



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών

Υπολογιστών

Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος

Πρόβλεψη της Αιολικής και της Ηλιακής Παραγωγής του Ηλεκτρικού
Συστήματος της Ρόδου με χρήση νευρωνικών δικτύων.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΑΡΙΑ Χ. ΠΑΠΑ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ

Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Μάρτιος 2017



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών

Υπολογιστών

Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος

Πρόβλεψη της Αιολικής και της Ηλιακής Παραγωγής του Ηλεκτρικού
Συστήματος της Ρόδου με χρήση νευρωνικών δικτύων.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΑΡΙΑ Χ. ΠΑΠΑ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ

Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την 3μελή εξεταστική επιτροπή την...

.....

Ν. Χατζηαργυρίου

Καθηγητής ΕΜΠ

.....

Σ. Παπαθανασίου

Αναπλ. Καθηγητής ΕΜΠ

.....

Π. Γεωργιλάκης

Επικ. Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Μάρτιος 2017

.....

ΜΑΡΙΑ Χ. ΠΑΠΑ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών

Copyright © Μαρία Χ. Παπά , 2017

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ' ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευτεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η αιολική και η ηλιακή ενέργεια είναι οι δύο ευρέως χρησιμοποιούμενες εναλλακτικές μορφές ενέργειας, γεγονός που επαληθεύεται από την ολοένα αυξανόμενη εγκατεστημένη ισχύ τους τόσο σε ευρωπαϊκό όσο και σε παγκόσμιο επίπεδο. Η επίτευξη των στόχων ενεργειακής πολιτικής της Ευρωπαϊκής Ένωσης απαιτεί την ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας σε μεγάλη κλίμακα στα δίκτυα διανομής, ενώ την ίδια στιγμή η αναδιάρθρωση των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας αξιώνει μεγαλύτερη ευελιξία και πιο αποτελεσματική διαχείριση και απόδοση της ενέργειας. Ωστόσο η διακοπτόμενη φύση και η έντονη μεταβλητότητα τόσο της ηλιακής όσο και της αιολικής παραγωγής καθιστούν δύσκολη την ενσωμάτωσή τους στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Επομένως η πρόβλεψη της ηλιακής και της αιολικής ισχύος αποτελεί ουσιαστική προϋπόθεση για την ασφαλή λειτουργία του συστήματος, τη διαχείριση των ΑΠΕ και την παροχή ενέργειας υψηλής ποιότητας με το χαμηλότερο δυνατό κόστος.

Οι προβλέψεις της αιολικής και της ηλιακής ισχύος παρέχονται συνήθως σε μορφή προβλέψεων σημείου, οι οποίες αντιστοιχούν στην πιο πιθανή τιμή της μελλοντικής παραγόμενης ισχύος για ένα δεδομένο χρονικό ορίζοντα. Πιο συγκεκριμένα, τα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης της αιολικής και ηλιακής παραγωγής χρησιμοποιούν ως είσοδο δεδομένα από αριθμητικές προβλέψεις καιρού, τα οποία παρέχουν εκτιμήσεις των μελλοντικών τιμών καιρικών και ατμοσφαιρικών μεταβλητών στο επίπεδο του εκάστοτε αιολικού (ΑΠ) ή φωτοβολταϊκού (Φ/Β) πάρκου. Οι κύριες μεταβλητές που λαμβάνονται υπόψη στην περίπτωση της αιολικής ισχύος είναι η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου και η θερμοκρασία, ενώ για την ηλιακή ισχύ είναι επίσης η θερμοκρασία, καθώς και η επί τοις εκατό κάλυψη των νεφών, η ηλιακή ακτινοβολία και η υγρασία. Άλλα δεδομένα εισόδου αποτελούν τιμές από παλαιότερες χρονοσειρές της αιολικής/ ηλιακής παραγωγής, καθώς και ημερολογιακά δεδομένα (μέρα, μήνας, έτος, ειδικές ημέρες κλπ).

Πολλά από τα υπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης φαίνεται να αδυνατούν να εκτιμήσουν με ακρίβεια τόσο την αιολική όσο και την ηλιακή παραγωγή και εμφανίζουν μία σχετικά μεγάλη αβεβαιότητα ως προς τις προβλέψεις τους. Για αυτό το λόγο, στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας, έγινε μία προσπάθεια για την προσαρμογή του τρόπου που επιλέγονται τα δεδομένα εισόδου, καθώς και του χρόνου που απαιτείται για την εκτέλεση των μοντέλων πρόβλεψης, ώστε να ικανοποιούνται οι απαιτήσεις των Διαχειριστών των Δικτύων Διανομής. Η προσπάθεια αυτή υλοποιήθηκε με την εκπαίδευση και εφαρμογή δύο συστημάτων πρόβλεψης, ενός μεσοπρόθεσμου με χρονικό ορίζοντα 48 ωρών και ενός βραχυπρόθεσμου, με χρονικό ορίζοντα 8 ωρών για κάθε μια από τις περιπτώσεις της αιολικής και της ηλιακής ισχύος του ηλεκτρικού συστήματος της Ρόδου. Σκοπός της εργασίας υπήρξε η προσαρμογή των παραμέτρων των μοντέλων αυτών, καθώς και η επικύρωσή τους με τα δεδομένα του ΣΗΕ της Ρόδου. Έγινε, ακόμη, χρήση των προηγμένων εργαλείων που χρησιμοποιούν τα μοντέλα πρόβλεψης, όπως επίσης και στατιστικών εργαλείων επεξεργασίας δεδομένων και γενικά των διαδικασιών που πραγματοποιούνται κατά την online πρόβλεψη της αιολικής και της ηλιακής ισχύος. Τα δεδομένα της παραγωγής των ΑΠΕ ελήφθησαν από το ΔΕΔΔΗΕ και οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού προέρχονται από το μετεωρολογικό μοντέλο υψηλής κλίμακας SKIRON.

Στην κατάθεση αυτήν αρχικά περιγράφεται συνοπτικά η γενική θεωρία των νευρωνικών δικτύων με ιδιαίτερη έμφαση σε αυτή των Πολυεπίπεδων Αναγνωριστών (MLP) και των προηγμένων εργαλείων πρόβλεψης που ολοκλήρωσαν τα μοντέλα. Ακολουθεί η αναλυτική περιγραφή των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν στα συστήματα πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν για τη διεσπαρμένη παραγωγή της νήσου της Ρόδου και τέλος γίνεται μία παρουσίαση των σφαλμάτων που έδωσε μία πρώτη εφαρμογή αυτών, καθώς και των συμπερασμάτων που εξάγονται από αυτά.

Λέξεις Κλειδιά: Νευρωνικά Δίκτυα, ηλιακή ισχύς, αιολική ισχύς, πρόβλεψη, αριθμητικές προβλέψεις καιρού, υπολογιστικά εργαλεία πρόβλεψης

Abstract

Wind and solar power are two widely used alternative forms of energy, a fact verified by the increase of their installed capacity at both a European and a global level. The achievement of the EU energy policy requires the integration of renewable energy sources on a large scale in distribution networks, while at the same time the restructuring of electricity markets requires more flexible management of the energy as well as energy efficiency. However the intermittent nature and volatility of both solar and wind production make it difficult to incorporate them into the electrical power systems. Therefore the forecast of both solar and wind power is essential for the safe operation of the system, the RES management and the supply of high quality energy at the lowest possible cost.

Wind and solar power forecast are usually provided in the form of point estimates(predictions), which correspond to the most likely value of future output power for a given time horizon. Specifically, most wind and solar forecasting models use as inputs data from numerical weather predictions, which provide estimates of future climatic and atmospheric variables at the level of each wind (WP) or photovoltaic (PV) park. The main variables taken into account in the case of wind power is the speed and direction of the wind as well as the temperature, while for solar power the temperature and the cloud cover percentage, solar radiation and humidity are used. Other inputs are values of past time series of wind / pv production, and calendar data (day, month, year, special days etc.).

Many of the existing forecasting models seem unable to accurately assess both the wind and solar production and have a relatively large uncertainty in their predictions. For this reason, as part of this thesis, an attempt was made to adjust the way that the input data are selected, and the time required for the performance of the forecasting models, to meet the requirements of Operators of Distribution Networks. The objective of this effort was the training and application of two forecasting systems, a medium-term system with a time horizon of 48 hours and a short-term, with a horizon of 8 hours for each of the cases of wind and solar power of electrical system of Rhodes. The main goal was the adaptation of the parameters of these models and their validation with data from the Power System of Rhodes. What is more, the advanced tools used in the forecasting models, as well as statistical data processing tools and general procedures that are carried out in the online forecasting of wind and solar power were used extensively for the purposes of this thesis. The RES production data were obtained from HEDNO and the numerical weather predictions were received from the high scale meteorological model SKIRON.

In this filing the general theory of neural networks is firstly described briefly with particular emphasis on the case of Multilayer Perceptrons (MLP) and the advanced forecasting tools that completed the models. A detailed description of the models used in the forecasting system developed for the dispersed production of Rhodes island follows. Finally in this current diploma thesis, we have a presentation of the errors excluded by an early implementation of these models and conclusions are drawn from them for the evaluation of these forecasting models.

Keywords: Neural Networks, solar power, wind power, forecasting, numerical weather predictions, computational prediction tools

Ευχαριστίες προς τον κύριο Γιώργο Σιδεράτο για τη συνεργασία και τις πολύτιμες συμβουλές του κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Γενικά για τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας.....	17
1.2 Αιολική Ενέργεια.....	17
1.2.1 Μετατροπή του ανέμου σε αιολική ενέργεια.....	18
1.2.2 Η εξέλιξη της παραγόμενης αιολικής ενέργειας.....	19
1.2.3 Η κατάσταση στην Ελλάδα.....	21
1.3 Ηλιακή Ενέργεια.....	23
1.4 Σημασία της πρόβλεψης της αιολικής και ηλιακής ενέργειας και στόχοι της εργασίας.....	26
1.5 Δομή της Εργασίας.....	27

Κεφάλαιο 2: Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού

2.1 Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού.....	28
2.2 Μοντέλα NWP	29
2.2.1 Παγκόσμια Μοντέλα και Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	32
2.2.1.1 Αφομοίωση δεδομένων για την αρχικοποίηση των μοντέλων.....	32
2.2.1.2 Τυποποίηση των μοντέλων (Model Formulation).....	33
2.2.1.3 Πακέτα Φυσικών Διεργασιών.....	34
2.2.1.4 Πρότυπα Λειτουργίας.....	35
2.2.2 Τοπικά Μοντέλα NWP	36
2.2.2.1 Χρησιμοποιούμενα μοντέλα NWP πρωτογενών εξισώσεων.....	37
2.2.2.2 Γενική Τυποποίηση των τοπικών μοντέλων NWP.....	44
2.2.2.3 Πεδίο μελέτης, ανάλυση και εύρος των προτύπων λειτουργίας τοπικών μοντέλων NWP.....	44
2.2.2.4 Προβλήματα των τοπικών μοντελοποιήσεων.....	46
2.3 Επιδόσεις των Μοντέλων NWP.....	48
2.3.1 Εξέλιξη των μεθόδων αξιολόγησης των μοντέλων.....	48

2.4 Λειτουργικά Χαρακτηριστικά των τοπικών μοντέλων NWP.....	49
2.4.1 Υπολογιστικές Απαιτήσεις.....	49
2.4.2 Κύκλοι Λειτουργίας.....	51

Κεφάλαιο 3: Νευρωνικά Δίκτυα και Υπολογιστικά Εργαλεία

3.1 Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks).....	52
3.1.1 Μοντέλα νευρώνων.....	52
3.1.1.1 Τύποι της συνάρτησης ενεργοποίησης.....	54
3.1.2 Βασικό μοντέλο τεχνητού νευρώνα.....	57
3.2 Multilinear Perceptrons (MLP)- Πολυεπίπεδοι Αναγνωριστές.....	59
3.3 Αυτο-οργανούμενοι Χάρτες (Self- Organizing Maps- SOM).....	62
3.4 Γενικευμένα Γραμμικά Μοντέλα (Generalized Linear Models- GLM).....	63
3.5 Γκαουσιανές Διαδικασίες.....	66
3.6 Τυχαία Δάση (Random Forests).....	70

Κεφάλαιο 4: Εφαρμογή των μοντέλων στη Ρόδο

4.1 Εισαγωγή.....	73
4.2 Επεξεργασία και λήψη των χρονοσειρών.....	74
4.2.1 Η χρονοσειρά της συνολικής παραγωγής ηλιακής ενέργειας της Ρόδου.....	75
4.2.2 Υπολογισμός της χρονοσειράς της συνολικής αιολικής παραγωγής.....	77
4.2.2.1 Η επεξεργασία της χρονοσειράς των set-points και των χρονοσειρών της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου.....	77
4.2.2.2 Οι χρονοσειρές της παραγωγής των αιολικών πάρκων της Ρόδου.....	83
4.2.3 Ανάλυση των χρονοσειρών των Αριθμητικών Προβλέψεων Καιρού.....	87
4.2.4 Συσχέτιση των ΑΠΚ με τις χρονοσειρές της παραγόμενης ισχύος από ΑΠΕ.....	91

Κεφάλαιο 5: Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν

5.1 Περιγραφή του συστήματος μακροχρόνιας πρόβλεψης που εφαρμόστηκε στις περιπτώσεις της αιολικής και της ηλιακής ισχύος (ορίζοντας πρόβλεψης 48 ώρες).....	92
5.1.2 Περιγραφή του RBF-FM.....	93
5.1.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα Ακτινωτής Βάσης (Radial Basis Neural Networks -RBFNN).....	94
5.1.3 Περιγραφή του μοντέλου ML-FM.....	98
5.1.3.1 Ομαδοποίηση των δεδομένων εισόδου σε συστάδες (1 ^ο επίπεδο)...	99
5.1.3.2 Το 2 ^ο επίπεδο του ML-FM.....	100
5.1.3.3 Υπολογισμός της πρόβλεψης της κάθε ομάδας(3 ^ο επίπεδο).....	100
5.1.3.4 Υπολογισμός της τελικής πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου ML-RBFNN (4 ^ο επίπεδο).....	100
5.1.4 Μοντέλο συνδυασμού των επιμέρους προβλέψεων με χρήση του αναδρομικού αλγορίθμου ελαχίστων τετραγώνων RLS-FM.....	101
5.2 Περιγραφή των μοντέλων βραχυπρόθεσμης και πολύ-βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης.....	105
5.2.1 Αιολικής Ισχύος.....	105
5.2.2 Ηλιακής Ισχύος.....	105
5.3 Απόδοση και αποτελέσματα των μοντέλων.....	106
5.3.1 Μοντέλα Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης.....	106
5.3.1.1 Σύστημα πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος.....	106
5.3.1.1.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου.....	107
5.3.1.2 Σύστημα Πρόβλεψης της αιολικής ισχύος.....	116
5.3.1.2.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου.....	117
5.3.2 Μοντέλα βραχυπρόθεσμης και πολύ- βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης..	125
5.3.2.1 Σύστημα πρόβλεψης της Ηλιακής ισχύος.....	125
5.3.2.1.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου.....	125
5.3.2.2 Σύστημα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος.....	127

5.3.2.2.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου.....	127
--	-----

Κεφάλαιο 6: Επίλογος

6.1 Συμπεράσματα και παρατηρήσεις.....	129
--	-----

Βιβλιογραφία.....	131
--------------------------	------------

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά για τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

Οι πιο διαδεδομένες τεχνολογίες ΑΠΕ για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας σήμερα είναι: οι ανεμογεννήτριες, τα φωτοβολταϊκά συστήματα, οι υδροηλεκτρικές μονάδες, η βιομάζα ή το βιοαέριο, η ενέργεια από γεωθερμικούς σταθμούς, οι κυψέλες καυσίμου, καθώς και μονάδες συμπαραγωγής των ανωτέρω. Ιδιαίτερη έμφαση έχει δοθεί στην ανάπτυξη της τεχνολογίας των ΑΠΕ κατά τέτοιο τρόπο, ώστε το κόστος εκμετάλλευσής τους να είναι συγκρίσιμο με αυτό των συμβατικών πηγών ενέργειας. Αρκετές από τις τεχνολογίες ΑΠΕ που αναφέρθηκαν παραπάνω έχουν αναπτυχθεί σε σημαντικό βαθμό ώστε να χαρακτηρίζονται αποδοτικές, όμως η αιολική ενέργεια που αξιοποιείται μέσω των ανεμογεννητριών (Α/Γ), καθώς και η ηλιακή ενέργεια που αξιοποιείται στα φωτοβολταϊκά panels, έχουν ξεχωρίσει αφού παρουσιάζουν την καλύτερη απόδοση με τιμές συγκρίσιμες με αυτές των συμβατικών μονάδων ενέργειας και έχουν αναδειχθεί ως οι ευρύτερα χρησιμοποιούμενες τεχνολογίες^[3,4]. Για το λόγο αυτό εξετάζονται εκτενώς στην ενότητα που ακολουθεί.

1.2 Αιολική Ενέργεια

Αιολική ενέργεια ονομάζεται η ενέργεια που παράγεται από την εκμετάλλευση της κινητικής ενέργειας του ανέμου. Οι άνεμοι οφείλονται στην κίνηση αέριων μαζών, γεγονός που προκαλείται από τις διαφορές θερμοκρασιών εντός της ατμόσφαιρας. Αυτές οι διαφορές θερμοκρασίας και κατά συνέπεια και οι άνεμοι οφείλονται στους εξής βασικούς παράγοντες:

- Στη διαφορά γεωγραφικού πλάτους, αφού υπάρχει θερμοκρασιακή διαφορά μεταξύ των πόλων και του ισημερινού, γεγονός που δίνει σχετική σταθερότητα στους ανέμους (εποχικοί άνεμοι με μεγάλη περίοδο μεταβολής).
- Στη διαφορετική μορφολογία της επιφάνειας του εδάφους (πχ βουνά, πεδιάδες, θάλασσες), που διαφέρουν στην ικανότητά τους να απορροφούν θερμότητα και έχουν ως αποτέλεσμα τη δημιουργία θερμοκρασιακών διαφορών στην επιφάνεια της γης. Χαρακτηριστικό αυτών των ανέμων είναι οι γρήγορες μεταβολές.

Αυτό έχει ως αποτέλεσμα διάφορα τμήματα της ατμόσφαιρας να θερμαίνονται διαφορετικά. Τα ζεστά ρεύματα αέρα να ανεβαίνουν στην ατμόσφαιρα μειώνοντας την ατμοσφαιρική πίεση και να αντικαθιστούνται από ψυχρότερα. Η κυκλοφορία του ανέμου συμβάλλει άμεσα στη μεταφορά θερμότητας στην επιφάνεια της γης^[2].

Η αιολική ενέργεια αποτελεί μία σχετικά νέα μορφή ενέργειας, αλλά φάνηκε από νωρίς πολλά υποσχόμενη, όχι μόνο για τον τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας αλλά γενικότερα για την παραγωγή ενέργειας. Η αιολική χαρακτηρίζεται ως "ήπια μορφή ενέργειας" και περιλαμβάνεται στις "καθαρές" πηγές, όπως συνηθίζονται να λέγονται οι πηγές ενέργειας που δεν εκπέμπουν ή δεν προκαλούν ρύπους. Η αρχαιότερη μορφή εκμετάλλευσης της αιολικής ενέργειας ήταν τα ιστία των πρώτων ιστιοφόρων πλοίων και πολύ αργότερα οι ανεμόμυλοι στην ξηρά. Ονομάζεται αιολική, γιατί σύμφωνα με την ελληνική μυθολογία ο Αίολος ήταν ο θεός του ανέμου.

Η αιολική ενέργεια αποτελεί σήμερα μία ελκυστική λύση στο πρόβλημα της ηλεκτροπαραγωγής. Το "καύσιμο" είναι άφθονο, αποκεντρωμένο και δωρεάν. Δεν εκλύονται αέρια θερμοκηπίου και άλλοι ρύποι και οι επιπτώσεις στο περιβάλλον είναι μικρές σε σύγκριση με τα εργοστάσια ηλεκτροπαραγωγής από συμβατικά καύσιμα. Επίσης τα οικονομικά οφέλη μιας περιοχής από την ανάπτυξη της αιολικής βιομηχανίας είναι αξιοσημείωτα.

1.2.1 Μετατροπή του Ανέμου σε Αιολική Ενέργεια

Με τη συμβολή των ανεμογεννητριών η αιολική ενέργεια μετατρέπεται σε κινητική και στη συνέχεια σε ηλεκτρική χωρίς την πραγματοποίηση χημικών αντιδράσεων. Επομένως, δεν υπάρχει αποβολή διοξειδίου του άνθρακα ή άλλων βλαβερών ουσιών στην ατμόσφαιρα. Η μετατροπή αυτή γίνεται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο μέσω της πτερωτής έχουμε την μετατροπή της κινητικής ενέργειας του ανέμου σε μηχανική ενέργεια με τη μορφή της περιστροφής του άξονα της πτερωτής. Στο δεύτερο στάδιο επιτυγχάνεται η μετατροπή της μηχανικής ενέργειας σε ηλεκτρική μέσω της γεννήτριας.

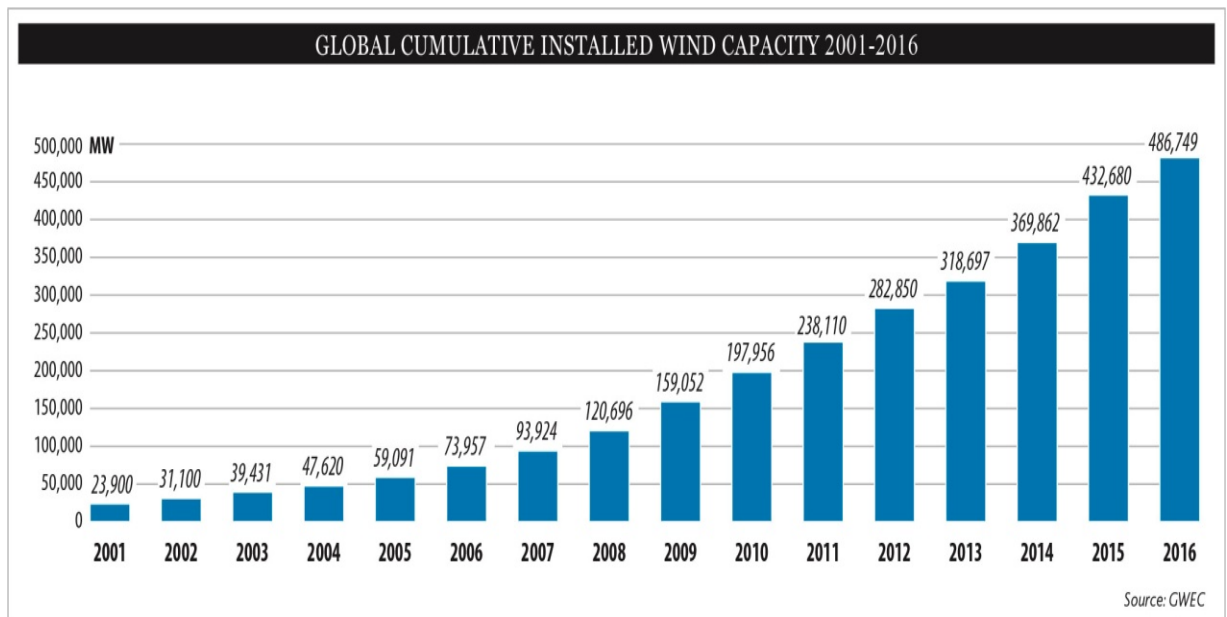
Οι Α/Γ χρησιμοποιούνται για την πλήρη κάλυψη ή τη συμπλήρωση των ενεργειακών αναγκών. Το παραγόμενο από τις ανεμογεννήτριες ηλεκτρικό ρεύμα είτε καταναλώνεται επί τόπου, είτε εγχέεται και διοχετεύεται στο ηλεκτρικό δίκτυο για να καταναλωθεί αλλού. Συχνά όταν η παραγωγή είναι μεγαλύτερη από τη ζήτηση, η παραγόμενη ηλεκτρική ενέργεια από τις Α/Γ αποθηκεύεται για να χρησιμοποιηθεί αργότερα όταν η ζήτηση θα είναι μεγαλύτερη από την παραγωγή. Η αποθήκευση γίνεται με δύο οικονομικά βιώσιμους τρόπους ανάλογα με το μέγεθος της παραγόμενης ενέργειας. Οι ηλεκτρικοί συσσωρευτές (μπαταρίες) είναι η πλέον γνωστή και διαδεδομένη μέθοδος αποθήκευσης Η/Ε, η οποία χρησιμοποιείται για μικρής κλίμακας παραγωγικές μη διασυνδεδεμένες στο κεντρικό δίκτυο μονάδες. Η άντληση ύδατος με χρήση Η/Ε παραγόμενης από Α/Γ και η αποταμίευσή του σε τεχνητές λίμνες κατασκευασμένες σε υψόμετρο, το οποίο είναι ικανό να τροφοδοτήσει υδροηλεκτρικό σταθμό, είναι η μέθοδος αποθήκευσης που χρησιμοποιείται όταν η παραγόμενη Η/Ε είναι μεγάλη ^[5].

Στην περίπτωση των ανεμογεννητριών, ο ρυθμός παροχής ενέργειας (δηλαδή της ταχύτητας του ανέμου) είναι εντελώς μη ελεγχόμενος αλλά και ταχέως μεταβαλλόμενος, πράγμα που έρχεται σε πλήρη αντίθεση με τις συμβατικές πηγές ενέργειας (πχ Ντιζελοκινητήρες, ατμοστρόβιλους). Για το λόγο αυτό ενδείκνυται και συναντάται πιο συχνά η χρήση ασύγχρονων γεννητριών. Επιπλέον από τη σύγχρονη τεχνολογία των μετατροπέων συχνότητας με ηλεκτρονικά ισχύος υπάρχει η δυνατότητα παραγωγής τάσεως ελεγχόμενης συχνότητας και μεγέθους, παρά τη μη ελεγχόμενη φύση του ανέμου. Έτσι έχουμε καλύτερη απόδοση των μηχανών και παραγωγή ηλεκτρικής ισχύος με καλύτερα χαρακτηριστικά, ώστε να είναι "φιλικότερες" προς το δίκτυο του Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΣΗΕ) στο οποίο συνδέονται ^[6].

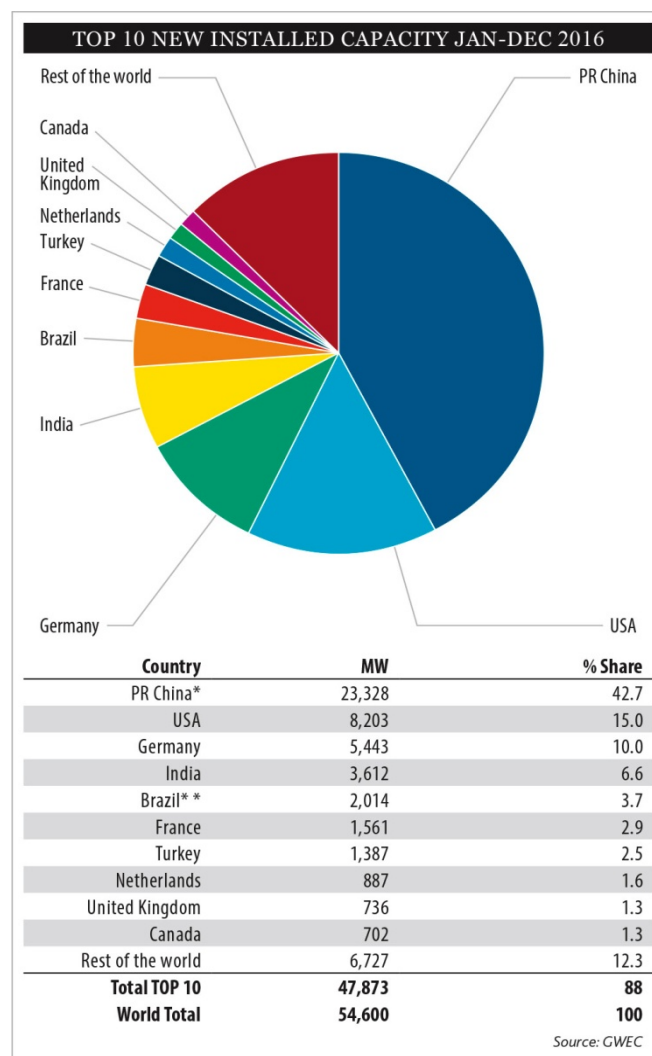
Η σημερινή τεχνολογία βασίζεται σε ανεμογεννήτριες οριζοντίου άξονα 2 ή 3 πτερυγίων, με αποδιδόμενη ηλεκτρική ισχύ 200 - 400 kW. Όταν εντοπιστεί μία ανεμώδης περιοχή και μετά τις απαιτούμενες μετρήσεις και μελέτες έχουμε το στήσιμο του αιολικού πάρκου με την τοποθέτηση μερικών δεκάδων γεννητριών για την αξιοποίηση του αιολικού δυναμικού της περιοχής. Η εγκατάσταση κάθε ανεμογεννήτριας διαρκεί 1-3 ημέρες. Αρχικά υψώνεται ο πύργος και τοποθετείται τμηματικά πάνω στα θεμέλια. Μετά υψώνεται η άτρακτος στην κορυφή του πύργου. Στη βάση του πύργου συναρμολογείται ο ρότορας ή δρομέας οριζοντίου άξονα (πάνω στον οποίο είναι προσαρτημένα τα πτερύγια), ο οποίος αποτελεί το κινητό μέρος της ανεμογεννήτριας. Η άτρακτος περιλαμβάνει το σύστημα μετατροπής της μηχανικής ενέργειας σε ηλεκτρική. Στη συνέχεια ο ρότορας υψώνεται και συνδέεται στην άτρακτο. Τέλος, γίνονται οι απαραίτητες ηλεκτρικές συνδέσεις.

1.2.2 Η εξέλιξη της παραγόμενης αιολικής ενέργειας

Τα τελευταία χρόνια, παρατηρείται ραγδαία αύξηση στην εγκατεστημένη αιολική ισχύ στην Ευρώπη με πρωτοπόρους τη Δανία (που έχει γίνει ο μεγαλύτερος εξαγωγέας ανεμογεννητριών προς τις Η.Π.Α και έχει εγκαταστήσει ανεμογεννήτριες και μέσα στη θάλασσα), τη Γερμανία (τη χώρα με τις περισσότερες αιολικές εγκαταστάσεις) και την Ισπανία ^[10]. Η εγκατεστημένη ηλεκτρική ενέργεια από αιολικά πάρκα στις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης αυξήθηκε 8% στα 153.7 GW κατά το τέλος του 2016 και πλέον καταλαμβάνει μερίδιο 16.7% της εγκατεστημένης ισχύος, προσπερνώντας τον άνθρακα ως τη δεύτερη μεγαλύτερη δυνητική πηγή ενέργειας (πρώτη πηγή παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας παραμένει η καύση φυσικού αερίου) ^[8]. Μάλιστα οι επενδύσεις στην αιολική ενέργεια αυξήθηκαν στα επίπεδα των 27.5 δις ευρώ το 2016, αυξημένες κατά 5% σε σύγκριση με το 2015. Ακόμη σε παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας η ισχύς των αιολικών πάρκων έφτασε το 2016 σχεδόν τις 300 TWh, δίνοντας στον τομέα της αιολικής ενέργειας μερίδιο 10.4% της ζήτησης. Όπως προκύπτει από τα ίδια στοιχεία, το 2016 η Γερμανία εγκατέστησε τους περισσότερους σταθμούς αιολικής ενέργειας, 44% του συνόλου της ΕΕ και πέντε κράτη μέλη είχαν ετήσια ρεκόρ: η Γαλλία, η Ολλανδία, η Φινλανδία, η Ιρλανδία και η Λιθουανία. Τέλος, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας συνολικά αντιπροσώπευσαν το 86% των νέων εγκαταστάσεων ηλεκτροπαραγωγής της ΕΕ το 2016 - 21.1GW από συνολικά 24.5 GW.



Σχήμα 1: Εξέλιξη της εγκατεστημένης αιολικής ισχύος παγκοσμίως τα τελευταία 15 χρόνια



Σχήμα 2: Οι χώρες με το μεγαλύτερο ποσοστό εγκατεστημένης αιολικής ισχύος

1.2.3 Η κατάσταση στην Ελλάδα

Η Ελλάδα είναι μια χώρα με μεγάλη ακτογραμμή και τεράστιο πλήθος νησιών. Ως εκ τούτου, οι ισχυροί άνεμοι που πνέουν κυρίως στις νησιωτικές και παράλιες περιοχές προσδίδουν ιδιαίτερη σημασία στην ανάπτυξη της αιολικής ενέργειας στη χώρα. Το εκμεταλλεύσιμο αιολικό δυναμικό εκτιμάται ότι αντιπροσωπεύει το 13,6% του συνόλου των ηλεκτρικών αναγκών της χώρας.

Ενέργειες για την ανάπτυξη της αιολικής ενέργειας έχουν γίνει σε ολόκληρη τη χώρα, ενώ στο γεγονός αυτό έχει συμβάλει και η πολιτική της Ευρωπαϊκής Ένωσης για τις ΑΠΕ, η οποία ενθαρρύνει και επιδοτεί επενδύσεις στις ήπιες μορφές ενέργειας. Αλλά και σε εθνική κλίμακα, ο νέος αναπτυξιακός νόμος 3299/04, σε συνδυασμό με το νόμο για της ανανεώσιμες πηγές ενέργειας 3468/06, παρέχει ισχυρότητα κίνητρα ακόμα και για επενδύσεις μικρής κλίμακας.

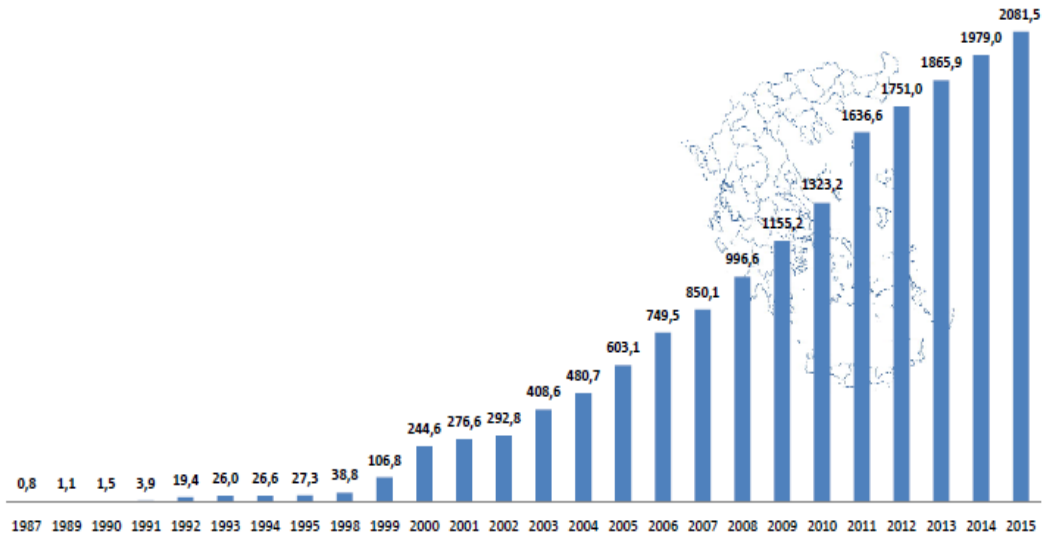
Από τα πιο ενθαρρυντικά στοιχεία αποτελεί το γεγονός ότι η Ελλάδα συγκαταλέχθηκε στην πρώτη δεκάδα των χωρών της Ευρωπαϊκής Ένωσης για το 2016, και πιο συγκεκριμένα έλαβε την 8η θέση, με κριτήριο την αναλογία της συνολικής εγκατεστημένης ισχύος αιολικών ως προς την κατανάλωση ενέργειας ^[7]. Η ηλεκτρική ενέργεια που παράγεται από αιολικά πάρκα κάλυψε το 2016 το 7.4% των αναγκών της Ελλάδας σε ηλεκτρική ενέργεια, αφού προστέθηκαν αιολικά πάρκα ισχύος 156 MW το 2015 και άλλα 239 MW το 2016, μέγεθος που αντιστοιχεί περίπου στο 2% των νέων εγκαταστάσεων της χρονιάς στην ΕΕ. Μετά από αυτήν την ανάπτυξη, είχαμε ως αποτέλεσμα η συνολική εγκατεστημένη ισχύς των αιολικών στη χώρα να φτάσει τα 2.374 MW ^[11].

Η περιφέρεια της Δυτικής Ελλάδας αν και έχει μικρότερο αιολικό δυναμικό σε σύγκριση με άλλες περιοχές, διαθέτει ένα ισχυρό ηλεκτρικό δίκτυο και το γεγονός αυτό σε συνδυασμό με την ύπαρξη ανεμωδών «νησίδων» (λόφοι, υψώματα κλπ. με εκμεταλλεύσιμο αιολικό δυναμικό) την καθιστούν ενδιαφέρουσα για την ανάπτυξη αιολικών πάρκων. Αιολικά πάρκα υπάρχουν και σε πλήθος νησιών, όπως το Αιολικό Πάρκο «Μανολάτη - Ξερολίμπα» του Δ.Δ. Διλινάτων Δήμου Αργοστολίου στην Κεφαλονιά. Στο ίδιο νησί έχουν ήδη δημιουργηθεί δύο ακόμη αιολικά πάρκα. Με τη λειτουργία των τριών αιολικών πάρκων ο Νομός Κεφαλληνίας τροφοδοτεί το δίκτυο ηλεκτροδότησης της χώρας με σύνολο 75,6 MW ηλεκτρικής ισχύος. Επιπλέον, σε διαδικασία αδειοδότησης βρίσκονται πέντε ακόμη μονάδες. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι ανάγκες του νησιού σε ηλεκτρική ενέργεια και σε περίοδο αιχμής (Αύγουστος) ανέρχονται σε 50MW ^[12].

Η νήσος της Ρόδου είναι ίσως η πιο σημαντική τοποθεσία μετά την Κρήτη, όσον αφορά τη διεσπαρμένη παραγωγή αιολικής (και ηλιακής) ενέργειας από τα μη διασυνδεδεμένα νησιά του ηλεκτρικού συστήματος της χώρας. Πιο συγκεκριμένα στο μη διασυνδεδεμένο σύστημα της Ρόδου έχουμε συνολική εγκατεστημένη αιολική ισχύ 49.15 MW που προέρχεται από 5 αιολικά πάρκα. Μάλιστα τον Ιανουάριο του 2016 είχαμε συνολική παραγωγή ενέργειας από αιολικά πάρκα 8.376,5 MWh. Το νησί κατέχει το 15% της συνολικής εγκατεστημένης αιολικής ισχύος από το σύνολο των μη διασυνδεδεμένων νησιών και το 13% της αντίστοιχης παραγωγής ενέργειας ^[11]. Η Ρόδος αποτελεί ενθαρρυντικό παράδειγμα για την εξέλιξη και την εξάπλωση της αιολικής παραγωγής στην Ελλάδα γενικά και σε πολλά ακόμη νησιά της επικράτειας ειδικότερα.



Total installed MW per year



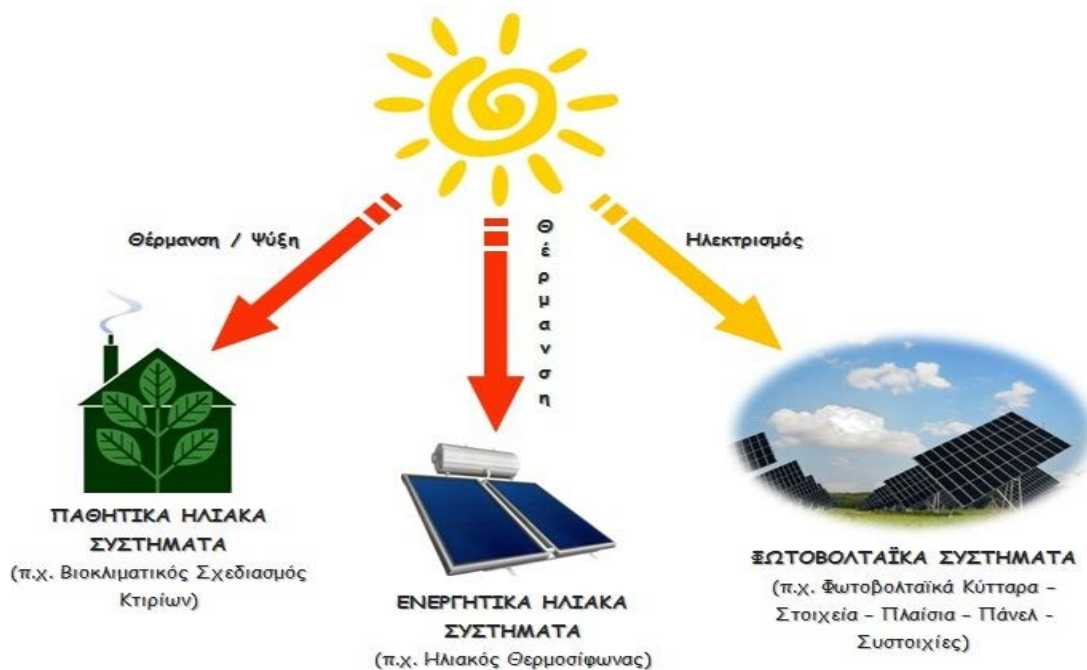
The HWEA Wind Energy Statistics take into account the wind capacity which is in commercial or test operation in Greece and it is based on sources from the market actors.

