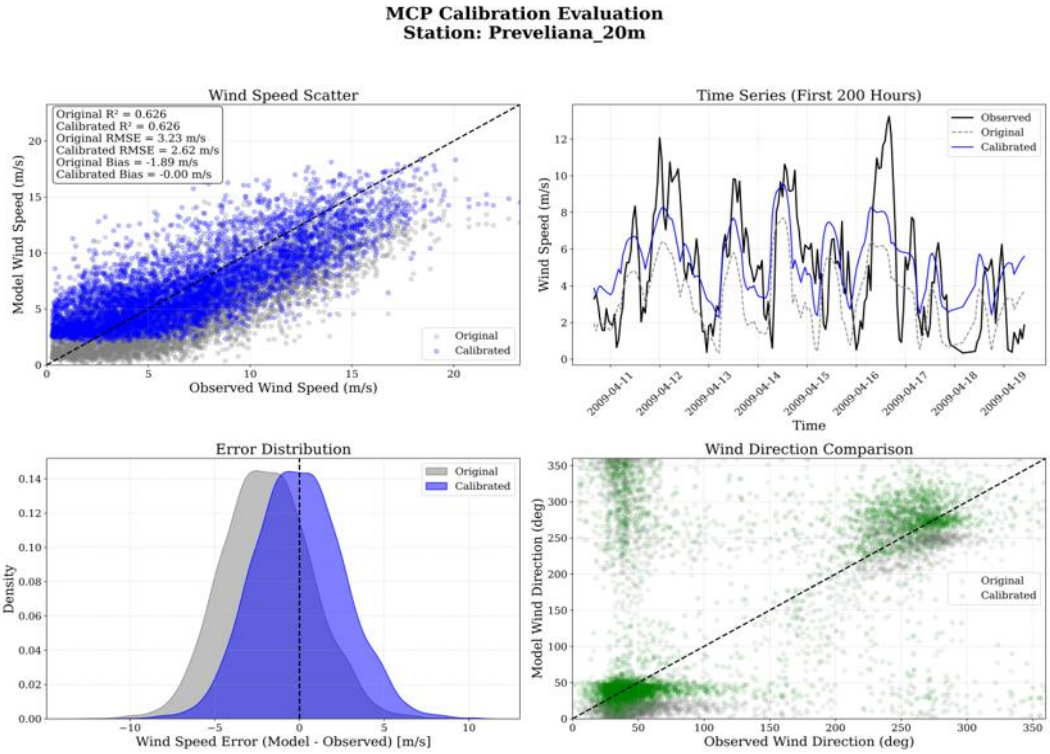
Ο σταθμός παρουσιάζει χαμηλή συσχέτιση (R^2 = 0.314), ωστόσο η εφαρμογή της MCP περιορίζει σημαντικά το Bias και βελτιώνει το RMSE.



Εικόνα 11: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Pobia_10m

Σταθμός Preveliana_20m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

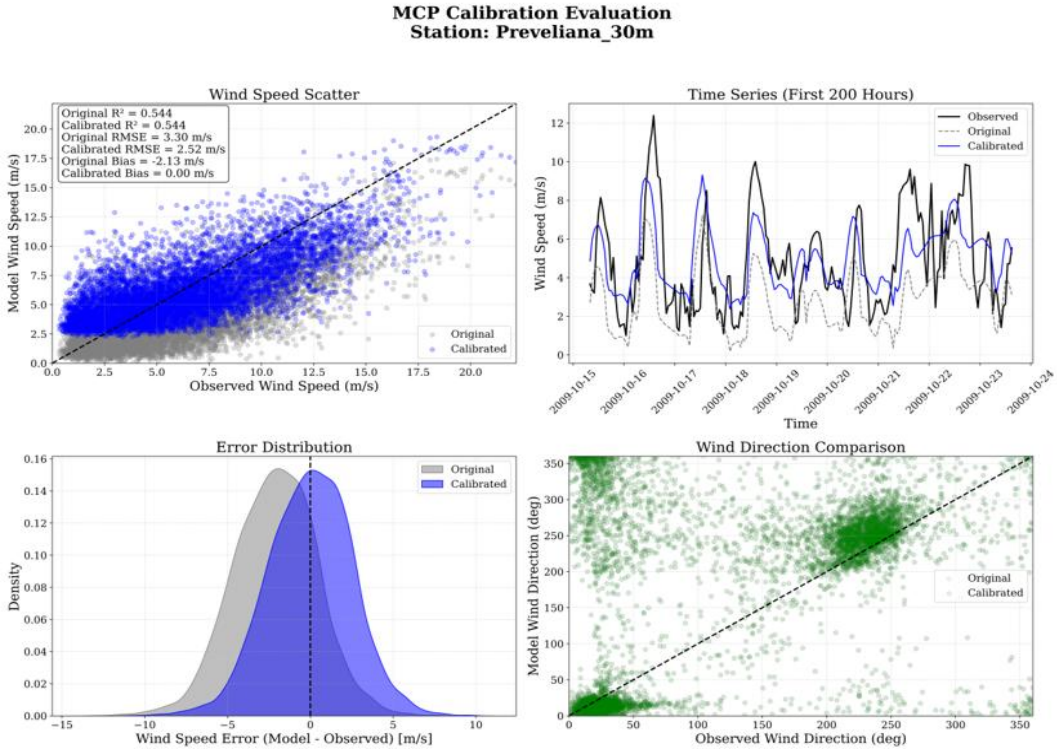
Παρατηρείται ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.626), με εμφανή μείωση της απόκλισης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 12: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Preveliana_20m

Σταθμός Preveliana_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

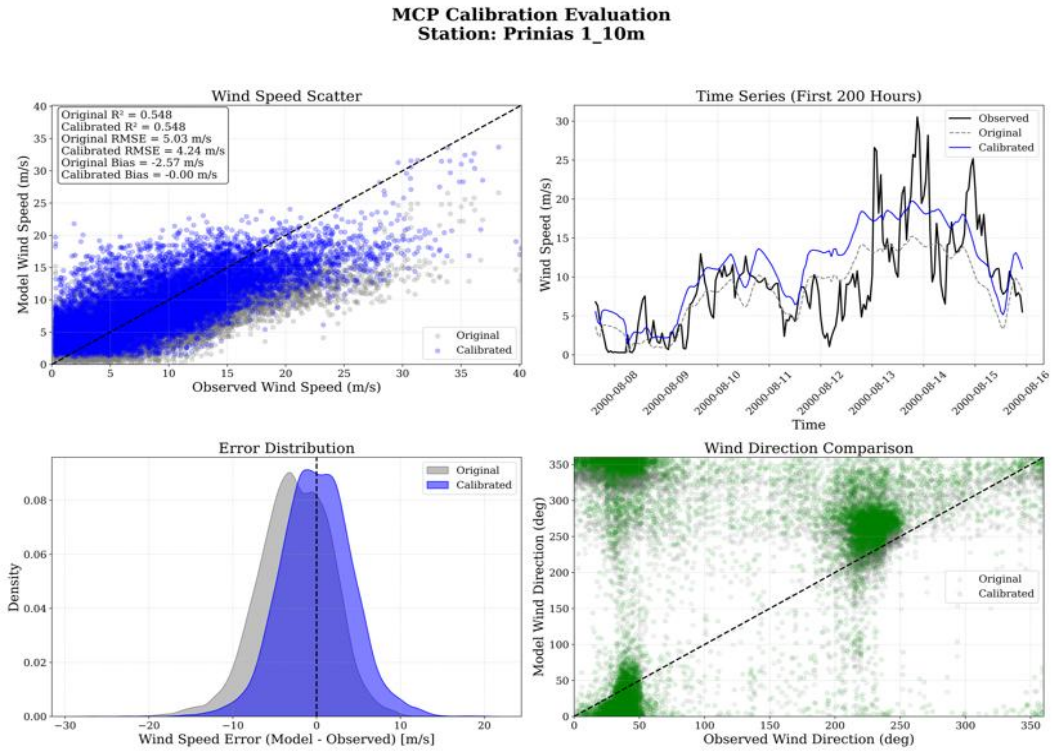
Παρά τη μέτρια τιμή του R^2, η βαθμονόμηση οδηγεί σε εμφανή μείωση του συνολικού σφάλματος και καλύτερη προσαρμογή των δεδομένων.



Εικόνα 13: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Preveliana_30m

Σταθμός Prinias_1_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

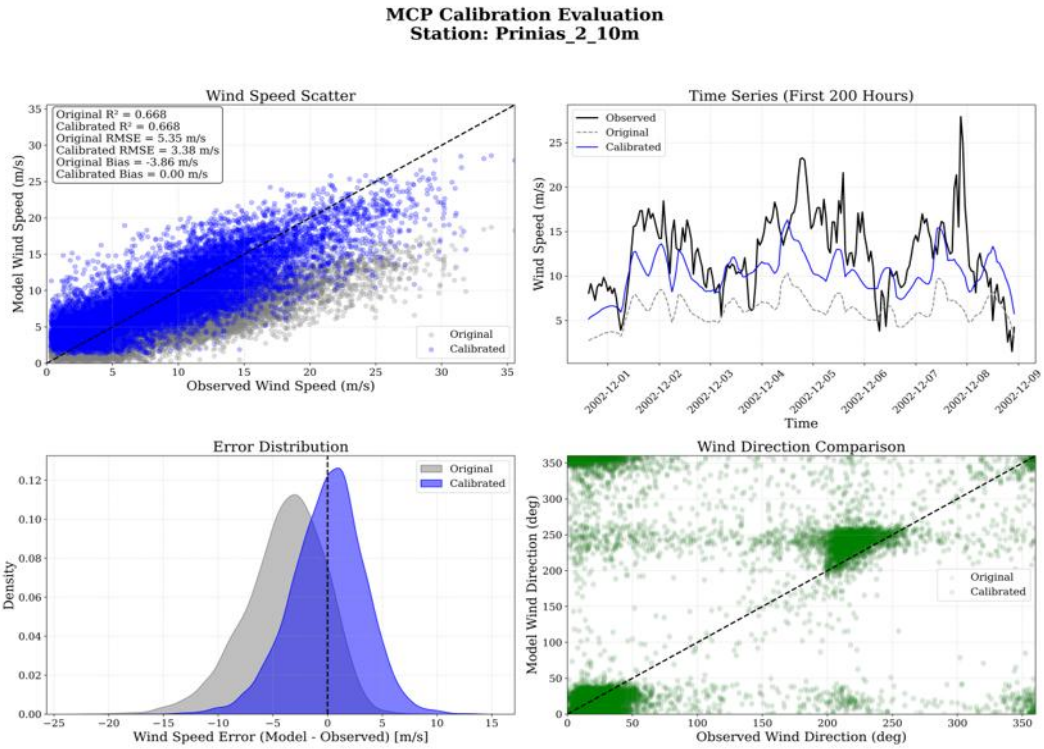
Παρουσιάζεται μέτρια γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.548), με σημαντική μείωση της συστηματικής υποεκτίμησης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 14: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias 1_10m

Σταθμός Prinias_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

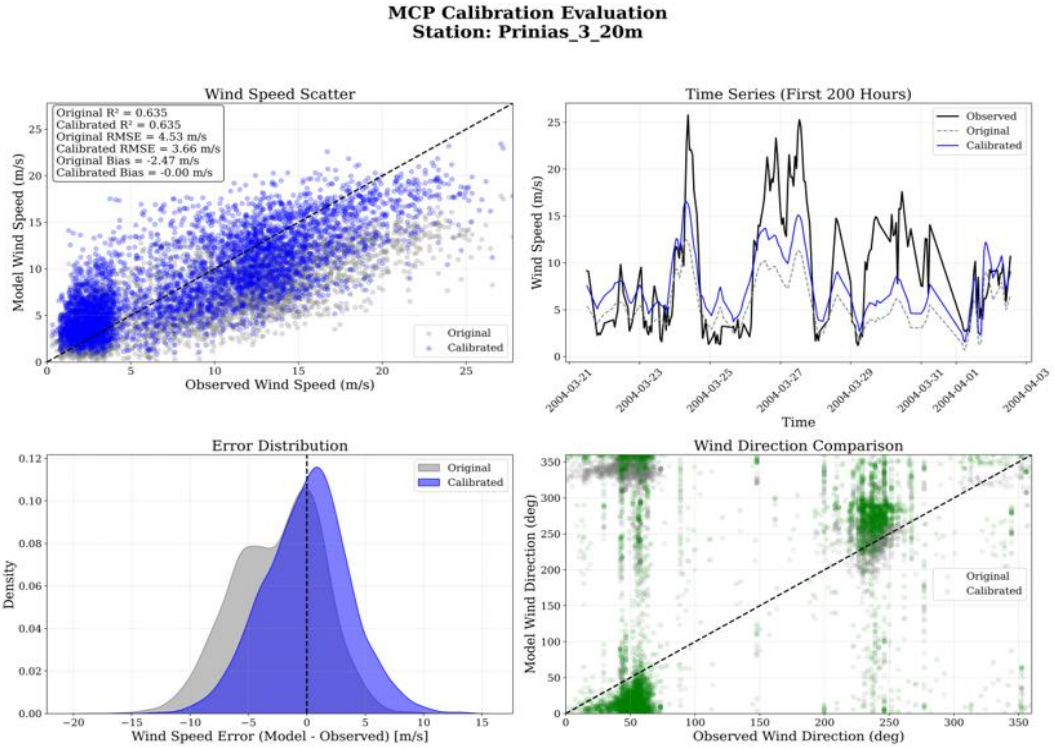
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.668), ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται σημαντική βελτίωση του RMSE και του Bias.



Εικόνα 15: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_2_10m

Σταθμός Prinias_3_20m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

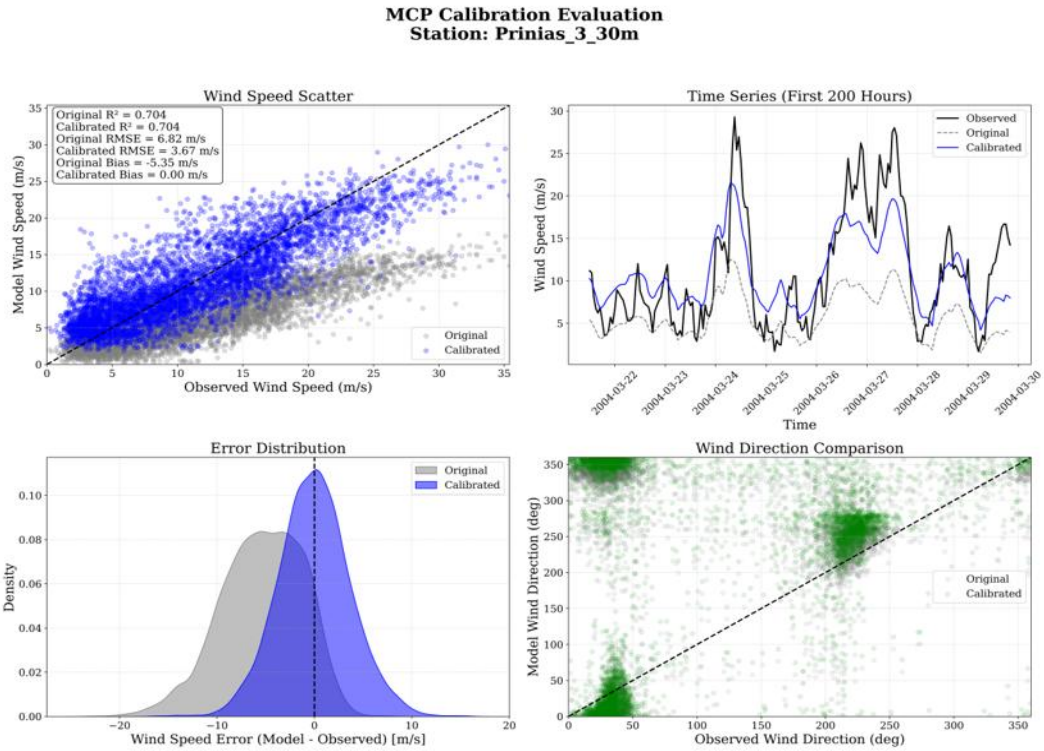
Παρατηρείται ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.635), με βελτίωση της συνολικής απόδοσης μέσω μείωσης του Bias και του RMSE.



Εικόνα 16: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_3_20m

Σταθμός Prinias_3_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

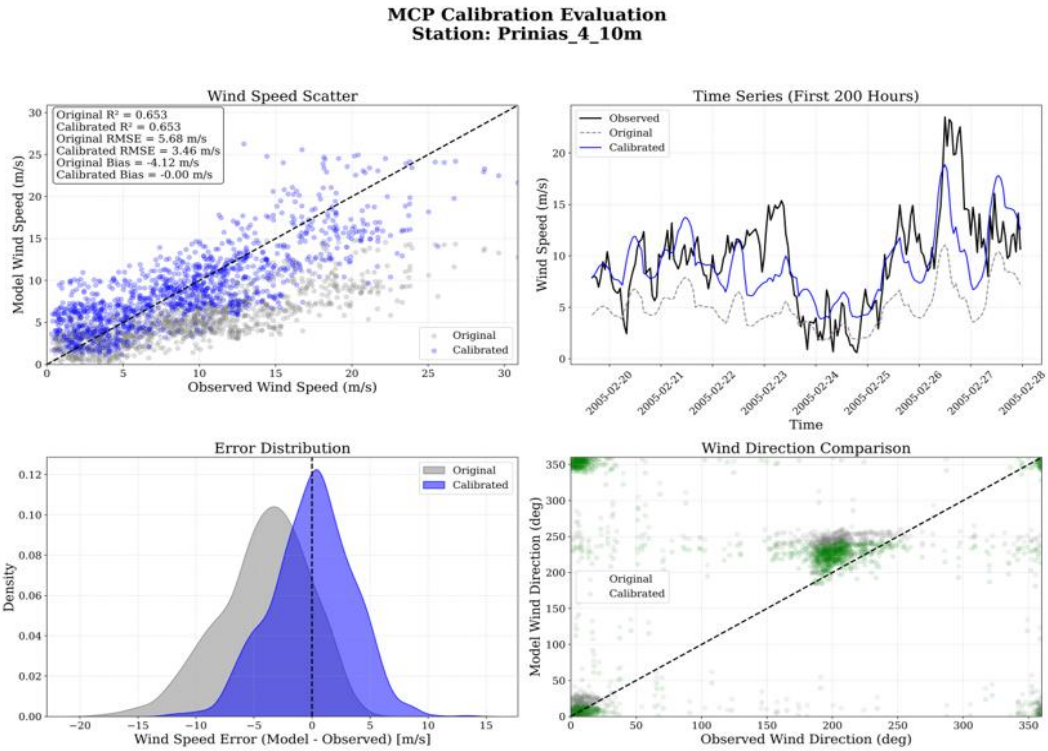
Ο σταθμός εμφανίζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.704), ενώ η MCP οδηγεί σε σημαντική μείωση της απόκλισης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 17: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_3_30m

Σταθμός Prinias_4_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

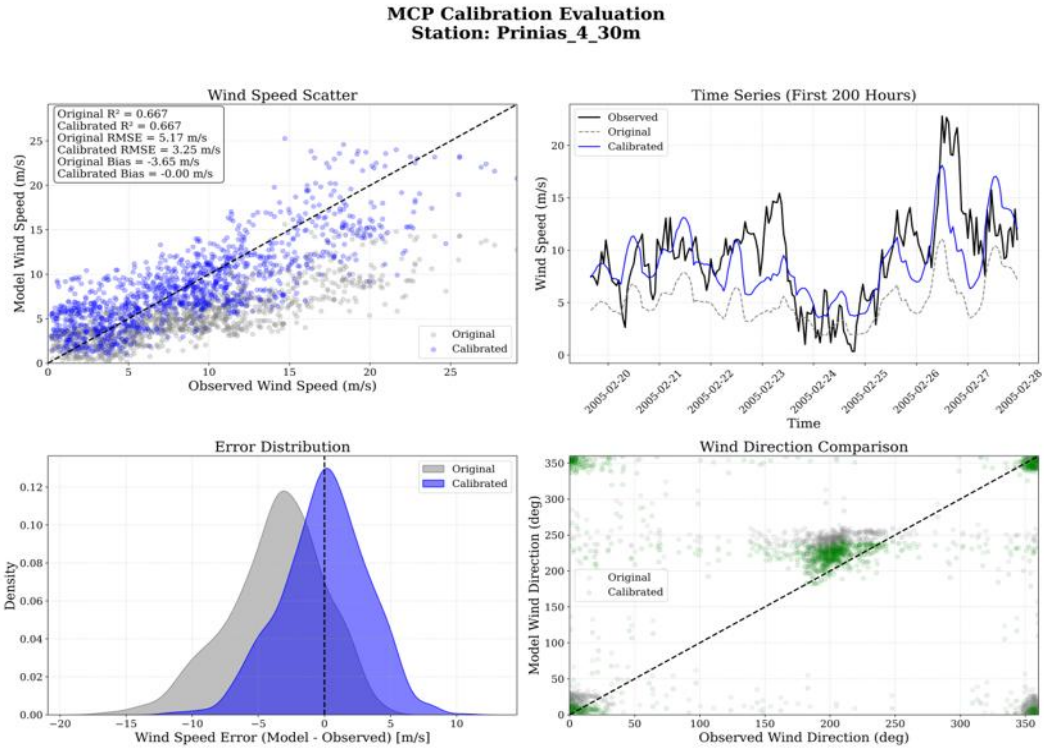
Παρουσιάζεται καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.653), με αισθητή βελτίωση τόσο του Bias όσο και του RMSE μετά τη βαθμονόμηση.