Σχήμα 3: Εξέλιξη της εγκατεστημένης αιολικής ισχύος στην Ελλάδα τις τελευταίες δεκαετίες

1.3 Ηλιακή Ενέργεια

Ο ήλιος είναι η βασική πηγή ενέργειας του πλανήτη μας, καθώς δίνει ζωή σε κάθε οργανισμό της βιόσφαιρας, δημιουργεί τους ανέμους, παράγει την αποθηκευμένη χημική ενέργεια σε ξύλα και ορυκτά καύσιμα, και επομένως είναι η πηγή όλης σχεδόν της ενέργειας που χρησιμοποιούμε. Ο ήλιος είναι απλανής αστέρας μεσαίου μεγέθους, όπου λόγω των μεγάλων θερμοκρασιών που επικρατούν (μερικών εκατομμυρίων βαθμών Κελσίου), τα μόρια και τα άτομα των στοιχείων που τον συνθέτουν βρίσκονται σε κατάσταση νέφους θετικών και αρνητικών ιόντων ή κατάσταση πλάσματος, όπως έχει ονομαστεί. Σε αυτές τις θερμοκρασίες οι ταχύτατα κινούμενοι πυρήνες υδρογόνου συσσωματώνονται, υπερνικώντας τις μεταξύ τους απωστικές ηλεκτρομαγνητικές δυνάμεις και δημιουργούν πυρήνες του στοιχείου ηλίου. Η πυρηνική αυτή σύντηξη είναι ισχυρά εξώθερμη και οι παραγόμενες τεράστιες ποσότητες ενέργειας ακτινοβολούνται προς όλες τις κατευθύνσεις στο διάστημα. Η γη συλλαμβάνει το ένα δισεκατομμυριοστό της εκπεμπόμενης ηλιακής ακτινοβολίας, που όμως αντιστοιχεί σε τεράστια ενεργειακή ποσότητα αν αναλογιστούμε ότι η ηλιακή ενέργεια που φτάνει στη γη σε μία εβδομάδα είναι περίπου ίση με τη συνολικά αποθηκευμένη ενέργεια όλων των καυσίμων του πλανήτη.

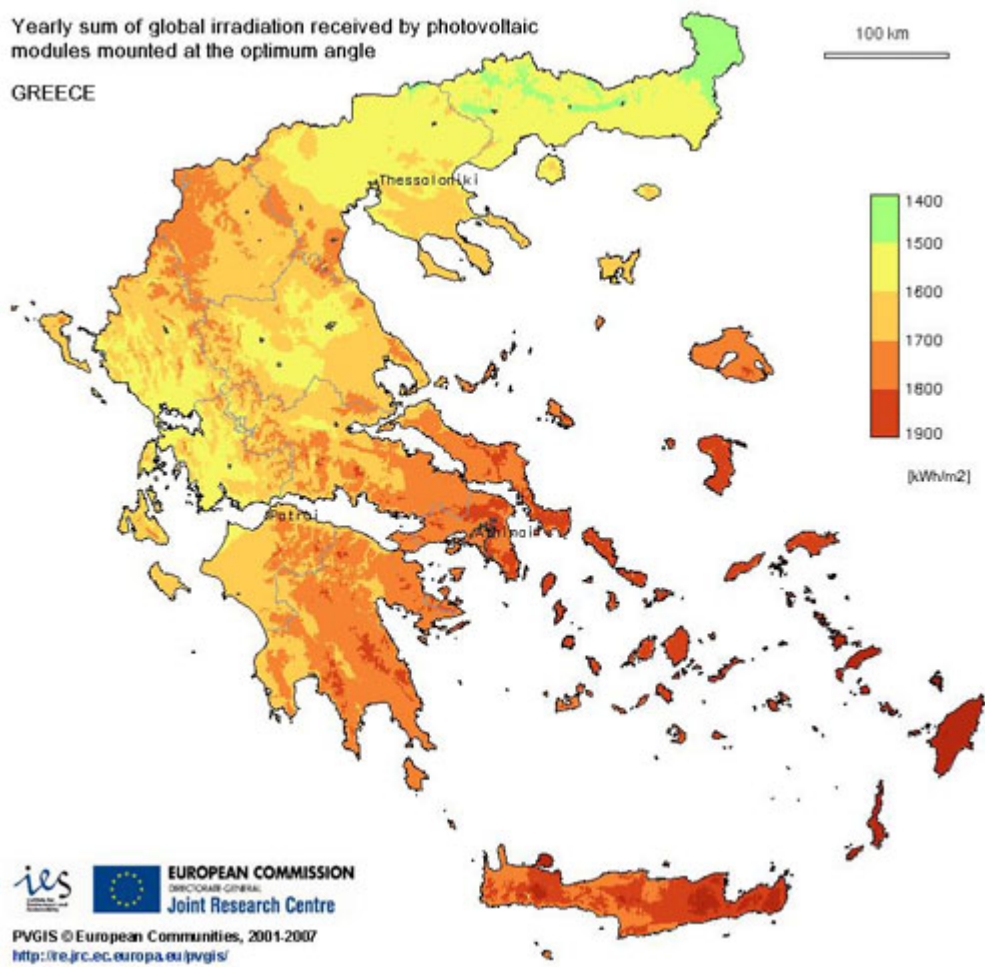
Η ηλιακή ενέργεια στο σύνολό της είναι πρακτικά ανεξάντλητη, αφού προέρχεται από τον ήλιο, και ως εκ τούτου δεν υπάρχουν περιορισμοί χώρου και χρόνου για την εκμετάλλευσή της. Όσον αφορά στην εκμετάλλευση της ηλιακής ενέργειας, θα μπορούσαμε να πούμε ότι χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες εφαρμογών: τα παθητικά ηλιακά συστήματα, τα ενεργητικά ηλιακά συστήματα και τα φωτοβολταϊκά ηλιακά συστήματα. Τα παθητικά και ενεργητικά ηλιακά συστήματα εκμεταλλεύονται τη θερμότητα που εκπέμπεται μέσω της ηλιακής ακτινοβολίας, ενώ τα φωτοβολταϊκά συστήματα στηρίζονται στη μετατροπή της ηλιακής ακτινοβολίας σε ηλεκτρικό ρεύμα μέσω του φωτοβολταϊκού φαινομένου.



Σχήμα 4: Τρεις κατηγορίες εφαρμογών της ηλιακής ενέργειας: τα παθητικά, τα ενεργητικά και τα φωτοβολταϊκά ηλιακά συστήματα.

Η ηλιακή ακτινοβολία αξιοποιείται για την παραγωγή ηλεκτρισμού με δύο τρόπους: θερμικές και φωτοβολταϊκές εφαρμογές. Η θερμική αξιοποίηση περιλαμβάνει συλλογή της ηλιακής ενέργειας για να παραχθεί θερμότητα κυρίως για την θέρμανση νερού και τη μετατροπή του σε ατμό για την κίνηση αμοστροβίλων. Στη δεύτερη εφαρμογή τα φωτοβολταϊκά συστήματα μετατρέπουν άμεσα την ηλιακή ακτινοβολία σε ηλεκτρισμό με τη χρήση φωτοβολταϊκών κυψελών ή συστοιχιών τους. Η συγκεκριμένη τεχνολογία εμφανίστηκε στις αρχές της δεκαετίας του 1970 στα διαστημικά προγράμματα των ΗΠΑ. Η εξέλιξή της επέτρεψε τη μείωση του κόστους στην παραγωγή ηλεκτρισμού από \$300 σε \$4 ανά Watt. Λόγω της σχετικά χαμηλής απόδοσής τους και του συνεπαγόμενου υψηλού συνολικού κόστους, τα φωτοβολταϊκά συστήματα βρίσκουν κυρίως εφαρμογή ως μονάδες μικρής δυναμικότητας σε αγροτικές και απομακρυσμένες περιοχές όπου η σύνδεση με το δίκτυο είναι πολύ ακριβή.

Αν και όλη η γη δέχεται την ηλιακή ακτινοβολία, η ποσότητά της στην επιφάνεια κάθε τόπου εξαρτάται κυρίως από τη γεωγραφική του θέση, την εποχή και τη νέφωση. Η έρημος π.χ. δέχεται περίπου το διπλάσιο ποσό ηλιακής ενέργειας από άλλες περιοχές. Στο μεγαλύτερο τμήμα της χώρας μας η ηλιοφάνεια διαρκεί περισσότερες από 2700 ώρες το χρόνο. Στη Δυτική Μακεδονία και την Ήπειρο εμφανίζει τις μικρότερες τιμές, κυμαινόμενη από 2200 ως 2300 ώρες, ενώ στη Ρόδο και τη νότια Κρήτη ξεπερνά τις 3100 ώρες ετησίως. συνεπώς η Ελλάδα αποτελεί μία από τις κατεξοχήν κατάλληλες περιοχές της Ευρωπαϊκής Ένωσης (ΕΕ) για εφαρμογές εκμετάλλευσης της ηλιακής ενέργειας^[3].



Σχήμα 5: Ετήσια ηλιοφάνεια που δέχονται οι περιοχές της Ελλάδας

1.4 Σημασία της πρόβλεψης της αιολικής και ηλιακής παραγωγής και στόχοι της Εργασίας

Με τη ραγδαία ανάπτυξη των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (ΑΠΕ) που παρατηρήθηκε στην Ελλάδα τα τελευταία χρόνια κρίθηκε αναγκαίος ο εκ των προτέρων προγραμματισμός της λειτουργίας των αιολικών και φωτοβολταϊκών σταθμών, κυρίως στα μη διασυνδεδεμένα νησιά. Η ανάγκη αυτή προέκυψε από τη μεγάλη στοχαστικότητα όσον αφορά την παραγωγή αυτών των πηγών ενέργειας, καθώς και από τα όρια διείσδυσης που τίθενται για λόγους ασφαλείας στα αυτόνομα συστήματα.

Είναι, λοιπόν, απαραίτητο να καθοριστούν τα όρια που θα πρέπει να λειτουργήσουν τα αιολικά πάρκα, ώστε να μην υπερβεί η διείσδυση των ΑΠΕ το κατώφλι ασφαλείας του δικτύου για μεγάλο χρονικό διάστημα. Για αυτόν το λόγο, θα πρέπει να είναι γνωστή με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια, η παραγωγή των ΑΠΕ (αιολικής και ηλιακής ισχύος) του ΣΗΕ. Πιο συγκεκριμένα, η πρόβλεψη της παραγωγής που προέρχεται από φωτοβολταϊκούς σταθμούς, χρειάζεται για να υπολογιστούν τα όρια λειτουργίας των αιολικών πάρκων και η πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας είναι απαραίτητη για τον προγραμματισμό των μονάδων. Με αυτό τον τρόπο, ένα ΣΗΕ μπορεί να εξασφαλίσει την πιο οικονομική και ασφαλή λειτουργία του.

Επομένως, προς το σκοπό αυτό και συγκεκριμένα για το αυτόνομο μη διασυνδεδεμένο σύστημα της Ρόδου, αναπτύχθηκαν μοντέλα ταχύτητας και διεύθυνσης του ανέμου, τα οποία απαιτούσαν σε μία πρώτη φάση την κατάλληλη επεξεργασία κάποιων δεδομένων εισόδου. Τα δεδομένα αυτά είναι τα ιστορικά δεδομένα παραγωγής ΑΠΕ καθώς και μετρήσεις πραγματικού χρόνου, οι οποίες προέρχονται από το σύστημα SCADA που λειτουργεί στο ΣΗΕ της Ρόδου. Επιπλέον για την πρόβλεψη της παραγωγής των ΑΠΕ χρησιμοποιήθηκαν οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού που προέκυψαν από το μετεωρολογικό μοντέλο υψηλής κλίμακας SKIRON. Το χωρικό πλέγμα του μετεωρολογικού μοντέλου SKIRON καλύπτει τη Ρόδο με ανάλυση 0.1°lat/long .

Μετά την επεξεργασία των δεδομένων της παραγωγής των ΑΠΕ που ελήφθησαν από τον ΔΕΔΔΗΕ, καθώς και των αριθμητικών προβλέψεων καιρού που προέρχονται από το μετεωρολογικό μοντέλο υψηλής κλίμακας SKIRON, εκπαιδεύτηκε ένα κοινό σύστημα (μεσοπρόθεσμης) πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα 48 ωρών για κάθε μία από τις περιπτώσεις της αιολικής και της ηλιακής ισχύος του ηλεκτρικού συστήματος της Ρόδου. Τα συστήματα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης της αιολικής και της ηλιακής ενέργειας έχουν την ίδια δομή και αποτελούνται από δύο μοντέλα πρόβλεψης και ένα μοντέλο συνδυασμού των προβλέψεων.

Επίσης, αναπτύχθηκαν δύο διαφορετικά μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης για κάθε μία από τις παραπάνω περιπτώσεις: Για τη πρόβλεψη της αιολικής ισχύος δημιουργήθηκε ένα αυτό-παλινδρομικό μοντέλο ARMA, ενώ για την περίπτωση της ηλιακής ισχύος εφαρμόστηκαν 24 νευρωνικά δίκτυα.

1.5 Δομή της Εργασίας

Ακολουθεί μια συνοπτική παρουσίαση των κεφαλαίων που χρησιμοποιήθηκαν για τη δόμηση της εργασίας που αποσκοπούν στην απόκτηση μιας σφαιρικής αντίληψης γύρω από την πρόβλεψη της αιολικής και της ηλιακής ισχύος και τα χαρακτηριστικά των προβλέψεων.

Στο Κεφάλαιο 1 πραγματοποιήθηκε μια συνοπτική περιγραφή του ανέμου και της αιολικής ενέργειας, ενώ παρουσιάστηκαν στοιχεία για τη ραγδαία ανάπτυξή της κατά τις τελευταίες δεκαετίες τόσο στην Ευρώπη όσο και παγκοσμίως. Το κεφάλαιο ολοκληρώθηκε με την αντίστοιχη περιγραφή της ηλιακής ενέργειας και της ανάπτυξης της παραγωγής από φωτοβολταϊκές εγκαταστάσεις. Παράλληλα έγινε ιδιαίτερη αναφορά στη σημασία και την αναγκαιότητα της πρόβλεψης τόσο της αιολικής όσο και της ηλιακής παραγωγής και την αξία τους για τους τελικούς χρήστες, όπως ο διαχειριστής του συστήματος μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

Στο Κεφάλαιο 2 παρουσιάζονται εκτενώς οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού ως μέσο ορθότερων προβλέψεων ανά τον κόσμο. Πρόκειται για προβλέψεις μετεωρολογικών μοντέλων για τη μελλοντική κατάσταση της ατμόσφαιρας και είναι απαραίτητες για την εκτίμηση όχι μόνο της ηλιακής και αιολικής ενέργειας, αλλά και άλλων ανανεώσιμων πηγών.

Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται τα νευρωνικά δίκτυα. Τη γενική θεωρία ακολουθούν εξειδικευμένες αναφορές στους πολυεπίπεδους αναγνωριστές, καθώς και σε στους διάφορες διαδικασίες και αλγορίθμους βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν κατά το σχεδιασμό και την ανάπτυξη των μοντέλων.

Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η προ επεξεργασία που έγινε στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι στα μοντέλα που περιγράφονται στην εργασία, ενώ γίνεται λεπτομερής περιγραφή των κανόνων και των αρχών με βάση τις οποίες έγινε η λήψη και επεξεργασία των διαφόρων χρονοσειρών που ήταν απαραίτητες για την πραγματοποίηση των προβλέψεων.

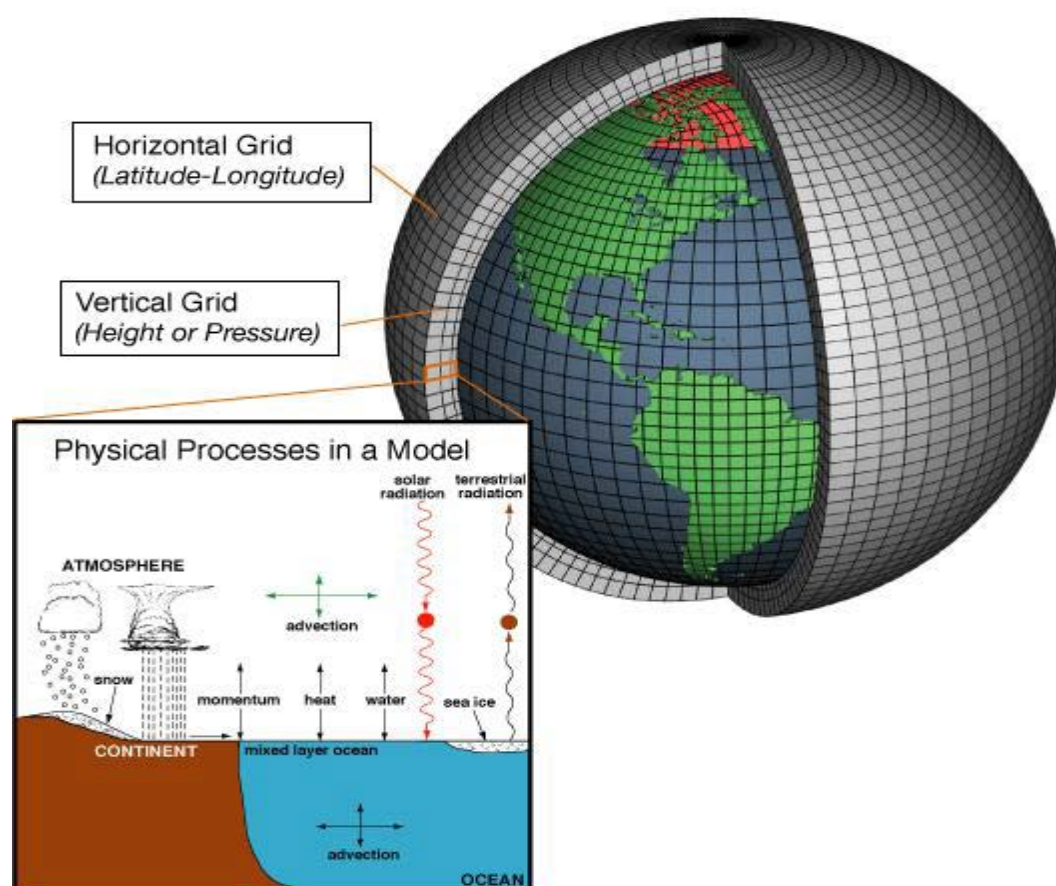
Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται αναλυτικά τα μοντέλα, η ανάπτυξή τους και η εφαρμογή τους στο μη διασυνδεδεμένο σύστημα της Ρόδου. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των σφαλμάτων που έδωσαν τα μοντέλα και το σχολιασμό τους για την απόδοση των τελικών προβλέψεων που επετεύχθησαν.

Στο Κεφάλαιο 6 γίνεται μια σύνοψη της πορείας που ακολουθήθηκε και μια εξαγωγή των συμπερασμάτων από την εφαρμογή των μοντέλων. Τέλος, παρατίθενται προτάσεις που χρίζουν περαιτέρω μελέτης και έρευνας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2.1 Αριθμητικές Προβλέψεις καιρού

Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού (Numerical Weather Predictions- NWP) χρησιμοποιούν μαθηματικά μοντέλα της ατμόσφαιρας και των ωκεανών για να προβλέψουν τον καιρό βάσει των τρεχουσών καιρικών συνθηκών. Παρόλο που μία πρώτη προσπάθεια έλαβε μέρος το 1920, ήταν τη δεκαετία του 1950 που οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού παρήγαγαν ρεαλιστικά αποτελέσματα και αυτό χάρη στη χρήση των προσομοιώσεων μέσω υπολογιστή (ENIAC) που κατέστη δυνατή για πρώτη φορά εκείνη την περίοδο. Πληθώρα παγκόσμιων και τοπικών μοντέλων πρόβλεψης τρέχουν σε διάφορες χώρες ανά τον κόσμο και χρησιμοποιούν ως εισόδους τρέχουσες παρατηρήσεις καιρού μεταδιδόμενες από ραδιοβόλιση (radiosondes) ή μετεωρολογικούς δορυφόρους.



Σχήμα 6: Τα μοντέλα καιρού χρησιμοποιούν συστήματα διαφορικών εξισώσεων που βασίζονται στους νόμους της φυσικής, της μηχανικής ρευστών και της χημείας. Γίνεται ακόμη χρήση ενός συστήματος συντεταγμένων το οποίο διαιρεί τον πλανήτη σε ένα τρισδιάστατο πλέγμα. Άνεμοι, μεταφορά θερμότητας, ηλιακή ακτινοβολία, σχετική υγρασία και υδρολογία επιφάνειας υπολογίζονται σε κάθε "κελί" του πλέγματος και οι αλληλεπιδράσεις με τα γειτονικά κελιά χρησιμοποιούνται στον υπολογισμό ιδιοτήτων της ατμόσφαιρας γενικά.

2.2 Μοντέλα NWP

Τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού πρωτοεμφανίστηκαν το 1950 και εγκαθιδρύθηκαν ως λειτουργικές προβλέψεις καιρού χάρη στην πρωτοποριακή δουλειά των Charney, Fjortoft και von Neumann. Τα πρώιμα μοντέλα είχαν τις βάσεις τους σε θεωρίες παραπλήσιες με τη γεωστροφική, προκειμένου να αναπτύξουν συνεπή μοντέλα χαμηλής ανάλυσης, τα οποία ωστόσο από τη φύση του σχεδιασμού τους, δεν μπορούσαν να συμπεριλάβουν μια σειρά από σημαντικές φυσικές διεργασίες κυρίως λόγω έλλειψης επαρκούς γνώσης και υπολογιστικής δύναμης. Τα μοντέλα αυτά κυριάρχησαν τις δεκαετίες του '50 και του '60 και χρησιμοποιούνταν κυρίως για ημισφαιρικές βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (περίπου μέχρι 3 ημέρες μπροστά) και για τη μελέτη διάφορων καιρικών διαδικασιών. Τα πρώιμα αυτά μοντέλα επικεντρώνονταν σε μικρής κλίμακας διαδικασίες, όπως η εξέλιξη των καιρικών συστημάτων μεσαίου γεωγραφικού πλάτους, τα οποία χαρακτηρίζονται από οριζόντιες κλίμακες της τάξης των εκατοντάδων χιλιομέτρων, χρονικούς ορίζοντες λίγων ημερών και σύνθετες δομές της τροπόσφαιρας. Επαληθεύσεις των προβλέψεων είχαν πραγματοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό και πραγματοποιούνται ακόμη ως ένα βαθμό, ως συνάρτηση της ποιότητας των μεσοτροποσφαιρικών στρωμάτων (γεωδυναμικού της τάξης των 500 hectoPascal [hPA]), ή με τη βοήθεια μιας ανάλυσης της εξέλιξης των κυρίων μετεωρολογικών συστημάτων (π.χ. τροχιές ανεμοστρόβιλων σε μεσαία γεωγραφικά πλάτη και κοντά στην επιφάνεια της γης). Λόγω του ότι τα μοντέλα αυτά δε λάμβαναν υπόψη μια σειρά από εξωγενείς ισχυρές ατμοσφαιρικές διαδικασίες, όπως η διακύμανση στη θερμοκρασία της επιφάνειας της γης, και πολλές άλλες διαδικασίες (πχ ακτινοβολία και φασικές μεταβολές), διέθεταν περιορισμένες δυνατότητες πρόβλεψης. Παρόλα αυτά, τα πρώτα αυτά μοντέλα περιελάμβαναν μια σειρά από χαρακτηριστικά από τα οποία αποτελείται και ένα σύγχρονο μετεωρολογικό μοντέλο, όπως: ένα σύστημα αφομοίωσης δεδομένων για τον καθορισμό της αρχικής κατάστασης του μοντέλου, ένα διακριτό σύστημα εξισώσεων εκφρασμένων σε σφαιρικές συντεταγμένες και μια πιστή αναπαράσταση της τοπογραφίας της επιφάνειας της γης (αποκαλούμενη και προσέγγιση σίγμα-συντεταγμένης από τον Phillips(1957))^[13].

Το 1955 ο Charney πρότεινε τη χρήση ενός πιο πλήρους και ακριβούς συνόλου εξισώσεων, για τις οποίες υιοθετήθηκε ο όρος "πρωτογενείς εξισώσεις" ("primitive equations"). Το σύνολο των εξισώσεων ήταν μία έντονη προσεγγιστική εκδοχή των εξισώσεων που περιέγραφαν τις ατμοσφαιρικές δυνάμεις (δυνάμεις Navier- Stokes): η εξίσωση κατακόρυφης ορμής αντικαταστάθηκε από την υδροστατική συνθήκη, σύμφωνα με την οποία η κάθετη κίνηση του ανέμου είναι αμελητέα σε σχέση με την οριζόντια κίνηση και το επίπεδο βάθους του ρευστού είναι πολύ μικρότερο, σε σύγκριση με την ακτίνα της ατμόσφαιρας. Ο χαρακτηρισμός "πρωτογενείς" για το σύνολο των εξισώσεων υπονοεί ότι τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο θεωρούσαν ότι μη - υδροστατικές διαδικασίες είχαν μικρή μετεωρολογική αξία.

Τα μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων χρησιμοποιήθηκαν ευρύτατα από την επιστημονική κοινότητα κατά τη δεκαετία του '60, αν και μόλις στα τέλη της δεκαετίας του '70 καθιερώθηκαν πλήρως στον κλάδο της πρόβλεψης καιρού ^{[14],[15]}. Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του '70 και καθώς το σύνολο πρωτογενών εξισώσεων έγινε πιο διαδεδομένο, τα ατμοσφαιρικά μοντέλα εδραιώθηκαν παγκοσμίως και ένα σύνολο σχετικών διαδικασιών προστέθηκε προοδευτικά στα υπάρχοντα μοντέλα. Πιθανώς για λόγους που έχουν να κάνουν με την ιστορία της ανάπτυξης των μοντέλων, ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού (μοντέλο NWP), συνήθως χαρακτηρίζεται ως σύνολο τριών κυρίων συνιστωσών: του "**δυναμικού**" **πυρήνα** που έχει να κάνει με το βασικό σύνολο εξισώσεων της αδιαβατικής ροής ρευστών χωρίς ιζώδες, του **πακέτου φυσικών διεργασιών**, το οποίο περιλαμβάνει ένα μεταβλητό αριθμό εξισώσεων που αναπαριστούν διαδικασίες όπως η ακτινοβολία, οι φασικές μεταβολές, η μεταγωγή θερμότητας ή οι στροβιλισμοί, και του **κώδικα αφομοίωσης δεδομένων**.

Τα παγκόσμια μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων εξακολουθούν να αποτελούν τον πυρήνα της διαδικασίας πρόβλεψης καιρού. Τις τρεις τελευταίες δεκαετίες τα μοντέλα καιρού έχουν σημειώσει αξιόλογη ανάπτυξη με κατευθύνσεις προς υψηλότερη ανάλυση, πιο ακριβείς παραμετροποιήσεις βασισμένες στη φυσική των ατμοσφαιρικών διαδικασιών, βελτιωμένα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων και μεγαλύτερη υπολογιστική δύναμη. Ταυτόχρονα ο χρονικός ορίζοντας των προβλέψεων έχει επεκταθεί ώστε να μην υπερβαίνει τη μία εβδομάδα και σύγχρονες στατιστικές τεχνικές έχουν αφομοιωθεί στην διαδικασία πρόβλεψης με σκοπό την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας των δεδομένων και των μοντέλων. Παρά τη διαρκή πρόοδο των μετεωρολογικών προβλέψεων, είναι ευνόητο ότι υπεισέρχονται περιορισμοί στην προβλεψιμότητα της ατμοσφαιρικής ροής. Έχοντας εργαστεί πάνω σε αποτελέσματα από NWP μοντέλα και με τη βοήθεια απλουστευμένων μη γραμμικών μοντέλων, ο Lorenz, ο θεμελιωτής της "Θεωρίας του Χάους", ανακάλυψε ότι πολύ μικρές διαφορές στην αρχική κατάσταση των μοντέλων τείνουν να αυξάνονται με το χρόνο, οδηγώντας σε ποιοτικά διαφορετικές προβλέψεις σε βάθος χρόνου δύο εβδομάδων ^[14]. Εξαιτίας της ύπαρξης ορίων στην ακρίβεια της εκτίμησης της αρχικής κατάστασης, αυτό σημαίνει ότι ακόμα και στο πιο ιδανικό μοντέλο υπάρχει ένα άνω όριο ως προς τη χρησιμότητα των προβλέψεων.

Σε γενικές γραμμές η μετεωρολογική πρόβλεψη είναι ένα πρόβλημα αρχικών και συνοριακών τιμών. Σε ένα παγκόσμιο μοντέλο η αρχική τρισδιάστατη ατμοσφαιρική κατάσταση η οποία συχνά συναντάται με τον όρο "ανάλυση", υπολογίζεται μέσω παρατηρήσεων. Φυσικά, καθώς οι παρατηρήσεις είναι από τη φύση τους φτωχές σε πληροφορία και περιέχουν λάθη, οι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού έχουν εξελιχθεί σε πολύ ευέλικτους επεξεργαστές δεδομένων. Προσπαθούν να εξάγουν την καλύτερη δυνατή εκτίμηση της αρχικής κατάστασης από ένα διάσπαρτο σύνολο πιθανώς διαφορούμενων παρατηρήσεων, οι οποίες προέρχονται από ραδιοβολίδες, δορυφόρους, αεροπλάνα, σταθμούς στην επιφάνεια της γης κλπ. Τα μοντέλα επίσης χρειάζονται συνοριακές συνθήκες, οι οποίες να ορίζουν τις μεταβολές των μεταβλητών του μοντέλου εντός των ορίων ενός πεδίου τιμών. Ειδικότερα στην περίπτωση των παγκόσμιων μοντέλων οι συνοριακές συνθήκες απαιτούνται για όλο το χρονικό διάστημα της πρόβλεψης τόσο στην επιφάνεια (ξηρά και θάλασσα) όσο και στα υψηλότερα επίπεδα του πεδίου πρόβλεψης. Για τα πιο τοπικά μοντέλα απαιτούνται χρονικά μεταβαλλόμενες συνοριακές συνθήκες και στα πλευρικά σύνορα.

Εξαιτίας του πολύ ισχυρού ημερήσιου κύκλου των ατμοσφαιρικών διαδικασιών που σχετίζονται με τις χερσαίες επιφάνειες, όλα τα μετεωρολογικά μοντέλα συμπεριλαμβάνουν εξειδικευμένες μοντελοποιήσεις για την εκτίμηση των ιδιοτήτων του χώματος (όπως θερμοκρασία και περιεχόμενο σε νερό). Αντίθετα τα συνηθισμένα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού δεν περιλαμβάνουν με τον ίδιο τρόπο μοντελοποιήσεις των ωκεανών, ενώ η θερμοκρασία της επιφάνειας της θάλασσας όπως επίσης και η θερμοκρασία περιοχών μόνιμα καλυμμένων από πάγο και παγόβουνων υπαγορεύεται σε γενικές γραμμές από την κλιματολογία,. Κάποια μοντέλα έχουν αρχίσει να υιοθετούν αναπαραστάσεις υδάτινων περιοχών της ξηράς (ποταμών, λιμνών), οι οποίες μπορεί να έχουν σημαντικούς ημερήσιους κύκλους ^[14] .

2.2.1 Παγκόσμια μοντέλα και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις

Τα παγκόσμια μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού συνιστούν τον πυρήνα των μετεωρολογικών προβλέψεων, καθώς διεξάγουν στο μεγαλύτερο βαθμό στις διαδικασίες αφομοίωσης δεδομένων, παράγοντας έτσι το σύνολο των αρχικών και συνοριακών συνθηκών που χρησιμοποιούνται στη συνέχεια από τοπικά μοντέλα. Πιο πρόσφατα αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν ευρέως ως κύρια πηγή κλιματολογικών δεδομένων, μέσω της διεξαγωγής παγκόσμιων τρισδιάστατων επαν-αναλύσεων (re- analyses), από φορείς όπως το Εθνικό Κέντρο για Περιβαλλοντικές Προβλέψεις (NCEP) των Η.Π.Α (Kalnay et al.) και το Ευρωπαϊκό Κέντρο για Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις Καιρού (ECMWF) (Uppala et al.). Τα σύνολα δεδομένων που προκύπτουν από αυτές τις επαν-αναλύσεις αποτελούνται από τα αποτελέσματα του συστήματος αφομοίωσης δεδομένων μέσω ενός εξειδικευμένου μοντέλου, ενώ οι λειτουργικές αναλύσεις προκύπτουν από διαφορετικές κυκλοφορίες των μοντέλων, καθώς αυτά ενημερώνονται τακτικά. Εξ' αυτού είναι γενικά αποδεκτό ότι οι συγκεκριμένες επαν- αναλύσεις παρέχουν την πιο αξιόπιστη διαθέσιμη άποψη τρισδιάστατου πλέγματος της γήινης ατμόσφαιρας ^[14].

2.2.1.1 Αφομοίωση δεδομένων για την αρχικοποίηση των μοντέλων

Κάθε μετεωρολογικό μοντέλο απαιτεί κάποιας μορφής αφομοίωση δεδομένων, προκειμένου να προσδιορίσει την αρχική του κατάσταση. Στα σύγχρονα παγκόσμια μοντέλα η αφομοίωση δεδομένων αποτελεί μία από τις κυριότερες επιτυχίες του μοντέλου, ιδιαίτερα αν αναλογιστούμε ότι τα λάθη στην αρχικοποίηση του μοντέλου αναγνωρίζονται γενικά ως ο μεγαλύτερος κίνδυνος για την αβεβαιότητα των προβλέψεων που παράγει. Λαμβάνοντας μάλιστα υπόψη την τεράστια ποσότητα των διαθέσιμων για αφομοίωση δεδομένων (τα οποία προέρχονται από ραδιοβολίδες, δορυφόρους, εμπορικά αεροπλάνα, σταθμούς στην επιφάνεια της γης κλπ.) οι διαδικασίες αφομοίωσης των δεδομένων είναι δυνατόν να διεξαχθούν μόνο σε μεγάλους μετεωρολογικούς σταθμούς που έχουν πρόσβαση στα δίκτυα διανομής πληροφοριών του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού (World Meteorological Organization- WMO) και τα τεχνολογικά εφόδια να διαχειρίζονται την τεράστια ροή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

Παλαιότερα συστήματα NWP χρησιμοποιούσαν απλουστευμένους αλγόριθμους αφομοίωσης δεδομένων, οι οποίοι παρενέβαλλαν παρατηρήσεις στο πλέγμα του μοντέλου, εφαρμόζοντας ταυτόχρονα κάποια φίλτρα και περιορισμούς για την ισορροπία μεταξύ διαφορετικών πεδίων, όλα σχεδιασμένα έτσι ώστε να μειώνουν το θόρυβο στην αρχική κατάσταση. Σύγχρονοι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων (όπως μέθοδοι 3D-VAR και 4D-VAR των Lewis και Derber ^[16]) υιοθετούν μια εναλλακτική προσέγγιση για τη βελτιστοποίηση της αρχικής κατάστασης, συχνά αφομοιώνοντας παρατηρήσεις εντός ενός χρονικού διαστήματος. Η προσέγγιση αυτή είναι αρκετά κατάλληλη για τα σύγχρονα συστήματα αφομοίωσης, με δυνατότητες ανίχνευσης παρατηρήσεων, από μακριά, οι οποίες ενημερώνονται τακτικά (π.χ. ανά 15 λεπτά).

Οι περιορισμοί που επιβάλλονται από πιο σύγχρονα συστήματα δεδομένων ενσωματώνουν τις φυσικές ισορροπίες που συμπεριλαμβάνονται στις εξισώσεις των μοντέλων, καθώς οι μέθοδοι αυτές χρησιμοποιούν τις προβλέψεις άλλων μοντέλων ως αρχική εκτίμηση της αρχικής τους κατάστασης.

Το δίκτυο ραδιοβόλισης ήταν για πολλές δεκαετίες η "ραχοκοκαλιά" των παρακολουθήσεων της ατμόσφαιρας, παράγοντας τις μόνες άμεσες παρατηρήσεις για την τρισδιάστατη κατάσταση αυτής. Μαζί με ένα αρκετά πιο πυκνό δίκτυο σταθμών της επιφάνειας, συναποτελούν το πρωταρχικό δίκτυο που δίνει σε παγκόσμια κλίμακα συγχρονισμένες παρατηρήσεις σε προκαθορισμένες χρονικές στιγμές. Ωστόσο το πρόβλημα με το δίκτυο αυτό είναι η μεγάλη χωρική ετερογένειά του, με μεγάλες εκτάσεις κυρίως πάνω από ωκεανούς πρακτικά να μην παρατηρούνται. Λόγω αυτών των δυσχερειών άρχισαν σταδιακά να χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό δεδομένα διαφορετικής φύσης, όπως δεδομένα από δορυφόρους, στην διαδικασία της αφομοίωσης. Οι παρατηρήσεις από δορυφόρους είναι σήμερα η κύρια πηγή δεδομένων, αν και τα παραγόμενα δεδομένα είναι μεγάλης κλίμακας υπό την έννοια ότι είναι πιο εύχρηστα για τα παγκόσμια μοντέλα και λιγότερο για τα τοπικά. Υπάρχουν όμως πιθανές πηγές δεδομένων για μικρότερης κλίμακας μοντέλα, όπως εικόνες από ραντάρ κ.α. οι οποίες μπορεί σύντομα να φανούν χρήσιμες για τα τοπικής χρήσης μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού ^[14].

2.2.1.2 Τυποποίηση των Μοντέλων (Model Formulation)

Η πλειοψηφία των παγκόσμιων μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού, με αξιοσημείωτη εξαίρεση το μοντέλο UK Met Office, χρησιμοποιούν μια μέθοδο φασματικής διακριτοποίησης της υδρογείου σφαίρας, αναπαριστώντας τα ατμοσφαιρικά πεδία ως άθροισμα σφαιρικών συνιστωσών. Ο αριθμός των όρων που συμμετέχουν στο άθροισμα αυτό καθορίζει την τάξη της προσέγγισης που σχετίζεται άμεσα με τη χωρική ανάλυση του μοντέλου. Ωστόσο επειδή πολλές από τις διαδικασίες του μοντέλου υπολογίζονται στο φυσικό και όχι στο φασματικό πεδίο, το μοντέλο υπολογίζει τους ευθείς και αντίστροφους μετασχηματισμούς σε κάθε χρονικό βήμα. Τα περισσότερα παγκόσμια μοντέλα χρησιμοποιούν μία διαμορφωμένη ανάλογα με την πίεση κατακόρυφη συντεταγμένη σε ένα σιγμοειδές κατά Phillips σύστημα που ακολουθεί την επιφάνεια της γης, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα υπολογισμού των επιφανειακών συνθηκών για το διάνυσμα του ανέμου. Η χρήση της πίεσης για τον καθορισμό της κατακόρυφης συνιστώσας απλοποιεί τους θερμοδυναμικούς υπολογισμούς και συναντάται συχνά στη μετεωρολογική μοντελοποίηση. Η προσέγγιση ταιριάζει πολύ στα υδροστατικά μοντέλα (πρωτογενείς εξισώσεις), ενώ είναι εφικτή για τα μη υδροστατικά (Rödm et al, Skamarock et al.) ^[17, 18].

Τα παγκόσμια μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων ενσωματώνουν τις προγνωστικές εξισώσεις για τις οριζόντιες συνιστώσες του ανέμου, για την επιφανειακή πίεση, για μια θερμοδυναμική μεταβλητή (θερμοκρασία ή πιθανή θερμοκρασία) και τουλάχιστον για τους υδρατμούς, αν δεν ενσωματώσουν τις υπόλοιπες "αποθήκες" νερού όπως σύννεφα νερού, πάγος κτλ. Λοιπές μεταβλητές υπολογίζονται από τη σχέση τους με τις παραπάνω. όπως για παράδειγμα η κατακόρυφη ταχύτητα του ανέμου, η οποία δεν είναι δυνατόν να υπολογιστεί άμεσα σε μια υδροστατική προσέγγιση και υπολογίζεται εν τέλει μέσω της ολοκλήρωσης της εξίσωσης συνέχειας^[14].

Τα μοντέλα διαφέρουν επί της ουσίας στις αριθμητικές μεθόδους που χρησιμοποιούν. Οι μη γραμμικοί όροι για την κίνηση των αερίων μαζών στις διάφορες προγνωστικές εξισώσεις δεν είναι επαρκείς για τον υπολογισμό στο φασματικό πεδίο και επιλύονται στο φυσικό πεδίο, στο οποίο τα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιήσουν διαφορετικά σχήματα διαφορικών ή ημι-λαγκρανζιανές προσεγγίσεις. Επιπλέον, η οριζόντια κίνηση αερίων μαζών είναι συχνά η δυναμική διαδικασία που καθορίζει το χρονικό βήμα του μοντέλου και αποτελεί μια κυρίαρχη ατμοσφαιρική διαδικασία. Επομένως ως συνιστώσα του μοντέλου μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τη συμπεριφορά και την απόδοσή του.

2.2.1.3 Πακέτα Φυσικών Διεργασιών

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως τα πακέτα φυσικών διεργασιών αποτελούν μία από τις τρεις βασικές συνιστώσες ενός μοντέλου αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Τα πακέτα φυσικών διεργασιών ενός παγκόσμιας κλίμακας μοντέλου περιλαμβάνουν την αναπαράσταση ενός αριθμού διεργασιών που δεν αναπαρίσταται ρητά μέσω των προγνωστικών εξισώσεων λόγω της ανάλυσης (resolution) του μοντέλου. Την ίδια στιγμή περιλαμβάνουν υπολογισμούς κάποιων απαραίτητων όρων για τις προγνωστικές εξισώσεις. Τα περιεχόμενα των πακέτων φυσικών διεργασιών μπορεί να ποικίλουν αρκετά επί της ουσίας και κάποια πιο ερευνητικά μοντέλα μπορεί να περιλαμβάνουν διάφορες παραλλαγές για κάθε διαδικασία.

Οι διαδικασίες που θεωρούνται με σκοπό την παραμετροποίηση στα παγκόσμια μοντέλα περιλαμβάνουν: το στροβιλισμό, τη μετάδοση θερμότητας, αποτελούμενη συχνά από επιφανειακές και βαθιές διατάξεις μετάδοσης, τα σύννεφα και την κατακρήμνιση, την ακτινοβολία και τα κύματα βαρύτητας. Οι στροβιλισμοί και η επιφανειακή μετάδοση θερμότητας αναπαριστούν διαδικασίες του συνοριακού στρώματος, με σημαντικές συνέπειες στη ροή στα χαμηλά στρώματα. Βέβαια, όταν είναι παρούσες, και οι υπόλοιπες διαδικασίες μπορούν να έχουν ως αποτέλεσμα σημαντικές μεταβολές στη ροή αυτή. Το επιφανειακό μοντέλο, το οποίο είναι τεχνικά ένα ανεξάρτητο μοντέλο, μπορεί επίσης να έχει σημαντική επιρροή στις μεταβλητές χαμηλών στρωμάτων. Γενικά τα παγκόσμια κλίμακας μοντέλα αντικρίζουν τις διαφορετικές παραμετροποιήσεις του φυσικού μοντέλου σαν μονοδιάστατα προβλήματα παράλληλα με την κατακόρυφη ανάλυση, χωρίς σαφείς αλληλεπιδράσεις μεταξύ των γειτονικών κάθετων τομέων ανάλυσης.

Η προσέγγιση αυτή είναι δικαιολογημένη εξαιτίας της τεράστιας ασυμμετρίας μεταξύ των οριζοντίων και των κατακόρυφων αναλύσεων στα παγκόσμια μοντέλα και έχει ως αποτέλεσμα την αξιοσημείωτη ελάττωση του υπολογιστικού κόστους ^[14].

2.2.1.4 Πρότυπα Λειτουργίας

Τα μοντέλα NWP παγκόσμιας κλίμακας λειτουργούν 2 ή 4 φορές καθημερινά, χειριζόμενα από ένα μικρό αριθμό πολύ σημαντικών Μετεωρολογικών Υπηρεσιών, όπως οι NCEP και ECMWF που αναφέρθηκαν παραπάνω, το ναυτικό των ΗΠΑ και μερικές εθνικές μετεωρολογικές υπηρεσίες όπως της Γερμανίας του Ηνωμένου Βασιλείου, της Γαλλίας, της Ιαπωνίας, της Βραζιλίας και της Ρωσίας. Οι κύριες προβλέψεις αρχίζουν στις 00 και 12 UTC (Universal Time Coordinated, ή αλλιώς GMT) σε αντιστοιχία με την εκτόξευση της παγκόσμιας ραδιοβολίδας (της μόνης τρισδιάστατης άμεσης παρατήρησης της ατμοσφαιρικής κατάστασης). Επιπρόσθετες προβλέψεις αρχίζουν στις 06 και 18 UTC. Μάλιστα η πρόβλεψη χρονικού ορίζοντα 10 ημερών του NCEP είναι ελεύθερα διαθέσιμη μέσω του διαδικτύου και χρησιμοποιείται ευρύτατα από μικρότερες μετεωρολογικές υπηρεσίες, πανεπιστήμια και μετεωρολογικές ομάδες σε όλο τον κόσμο.

Τις τελευταίες δεκαετίες οι υπηρεσίες ECMWF και NCEP έχουν θεμελιώσει τα πρότυπα για μεσοπρόθεσμες προβλέψεις, οι οποίες ορίζονται ως προβλέψεις για διάστημα από 3 έως 16 ημέρες μπροστά. Και τα δύο κέντρα χρησιμοποιούν ένα παγκόσμιο φασματικό μοντέλο. Σήμερα το μοντέλο του Παγκόσμιου Συστήματος Προβλέψεων (Global Forecasting System- GFS) που έχει αναπτυχθεί από τα Εθνικά Κέντρα Περιβαλλοντικής Πρόβλεψης (National Centers for Environmental Prediction -NCEP) των Η.Π.Α. κάνει διαθέσιμες, μέσω αυτού του συνόλου δεδομένων, δεκάδες ατμοσφαιρικές μεταβλητές και μεταβλητές γης-εδάφους από θερμοκρασίες, ανέμους και καθίζηση μέχρι και την υγρασία του εδάφους και την ατμοσφαιρική συγκέντρωση του όζοντος. Το σύνολο του πλανήτη καλύπτεται από το GFS με μία οριζόντια ανάλυση της τάξης των 28 χιλιομέτρων μεταξύ των σημείων του πλέγματος, αποτελούμενο από 64 ανομοιόμορφα κατανεμημένα κατακόρυφα επίπεδα, και χρησιμοποιείται για μετεωρολογική πρόβλεψη του καιρού μέχρι και 16 μέρες στο μέλλον. Η οριζόντια ανάλυση πέφτει στα 70 χιλιόμετρα μεταξύ των σημείων του πλέγματος για τις προβλέψεις από μία έως δύο εβδομάδες. Στην περίπτωση του ECMWF (European Center for Medium-range Weather Forecasts) το μοντέλο IFS (Integrated Forecasting System) είναι ένα μοντέλο υψηλής ανάλυσης με ακτίνα από 9 έως 83 χιλιόμετρα (ανάλογα με το βάθος των προβλέψεων μέσα στο χρόνο) και με 91 (κυρίως, μπορεί να φτάσουν ως 137 για τις πιο βραχυπρόθεσμες προβλέψεις) ανομοιόμορφα κατανεμημένα κατακόρυφα επίπεδα. Και τα δύο προαναφερθέντα κέντρα (ECMWF και NCEP) στρέφονται παράλληλα προς ένα υψηλότερης ανάλυσης καθολικό μοντέλο, οριζόντιας ανάλυσης περίπου στα 100 χιλιόμετρα, με ένα σύνολο από 50 χαμηλότερης ανάλυσης προσομοιώσεις με διαταραγμένη αρχική κατάσταση και στην περίπτωση του ECMWF με διαταραγμένες φυσικές διεργασίες, έχοντας ως σκοπό την αποτίμηση της προβλεψιμότητας της ατμόσφαιρας αλλά και ενός αντικειμενικού βαθμού αβεβαιότητας για κάθε ξεχωριστή πρόβλεψη ^[14, 19].

2.2.2 Τοπικά Μοντέλα NWP

Τα μοντέλα για περιορισμένες περιοχές αρχικά αναπτύχθηκαν για την έρευνα μεσαίας κλίμακας ατμοσφαιρικών διεργασιών (διαδικασίες με οριζόντια διαβάθμιση από 1 μέχρι εκατοντάδες χιλιόμετρα). Αυτή η κλίμακα είναι χρήσιμη για τη μελέτη πολλών τοπικών καιρικών φαινομένων, από θαλάσσιους και ορεινούς ανέμους μέχρι καταιγίδες με κεραυνούς. Κάποια από τα μοντέλα αυτά είναι ουσιαστικά εκδοχές, προσαρμοσμένες στα τοπικά δεδομένα, των παγκόσμιας κλίμακας μοντέλων πρωτογενών εξισώσεων και υιοθετούν πολλά χαρακτηριστικά τους, ενώ άλλα έχουν ειδικά αναπτυχθεί για μελέτες υψηλής ανάλυσης. Στις ΗΠΑ το κέντρο NCEP χρησιμοποίησε πρόσφατα τα υδροστατικά μοντέλα, σε οριζόντια ανάλυση περίπου 10 χιλιομέτρων.

Ένα αριθμός διαφορετικών μοντέλων που αναπτύχθηκαν από διάφορες ακαδημαϊκές ομάδες για ερευνητικούς σκοπούς εξελίχθηκαν σε εφαρμόσιμα μοντέλα πρόβλεψης καιρού, καθώς οι παγκόσμιας κλίμακας προβλέψεις έγιναν ευρέως διαθέσιμες σε πραγματικό χρόνο. Στα τελευταία συμπεριλαμβάνονται το μοντέλο MM5 (αρχικά από τους Anthes and Warner 1978) ^[20], αρχικά σχεδιασμένο στο Πανεπιστήμιο της Πενσυλβανίας. Το μοντέλο αργότερα υιοθετήθηκε από το Εθνικό Κέντρο Ατμοσφαιρικής Έρευνας (National Center of Atmospheric Research- NCAR) και έγινε ελεύθερα διαθέσιμο μέσω του διαδικτύου με αποτέλεσμα την καθιέρωσή του ως τοπικό μοντέλο πρόβλεψης και την ευρεία χρήση του από μικρότερες υπηρεσίες καιρού και πανεπιστημιακές ομάδες παγκοσμίως. Τα τελευταία χρόνια ωστόσο η εξελικτική διαδικασία για το MM5 τερματίστηκε με αποτέλεσμα το NCAR σε συνεργασία με το NCEP να προχωρήσουν στην προώθηση ενός νέου τοπικού μοντέλου με το όνομα WRF (Weather Research Forecasting Model). Το WRF (Skamarock et al. 2005) αποτελεί ένα νέας γενιάς τοπικό μοντέλο, το οποίο σχεδιάστηκε ειδικά για τις σύγχρονες υπολογιστικές πλατφόρμες, λαμβάνοντας υπόψη πρόσφατες και τρέχουσες μελέτες, έχοντας παράλληλα διατηρήσει πολλά από τα αποτελέσματα του προκατόχου του MM5. Το WRF έχει δύο βασικές παραλλαγές και περιλαμβάνει μία πληθώρα επιλογών που επιτρέπουν την πρόσβαση σε διάφορες παραμετροποιήσεις και αριθμητικές μεθόδους ^[21, 22].

Άλλα τοπικά μεσοπρόθεσμα μοντέλα με ευρεία χρήση που αξίζει να αναφερθούν είναι: το μοντέλο RAMS (Regional Atmospheric Modelling System- Pielke et al), το μοντέλο COAMPS (Hodur 1993) του αμερικάνικου ναυτικού, το γαλλικό MesoNH (Lafore et al. 1998) και τέλος το πιο πρόσφατο ευρωπαϊκό μοντέλο AROME. Όλα τα προαναφερθέντα μοντέλα μοιράζονται ένα κοινό βασικό χαρακτηριστικό με το MM5 και το WRF. Πιο συγκεκριμένα το γεγονός ότι χρησιμοποιούν ένα σύνολο μη υδροστατικών εξισώσεων. Επιπλέον, παρά το γεγονός ότι παρουσιάζουν διαφορετικές προσεγγίσεις στις φυσικές τους προσομοιώσεις και τις αριθμητικές τους μεθόδους, όλα σημείωσαν επιτυχία στην προσομοίωση των μεσοπρόθεσμων ροών. Ορισμένα μάλιστα εξ' αυτών (WRF, MesoNH) εφάρμοσαν με επιτυχία βραχυπρόθεσμες προσομοιώσεις, όπως τα μοντέλα προσομοίωσης πολύ μεγάλων στροβίλων σε οριζόντιες αναλύσεις των 100 μέτρων ή και λιγότερο ^[23,24,25].

2.2.2.1 Χρησιμοποιούμενα Μοντέλα NWP πρωτογενών εξισώσεων

Στην ενότητα αυτή γίνεται μια ιδιαίτερη αναφορά στα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού υψηλής κλίμακας. Στα μοντέλα αυτά, η χρήση των οποίων εντοπίζεται σε διάφορες μετεωρολογικές υπηρεσίες της Ευρώπης και τα οποία αποτελούν μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων, συμπεριλαμβάνονται τα μοντέλα HIRLAM (Källén 1996) και ALADIN (Bubnova et al. 1995), καθώς και το μοντέλο SKIRON, το οποίο σχεδιάστηκε με σκοπό την εφαρμογή του στην ελληνική Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία, για την τοπική πρόγνωση καιρού. Το SKIRON αναπτύχθηκε από το Εθνικό Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο της Αθήνας στο πλαίσιο ενός προγράμματος, με σκοπό τη δημιουργία ενός συστήματος πρόβλεψης καιρού στην Ελλάδα ^[26]. Ακολουθεί μια πιο ειδική αναφορά για καθένα από αυτά τα μοντέλα:

Μοντέλο HIRLAM-C (HIRLAM & ALADIN)

Το μοντέλο HIRLAM (High Resolution Limited Area Model) αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του ερευνητικού προγράμματος HIRLAM, με σκοπό την πρόγνωση καιρού σε μικρής κλίμακας περιοχή και για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης. Το HIRLAM ήταν η πρώτη από τις κοινοπραξίες για μοντελοποίηση σε μικρή περιοχή στην Ευρώπη και ιδρύθηκε το 1985 στις σκανδιναβικές χώρες και αργότερα επεκτάθηκε και σε άλλα μέλη. Το HIRLAM αρχικά οργανώθηκε σε έργα και υπήρξαν 6 από αυτά (από HIRLAM-1 έως HIRLAM-6). Τα μέλη της κοινοπραξίας αποφάσισαν να συνεχίσουν τη συνεργασία με τη μορφή πενταετών προγραμμάτων: HIRLAM-A (2006-2010), HIRLAM-B (2010-2015), Μνημόνιο Κατανόησης (Memorandum of Understanding) HIRLAM-B(Εξωτερική κριτική-External Review) και HIRLAM-C (2016 -2020). Το 2005 πάρθηκε η στρατηγική απόφαση το μοντέλο HIRLAM να συμμετέχει σε συνεργασία στενού κώδικα με το μοντέλο ALADIN. Ο στόχος αυτής της ερευνητικής συνεργασίας ήταν να αναπτύξει και να διατηρήσει ένα κοινό state-of-the-art κώδικα μέσης κλίμακας μοντέλου LAM για μικρής εμβέλειας αριθμητικές προβλέψεις καιρού στα πλαίσια του κώδικα ECMWF / Arpège Ολοκληρωμένου Συστήματος Πρόγνωσης (IFS). Αυτή η κοινή μέσης κλίμακας ανάλυση και πρόβλεψη του συστήματος, το οποίο ονομάζεται ARMONIA, προορίζεται να αντικαταστήσει τελικά το μοντέλο HIRLAM σε όλες τις εφαρμογές της. Η συνεργασία HIRLAM-ALADIN θα συνεχιστεί στο πλαίσιο του προγράμματος HIRLAM-C. Ο πρωταρχικός σκοπός του προγράμματος HIRLAM-C είναι η διεξαγωγή έρευνας και ανάπτυξης από κοινού με τους εταίρους ALADIN προκειμένου να παράσχει στα μέλη της ένα συνολικής μέσης κλίμακας σύστημα NWP ως το καλύτερο κατάλληλο μέσο για την υποστήριξη των επιχειρησιακών δραστηριοτήτων της πρόβλεψης καιρού μικρής εμβέλειας. Το έργο πραγματοποιείται ως επί το πλείστον σε στενό συντονισμό με το πρόγραμμα ALADIN κάτω από καλά συντονισμένα επιστημονικά σχέδια εργασίας ^[27].

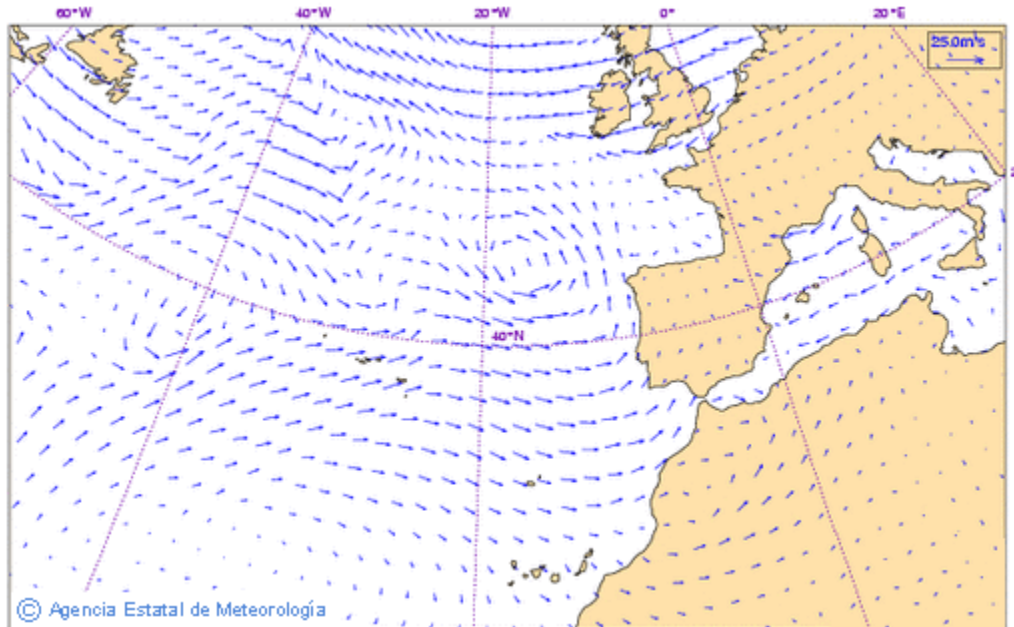
Τα δύο προγράμματα εμφανίζουν κάποιες διαφορές ως προς την προσέγγισή τους στην επίλυση του προβλήματος της καιρικής πρόβλεψης και για αυτό το λόγο ο συνδυασμός τους προσφέρει τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα ως τώρα. Ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή των αρχών που διέπουν το κάθε μοντέλο:

Μοντέλο HIRLAM

Στην περίπτωση του HIRLAM μεγάλο ενδιαφέρον δίνεται στη χωρική ανάλυση του μοντέλου. Κάθε διαδικασία, που σχετίζεται με την περιγραφή της κατάστασης της ατμόσφαιρας, παρουσιάζει ιδιαίτερες δυσκολίες σε εκτέλεση σε υψηλή ανάλυση. Για παράδειγμα στην παραμετροποίηση της ατμοσφαιρικής ακτινοβολίας μπορούν να προκύψουν καταστάσεις, αφού η μετάδοση ακτινοβολίας σε γειτονικά κουτιά του πλαισίου μπορούν να συμβάλλουν σε τοπικές θερμικές κινήσεις του αέρα. Τέτοια φαινόμενα παρουσιάζονται για αναλύσεις μικρότερες από 10 Km και δεν έχουν αντιμετωπιστεί πλήρως από το HIRLAM. Το HIRLAM παρέχει αναλύσεις με τη μέθοδο σημείων πλέγματος και με την φασματική μέθοδο.

Το σύστημα περιλαμβάνει ένα μεταβατικό μοντέλο αφομοίωσης δεδομένων (Data Assimilation) , με τρεις ή τέσσερις διαστάσεις (3D-Var ή 4D-Var) και με ανάλυση συμβατικών και μη συμβατικών παρατηρήσεων, όπως δεδομένα από ραντάρ ή δορυφόρο. Επίσης, για την περιγραφή της κατάστασης της ατμόσφαιρας, χρησιμοποιείται το μοντέλο Βέλτιστης Παρεμβολής (Optimum Interpolation OI) για τα ανώτερα στρώματα αέρα. Για το κατώτερο οριακό στρώμα, το κάθε τετράγωνο τμήμα του πλαισίου χαρακτηρίζεται από πέντε διαφορετικά είδη εδάφους που αντιστοιχούν σε νερό, πάγο, γυμνό έδαφος, χαμηλή βλάστηση και δάσος. Επιπλέον, για κάθε είδος εδάφους ορίζονται ο τύπος της βλάστησης και οι μεταβλητές της υφής του εδάφους. Ο τύπος της βλάστησης καθορίζει το αλμπέδο, το τοπικό μήκος της τραχύτητας, το ποσοστό της βλάστησης και τον δείκτη της επιφάνειας φυλλώματος. Ενώ η υφή του εδάφους καθορίζει τις υδρολογικές ιδιότητες, όπως η χωρητικότητα του εδάφους, το σημείο της εκφύλισης και οι τιμές κορεσμού του εδάφους. Περαιτέρω ανάλυση γίνεται στην επιφανειακή θερμοκρασία της θάλασσας (SST), στον λόγο πάγου και νερού, στο βάθος του χιονιού, στην επιφανειακή και μέση θερμοκρασία του εδάφους και στην επιφανειακή και μέση κατ' όγκο σύσταση του νερού.

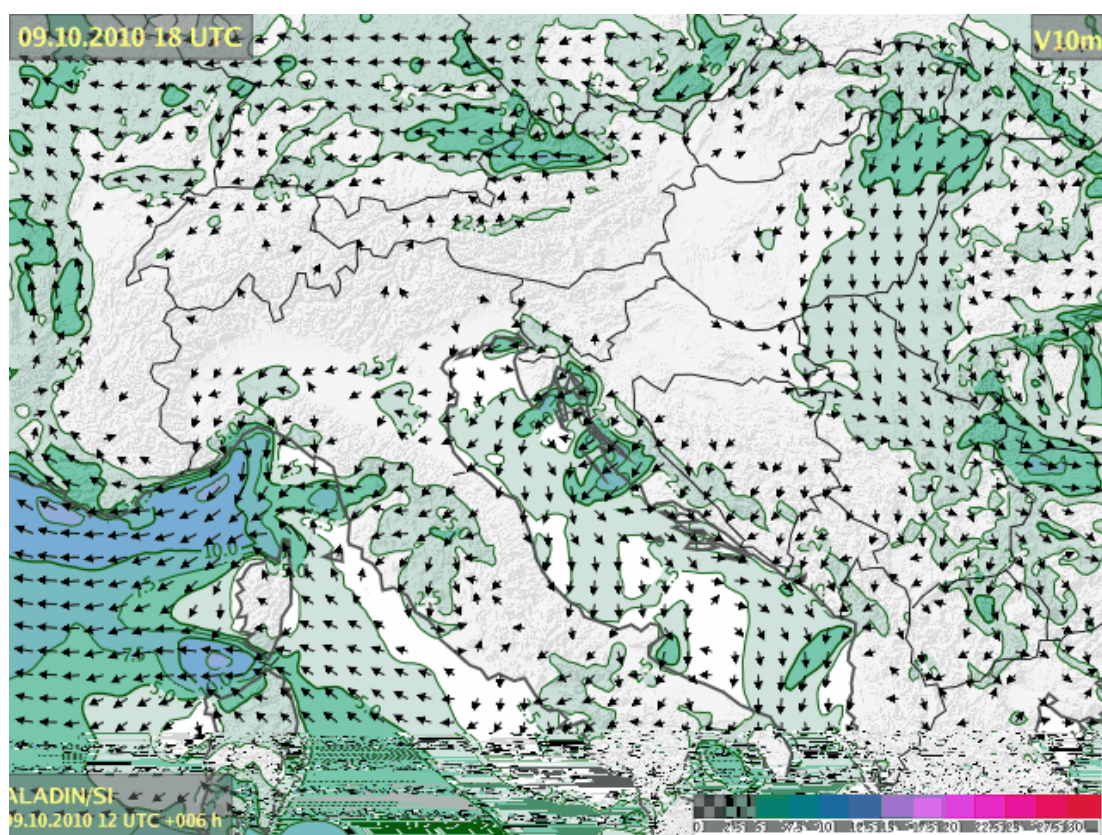
Το μοντέλο HIRLAM είναι ένα υδροστατικό μοντέλο με οριζόντια ανάλυση πλέγματος από 55 Km μέχρι 5 Km και τα κάθετα επίπεδα που χρησιμοποιεί κυμαίνονται από 16 μέχρι 40, ανάλογα σε ποια μετεωρολογική υπηρεσία εφαρμόζονται. Το πλαίσιο των εξισώσεων που εφαρμόζεται είναι γενικά Οϊλεριανού τύπου [28].



Σχήμα 7: Προβλέψεις του μοντέλου HIRLAM για τα μέτωπα ανέμου στην περιοχή που εξετάζει

Μοντέλο ALADIN

Το μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού ALADIN (Limited Area, Dynamical Adaptation, International Development) είναι ένα λειτουργικό υδροστατικό μοντέλο με ημι-λαγκρανζιανό πλαίσιο εξισώσεων. Το μοντέλο αυτό αποτελείται από επιμέρους τμήματα, που περιγράφουν τις διάφορες ατμοσφαιρικές διεργασίες, όπως τον στροβιλισμό, τις επιρροές της ορογραφίας και την βαρύτητας, τη λεπτομερή ανάλυση της μεταφοράς της θερμότητας, την κίνηση των συννέφων και την ακτινοβολία. Η οριζόντια ανάλυση του πλέγματος είναι 10 Km, ενώ γίνεται ανάλυση σε 41 κάθετα επίπεδα^[29]. Στην εικόνα που ακολουθεί παρουσιάζεται μία άποψη των προβλέψεων που παράγει το μοντέλο ALADIN για μια περιοχή του ενδιαφέροντός του:



Σχήμα 8: Προβλέψεις του μοντέλου ALADIN για τα μέτωπα του ανέμου στο βόρειο τμήμα της Αδριατικής θάλασσας (κάτω αριστερά) και την ευρύτερη περιοχή των Άλπεων (άσπρο χρώμα).

Το σύστημα αφομοίωσης που χρησιμοποιεί είναι της μορφής 4D-Var χαρτών. Το μοντέλο αυτό αναβαθμίζει τις προβλέψεις του 4 φορές την ημέρα, οι οποίες καλύπτουν την περίοδο των δύο επόμενων ημερών.

Μοντέλο SKIRON

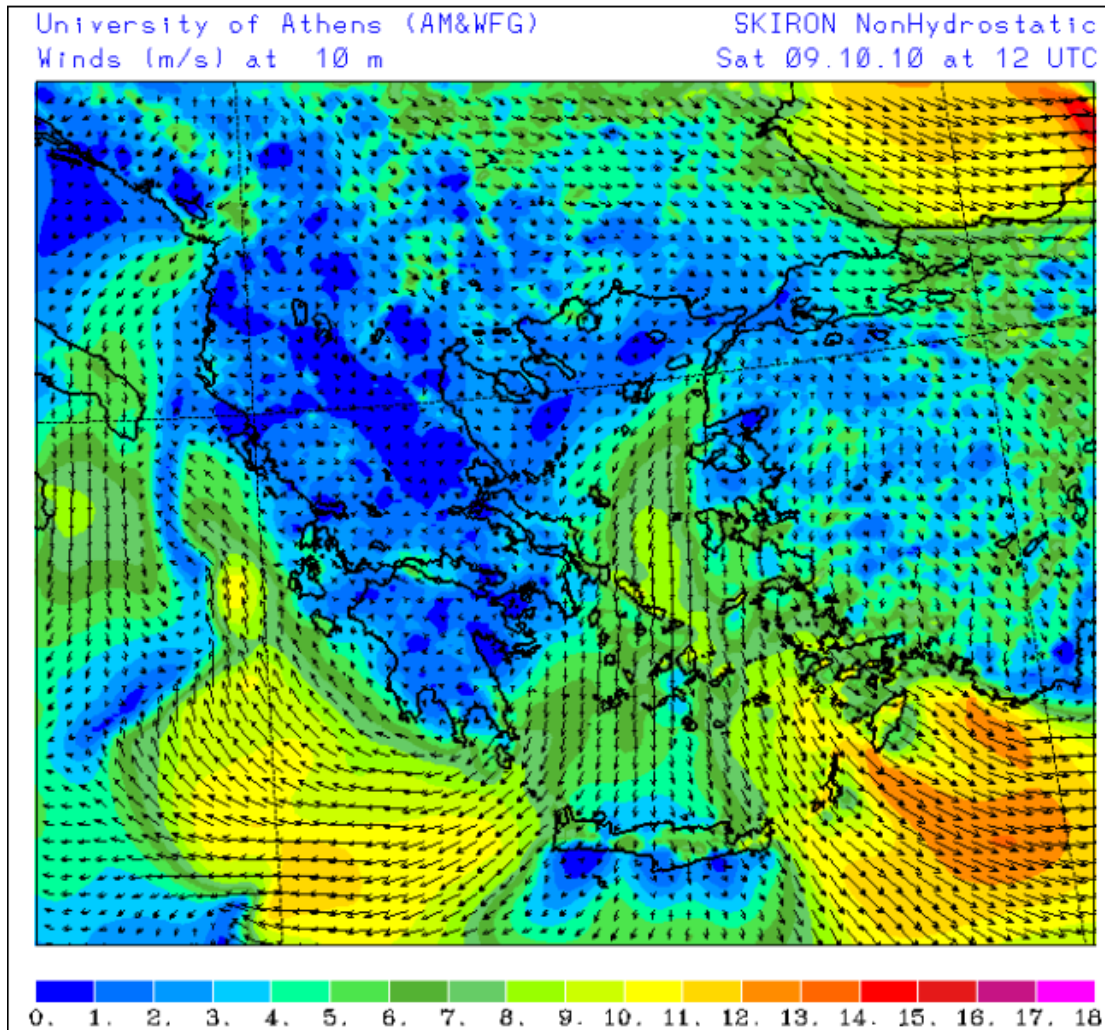
Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω το μετεωρολογικό σύστημα SKIRON (Σκίρων) βρίσκει εφαρμογή κατά κύριο λόγο στην ελληνική Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία (EMY), για πρόγνωση καιρού τοπικού χαρακτήρα. Το SKIRON αποτελεί ένα πιο εξελιγμένο μοντέλο του συστήματος ETA, το οποίο έχει αναπτυχθεί αρχικά από το Πανεπιστήμιο του Βελιγραδίου, με ειδικό σκοπό την πρόγνωση του καιρού σε περιοχές με όρη απότομης κλίσης, αλλά και από το κέντρο NCEP στην Ουάσινγκτον των ΗΠΑ, όπου το μοντέλο έχει ήδη χρησιμοποιηθεί ως ένα πλήρως λειτουργικό μοντέλο πρόγνωσης καιρού.

Το ETA μοντέλο έχει σχεδιαστεί ως ένα υδροστατικό μοντέλο, που χρησιμοποιεί στοιχειώδεις εξισώσεις, βασισμένες σε υδροστατική προσέγγιση. Συνεπώς, η καλύτερη οριζόντια ανάλυση που μπορεί να εκτελεστεί είναι περίπου 5-10 Km. Μέσω του ερευνητικού προγράμματος SKIRON το μοντέλο ETA επεκτάθηκε στο να μπορεί να προβλέπει την παραγωγή και την εναπόθεση ατμοσφαιρικής σκόνης παγκοσμίως, καθώς και άλλες μορφές ρύπανσης. Στην ουσία αναπτύχθηκε ένα μοντέλο το οποίο εκτελείται πλήρως αυτόματα και παρέχει ένα κατάλληλο περιβάλλον για επεξεργασία δεδομένων και υπολογισμών για την εκτέλεση του μοντέλου ETA. Ο βασικός σκοπός του ερευνητικού προγράμματος ήταν η δημιουργία ενός υπολογιστικά ευέλικτου μοντέλου, το οποίο να παρέχει προβλέψεις, ιδιαίτερα για τοπικές συνθήκες καιρού.

Σε πρώτο στάδιο, το σύστημα SKIRON δέχεται στην είσοδο μετεωρολογικές παραμέτρους (γεωδυναμικό, συνιστώσες του αέρα και υγρασία), που προέρχονται από πολύ μεγάλης κλίμακας ατμοσφαιρικά μοντέλα. Τέτοια μοντέλα είναι τα προαναφερθέντα ECMWF και NCEP, αλλά και το μοντέλο του πανεπιστημίου της Φλόριντα και το LAPS από την NOAA/FSL. Τα δεδομένα που λαμβάνονται αποκωδικοποιούνται και μετασχηματίζονται σε δομή πλαισίου. Στο στάδιο προετοιμασίας, οι επιφανειακές παράμετροι, παρατηρούμενες ή προκαθοριζόμενες (όπως τοπογραφία, επιφανειακή θερμοκρασία της θάλασσας, είδος του εδάφους και της βλάστησης, θερμοκρασία και υγρασία του εδάφους) τοποθετούνται πάνω στο πλαίσιο του SKIRON. Τα δεδομένα διαμορφώνονται σε σύνολα για την ευκολότερη επεξεργασία τους. Το τοπογραφικό σύνολο δεδομένων παρέχεται από το US Geological Survey (USGS).

Για τη βλάστηση χρησιμοποιούνται 10x10 min δεδομένα πλαισίου από το μοντέλο ZOBLER, ενώ για το είδος του εδάφους εφαρμόζεται το σύνολο δεδομένων UNEP/FAO. Για την επιφανειακή θερμοκρασία της θάλασσας υπάρχουν τρεις επιλογές: η διαφορά όσον αφορά το πλάτος της προκαθορισμένης επιφανειακής θερμοκρασίας, κλιματολογικά δεδομένα 1x1 από το κέντρο NCAR και δεδομένα προσαρτημένα σε πλαίσιο από το κέντρο ECMWF. Για την εδαφική θερμοκρασία και υγρασία, χρησιμοποιούνται ή δύο επίπεδα με προκαθορισμένες τιμές ή προσαρτημένα σε πλαίσιο δεδομένα ECMWF. Επιπλέον οι κλίσεις και τα αζιμούθια των επικλινών επιφανειών υπολογίζονται και χρησιμοποιούνται στην εκτίμηση της ηλιακής ακτινοβολίας πάνω σε επικλινές έδαφος. Τέλος υπολογίζονται και οι διαφορές του αλμπέδο ^[30].

Τα σύνολα δεδομένων επεξεργάζονται από προ- επεξεργαστές, πριν χρησιμοποιηθούν από το μοντέλο ETA. Στη συνέχεια, το μοντέλο ETA λαμβάνει τα επεξεργασμένα δεδομένα και περνάει ή σε έναν μόνο επεξεργαστή ή σε συνδυασμό επεξεργαστών, που λειτουργούν με τη μέθοδο του πολύ- προγραμματισμού. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας καλύπτουν τις επόμενες 5 μέρες και διανέμονται κάθε μέρα στις 10 το πρωί (ώρα Ελλάδας). Για κάθε ωριαίο βήμα πρόβλεψης, το SKIRON παράγει ένα αρχείο τύπου GRIB που περιέχει προβλέψεις για 16 μετεωρολογικές μεταβλητές. Ακολουθεί μία άποψη των προβλέψεων που παράγει το μοντέλο SKIRON με περιοχή ενδιαφέροντος τον ελλαδικό χώρο:



Σχήμα 9: Προβλέψεις του μοντέλου SKIRON για τα μέτωπα του ανέμου σε ύψος 10 μέτρων στη νοτιανατολική Ευρώπη.

Για την επίτευξη των σκοπών της παρούσας διπλωματικής εργασίας το μοντέλο SKIRON χρησιμοποιήθηκε με τον εξής τρόπο:

Το SKIRON παρείχε ωριαίες προβλέψεις για κάθε σημείο του πλέγματος με χρονικό ορίζοντα πέντε ημερών, ενώ τις ανανέωνε μία φορά την ημέρα. Τα μοντέλα πρόβλεψης ενέργειας που εφαρμόστηκαν στη Ρόδο χρησιμοποίησαν τις παρακάτω μεταβλητές των αριθμητικών προβλέψεων καιρού:

- ταχύτητα του ανέμου
- διεύθυνση του ανέμου,
- θερμοκρασία,
- υγρασία,
- επί τοις εκατό κάλυψη νέφωσης
- ηλιακή ακτινοβολία μεγάλου και μικρού μήκους κύματος.

2.2.2.2 Γενική Τυποποίηση των τοπικών μοντέλων NWP

Όλα τα περιορισμένης έκτασης μοντέλα NWP χρησιμοποιούν συντεταγμένες που ακολουθούν την επιφάνεια της γης, συνήθως σε ένα διαμορφωμένο με βάση την πίεση σύστημα, με εξαίρεση μοντέλα που χρησιμοποιούν κλίμακες διαμορφωμένες με βάση το γεωμετρικό ύψος (MesoNH). Τα περισσότερα μοντέλα είναι μοντέλα σημειακών πλεγμάτων που χρησιμοποιούν μία ποικιλία τελικών διαφορετικών σχημάτων, αν και κάποια παλαιότερα υδροστατικά μοντέλα (HIRLAM) χρησιμοποιούν φασματικούς κώδικες δανεισμένους από μοντέλα NWP παγκόσμιας κλίμακας. Η πλειοψηφία των τοπικών μοντέλων χρησιμοποιούν φωλιασμένα πλέγματα με χαμηλότερη ανάλυση πλέγματος για την πλήρη κάλυψη μικρότερων περιοχών και υποπεριοχών του πεδίου τους. Τα φωλιασμένα πλέγματα επιτρέπουν πολύ υψηλή ανάλυση εντός μιας μικρής περιοχής μεταβαίνοντας προοδευτικά σε ενδιάμεσες αναλύσεις, μέχρι να συναντήσουν στα σύνορα του πεδίου μελέτης τους τις χαμηλές αναλύσεις των παγκόσμιων μοντέλων NWP. Ο σχεδιασμός αυτός είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός για τη μελέτη ροών μεσαίας κλίμακας. Η αλληλεπίδραση μεταξύ τους μπορεί να είναι και μονόδρομη (καταλήγοντας από τις μεγάλες κλίμακες στις μικρότερες), ή και αμφίδρομη. Λόγω του ότι το χρονικό βήμα διαμορφώνεται γραμμικά σε σχέση με την ανάλυση, το μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος αντιστοιχεί κυρίως στον υπολογισμό και σχεδιασμό του εσωτερικού (υψηλότερης ανάλυσης) πλέγματος. Ορισμένα τοπικά μοντέλα NWP έχουν αρκετές επιπρόσθετες επιλογές, επιτρέποντας κατά κάποιο τρόπο τη συνεργασία διαφορετικών μοντέλων ανάλογα με το επίπεδο ανάλυσης^[14].

2.2.2.3 Πεδίο Μελέτης, ανάλυση και εύρος των προτύπων λειτουργίας τοπικών μοντέλων NWP.

Το πεδίο και η ανάλυση ενός τοπικού μοντέλου NWP σε μεγάλο βαθμό ελέγχεται από ηλεκτρονικούς υπολογιστές με τις δυνατότητες που αυτοί παρέχουν. Ορισμένοι μάλιστα από αυτούς τους κώδικες ελέγχου (MM5, WRF) μπορούν να εφαρμοσθούν και από παγκόσμια μοντέλα. Τα υδροστατικά μοντέλα NWP έχουν σχεδιαστεί για οριζόντιες αναλύσεις της τάξης των 10 χιλιομέτρων, αν και μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για σχετικά υψηλότερες αναλύσεις σε ακτίνες 5 χιλιομέτρων. Από την άλλη πλευρά τα μη υδροστατικά μοντέλα θα έπρεπε να χρησιμοποιούνται για ακόμα υψηλότερες αναλύσεις. Τεχνικά η υδροστατική προσέγγιση απαιτεί η αναλογία των ατμοσφαιρικών διαδικασιών της υπό μελέτης κατακόρυφης κλίμακας προς τις διαδικασίες της αντίστοιχης οριζόντιας να είναι πολύ μικρή, μια συνθήκη που δεν ικανοποιείται πάντα για της μεσαίας κλίμακας ροές και ακόμη περισσότερο στα συστήματα μετάδοσης θερμότητας και στα εσωτερικά κύματα.

Ενώ ο δυναμικός πυρήνας των μη υδροστατικών μοντέλων NWP είναι εφαρμόσιμος σε όλες τις μεσαίας κλίμακας διαδικασίες και ροές και σε ορισμένες περιπτώσεις σε μεγαλύτερης κλίμακας μικρο- διαδικασίες, οι περισσότερες παραμετροποιήσεις έχουν σχεδιαστεί δίνοντας έμφαση στις οριζόντιες βαθμίδες της τάξης χιλιομέτρων και για αυτό μπορεί να μην είναι απόλυτα έγκυρες για μια υψηλότερη ανάλυση. Ως αποτέλεσμα, προσομοιώσεις ενός χιλιομέτρου της ροής αέρα στο ασταθές συνοριακό στρώμα αποτελούν πρόκληση γιατί ακόμη και πολύ καλά θεμελιωμένα μοντέλα μπορεί να αποκριθούν σε μια τέτοια ανάλυση με εσφαλμένη μετάδοση θερμότητας εφόσον συναντήσουν μεγάλη (αλλά ρεαλιστική) θερμοκρασία εδάφους. Τα ίδια μοντέλα μπορεί να επιτυγχάνουν με εξαιρετικά αποτελέσματα για αποστάσεις των 5 χιλιομέτρων και κατόπιν των 250 μέτρων, επιδεικνύοντας ωστόσο αδύναμη συμπεριφορά για ενδιάμεσες αναλύσεις.

Σε αναλύσεις κάτω του χιλιομέτρου, κάποιες παραμετροποιήσεις (όπως η ακτινοβολία ή οι μικρής κλίμακας φυσικές διεργασίες των συννέφων) μπορεί να απαιτούν ακριβούς τρισδιάστατους υπολογισμούς που δεν είναι πρακτικά διαθέσιμοι. Όμως, τουλάχιστον για ορισμένες διαδικασίες όπως οι τοπογραφικής προέλευσης ροές αέρα, τα μοντέλα φαίνονται να αποκρίνονται καλά σε τέτοιες υψηλές αναλύσεις. Μια σειρά από μελέτες έχουν εμβαθύνει στην αξία των υψηλών αναλύσεων στις προβλέψεις καιρού για διάφορες εφαρμογές. Ο Doyle (Doyle et al.)^[31] χρησιμοποίησε το μοντέλο COAMPS για να προσομοιώσει δυνατούς ανέμους σε περιοχές με πολύπλοκο τοπογραφικό ανάγλυφο στα παράλια της Καλιφόρνια και στη Νορβηγία. Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι προκειμένου να επιτύχει ικανοποιητική αναπαράσταση των ισχυρών ανέμων με κατηφορικές διευθύνσεις και άλλων τοπογραφικών φαινομένων, ήταν απαραίτητες οριζόντιες αναλύσεις 3 έως 5 χιλιομέτρων.

Σε παρόμοια συμπεράσματα κατέληξαν οι Cairns και Corey το 2003^[33], οι οποίοι διεξήγαγαν προσομοιώσεις ισχυρών ανέμων στις οροσειρές της δυτικής Νεβάδα με καλά αποτελέσματα και με μία MM5 προσομοίωση ανάλυσης 3 χιλιομέτρων, υπό συνθήκες στις οποίες το μοντέλο ETA του NCEP (βλ. παραπάνω) είχε προηγουμένως αποτύχει. Από την άλλη πλευρά ο Colle επίσης το 2003 κατέληξε, έπειτα από συνεχείς προβλέψεις διάρκειας 2 ετών με τα μοντέλα ETA και MM5 πλέγματος 36 χιλιομέτρων στα ανατολικά 2/3 των ΗΠΑ και με μοντέλα φωλιασμένων πλεγμάτων στις νοτιοανατολικές ακτές της Αγγλίας, στο συμπέρασμα ότι τα αποτελέσματα για 12 χιλιόμετρα (το τυπικό MM5 πλέγμα) είναι πράγματι βελτιωμένα, αλλά η περεταίρω αύξηση της ανάλυσης δεν επιφέρει ουσιαστικές αλλαγές. Βέβαια, η χρήση πλεγμάτων υψηλότερης ανάλυσης απαιτεί τροποποιήσεις στη διαδικασία αποτίμησης των δεδομένων και μάλιστα πολλά πιο σύγχρονα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι μια αυξημένη ανάλυση μπορεί να έχει σημαντικά οφέλη^[32].

2.2.2.4 Προβλήματα των τοπικών μοντελοποιήσεων

Οι προοπτικές των μεσοπρόθεσμων καιρικών προβλέψεων και μάλιστα όλων των προβλέψεων υψηλής ανάλυσης για αρκετό καιρό δε θεωρούνταν ιδιαίτερα υποσχόμενες ως συνέπεια της ιδέας ότι η μειωμένη προβλεψιμότητα αποτελεί χαρακτηριστικό των χαμηλότερων βαθμίδων. Ακόμη, η αρχικοποίηση των μοντέλων υψηλής ανάλυσης έμοιαζε υπερβολικά απαιτητική ως προς την πυκνότητα των παρατηρήσεων στα αντίστοιχα δίκτυα. Παρά το γεγονός ότι τα επιχειρήματα αυτά ήταν βάσιμα, πολλά πρακτικά αποτελέσματα φάνηκαν να διαψεύδουν τις αρχικές απαισιόδοξες εκτιμήσεις και η ανάλυση των μοντέλων παρουσιάζει μια σημαντική εξελικτική πορεία στο βαθμό που οι υπολογιστικοί πόροι το επιτρέπουν.