Εικόνα 18: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_4_10m

Σταθμός Prinias_4_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

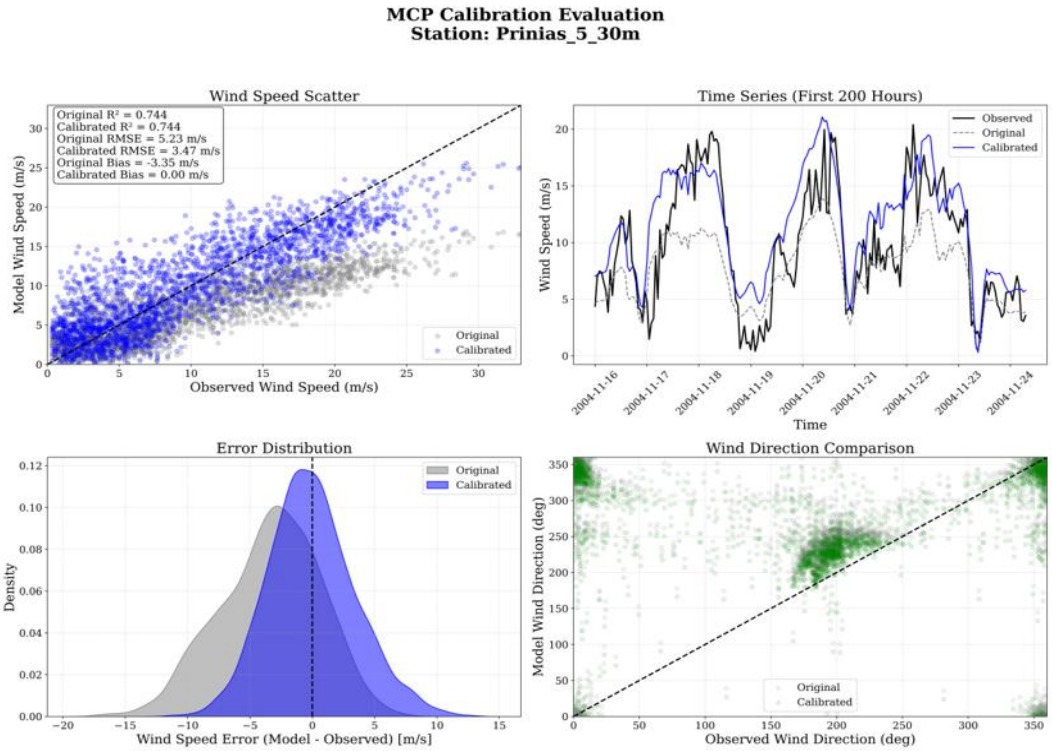
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.667), ενώ η βαθμονόμηση βελτιώνει σημαντικά τη συνολική προσαρμογή των δεδομένων.



Εικόνα 19: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_4_30m

Σταθμός Prinias_5_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

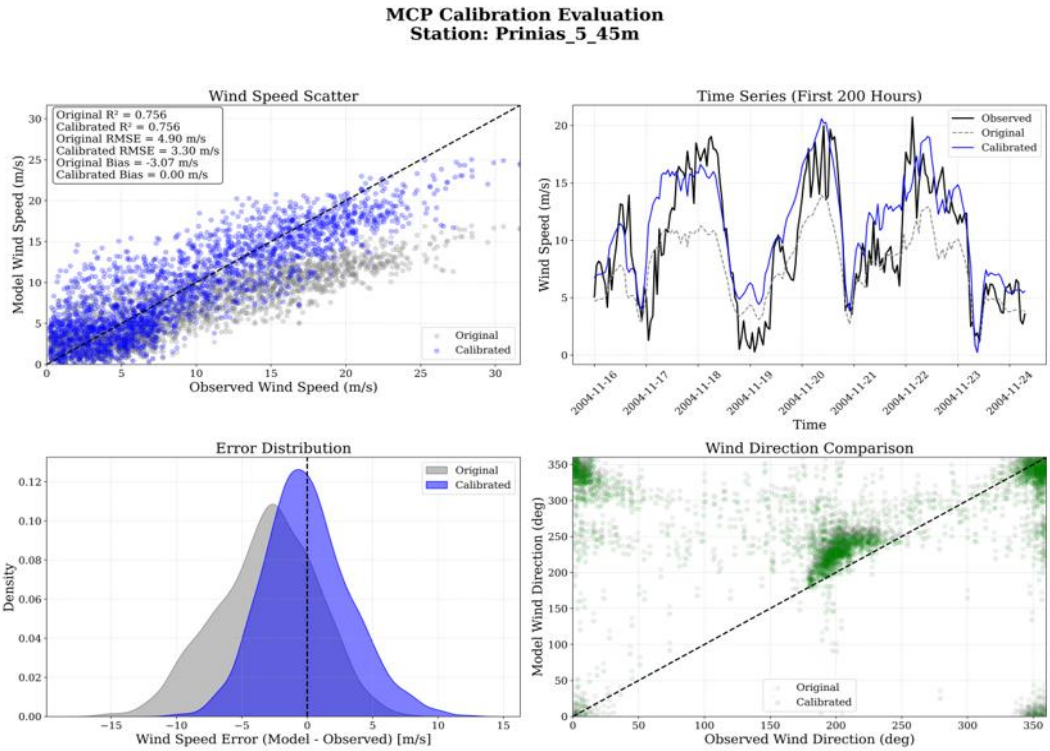
Παρατηρείται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.744), με σημαντική μείωση της συστηματικής απόκλισης και του RMSE.



Εικόνα 20: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_5_30m

Σταθμός Prinias_5_45m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

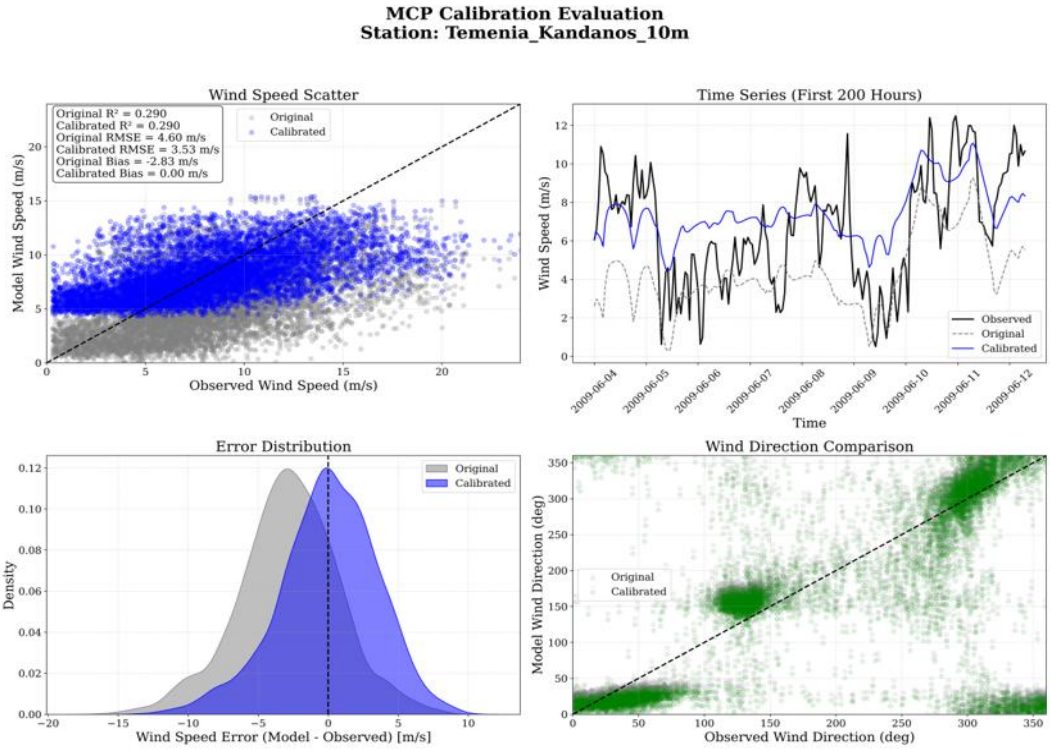
Ο σταθμός εμφανίζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.756), ενώ η MCP διορθώνει αποτελεσματικά το Bias και βελτιώνει το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 21: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Prinias_5_45m

Σταθμός Temenia_Kandanos_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

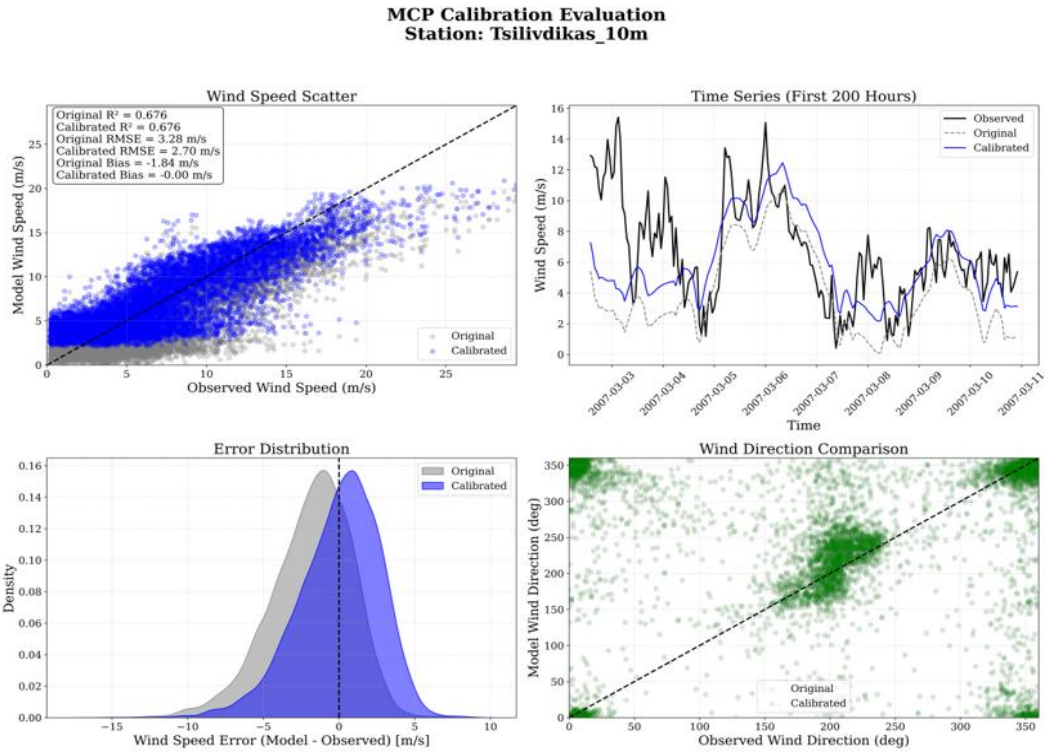
Η χαμηλή συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων συνοδεύεται από αισθητή βελτίωση της μέσης απόδοσης μετά την εφαρμογή της MCP.



Εικόνα 22: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Temenia_Kandanos_10m

Σταθμός Tsilivdikas_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

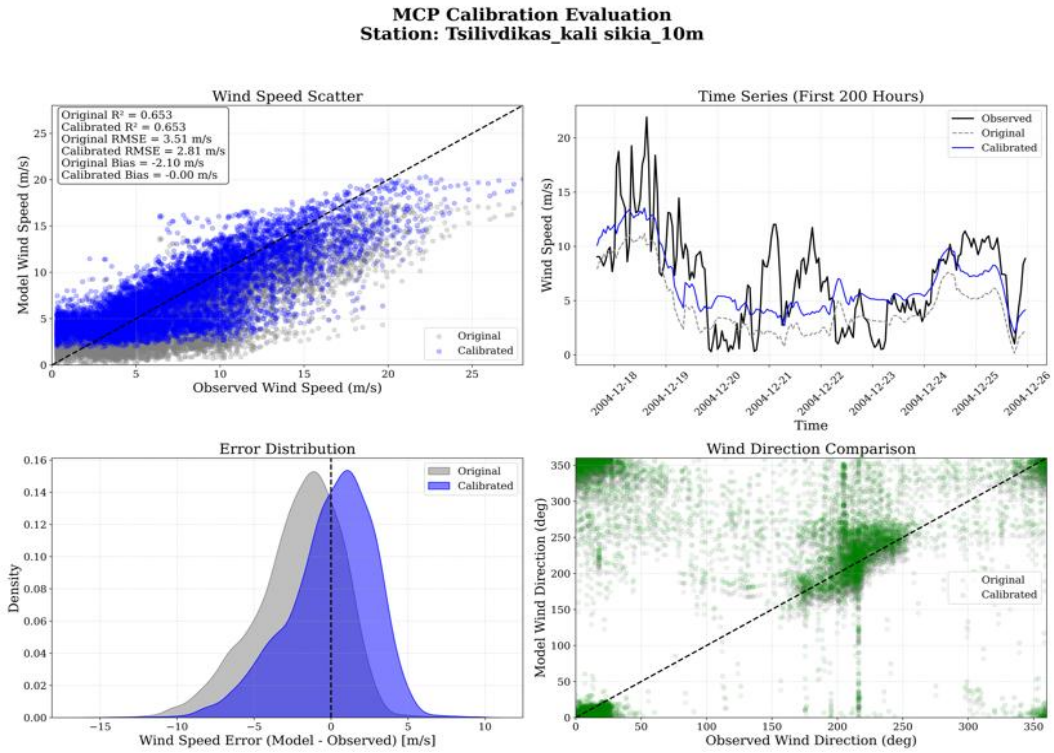
Ο σταθμός παρουσιάζει καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.676), με σημαντική βελτίωση της συνολικής προσαρμογής μετά τη βαθμονόμηση.



Εικόνα 23: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Tsilivdikas_10m

Σταθμός Tsilivdikas_kali sikia_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

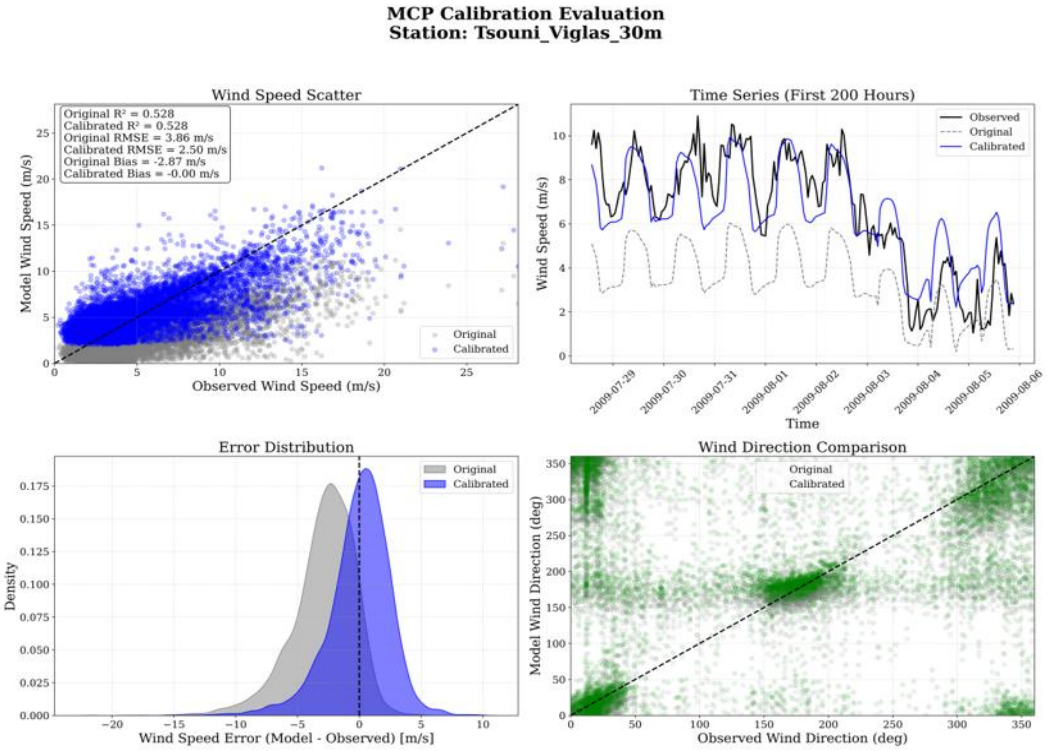
Παρατηρείται καλή συσχέτιση (R^2 = 0.653), ενώ η MCP μειώνει ουσιαστικά τη συστηματική υποεκτίμηση και το RMSE.



Εικόνα 24: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Tsilivdikas_kali sikia_10m

Σταθμός Tsouni_Viglas_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

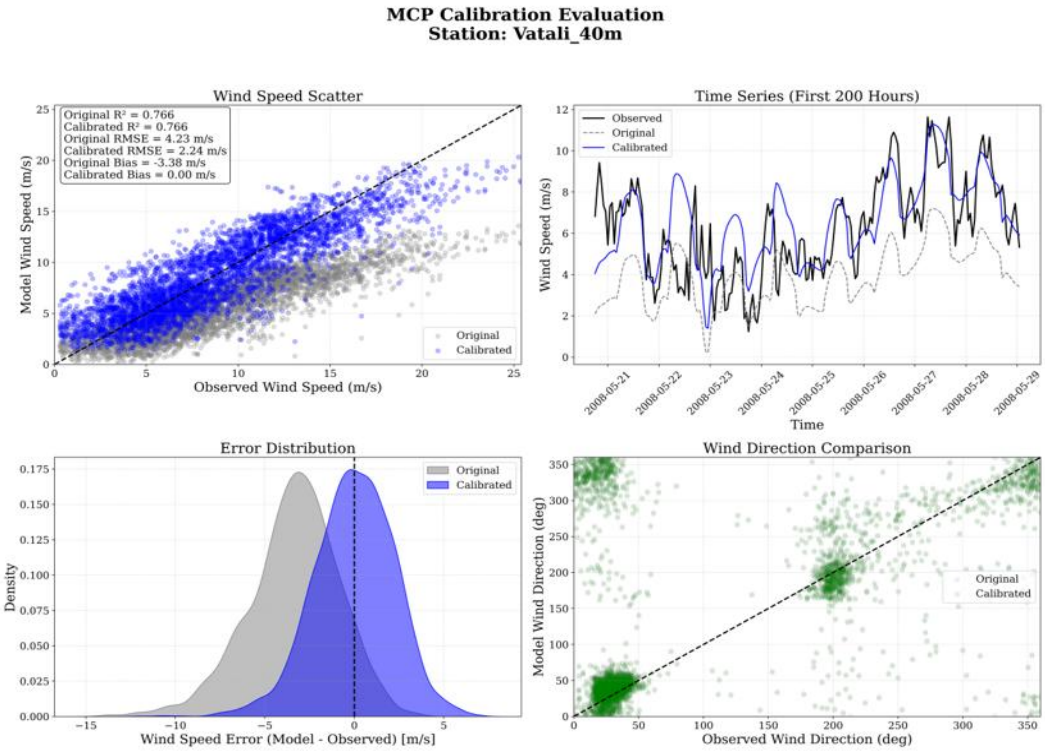
Ο σταθμός παρουσιάζει μέτρια γραμμική συσχέτιση, ενώ μετά τη βαθμονόμηση μειώνεται αισθητά το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 25: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Tsouni_Viglas_30m

Σταθμός Vatali_40m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

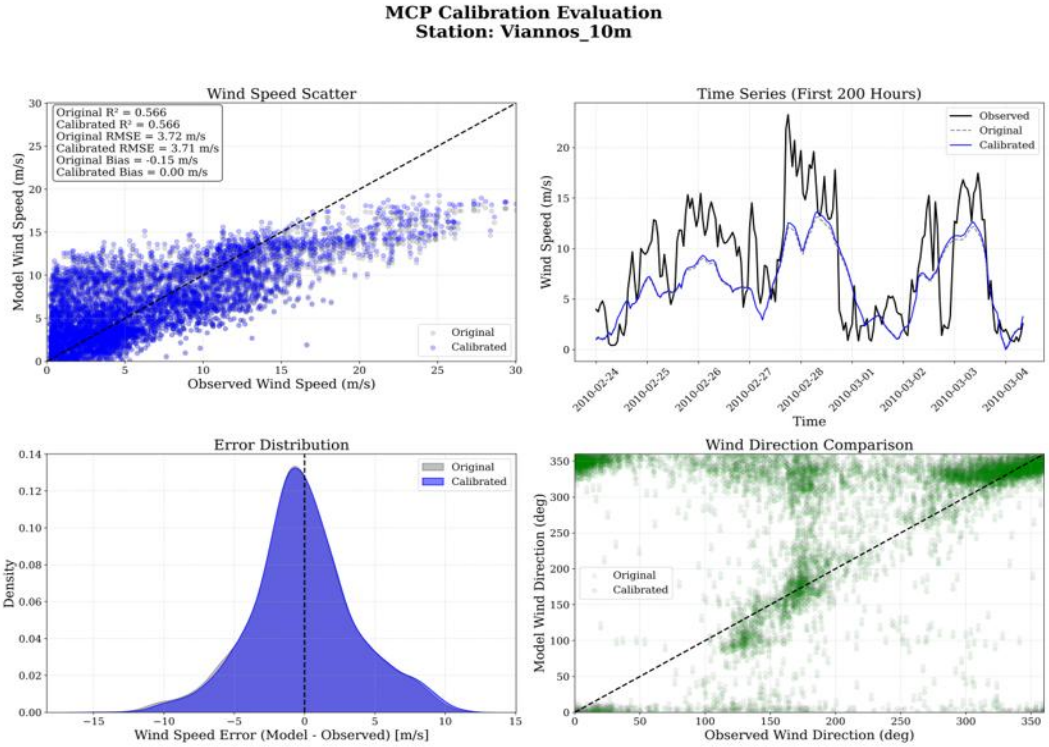
Παρουσιάζεται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.766), με πολύ καλή συνολική προσαρμογή και σημαντική μείωση του Bias και του RMSE.



Εικόνα 26: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Vatali_40m

Σταθμός Viannos_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

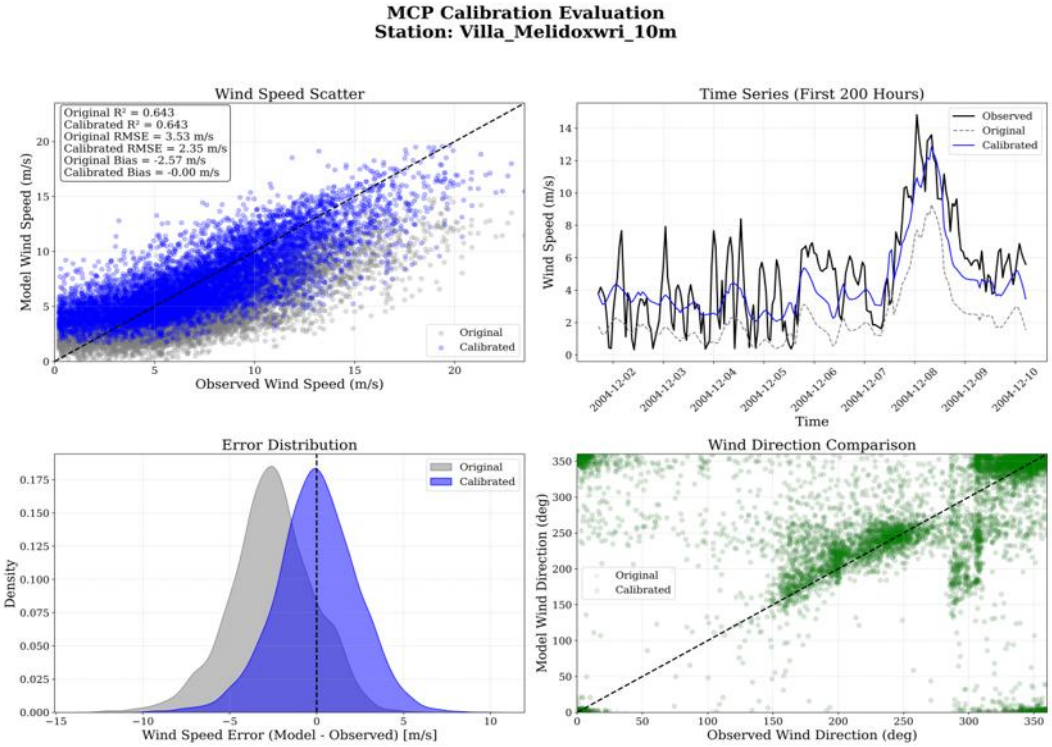
Η αρχική απόκλιση του μοντέλου είναι σχετικά περιορισμένη, με αποτέλεσμα η βαθμονόμηση να οδηγεί σε μικρότερη αλλά σαφή βελτίωση των στατιστικών δεικτών.



Εικόνα 27: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Viannos_10m

Σταθμός Villa_Melidoxwri_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

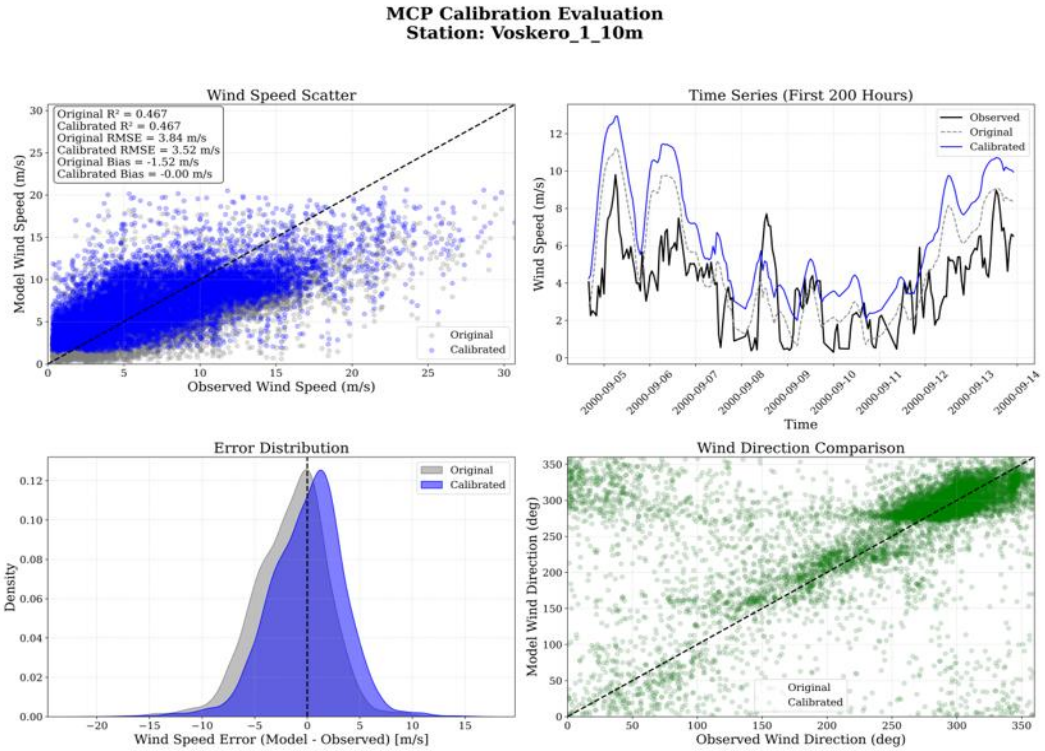
Παρατηρείται καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.643), με σημαντική μείωση της συστηματικής απόκλισης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 28: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Villa_Melidoxwri_10m

Σταθμός Voskero_1_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

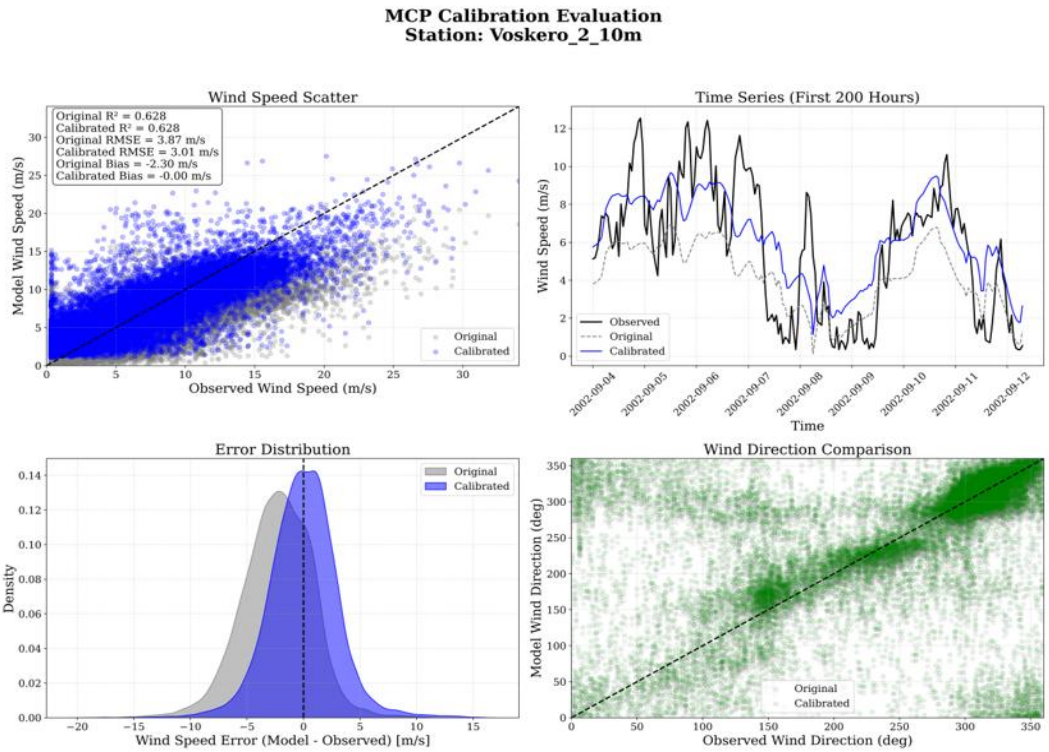
Παρά τη μέτρια συσχέτιση, η εφαρμογή της MCP βελτιώνει αισθητά τη μέση προσαρμογή των δορυφορικών δεδομένων.



Εικόνα 29: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Voskero_1_10m

Σταθμός Voskero_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

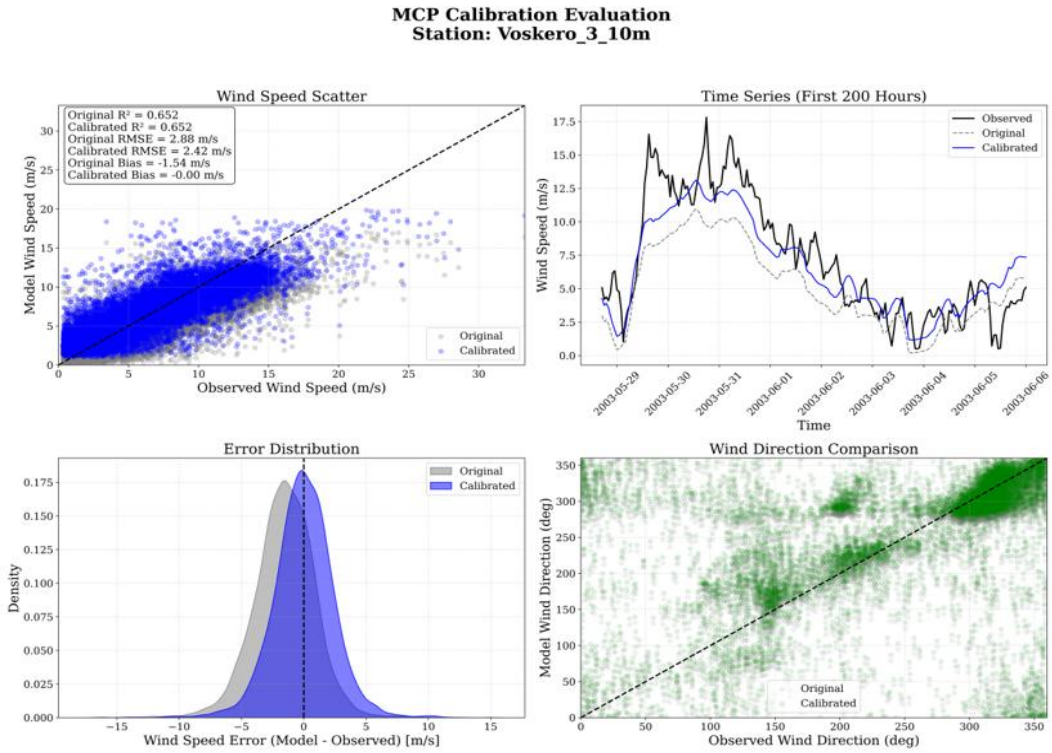
Παρουσιάζεται ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.628), με σημαντική μείωση της απόκλισης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 30: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Voskero_2_10m

Σταθμός Voskero_3_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

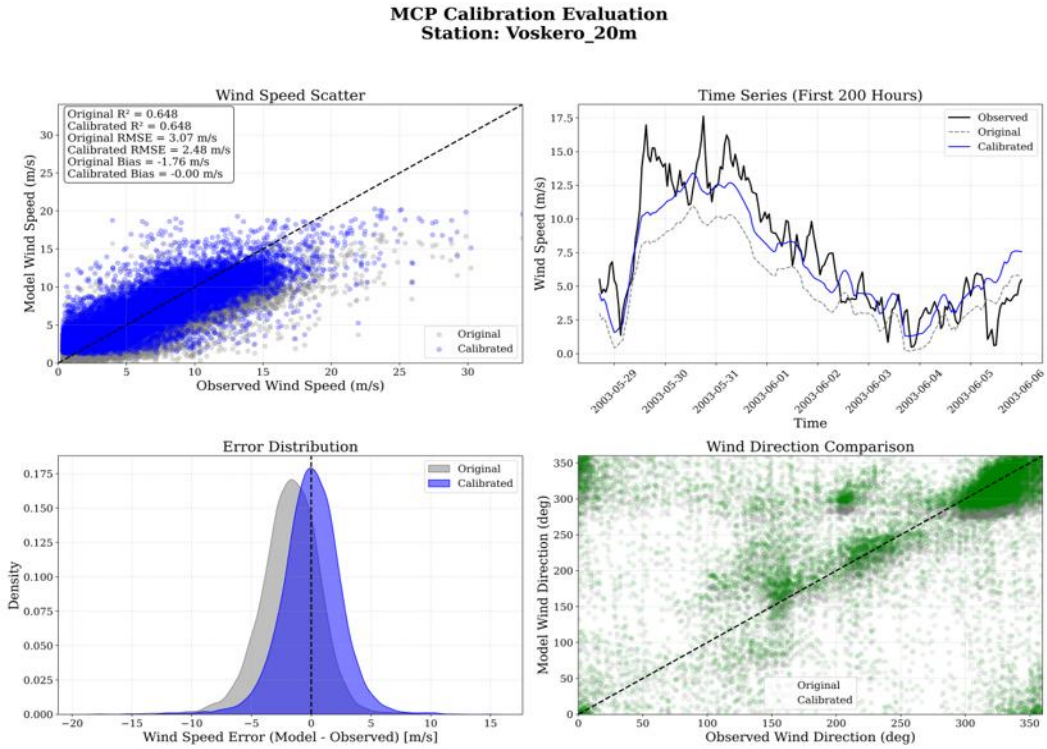
Ο σταθμός παρουσιάζει καλή συσχέτιση (R^2 = 0.652), ενώ η βαθμονόμηση οδηγεί σε βελτίωση τόσο του Bias όσο και του RMSE.



Εικόνα 31: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Voskero_3_10m

Σταθμός Voskero_20m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

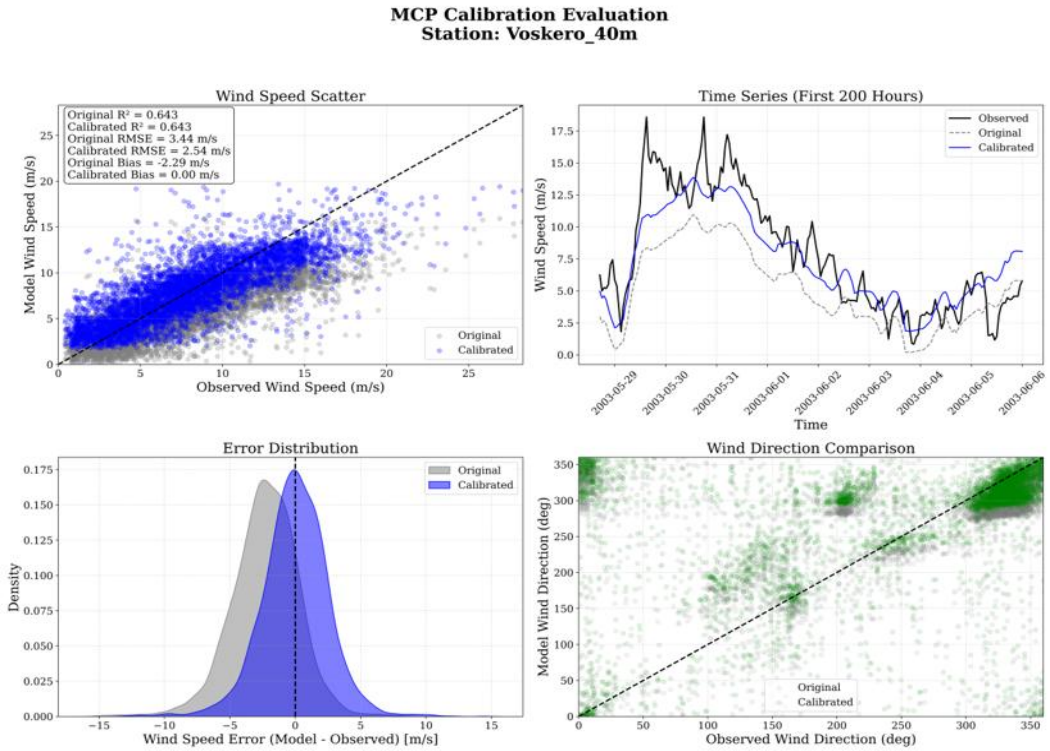
Παρατηρείται καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.648), με αποτελεσματική διόρθωση της συστηματικής απόκλισης και βελτίωση του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 32: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Voskero_20m

Σταθμός Voskero_40m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

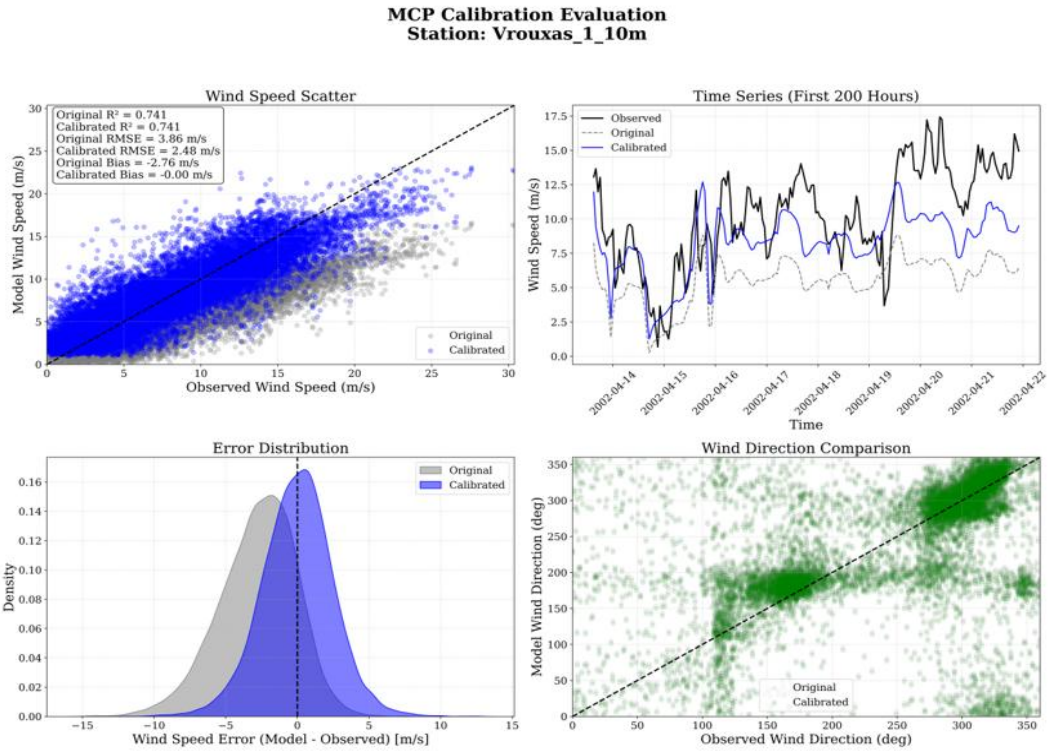
Ο σταθμός εμφανίζει ικανοποιητική συσχέτιση (R^2 = 0.643), ενώ μετά τη βαθμονόμηση μειώνονται αισθητά τόσο το Bias όσο και το RMSE.



Εικόνα 33: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Voskero_40m

Σταθμός Vrouxas_1_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

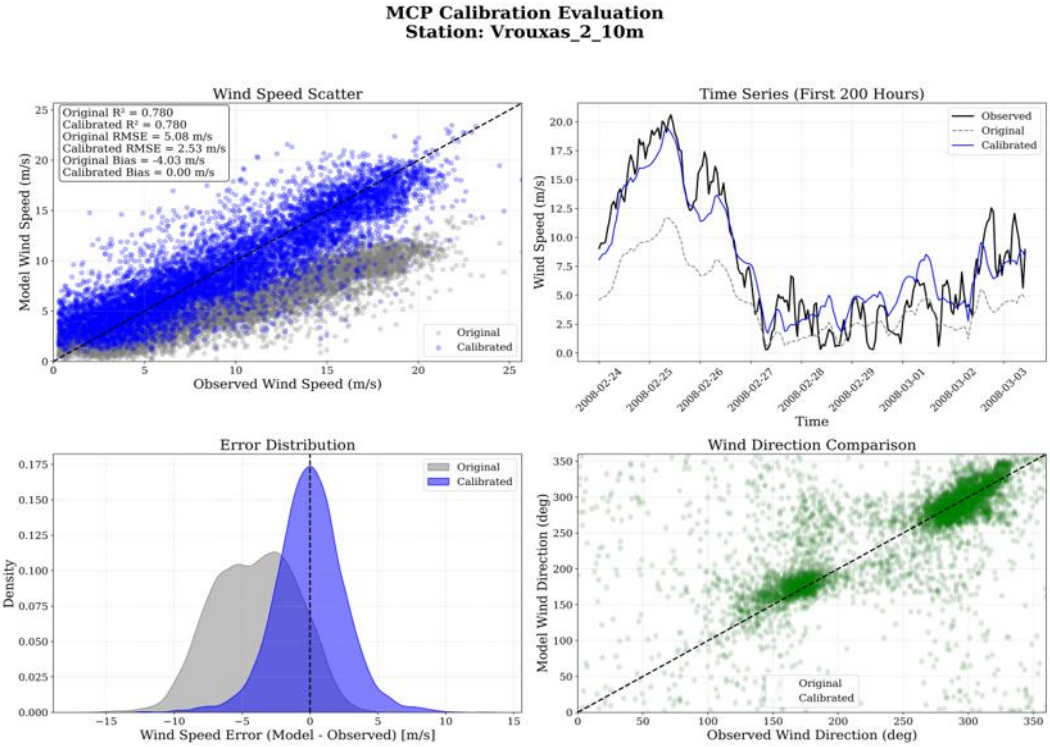
Παρουσιάζεται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.741), με σημαντική βελτίωση της συνολικής προσαρμογής μέσω μείωσης του Bias και του RMSE.