Οι αιτίες αυτής της υπέρβασης των μεσοπρόθεσμων προβλέψεων μπορούν να συνδεθούν με το γεγονός ότι οι μεσοπρόθεσμες εκτιμήσεις ελέγχονται κατά κάποιο τρόπο από πιο εξωγενείς παράγοντες και όχι ιδιαίτερα με τη φύση της προβλεψιμότητας. Ένα παράδειγμα αποτελεί η ορειογραφική ροή ανέμου η οποία ελέγχεται σε πολύ μεγάλο βαθμό από τη γεωμετρία του εδάφους, μία μόνιμη και πολύ καλά διατυπωμένη σταθερά του ανέμου. Ένας μεγάλος αριθμός από μελέτες διαφόρων ερευνητών δίνουν έμφαση στην απόδοση των μεσοπρόθεσμων μοντέλων πρόβλεψης πολύ σημαντικών ατμοσφαιρικών φαινομένων (π.χ. άνεμος, κατακρήμνιση) και καταλήγουν υπέρ των προσομοιώσεων υψηλών αναλύσεων των ατμοσφαιρικών διαδικασιών σε τοπικό επίπεδο. Ωστόσο οι ίδιες έρευνες κατέδειξαν ότι κάποιες συνηθισμένες εκδοχές των τοπικών μοντέλων υψηλής ανάλυσης μπορεί να μην είναι αποτελεσματικές, ακόμα κι αν οι αποτιμήσεις δείχνουν σε γενικές γραμμές βελτίωση στην ποιότητα της προσομοίωσης.

Οι Zhong και Fast^[34] μελέτησαν υψηλής ανάλυσης προσομοιώσεις των κυκλοφοριών αέριων μαζών θερμικής προέλευσης σε κοιλάδες συγκρίνοντας τρία μοντέλα μεσοπρόθεσμων προβλέψεων (MM5, RAMS και ETA) με προσομοιώσεις ανάλυσης κάτω του χιλιομέτρου. Στο σύνολό τους τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, παρόλο που τα δύο υψηλότερης ανάλυσης μοντέλα (RAMS, MM5) έτειναν να εμφανίζουν καλύτερα αποτελέσματα, τα σφάλματά τους είχαν εμφανείς ομοιότητες με τα αντίστοιχα του μοντέλου ETA, παρά τις διαφορές στη σχεδιαστική τους φιλοσοφία. Πράγματι, τα σφάλματά τους θα μπορούσαν με σχετική βεβαιότητα να αποδοθούν στις κοινές τους ανακρίβειες ως προς τις φυσικές παραμετροποιήσεις των μεγάλων κυμάτων ακτινοβολίας και των στροβιλισμών, οι οποίες επέφεραν εσφαλμένες εκτιμήσεις της θερμοκρασίας του χαμηλού στρώματος της τροπόσφαιρας και λανθασμένα βάρη συνοριακών στρωμάτων.

Σε μία σχετικά πρόσφατη δημοσίευση ο Storm μελέτησε τις επιδόσεις του WRF μοντέλου στην πρόβλεψη του χαμηλού επιπέδου ανέμων στις πεδιάδες των ΗΠΑ, οι οποίοι αποτελούν κοινό φαινόμενο ατμοσφαιρικών ροών που παρατηρούνται κατά τη διάρκεια της νύχτας και μπορούν να οδηγήσουν στην προοδευτική εμφάνιση ισχυρών ανέμων στα χαμηλά επίπεδα της τροπόσφαιρας ύψους από 100 έως 1000 μέτρα και ενίοτε και στο ύψος των Α/Γ. Η μελέτη αυτή έδωσε ανάμικτα συμπεράσματα για την απόδοση των μοντέλων NWP, με στοιχεία καλής αναπαράστασης των σπουδαιότερων χαρακτηριστικών του χαμηλού επιπέδου ανέμων, γεγονός που σημαίνει ότι βασικές οδηγούσες διαδικασίες λαμβάνονται υπόψη από τα μοντέλα, με την εμφάνιση όμως κάποιων σφαλμάτων στην κατακόρυφη τοποθεσία των αρχικών ανέμων (jets) και την έντασή τους, κυρίως λόγω των ανακριβειών στις συνοριακές παραμετροποιήσεις της μόνιμης κατάστασης. Για όλες τις λειτουργίες του WRF μοντέλου ο Storm απέδειξε ουσιαστικά την τάση υποτίμησης του μεγίστου της ταχύτητας του ανέμου και υπερτίμησης της κάθετης τοποθεσίας, ένα αποτέλεσμα που θα μπορούσε να οφείλεται στην υπερβολική κατακόρυφη σύγχυση, που αποτελεί σύνηθες χαρακτηριστικό των μοντέλων NWP. Τα αποτελέσματα κάνουν λόγο για μία τάση των μοντέλων να εξομαλύνουν τις οξείες αντιστροφές στην κυκλοφορία των χαμηλών στρωμάτων στο συνοριακό στρώμα κατά τη διάρκεια της νύχτας. Τέλος ο Storm συμπέρανε ότι υπάρχουν μεγάλα περιθώρια βελτίωσης των παραμετροποιήσεων αυτών και πως αυτοί οι χαμηλού επιπέδου άνεμοι (jets) κατά τη διάρκεια της νύχτας μπορούν να αποτελέσουν σημαντική πηγή αιολικής ενέργειας ^[35]

2.3 Επιδόσεις των μοντέλων NWP

2.3.1 Εξέλιξη των μεθόδων αξιολόγησης των μοντέλων

Οι επιδόσεις των μοντέλων NWP παγκόσμιας κλίμακας αποτιμώνται παραδοσιακά σε πεδία γεωδυναμικού των 500 hPa, που είναι χαρακτηριστικά των ισορροπημένων (από γεωστροφικής άποψης) ανέμων της μεσαίας τροπόσφαιρας. Η συσχέτιση της ανομοιομορφίας αυτών των πεδίων έχει αυξηθεί σταθερά από τα τέλη της δεκαετίας του '70, όταν οι πρωτογενείς εξισώσεις των παγκόσμιων μοντέλων NWP με 10ήμερο ορίζοντα πρόβλεψης, εμφανίστηκαν στο προσκήνιο και λειτουργούσαν με συσχέτιση της τάξης του 60%, η οποία αυξήθηκε στο 88% από τις 5ήμερου ορίζοντα προβλέψεις του IFS (ECMWF) ^[50]. Παρόμοια χαρακτηριστικά με ελάχιστα μικρότερα ποσοστά παρατηρήθηκαν από άλλα μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας όπως το μοντέλο GFS (NCEP) με περίπου 83% συσχέτιση της ανομοιομορφίας για 5ήμερου ορίζοντα προβλέψεις την περίοδο 2002-2007 ^[51]. Τα προηγούμενα δεδομένα υπονοούν ότι με τις σημερινές 5ήμερες προβλέψεις, έχει παρατηρηθεί ένα καθαρό κέρδος της τάξης των 2 ημερών στην πρόβλεψη συγκριτικά με τις 3ήμερες προβλέψεις της δεκαετίας του '80. Επιπρόσθετα οι σημερινές προβλέψεις 7ήμερου ορίζοντα (με 70% συσχέτιση ανομοιομορφίας) είναι αισθητά βελτιωμένες σε σχέση με τις προβλέψεις ορίζοντα 5 ημερών της δεκαετίας του '80 (με ποσοστά συσχέτισης κάτω του 60%). Την ίδια περίοδο είχε παρατηρηθεί μια σύγκλιση μεταξύ του βόρειου με το νότιο ημισφαίριο, η οποία συμφωνεί όχι μόνο με τη σταθερή αύξηση της αξιοπιστίας των δεδομένων από δορυφόρους για την αρχικοποίηση των μοντέλων NWP, αλλά και με τις σημαντικές βελτιώσεις στα συστήματα αφομοίωσης των δεδομένων τους. Ακόμη λόγω της ανάπτυξης της διαθέσιμης υπολογιστικής ισχύος, έχει αυξηθεί η χωρική ανάλυση των εφαρμοζόμενων μοντέλων, φτάνοντας την τάξη του 1 Km² για τοπικές εφαρμογές και επομένως επιτρέποντας την ακριβή αναπαράσταση των τοπογραφικών επιπτώσεων των μοτίβων του ανέμου (Βλαχογιάννης 2008) ^[53].

2.4 Λειτουργικά Χαρακτηριστικά των τοπικών μοντέλων NWP

Τα παγκόσμια κλίμακας μοντέλα NWP πρόκειται να χρησιμοποιηθούν μόνο από πολύ μεγάλες μετεωρολογικές υπηρεσίες και διεθνείς οργανισμούς, καθώς απαιτούν πρόσβαση σε πραγματικό χρόνο σε ιδιοκτησιακά δεδομένα του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού, πληροφορίες από δορυφόρους και τεράστια συστήματα αφομοίωσης δεδομένων τεχνολογίας αιχμής. Αν θεωρήσουμε ότι τουλάχιστον μία από αυτές τις παγκόσμιες προβλέψεις είναι διαθέσιμη στο κοινό, όπως συμβαίνει και στην πραγματικότητα σήμερα με το μοντέλο GFS του κέντρου NCEP, οι τοπικές προβλέψεις μπορούν να διεξαχθούν αυτόματα από μικρότερες ομάδες που προσανατολίζουν τις παραμέτρους των μοντέλων σύμφωνα με τις δικές τους ειδικές ανάγκες. Έτοιμα και πλήρη συστήματα αριθμητικών προβλέψεων καιρού διατίθενται σε ευρεία κλίμακα, όπως τα παλαιότερα μοντέλα MM5 και RAMS και το πιο σύγχρονο WRF. Άλλα μοντέλα μπορούν να αποκτηθούν για ερευνητικούς σκοπούς έπειτα από συμφωνία με τους κατόχους τους. Όλα αυτά τα μοντέλα απαιτούν πρόσβαση πραγματικού χρόνου σε μία πρόβλεψη από παγκόσμια NWP μοντέλα, προκειμένου να ορίσουν την αρχική τους κατάσταση και τις συνοριακές συνθήκες, αλλά και για μια προεπεξεργασία για την παραγωγή του πεδίου λειτουργίας του μοντέλου και την επιλογή συγκεκριμένων παραμέτρων. Μια μικρή ομάδα από επαγγελματίες με επαρκείς γνώσεις πάνω στη μετεωρολογία και τη χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών είναι ικανή να αναπτύξει ένα τέτοιο μοντέλο σε διάστημα λίγων εβδομάδων.

2.4.1 Υπολογιστικές Απαιτήσεις

Όπως αναφέρθηκε οι εξισώσεις που περιγράφουν το σύνολο των φυσικών νόμων που καθορίζουν την κίνηση της ατμόσφαιρας είναι πολύπλοκες και συνιστούν ένα σύστημα των διαφορικών εξισώσεων με μερικές παραγώγους. Η ολοκλήρωση των εξισώσεων αυτών ως προς το χρόνο με μικρά χρονικά βήματα δίνει τον υπολογισμό των μελλοντικών ατμοσφαιρικών μεταβλητών, δηλαδή μια πρόγνωση της ατμόσφαιρας που στηρίζεται στην αρχική κατάσταση που προκύπτει από το εκάστοτε μοντέλο- σύστημα μετεωρολογικής παρατήρησης. Λόγω της πολυπλοκότητας των εξισώσεων αυτών, για την επίλυσή τους απαιτείται μεγάλη υπολογιστική ισχύς. Οι υπολογιστικές απαιτήσεις ενός μοντέλου έχουν να κάνουν κυρίως με το μέγεθος του πεδίου λειτουργίας και την ανάλυση του εσωτερικού πλέγματος.

Γενικά ο υπολογιστικός χρόνος αυξάνεται γραμμικά με τον αριθμό των επιπέδων, ενώ την ίδια στιγμή αυξάνεται και με τον αριθμό των σημείων του οριζοντίου πλέγματος. Επίσης είναι αντιστρόφως ανάλογος προς το χρονικό βήμα της πρόβλεψης, το οποίο με τη σειρά του είναι ανάλογο με τα οριζόντια διαστήματα του πλέγματος. Αυξάνοντας τον αριθμό των υπολογιστικών πυρήνων, μπορούμε να μειώσουμε το συνολικό υπολογιστικό χρόνο ή να αυξήσουμε τα μεγέθη του πεδίου λειτουργίας του μοντέλου. Η αύξηση αυτή είναι όμως λιγότερο από γραμμική, π.χ. με το προηγούμενο υλικό (hardware) και τα ίδια χαρακτηριστικά, διπλασιάζοντας τον αριθμό των πυρήνων έχουμε μείωση του συνολικού υπολογιστικού χρόνου περίπου κατά ένα τρίτο.

Επειδή τα σύγχρονα μοντέλα, όπως το WRF, απαιτούν εξαιρετικά λεπτομερή παραλληλισμό δεν μπορούν να αξιοποιηθούν αποτελεσματικά από CPUs (Central Processing Units), λόγω του περιορισμένου εύρους ζώνης τους. Ως εκ τούτου, προκειμένου να επιτευχθεί κλιμάκωση των επιδόσεων χρησιμοποιούνται GPUs (Graphics Processor Units) ώστε να αξιοποιήσουν τον παραλληλισμό των δεδομένων στα WRF μοντέλα. Οι GPUs διαθέτουν ένα μεγάλο εύρος, που χρειάζεται για την επίτευξη υπολογιστικών κλιμάκων υψηλού επιπέδου. Επιπλέον, η ιδιαίτερα παράλληλη δομή τους τις καθιστά πιο αποτελεσματικές από τους συμβατικούς επεξεργαστές, κυρίως για αλγόριθμους όπου η επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων πρέπει να εκτελεστεί παράλληλα. Έτσι οι GPUs έχουν αναδειχτεί ως μία εναλλακτική χαμηλού κόστους, χαμηλής ισχύος (watts ανά flops), υψηλού εύρους μνήμης και υψηλής απόδοσης σε σχέση με τους συμβατικούς μικροεπεξεργαστές. Οι σύγχρονες GPUs προσφέρουν υψηλή απόδοση με περισσότερες από 100-G εντολές κινητής υποδιαστολής ανά δευτερόλεπτο και μέχρι και 100 GB εύρος μνήμης ροής δεδομένων (streaming memory bandwidth) ανά δευτερόλεπτο ^[52].

Ακόμη, τα σύγχρονα μοντέλα NWP περιλαμβάνουν τη Διεπιφάνεια Διαβίβασης Μηνυμάτων (Message Passing Interface- MPI), που επιτρέπει στον κώδικα να εκτελείται παράλληλα σε έναν αριθμό πυρήνων ή επεξεργαστών, δηλαδή σε ένα σύμπλεγμα ή δίκτυο σταθμών εργασίας για να λειτουργήσουν ως ένας υπέρ-υπολογιστής με κατανομημένη ή κοινόχρηστη μνήμη MIMD (Multiple Instruction, Multiple Data). Κάποιοι κώδικες περιλαμβάνουν και OPEN-MP καθοδηγήσεις, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα για ταυτόχρονη χρήση και των δύο παράλληλων τεχνολογιών. Η απόδοση του κώδικα σε διαφορετικές υπολογιστικές τοπολογίες δεν εξαρτάται τόσο από τον ίδιο τον κώδικα και τα μεγέθη των πεδίων, όσο από τα τεχνητά χαρακτηριστικά του υλικού, όπως ταχύτητα συνεργασίας κυκλωμάτων, μεγέθη κρυφών μνημών (cache sizes) κ.τ.λ.

Σημειώνεται, τέλος, ότι τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού και κυρίως αυτά που αναπτύχθηκαν για ερευνητικούς σκοπούς (όπως τα MM5 και WRF), έχουν πάντα έναν αριθμό προαιρετικών διακοπών για την επιλογή μεταξύ διαφόρων αριθμητικών και φυσικών προσεγγίσεων. Οι επιλογές αυτές μπορεί να επηρεάσουν σε μεγάλο βαθμό την απόδοση του μοντέλου τόσο σε επίπεδο υπολογισμών, όσο και σε επίπεδο αποτελεσμάτων. Σε κάθε περίπτωση είναι απαραίτητη μια καλή κατανόηση της βιβλιογραφίας της μετεωρολογικής έρευνας από το χρήστη προκειμένου να χειριστεί κατάλληλα ένα μοντέλο NWP ^[14].

2.4.2 Κύκλοι Λειτουργίας

Η λειτουργία ενός τοπικού μοντέλου NWP ξεκινά με την προετοιμασία των αρχείων του πεδίου λειτουργίας, δηλαδή την επιλογή των διαφόρων φωλιασμένων πλεγμάτων προς χρήση και την προεπεξεργασία δεδομένων διαφορετικών επιφανειών (ανάλογα με την τοπογραφία, τις παραμέτρους του χώματος, τη βλάστηση, τις μάσκες θάλασσας- ξηράς) που απαιτούνται. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μία και μοναδική φορά για ένα δοθέν πεδίο. Κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης απαραίτητη είναι η ενημέρωση τουλάχιστον 4 φορές την ημέρα μέσω των πιο πρόσφατων παγκόσμιων προβλέψεων και η εκτέλεση των προσομοιώσεων. Οι παγκόσμιες προβλέψεις θα πρέπει να περιέχουν μία παγκόσμια ανάλυση, ενσωματωμένα διαθέσιμα μετεωρολογικά δεδομένα από διάφορες πηγές και μια χαμηλής ανάλυσης πρόβλεψη, τυπικού μεγέθους οριζοντίων πλεγμάτων από 50 έως 100 χιλιόμετρα, για τον προσδιορισμό των πλευρικών συνοριακών συνθηκών του μοντέλου τοπικής πρόβλεψης.

Όταν και αν είναι διαθέσιμα επιπρόσθετα δεδομένα, κάποια τοπικά μοντέλα NWP μπορούν να τα αφομοιώσουν σαν διορθωτικά κατά την ανάλυση. Σε αυτό το στάδιο οι τοπικές προσομοιώσεις μπορούν να διεξαχθούν. Αν τα μοντέλα χρησιμοποιούν αμφίδρομο φώλιασμα πλεγμάτων, οι προβλέψεις για διαφορετικά πλέγματα θα υπολογιστούν παράλληλα και θα είναι ταυτοχρόνως διαθέσιμα. Αν όμως το εσωτερικό πλέγμα χρησιμοποιεί μονόδρομο φώλιασμα, τότε είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν δεδομένα από το ενδιάμεσο πλέγμα ενώ το εσωτερικό ακόμα υπολογίζεται ^[14].

Τέλος, είναι εύκολο να μελετήσουμε διαφορετικά πεδία ταυτόχρονα με ένα πολύ μεγάλο αριθμό υπολογιστικών κόμβων, περιορίζοντας σημαντικά το συνολικό υπολογιστικό χρόνο. Μία πρόβλεψη από το τοπικό μοντέλο NWP ολοκληρώνεται με κάποια μετά-επεξεργασία για την προετοιμασία γραφημάτων, πινάκων και αναφορών. Το λογισμικό για τέτοιες λειτουργίες παρέχεται γενικά από τις ομάδες υποστήριξης των μοντέλων, όπως το παλιότερο Σύστημα Ανάλυσης και Παρουσίασης Πλέγματος (Grid Analysis and Display System- GRADS) και το πιο σύγχρονο NCAR Λογισμικό της Γλώσσας Εντολών (NCAR Command Language Software).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Νευρωνικά Δίκτυα και Υπολογιστικά Εργαλεία

3.1 Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks)

3.1.1 Μοντέλα νευρώνων

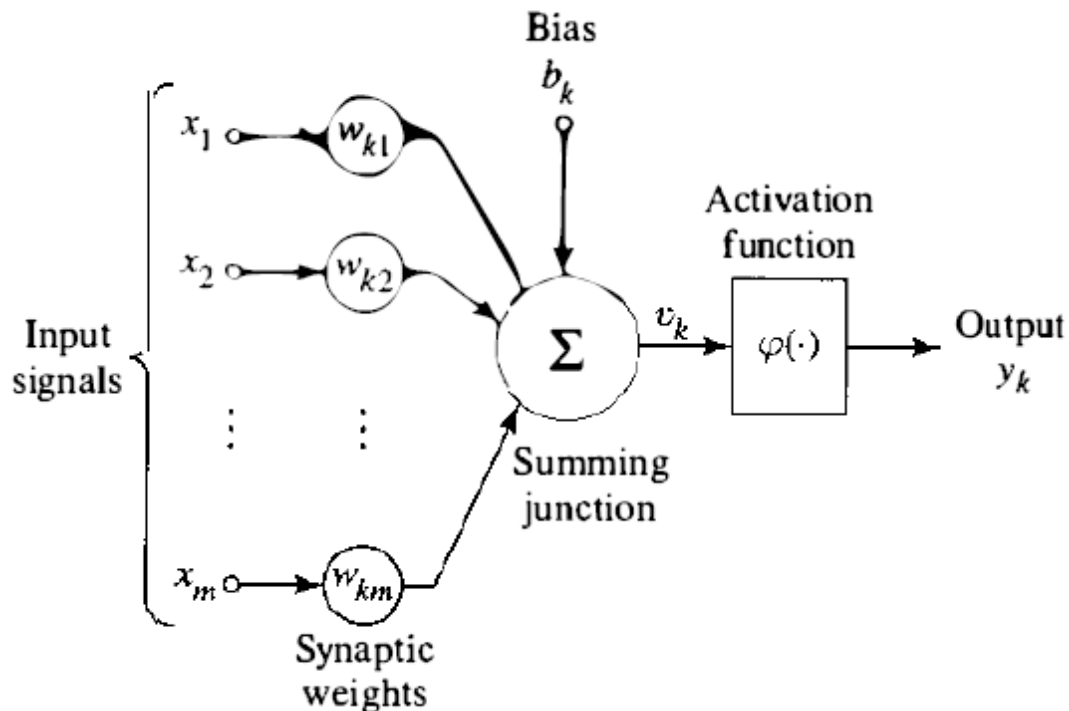
Οι νευρώνες που θεωρούμε στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν είναι βιολογικοί, αλλά αποτελούν εξαιρετικά απλές αφαιρέσεις των βιολογικών νευρώνων.

Στην πλέον γενική μορφή του, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι μια μηχανή σχεδιασμένη ώστε να μοντελοποιεί τον τρόπο με τον οποίο ο εγκέφαλος εκτελεί μια συγκεκριμένη εργασία ή λειτουργία. Για να επιτύχουν καλή απόδοση, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν τεράστιο αριθμό απλών, διασυνδεδεμένων μεταξύ τους υπολογιστικών κυττάρων, τα οποία αποκαλούνται νευρώνες ή μονάδες επεξεργασίας. Μπορούμε επομένως να διατυπώσουμε τον ακόλουθο ορισμό ενός νευρωνικού δικτύου: Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατανομημένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας και έχει από τη φύση του τη γνώση να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση. Μοιάζει ακόμη με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε 2 σημεία:

1. Το δίκτυο περιλαμβάνει τη γνώση από το περιβάλλον του μέσω μιας διαδικασίας μάθησης.

2. Η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, που αποκαλείται συναπτικό βάρος, χρησιμοποιείται για την αποθήκευση της γνώσης που αποκτάται.

Η διαδικασία μέσω της οποίας επιτυγχάνεται η μάθηση αποκαλείται αλγόριθμος μάθησης και η λειτουργία του είναι να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη του δικτύου με τον κατάλληλο τρόπο για την επίτευξη του επιθυμητού στόχου ^[37].



Σχήμα 13: Το μοντέλο ενός νευρώνα

Το μοντέλο νευρώνα του παραπάνω σχήματος περιλαμβάνει επίσης μια εξωτερικά εφαρμοζόμενη πόλωση, η οποία συμβολίζεται ως b_k . Η πόλωση b_k έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση ή μείωση της δικτυακής διέγερσης της συνάρτησης ενεργοποίησης, ανάλογα με το αν είναι θετική ή αρνητική αντίστοιχα. Με μαθηματικούς όρους μπορούμε να περιγράψουμε τον νευρώνα k που απεικονίζεται στο σχήμα με τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2)$$

όπου x_1, x_2, \dots, x_m είναι τα σήματα εισόδου και $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ είναι τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα k , u_k είναι η έξοδος του γραμμικού συνδυαστή που οφείλεται στα σήματα εισόδου, b_k είναι η πόλωση, $\varphi(\cdot)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και y_k είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα. Η χρήση της πόλωσης b_k έχει ως αποτέλεσμα την εφαρμογή ενός αφινικού μετασχηματισμού στην έξοδο u_k του γραμμικού συνδυαστή στο μοντέλο του σχήματος, όπως αποδεικνύει η σχέση:

$$v_k = u_k + b_k. \quad (3)$$

3.1.1.1 Τύποι της συνάρτησης ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία συμβολίζεται ως $\varphi(v)$, ορίζει την έξοδο ενός νευρώνα βάσει του τοπικού πεδίου v . Στη συνέχεια περιγράφονται οι δύο βασικοί τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης.

1. Συνάρτηση κατωφλίου: Για αυτό τον τύπο συνάρτησης ενεργοποίησης έχουμε:

$$\begin{aligned}\varphi(v) &= 1, \text{ αν } v \geq 0 \\ \varphi(v) &= 0, \text{ αν } v < 0\end{aligned}\quad (4)$$

Στους κλάδους της μηχανικής, η συνάρτηση κατωφλίου αναφέρεται και ως συνάρτηση Heaviside. Αντίστοιχα η έξοδος του νευρώνα k που χρησιμοποιεί μία τέτοια συνάρτηση κατωφλίου εκφράζεται ως:

$$\begin{aligned}y_k &= 1, \text{ αν } v_k \geq 0 \\ y_k &= 0, \text{ αν } v_k < 0\end{aligned}\quad (5)$$

όπου v_k είναι το τοπικό πεδίο του νευρώνα, δηλαδή:

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj}x_j + b_k \quad (6)$$

Το παραπάνω μοντέλο νευρώνα αναφέρεται ως μοντέλο McCulloch- Pitts, ως αναγνώριση του πρωτοποριακού έργου των McCulloch και Pitts ^[38]. Στο μοντέλο αυτό, η έξοδος του νευρώνα λαμβάνει την τιμή 1 εάν το τοπικό πεδίο του συγκεκριμένου νευρώνα είναι μη αρνητικό και 0 σε κάθε άλλη περίπτωση. Η δήλωση αυτή περιγράφει το χαρακτήρα "όλα ή τίποτα" του μοντέλου των McCulloch- Pitts.

2. Σιγμοειδής Συνάρτηση: Η σιγμοειδής συνάρτηση, της οποίας η γραφική παράσταση έχει σχήμα "S", είναι η πλέον κοινή μορφή συνάρτησης ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται στην κατασκευή νευρωνικών δικτύων. Ορίζεται ως αυστηρά αύξουσα συνάρτηση που επιδεικνύει κομψή ισορροπία μεταξύ γραμμικής και μη γραμμικής συμπεριφοράς. Ένα παράδειγμα της σιγμοειδούς συνάρτησης είναι η αποκαλούμενη λογιστική συνάρτηση η οποία ορίζεται ως:

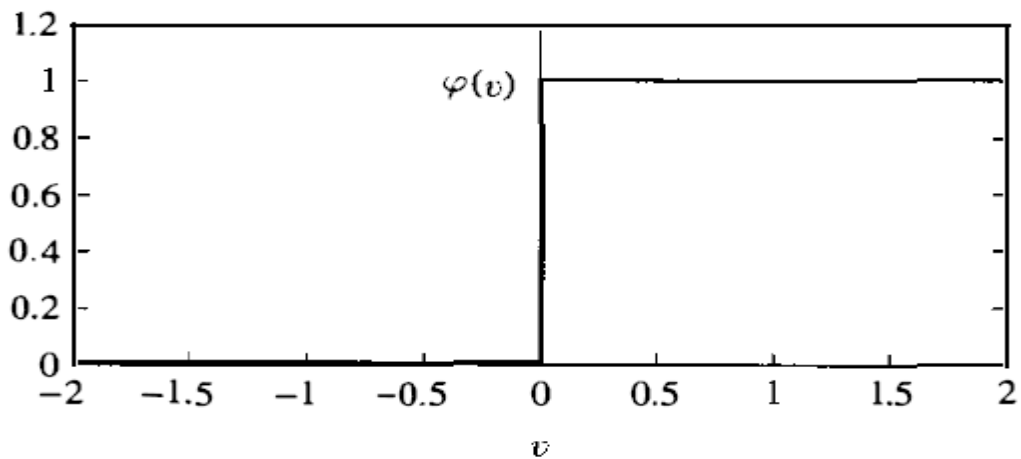
$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (7)$$

όπου a είναι η παράμετρος κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης. Μεταβάλλοντας τη παράμετρο a , παίρνουμε σιγμοειδείς συναρτήσεις διαφορετικών κλίσεων. Στην πραγματικότητα, η κλίση στο σημείο αρχής των αξόνων ισούται με $a/4$. Στο όριο, καθώς η παράμετρος κλίσης προσεγγίζει το άπειρο, η σιγμοειδής συνάρτηση εκφυλίζεται σε μια συνάρτηση κατωφλίου. Ενώ μία συνάρτηση κατωφλίου λαμβάνει τιμή 0 ή 1, μια σιγμοειδής συνάρτηση μπορεί να λαμβάνει τιμές από ένα συνεχές πεδίο τιμών από 0 έως 1. Σημειώνεται επίσης ότι η σιγμοειδής συνάρτηση είναι διαφορίσιμη ενώ η συνάρτηση κατωφλίου όχι.

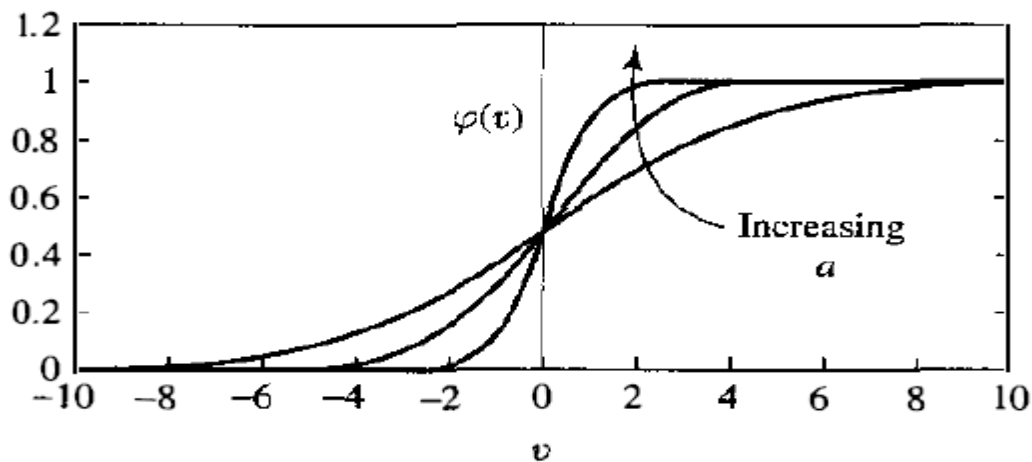
Οι συναρτήσεις που ορίστηκαν παραπάνω έχουν πεδίο τιμών από 0 έως +1. Σε ορισμένες περιπτώσεις είναι επιθυμητό να έχουμε για συνάρτηση ενεργοποίησης πεδίο τιμών από -1 έως +1. Τότε η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία περιττή συνάρτηση του τοπικού πεδίου. Συγκεκριμένα η συνάρτηση κατωφλίου ορίζεται ως:

$$\begin{aligned} \varphi(v) &= 1, \text{ αν } v > 0 \\ \varphi(v) &= 0, \text{ αν } v = 0 \\ \varphi(v) &= -1, \text{ αν } v < 0 \end{aligned} \quad (8)$$

η οποία είναι γνωστή και ως συνάρτηση προσήμου. Για την αντίστοιχη μορφή μιας σιγμοειδούς συνάρτησης μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης: $\varphi(v) = \tanh(v)$.



Σχήμα 14: Συνάρτηση κατωφλίου



Σχήμα 15: Παραδείγματα σιγμοειδών συναρτήσεων

Το μοντέλο νευρώνα που αναπτύχθηκε προηγουμένως είναι ντετερμινιστικό (αιτιοκρατικό), καθώς η συμπεριφορά του (είσοδος-έξοδος) είναι επακριβώς καθορισμένη για όλες τις εισόδους. Σε ορισμένες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων είναι επιθυμητό η ανάλυση να βασίζεται σε ένα στοχαστικό μοντέλο νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης του μοντέλου McCulloch - Pitts μπορεί να λάβει μια πιθανοκρατική ερμηνεία με μια αναλυτικά βαθιά προσέγγιση. Συγκεκριμένα, ένας νευρώνας επιτρέπεται να βρίσκεται μόνο σε μία από δύο καταστάσεις, για παράδειγμα +1 και -1. Η απόφαση για την ενεργοποίηση ενός νευρώνα (δηλαδή τη μετάβαση από την κατάσταση "off" στην κατάσταση "on") είναι πιθανοκρατική. Έστω ότι το x συμβολίζει την κατάσταση του νευρώνα και το $P(v)$ την πιθανότητα ενεργοποίησης, όπου v είναι το τοπικό πεδίο του νευρώνα. Μπορεί να γραφεί: $x=+1$ με πιθανότητα $P(v)$, $x=-1$ με πιθανότητα $1-P(v)$.

Μια τυπική επιλογή για την $P(v)$ είναι η σιγμοειδούς σχήματος συνάρτηση

$$P(v) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{v}{T}\right)} \quad (9)$$

, όπου T είναι μια ψευδοθερμοκρασία (μέγεθος δανεισμένο από τη θερμοδυναμική) η οποία χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της στάθμης του θορύβου και κατά συνέπεια, την αβεβαιότητα αναφορικά με την ενεργοποίηση. Για $T \rightarrow 0$, ο στοχαστικός νευρώνας αποκτά μια άνευ θορύβου (δηλαδή ντετερμινιστική) μορφή, συγκεκριμένα το μοντέλο McCulloch-Pitts^[38].

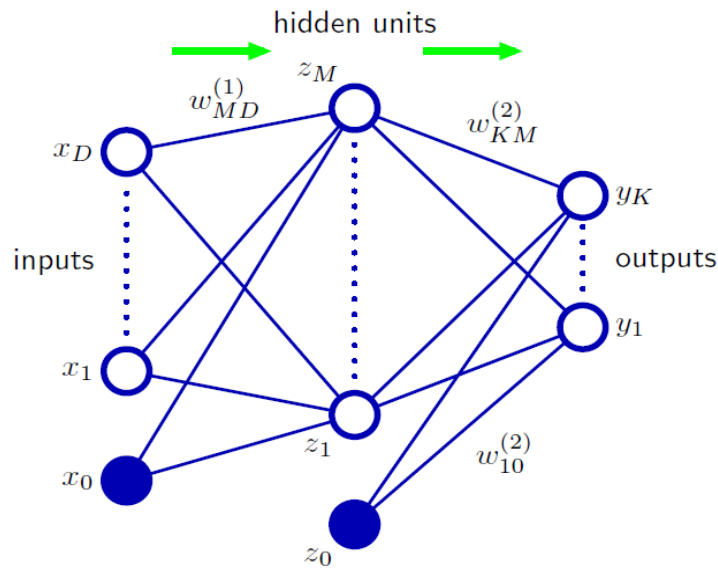
3.1.2 Βασικό Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα

Τελικά, το βασικό μοντέλο ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου μπορεί να δοθεί σαν μια σειρά μετασχηματισμών. Έστω ένα νευρωνικό δίκτυο με μεταβλητές εισόδου X με D χαρακτηριστικά $\{x_1, x_2, \dots, x_D\}$ και K εξόδους $\{y_1, y_2, \dots, y_K\}$. Σε ένα νευρωνικό δίκτυο με M κρυμμένα επίπεδα η έξοδος j περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση:

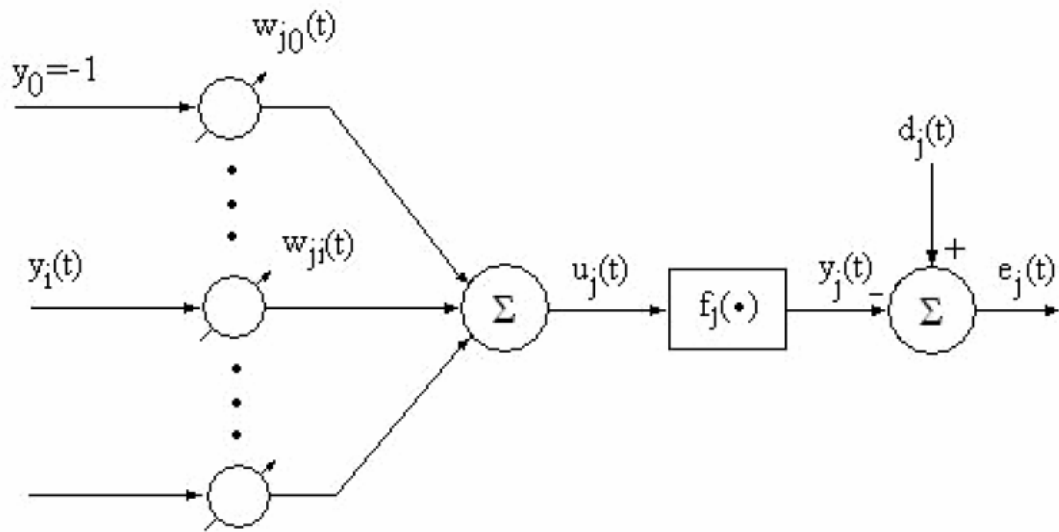
$$y_j(x, w) = \sigma \left(\sum_{m=0}^M w_{jm}^{(2)} h \left(\sum_{d=0}^D w_{kd}^{(1)} x_d \right) \right) \quad (1)$$

όπου η h είναι μια παραγωγίσιμη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, η σ είναι μια λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση και τα βάρη σύναψης συμβολίζονται με w .

Ένα τέτοιο νευρωνικό δίκτυο απεικονίζεται στο Σχήμα 4, στο οποίο φαίνονται ως κόμβοι οι μεταβλητές εισόδου x (input) και εξόδου y (output), αλλά και οι κρυμμένες μεταβλητές z (hidden units). Τα βάρη σύναψης δίνονται ως κλάδοι διασύνδεσης μεταξύ των κόμβων, ενώ η κλίση (bias) δίνεται ως κλάδος μεταξύ της πρόσθετης μεταβλητής εισόδου x_0 και της πρόσθετης κρυμμένης μεταβλητής z_0 . Τα βέλη δείχνουν τη φορά ροής της πληροφορίας μέσω του νευρωνικού δικτύου.



Σχήμα 18: Απεικόνιση νευρωνικού δικτύου με D εισόδου, K εξόδους και M κρυμμένα επίπεδα.



Σχήμα 19: Απεικόνιση του τεχνητού νευρώνα j .

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 19, ο τεχνητός νευρώνας αποτελείται από ένα σύνολο κλάδων διασύνδεσης (w), ένα κόμβο άθροισης (Σ) και μια συνάρτηση μεταφοράς (f) ή ενεργοποίησης (μη γραμμικότητα). Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης αποτελείται από ένα προκαθορισμένο σύνολο κανόνων που σκοπό έχουν την επίλυση του προβλήματος εκπαίδευσης.

3.2 Multilinear Perceptrons (MLP)-Πολυεπίπεδοι Αναγνωριστές

Μια κατηγορία δικτύων που συχνά χρησιμοποιείται στην πράξη είναι οι πολυεπίπεδοι αναγνωριστές (MLP) των οποίων η εκπαίδευση πραγματοποιείται μέσω του αλγόριθμου ανάστροφης διάδοσης του σφάλματος (BP: backpropagation learning).

Ένας πολυεπίπεδος Αναγνωριστής (MLP) είναι ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) που χαρτογραφεί σύνολα δεδομένων εισόδου σε μια σειρά από κατάλληλες εξόδους ^[39]. Ένα MLP αποτελείται από πολλαπλά στρώματα κόμβων σε ένα κατευθυνόμενο γράφημα, με κάθε στρώμα πλήρως συνδεδεμένο με το επόμενο. Εκτός από τους κόμβους εισόδου, κάθε κόμβος είναι ένας νευρώνας (ή στοιχείο επεξεργασίας) με μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το MLP χρησιμοποιεί μια τεχνική εποπτευόμενης μάθησης που ονομάζεται ανάστροφη διάδοση (backpropagation) για την εκπαίδευση του δικτύου. Οι πολυεπίπεδοι αναγνωριστές αποτελούν μια τροποποίηση του προτύπου γραμμικού αναγνωριστή και μπορούν να διακρίνουν δεδομένα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται είναι μια παραγωγίσιμη σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης. Ο αλγόριθμος BP εκτελείται σε δύο φάσεις: τη φάση προς τα εμπρός (ορθή φάση) και τη φάση προς τα πίσω (ανάστροφη φάση). Κατά την ορθή φάση ένα διάνυσμα εισόδου μεταφέρεται προς την έξοδο στρώμα με στρώμα και όταν φτάσει σε αυτήν παράγει τις πραγματικές εξόδους. Κατά την ανάστροφη φάση, το σφάλμα εξόδου διαδίδεται ανάστροφα από την έξοδο προς την είσοδο και τα βάρη σύναψης όλων των νευρώνων αναβαθμίζονται μέσω του κανόνα διόρθωσης σφάλματος, έτσι ώστε η πραγματική έξοδος του να πλησιάζει όσο γίνεται την επιθυμητή έξοδό του.

Ένα σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από N ζεύγη της μορφής $[\vec{x}, \vec{d}]$, όπου \vec{x} το διάνυσμα εισόδου (πρότυπο) και \vec{d} το διάνυσμα των επιθυμητών εξόδων. Όταν εφαρμοστεί ως είσοδος το πρότυπο \vec{x} , το σφάλμα στην έξοδο του τυχαίου νευρώνα j , ο οποίος είναι κόμβος εξόδου, κατά την n -οστή επανάληψη, δίδεται από την σχέση $e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$, όπου d_j και y_j είναι αντίστοιχα η επιθυμητή και η πραγματική έξοδος του νευρώνα j όταν εφαρμόζεται η $x(n)$, $\{n=1, \dots, N\}$.

Η μέση τιμή των σφαλμάτων για όλα τα N πρότυπα E_{av} ορίζεται από τη σχέση:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{j \in C} e^2(n) \quad (2)$$

και η εκπαίδευση έχει σκοπό την ελαχιστοποίηση της τιμής αυτής. Για τον λόγο αυτό εφαρμόζεται μια διαδικασία, όπου τα βάρη w_{ji} ενημερώνονται μετά την εφαρμογή κάθε προτύπου, σύμφωνα με τα σφάλματα που παρουσιάζονται.

Ο νευρώνας j τροφοδοτείται από τις εξόδους των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου. Επομένως, η έξοδος $u_j(n)$ δίδεται από την σχέση:

$$u_j(n) = \sum_{i=1}^p w_{ji}(n)y_i(n) \quad (3)$$

όπου p είναι το σύνολο των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου. Το βάρος w_{j0} είναι η πόλωση και αντιστοιχεί σε εξωτερική είσοδο $y_0=-1$. Η έξοδος $y_j(n)$ του νευρώνα j , κατά την επανάληψη n , δίδεται από την σχέση:

$$y_j(n) = f(u_j(n)) \quad (4)$$

Σε κάθε επανάληψη, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης προχωρεί σε διόρθωση των βαρών όλων των νευρώνων. Ανάλογα με την θέση κάθε νευρώνα, ισχύει μία από τις παρακάτω δύο περιπτώσεις :

- Εάν πρόκειται για νευρώνα εξόδου, τότε η επιθυμητή έξοδος είναι γνωστή και κατά συνέπεια, είναι άμεσα υπολογίσιμη η τιμή του σφάλματος $e_j(n)$. Σε κάθε επανάληψη, η διόρθωση $\Delta w_{ji}(n)$ του βάρους $w_{ji}(n)$ δίδεται με βάση τον κανόνα δέλτα, από την σχέση:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (5)$$

όπου $\delta_j(n)$ είναι η τοπική κλίση και η ο ρυθμός μάθησης:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) \cdot f'(u_j(n)) \quad (6)$$

- Εάν ο νευρώνας είναι εσωτερικός, η τιμή του σφάλματος δεν είναι άμεσα υπολογίσιμη αλλά προκύπτει αναδρομικά σε συνάρτηση με τις αποκρίσεις των νευρώνων με τους οποίους ο αναβαθμιζόμενος νευρώνας έχει απευθείας σύνδεση. Συγκεκριμένα, για το τον νευρώνα i του πρώτου κρυμμένου επιπέδου, η διόρθωση $\Delta w_{i1}(n)$ δίδεται από την σχέση:

$$\Delta w_{i1}(n) = \eta \cdot \delta_i(n) \cdot y_1(n) \quad (7)$$

όπου η τοπική κλίση $\delta_i(n)$ ορίζεται από την εξίσωση:

$$\delta_i(n) = f'(u_j(n)) \cdot \sum_j \delta_j(n) \cdot w_{i1}(n) \quad (8)$$

Η κλίση, δηλαδή, εξαρτάται τόσο από τη συνάρτηση ενεργοποίησης του συγκεκριμένου νευρώνα όσο και από το άθροισμα των γινομένων των τοπικών κλίσεων του επόμενου επιπέδου με τα αντίστοιχα βάρη που συνδέουν τον νευρώνα i με το επίπεδο αυτό.

Κατά την εφαρμογή του αλγόριθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος ακολουθούνται τα παρακάτω βήματα :

1) Αρχικοποίηση των βαρών και πολώσεων με τυχαίες τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$.

2) Διέλευση ορθής φοράς (forward pass) για τον υπολογισμό των εξόδων όλων των νευρώνων. Στην φάση αυτή τα βάρη παραμένουν αναλλοίωτα και η έξοδος κάθε νευρώνα υπολογίζεται με βάση τις εξισώσεις 4 και 9:

$$u_i(n) = \sum_{l=0}^q w_{il}(n) \cdot y_l(n) \quad (9)$$

Οι υπολογισμοί ξεκινούν από το επίπεδο εισόδου και προχωρούν σταδιακά μέχρι το επίπεδο εξόδου.

3) Διέλευση αντίστροφης φοράς (reverse pass) ξεκινώντας από το επίπεδο εξόδου και προχωρώντας βήμα-βήμα προς τα πίσω. Υπολογίζονται οι τιμές της τοπικής κλίσης κάθε νευρώνα και αναπροσαρμόζονται τα βάρη σύμφωνα με τον κανόνα δέλτα που παρουσιάστηκε προηγουμένως.

Η ανωτέρω διαδικασία των δύο διελεύσεων εκτελείται για κάθε πρότυπο του συνόλου εκπαίδευσης. Όταν εκτελεστεί στο σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης, έχει πραγματοποιηθεί μια εποχή (epoch). Κατά την συνολική διαδικασία εκπαίδευσης εκτελούνται επαναλήψεις των εποχών, μέχρις ότου τα βάρη του δικτύου σταθεροποιηθούν σε συγκεκριμένες τιμές και το δίκτυο οδηγηθεί σε σύγκλιση της μέσης τιμής των σφαλμάτων για όλα τα πρότυπα εκπαίδευσης.

Ασφαλώς, για να υπολογιστεί η τοπική κλίση είναι απαραίτητο η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι συνεχής και παραγωγίσιμη. Προς τον σκοπό αυτό, συνήθεις συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται είναι η σιγμοειδής λογαριθμική, η υπερβολική εφαπτομένη και η γραμμική συνάρτηση. Για να αποφευχθεί το πρόβλημα κορεσμού των τιμών της συνάρτησης ενεργοποίησης, οι εισοδοί x κανονικοποιούνται, ώστε να λαμβάνουν τιμές σε προκαθορισμένο διάστημα τιμών $[x_{\min}, x_{\max}]$.

Ανάλογα με την μέθοδο αναπροσαρμογής των βαρών διακρίνονται δύο τύποι εκπαίδευσης, ανά πρότυπο και ανά εποχή. Στην πρώτη περίπτωση τα βάρη αναπροσαρμόζονται μετά την εφαρμογή κάθε προτύπου. Στην δεύτερη περίπτωση (match mode) τα βάρη ενημερώνονται έπειτα από την παρουσίαση στο δίκτυο του συνόλου των προτύπων της εποχής. Για κάθε εποχή υπολογίζεται η μέση τιμή των τετραγώνων των σφαλμάτων σύμφωνα με την σχέση 9.

Ο αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης σφάλματος συνήθως δεν συγκλίνει και στην πράξη χρησιμοποιούνται ορισμένα κριτήρια τερματισμού της διαδικασίας. Επίσης, συχνά χρησιμοποιείται ένα ανεξάρτητο σύνολο αξιολόγησης (validation set) το οποίο δεν έχει χρησιμοποιηθεί κατά την διαδικασία εκπαίδευσης. Το σύνολο αυτό αξιοποιείται για την αξιολόγηση διάφορων τεχνητών νευρωνικών δικτύων και την επιλογή του βέλτιστου για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος.

3.3 Αυτό-οργανούμενοι Χάρτες (Self-Organizing Maps, SOM)

Οι αυτό-οργανούμενοι χάρτες (SOM) είναι μια ειδική κατηγορία νευρωνικών δικτύων, τα οποία βασίζονται στην ανταγωνιστική μάθηση. Οι νευρώνες εξόδου ανταγωνίζονται μεταξύ τους για το δικαίωμα ενεργοποίησης, με αποτέλεσμα μόνο ένας νευρώνας εξόδου, ή ένας νευρώνας ανά ομάδα, να είναι ενεργός ανά πάσα στιγμή. Ο νευρώνας εξόδου που νικά στον ανταγωνισμό (νικητής νευρώνας) απολαμβάνει το καθεστώς «ο νικητής τα παίρνει όλα». Ένας τρόπος για να προκαλέσουμε ανταγωνισμό του είδους «ο νικητής τα παίρνει όλα» μεταξύ των νευρώνων εξόδου είναι χρησιμοποιώντας πλευρικές ανασταλτικές συνδέσεις, δηλαδή διαδρομές αρνητικής ανάδρασης, μεταξύ τους^[37]. Σε έναν αυτό-οργανούμενο χάρτη, οι νευρώνες τοποθετούνται στους κόμβους ενός πλέγματος το οποίο συνήθως είναι μονοδιάστατο ή δισδιάστατο. Οι νευρώνες συντονίζονται (tuned) επιλεκτικά σε διάφορα πρότυπα εισόδου (ερεθίσματα) ή κλάσεις προτύπων εισόδου, κατά την πορεία μιας ανταγωνιστικής διαδικασίας μάθησης. Οι θέσεις των νευρώνων που συντονίζονται κατ' αυτόν τον τρόπο (δηλαδή οι νικητές νευρώνες) διατάσσονται ο ένας σε σχέση με τον άλλο με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε να δημιουργείται ένα λογικό σύστημα συντεταγμένων για διαφορετικά χαρακτηριστικά εισόδου πάνω στο πλέγμα. Συνεπώς, ένας αυτό-οργανούμενος χάρτης χαρακτηρίζεται από το σχηματισμό ενός τοπογραφικού χάρτη αποτελούμενου από τα πρότυπα εισόδου, στον οποίο οι χωρικές θέσεις (συντεταγμένες) των νευρώνων στο πλέγμα είναι ενδεικτικές των εσωτερικών στατιστικών χαρακτηριστικών που περιέχονται στα πρότυπα εισόδου. Κάθε πρότυπο εισόδου που παρουσιάζεται στο δίκτυο αποτελείται τυπικά από μια "τοπικοποιημένη" περιοχή ή σημείο δραστηριότητας πάνω σε "ήσυχο" υπόβαθρο. Η θέση και η φύση ενός τέτοιου σημείου συνήθως μεταβάλλεται από το ένα στιγμιότυπο του προτύπου εισόδου στο επόμενο. Συνεπώς, όλοι οι νευρώνες του δικτύου θα πρέπει να εκτίθενται σε επαρκή αριθμό διαφορετικών στιγμιότυπων του προτύπου εισόδου για να διασφαλιστεί ότι η διαδικασία αυτό-οργάνωσης θα έχει την ευκαιρία να αναπτυχθεί σωστά.

Ο αλγόριθμος που είναι υπεύθυνος για το σχηματισμό του αυτό-οργανούμενου χάρτη ξεκινά χρησιμοποιώντας τα συναπτικά βάρη στο δίκτυο. Αυτό μπορεί να γίνει αναθέτοντάς του μικρές τιμές, επιλεγμένες από μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών. Με αυτόν τον τρόπο, δεν επιβάλλεται κάποια αρχική σειρά στο χάρτη των χαρακτηριστικών. Αφού το δίκτυο αρχικοποιηθεί σωστά, υπάρχουν τρεις σημαντικές διαδικασίες που εμπλέκονται στο σχηματισμό του αυτό-οργανούμενου χάρτη:

1. *Ανταγωνισμός*: Για κάθε πρότυπο εισόδου, οι νευρώνες του δικτύου υπολογίζουν τις αντίστοιχες τιμές μιας συνάρτησης διάκρισης. Αυτή η συνάρτηση διάκρισης παρέχει τη βάση για τον ανταγωνισμό μεταξύ των νευρώνων. Ο συγκεκριμένος νευρώνας με τη μεγαλύτερη τιμή στη συνάρτηση διάκρισης δηλώνεται νικητής του ανταγωνισμού.

2. *Συνεργασία*: Ο νικητής νευρώνας καθορίζει τη χωρική θέση μια τοπολογικής γειτονιάς διεγερμένων νευρώνων, παρέχοντας έτσι τη βάση για τη συνεργασία μεταξύ τέτοιων γειτονικών νευρώνων.

3. *Προσαρμογή συναπτικών βαρών*: Αυτός ο τελευταίος μηχανισμός επιτρέπει στους διεγερμένους νευρώνες να αυξάνουν τις τιμές της συνάρτησης διάκρισης σε σχέση με το πρότυπο εισόδου μέσω κατάλληλων προσαρμογών που εφαρμόζονται στα συναπτικά βάρη τους. Οι προσαρμογές που γίνονται είναι τέτοιες ώστε η απόκριση του νικητή νευρώνα στην επόμενη εφαρμογή ενός παρόμοιου προτύπου εισόδου να είναι βελτιωμένη.

3.4 Γενικευμένα Γραμμικά Μοντέλα (Generalized Linear Models-GLM)

Τα γενικευμένα γραμμικά μοντέλα αποτελούν μία σύνδεση και επέκταση γνωστών μοντέλων παλινδρόμησης τα οποία εμφανίζουν κοινές ιδιότητες και έχουν κοινή μέθοδο εκτίμησης παραμέτρων. Ωστόσο τα κοινά χαρακτηριστικά των εννοιών που μελετώνται οδηγούν στην ομαδοποίηση των τεχνικών και δημιουργούν ένα σύνολο, αυτό των γενικευμένων γραμμικών μοντέλων, όπου μπορούν να μελετηθούν οι κοινές αυτές ιδιότητες ως μία ομάδα στατιστικών μοντέλων ^[40].

Έστω μία τυχαία μεταβλητή Y της οποίας η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας εξαρτάται από μία παράμετρο θ . Η κατανομή ανήκει στην εκθετική οικογένεια, αν μπορεί να γραφεί στη μορφή:

$$f(y; \theta) = s(y)t(\theta)e^{a(y)b(\theta)}, y \in Y, \theta \in \Theta \quad (1)$$

ή ισοδύναμα με $s(y) = \exp[d(y)]$ και $t(\theta) = \exp[c(\theta)]$ η παραπάνω σχέση γράφεται στη μορφή:

$$f(y; \theta) = e^{[a(y)b(\theta)+c(\theta)+d(y)]}, y \in Y, \theta \in \Theta \quad (2)$$

Όπου η συμμετρία μεταξύ των y και θ είναι εμφανής.

Τονίζεται ότι το στήριγμα της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας, δηλαδή το σύνολο

$S = \{y: f(y; \theta) > 0\}$ πρέπει να είναι ανεξάρτητο από την παράμετρο θ .

Αν ισχύει $a(y) = y$, τότε η κατανομή είναι σε κανονική μορφή και το $b(\theta)$ ονομάζεται φυσική παράμετρος της κατανομής.

Ένα γενικευμένο γραμμικό μοντέλο ορίζεται από ένα σύνολο ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών Y_1, Y_2, \dots, Y_N καθεμία από τις οποίες ακολουθεί μία κατανομή που ανήκει στην εκθετική οικογένεια με τις ακόλουθες ιδιότητες:

1. Η κατανομή που ακολουθεί το κάθε Y_i έχει την κανονική μορφή και εξαρτάται από μία μόνο παράμετρο θ_i . Τα θ_i δεν είναι απαραίτητο να είναι όλα ίδια,

$$f(y_i; \theta_i) = \exp [a(y_i)b(\theta_i) + c(\theta_i) + d(y_i)] \quad (3)$$

2. Οι κατανομές από όλα τα Y_i είναι της ίδιας μορφής (για παράδειγμα όλες ανήκουν στην Κανονική ή όλες στην Διωνυμική κατανομή). Έτσι, η από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των Y_1, Y_2, \dots, Y_N είναι:

$$\begin{aligned} & f(y_1, y_2, \dots, y_N; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) \\ &= \exp \left[\sum_{i=1}^N y_i b(\theta_i) + \sum_{i=1}^N c(\theta_i) + \sum_{i=1}^N d(y_i) \right] \end{aligned} \quad (4)$$

Στα γενικευμένα γραμμικά μοντέλα υπάρχει συνάρτηση g και ένα σύνολο παραμέτρων

$\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_p)$, ($p < N$) τέτοια ώστε ένας γραμμικός συνδυασμός των b να είναι ίσος με τη συνάρτηση της αναμενόμενης τιμής μ_i των Y_i δηλαδή:

$$g(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{b} \quad (5)$$

Συνεπώς ένα γενικευμένο γραμμικό μοντέλο αποτελείται από τις εξής συνιστώσες:

- Y_1, Y_2, \dots, Y_N με κατανομή από την εκθετική οικογένεια,

- παραμέτρους: $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix}$,

- επεξηγηματικές μεταβλητές: $X = \begin{bmatrix} X_1^T \\ \vdots \\ X_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N1} & \dots & X_{Np} \end{bmatrix}$,

- μία γνήσια μονότονη και διαφορίσιμη συνάρτηση σύνδεσης g τέτοια ώστε: $g(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{b}$ όπου $\mu_i = E[Y_i]$.

Η συνάρτηση σύνδεσης (link function) συσχετίζει τη γραμμική παράμετρο με την αναμενόμενη τιμή μ της μεταβλητής απόκρισης y . Οι μεταβλητές x_1, \dots, x_p δημιουργούν μια γραμμική πρόβλεψη η , η οποία είναι $\eta = \sum_{j=1}^p x_j b_j$. Στα κλασσικά γραμμικά μοντέλα η μέση τιμή μ ταυτίζεται με τη γραμμική πρόβλεψη η , οπότε η ταυτοτική συνάρτηση σύνδεσης μπορεί να πάρει οποιαδήποτε πραγματική τιμή. Όταν $\eta = \theta$, όπου θ είναι η κανονική παράμετρος, οι κανονικές συναρτήσεις σύνδεσης είναι για τις παρακάτω κατανομές:

- Κανονική: $\eta = \mu$.
- Poisson : $\eta = \log(\mu)$
- Διωνυμική: $\eta = \log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right)$.
- Γάμμα: $\eta = \mu^{-1}$.

Έχοντας επιλέξει ένα συγκεκριμένο μοντέλο, είναι απαραίτητο στη συνέχεια να εκτιμηθούν οι παράμετροι του μοντέλου και να υπολογιστούν οι προβλεπόμενες τιμές. Στα στατιστικά μοντέλα, για την εκτίμηση των παραμέτρων b_1, \dots, b_p χρησιμοποιείται η μέθοδος μέγιστης πιθανοφάνειας.

Έστω Y_1, \dots, Y_N τυχαίες μεταβλητές με από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας $f(y, \theta)$ η οποία εξαρτάται από το διάνυσμα των παραμέτρων $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_p]^T$. Έστω θ οι δυνατές τιμές του διανύσματος των παραμέτρων. Ο εκτιμητής μέγιστης πιθανοφάνειας του θ είναι η τιμή $\hat{\theta}$ η οποία μεγιστοποιεί τη συνάρτηση πιθανοφάνειας:

$$L(\hat{\theta}, y) = \sup_{\theta \in \Theta} L(\theta, y), \theta \in \Theta \quad (6)$$

ή το λογάριθμο της συνάρτησης πιθανοφάνειας $l(\hat{\theta}, y) = \sup_{\theta \in \Theta} l(\theta, y)$.

Ο εκτιμητής $\hat{\theta}$ λαμβάνεται με διαφορίση της λογαριθμικής συνάρτησης πιθανοφάνειας για κάθε συνιστώσα του θ και λύνοντας τις εξισώσεις:

$$\frac{\partial}{\partial \theta_j} l(\theta, y) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

Θα πρέπει να ελεγχθεί ότι οι λύσεις αντιστοιχούν σε μέγιστες τιμές του $l(\theta, y)$. Αυτό επιτυγχάνεται όταν ο πίνακας των δευτέρων παραγώγων, $\frac{\partial^2}{\partial \theta_j \partial \theta_k} l(\theta, y)$ για την τιμή $\theta = \hat{\theta}$ είναι αρνητικά ορισμένος.

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στα γενικευμένα γραμμικά μοντέλα βασίζονται στη μέθοδο Newton-Raphson και στη μέθοδο των score. Θεωρώντας Y_1, \dots, Y_N ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές είναι επιθυμητή η εκτίμηση των παραμέτρων b που σχετίζονται με τα Y_i μέσω των σχέσεων $E[Y_i] = \mu_i$ και $g(\mu_i) = x_i^T b$. Για κάθε μεταβλητή Y_i , η λογαριθμική συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$l_i = \frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{a(\Phi_i) + y_i \Phi_i} \quad (8)$$

Για να βρεθεί η εκτιμήτρια μέγιστης πιθανοφάνειας χρειάζεται η συνάρτηση score $U = [U_1, \dots, U_N]$, όπου για την παράμετρο b_j :

$$U_j = \frac{\partial l}{\partial b_j} = \sum_{i=1}^N \left[\frac{\partial l}{\partial b_j} \right] = \sum_{i=1}^N \left[\frac{y_i - \mu_i}{\text{var}(Y_i)} x_{ij} \left(\frac{\partial \mu_i}{\partial \eta_i} \right) \right] \quad (9)$$

Ο πίνακας διασποράς-συνδιασποράς των U_i ονομάζεται πίνακας πληροφορίας και μπορεί να γραφεί ως $I = X^T W X$, όπου W είναι ένας διαγώνιος $N \times N$ πίνακας, με στοιχεία:

$$w_{ii} = \frac{1}{\text{var}(Y_i)} \left(\frac{\partial \mu_i}{\partial \eta_i} \right)^2 \quad (10)$$

Η μέθοδος Newton-Raphson δίνει την m -οστή προσέγγιση από τη σχέση:

$$X^T W X b^{(m)} = X^T W z \quad (11)$$

όπου z είναι μια στήλη με στοιχεία:

$$z_i = \sum_k x_{ik} b_k^{(m-1)} + (y_i - \mu_i) \cdot \frac{\partial \mu_i}{\partial \eta_i} \quad (12)$$

Η προηγούμενη εξίσωση έχει την ίδια μορφή με τις κανονικές εξισώσεις των γενικευμένων γραμμικών μοντέλων που προκύπτουν από τα σταθμισμένα ελάχιστα τετράγωνα με τη διαφορά του ότι πρέπει να λυθούν με μια επαναληπτική μέθοδο επειδή τα z και W εξαρτώνται σε γενικές γραμμές από το b . Δηλαδή οι εκτιμήτριες μέγιστης πιθανοφάνειας των γενικευμένων γραμμικών μοντέλων προκύπτουν από μια επαναληπτική διαδικασία σταθμισμένων ελαχίστων τετραγώνων.

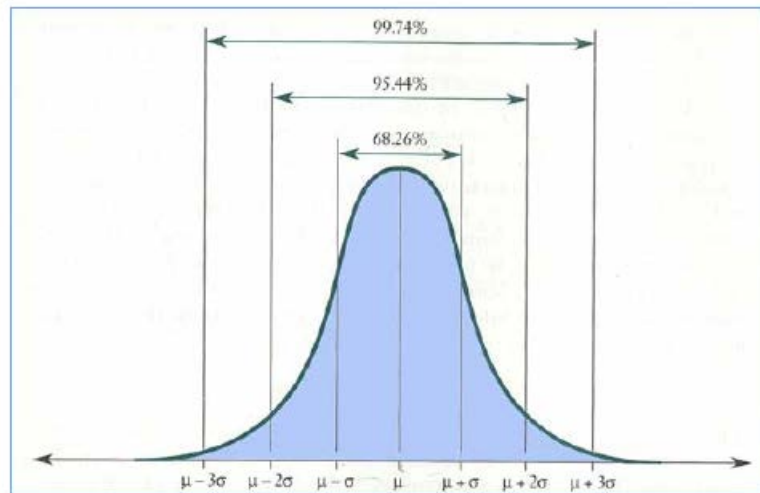
3.5 Γκαουσιανές Διαδικασίες

Οι Γκαουσιανές Διαδικασίες (Gaussian Processes) έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς τα τελευταία χρόνια σε προβλήματα ταξινόμησης (classification) και παλινδρόμησης (regression) ^[41]. Βασιζόμενες σε πιθανοτικά γεννητικά μοντέλα (probabilistic generative models), οι μέθοδοι Γκαουσιανών διαδικασιών είναι θεωρητικά ελκυστικές αφού επιτρέπουν τη Μπεϋσιανή μεταχείριση αυτών των προβλημάτων, παράγοντας πλήρεις εκ των υστέρων κατανομές βασιζόμενες τόσο στις εκ των προτέρων πεποιθήσεις μας όσο και στα παρατηρούμενα δεδομένα.

Μια από τις κοινές κατανομές πιθανότητας για συνεχείς μεταβλητές είναι η κανονική ή Γκαουσιανή κατανομή. Στην περίπτωση μιας μονοδιάστατης πραγματικής μεταβλητής x , η Γκαουσιανή κατανομή ορίζεται ως:

$$N(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right\} \quad (1)$$

και προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους: τον μέσο (mean) μ , και τη διακύμανση (variance) σ^2 . Η τετραγωνική ρίζα της διακύμανσης γράφεται ως σ και ονομάζεται τυπική απόκλιση (standard deviation). Το αντίστροφο της διακύμανσης δίνεται ως $\beta=1/\sigma^2$ και ονομάζεται ακρίβεια (precession). Η γραφική της παράσταση φαίνεται στο Σχήμα 2.



Σχήμα 17: Γκαουσιανή κατανομή

Για ένα D -διάστατο διάνυσμα x , η πολυμεταβλητή Γκαουσιανή κατανομή ορίζεται ως:

$$N(x|\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right\} \quad (2)$$

όπου μ είναι ένα D -διάστατο διάνυσμα μέσου, Σ είναι ο $D \times D$ πίνακας συνδιακύμανσης (covariance matrix) και το $|\Sigma|$ ορίζει την ορίζουσα του Σ .

Μια στοχαστική διαδικασία F είναι Γκαουσιανή εάν οι μεταβλητές της που αντιστοιχούν σε ένα οποιοδήποτε πεπερασμένο υποσύνολο του X είναι από κοινού Γκαουσιανές. Προκειμένου να εφαρμοστεί το Μπεϋσιανό συμπέρασμα χρησιμοποιώντας Γκαουσιανές διαδικασίες θα πρέπει πρώτα να οριστεί ένα στατιστικό γενεσιουργό μοντέλο (statistical generative model). Τέτοια μοντέλα αποτελούνται από:

1. Μια εξίσωση του μοντέλου που συσχετίζει τα παρατηρούμενα και τα απαρατήρητα συστατικά του μοντέλου. Συνήθως τα τελευταία μετασχηματίζονται και αλλοιώνονται από κάποιο προστιθέμενο θόρυβο για να παράγουν τα πρώτα. Οι απαρατήρητες (ή κρυμμένες) διαδικασίες είναι το αντικείμενο της Μπεϋσιανής συμπερασματολογίας (Bayesian inference).
2. Μια κατανομή για τον θόρυβο. Με τον όρο θόρυβο εννοείται μια οποιαδήποτε προστιθέμενη στοχαστική διαδικασία στην εξίσωση του μοντέλου, οι παράμετροι της οποίας είναι γνωστές και η οποία δεν αποτελεί αντικείμενο του προβλήματος συμπερασματολογίας.
3. Μια εκ των προτέρων κατανομή για τις απαρατήρητες διαδικασίες. Αυτό είναι απαραίτητο συστατικό που απαιτείται για την εφαρμογή του κανόνα του Bayes.

Εφόσον η F είναι εκ των προτέρων Γκαουσιανή, η εκ των προτέρων πιθανότητα της προσδιορίζεται πλήρως από τον μέσο (mean) και τη διακύμανσή (covariance) της:

$$E[F(x)] \stackrel{\text{def}}{=} f_0(x) \quad (3)$$

$$\text{Cov}[F(x), F(x')] = E[F(x), F(x')] - f_0(x)f_0(x') \stackrel{\text{def}}{=} k(x, x') \quad (4)$$

όπου το E υποδηλώνει την αναμενόμενη τιμή σε σχέση με την εκ των προτέρων κατανομή. Για να είναι η $k(\cdot, \cdot)$ μια θεμιτή συνδιακύμανση θα πρέπει να είναι συμμετρική και θετικά ορισμένη. Για να είναι συμμετρική θα πρέπει για κάθε $x, x' \in X$:

$$k(x, x') = k(x', x) \quad (5)$$

Για πεπερασμένο X , η $k(\cdot, \cdot)$ είναι ένας πίνακας. Ένας πίνακας είναι θετικά ορισμένος εάν για κάθε $g \in l_2$:

$$\int_{X^2} g(x)k(x, x')g(x')dx dx' \geq 0 \quad (6)$$

Στις μεθόδους πυρήνα (kernel methods) ^[36], η $k(\cdot, \cdot)$ αναφέρεται ως συνάρτηση πυρήνα (kernel function) και αντιμετωπίζεται ως ένα εσωτερικό γινόμενο σε κάποιο χώρο υψηλής διάστασης.

Εφόσον οι Γκαουσιανές διαδικασίες μπορούν να οριστούν απευθείας στο χώρο της συνάρτησης, δεν είναι τόσο περιοριστικές όσο τα παραμετρικά μοντέλα σχετικά με τον υποθετικό χώρο στον οποίο λαμβάνει μέρος η μηχανιστική μάθηση.

Επιπλέον, όταν τόσο η εκ των προτέρων κατανομή όσο και η πιθανοφάνεια (likelihood) είναι Γκαουσιανές, η εκ των υστέρων κατανομή θα είναι επίσης Γκαουσιανή και ο κανόνας του Bayes παράγει εκφράσεις κλειστής μορφής.

Στη συνέχεια εξετάζεται η χρήση Γκαουσιανών διαδικασιών για την παλινδρόμηση με λευκό Γκαουσιανό θόρυβο. Το δείγμα εκπαίδευσης αποτελείται από t παραδείγματα $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^t$. Η εξίσωση του μοντέλου για κάποιο $x \in X$ είναι:

$$Y(x) = F(x) + N(x) \quad (7)$$

όπου F είναι η Γκαουσιανή διαδικασία που αντιστοιχεί στην άγνωστη συνάρτηση από την οποία παράγονται τα δεδομένα, N είναι η Γκαουσιανή διαδικασία του θορύβου (ανεξάρτητη από την F) και Y είναι η παρατηρούμενη διαδικασία, η οποία μοντελοποιείται ως μια θορυβώδης εκδοχή της F . Η F υποτίθεται εκ των προτέρων ότι είναι μια Γκαουσιανή διαδικασία με μέσο $f_0(\cdot)$ και με συμμεταβλητότητα που δίνεται από μια συνάρτηση πυρήνα $k(\cdot, \cdot)$, όπως στις παραπάνω εξισώσεις.

Η εξίσωση εκτίμησης του μοντέλου για τα παραδείγματα εκπαίδευσης μπορεί να γραφεί συνοπτικά ως εξής:

$$Y_t = F_t + N_t \quad (8)$$

όπου $Y_t = (Y(x_1), \dots, Y(x_t))^T$, $F_t = (F(x_1), \dots, F(x_t))^T$ και $N_t = (N(x_1), \dots, N(x_t))^T$. Υποθέτοντας πως οι όροι του θορύβου που αλλοιώνουν κάθε δείγμα είναι ανεξάρτητοι και πανομοιότυπα κατανομημένοι, τότε ισχύει:

$$N_t \sim N(0, \sigma^2 I) \quad (9)$$

όπου σ^2 είναι η διακύμανση κάθε όρου του θορύβου.

Η από κοινού κατανομή της $F(x)$ για οποιοδήποτε $x \in X$ με την Y_t είναι:

$$\begin{pmatrix} F(x) \\ Y_t \end{pmatrix} \sim N \left\{ \begin{pmatrix} f_0(x) \\ f_0 \end{pmatrix}, \begin{bmatrix} k(x, x') & k_t(x) \\ k_t(x)^T & K_t + \sigma^2 I \end{bmatrix} \right\} \quad (10)$$

όπου $(f_0)_i = f_0(x_i)$, $[K_t]_{i,j} = k(x_i, x_j)$ και $(k_t(x))_i = k(x_i, x)$, για $i=1,2,\dots,t$.

Στη συνέχεια, με βάση τον κανόνα του Bayes, η εκ των υστέρων πιθανότητα της F δεδομένου των παρατηρούμενων δεδομένων είναι:

$$F(\cdot) | Y_t \sim N \{ \hat{F}_t(\cdot), P_t(\cdot, \cdot) \} \quad (11)$$

όπου:

$$\hat{F}_t(x) = f_0(x) + k_t(x)^T (K_t + \sigma^2 I)^{-1} (Y_t - f_0) \quad (12)$$

$$P_t(x, x') = k(x, x') - k_t(x)^T (K_t + \sigma^2 I)^{-1} k_t(x') \quad (13)$$

Η εκπαίδευση μιας Γκαουσιανής διαδικασίας ορίζεται ως η επιλογή μιας συνάρτησης συνδιακύμανσης και των παραμέτρων της. Για παράδειγμα στην κάτωθι συνάρτηση συνδιακύμανσης (τετράγωνο της εκθετικής κατανομής):

$$k(x_p, x_p) = \sigma_f^2 \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_p - x_p)^T M^{-1} (x_p - x_p) \right\} + \sigma_f^2 \delta_{pq} \quad (14)$$

το διάνυσμα $\theta = \{(M), \sigma_f^2, \sigma_n^2\}$ συγκεντρώνει όλες τις υπέρ-παραμέτρους, όπου με $\{M\}$ δηλώνονται οι παράμετροι στον συμμετρικό πίνακα M . Για την παλινδρόμηση με Γκαουσιανές διαδικασίες η συνάρτηση μέγιστης πιθανοφάνειας δίνεται από τη σχέση:

$$\log p(y|X, \theta) = -\frac{1}{2} y^T K_y^{-1} y - \frac{1}{2} \log |K_y| - \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (15)$$

όπου $K_y = K_f + \sigma_n^2 I$ είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης της παρατηρούμενης διαδικασίας Y (με θόρυβο). Για να βρεθούν οι εκτιμητές των υπέρ-παραμέτρων λύνονται οι παρακάτω εξισώσεις των παραγώγων της λογαριθμικής συνάρτησης πιθανοφάνειας ως προς κάθε συνιστώσα του θ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \theta_j} \log p(y|X, \theta) &= -\frac{1}{2} y^T K^{-1} \frac{\partial K}{\partial \theta_j} K^{-1} y - \frac{1}{2} \text{tr} \left(K^{-1} \frac{\partial K}{\partial \theta_j} \right) \\ &= 0 \end{aligned} \quad (16)$$

3.6 Τυχαία Δάση (Random Forests)

Ο αλγόριθμος των Τυχαίων Δασών (Random Forests) στηρίζεται στα δέντρα απόφασης^[42]. Σ' ένα πρώτο στάδιο λοιπόν, κρίνεται σκόπιμη η παρουσίασή τους. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται πώς ο συνδυασμός πολλών δέντρων απόφασης οδηγεί τελικά στον αλγόριθμο των Τυχαίων Δασών.

Ένα δέντρο απόφασης είναι ένα δέντρο το οποίο χρησιμοποιείται για ταξινόμηση. Λόγω της μη ικανοποιητικής ακρίβειας που προσφέρει δε χρησιμοποιείται πολύ συχνά ως ταξινομητής. Η χρήση όμως πολλών δέντρων απόφασης μαζί οδηγεί σε πολύ ισχυρούς ταξινομητές, ένας εκ των οποίων είναι και αυτός των Τυχαίων Δασών. Ένα δέντρο απόφασης, όπως και κάθε δέντρο, αποτελείται από ενδιάμεσους κόμβους και φύλλα^[43, 44].

Έστω το σύνολο με N δεδομένα $\{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_N, Y_N)\}$ με X_i μεταβλητές εισόδου (predictors) με p -χαρακτηριστικά και Y_i μεταβλητές εξόδου (responses). Έστω επίσης B το σύνολο των δέντρων που δημιουργούνται.

1. Για $b=1$ έως B :

- a) Γίνεται επιλογή ενός bootstrap δείγματος Z^* μεγέθους N από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Με τον όρο bootstrapping εννοείται η επιλογή ενός τυχαίου υποσυνόλου από το σύνολο δεδομένων για εκπαίδευση και ύστερα η δοκιμή του μοντέλου που έχει εκπαιδευτεί στο υποσύνολο που δεν επιλέχθηκε ώστε να παραχθούν διάφορα συμπεράσματα σχετικά με την ακρίβεια του μοντέλου (για παράδειγμα προκατάληψη (bias), διακύμανση, διαστήματα εμπιστοσύνης, σφάλμα πρόβλεψης κ.ά.).
- b) Αναπτύσσεται ένα τυχαίο δέντρο T_b στο δείγμα και επαναλαμβάνονται αναδρομικά τα παρακάτω βήματα για κάθε τερματικό κόμβο του δέντρου, μέχρι να επιτευχθεί ένα ελάχιστο μέγεθος κόμβων n_{\min} .
 - i. Επιλέγονται m τυχαία χαρακτηριστικά από τα p -χαρακτηριστικά.
 - ii. Επιλέγεται η καλύτερη μεταβλητή/σημείο διαχωρισμού από τα m .
 - iii. Διαιρείται ο κόμβος σε δύο κόμβους παιδιά.

2. Η έξοδος είναι ο μέσος όρος του συνόλου (ensemble) των δέντρων $\{T_b\}_1^B$.

Η πρόβλεψη σε ένα νέο σημείο x δίνεται από τις σχέσεις:

- Ταξινόμηση:

$$\hat{C}_{rf}^B(x) = \psi \text{ήψος πλειοψηφίας } \{\hat{C}_b(x)\}_1^B \quad (1)$$

όπου $\hat{C}_b(x)$ είναι η πρόβλεψη για την κλάση του σημείου x που δίνει το δέντρο b .

- Παλινδρόμηση:

$$\hat{f}_{rf}^B(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x; \theta_b) \quad (2)$$

Όπως και στο bagging, το Τυχαίο Δάσος προσεγγίζει την προσδοκία:

$$\hat{f}_{rf}(x) = E_{\theta}[T(x; \theta)] = \lim_{B \rightarrow \infty} \hat{f}_{rf}^B(x) \quad (3)$$

με τον μέσο όρο των δέντρων B στην κατανομή Θ . Είναι σημαντικό να τονιστεί πως ο αλγόριθμος Τυχαίων Δασών δεν δημιουργεί υπερπροσαρμογή στα δεδομένα ακόμη και με αύξηση του αριθμού των δέντρων B . Πράγματι, η κατανομή Θ μπορεί να κάνει υπερπροσαρμογή στα δεδομένα, δημιουργώντας ένα πολύ πλούσιο μοντέλο το οποίο δίνει επιπλέον πληροφορία που δεν χρησιμεύει. Όμως η αύξηση της επίδοσης ενός μοντέλου στον αλγόριθμο Τυχαίων Δασών είναι μηδαμινή, όταν το βάθος των δέντρων είναι ελεγχόμενο.

Ένα χαρακτηριστικό του αλγόριθμου Τυχαίων Δασών είναι ότι δεν χρειάζεται η ανάγκη μιας διασταυρωμένης επικύρωσης (cross validation), καθώς ο έλεγχος του σφάλματος γίνεται εσωτερικά. Κάθε δέντρο κατασκευάζεται χρησιμοποιώντας ένα διαφορετικό δείγμα bootstrap από τα αρχικά δεδομένα, έτσι περίπου το ένα τρίτο των αρχικών δεδομένων μένουν εκτός του bootstrap δείγματος και δεν χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του δέντρου b (out of bag samples-OOB). Τα δεδομένα που μένουν εκτός του δείγματος εκπαίδευσης του δέντρου b περνάνε μέσα από το δέντρο b και γίνεται η ταξινόμησή τους.

Με αυτόν τον τρόπο λαμβάνεται ένα σύνολο δεδομένων ελέγχου σε κάθε περίπτωση εκπαίδευσης. Αν j είναι η κλάση με την ψήφο πλειοψηφίας κάθε φορά που το δεδομένο n είναι εκτός του δείγματος εκπαίδευσης, τότε η εκτίμηση του σφάλματος OOB δίνεται από το ποσοστό των φορών που η κλάση j δεν είναι η σωστή για το δεδομένο n . Μόλις το σφάλμα OOB σταθεροποιηθεί η εκπαίδευση του Τυχαίου Δάσους μπορεί να σταματήσει.

Τέλος, ένα ακόμη χαρακτηριστικό του αλγόριθμου Τυχαίων Δασών είναι η σημαντικότητα των μεταβλητών εισόδου. Σε κάθε διαχωρισμό και σε κάθε δέντρο ξεχωριστά, η επιπλέον βελτίωση στην απόδοση του αλγόριθμου μέσω της συγκεκριμένης μεταβλητής είναι το μέτρο της σημαντικότητας της μεταβλητής, και συσσωρεύεται για όλα τα δέντρα στο δάσος και ξεχωριστά για κάθε μεταβλητή. Στον αλγόριθμο Τυχαίων Δασών λόγω του κριτήριου διαχωρισμού η πιθανότητα όλες οι μεταβλητές να έχουν ρόλο στο τελικό δέντρο, ακόμη και μικρό, είναι πολύ αυξημένη, ειδικά σε σχέση με άλλες μεθόδους (π.χ. gradient boosting). Επιπρόσθετα, στον αλγόριθμο Τυχαίων Δασών μέσω των δειγμάτων ΟΟΒ μπορεί να δημιουργηθεί ένα μοντέλο σημαντικότητας που μετρά την προβλεπτική ικανότητα της κάθε μεταβλητής.

Όταν στο δείγμα είναι μικρός ο αριθμός σημαντικών μεταβλητών τότε ο αλγόριθμος τυχαίων δασών εμφανίζει χειρότερη επίδοση κάθε φορά που αυξάνεται ο αριθμός των μεταβλητών που δίνουν θόρυβο στην έξοδο. Όταν όμως ο αριθμός των σημαντικών μεταβλητών αυξάνεται, η επίδοση του αλγόριθμου είναι ισχυρή ακόμη και με πολλές μεταβλητές με θόρυβο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Εφαρμογή των μοντέλων στη Ρόδο

4.1 Εισαγωγή

Η ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης απαιτεί ιστορικά δεδομένα παραγωγής ΑΠΕ ή φορτίου καθώς και μετρήσεις πραγματικού χρόνου, οι οποίες προέρχονται από το σύστημα SCADA που λειτουργεί στο ΣΗΕ της Ρόδου. Επιπλέον, για την πρόβλεψη της παραγωγής των ΑΠΕ απαιτούνται προβλέψεις από κάποιο μετεωρολογικό μοντέλο υψηλής κλίμακας. Οι προβλέψεις αυτές, που λέγονται αριθμητικές προβλέψεις καιρού (ΑΠΚ), προέρχονται από το μοντέλο SKIRON. Το χωρικό πλέγμα του μετεωρολογικού μοντέλου SKIRON καλύπτει τη Ρόδο με ανάλυση 0.1°lat/long. Επίσης, το SKIRON παρέχει ωριαίες προβλέψεις για κάθε σημείο του πλέγματος με χρονικό ορίζοντα πέντε ημερών, ενώ τις ανανεώνει μία φορά την ημέρα. Τα μοντέλα πρόβλεψης ενέργειας που θα εφαρμοστούν στη Ρόδο χρησιμοποιούν τις παρακάτω μεταβλητές των αριθμητικών προβλέψεων καιρού:

- ταχύτητα του ανέμου
- διεύθυνση του ανέμου,
- θερμοκρασία,
- υγρασία,
- επί τοις εκατό κάλυψη νέφωσης
- ηλιακή ακτινοβολία μεγάλου και μικρού μήκους κύματος.