Εικόνα 34: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Vrouxas_1_10m

Σταθμός Vrouxas_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

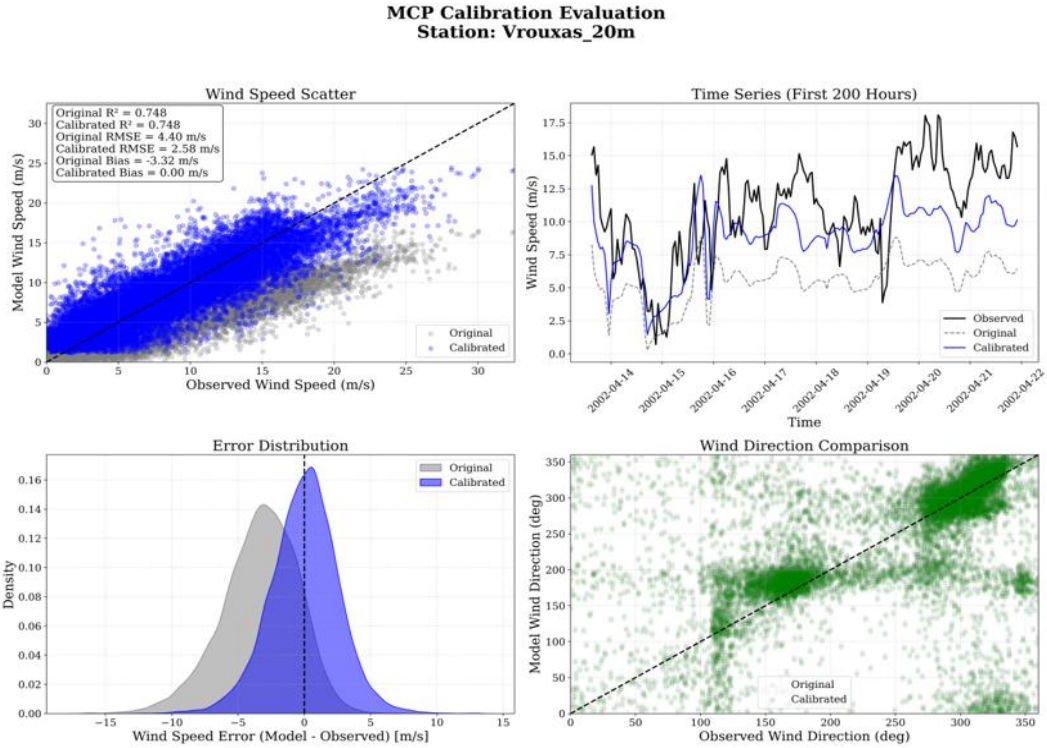
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.780), ενώ η MCP μειώνει σημαντικά τόσο τη συστηματική απόκλιση όσο και το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 35: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Vrouxas_2_10m

Σταθμός Vrouxas_20m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

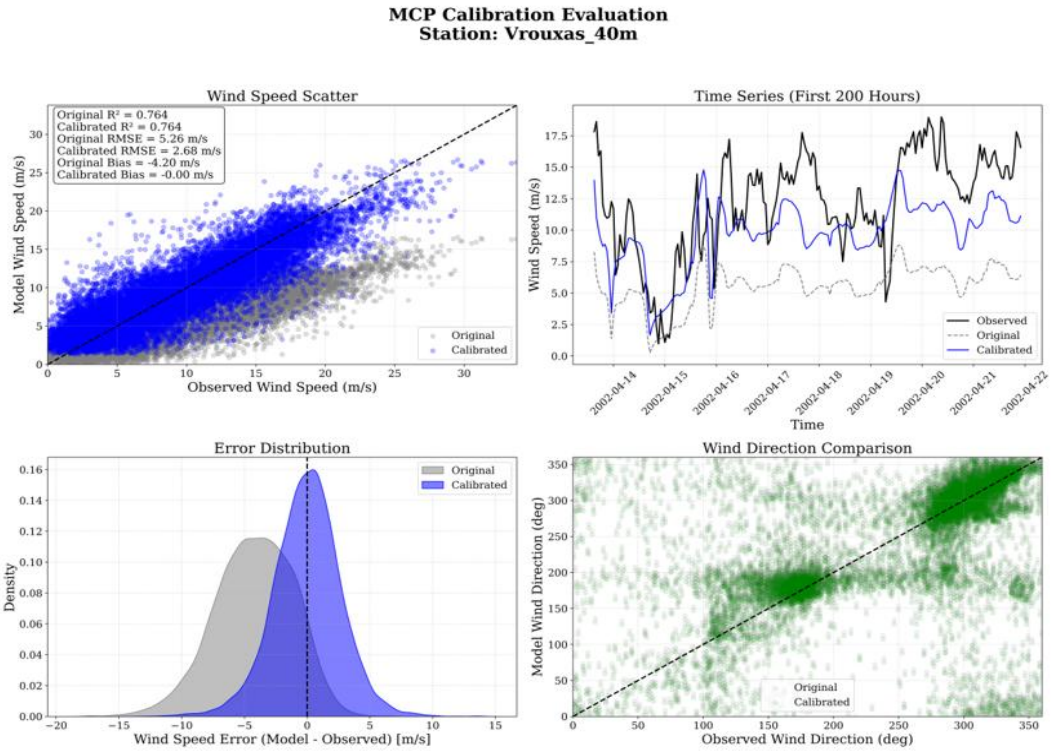
Παρατηρείται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.748), με ουσιαστική βελτίωση του Bias και του RMSE μετά τη βαθμονόμηση.



Εικόνα 36: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Vrouxas_20m

Σταθμός Vrouxas_40m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

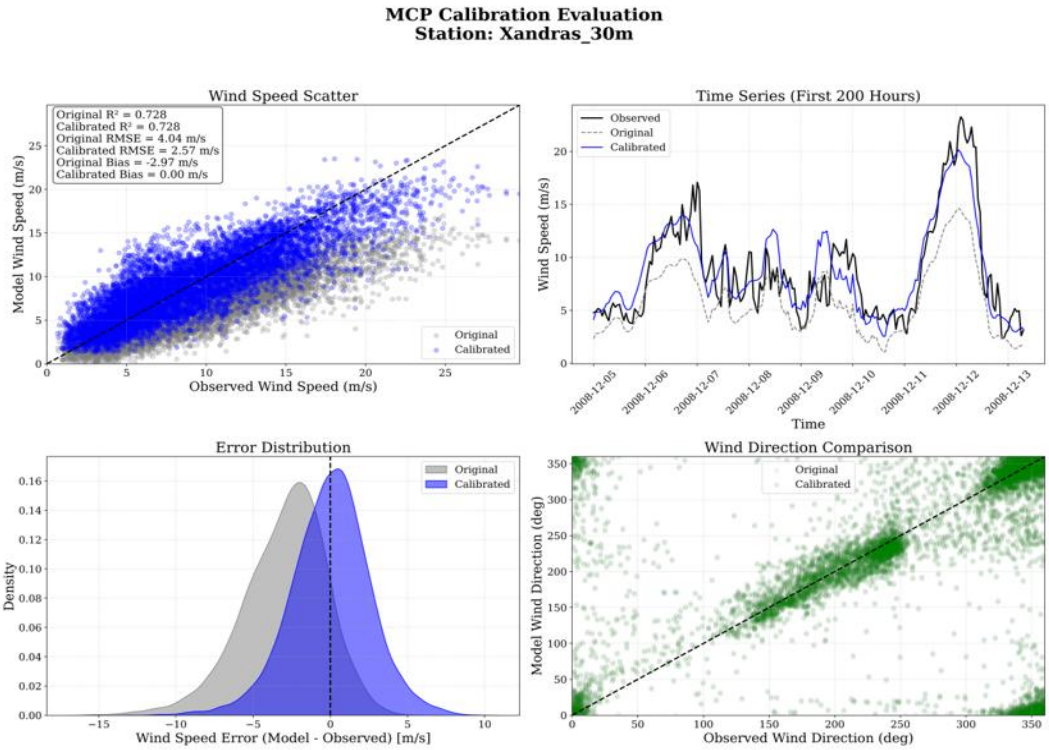
Ο σταθμός εμφανίζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.764), ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται σημαντική μείωση της απόκλισης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 37: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Vrouxas_40m

Σταθμός Xandras_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

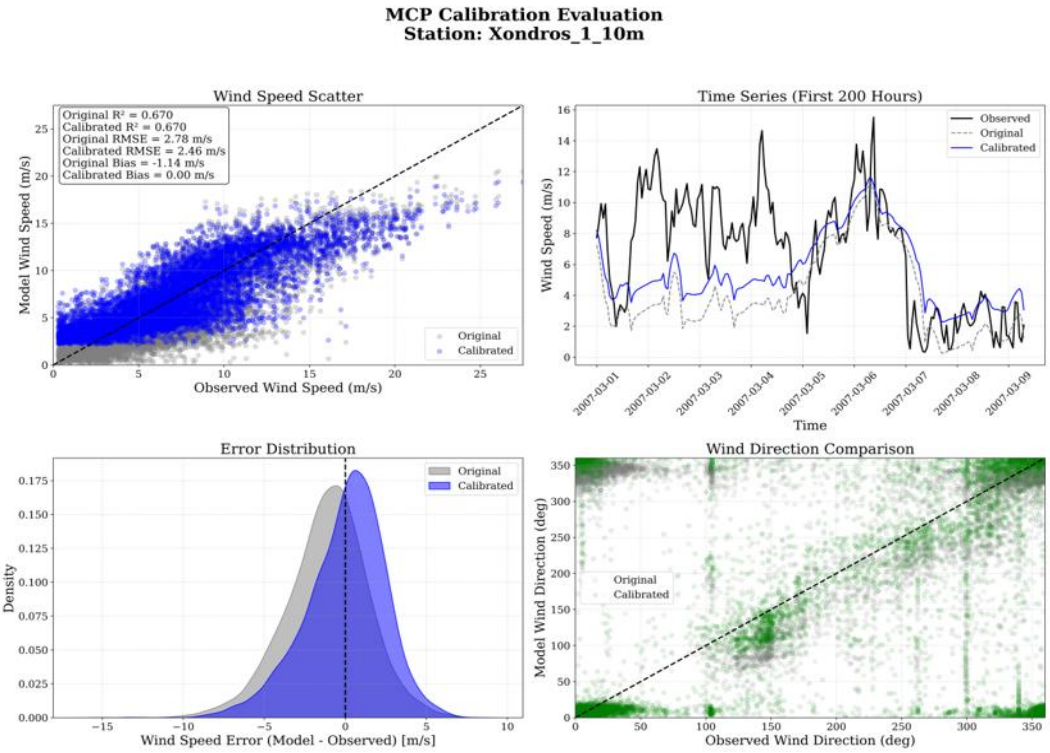
Παρουσιάζεται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.728), με αποτελεσματική διόρθωση της συστηματικής απόκλισης και βελτίωση του RMSE.



Εικόνα 38: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xandras_30m

Σταθμός Xondros_1_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

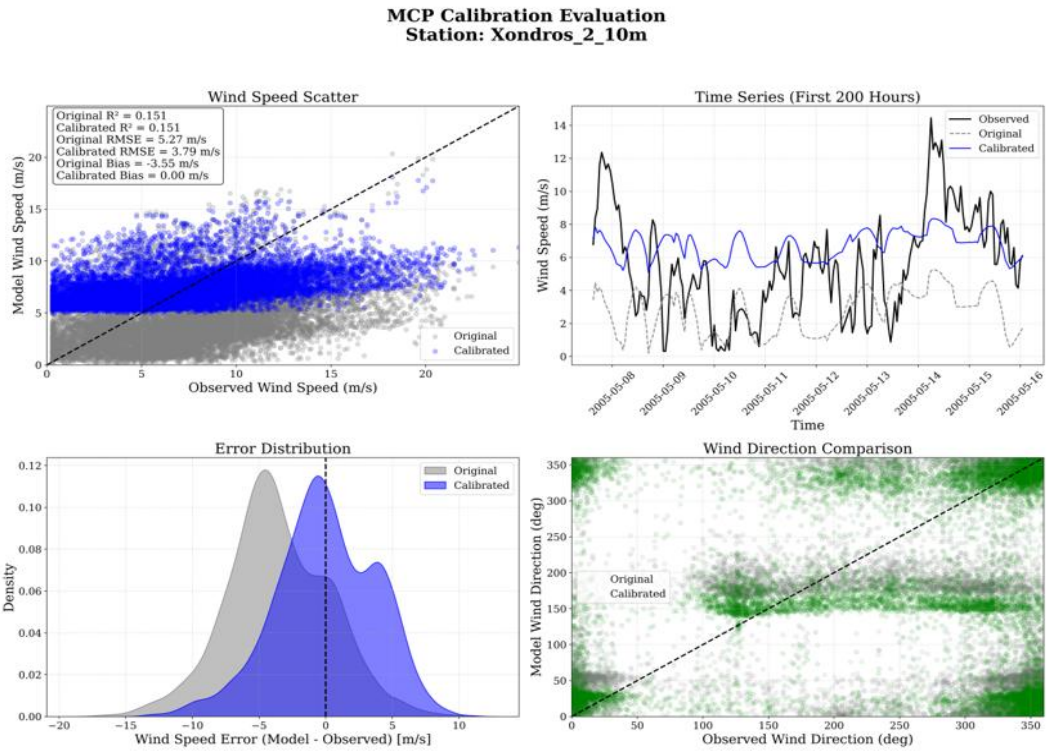
Ο σταθμός παρουσιάζει καλή συσχέτιση (R^2 = 0.670), ενώ η MCP οδηγεί σε αισθητή βελτίωση του Bias και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 39: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xondros_1_10m

Σταθμός Xondros_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

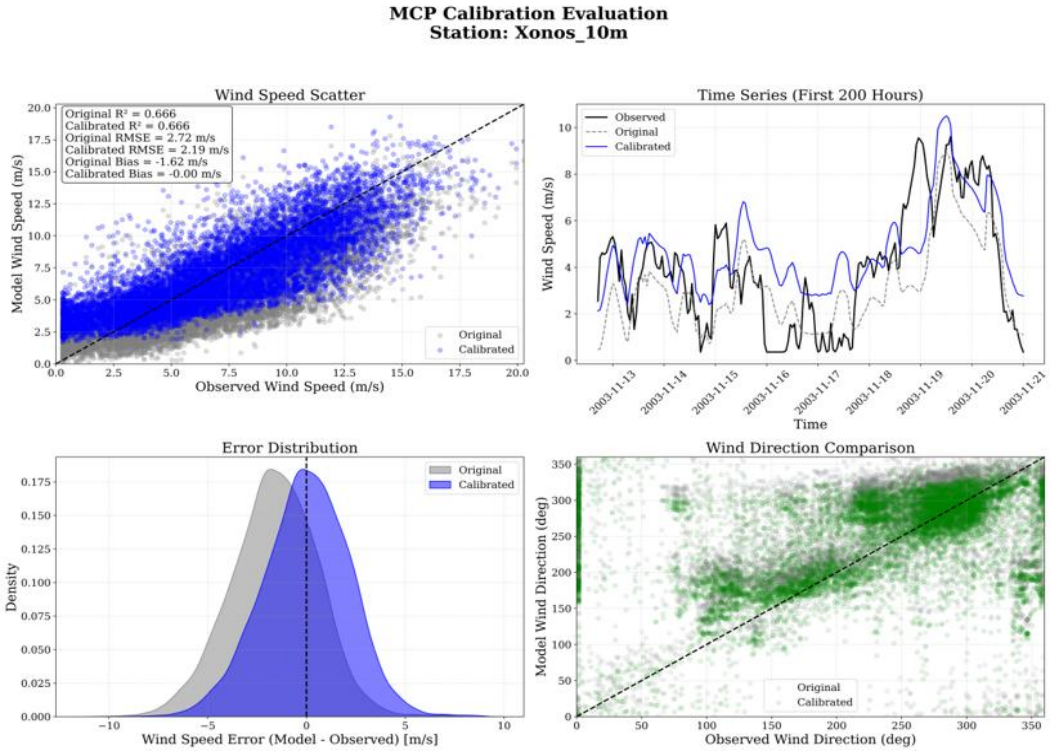
Η πολύ χαμηλή τιμή του R^2 υποδηλώνει περιορισμένη δυνατότητα αναπαράστασης της χρονικής μεταβλητότητας του ανέμου, ωστόσο η βαθμονόμηση μειώνει τη συστηματική απόκλιση.



Εικόνα 40: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xondros_2_10m

Σταθμός Xonos_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

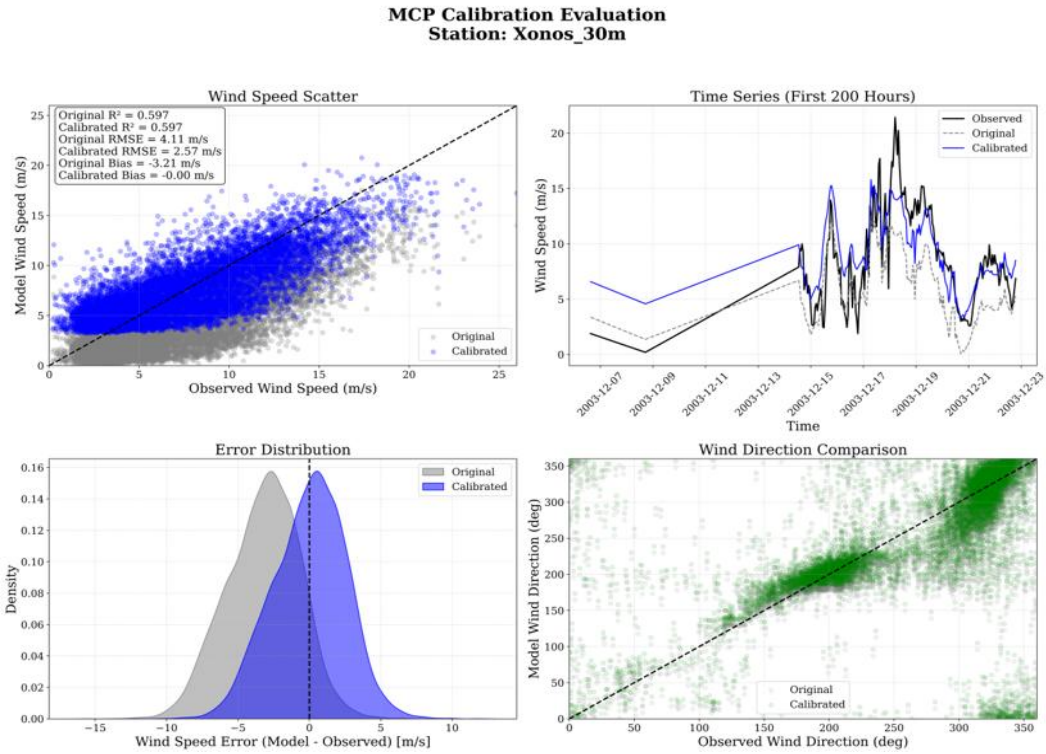
Ο σταθμός παρουσιάζει μέτρια προς καλή συσχέτιση, ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται βελτίωση της συνολικής προσαρμογής των δεδομένων.



Εικόνα 41: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xonos_10m

Σταθμός Xonos_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

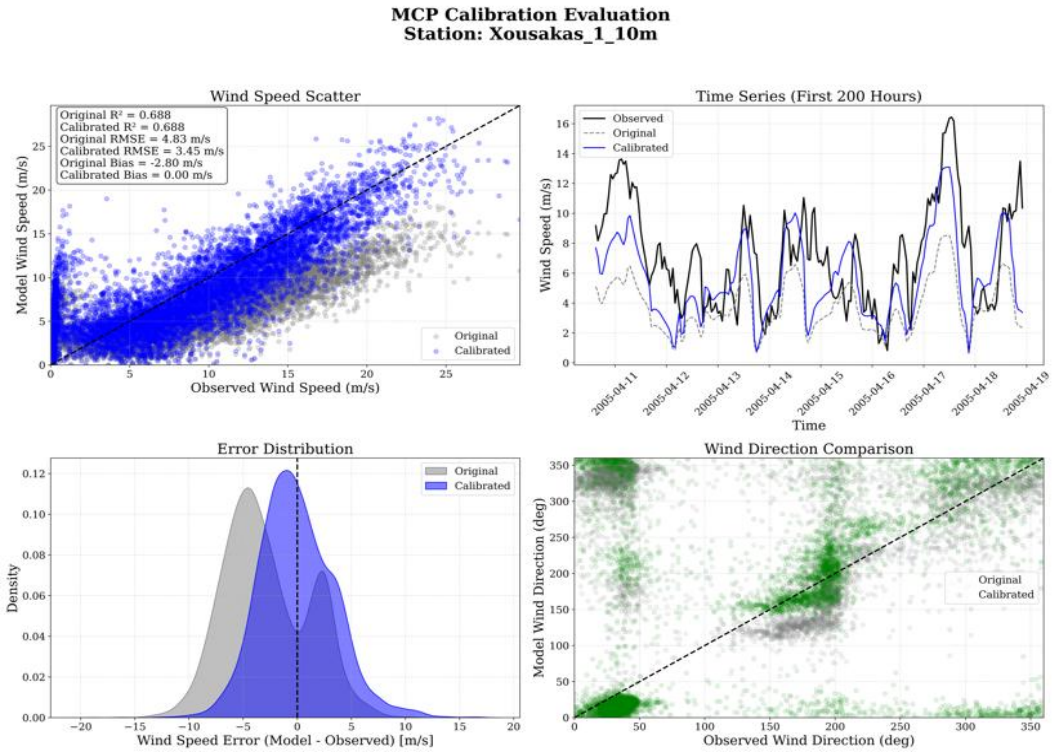
Παρουσιάζεται μέτρια προς καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.597), ενώ η βαθμονόμηση οδηγεί σε αισθητή βελτίωση της συνολικής προσαρμογής.



Εικόνα 42: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xonos_30m

Σταθμός Xousakas_1_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

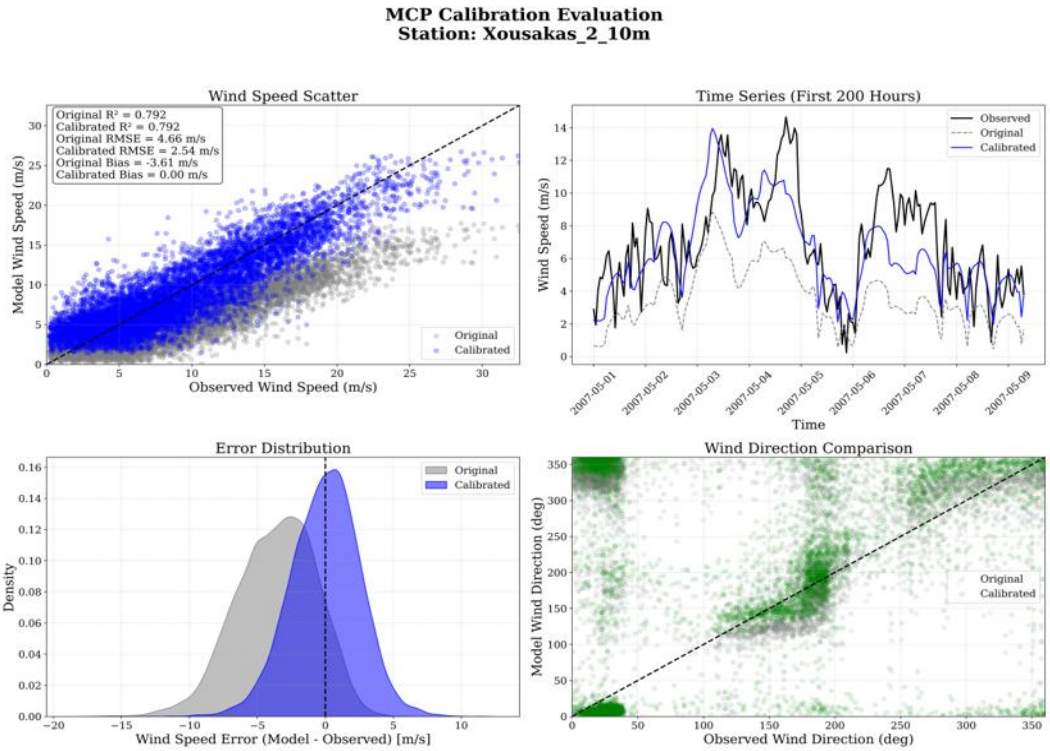
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.688), ενώ η MCP μειώνει σημαντικά τόσο το Bias όσο και το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 43: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xousakas_1_10m

Σταθμός Xousakas_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

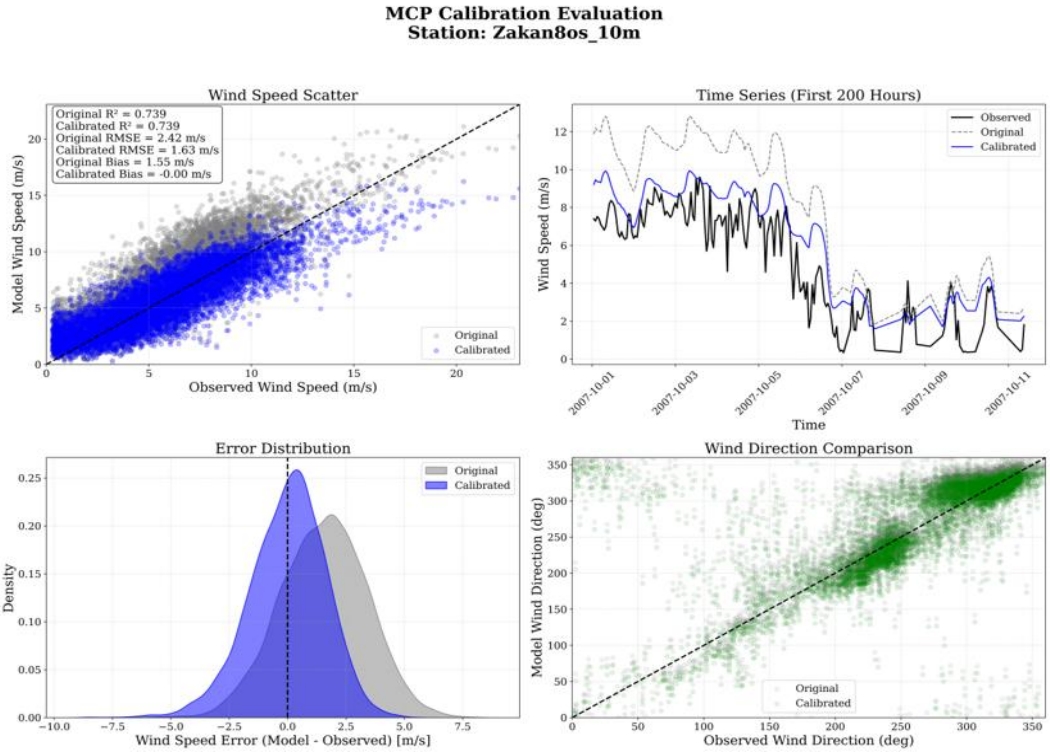
Παρατηρείται πολύ καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.792), με σημαντική βελτίωση του RMSE και της συστηματικής απόκλισης μετά τη βαθμονόμηση.



Εικόνα 44: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Xousakas_2_10m

Σταθμός Zakan8os_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

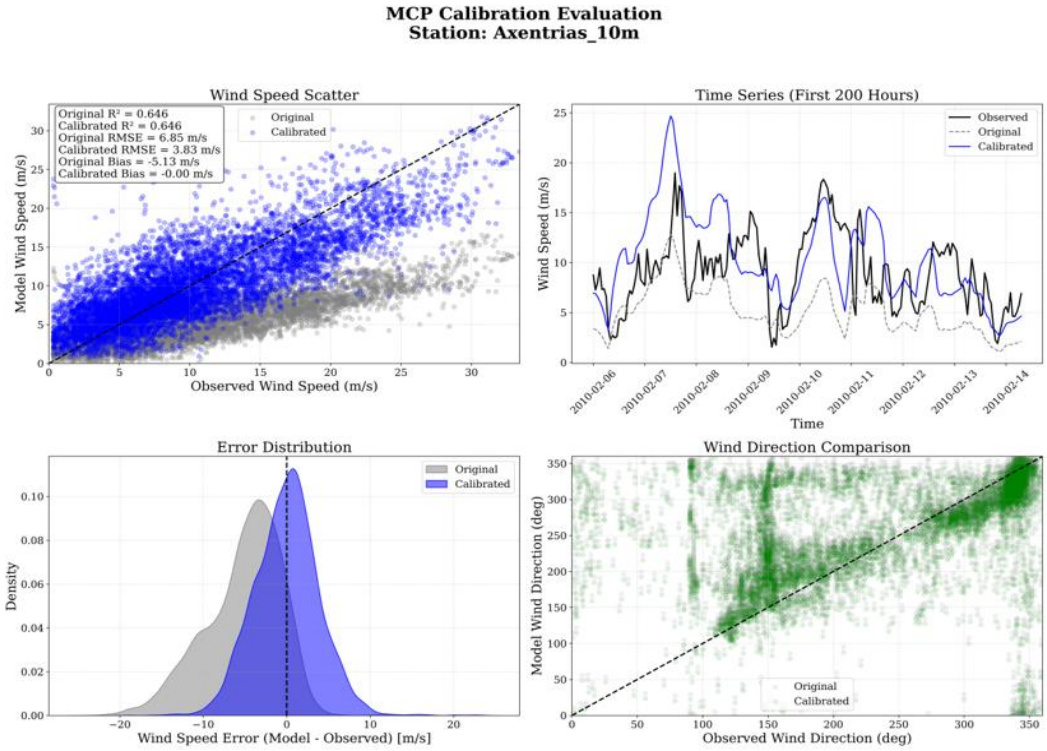
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.739), ενώ η MCP διορθώνει αποτελεσματικά την αρχική υπερεκτίμηση και μειώνει το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 45: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Zakan8os_10m

Σταθμός Axentrias_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

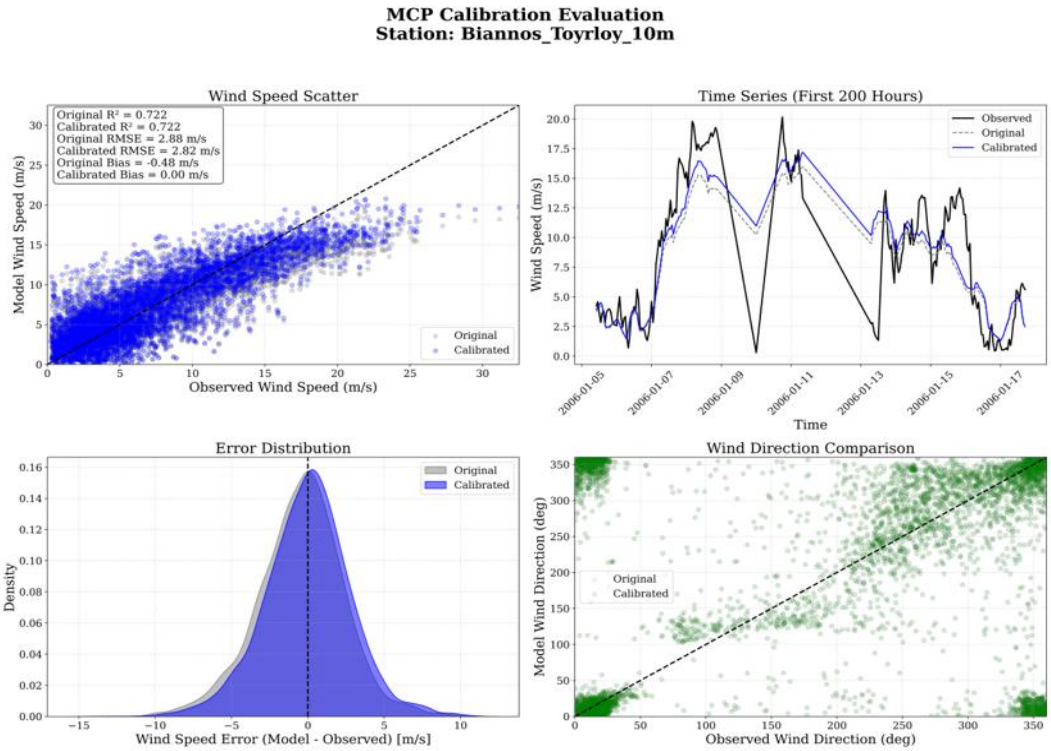
Παρατηρείται σημαντική αρχική υποεκτίμηση της ταχύτητας ανέμου, η οποία περιορίζεται αισθητά μετά την εφαρμογή της MCP.



Εικόνα 46: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Axentrias_10m

Σταθμός Biannos_Toyrloy_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

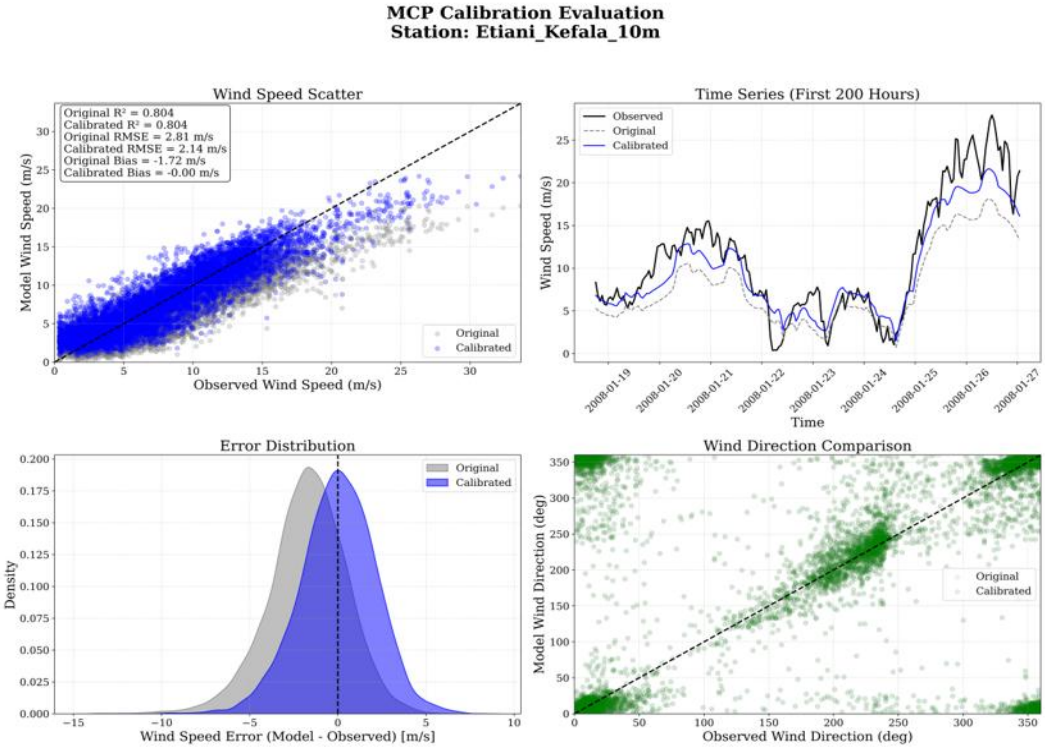
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.722), ενώ μετά τη βαθμονόμηση μειώνονται τόσο το Bias όσο και το RMSE.



Εικόνα 47:Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Biannos_Toyrloy_10m

Σταθμός Etiani_Kefala_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

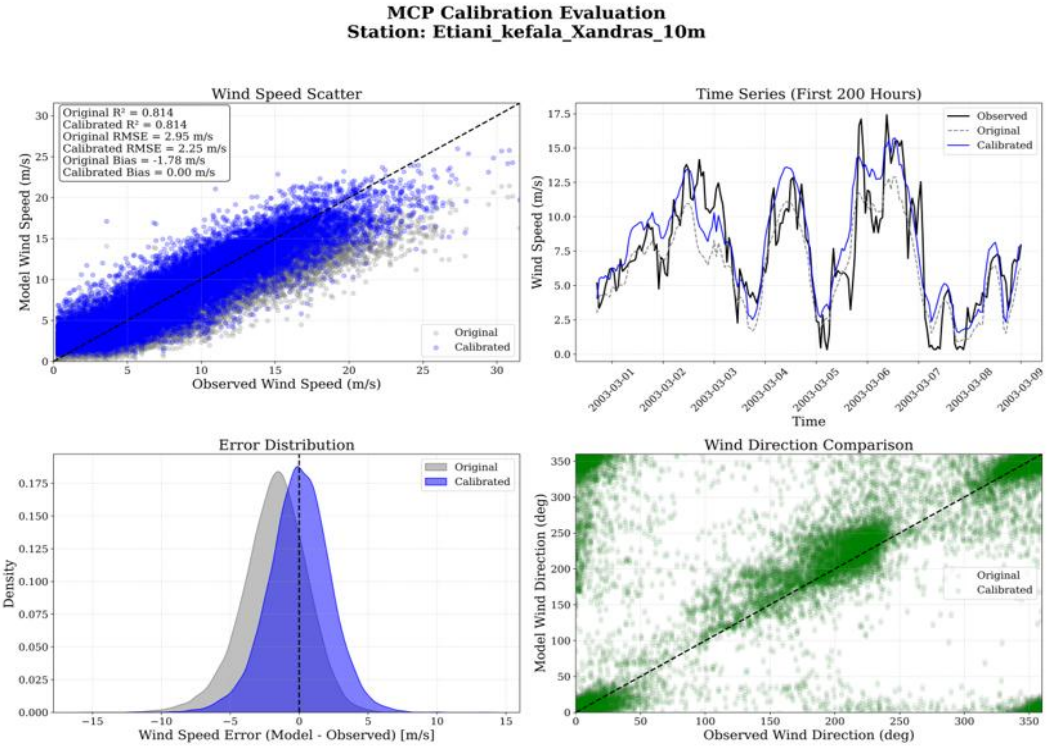
Ο σταθμός εμφανίζει υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.804), με σημαντική μείωση της συστηματικής απόκλισης και του συνολικού σφάλματος μετά την εφαρμογή της MCP.



Εικόνα 48: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Etiani_Kefala_10m

Σταθμός Etiani_kefala_Xandras_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

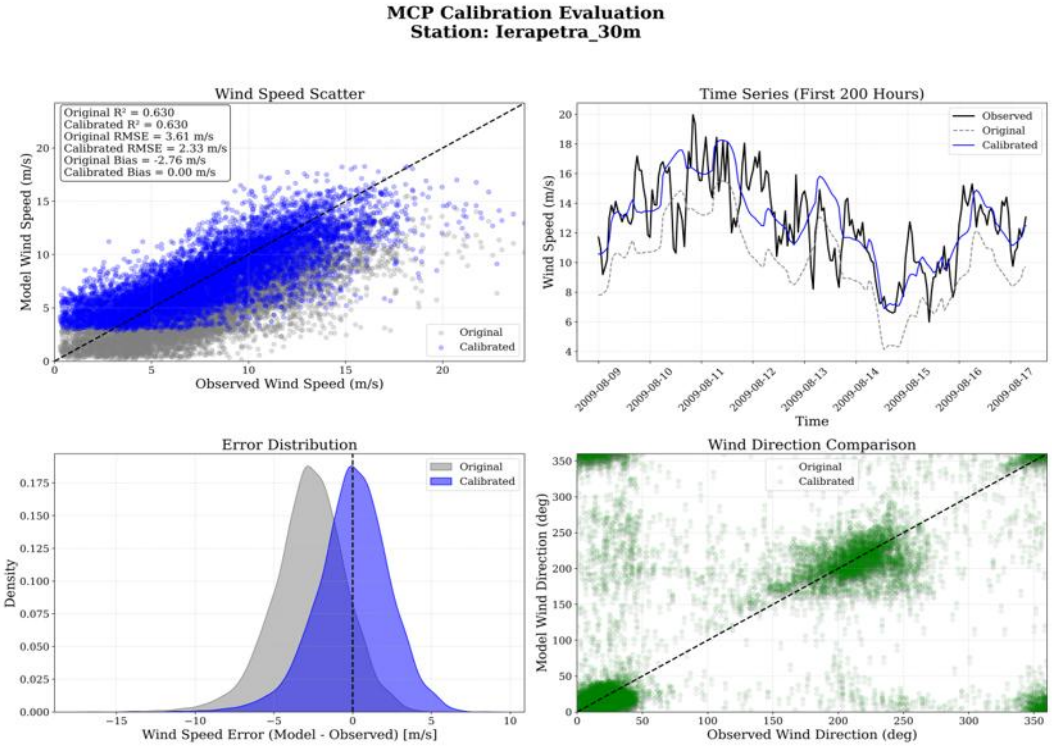
Παρουσιάζεται υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.814), ενώ η βαθμονόμηση οδηγεί σε αισθητή βελτίωση του Bias και του RMSE.



Εικόνα 49: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Etiani_kefala_Xandras_10m

Σταθμός Ierapetra_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

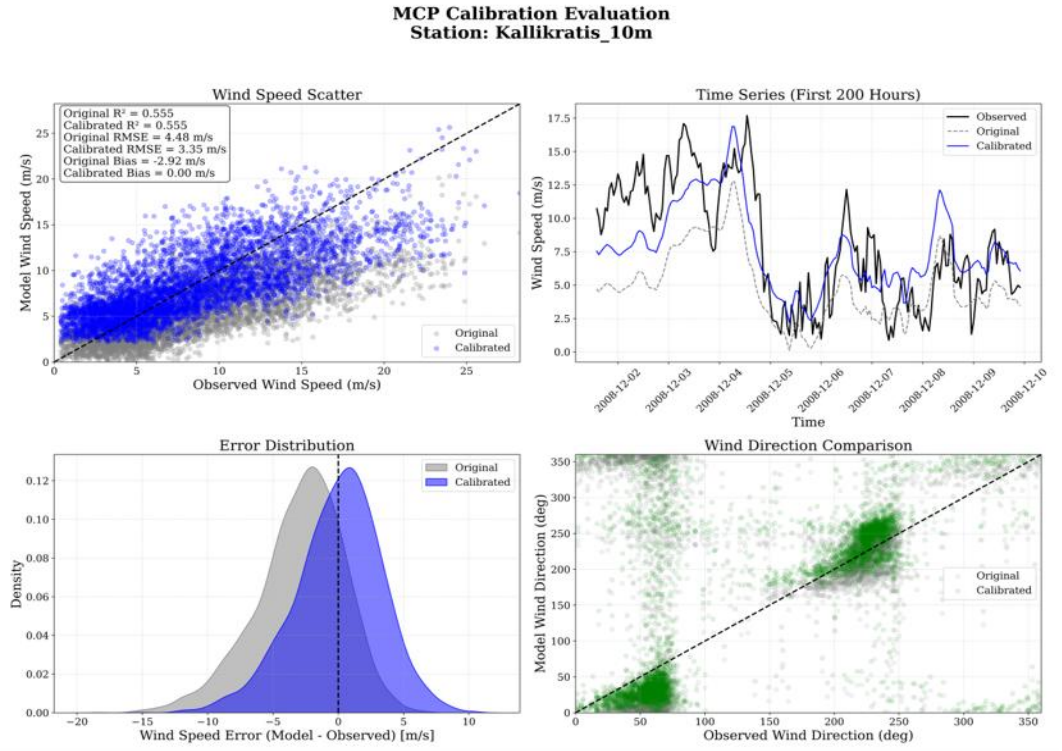
Ο σταθμός παρουσιάζει ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.630), με σημαντική μείωση τόσο της απόκλισης όσο και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 50: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Ierapetra_30m

Σταθμός Kallikratis_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

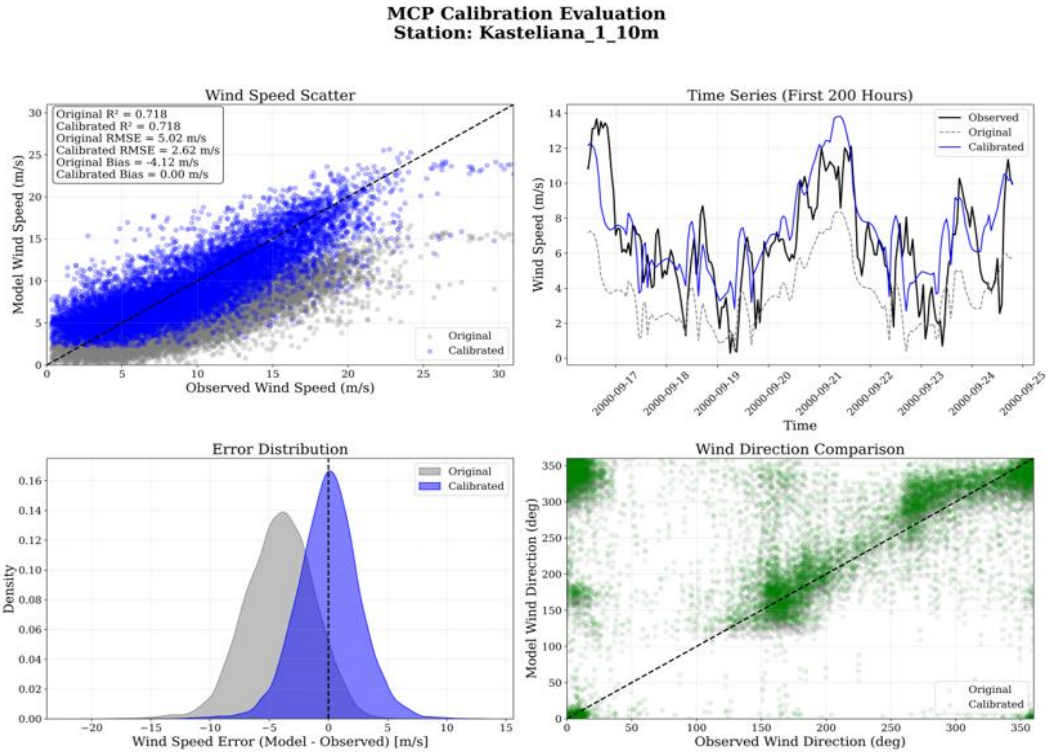
Η εφαρμογή της βαθμονόμησης οδηγεί σε αισθητή βελτίωση της μέσης προσαρμογής, παρότι η γραμμική συσχέτιση παραμένει μέτρια.