4.2 Επεξεργασία και λήψη χρονοσειρών

Οι χρονοσειρές των μετεωρολογικών προβλέψεων καλύπτουν τη χρονική περίοδο από 01/05/2013 έως 31/05/2016. Στη παρούσα εργασία, για τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού που λειτουργούν ως επεξηγηματικές μεταβλητές για την πρόβλεψη αιολικής και ηλιακής ισχύος, κρίθηκε σκόπιμο να εξεταστούν τα χαρακτηριστικά και ο τύπος των κατανομών τους. Επίσης, υπολογίστηκε ο βαθμός αβεβαιότητάς τους, ο οποίος ορίστηκε εδώ ως η κανονικοποιημένη μέση τιμή της διασποράς τεσσάρων διαδοχικών αναβαθμίσεων και δίνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$I_k(\%) = 100 \times \frac{1}{3N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^4 (X_j^k - \langle X_j^k \rangle)^2 \quad (1)$$

όπου X_j είναι η τιμή της μετεωρολογικής μεταβλητής που εξετάζεται και προέρχεται από την j -οστή προηγούμενη αναβάθμιση των αριθμητικών προβλέψεων καιρού^[45], N είναι ο αριθμός των ημερών για τις οποίες υπάρχουν διαθέσιμες οι ΑΠΚ και k το βήμα της πρόβλεψης.

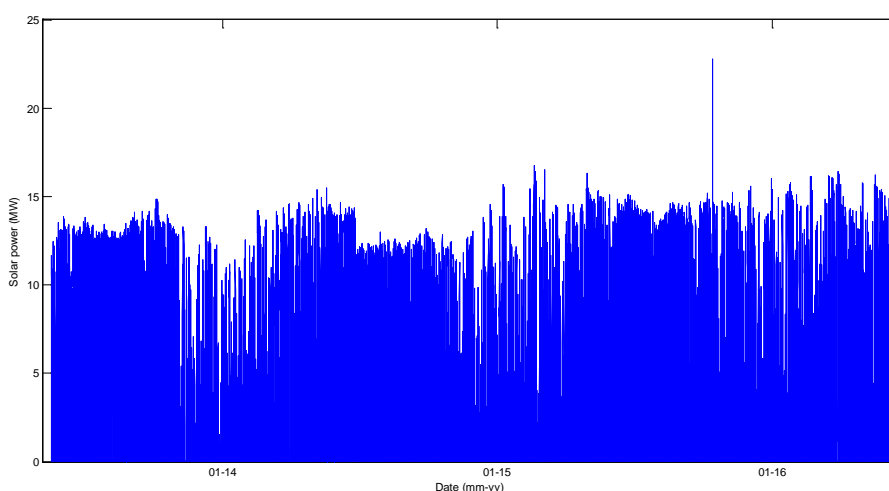
Όσον αφορά την περίπτωση της αιολικής παραγωγής της Ρόδου, συλλέχθηκαν οι χρονοσειρές της αιολικής ισχύος από τα πέντε αιολικά πάρκα της. Οι χρονοσειρές των τεσσάρων αιολικών πάρκων καλύπτουν την περίοδο από 01/05/2013 έως 31/05/2016, ενώ η χρονοσειρά του πέμπτου πάρκου ξεκινάει από την 30/01/2014 και φτάνει μέχρι την 31/05/2016. Επιπλέον για την ίδια χρονική περίοδο της κάθε χρονοσειράς, ελήφθησαν οι χρονοσειρές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου. Για τον υπολογισμό της απορριπτόμενης αιολικής ενέργειας, ελήφθησαν επίσης και οι χρονοσειρές με τα όρια λειτουργίας (set-points) του κάθε πάρκου που επιβλήθηκαν από τον διαχειριστή του ΣΗΕ. Η χρονοσειρά της συνολικής αιολικής παραγωγής της Ρόδου προέκυψε ως άθροισμα των χρονοσειρών της ισχύος των αιολικών πάρκων αφού πρώτα προστέθηκαν σε αυτές οι εκτιμήσεις της απορριπτόμενης ισχύος.

Τέλος, ελήφθησαν και επεξεργάστηκαν οι χρονοσειρές της συνολικής ηλιακής παραγωγής της Ρόδου. Η χρονοσειρά της ηλιακής ενέργειας καλύπτει την περίοδο από 18/05/2013 έως 07/06/2016.

Παρακάτω περιγράφονται οι κανόνες που εφαρμόζονται για τον εντοπισμό των λανθασμένων μετρήσεων σε κάθε περίπτωση. Επιπλέον, αναλύεται η μεθοδολογία που εφαρμόστηκε για την αντικατάσταση των λανθασμένων μετρήσεων. Τέλος, σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται με παραδείγματα οι επεξεργασμένες χρονοσειρές που χρησιμοποιήθηκαν στην προετοιμασία των μοντέλων πρόβλεψης.

4.2.1 Η χρονοσειρά της συνολικής παραγωγής ηλιακής ενέργειας της Ρόδου

Η χρονοσειρά της παραγωγής ισχύος από φωτοβολταϊκούς σταθμούς καλύπτει την περίοδο από 18/05/2016 έως 07/06/2016. Η χρονοσειρά που φαίνεται στο σχήμα 20, περιέχει περίπου τρία έτη που είναι αρκετά ώστε το μοντέλο πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος να συλλάβει όλες τις ατμοσφαιρικές διαδικασίες που λαμβάνουν χώρα στη περιοχή της Ρόδου, κυρίως τη περίοδο του χειμώνα.



Σχήμα 20: Η χρονοσειρά της συνολικής παραγωγής των ηλιακών σταθμών της Ρόδου χωρίς επεξεργασία.

Για τον εντοπισμό των εσφαλμένων μετρήσεων της ηλιακής ενέργειας χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω κανόνες:

1. Οι τιμές $p(t)$ που είναι μεγαλύτερες από τη συνολική εγκατεστημένη ισχύ των φωτοβολταϊκών σταθμών της Ρόδου p_{rated}

$$p(t) > p_{rated} \quad (2)$$

2. Οι τιμές $p(t)$ που είναι μικρότερες από το 0

$$p(t) < 0 \quad (3)$$

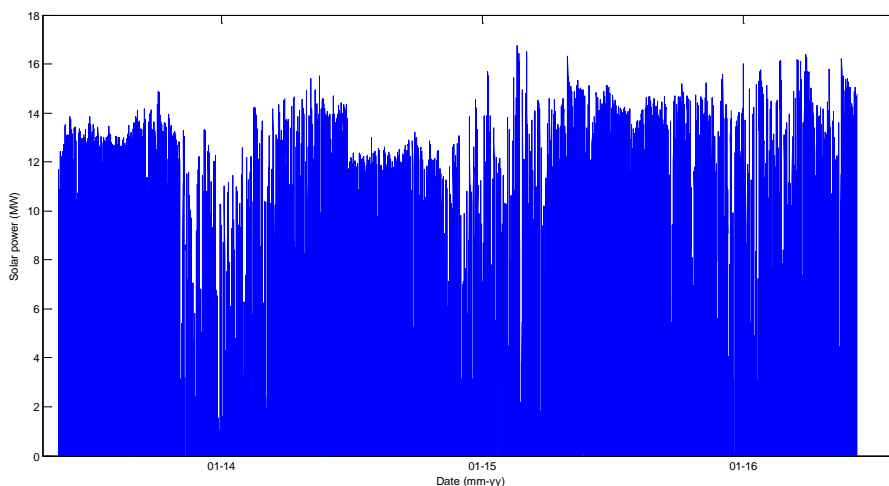
3. Η παράγωγος $dp(t)$ είναι 0 στις περιπτώσεις όπου η τιμή $p(t)$ είναι μεγαλύτερη από 0,1 MW

$$dp(t) == 0 \text{ AND } p(t) > 0,1 \quad (4)$$

4. Η παράγωγος $dp(t')$ είναι 0 για πάνω από δέκα συνεχόμενες ώρες, ενώ οι τιμές $p(t')$ για εκείνες τις ώρες είναι μικρότερες από 0,1 MW

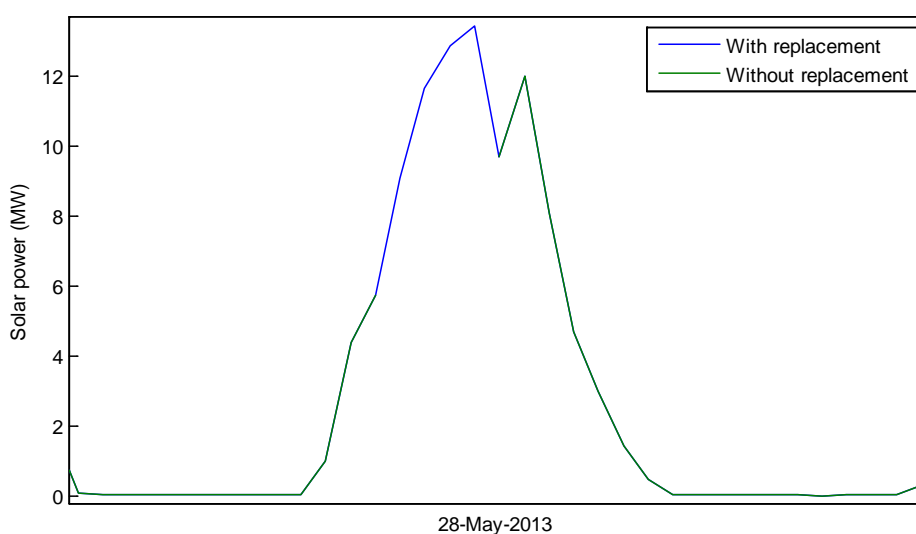
$$\{dp(t') == 0 \text{ AND } p(t') \leq 0,1\} \vee t' \in \{t-10..t\} \quad (5)$$

Η χρονοσειρά που προέκυψε με εφαρμογή των παραπάνω κανόνων φαίνεται στο σχήμα 21.



Σχήμα 21: Η χρονοσειρά της συνολικής παραγωγής των ηλιακών σταθμών της Ρόδου μετά από την εφαρμογή των κανόνων για τον εντοπισμό των λανθασμένων μετρήσεων.

Για να εξασφαλιστεί η ομαλή λειτουργία του μοντέλου πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος, οι λανθασμένες μετρήσεις θα πρέπει να αντικατασταθούν. Για το σκοπό αυτό, λαμβάνονται οι τελευταίες 12 μετρήσεις και συγκρίνονται με τις μετρήσεις των προηγούμενων ημερών που αντιστοιχούν στις ίδιες ώρες της ημέρας. Επιλέγεται τότε η ημέρα όπου η καμπύλη της ισχύος είναι πλησιέστερη με αυτή της τρέχουσας μέρας και η εσφαλμένη μέτρηση αντικαθίσταται με την τιμή της καμπύλης που επιλέχθηκε και αντιστοιχεί στην ίδια ώρα. Στο σχήμα 22 φαίνεται η καμπύλη μίας ημέρας με λανθασμένες τιμές πριν και μετά την αντικατάστασή τους.



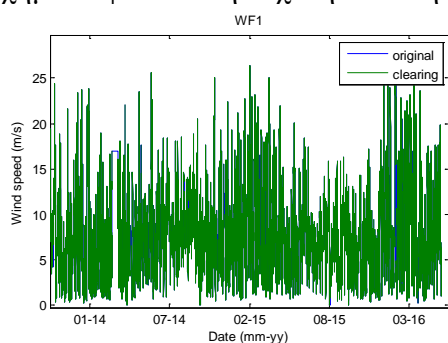
Σχήμα 22: Η καμπύλη ισχύος της 28ης Μαΐου 2013 πριν (πράσινη γραμμή) και μετά (μπλε γραμμή) την αντικατάσταση των λανθασμένων τιμών.

4.2.2 Υπολογισμός της χρονοσειράς της συνολικής αιολικής παραγωγής

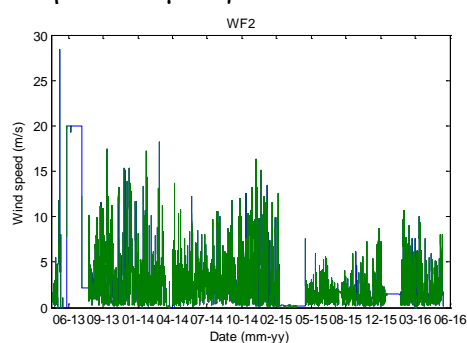
Ο υπολογισμός της συνολικής αιολικής παραγωγής της Ρόδου θα προέκυπτε από το άθροισμα όλων των αιολικών πάρκων του νησιού. Επειδή όμως, για λόγους ασφάλειας του δικτύου, ο διαχειριστής απορρίπτει ένα μέρος της παραγωγής από κάθε πάρκο, οι χρονοσειρές της ισχύος απεικονίζουν μόνο τη διείσδυση της ενέργειας στο σύστημα. Ο υπολογισμός της συνολικής παραγωγής του κάθε πάρκου έγινε με μοντέλα καμπύλης ισχύος που δημιουργήθηκαν γι' αυτό το σκοπό. Τα μοντέλα καμπύλης ισχύος αναπτύχθηκαν με τις χρονοσειρές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου και με τη χρονοσειρά των set-points. Συγκεκριμένα, απομονώθηκαν οι τιμές της ισχύος και του ανέμου τις ώρες που δεν είχε επιβληθεί κάποιο όριο λειτουργίας. Τα δεδομένα αυτά εφαρμόστηκαν στη δημιουργία των μοντέλων καμπύλης ισχύος. Παρακάτω, θα περιγραφεί αναλυτικά η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την ανάπτυξη των μοντέλων καμπύλης ισχύος.

4.2.2.1 Η επεξεργασία της χρονοσειράς των set-points και των χρονοσειρών της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου

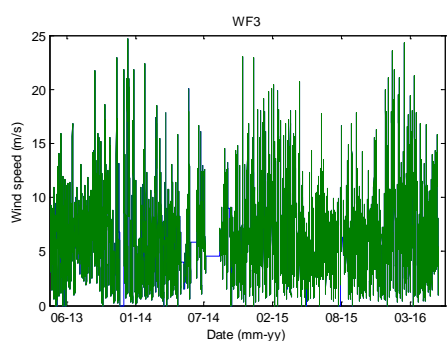
Η χρονοσειρά των set-points και οι χρονοσειρές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου για τα τέσσερα αιολικά πάρκα καλύπτουν την περίοδο από 01/05/2013 έως 31/05/2016, ενώ για το πέμπτο πάρκο που τέθηκε αργότερα σε λειτουργία, ξεκινάει από την 31/01/2014 και φτάνει μέχρι και την 31/05/2016. Στα παρακάτω σχήματα φαίνεται η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου για κάθε αιολικό πάρκο.



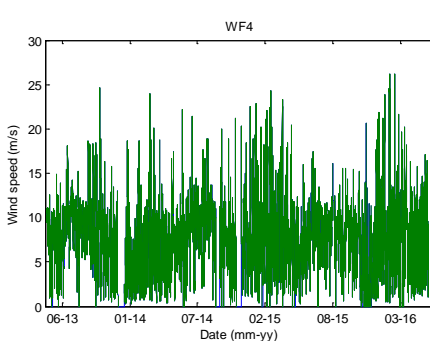
(α)



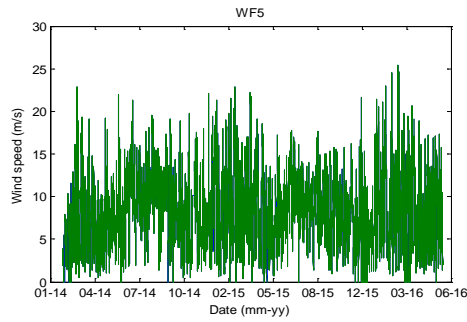
(β)



(γ)

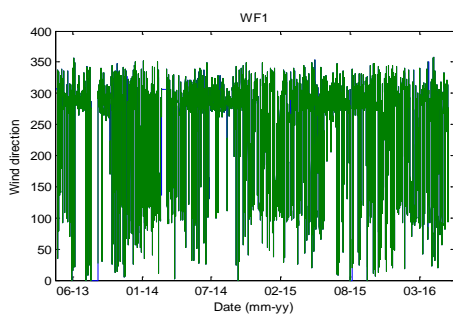


(δ)

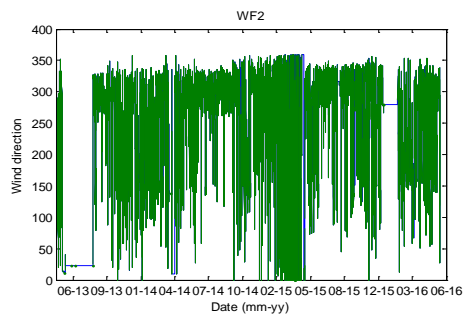


(ε)

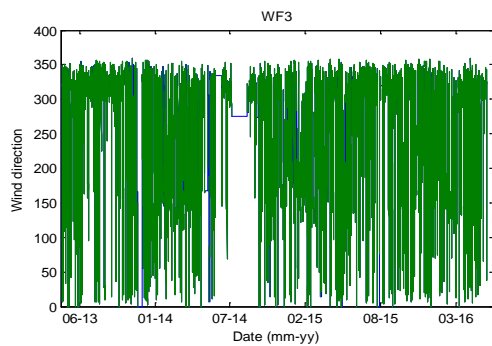
Σχήμα 23: Η ταχύτητα του ανέμου για κάθε αιολικό πάρκο. Με μπλε φαίνονται οι πρωτότυπες χρονοσειρές και με πράσινο φαίνονται οι χρονοσειρές χωρίς τις λανθασμένες μετρήσεις.



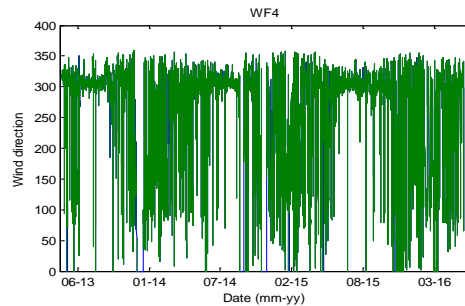
(α)



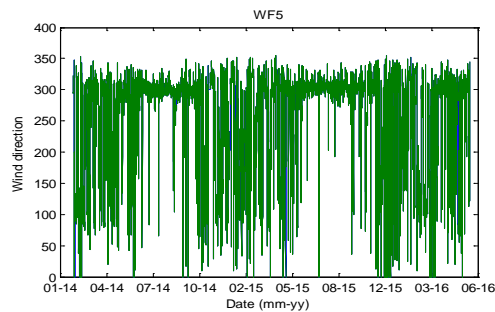
(β)



(γ)



(δ)



(ε)

Σχήμα 24: Η διεύθυνση του ανέμου για κάθε αιολικό πάρκο. Με μπλε φαίνονται οι πρωτότυπες χρονοσειρές και με πράσινο φαίνονται οι χρονοσειρές χωρίς τις εσφαλμένες μετρήσεις.

Για τον εντοπισμό των εσφαλμένων μετρήσεων της ταχύτητας του ανέμου χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω κανόνες:

1. Οι τιμές $w(t)$ να είναι μεγαλύτερες από 30m/s

$$w(t) > 30 \quad (6)$$

2. Οι τιμές $w(t)$ να είναι μικρότερες από το 0

$$w(t) < 0 \quad (7)$$

3. Η παράγωγος $dw(t')$ να είναι 0 για πάνω από τρεις συνεχόμενες ώρες

$$\{dw(t') = 0\} \vee t' \in \{t-3..t\} \quad (8)$$

Ενώ, για τον εντοπισμό των εσφαλμένων μετρήσεων της διεύθυνσης του ανέμου χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω κανόνες:

1. Οι τιμές $dr(t)$ να είναι μεγαλύτερες από 360°

$$dr(t) > 360 \quad (9)$$

2. Οι τιμές $dr(t)$ να είναι μικρότερες από το 0

$$dr(t) < 0 \quad (10)$$

3. Η παράγωγος $ddr(t')$ να είναι 0 για πάνω από τρεις συνεχόμενες ώρες

$$\{ddr(t') = 0\} \vee t' \in \{t-3..t\} \quad (11)$$

Στα σχήματα 23 και 24 φαίνονται οι χρονοσειρές μετά την εφαρμογή των παραπάνω κανόνων. Όπως φαίνεται στα σχήματα υπάρχουν μεγάλα διαστήματα με λανθασμένες τιμές τόσο στη περίπτωση της ταχύτητας του ανέμου όσο και στη περίπτωση της διεύθυνσης. Τόσο μεγάλα κενά είναι δύσκολο να καλυφθούν με μία εμπειρική μέθοδο, όπως αυτή που εφαρμόστηκε στην περίπτωση των χρονοσειρών της ηλιακής ενέργειας. Επίσης, για να δημιουργηθούν μοντέλα καμπύλης ισχύος όσο το δυνατόν πιο ευσταθή (robust), θα πρέπει με κάποιο τρόπο να αυξηθεί ο όγκος των δεδομένων της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου που αντιστοιχούν στις ώρες που το set-point είναι 1. Όποτε κρίθηκε αναγκαίο να εφαρμοστεί μία προχωρημένη μέθοδος η οποία να καλύπτει τα κενά αυτά με τον πιο αξιόπιστο τρόπο.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την κάλυψη των κενών μίας χρονοσειράς ενός αιολικού πάρκου είναι οι τιμές των χρονοσειρών των άλλων πάρκων που αντιστοιχούν στην ίδια χρονική στιγμή. Από τον πίνακα I φαίνεται ότι το πρόβλημα είναι μη γραμμικό αφού ο συντελεστής συσχέτισης σε όλες τις περιπτώσεις είναι μικρότερος από 90%. Συνεπώς, η μέθοδος που επιλέχθηκε είναι ο πολυεπίπεδος αναγνωριστής (MLP), ο οποίος είναι ένα νευρωνικό δίκτυο δύο επιπέδων.

Πίνακας I

Ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των χρονοσειρών της ταχύτητας του ανέμου

	Wf1	Wf2	Wf3	Wf4	Wf5
Wf1	1,00	0,67	0,79	0,82	0,52
Wf2	0,67	1,00	0,73	0,58	0,64
Wf3	0,79	0,73	1,00	0,77	0,72
Wf4	0,82	0,58	0,77	1,00	0,67
Wf5	0,52	0,64	0,72	0,67	1,00

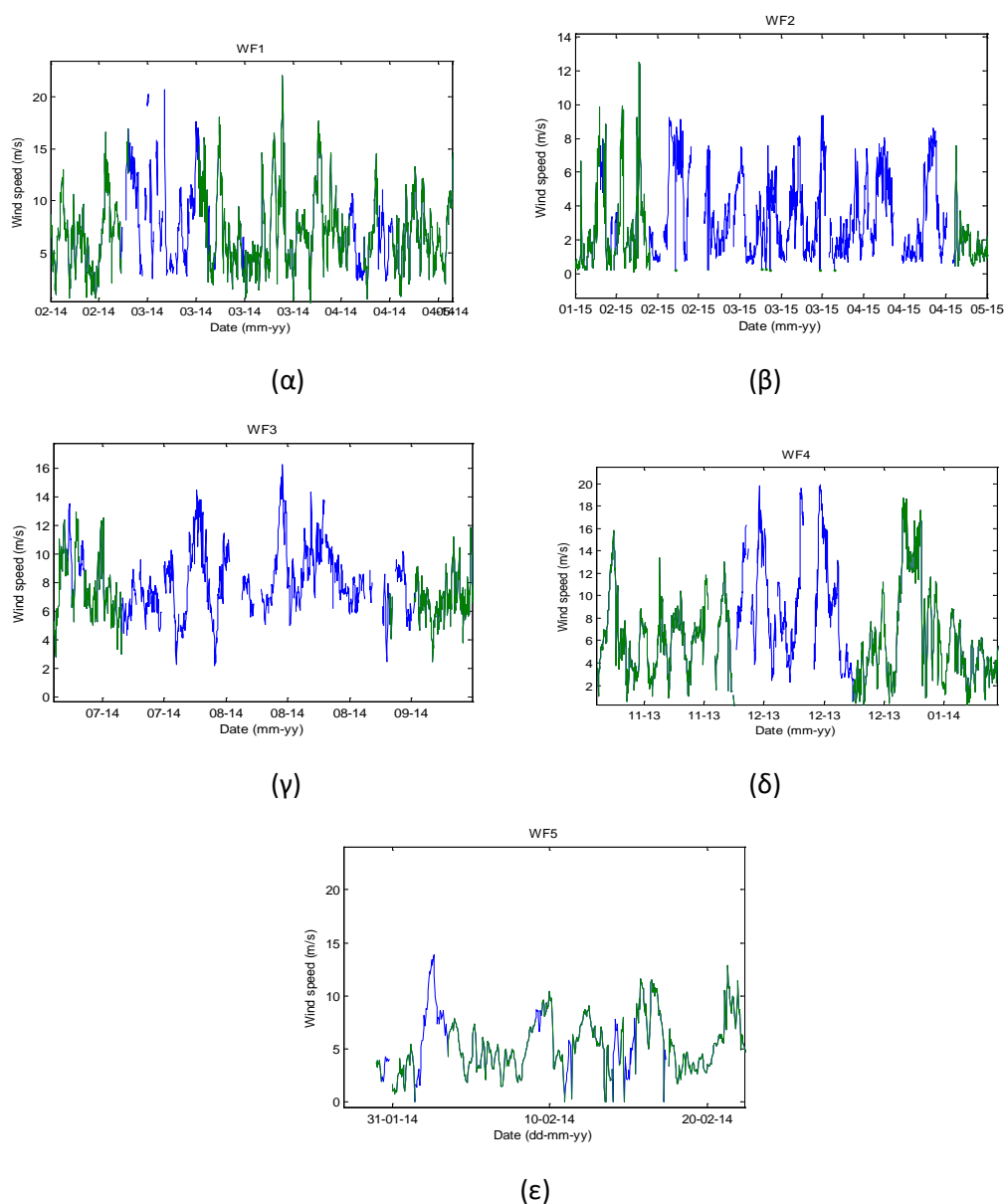
Όπως αναφέρθηκε και πρωτίτερα το βασικό μοντέλο ενός πολυεπίπεδου αναγνωριστή (MLP) μπορεί να δοθεί ως μια σειρά μετασχηματισμών [2]. Έστω ένα νευρωνικό δίκτυο με μεταβλητές εισόδου X με D χαρακτηριστικά $\{x_1, x_2, \dots, x_D\}$ και K εξόδους $\{y_1, y_2, \dots, y_K\}$. Σε ένα νευρωνικό δίκτυο με M κρυμμένα επίπεδα η έξοδος j περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$y_j(x, w) = \sigma \left(\sum_{m=0}^M w_{jm}^{(2)} h \left(\sum_{d=0}^D w_{kd}^{(1)} x_d \right) \right) \quad (12)$$

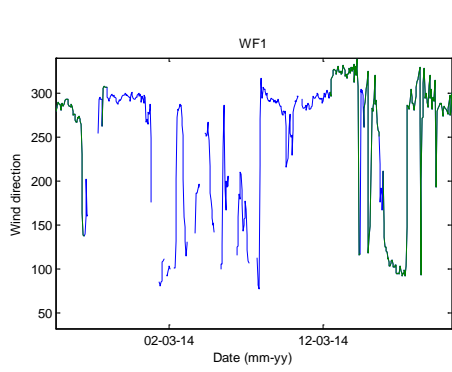
όπου η h είναι μια παραγωγίσιμη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, η σ είναι μια λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση και τα βάρη σύναψης συμβολίζονται με w .

Για κάθε χρονοσειρά ενός αιολικού πάρκου, είτε είναι της ταχύτητας του ανέμου είτε είναι της διεύθυνσης, δημιουργήθηκαν MLP που δέχονται στην είσοδό τους τις αντίστοιχες τιμές των χρονοσειρών των τεσσάρων πάρκων. Επειδή όμως για την ίδια χρονική στιγμή είναι πιθανόν να λείπουν κάποιες από τις τιμές των τεσσάρων πάρκων, δημιουργήθηκαν 15 MLPs για τη χρονοσειρά της ταχύτητας του ανέμου και 15 MLPs για τη χρονοσειρά της διεύθυνσης του ανέμου για κάθε πάρκο, ώστε να καλυφθούν όλες οι περιπτώσεις. Για παράδειγμα, εάν πρόκειται να υπολογιστούν οι τιμές της χρονοσειράς (ταχύτητας ή διεύθυνσης του ανέμου) του πρώτου πάρκου λαμβάνονται οι τιμές των χρονοσειρών των τεσσάρων πάρκων. Αν και οι τέσσερις τιμές είναι διαθέσιμες τότε εκτελείται το MLP που είναι εκπαιδευμένο να δέχεται στην είσοδό του τις τιμές και από τα τέσσερα πάρκα. Αν όμως λείπουν οι τιμές των πάρκων WF3 και WF5 τότε εκτελείται το MLP που είναι εκπαιδευμένο με τις τιμές των χρονοσειρών από τα πάρκα WF2 και WF4.

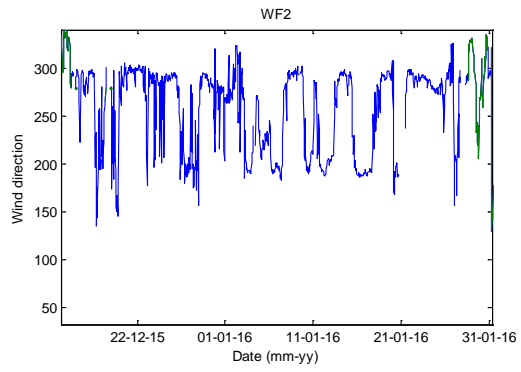
Στις περιπτώσεις που δεν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα από κανένα πάρκο, τότε θα εφαρμοστεί η εμπειρική μέθοδος που ακολουθήθηκε στην περίπτωση των χρονοσειρών της ηλιακής ενέργειας. Δηλαδή θα λαμβάνονται οι τελευταίες 12 μετρήσεις και θα συγκρίνονται με τις μετρήσεις των προηγούμενων ημερών. Τότε θα επιλέγεται η ημέρα όπου η καμπύλη της ισχύος είναι πλησιέστερη με αυτή της τρέχουσας ημέρας και η εσφαλμένη μέτρηση θα αντικαθίσταται με την τιμή της καμπύλης που επιλέχθηκε και αντιστοιχεί στην ίδια ώρα. Η τελευταία μέθοδος εφαρμόστηκε μόνο στην online λειτουργία του μοντέλου πρόβλεψης της αιολικής ισχύος και όχι για την προετοιμασία του. Στα παρακάτω σχήματα φαίνονται κάποια στιγμιότυπα από τις χρονοσειρές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου πριν και μετά την αντικατάσταση των λανθασμένων τιμών τους.



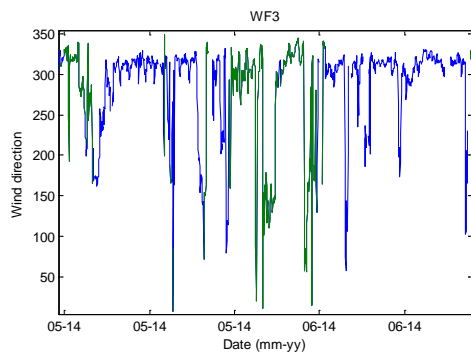
Σχήμα 25: Στιγμιότυπα από τις χρονοσειρές της ταχύτητας του ανέμου πριν και μετά την αντικατάσταση των λανθασμένων τιμών για τα πέντε αιολικά πάρκα. Στα σημεία που είναι κενά δεν υπήρχαν διαθέσιμα δεδομένα.



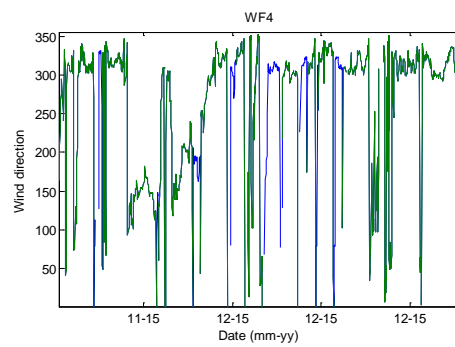
(α)



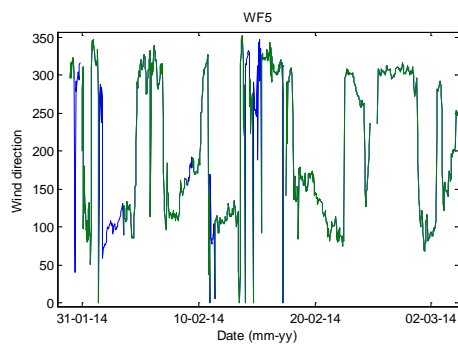
(β)



(γ)



(δ)



(ε)

Σχήμα 26: Στιγμιότυπα από τις χρονοσειρές της διεύθυνσης του ανέμου πριν και μετά την αντικατάσταση των λανθασμένων τιμών για τα πέντε αιολικά πάρκα. Στα σημεία που είναι κενά δεν υπήρχαν διαθέσιμα δεδομένα.

4.2.2.2 Οι χρονοσειρές της παραγωγής των αιολικών πάρκων της Ρόδου

Οι μετρήσεις της αιολικής ισχύος που συλλέχθηκαν στα τέσσερα από τα πέντε πάρκα της Ρόδου καλύπτουν την περίοδο από 01/01/2013 έως 07/06/2016. Η χρονοσειρά του πέμπτου πάρκου ξεκινάει την 31/01/2014. Για τον εντοπισμό των λανθασμένων μετρήσεων στην περίπτωση των χρονοσειρών της αιολικής ισχύος καθορίστηκαν οι παρακάτω κανόνες:

1. Οι τιμές $p(t)$ να είναι μεγαλύτερες από την εγκατεστημένη ισχύ p_{rated} του πάρκου

$$p(t) > p_{rated} \quad (13)$$

2. Οι τιμές $p(t)$ να είναι μικρότερες από το 0

$$p(t) < 0 \quad (14)$$

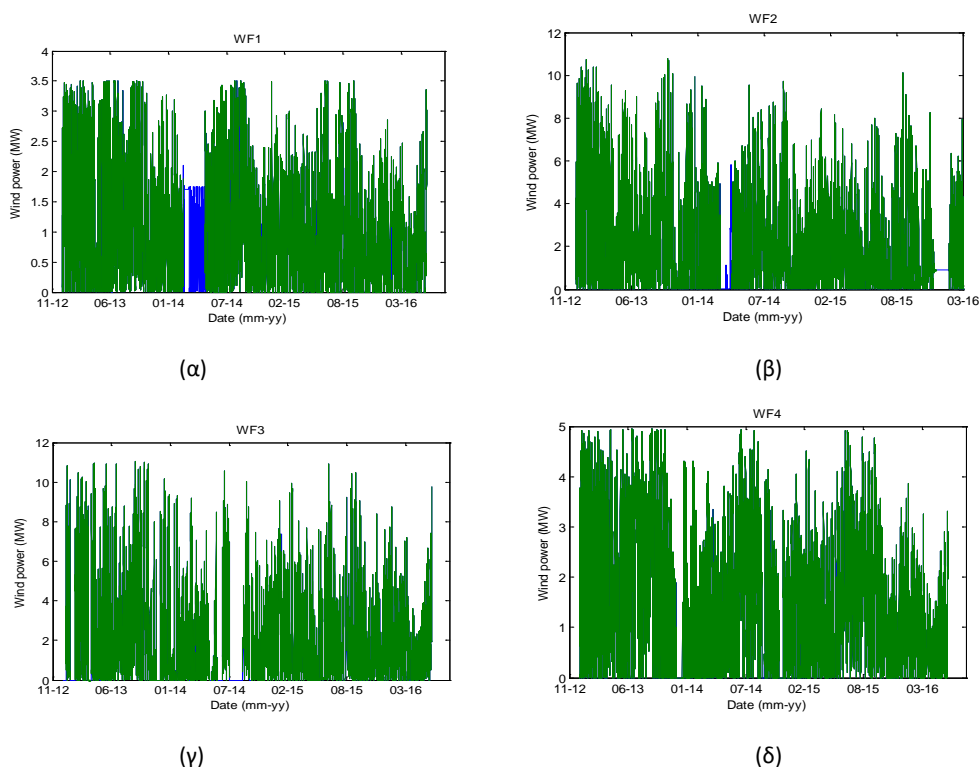
3. Η παράγωγος $dp(t)$ να είναι 0 και η τιμή $p(t)$ να είναι μεγαλύτερη από το 2% της εγκατεστημένης ισχύος p_{rated}

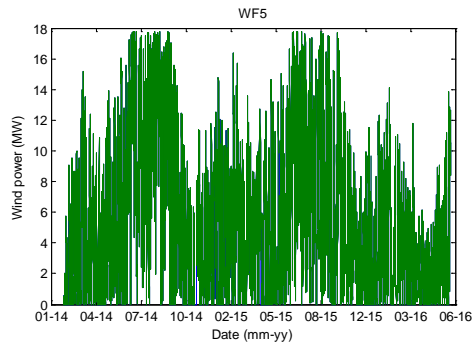
$$dp(t) == 0 \text{ AND } p(t) > 0,02 p_{rated} \quad (15)$$

4. Η παράγωγος $dp(t')$ να είναι 0 για πάνω από τρεις συνεχόμενες ώρες και ταυτόχρονα οι τιμές $p(t')$ για εκείνες τις ώρες να είναι μικρότερες από το 2% της εγκατεστημένης ισχύος p_{rated} αλλά και οι τιμές της ταχύτητας του ανέμου να είναι μεγαλύτερες από 5m/s

$$\{dp(t') == 0 \text{ AND } p(t') < 0,1 \text{ AND } w(t') > 5\} \vee t' \in \{t-3..t\} \quad (16)$$

Στο σχήμα 27 φαίνονται οι χρονοσειρές της ισχύος πριν και μετά τον καθαρισμό των λανθασμένων μετρήσεων.





(ε)

Σχήμα 27: Οι χρονοσειρές της αιολικής ισχύος για κάθε αιολικό πάρκο ξεχωριστά. Με μπλε φαίνονται οι πρωσχότυπες χρονοσειρές και με πράσινο φαίνονται οι χρονοσειρές χωρίς τις λανθασμένες μετρήσεις.

Η διαδικασία αντικατάστασης των λανθασμένων μετρήσεων πραγματοποιήθηκε μαζί με τη διαδικασία εκτίμησης της ισχύος ενός αιολικού πάρκου που θα παρήγαγε αν δεν είχε επιβληθεί από τον διαχειριστή set-point.

Για την εκτίμηση της ισχύος ενός πάρκου τις ώρες που έχει επιβληθεί set-point και έχει απορριφθεί ένα μέρος της παραγωγής του θα πρέπει να μετατραπεί η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου με κάποιο μοντέλο καμπύλης ισχύος. Για τη δημιουργία των μοντέλων καμπύλης ισχύος των αιολικών πάρκων, συλλέχθηκαν τα δεδομένα που περιλαμβάνουν την καταγεγραμμένη αιολική ισχύ, την ταχύτητα και τη διεύθυνση του ανέμου και αντιστοιχούν στις ώρες όπου οι τιμές των set-points είναι ίσες με 1, δηλαδή τις ώρες εκείνες όπου το ΣΗΕ της Ρόδου θα μπορούσε να απορροφήσει το 100% της εγκατεστημένης ισχύος του πάρκου.

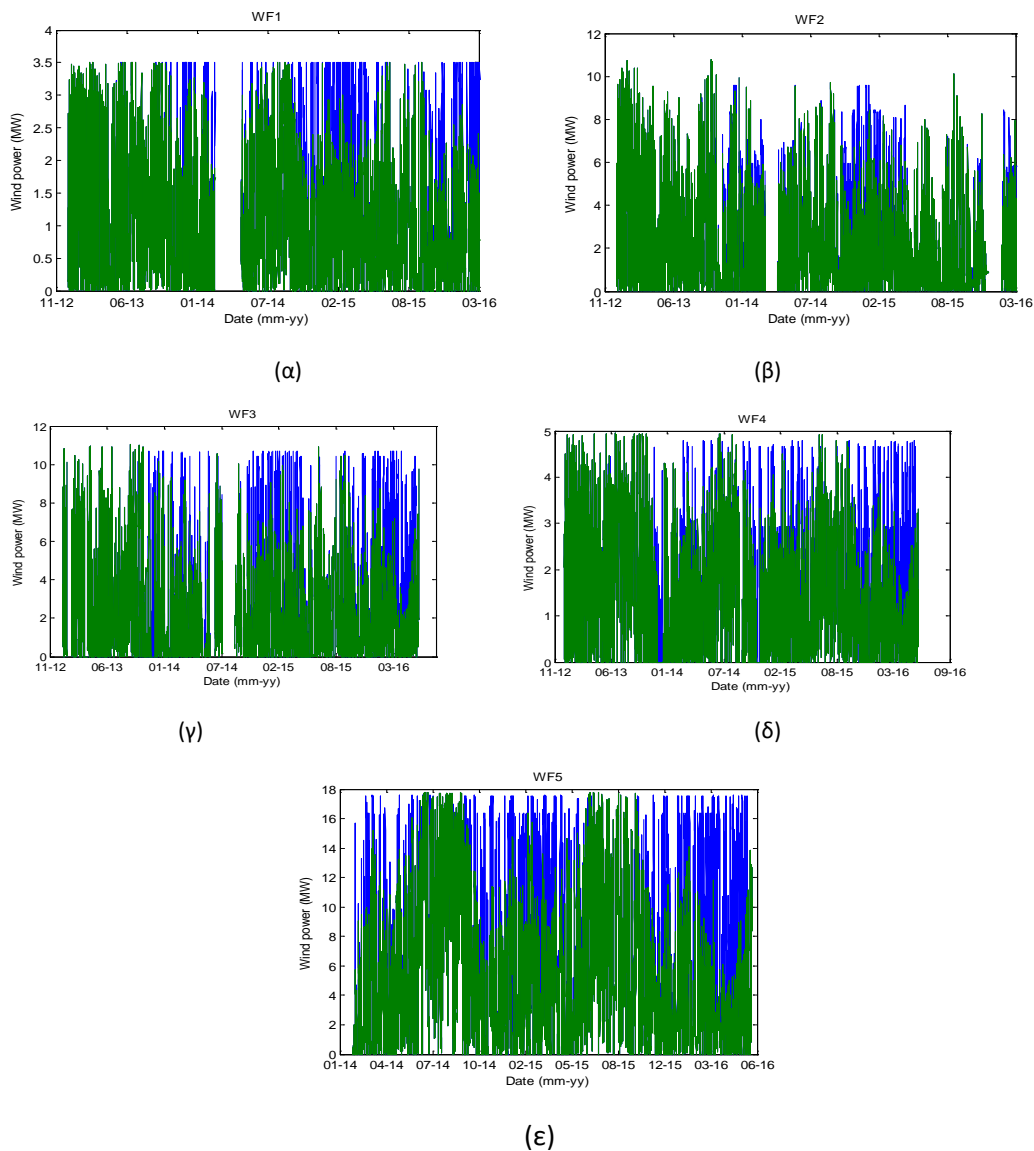
Για τον βέλτιστο σχεδιασμό της καμπύλης ισχύος και την καλύτερη προσέγγιση της αιολικής παραγωγής, οι τιμές της διεύθυνσης του ανέμου χωρίστηκαν σε τέσσερα διαστήματα. Μετά τη συλλογή των δεδομένων όπου οι καταγεγραμμένες τιμές της ισχύος είναι σίγουρο ότι αντιστοιχούν στην συνολική παραγωγή του πάρκου, σχηματίστηκε η κατανομή της διεύθυνσης του ανέμου. Έπειτα, υπολογίστηκαν οι τιμές q_a που ορίζονται από την παρακάτω σχέση:

$$q_a = F(a), a \in \{0, 25, 50, 75\} \quad (17)$$

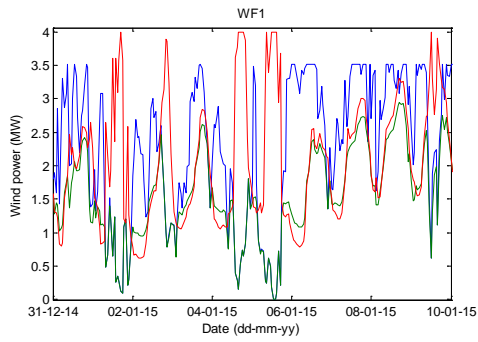
όπου η συνάρτηση F είναι η αθροιστική συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της διεύθυνσης του ανέμου.

Η σχέση 17 καθορίζει το διάστημα $[0, q_a]$ στο οποίο μια τιμή της διεύθυνσης έχει πιθανότητα a να βρίσκεται μέσα σ' αυτό. Οπότε το $q_{0,5}$ αντιπροσωπεύει την κεντρική τιμή της κατανομής της διεύθυνσης του ανέμου. Με τον τρόπο αυτό, σχηματίστηκαν τέσσερα διαστήματα της διεύθυνσης που περιείχαν παρόμοιο πλήθος δεδομένων. Τα δεδομένα της ταχύτητας του ανέμου και της αιολικής παραγωγής ομαδοποιήθηκαν με βάση τα παραπάνω διαστήματα της διεύθυνσης και χρησιμοποιήθηκαν στη δημιουργία τεσσάρων πολωνυμικών συναρτήσεων τετάρτου βαθμού.

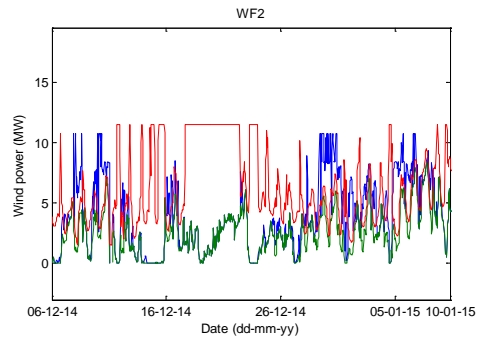
Επομένως, ο υπολογισμός της αιολικής παραγωγής ενός πάρκου τις ώρες που το set-point ήταν μικρότερο από 1 γίνεται σε δύο βήματα. Πρώτα, υπολογίζεται σε ποιά διάστημα από τα τέσσερα βρίσκεται η διεύθυνση του ανέμου και στη συνέχεια εφαρμόζεται η τιμή της ταχύτητας του ανέμου στη συνάρτηση που αντιστοιχεί στο διάστημα αυτό. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι χρονοσειρές της αιολικής ισχύος πριν και μετά την αντικατάσταση των τιμών όπου το αντίστοιχο set-point είναι μικρότερο του 1 με τις εκτιμήσεις των μοντέλων καμπύλης ισχύος (Σχήμα 28). Επίσης, στο σχήμα 29 φαίνονται κάποια στιγμιότυπα της χρονοσειράς πριν και μετά την αντικατάσταση των τιμών τους, όπως και οι τιμές της χρονοσειράς των set-point πολλαπλασιασμένες με την εγκατεστημένη ισχύ του αιολικού πάρκου. Τέλος, στο σχήμα 30 παρουσιάζεται η τελική χρονοσειρά της συνολικής αιολικής παραγωγής της Ρόδου που προέκυψε από το άθροισμα των χρονοσειρών της ισχύος και των πέντε πάρκων όπως διαμορφώθηκαν από την παραπάνω διαδικασία.



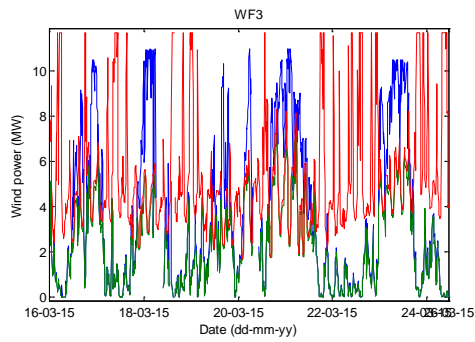
Σχήμα 28: Οι χρονοσειρές της αιολικής ισχύος ανά πάρκο με τις εκτιμήσεις των μοντέλων καμπύλης ισχύος.



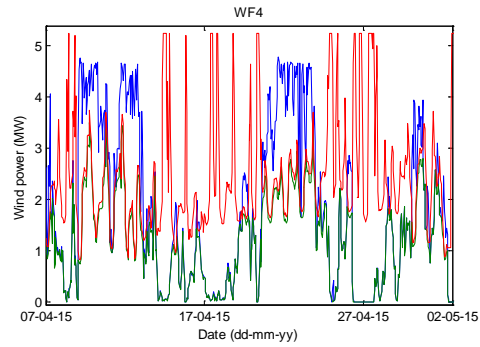
(α)



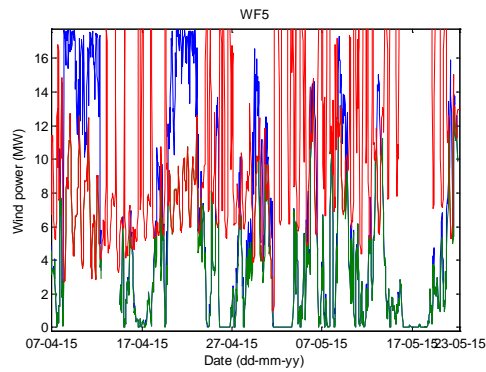
(β)



(γ)

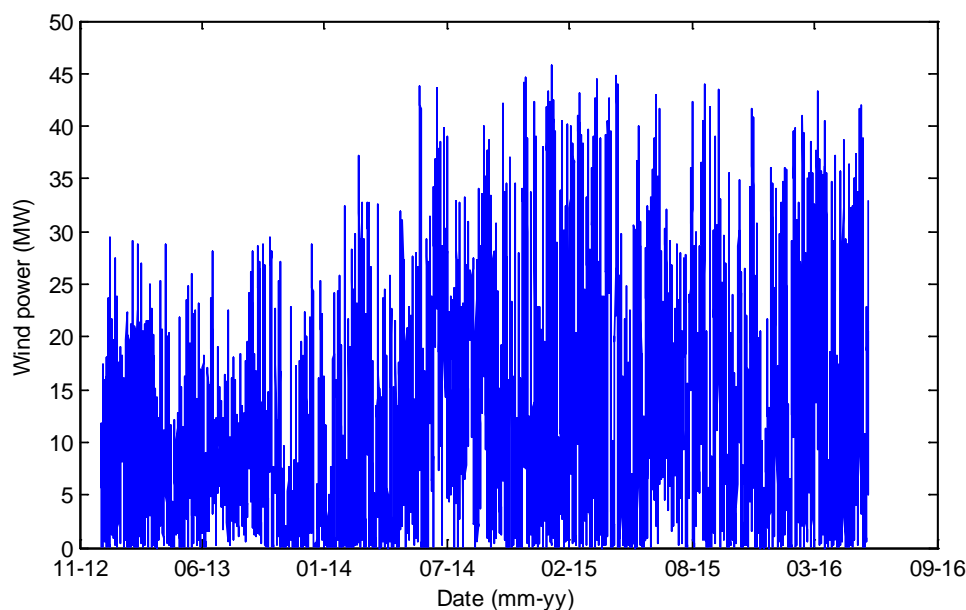


(δ)



(ε)

Σχήμα 29: Στιγμιότυπα των χρονοσειρών της αιολικής ισχύος. Με μπλε γραμμή είναι οι χρονοσειρές με τις εκτιμήσεις των μοντέλων καμπύλης ισχύος, με πράσινη γραμμή είναι οι πρωτότυπες χρονοσειρές και με κόκκινη γραμμή είναι οι τιμές των set-points πολλαπλασιασμένες με την εγκατεστημένη ισχύ του πάρκου.



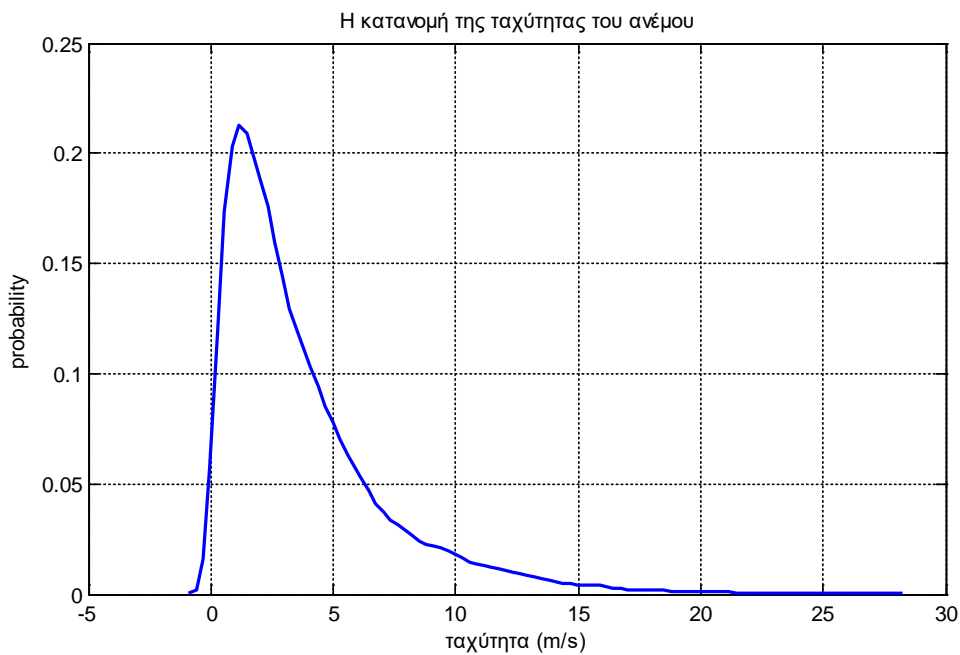
Σχήμα 30: Η χρονοσειρά της συνολικής αιολικής παραγωγής της Ρόδου.

4.2.3 Ανάλυση των χρονοσειρών των Αριθμητικών Προβλέψεων Καιρού

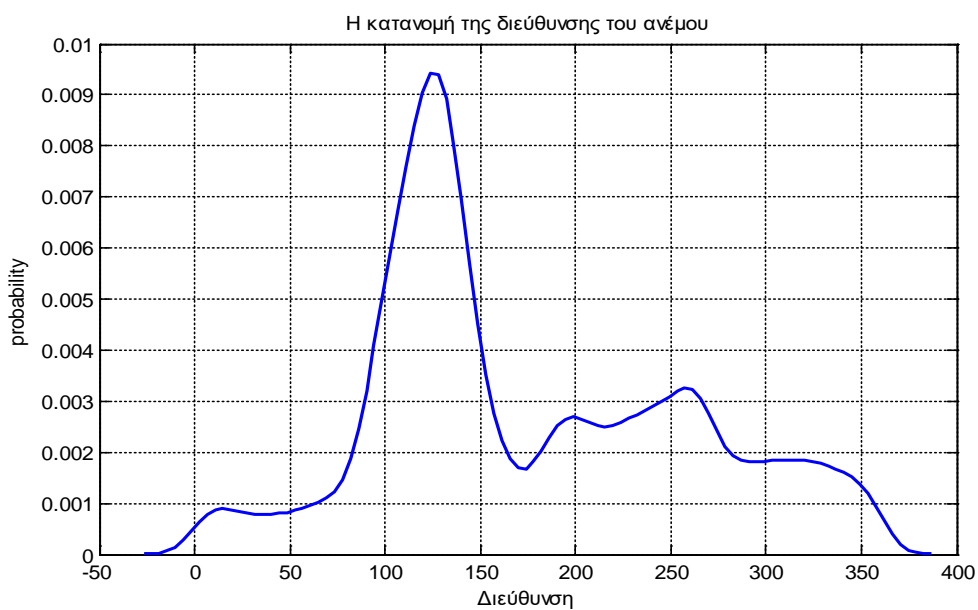
Για την πρόβλεψη των χρονοσειρών της παραγόμενης ισχύος από ΑΠΕ, εφαρμόστηκαν αριθμητικές προβλέψεις καιρού (ΑΠΚ) οι οποίες προέρχονται από το μετεωρολογικό μοντέλο SKIRON που λειτουργεί στο πανεπιστήμιο Αθηνών. Οι ΑΠΚ καλύπτουν την χρονική περίοδο από 01/05/2013 έως 31/05/2016. Το μετεωρολογικό μοντέλο SKIRON αναβαθμίζει τις προβλέψεις του μία φορά την ημέρα στις 10:00 το πρωί, ενώ ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης είναι πέντε ημέρες μπροστά. Για κάθε ωριαίο βήμα πρόβλεψης, το SKIRON παράγει ένα αρχείο τύπου GRIB που περιέχει προβλέψεις για 16 μετεωρολογικές μεταβλητές. Οι προβλέψεις αυτές αντιστοιχούν σε κάθε σημείο του χωρικού πλέγματος που καλύπτει την περιοχή με γεωγραφικό πλάτος από 29° έως 42° και με γεωγραφικό μήκος από -11° έως 42° . Η χωρική ανάλυση του πλέγματος είναι 0.1° .

Για την παρούσα εφαρμογή δημιουργήθηκε κώδικας που διαβάζει τα αρχεία GRIB και κρατάει τις προβλέψεις που αντιστοιχούν στο πλέγμα με γεωγραφικό πλάτος από $35,3^{\circ}$ έως $37,8^{\circ}$ και γεωγραφικό μήκος από 27° έως $28,2^{\circ}$. Επίσης, από τις 16 μετεωρολογικές μεταβλητές κρατήθηκαν οι δύο συνιστώσες της ταχύτητας του ανέμου, η θερμοκρασία, η προς τα κάτω ακτινοβολία μικρού και μεγάλου μήκους κύματος, η επί τοις εκατό επικάλυψη των σύννεφων και η υγρασία. Σε αυτήν την ενότητα θα μελετηθούν τα χαρακτηριστικά της κατανομής των 7 μεταβλητών που θα εφαρμοστούν στο έργο και η αβεβαιότητα που περιέχουν για χρονικό ορίζοντα 48 ωρών. Το σημείο για το οποίο έγινε η ανάλυση έχει γεωγραφικό πλάτος 36.2° και γεωγραφικό μήκος 27.7° .

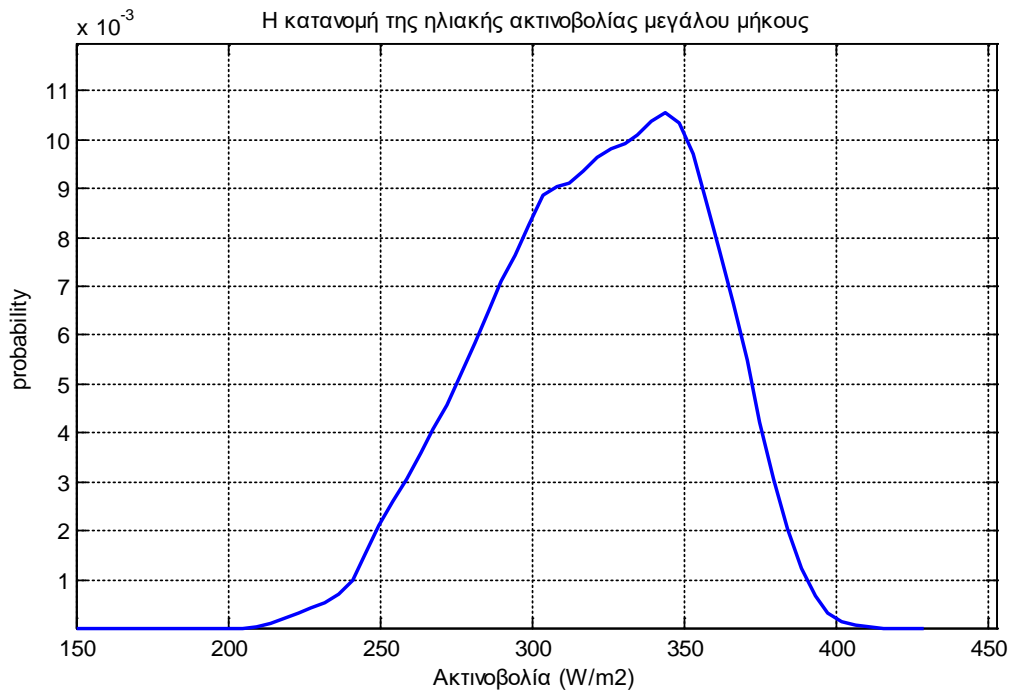
Στο σχήμα 31 φαίνεται η κατανομή της ταχύτητας του ανέμου η οποία είναι Weibull με παραμέτρους $A=3.95$ και $B=1.16$ και κεντρική τιμή 2.72 m/s. Στο σχήμα 32 φαίνεται η κατανομή της διεύθυνσης του ανέμου όπου είναι φανερό ότι η βορειοδυτική κατεύθυνση είναι η πιο πιθανή στην περιοχή. Αντίστοιχα, η κατανομή της ηλιακής ακτινοβολίας μεγάλου μήκους φαίνεται στο σχήμα 33. Η κατανομή είναι μη παραμετρική με κεντρική τιμή 324W/m^2 . Τέλος, στο σχήμα 34 παρουσιάζεται η κατανομή της ηλιακής ακτινοβολίας μικρού μήκους. Η κατανομή αυτή έχει ως πιο πιθανή τιμή το 0 λόγω της μηδενικής ηλιακής ακτινοβολίας τις βράδυνες ώρες.



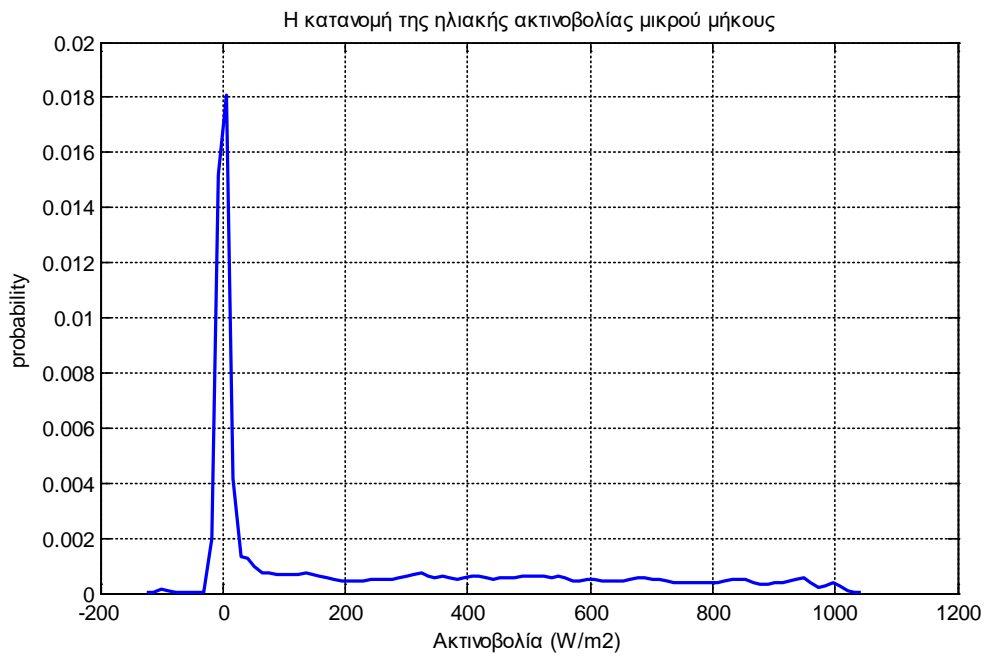
Σχήμα 31: Η Weibull κατανομή της ταχύτητας του ανέμου.



Σχήμα 32: Η κατανομή της διεύθυνσης του ανέμου.

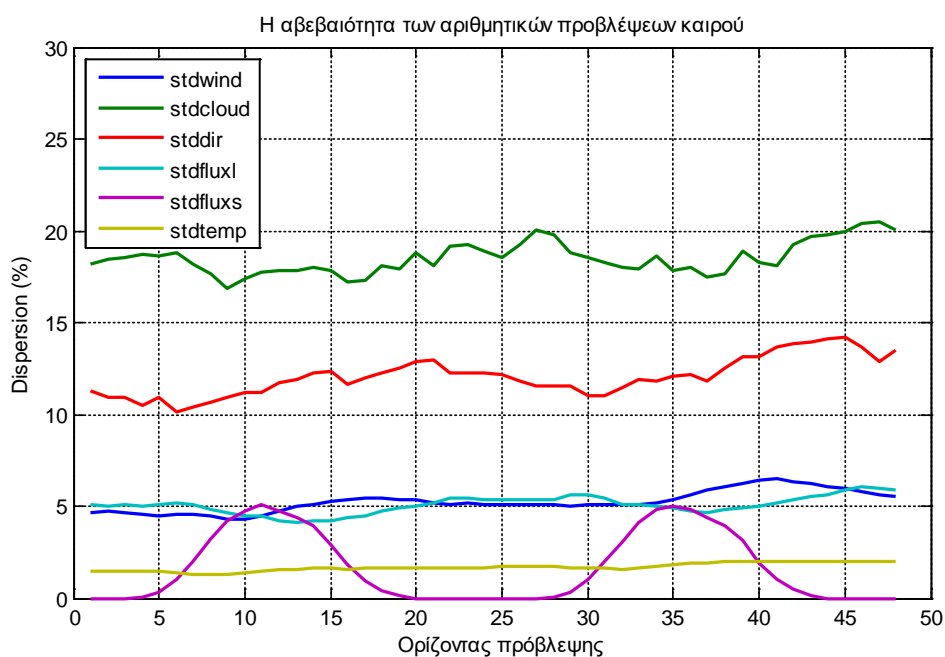


Σχήμα 33: Η κατανομή της ηλιακής ακτινοβολίας μεγάλου μήκους.



Σχήμα 34: Η κατανομή της ηλιακής ακτινοβολίας μικρού μήκους.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται η αβεβαιότητα της πρόβλεψης της κάθε μετεωρολογικής μεταβλητής σε ορίζοντα 48 ωρών, έτσι όπως ορίστηκε στην εισαγωγή. Παρατηρούμε ότι μεγαλύτερη αβεβαιότητα περιέχουν οι προβλέψεις της κάλυψης των σύννεφων και της διεύθυνσης του ανέμου. Παρ' όλα αυτά, οι μεταβλητές που περιέχουν την κύρια πληροφορία για την πρόβλεψη της αιολικής και ηλιακής παραγωγής, δηλαδή η ταχύτητα του ανέμου και η ηλιακή ακτινοβολία, είναι περίπου 5%. Πρέπει να σημειωθεί επίσης ότι η απόδοση του μετεωρολογικού μοντέλου SKIRON είναι περίπου η ίδια σε κάθε χρονικό βήμα της πρόβλεψης.



Σχήμα 35: Η αβεβαιότητα των αριθμητικών προβλέψεων καιρού για κάθε χρονικό βήμα της πρόβλεψης

4.2.4 Συσχέτιση των ΑΠΚ με τις χρονοσειρές της παραγόμενης ισχύος από ΑΠΕ

Στους παρακάτω πίνακες παρουσιάζονται οι συντελεστές συσχέτισης και αμοιβαίας πληροφορίας μεταξύ των αριθμητικών προβλέψεων καιρού και των χρονοσειρών της παραγόμενης ισχύος ανά κατηγορία ΑΠΕ.

Πίνακας II. Ο συντελεστής συσχέτισης.

Κατηγορία	Ταχύτητα ανέμου	Διεύθυνση ανέμου	Επικάλυψη σύννεφων	Ακτινοβολία μεγάλου μήκους	Ακτινοβολία μικρού μήκους	Θερμοκρασία
Αιολική	0,38	0,13	-0,06	-0,07	0,04	-0,02
Ηλιακή	-0,03	0,00	0,21	-0,27	0,66	0,08

Πίνακας III. Ο συντελεστής αμοιβαίας πληροφορίας.

Κατηγορία	Ταχύτητα ανέμου	Διεύθυνση ανέμου	Επικάλυψη σύννεφων	Ακτινοβολία μεγάλου μήκους	Ακτινοβολία μικρού μήκους	Θερμοκρασία
Αιολική	0,35	0,17	0,06	0,15	0,02	0,12
Ηλιακή	0,05	0,03	0,09	0,22	0,76	0,13

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν

5.1 Περιγραφή του συστήματος μακροχρόνιας πρόβλεψης που εφαρμόστηκε στις περιπτώσεις της αιολικής και της ηλιακής ισχύος (ορίζοντας πρόβλεψης 48 ώρες)

Το σύστημα πρόβλεψης που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής αποτελείται από τα παρακάτω μοντέλα πρόβλεψης:

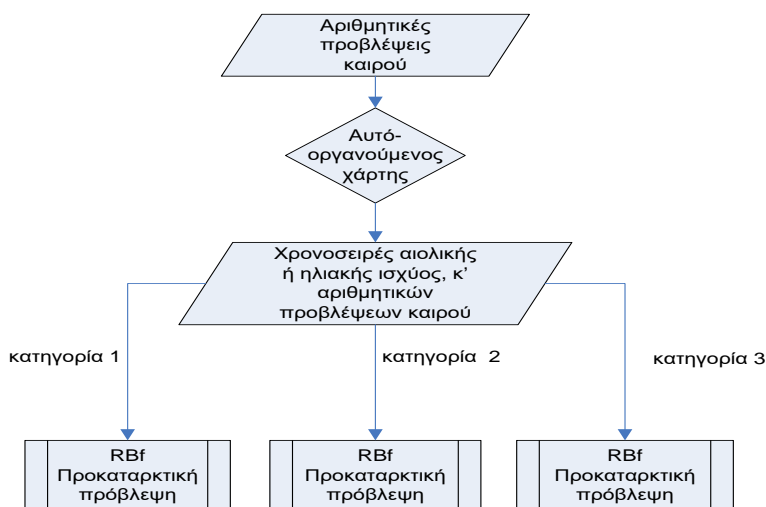
1. Μοντέλο πρόβλεψης της αιολικής ισχύος με χρήση αυτό-οργανούμενων χαρτών (Self-Organized Map-SOM) και νευρωνικών δικτύων ακτινωτής βάσης (Radial Basis Function Neural Networks-RBFNN) βελτιστοποιημένα με γενετικό αλγόριθμο (Genetic Algorithm-GA) που θα καλείται εφεξής ως RBF-FM (Radial Basis Function Forecasting model).
2. Μοντέλο πρόβλεψης της αιολικής ισχύος με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης που θα καλείται εφεξής ως ML-FM (Machine learning Forecasting model).
3. Μοντέλο συνδυασμού των προβλέψεων των RBF-FM και ML-FM με χρήση του αναδρομικού αλγορίθμου ελαχίστων τετραγώνων που θα καλείται εφεξής ως RLS-FM (Recursive Least Squares Forecasting model)

Τα παραπάνω μοντέλα εκτελούνται κάθε ώρα για κάθε κατηγορία ΑΠΕ και παρέχουν τις 48 προβλεπόμενες τιμές της παραγωγής τους.

5.1.2 Περιγραφή του RBF-FM

Το μοντέλο πρόβλεψης RBF-FM παράγει την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος σε τρία βήματα. Στην αρχή, κάνει μία αρχική εκτίμηση της αιολικής παραγωγής χρησιμοποιώντας τις παλαιότερες τιμές της χρονοσειράς της ισχύος και τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Η πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου που προέρχεται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού αποτελεί την σημαντικότερη πληροφορία για την εκτίμηση της παραγωγής των ΑΠΕ. Για να εξασφαλιστεί η ακρίβεια στην πρόβλεψη των ΑΠΕ το μοντέλο RBF-FM χωρίζει σε τρεις κατηγορίες την κατάσταση ατμόσφαιρας με την βοήθεια ενός αυτό-οργανούμενου χάρτη SOM (self-organizedmap) χρησιμοποιώντας τις τιμές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου στη περίπτωση της αιολικής ισχύος και αντίστοιχα στη περίπτωση της ηλιακής ισχύος τις τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας και της επί της εκατό κάλυψης νεφών. Με τον τρόπο αυτό, τα μέρη της καμπύλης ισχύος προσεγγίζονται ξεχωριστά, ενώ παράλληλα οι μεγάλες αποκλίσεις των αριθμητικών προβλέψεων καιρού επιμερίζονται με σκοπό τον ευκολότερο εντοπισμό τους.

Για κάθε κατηγορία της κατάστασης της ατμόσφαιρας που σχηματίζεται από τον χάρτη SOM, το μοντέλο RBF-FM περιέχει ένα νευρωνικό δίκτυο ακτινωτής βάσης RBFNN. Επομένως, τρία RBFNN περιέχονται στο μοντέλο RBF-FM τα οποία είναι εκπαιδευμένα με διαφορετικά δεδομένα που αντιστοιχούν σε χαμηλές, μεσαίες και υψηλές ταχύτητες ανέμου. Η αρχική πρόβλεψη του μοντέλου προκύπτει από το RBFNN εκείνο που υποδεικνύει ο αυτό-οργανούμενος χάρτης SOM. Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η διαδικασία που εκτελείται στο μοντέλο RBF-FM.



Σχήμα 36: Η διαδικασία που εκτελείται στο μοντέλο RBF-FM

5.1.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα Ακτινωτής Βάσης (Radial Basis Neural Networks-RBFNN)

Τα νευρωνικά δίκτυα ακτινωτής βάσης RBFNN του μοντέλου RBF-FM εκπαιδεύονται με έναν υβριδικό αλγόριθμο που συνδυάζει την ορθογώνια μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων με τους γενετικούς αλγορίθμους. Γενικά, ένα χαρακτηριστικό ενός νευρωνικού δικτύου ακτινωτής βάσης που το κάνει κατάλληλο για μια εφαρμογή πρόβλεψης χρονοσειρών, είναι ότι η απόδοση του μπορεί να βελτιωθεί όταν κανονικοποιούνται κατάλληλα οι μεταβλητές εισόδου του. Στις περισσότερες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων, τα δεδομένα εισόδου προ-επεξεργάζονται, έτσι ώστε όλες οι τιμές των μεταβλητών εισόδου να βρίσκονται στο ίδιο διάστημα [0..1] ή [-1..1]. Αυτή όμως είναι η περίπτωση που όλες οι μεταβλητές εισόδου συμβάλουν ισοδύναμα στην έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Στην περίπτωση, όμως, της πρόβλεψης της αιολικής ισχύος, επειδή η ταχύτητα του ανέμου παρουσιάζει τη μεγαλύτερη συσχέτιση με την χρονοσειρά της αιολικής ισχύος, παρέχει την σημαντικότερη πληροφορία σε σχέση με τις υπόλοιπες μεταβλητές όπως η διεύθυνση του ανέμου ή η θερμοκρασία.

Θέτοντας λοιπόν έναν συντελεστή w_j σε κάθε μεταβλητή εισόδου ενός νευρωνικού δικτύου ακτινωτής βάσης, η απόδοσή του βελτιστοποιείται σημαντικά. Στην πραγματικότητα, δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στις μεταβλητές που παρουσιάζουν την υψηλότερη συσχέτιση με την έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Η έξοδος a_m του κρυμμένου επιπέδου ενός RBFNN έχει τη μορφή

$$a_m = f(w_j * \|\Phi_{m,j} - X_j\|^2 / r_m^2) \quad (1)$$

Όπου $\Phi_{m,j}$ είναι τα κέντρα των συναρτήσεων βάσης (νευρώνες του πρώτου επιπέδου) και r_m είναι η ακτίνα τους. Επίσης, το j είναι ο αριθμός των μεταβλητών εισόδου, το m είναι ο αριθμός των νευρώνων και το f συμβολίζει την Γκαουσιανή συνάρτηση.

Από την σχέση 1, η έξοδος του κρυμμένου επιπέδου ενός RBFNN εξαρτάται από τους νευρώνες του οι οποίοι είναι πλησιέστερα στα δεδομένα εισόδου. Λόγω της ευκλείδειας απόστασης στην σχέση 1, η έξοδος του πρώτου επιπέδου αλλάζει αν μεταβάλουμε την τάξη μεγέθους μίας από της μεταβλητές εισόδου με αποτέλεσμα να αυξάνεται ή να μειώνεται η επίδραση της στη τελική έξοδο του δικτύου ανάλογα τη μεταβολή. Αυτό φαίνεται στο επόμενο παράδειγμα:

Έστω ότι ο πίνακας βαρών του κρυμμένου επιπέδου του RBFNN έχει δύο διανύσματα (δηλ. στο κρυμμένο στρώμα έχει δύο νευρώνες) που αποτελούνται από δύο μεταβλητές, την αιολική παραγωγή της προηγούμενης ώρας και την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου.

$$\Phi(1) = \{2MW, 7m/s\}, \quad \Phi(2) = \{6MW, 8m/s\}$$

Ας θεωρήσουμε ως δείγμα ελέγχου το παρακάτω

$$\text{Δείγμα} = \{5MW, 7.1m/s\}$$

Τότε η έξοδος του κρυμμένου επιπέδου θα είναι

$$a(1) = 9 + 0.01 \quad a(2) = 1 + 0.81$$

Δηλαδή από την αποτίμηση του παραπάνω δείγματος, η έξοδος του νευρωνικού δικτύου θα εξαρτάται περισσότερο από τον δεύτερο νευρώνα και κατ' επέκταση από την αιολική παραγωγή της προηγούμενης ώρας αντί να εξαρτάται από την ταχύτητα του ανέμου. Μειώνοντας το εύρος τιμών της αιολικής παραγωγής της προηγούμενης ώρας και αυξάνοντας το εύρος τιμών της ταχύτητας του ανέμου είναι δυνατόν να επιλεγεί ο νευρώνας που περιέχει την πλησιέστερη τιμή της ταχύτητας του ανέμου με την αντίστοιχη τιμή του δείγματος.

Για την βέλτιστη κανονικοποίηση της εισόδου των νευρωνικών δικτύων RBFNN του μοντέλου RBF-FM, σχεδιάστηκε ένας γενετικός αλγόριθμος που προσεγγίζει το κατάλληλο εύρος τιμών της κάθε μεταβλητής εισόδου. Οι υπόλοιπες παράμετροι του νευρωνικού δικτύου RBFNN, δηλαδή ο αριθμός των συναρτήσεων βάσης (νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου) και η ακτίνα τους επιλέχθηκαν με την ορθογώνια μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων με την βοήθεια τεσσάρων κριτηρίων γενίκευσης. Ο αριθμός των συναρτήσεων βάσης καθορίζει την πολυπλοκότητα του δικτύου και παράλληλα την ικανότητα γενίκευσης του νευρωνικού δικτύου. Ένα νευρωνικό δίκτυο με πολύ λίγες συναρτήσεις βάσης δίνει προβλέψεις με υψηλή πόλωση στις συναρτήσεις αυτές και με χαμηλή διασπορά, ενώ ο μεγάλος αριθμός συναρτήσεων βάσης δίνει προβλέψεις με υψηλή διασπορά αλλά προσαρμοσμένες στα δεδομένα εκπαίδευσης (χαμηλή πόλωση). Έτσι η καλύτερη απόδοση του νευρωνικού δικτύου λαμβάνεται από την εξισορρόπηση των δύο αυτών ιδιοτήτων έτσι ώστε το δίκτυο να αποδίδει εξίσου καλά τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο αποτίμησης. Με σκοπό την βέλτιστη γενίκευση των νευρωνικών δικτύων αφαιρούνται δύο υποσύνολα δεδομένων (σύνολο επικύρωσης και σύνολο έλεγχου) από το σύνολο εκπαίδευσης. Το ένα προκύπτει τυχαία και το άλλο αποτελεί το τελευταίο τμήμα του συνόλου εκπαίδευσης.

Έτσι κατά την εκπαίδευση, υπάρχουν διαθέσιμα δύο σύνολα δεδομένων ανεξάρτητα από το σύνολο εκπαίδευσης που το ένα είναι χρονικά συνεχόμενο και το άλλο τυχαίο. Για να βρεθεί ο βέλτιστος αριθμός των νευρώνων, εφαρμόστηκαν τέσσερα κριτήρια γενίκευσης στα παραπάνω δύο σύνολα: το Μπαεζιανό κριτήριο πληροφορίας, ο αμερόληπτος εκτιμητής ρίσκου του Stein, το γενικευμένο κριτήριο αντί-επικύρωσης και το μέσο απόλυτο σφάλμα. Τα κριτήρια περιγράφονται ειδικά για τα δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$BIC(M) = (N / 2\sigma^2)[e(M) + \frac{M+1}{N}(\log N)\sigma^2] \quad (2)$$

$$SURE(M) = e(M) - N\sigma^2 + 2\sigma^2(M+1) \quad (3)$$

$$GCV(M) = (N - M) * \frac{t^T PP^T t}{trunc(P)^2} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|p-t|}{t} \quad (5)$$

όπου e είναι το τετραγωνικό σφάλμα του νευρωνικού δικτύου που περιέχει M συναρτήσεις βάσης, το N είναι ο συνολικός αριθμός των δειγμάτων του συνόλου επικύρωσης και αποτίμησης και σ^2 η διασπορά που μπορεί να εκτιμηθεί από το τετραγωνικό σφάλμα του μοντέλου. Επίσης, το t είναι το διάνυσμα στόχου, το p είναι η πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου και το P ο πίνακας προβολής της ορθογώνιας μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων.

Συνοψίζοντας τα παραπάνω, ο αριθμός m των συναρτήσεων βάσης $\Phi_{m,j}$, η ακτίνα των συναρτήσεων βάσης r_m αλλά και οι συντελεστές των μεταβλητών εισόδου w_j υπολογίζονται με βάση τα παραπάνω κριτήρια γενίκευσης εφαρμόζοντας ένα γενετικό αλγόριθμο GA.

Ο γενετικός αλγόριθμος GA δημιουργεί ένα σύνολο από υποψήφιες λύσεις που αποτελούν τον πληθυσμό των χρωμοσωμάτων και με τις διαδικασίες επιλογής, διασταύρωσης και μετάλλαξης σε ένα αριθμό επαναλήψεων (γενεών) επιλέγει την καλύτερη λύση. Στη περίπτωση της βελτιστοποίησης των νευρωνικών δικτύων RBFNN ο γενετικός αλγόριθμος που επιλέχθηκε έχει τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

- Πολύ-κριτηριακή βελτιστοποίηση με εφαρμογή της μεθόδου Pareto
- Αρχικοποίηση του πληθυσμού χρωμοσωμάτων με ομοιόμορφη κατανομή.
- Αριθμός πληθυσμού διπλάσιος του αριθμού των μεταβλητών εισόδου
- Αριθμός γενεών 350
- Μέθοδος επιλογής Ρουλέτα
- Μέθοδος διασταύρωσης ο συνδυασμός της μεθόδου ανταλλαγής χρωμοσωμάτων μεταξύ δύο παιδιών και της μεθόδου της διαμέσου δύο παιδιών
- Μέθοδος μετάλλαξης με Γκαουσιανή κατανομή

5.1.3 Περιγραφή του μοντέλου ML-FM

Το μοντέλο ML-FM είναι ένα σύστημα τεσσάρων επιπέδων το οποίο είναι ικανό να αναλύει ένα πρόβλημα, όπως αυτό της πρόβλεψης της αιολικής ισχύος, με ιδιαίτερη λεπτομέρεια. Οι δυνατότητες που προσφέρει ένα τέτοιο σύστημα, λύνουν κατά ένα σημαντικό βαθμό το πρόβλημα της επίδρασης της αβεβαιότητας των αριθμητικών προβλέψεων καιρού στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύος και καθιστούν κατάλληλο το μοντέλο ML-FM στην εκτίμηση της παραγωγής πολλών πάρκων μαζί. Το μοντέλο ML-FM χρησιμοποιεί ως δεδομένα εισόδου τις παρακάτω μεταβλητές για την περίπτωση της αιολικής ισχύος

- ✓ τιμές από την χρονοσειρά της ισχύος,
- ✓ προβλέψεις της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου οι οποίες αντιστοιχούν σε διάφορα σημεία του πλέγματος των αριθμητικών προβλέψεων καιρού που περιβάλλουν το αιολικό πάρκο,
- ✓ προβλέψεις της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου οι οποίες αντιστοιχούν σε διάφορα επίπεδα της ατμόσφαιρας,
- ✓ προβλέψεις της θερμοκρασίας οι οποίες αντιστοιχούν σε διάφορα επίπεδα της ατμόσφαιρας,
- ✓ την ώρα και το μήνα της στιγμής που γίνεται η πρόβλεψη,
- ✓ τον ορίζοντα της πρόβλεψης.

Στη περίπτωση της ηλιακής ισχύος, οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού που χρησιμοποιούνται είναι η επί τοις εκατό κάλυψη νεφών, η ηλιακή ακτινοβολία, η θερμοκρασία και η υγρασία.

Παρακάτω περιγράφονται αναλυτικά οι διαδικασίες που εκτελούνται σε κάθε επίπεδο του ML-FM όπου αποδεικνύονται οι δυνατότητές του.