Εικόνα 51: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kallikratis_10m

Σταθμός Kasteliana_1_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

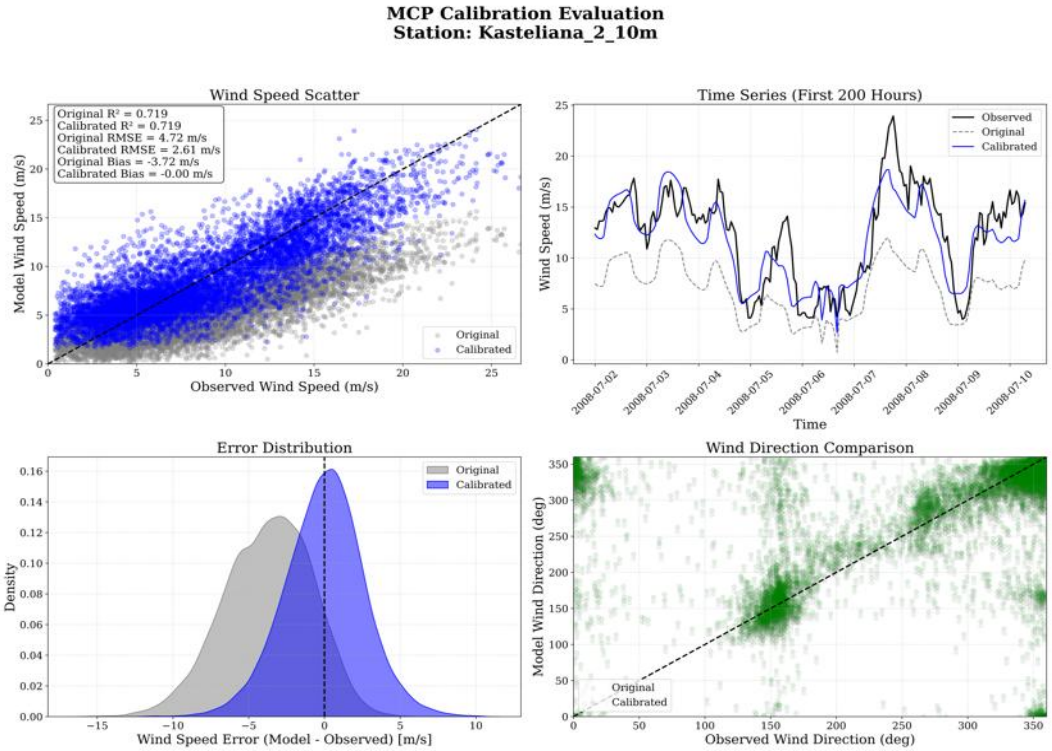
Ο σταθμός εμφανίζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.718), με σημαντική βελτίωση της συνολικής προσαρμογής μέσω μείωσης του Bias και του RMSE.



Εικόνα 52: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kasteliana_1_10m

Σταθμός Kasteliana_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

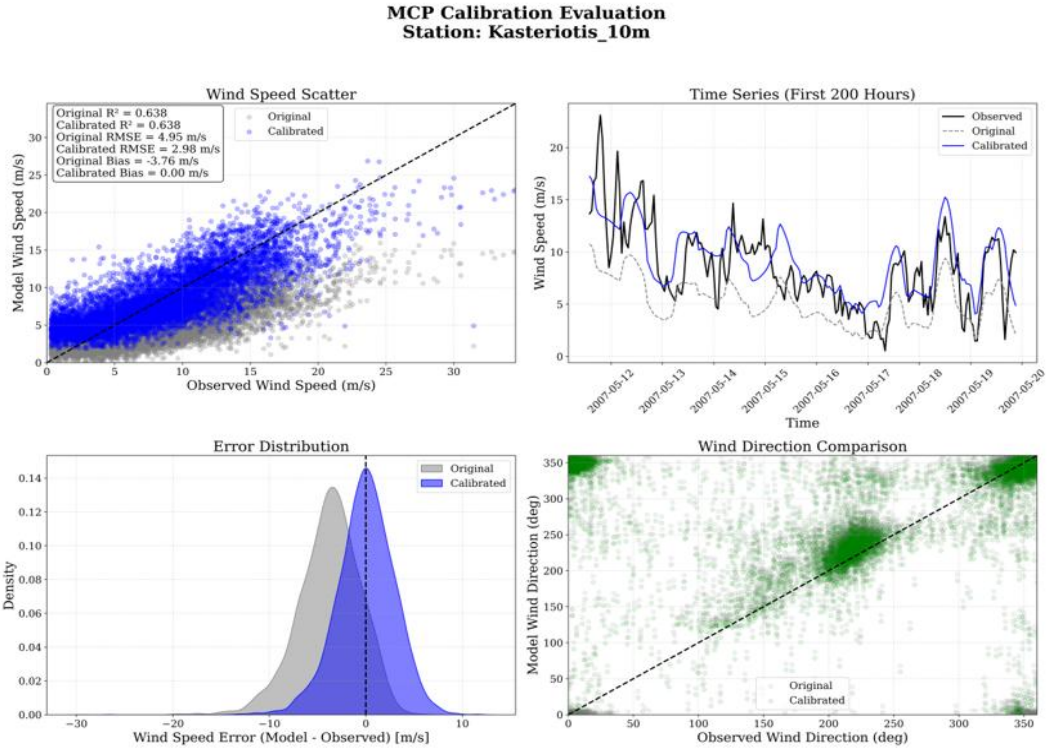
Παρουσιάζεται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.719), ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται αισθητή μείωση του συνολικού σφάλματος και της συστηματικής απόκλισης.



Εικόνα 53: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kasteliana_2_10m

Σταθμός Kasteriotis_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

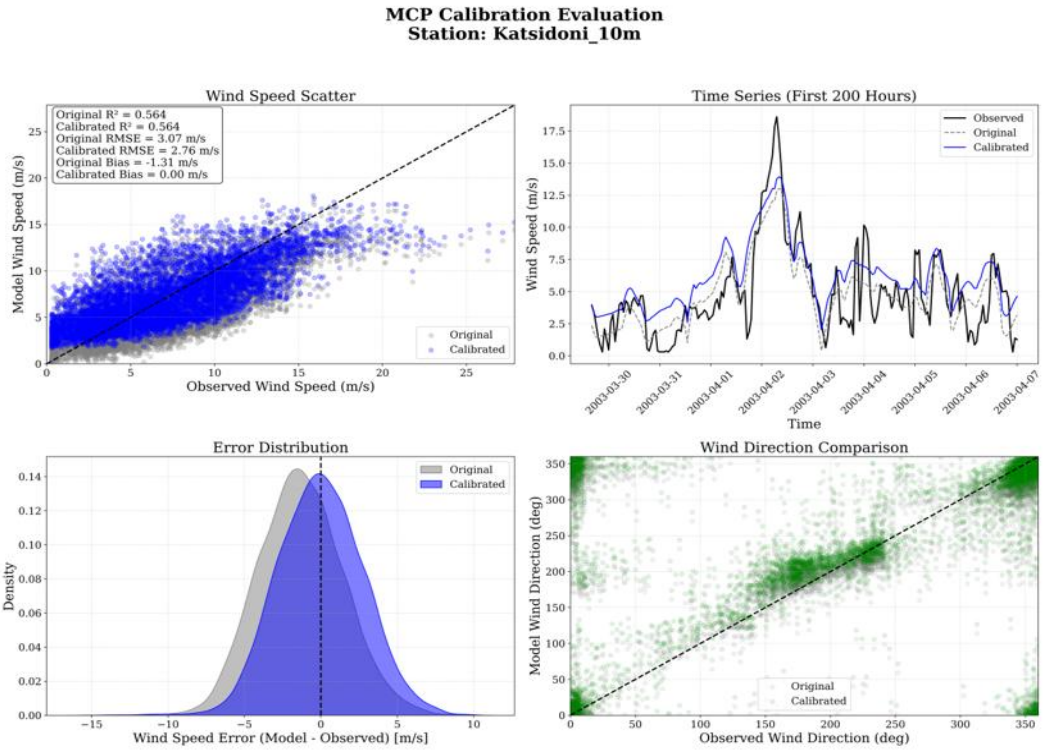
Ο σταθμός παρουσιάζει ικανοποιητική συσχέτιση ($R^2 = 0.638$), με σημαντική μείωση του Bias και βελτίωση του RMSE μετά τη βαθμονόμηση.



Εικόνα 54: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kasteriotis_10m

Σταθμός Katsidoni_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

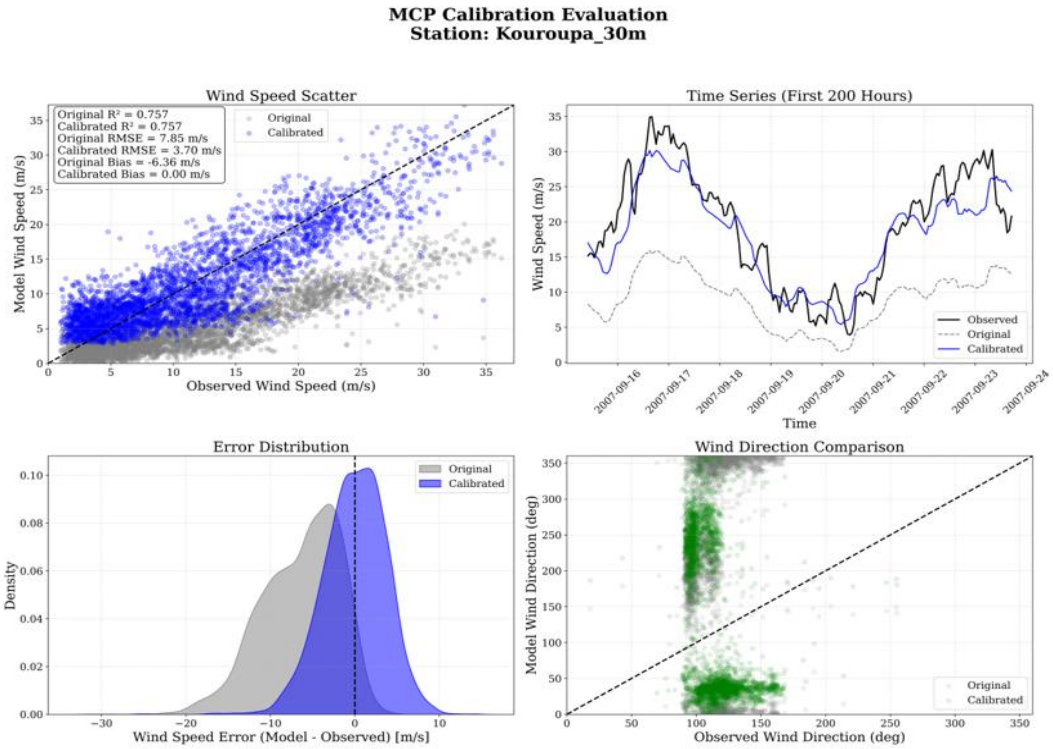
Ο σταθμός εμφανίζει μέτρια μεταβλητότητα στις τιμές, ενώ η MCP μειώνει αποτελεσματικά τη συστηματική απόκλιση.



Εικόνα 55: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Katsidoni_10m

Σταθμός Kouroupa_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

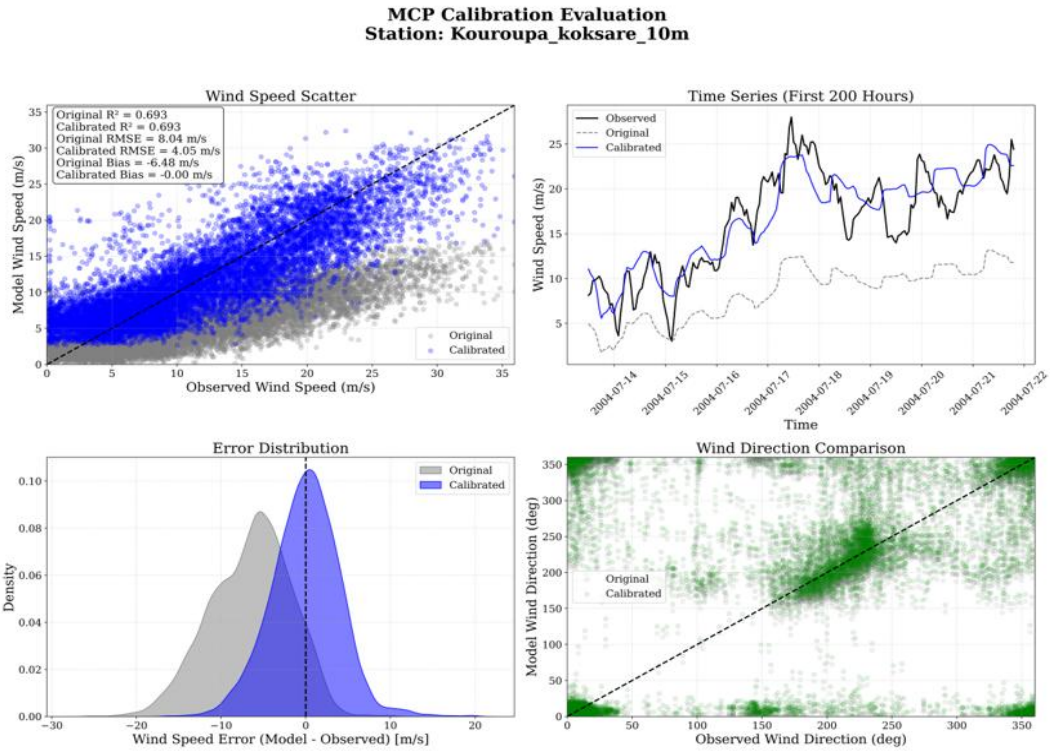
Παρουσιάζεται υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.757), με σημαντική μείωση τόσο της συστηματικής απόκλισης όσο και του συνολικού σφάλματος μετά τη βαθμονόμηση.



Εικόνα 56: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kouroupa_30m

Σταθμός Kouroupa_koksare_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

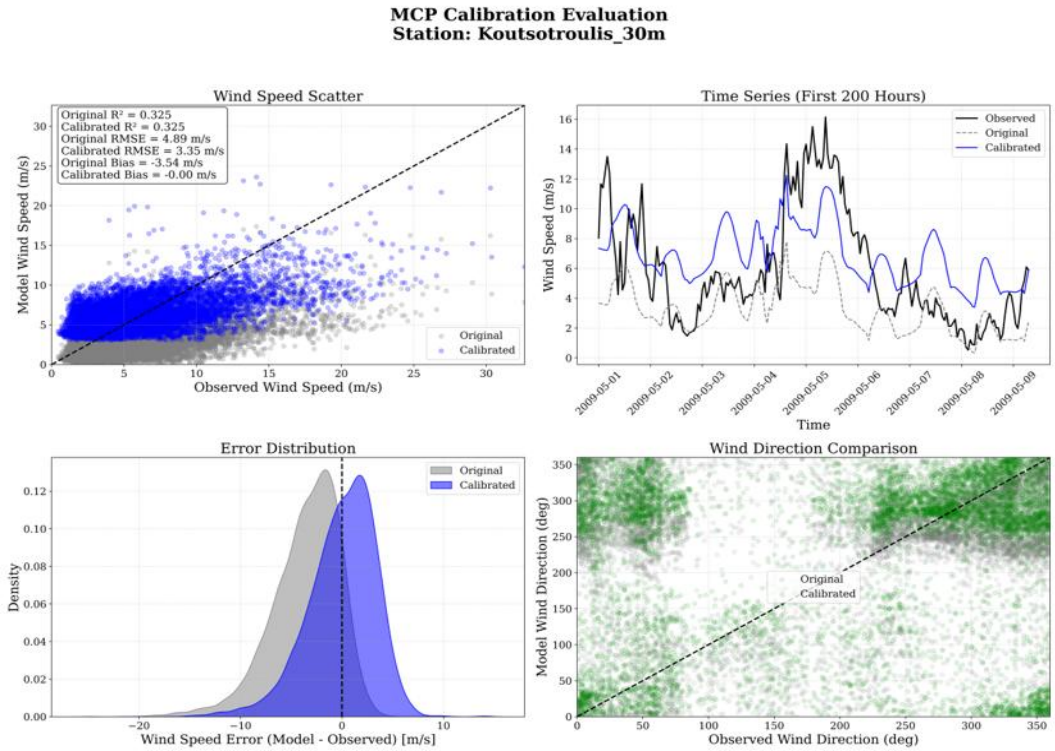
Ο σταθμός παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.693), ενώ η MCP μειώνει σημαντικά το Bias και βελτιώνει το RMSE.



Εικόνα 57: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kouroupa_koksare_10m

Σταθμός Koutsotroulis_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

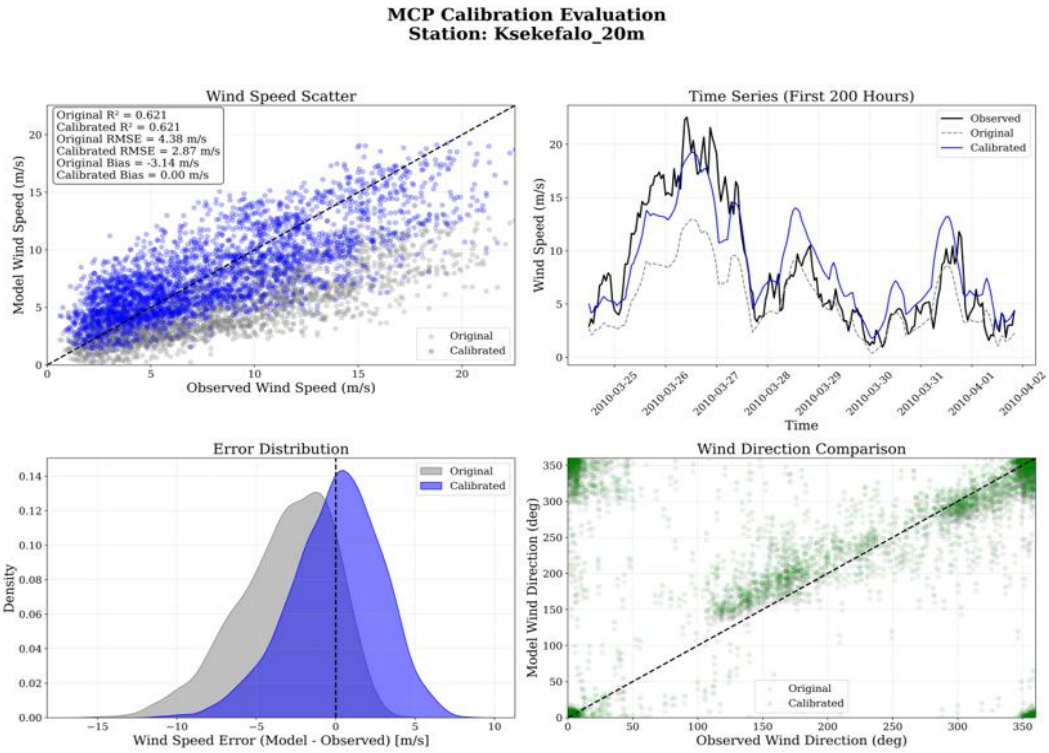
Παρά τη σχετικά χαμηλή συσχέτιση, η εφαρμογή της MCP περιορίζει σημαντικά τη συστηματική απόκλιση και βελτιώνει το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 58: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Koutsotroulis_30m

Σταθμός Ksekefalo_20m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

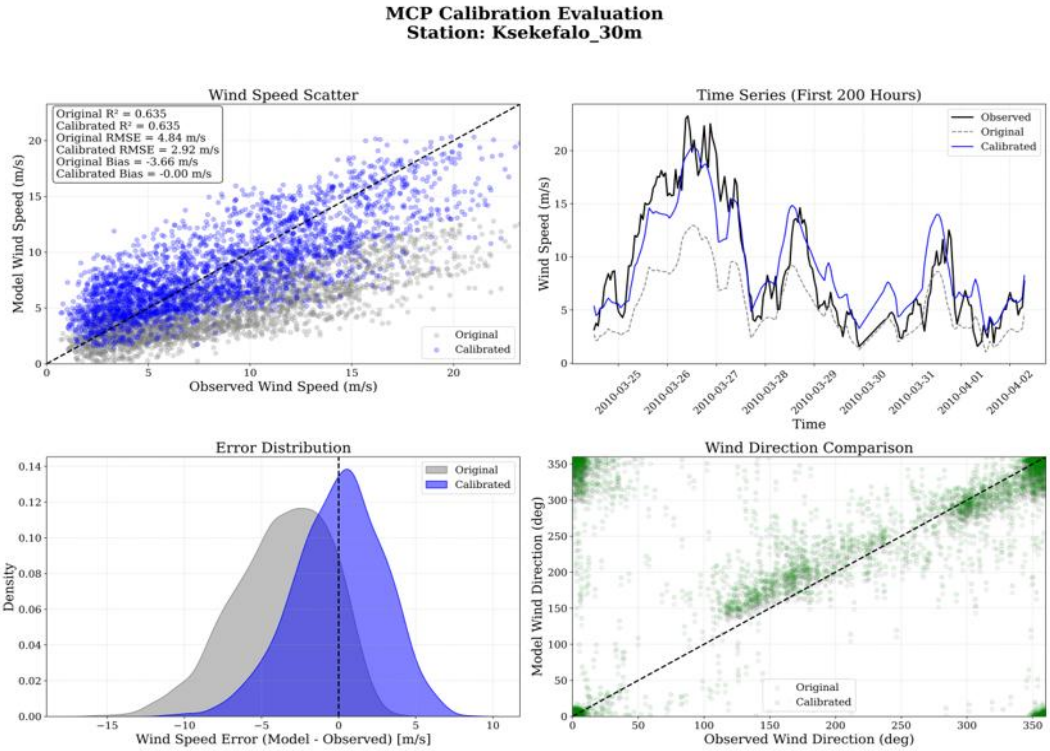
Ο σταθμός εμφανίζει ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.621), ενώ μετά τη βαθμονόμηση μειώνονται αισθητά το Bias και το RMSE.



Εικόνα 59: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Ksekefalo_20m

Σταθμός Ksekefalo_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

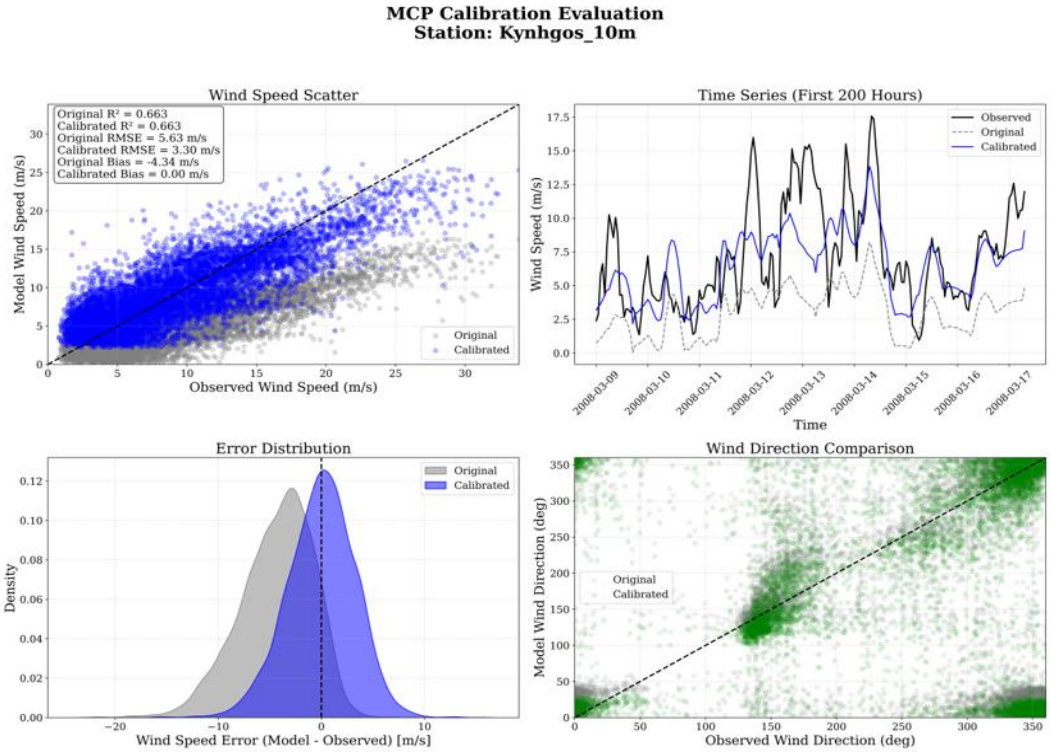
Παρουσιάζεται ικανοποιητική συσχέτιση (R^2 = 0.635), με σημαντική βελτίωση της συνολικής προσαρμογής μετά την εφαρμογή της MCP.



Εικόνα 60: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Ksekefalo_30m

Σταθμός Kynhgos_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

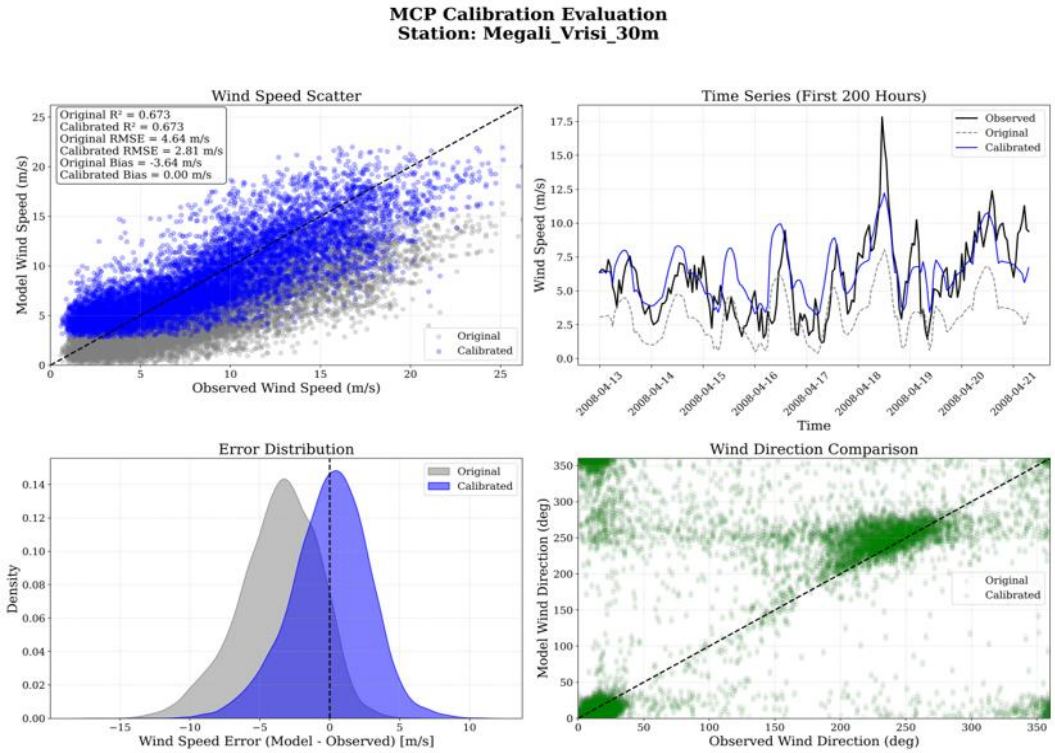
Ο σταθμός παρουσιάζει καλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.663), ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται αισθητή μείωση του Bias και του RMSE.



Εικόνα 61: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Kynhgos_10m

Σταθμός Megali_Vrisi_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

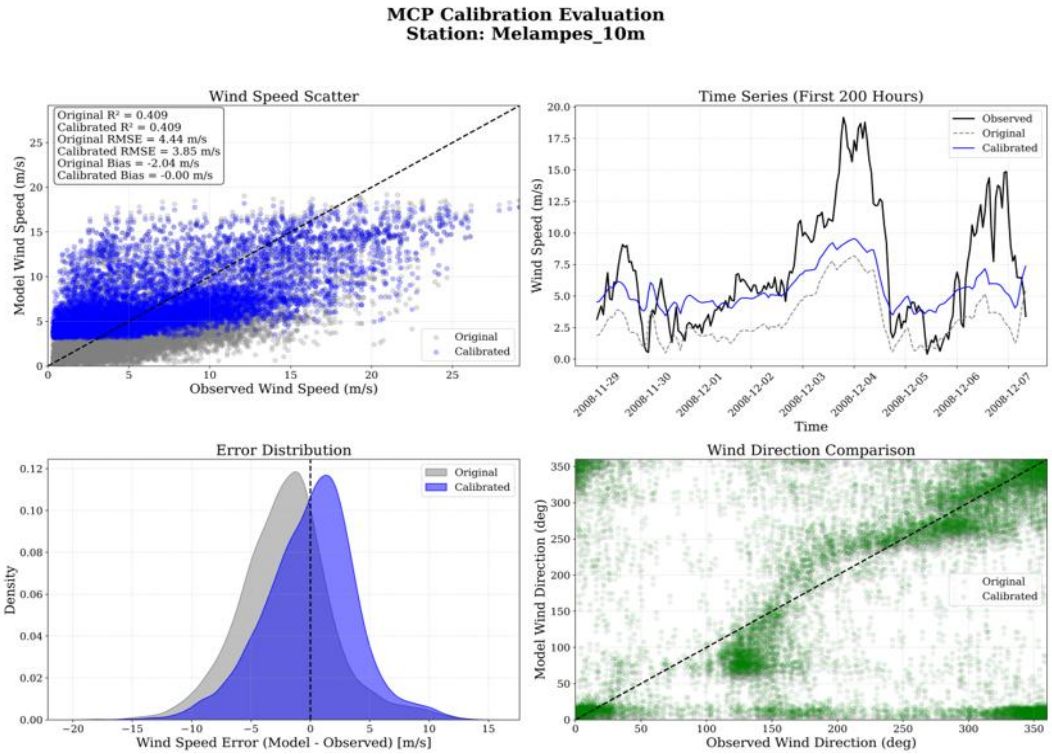
Παρατηρείται υψηλή συσχέτιση (R^2 = 0.673), με ουσιαστική βελτίωση τόσο της απόκλισης όσο και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 62: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Megali_Vrisi_30m

Σταθμός Melampes_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

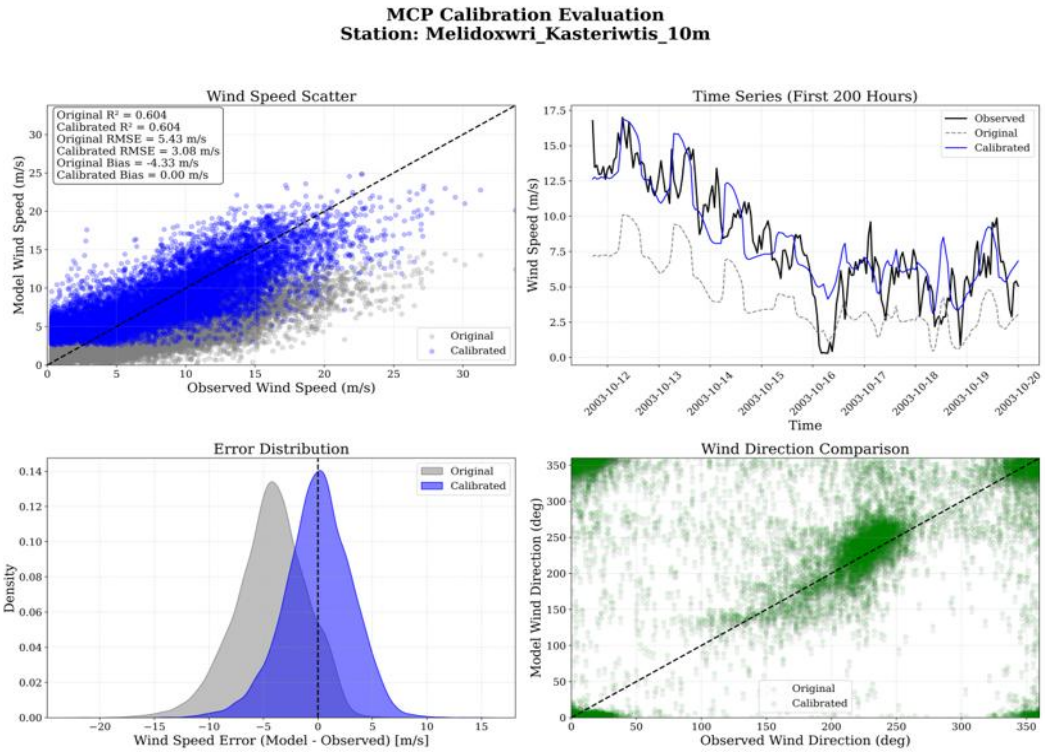
Ο σταθμός παρουσιάζει αυξημένη διασπορά τιμών, ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται βελτίωση της συνολικής προσαρμογής.



Εικόνα 63: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Melampes_10m

Σταθμός Melidoxwri_Kasteriwtis_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

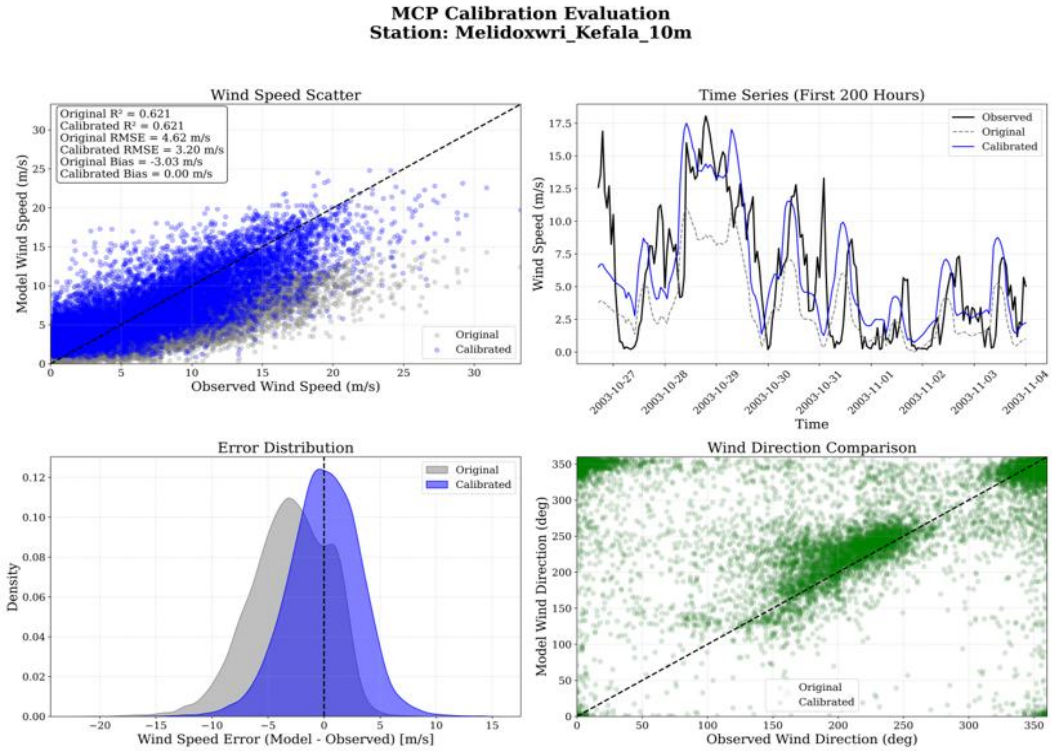
Παρουσιάζεται ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.604), με σημαντική μείωση της συστηματικής απόκλισης και του συνολικού σφάλματος.



Εικόνα 64: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Melidoxwri_Kasteriwtis_10m

Σταθμός Melidoxwri_Kefala_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

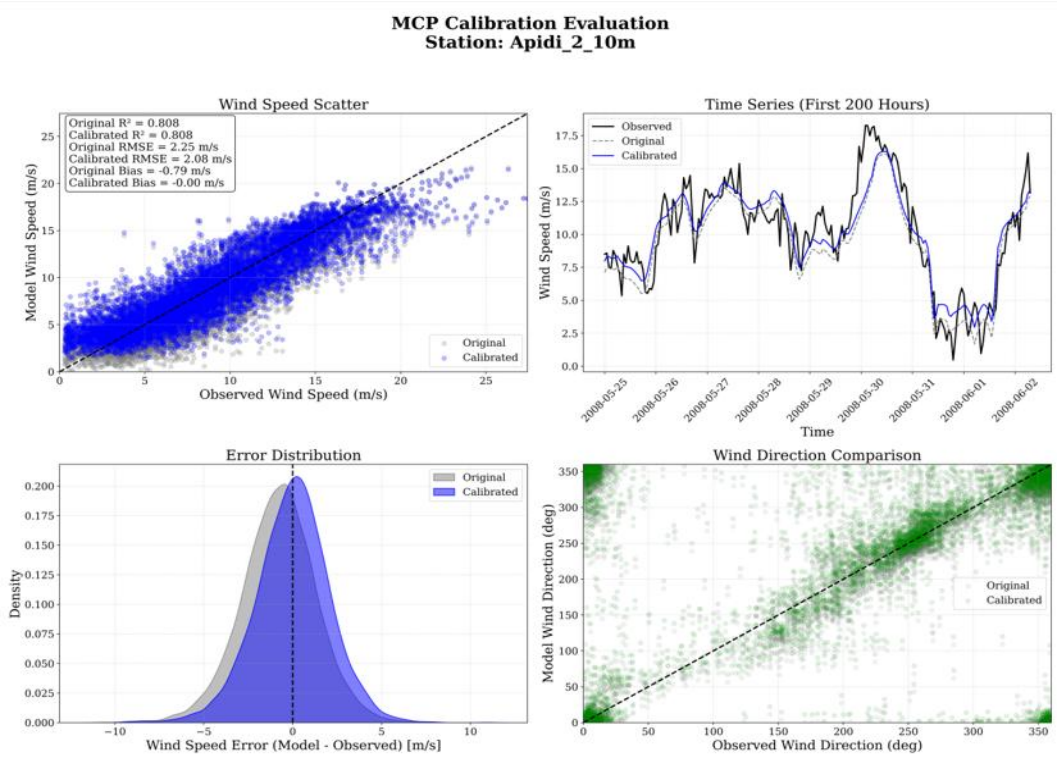
Ο σταθμός παρουσιάζει ικανοποιητική συσχέτιση (R^2 = 0.621), ενώ η MCP οδηγεί σε αισθητή βελτίωση του Bias και του RMSE.



Εικόνα 65: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Melidoxwri_Kefala_10m

Σταθμός Apidi_2_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

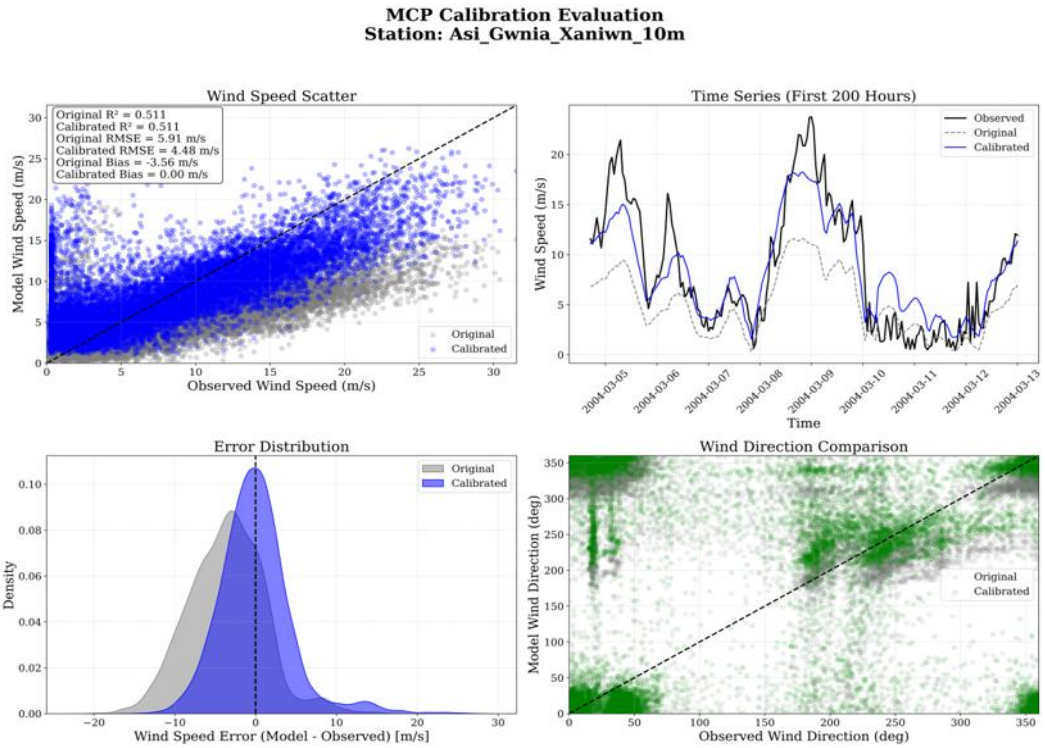
Ο σταθμός εμφανίζει υψηλή γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.808), ενώ η βαθμονόμηση μειώνει σημαντικά τη συστηματική απόκλιση και το συνολικό σφάλμα.



Εικόνα 66: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Apidi_2_10m

Σταθμός Asi_Gwnia_Xaniwn_10m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

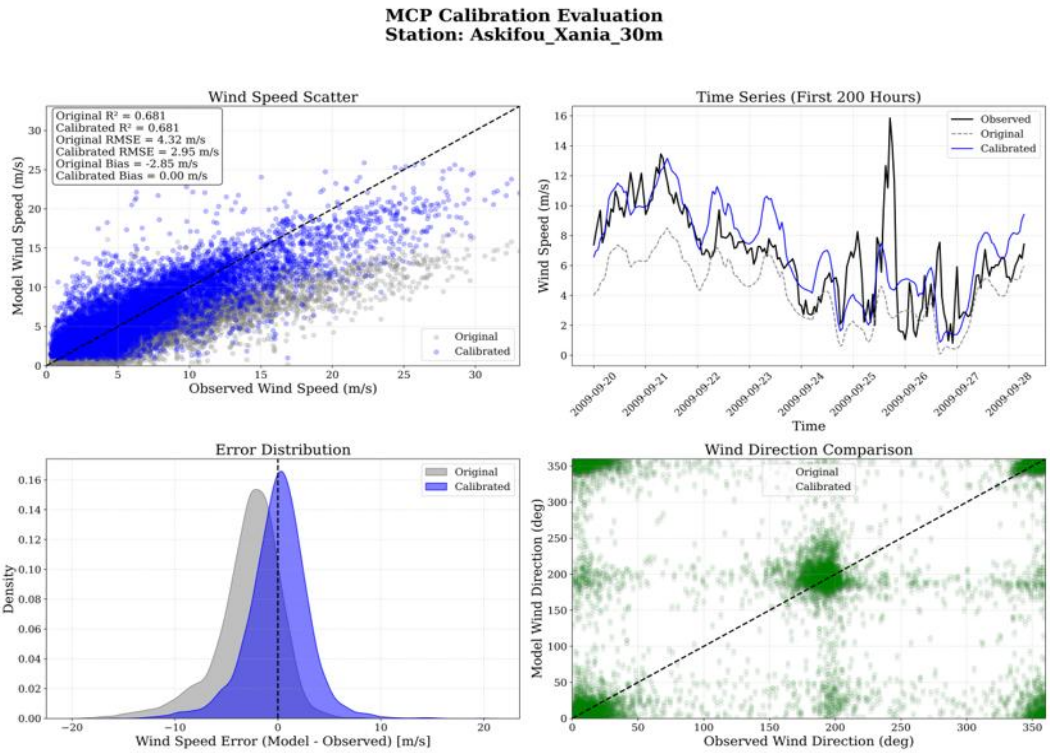
Ο σταθμός παρουσιάζει μέτρια συσχέτιση, ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται καλύτερη συμφωνία μεταξύ δορυφορικών και επίγειων δεδομένων.



Εικόνα 67: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Asi_Gwnia_Xaniwn_10m

Σταθμός Askifou_Xania_30m – Αναφορά αξιολόγησης MCP

Ο σταθμός παρουσιάζει ικανοποιητική γραμμική συσχέτιση (R^2 = 0.681), ενώ μετά τη βαθμονόμηση παρατηρείται σημαντική μείωση του Bias και του RMSE.



Εικόνα 68: Αναφορά αξιολόγησης MCP για τον σταθμό Askifou_Xania_30m

4.11 Συνολικός σχολιασμός αποτελεσμάτων βαθμονόμησης

Τα αποτελέσματα της εφαρμογής της μεθοδολογίας MCP δείχνουν ότι η βαθμονόμηση των δορυφορικών δεδομένων ανέμου οδήγησε σε σημαντική βελτίωση με τις επίγειες μετρήσεις στους περισσότερους μετεωρολογικούς σταθμούς. Συγκεκριμένα, περίπου το 71% των σταθμών παρουσίασε τιμές συντελεστή προσδιορισμού R^2 μεγαλύτερες από 0.60, γεγονός που υποδηλώνει ικανοποιητική έως υψηλή γραμμική συσχέτιση μεταξύ δορυφορικών και επίγειων δεδομένων.

Παράλληλα, σε όλους τους σταθμούς παρατηρήθηκε ουσιαστικός μηδενισμός της συστηματικής απόκλισης (Bias), γεγονός που δείχνει ότι η μέθοδος MCP διορθώνει αποτελεσματικά τη μέση τάση υποεκτίμησης ή υπερεκτίμησης των δορυφορικών δεδομένων, ενώ το RMSE μειώθηκε κατά μέσο όρο κατά 29.5%, γεγονός που δείχνει βελτίωση της συνολικής προσαρμογής των δορυφορικών δεδομένων μετά τη βαθμονόμηση.

Οι υψηλότερες τιμές R^2 εμφανίζονται κυρίως σε περιοχές με πιο ομαλό ανάγλυφο και μεγαλύτερη χωρική ομοιογένεια του πεδίου ανέμου, όπου τα δορυφορικά δεδομένα αποδίδουν καλύτερα τη χρονική μεταβλητότητα του ανέμου. Αντίθετα, χαμηλότερες τιμές R^2 παρατηρούνται κυρίως σε περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο, όπου η χωρική ανάλυση των δεδομένων δεν επαρκεί για την πλήρη αποτύπωση των μικροκλιματικών μεταβολών.

Ιδιαίτερα σημαντική είναι η μείωση του Bias στους περισσότερους σταθμούς, καθώς τα αρχικά δορυφορικά δεδομένα παρουσίαζαν σε αρκετές περιπτώσεις τάση υποεκτίμησης της ταχύτητας ανέμου. Η διόρθωση αυτής της απόκλισης είναι κρίσιμη για εφαρμογές εκτίμησης αιολικού δυναμικού, καθώς ακόμη και μικρές αποκλίσεις στην ταχύτητα ανέμου μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την εκτιμώμενη ενεργειακή παραγωγή.

Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν ότι η στατιστική βαθμονόμηση μπορεί να βελτιώσει ουσιαστικά την αξιοπιστία των δορυφορικών δεδομένων για εφαρμογές εκτίμησης και χαρτογράφησης του αιολικού δυναμικού.

Τα βαθμονομημένα δεδομένα ανέμου που προέκυψαν από την εφαρμογή της μεθοδολογίας MCP μπορούν να αξιοποιηθούν σε εφαρμογές εκτίμησης και χαρτογράφησης του αιολικού δυναμικού με αυξημένη αξιοπιστία. Επιπλέον, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε προκαταρκτικές μελέτες χωροθέτησης αιολικών εγκαταστάσεων, στην παραγωγή ανεμολογικών χαρτών τοπικής κλίμακας, καθώς και σε ενεργειακές αναλύσεις περιοχών όπου δεν υπάρχουν μακροχρόνιες επίγειες μετρήσεις.

Η βελτιωμένη προσαρμογή των δορυφορικών δεδομένων συμβάλλει επίσης στη μείωση της αβεβαιότητας κατά την εκτίμηση της αναμενόμενης ενεργειακής παραγωγής και ενισχύει τη δυνατότητα αξιοποίησης δορυφορικών δεδομένων σε περιοχές με περιορισμένο μετεωρολογικό δίκτυο.

5. Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώθηκε στη βαθμονόμηση δορυφορικών δεδομένων ανέμου μέσω σύγκρισης με μετρήσεις επίγειων μετεωρολογικών σταθμών, με στόχο τη βελτίωση της αξιοπιστίας τους σε τοπική κλίμακα. Για τον σκοπό αυτό εφαρμόστηκε η μεθοδολογία Measure–Correlate–Predict (MCP), βασισμένη σε γραμμική παλινδρόμηση, η οποία επέτρεψε τη διόρθωση των συστηματικών αποκλίσεων μεταξύ των δύο πηγών δεδομένων.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης έδειξαν ότι η εφαρμογή της MCP οδηγεί σε σημαντική μείωση της συστηματικής απόκλισης (bias), βελτιώνοντας την αντιστοιχία μεταξύ δορυφορικών και επιγείων δεδομένων ως προς το μέσο επίπεδο της ταχύτητας ανέμου. Παράλληλα, παρατηρήθηκε μείωση του συνολικού σφάλματος, όπως αυτό αποτυπώνεται μέσω του δείκτη RMSE, γεγονός που επιβεβαιώνει τη βελτίωση της συνολικής προσαρμογής του μοντέλου. Ωστόσο, ο συντελεστής προσδιορισμού (R^2) δεν παρουσίασε σημαντική μεταβολή, γεγονός που συνάδει με τη θεωρητική προσέγγιση της μεθόδου, η οποία διορθώνει κυρίως τη μέση τάση και όχι τη μεταβλητότητα των δεδομένων.

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων ανέδειξε επίσης ότι η απόδοση της μεθοδολογίας διαφοροποιείται ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της κάθε περιοχής. Σε σταθμούς με υψηλή συσχέτιση μεταξύ δορυφορικών και επιγείων δεδομένων, η βαθμονόμηση ήταν ιδιαίτερα αποτελεσματική, ενώ σε περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο ή έντονες τοπικές επιδράσεις η βελτίωση ήταν πιο περιορισμένη. Το εύρημα αυτό υπογραμμίζει τον σημαντικό ρόλο της φυσικής πολυπλοκότητας στη διαμόρφωση του πεδίου ανέμου και τους περιορισμούς των στατιστικών μεθόδων.

Ιδιαίτερη σημασία έχει η εφαρμογή της βαθμονόμησης σε τοπικό πλέγμα ακτίνας 10 km γύρω από κάθε σταθμό, η οποία επέτρεψε τη χωρική επέκταση της σχέσης MCP. Μέσω της προσέγγισης αυτής, κατέστη δυνατή η παραγωγή βαθμονομημένων πεδίων ανέμου, τα οποία αποδίδουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τις τοπικές συνθήκες. Η διαδικασία αυτή ενισχύει σημαντικά τη χρησιμότητα των δορυφορικών δεδομένων για εφαρμογές εκτίμησης και χαρτογράφησης του αιολικού δυναμικού.

Παρά τα θετικά αποτελέσματα, η μεθοδολογία παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς. Η γραμμική φύση της MCP δεν επιτρέπει την πλήρη αποτύπωση μη γραμμικών σχέσεων, ενώ η απόδοσή της εξαρτάται από τον βαθμό συσχέτισης των δεδομένων και τη χωρική ανάλυση του αρχικού πεδίου ανέμου. Επιπλέον, η παρουσία ακραίων φαινομένων και τοπικών επιδράσεων ενδέχεται να επηρεάζει την ακρίβεια των αποτελεσμάτων.

Στο πλαίσιο αυτό, προτείνονται μελλοντικές επεκτάσεις της παρούσας εργασίας, οι οποίες θα μπορούσαν να περιλαμβάνουν την εφαρμογή μη γραμμικών μεθόδων βαθμονόμησης, την αξιοποίηση τεχνικών μηχανικής μάθησης, καθώς και τη χρήση δεδομένων υψηλότερης χωρικής ανάλυσης. Επιπλέον, η ενσωμάτωση

περισσότερων μετεωρολογικών παραμέτρων θα μπορούσε να συμβάλει στην περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας των εκτιμήσεων.

Συνολικά, η παρούσα εργασία καταδεικνύει ότι η στατιστική βαθμονόμηση δορυφορικών δεδομένων μέσω της μεθόδου MCP αποτελεί ένα αποτελεσματικό και πρακτικό εργαλείο για τη βελτίωση της αξιοπιστίας των δεδομένων ανέμου σε τοπική κλίμακα, συμβάλλοντας ουσιαστικά στη διερεύνηση και αξιολόγηση του αιολικού δυναμικού.

Παρότι η εφαρμογή της μεθοδολογίας MCP οδήγησε σε σημαντική βελτίωση της προσαρμογής των δορυφορικών δεδομένων ανέμου, κατά την ανάλυση προέκυψαν ορισμένοι περιορισμοί και πρακτικές δυσκολίες. Συγκεκριμένα, σε περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο και αυξημένη τοπική μεταβλητότητα του ανέμου παρατηρήθηκαν χαμηλότερες τιμές συσχέτισης (R^2), γεγονός που υποδηλώνει ότι η χωρική ανάλυση των δορυφορικών δεδομένων δεν επαρκεί πάντα για την πλήρη αποτύπωση των μικροκλιματικών συνθηκών.

Επιπλέον, σε ορισμένους μετεωρολογικούς σταθμούς παρουσιάστηκαν ελλείψεις ή περιορισμένη χρονική διαθεσιμότητα δεδομένων, οι οποίες περιόρισαν την έκταση της συγκριτικής ανάλυσης και επηρέασαν την ποιότητα της στατιστικής προσαρμογής. Παράλληλα, η γραμμική φύση της μεθόδου MCP δεν επιτρέπει την πλήρη αναπαράσταση μη γραμμικών μεταβολών ή ακραίων επεισοδίων ανέμου, ιδιαίτερα σε περιοχές με αυξημένη φυσική πολυπλοκότητα.

Παρά τους παραπάνω περιορισμούς, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η στατιστική βαθμονόμηση μπορεί να βελτιώσει ουσιαστικά την αξιοπιστία των δορυφορικών δεδομένων ανέμου και να συμβάλει αποτελεσματικά σε εφαρμογές διερεύνησης και αξιολόγησης του αιολικού δυναμικού.

6. Μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας

Η παρούσα εργασία επικεντρώθηκε στη βαθμονόμηση δορυφορικών δεδομένων ανέμου μέσω της μεθοδολογίας Measure–Correlate–Predict (MCP) και στην αξιολόγηση της δυνατότητας βελτίωσης της τοπικής αναπαράστασης του πεδίου ανέμου με χρήση επίγειων μετεωρολογικών μετρήσεων. Τα αποτελέσματα ανέδειξαν τη δυνατότητα ουσιαστικής μείωσης της συστηματικής απόκλισης και βελτίωσης της συνολικής προσαρμογής των δορυφορικών δεδομένων, ωστόσο προκύπτουν αρκετές προοπτικές για περαιτέρω διερεύνηση και εξέλιξη της μεθοδολογίας.

Μία σημαντική κατεύθυνση μελλοντικής έρευνας αφορά την εφαρμογή πιο σύνθετων στατιστικών και μη γραμμικών προσεγγίσεων βαθμονόμησης, ιδιαίτερα σε περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο και έντονη τοπική μεταβλητότητα του ανέμου. Η αξιοποίηση τεχνικών μηχανικής μάθησης και προηγμένων αλγορίθμων πρόβλεψης θα μπορούσε να συμβάλει στη βελτίωση της αναπαράστασης των μικροκλιματικών μεταβολών και στη μείωση των υπολειπόμενων σφαλμάτων.

Επιπλέον, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή της μεθοδολογίας σε μεγαλύτερη γεωγραφική κλίμακα και σε διαφορετικές κλιματικές περιοχές, με στόχο την αξιολόγηση της γενικευσιμότητας και της αξιοπιστίας της υπό διαφορετικές ανεμολογικές και γεωμορφολογικές συνθήκες. Παράλληλα, η χρήση δορυφορικών δεδομένων υψηλότερης χωρικής και χρονικής ανάλυσης, σε συνδυασμό με πυκνότερα δίκτυα επίγειων μετρήσεων, θα μπορούσε να ενισχύσει περαιτέρω την ακρίβεια των βαθμονομημένων πεδίων ανέμου.

Τέλος, η περαιτέρω ανάπτυξη και αξιοποίηση βαθμονομημένων ανεμολογικών πεδίων μπορεί να υποστηρίξει εφαρμογές ενεργειακού σχεδιασμού, χωροθέτησης αιολικών εγκαταστάσεων και εκτίμησης του αιολικού δυναμικού με μειωμένη αβεβαιότητα, συμβάλλοντας ουσιαστικά στη βελτίωση της αξιοπιστίας των σχετικών ενεργειακών μελετών.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. (ANNONI JENNIFER 2019) JENNIFER ANNONI, CHRISTOPHER BAY, KATHRYN JOHNSON, EMILIANO DALL' ANESE, ELIOT QUON, TRAVIS KEMPER, PAUL FLEMING «Wind direction estimation using SCADA data with consensus-based optimization». *Wind Energy Science,* 2019 .
2. (ARSLAN TUNCAR E. 2024) EZGI ARSLAN TUNCAR, SAFAK SAGLAM , BULENT ORAL «A review of short-term wind power generation forecasting methods in recent technological trends» *Energy Reports 12,* 2024.
3. (BADGER JAKE 2014) JAKE BADGER, HELMUT FRANK, ANDREA N. HAHMANN AND GREGOR GIEBEL «Wind-Climate Estimation Based on Mesoscale and Microscale Modeling: Statistical–Dynamical Downscaling for Wind Energy Applications» *American Meteorological Society*, August *2014*.
4. (BOUCHE DIMITRI 2023) DIMITRI BOUCHE, REMI FLAMARY, FLORENCE D'ALCHE-BUC, RIWAL PLOUGONVEN, MARIANNE CLAUSEL, JORDI BADOSA, PHILIPPE DROBINSKI «Wind power predictions from nowcasts to 4-hour forecasts: A learning approach with variable selection» *Renewable Energy 211*, 2023.
5. (CARVALHO D. 2013) D. CARVALHO, A. ROCHA, C. SILVA SANTOS, R. PEREIRA «Wind resource modelling in complex terrain using different mesoscale–microscale coupling techniques» *Applied Energy 108*, 2013.
6. (CASTORRINI ALESSIO2023) ALESSIO CASTORINI, SABRINA GENTILE, EDOARDO GERALDI, ALDO BONFIGLIOLI «Investigations on offshore wind turbine inflow modelling using numerical weather prediction coupled with local-scale computational fluid dynamics» *Renewable and Sustainable Energy Reviews 171*, 2023.
7. (GONZALEX – APARICIO I. 2017) I. GONZALEX – APARICIO, F. MONFORTI, P. VOLKER, A. ZUCKER, F. CARERI, T. HULD, J. BADGER «Simulating European wind power generation applying statistical downscaling to reanalysis data» *Applied Energy 199*, 2017.
8. (HE J.Y. 2023) J.Y. HE, Q.S. LI, P.W. CHAN, X.D. ZHAO «Assessment of future wind resources under climate change using a multi-model and multi-method ensemble approach» *Applied Energy 329*, 2023
9. (KOLETSIS I. 2016) I. KOLETSIS, V. KOTRONI, K. LAGOUVARDOS, T. SOUKISSIAN «Assessment of offshore wind speed and power potential over the Mediterranean and the Black Seas under future climate changes» *Renewable and Sustainable Energy Reviews 60*, 2016
10. (LARSEN XIAOLI GUO 2012) LARSEN XIAOLI GUO, BADGER JAKE, HAHMANN ANDREA N., MORTENSEN NIELS GYLLING «The selective dynamical downscaling method for extreme-wind atlases» *Wind Energy,* 2012
11. (LEE MEKYUNG & HE GANG 2021) MEKYUNG LEE, GANG HE «An empirical analysis of applications of artificial intelligence algorithms in wind power technology innovation during 1980-2017» *Journal of Cleaner Production 297*, 2021
12. (LIANG YUSHI 2022) YUSHI LIANG, CHUNBING WU, MULAN ZHANG, XIAODONG JI, YIXIAN SHEN, JIANJUM HE, ZEYU ZHANG «Statistical modelling of the joint

probability density function of air density and wind speed for wind resource assessment: A case study from China» *Energy Conversion and Management 268,* 2022.

13. (MENGELKAMP HEINZ – THEO 1997) HEINZ – THEO MENGELKAMP, HARTMUT KAPITZA, ULRICH PFLUGER «Statistical-dynamical downscaling of wind climatologie» *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics 67&68*, 1997
14. (PEDRUZZI RIZZIERI 2023) RIZZIERI PEDRUZZI, ALLAN RODRIGUES SILVA, THALYTA SOARES DOS SANTOS, ALLAN CAVALCANTE ARAUJO, ARTHUR LUCIDE COTTA WEYLL, YASMIN KAORE LAGO KITAGAWA, DIOGO NUNES DA SILVA RAMOS, FILIPE MILANI DE SOUZA, MARCOS VINICIUS ALMEIDA NARCISO, MIRELLA LIMA SARAIVA ARAUJO, RICARDO CERQUEIRA MEDRADO, WLAND OLIVEIRA CAMILO JUNIOR, ARMANDO TEMPORAL NETO, MARCIO DE CARVALHO, WILLIAM RAMIRES PIRES BEZERRA, TULIO TRAJANO COSTA, JOSE BIONE DE MELO FILHO, ALEX ALISSON BANDREIRA SANTOS, DAVIDSON MARTINS MOREIRA «Review of mapping analysis and complementarity between solar and wind energy sources» *Energy 283*, 2023
15. (PICKERING BRYN 2020) BRYN PICKERING, CHRISTIAN M. GRAMS, STEFAN PFENNINGER «Sub-national variability of wind power generation in complex terrain and its correlation with large-scale meteorology» *Environmental Research Letters*, 2020
16. (MILLSTEIN DEV 2022) DEV MILLSTEIN, MARK BOLINGER, RYAN WISER «What can surface wind observations tell us about interannual variation in wind energy output?» *Wind Energy*, 2022
17. (FOLEY AOIFE M. 2012) AOIFE M. FOLEY, PAUL G. LEAHY, ANTONINO MARVUGLIA, EAMON J. MCKEOGH «Current methods and advances in forecasting of wind power generation» *Renewable Energy 37*, 2012
18. (CONDAXAKIS CONSTANTINOS, KOZYRAKIS GEORGIOS) «Application of Measure – Correlate – Predict (MCP) Methology for Long-Term Evaluation of Wind Potential and Energy Production on a Terrestrial Wind Farm Siting Position in the Hellenic Region» *Energies,* 2026
19. (MIGUEL JOSE V.P., FADIGAS ELIANE A., SAUER ILDO L.) «The influence of the wind measurement campaign duration on a measure-correlate-predict (MCP)- based wind resource assessment» *Energies,* 2019
20. (DINLER ALI) «A new low correlation MCP (measure-correlate-predict) method for wind energy forecasting» *Energy*, 2013
21. (DIAZ SANTIAGO, CARTA JOSE A., MATIAS JOSE M.) «Comparison of several measure-correlate-predict models using support vector regression techniques to estimate wind power densities. A case study» *Energy Conversation and Management*, 2017
22. (SKITTIDES C., FRUH W.-G.) «A new measure-correlate-predict wind resource prediction method» *Renewable Energy and Power Quality Journal*, 2015
23. (WEEKES S.M., TOMLIN A.S.) «Comparison between the bivariate Weibull probability approach and linear regression for assessment of the long-term wind energy resource using MCP» *Renewable Energy, 2014*