5.1.3.1 Ομαδοποίηση των δεδομένων εισόδου σε συστάδες (1^ο επίπεδο)

Το πρώτο επίπεδο του ML-FM εκπαιδεύεται ακολουθιακά σε πραγματικό χρόνο (online), λαμβάνοντας κάθε κύκλο εκπαίδευσης ένα δείγμα $\{x_{m,n}, y_n\}$. Όπου το διάνυσμα $x_{m,n}$ περιέχει τις τιμές των μεταβλητών εισόδου και το y_n είναι η μέτρηση της παραγωγής ενός πάρκου. Επίσης, το m είναι ο αριθμός των μεταβλητών εισόδου.

Το πρώτο επίπεδο χωρίζει τα δεδομένα εισόδου σε πολλαπλές ομάδες. Μία Γκαουσιανή συνάρτηση βάσης αντιπροσωπεύει κάθε ομάδα δεδομένων. Οι ομάδες ή συστάδες σχηματίζονται με βάση τις τιμές των μεταβλητών εισόδου που είναι οι πιο σημαντικές στην πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής. Αυτές είναι οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού στα σημεία που περιβάλλουν το αιολικό ή ηλιακό πάρκο, η τελευταία τιμή της χρονοσειράς της ισχύος και ο ορίζοντας της πρόβλεψης. Η δημιουργία μια καινούργιας ομάδας καθορίζεται από την έξοδο της παρακάτω σχέσης

$$f_1 = e^{-\sum(\|C_m - x_m\|^2 / r_m^2)} \quad (6)$$

Όπου το C_m και r_m είναι το κέντρο και η ακτίνα της συνάρτησης βάσης που αντιστοιχεί σε μία ομάδα. Για να δημιουργηθούν οι ομάδες με βάση μόνο τις επιλεγμένες μεταβλητές, στις ακτίνες r_m που αντιστοιχούν στις μεταβλητές που δεν συμμετέχουν στη διαδικασία, δίνονται πολύ μεγάλες τιμές. Παράλληλα, στις ακτίνες r_m που αντιστοιχούν στις επιλεγμένες μεταβλητές δίνονται κατάλληλες τιμές ανάλογα πόσες ομάδες χρειάζονται να δημιουργηθούν. Οι τιμές των ακτινών r_m καθορίζονται πριν ξεκινήσει η διαδικασία εκπαίδευσης. Μία νέα ομάδα δημιουργείται όταν οι τιμές f_1 όλων των συναρτήσεων βάσης του πρώτου επιπέδου είναι μικρότερη από μία προκαθορισμένη σταθερά f' . Παράλληλα, η ενεργοποίηση μιας συνάρτησης βάσης, δηλαδή το γεγονός αν μία είσοδος x_m ανήκει σε μία ομάδα, γίνεται αν η τιμή f_1 της συνάρτησης βάσης είναι μεγαλύτερη από μία σταθερά f' . Η τιμή της σταθεράς f' τίθεται πολύ μεγαλύτερη από την αντίστοιχη της σταθεράς f' , έτσι ώστε για μία είσοδο x_m να ενεργοποιούνται περισσότερες από μία ομάδες. Με τον τρόπο αυτό, πολλές ομάδες συμμετέχουν στην πρόβλεψη της ισχύος.

5.1.3.2 Το 2^ο επίπεδο του ML-FM

Στο δεύτερο επίπεδο του ML-FM εφαρμόζονται τέσσερα υπολογιστικά εργαλεία πρόβλεψης σε κάθε ομάδα δεδομένων που δημιουργείται στο 1ο επίπεδο. Αυτά είναι σχεδιασμένα έτσι ώστε να είναι σε θέση να συλλάβουν όσο το δυνατό καλύτερα όλα τα χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς και να αποδίδουν με αποδεκτή ακρίβεια σε ένα παράθυρο πρόβλεψης 48 ωρών. Οι τέσσερις μέθοδοι πρόβλεψης που περιγράφηκαν παραπάνω σε αυτήν την αναφορά είναι τα γενικευμένα γραμμικά μοντέλα (GLM), οι γκαουσιανές διεργασίες (GP), οι πολύ-επίπεδοι αναγνωριστές (MLP) και τα τυχαία δάση (RF).

5.1.3.3 Υπολογισμός της πρόβλεψης της κάθε ομάδας (3^ο επίπεδο)

Στο τρίτο επίπεδο του ML-FM συνδυάζεται η πληροφορία που εξάγει η κάθε ομάδα στο δεύτερο επίπεδο με γραμμικές συναρτήσεις. Οι γραμμικές συναρτήσεις είναι της μορφής

$$P = B_k * P_k$$

Οι συντελεστές της συνάρτησης B_k υπολογίζονται με την αναδρομική μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων (RLS) που περιγράφεται από τις παρακάτω σχέσεις.

$$C_n = \frac{1}{\lambda} \left(C_{n-1} - \frac{C_{n-1} P_{k,n}^T P_{k,n} C_{n-1}}{\lambda_n + P_{k,n} C_{n-1} P_{k,n}^T} \right)$$

$$e_n = y_n - B_{k,n-1} P_{k,n}$$

$$B_{k,n} = B_{k,n-1} + C_n P_{k,n}^T e_n$$

Όπου το C_n ονομάζεται πίνακας συνδιασποράς.

5.1.3.4 Υπολογισμός της τελικής πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου ML-RBFNN (4^ο επίπεδο)

Η τελική πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου ML-RBFNN γίνεται με μία γραμμική εξίσωση της μορφής

$$P_k = A_{k,j} * f_{2,j}$$

Όπου το $f_{2,j}$ είναι η ενεργοποίηση των νευρώνων της ομάδας k και το P_k είναι η πρόβλεψη κάθε ομάδας k . Οι παράμετροι $A_{k,j}$ υπολογίζονται με την σταθμισμένη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων WLS που περιγράφεται από την παρακάτω σχέση

$$A_{k,j} = (f_{2,j,n} * W_n * f_{1,n} * f_{2,j,n})^{-1} * f_{2,j,n} * W_n * f_{1,n} * y_n \quad \forall n \in \{1..N_k\}$$

5.1.4 Μοντέλο συνδυασμού των επιμέρους προβλέψεων με χρήση του αναδρομικού αλγορίθμου ελαχίστων τετραγώνων RLS-FM

Η πρόβλεψη της παραγωγής των ΑΠΕ προκύπτει από τον συνδυασμό των επιμέρους προβλέψεων της ισχύος που προέρχονται από τα μοντέλα **RBF-FM** και **ML-FM**. Ο συνδυασμός τους έγινε με έναν προσαρμοστικό αλγόριθμο που αναγνωρίζει τις αλλαγές που πραγματοποιούνται στη μνήμη των μοντέλων που παρέχουν τις αρχικές επιμέρους προβλέψεις. Ο προσαρμοστικός αλγόριθμος που επιλέχθηκε είναι ο αναδρομικός αλγόριθμος ελαχίστων τετραγώνων RLS, ο οποίος είναι κατάλληλος να προσαρμόζει σε κάθε αλλαγή ενός δυναμικού προβλήματος τις παραμέτρους του μέσα σε λίγες επαναλήψεις. Το κυριότερο συστατικό του RLS που καθορίζει την απόδοση του είναι ο παράγοντας λήθης. Ο παράγοντας λήθης ορίζει το βαθμό που θα ληφθούν υπ' όψιν παλαιότερα δεδομένα. Η επιλογή του παράγοντα λήθης προκύπτει από τον συμβιβασμό μεταξύ της ικανότητας να αναγνωρίζει τις αλλαγές του προβλήματος με την ανάγκη να μειωθεί η διασπορά του σφάλματος της πρόβλεψης. Το να δίνεται μεγαλύτερο βάρος στα πρόσφατα δεδομένα έχει σαν αποτέλεσμα οι παράμετροι του σταθμισμένου αθροίσματος να αλλάζουν πολύ γρήγορα, αλλά με το κόστος να αυξηθεί πολύ η μεταβλητότητα του σφάλματος. Η επιλογή λοιπόν του παράγοντα λήθης έχει ουσιώδη επίδραση στην ακρίβεια των τελικών προβλέψεων.

Στις εφαρμογές που έχει χρησιμοποιηθεί ο RLS, συνήθως ο παράγοντας λήθης εμφανίζεται να έχει σταθερή τιμή ανεξάρτητα αν οι συνθήκες μεταβάλλονται με τον χρόνο. Για παράδειγμα, μπορεί ένα σύστημα όπως τα νευρωνικά δίκτυα ενός μοντέλου πρόβλεψης ή η εγκατεστημένη ισχύς της ηλιακής ενέργειας να μεταβάλλονται αργά για κάποιο διάστημα ή να παραμένουν σταθερά και σε μία άλλη περίοδο να μεταβάλλονται πολύ γρήγορα. Αυτή η αβεβαιότητα της μελλοντικής συμπεριφοράς που χρειάζεται να καλύψει το σύστημα πρόγνωσης απαιτεί τη χρήση ενός προσαρμοστικού παράγοντα λήθης.

Οι εξισώσεις του RLS είναι οι εξής:

$$\hat{p}_t = [\hat{p}_1, \hat{p}_2, \hat{p}_2 \dots]$$

$$P_t = \frac{1}{\lambda_t} \left(P_{t-1} - \frac{P_{t-1} \hat{p}_t^T \hat{p}_t P_{t-1}}{\lambda_t + \hat{p}_t^T P_{t-1} \hat{p}_t} \right)$$

$$e_t = p_t - w_{t-1} \hat{p}_t$$

$$w_t = w_{t-1} + P_t \hat{p}_t^T e_t$$

Όπου $\hat{p}_1, \hat{p}_2, \hat{p}_3 \dots$ είναι οι επιμέρους προβλέψεις των αιολικών πάρκων, p_t είναι η μέτρηση της συνολικής παραγωγής μιας περιοχής ενδιαφέροντος, P ο πίνακας διασποράς του σφάλματος και w_t είναι οι παράμετροι του RLS.

Επίσης, στις παραπάνω εξισώσεις το λ_t είναι ο παράγοντας λήθης που καθορίζει την επίδραση των παλαιότερων τιμών στην πρόβλεψη την χρονική στιγμή t .

Εδώ θα εξεταστούν τρεις περιπτώσεις επιλογής του παράγοντα λήθης: 1) με σταθερή τιμή 2) εξαρτώμενο από την πληροφορία που περιέχεται στις επιμέρους προβλέψεις 3) εξαρτώμενο από το σφάλμα της τελικής πρόβλεψης και 4) εξαρτώμενο και από την πληροφορία που περιέχεται στις επιμέρους προβλέψεις και από το σφάλμα της τελικής πρόβλεψης (Cook's distance).

Στη περίπτωση που ο παράγοντας λήθης είναι σταθερός, λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0.95, 0.99]$. Για την προσέγγιση του παράγοντα λήθης συνήθως εφαρμόζεται η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ή η μεγιστοποίηση της λογαριθμικής πιθανοφάνειας σε ένα σύνολο δεδομένων. Η χρήση του σταθερού παράγοντα λήθης έχει το μειονέκτημα ότι η ταχύτητα της προσαρμογής των παραμέτρων είναι ίδια και ανεξάρτητη της πληροφορίας που περιέχουν τα νέα δεδομένα.

Στη δεύτερη περίπτωση, ο παράγοντας λήθης σχετίζεται με την μόχλευση των νέων προβλέψεων \hat{P}_t και ορίζεται ως

$$\lambda_{2,t} = 1 - \frac{\hat{P}_t^T P_{t-1} \hat{P}_t}{1 + \hat{P}_t^T P_{t-1} \hat{P}_t}$$

Αυτό σημαίνει ότι αν οι νέες προβλέψεις έχουν μεγάλη απόσταση από το σταθμισμένο κέντρο των παραμέτρων, θα πρέπει να δοθεί μεγαλύτερη βαρύτητα στις προβλέψεις αυτές μειώνοντας τον παράγοντα λήθης.

Ο παράγοντας λήθης αυτός είναι χρήσιμος όταν το πρόβλημα που εφαρμόζεται ο RLS δεν παρουσιάζει μεγάλες μεταβολές. Δηλαδή, όταν οι μεταβολές π.χ. της εγκατεστημένης ισχύος σε κάθε περιφέρεια παρουσιάζει ομαλές μεταβολές.

Στη τρίτη περίπτωση που ο παράγοντας λήθης εξαρτάται από το σφάλμα της τελικής πρόβλεψης, προκύπτει από τον τύπο

$$\lambda_{3,t} = 1 - \delta \frac{e_t^2}{1 + \hat{P}_t^T P_{t-1} \hat{P}_t}$$

Όπου δ είναι μια σταθερά που ελέγχει την ευαισθησία του προβλήματος. Το μειονέκτημα σ' αυτήν την περίπτωση είναι ότι δεν υπάρχει κάποιος κανόνας επιλογής της σταθεράς αυτής. Το δ δεν καθορίζεται μόνο σε σχέση με την ευαισθησία του προσαρμοζόμενου εκτιμητή, αλλά επίσης πρέπει να είναι συνεπής με τις ιδιότητες των δεδομένων εισόδου. Δηλαδή, το δ μπορεί να συμπεριφέρεται συντηρητικά ή τολμηρά ανάλογα με τα δεδομένα εισόδου. Για την εφαρμογή αυτής της περίπτωσης, θα πρέπει να δοκιμάζονται διάφορες τιμές για το δ σε ιστορικά δεδομένα. Κατά συνέπεια, η απόδοση του RLS με αυτόν τον παράγοντα λήθης εξαρτάται από την θεώρηση ότι τα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα ταιριάζουν με αυτά που αναμένονται να εμφανιστούν στο μέλλον.

Από τον ορισμό του παράγοντα λήθης αυτής της περίπτωσης φαίνεται ότι όταν προκύπτει ένα μικρό σφάλμα τότε οι παράμετροι παραμένουν αμετάβλητοι. Αντίθετα, σε μεγάλο σφάλμα τότε οι παράμετροι αλλάζουν πολύ γρήγορα.

Η τέταρτη περίπτωση που εφαρμόζεται στο μοντέλο RLS-FM, συνδυάζει τις ιδιότητες των δύο παραπάνω, έτσι ώστε να υπάρχει ένας προσαρμοστικός παράγοντας λήθης που να εξαρτάται τόσο από τα δεδομένα εισόδου όσο και από το σφάλμα της τελικής πρόβλεψης. Στην περίπτωση αυτή, η επιλογή του παράγοντα λήθης γίνεται με χρήση της απόστασης Cook. Η απόσταση Cook σχεδιάστηκε για την μέτρηση της επίδρασης του κάθε σημείου από το σύνολο δεδομένων στην εκτίμηση των παραμέτρων της γραμμικής παλινδρόμησης. Εδώ θα εξεταστεί η επίδραση των νέων δεδομένων της ισχύος στην γραμμική εξίσωση του συνδυασμού των προβλέψεων, πριν εφαρμοστεί κάποιος παράγοντας λήθης. Δηλαδή την επίδραση της μέτρησης που λαμβάνεται την χρονική στιγμή $t=T$ θεωρώντας το $\lambda_{4t} = 1$. Τυπικά, ορίζεται η επίδραση ενός σημείου ως επιπέδου α αν οι υπό εκτίμηση παράμετροι μετακινηθούν στο $1-\alpha$ διάστημα εμπιστοσύνης. Αυτό σημαίνει ότι

$$\frac{(w_{t|\lambda=1} - w_t)^T P_{t|\lambda=1}^{-1} (w_{t|\lambda=1} - w_t)}{\sigma_{t-1}^2} \leq \chi_{m,1-\alpha}^2$$

Όπου m είναι το μέγεθος του διανύσματος w , $w_{t|\lambda=1}$ είναι μία εκτίμηση του w χωρίς την εφαρμογή κάποιου παράγοντα λήθης στις προηγούμενες παρατηρήσεις, δηλαδή

$$w_{t|\lambda=1} = w_{t-1} + P_{t|\lambda=1} \hat{p}_t e_t$$

και σ_{t-1}^2 είναι η διασπορά του σφάλματος.

Όμως ισχύει ότι

$$\hat{p}_t^T P_{t|\lambda=1} \hat{p}_t = \frac{\hat{p}_t^T P_{t-1} \hat{p}_t}{1 + \hat{p}_t^T P_{t-1} \hat{p}_t}$$

Άρα η απόσταση Cook υπολογίζεται με την παρακάτω εξίσωση

$$C_t = \frac{\hat{p}_t^T P_{t|\lambda=1} \hat{p}_t e_t}{\sigma_{t-1}^2 (1 + \hat{p}_t^T P_{t|\lambda=1} \hat{p}_t)}$$

Για μεγάλα δείγματα, η απόσταση Cook μπορεί να συγκριθεί με μία κατανομή χ^2 με m βαθμούς ελευθερίας. Αν για παράδειγμα, $C_t \approx \chi_{m;0.05}^2$ τότε η νέα παρατήρηση μετακινεί την τιμή της παραμέτρου στο διάστημα εμπιστοσύνης του 5%. Αυτό σημαίνει ότι η παράμετρος θα πρέπει να διατηρηθεί σταθερή ή να αλλάξει πολύ λίγο. Αντίθετα, αν ισχύει $C_t > \chi_{m;0.5}^2$ η τιμή της παραμέτρου μετακινείται έξω από το 5% διάστημα εμπιστοσύνης, άρα το μοντέλο θα πρέπει να αλλάξει δραστικά.

Από τον τύπο που ορίζεται η απόσταση Cook φαίνεται ότι περιέχει την πληροφορία που χρησιμοποιούν οι περιπτώσεις 2 και 3 του υπολογισμού του παράγοντα λήθης.

5.2 Περιγραφή των Μοντέλων βραχυπρόθεσμης και πολύ-βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης

5.2.1 Αιολικής ισχύος

Για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος με χρονικό ορίζοντα οχτώ ωρών και χρονικό βήμα 5 λεπτών εφαρμόστηκε ένα μοντέλο ARMA. Τα μοντέλα ARMA χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία και την πρόβλεψη χρονοσειρών και αρχικά σημαίνουν Auto-Regressive Moving Averages (συνδυασμός αυτό-παλινδρομικού μοντέλου και μοντέλου κινητών μέσων όρων) ^[47, 49]. Επίσης τα ARMA είναι γνωστά και σαν μοντέλα Box-Jenkins. Πρόκειται για κλασικά μοντέλα στατιστικών προσέγγισης και η μορφή τους είναι ως εξής (σχέση 1):

$$X_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

Μάλιστα το μοντέλο αυτό συμβολίζεται σαν ARMA(p,q) και αναφέρεται σε μοντέλο με p αυτό-παλινδρομήσεις και q κινητούς μέσους όρους. Όπως φαίνεται και στη σχέση 1 το πρώτο άθροισμα αντιπροσωπεύει το αυτό-παλινδρομικό κομμάτι του μοντέλου και το δεύτερο άθροισμα τους κινητούς μέσους όρους. Ουσιαστικά, ένα τέτοιο μοντέλο ARMA βασίζεται στην παραγωγή των προβλέψεων X_t στα δεδομένα που υπάρχουν για τις προηγούμενες ώρες για τη μεταβλητή αυτή X καθώς και σε μια σειρά σφαλμάτων που αποτελούν τους κινητούς μέσους.

5.2.2 Ηλιακής ισχύος

Για την περίπτωση της ηλιακής ισχύος αναπτύχθηκε ένα σύστημα πρόβλεψης που περιέχει 24 νευρωνικά δίκτυα MLP. Οι πολύ-επίπεδοι αναγνωριστές MLP περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Κάθε ένα από τα 24 MLP εκπαιδεύτηκε με τα δεδομένα που έχουν καταγραφεί σε ένα διάστημα μίας ώρας μέσα στην ημέρα. Π.χ. το πρώτο MLP εκπαιδεύτηκε να προβλέπει την ηλιακή παραγωγή στο διάστημα από 00:00 έως 01:00 της ημέρας. Επομένως, για να γίνει η πρόβλεψη μίας τιμής σε μία χρονική στιγμή εκτελείται το νευρωνικό δίκτυο που έχει εκπαιδευτεί με δεδομένα που αντιστοιχούν στην ώρα αυτή.

5.3 Απόδοση και αποτελέσματα των μοντέλων

Όπως αναφέρθηκε, τα συστήματα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης της αιολικής και της ηλιακής ενέργειας έχουν την ίδια δομή και αποτελούνται από δύο μοντέλα πρόβλεψης και ένα μοντέλο συνδυασμού των προβλέψεων. Επίσης, αναπτύχθηκαν δύο διαφορετικά μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης για κάθε μία από τις παραπάνω περιπτώσεις: Για τη πρόβλεψη της αιολικής ισχύος δημιουργήθηκε ένα αυτό-παλινδρομικό μοντέλο ARMA, ενώ για την περίπτωση της ηλιακής ισχύος εφαρμόστηκαν 24 νευρωνικά δίκτυα.

5.3.1 Μοντέλα Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη αναφέρεται σε προβλέψεις που γίνονται σε χρονικό ορίζοντα 48 ωρών και η εκτέλεση κάθε πρόβλεψης πραγματοποιείται με βήμα μίας ώρας.

5.3.1.1 Σύστημα πρόβλεψης της Ηλιακής Ισχύος

Το σύστημα που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της συνολικής παραγωγής ηλιακής ενέργειας της Ρόδου αποτελείται από τρία μοντέλα πρόβλεψης:

- το μοντέλο πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος με χρήση αυτό- οργανούμενων χαρτών και νευρωνικών δικτύων ακτινωτής βάσης βελτιστοποιημένα με γενετικό αλγόριθμο που καλείται RBF-FM (Radial Basis Function Forecasting model),
- ένα έτερο μοντέλο πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης που καλείται ML-FM (Machine learning Forecasting model) και, τέλος,
- με το μοντέλο συνδυασμού των προβλέψεων των RBF-FM και ML-FM με χρήση του αναδρομικού αλγορίθμου ελαχίστων τετραγώνων που καλείται RLS-FM (Recursive Least Squares Forecasting model).

Το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης της ηλιακής παραγωγής εφαρμόστηκε στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας της Ρόδου. Η μελέτη της περίπτωσης της Ρόδου αποτελείται από εννέα φωτοβολταϊκά πάρκα. Επτά πάρκα έχουν εγκατεστημένη ισχύ 100kW το καθένα και δύο έχουν εγκατεστημένη ισχύ 70kW και 110kW αντίστοιχα. Η συνολική εγκατεστημένη ισχύς του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας της Ρόδου είναι 18.17 MW. Τα παραπάνω μοντέλα εκτελέστηκαν κάθε ώρα και παρείχαν τις 48 προβλεπόμενες τιμές της παραγωγής τους. Η χρονοσειρά της ηλιακής ενέργειας καλύπτει την περίοδο από 01/01/2016 έως 05/05/2016, δηλαδή ένα διάστημα 4 μηνών. Σε κάθε νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι οι παλαιότερες τιμές της χρονοσειράς, αριθμητικές προβλέψεις καιρού της επί τοις εκατό κάλυψης νέφωσης, της θερμοκρασίας και της υγρασίας που αντιστοιχούν σε διάφορα σημεία του πλέγματος NWP που περιβάλλει τα Φ/Β πάρκα, η ώρα και οι δείκτες μήνα, ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης.

5.3.1.1.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που αναφέρθηκαν παραπάνω εφαρμόστηκαν σε μια πραγματική χρονοσειρά ηλιακής ισχύος. Η χρονοσειρά αυτή καλύπτει για το μοντέλο ML-RF την περίοδο από 01/01/2016 00:00 έως 05/05/2016 23:00, ενώ για το μοντέλο RBF-FM καλύπτει μία λίγο μεγαλύτερη περίοδο από 01/01/2016 00:00 έως 03/06/2016 23:00. Για το μοντέλο συνδυασμού των προβλέψεων (RLS-FM) χρησιμοποιήθηκαν τα αποτελέσματα των εκάστοτε προβλέψεων που αφορούσαν την κοινή περίοδο εφαρμογής τους, δηλαδή 01/01/2016 00:00 έως 05/05/2016 23:00.

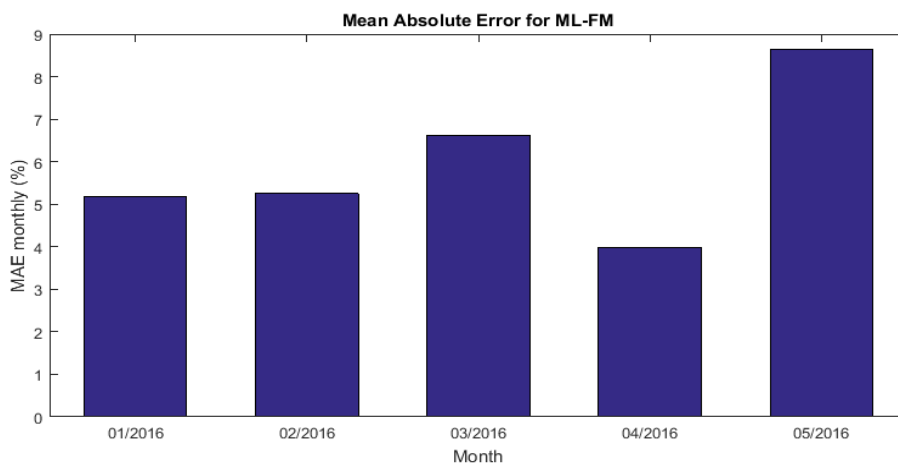
ML-FM

Κάποιες ώρες ή ημέρες της περιόδου των 126 ημερών δεν πραγματοποιήθηκε μέτρηση (έλειπαν από τη χρονοσειρά της ηλιακής ισχύος που χρησιμοποιήθηκε στο μοντέλο αυτό), επομένως το ποσοστό των ωρών που είχαμε διαθέσιμα δεδομένα για κάθε μήνα φαίνεται στον πίνακα που ακολουθεί.

Πίνακας IV: Ποσοστό κάλυψης ανά μήνα

Μήνας	Ποσοστό Κάλυψης
Ιανουάριος 2016	87.23%
Φεβρουάριος 2016	86.21%
Μάρτιος 2016	90.19%
Απρίλιος 2016	88.19%
Μάιος 2016	100%

Από την συνολική περίοδο της αξιολόγησης παρατηρήθηκε πως την καλύτερη απόδοση όσον αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα εμφάνισε ο Απρίλιος του 2016 όπου δεν ξεπέρασε το 4%. Παρόλο που ο μήνας αυτός δεν έχει μόνιμη ηλιοφάνεια και η εμφάνιση της νέφωσης είναι στοχαστική, το 2016 είχαμε παρατεταμένη ηλιοφάνεια η οποία οδήγησε στις εν λόγω καλές προβλέψεις.



Σχήμα 37: Μέσο Απόλυτο Σφάλμα ανά Μήνα

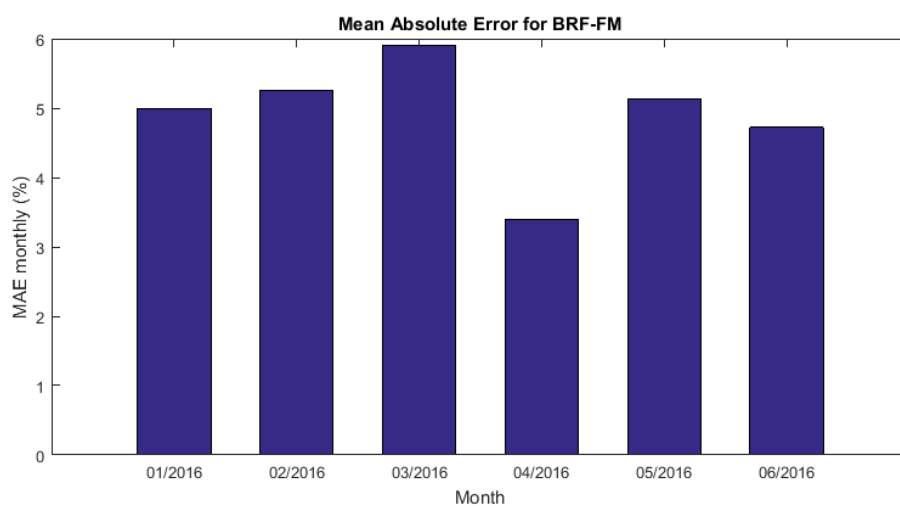
RBF-FM

Και σε αυτή την περίπτωση κάποιες ώρες ή ημέρες της περιόδου των 155 ημερών δεν πραγματοποιήθηκε μέτρηση (έλειπαν από τη χρονοσειρά της ηλιακής ισχύος που χρησιμοποιήθηκε στο συγκεκριμένο μοντέλο), επομένως τα ποσοστά των ωρών για τις οποίες είχαμε διαθέσιμα δεδομένα για κάθε μήνα φαίνονται στον πίνακα που ακολουθεί.

Πίνακας V: Ποσοστό Κάλυψης ανά μήνα

Μήνας	Ποσοστό Κάλυψης
Ιανουάριος 2016	86.16 %
Φεβρουάριος 2016	86.21%
Μάρτιος 2016	90.19%
Απρίλιος 2016	88.06%
Μάιος 2016	93.55%
Ιούνιος 2016	100%

Από την συνολική περίοδο της αξιολόγησης παρατηρήθηκε πως την καλύτερη απόδοση όσον αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα εμφάνισε και για αυτό το μοντέλο ο Απρίλιος του 2016, όπου δεν ξεπέρασε το 3.4% (για τους ίδιους λόγους που αναφέρθηκαν παραπάνω).



Σχήμα 38: Μέσο Απόλυτο σφάλμα ανά μήνα

RLS-FM

Οι τελικές προβλέψεις προέκυψαν από το συνδυασμό των προβλέψεων που έδωσαν τα δύο προαναφερθέντα μοντέλα. Στα σχήματα που ακολουθούν παρουσιάζονται το μέσο απόλυτο σφάλμα (NMAE) και το μέσο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα (NMRSE) των τριών μοντέλων πρόβλεψης, κανονικοποιημένα ως προς τη συνολική ονομαστική ισχύ (18.17 MW) του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας της Ρόδου. Επιλέχθηκαν τα σφάλματα αυτά, καθώς το μεν μέσο απόλυτο σφάλμα δείχνει πόσο καλές είναι οι προβλέψεις γενικά, το δε μέσο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα δείχνει πόσο καλές είναι οι προβλέψεις που δίνουν τα μοντέλα στις διακυμάνσεις/μεταβολές των δεδομένων εισόδου.

Για λόγους πληρότητας στα σχήματα συμπεριλαμβάνονται και τα σφάλματα που σημειώθηκαν από την εφαρμογή της μεθόδου persistence για τα ίδια δεδομένα. Είναι εμφανές ότι η μέθοδος αυτή δίνει χειρότερα σφάλματα από το προτεινόμενο συνδυαστικό σύστημα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης.

Η μέθοδος της Persistence για την πρόβλεψη της ηλιακής ενέργειας

Η μέθοδος της persistence εφαρμόστηκε για τον ίδιο χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης. Είναι ένα απλό μοντέλο που στην εφαρμογή του για την πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής βασίζεται στην ισχύ της προηγούμενης μέρας για τη συγκεκριμένη ώρα (για την οποία εκτελείται η πρόβλεψη) ^[1]. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιούνται οι σχέσεις:

$$p_t + h = o_t + h - 24, \text{ για } h < 24 \text{ και}$$

$$p_t + h = o_t + h - 48, \text{ για } h \geq 24, \quad \text{με } 0 < h \leq 48$$

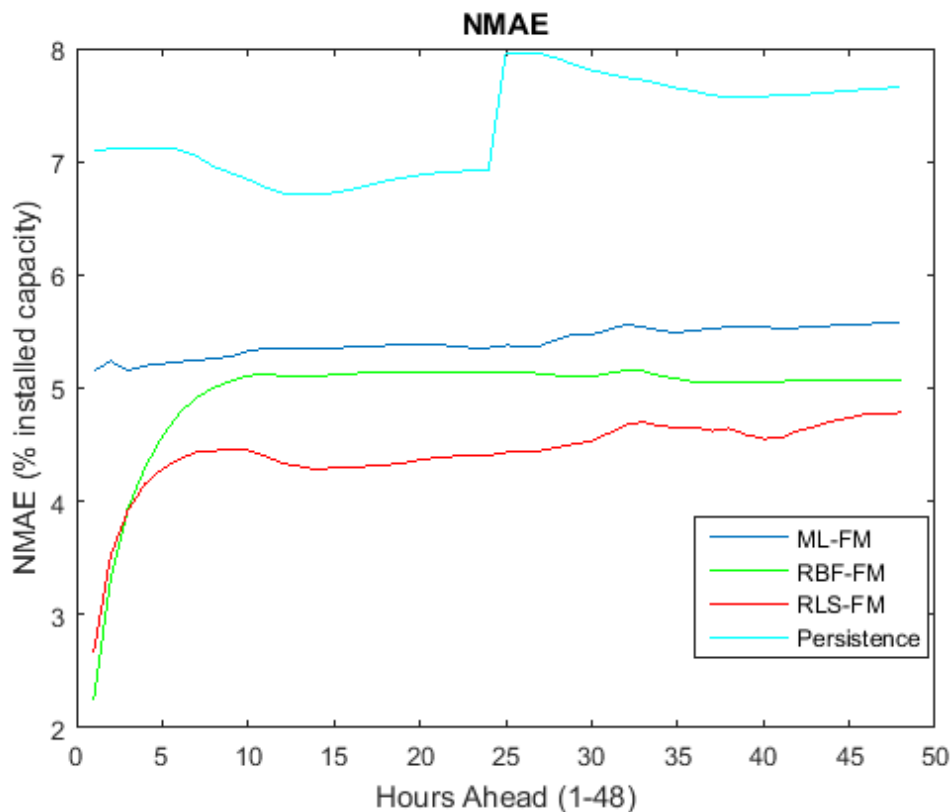
όπου

p_t : η πρόβλεψη του μοντέλου της persistence για την ώρα t και

o_t : η πραγματική μετρηθείσα τιμή για την ώρα αυτή

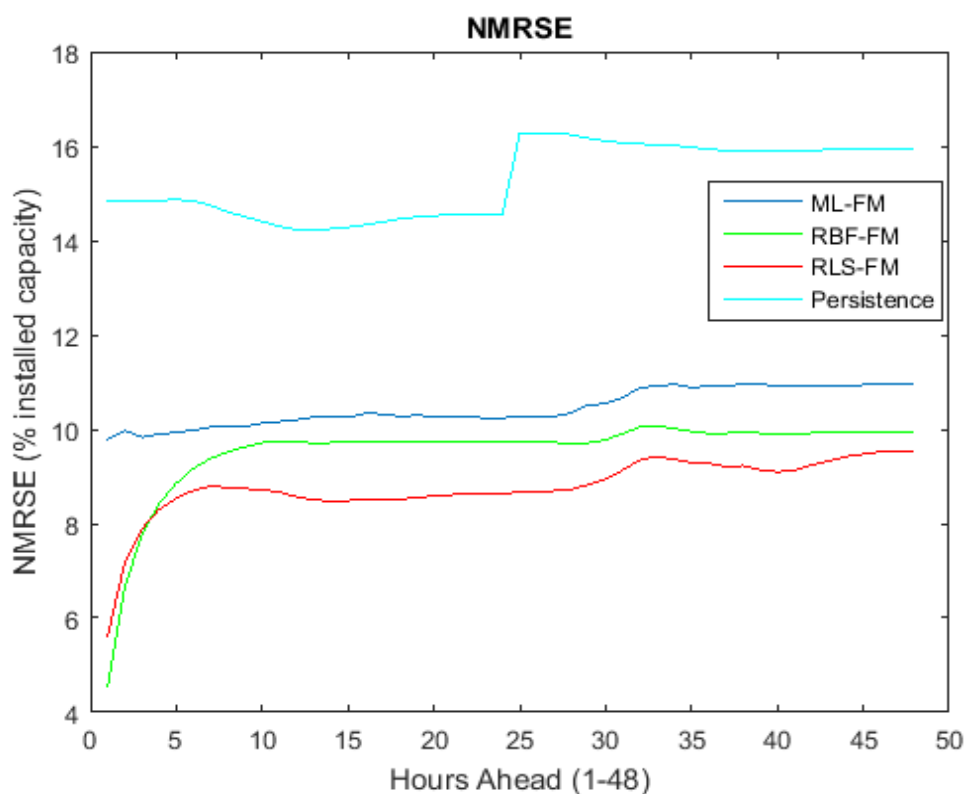
Δηλαδή στην εφαρμογή της μεθόδου γίνεται η απλοϊκή παραδοχή ότι η παραγωγή που προκύπτει από την ηλιακή ενέργεια παραμένει η ίδια για όλες τις περιόδους που προβλέπονται μπροστά σε σχέση την τρέχουσα χρονική περίοδο. Παρά την απλοϊκή αυτή σκέψη, η μέθοδος δίνει εν γένει αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα, σε μικρούς όμως χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης.

Μέσο Απόλυτο Σφάλμα: Για το μοντέλο ML-RF το NMAE είναι περίπου 5.4% για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης, ενώ για το μοντέλο RBF-FM σταθεροποιείται περίπου στο 5% για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης, μετά από τις αρκετά μικρές τιμές (περί το 2.3%) που λαμβάνει για τις πρώτες ώρες του ορίζοντα. Ο συνδυασμός των προβλέψεων (RLS-FM) δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα για τους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης των 48 ωρών, με το τελικό NMAE παίρνει τιμές από 2.66% έως 4.78%, δηλαδή τιμές μικρότερες από αυτές που δίνουν οι δύο πρώτες μέθοδοι ξεχωριστά. Η μέθοδος persistence δίνει εμφανώς χειρότερο σφάλμα με το NMAE να κυμαίνεται από ένα ελάχιστο 6.71% μέχρι την μέγιστή του τιμή στο 7.96%.



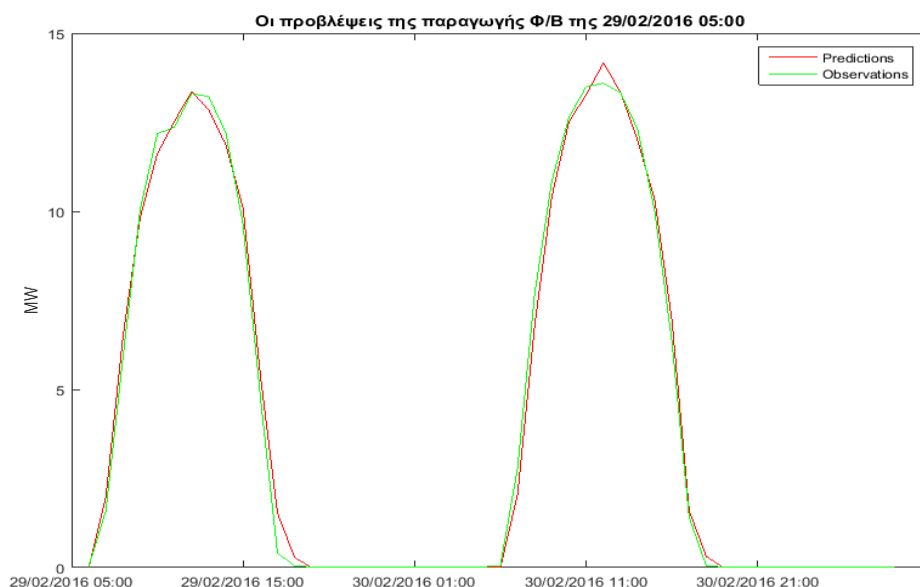
Σχήμα 39: Μέσο Απόλυτο σφάλμα των μοντέλων

Μέσο Απόλυτο Τετραγωνικό Σφάλμα: Για το πρώτο μοντέλο (ML-RF) παρατηρούμε ότι το NMRSE κυμαίνεται από 9.78% έως κάτι λιγότερο από 11% (για την ακρίβεια 10.97%). Στην περίπτωση του δεύτερου μοντέλου (RBF-FM) το NMRSE παρουσιάζει αντίστοιχη συμπεριφορά με το NMAE του μοντέλου και ξεκινάει από το 4.55% για να σταθεροποιηθεί γύρω στο 9.55%. Ο συνδυασμός των προβλέψεων (RLS-FM) δίνει το τελικό μέσο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα, το οποίο παίρνει και πάλι μικρότερες τιμές από τα δύο ανεξάρτητα μοντέλα και κυμαίνεται από 5.61% έως 9.53%. Η persistence και πάλι εμφανίζεται λιγότερο ακριβής με το NMRSE της μεθόδου να κυμαίνεται από ένα ελάχιστο 14.22% μέχρι το 16.28%.



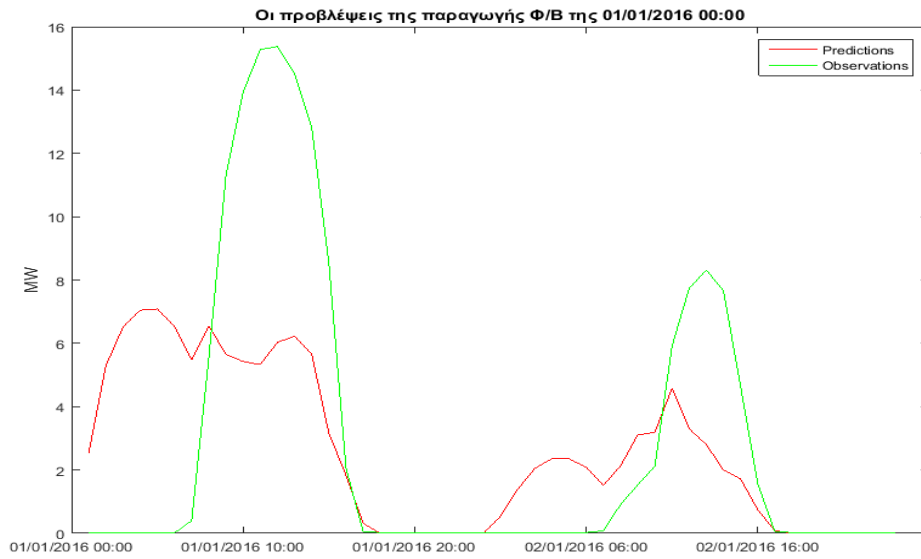
Σχήμα 40: Μέσο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα για κάθε μοντέλο

Από τη σύγκριση των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης που προέκυψε από τα μοντέλα και των πραγματικών μετρήσεων της ηλιακής παραγωγής παρατηρήθηκε πώς η καλύτερη πρόβλεψη έγινε στις 29/02/2016 05:00 όπου το μέσο απόλυτο σφάλμα για τον 48ωρο ορίζοντα των προβλέψεων ήταν μόλις 0.45%.



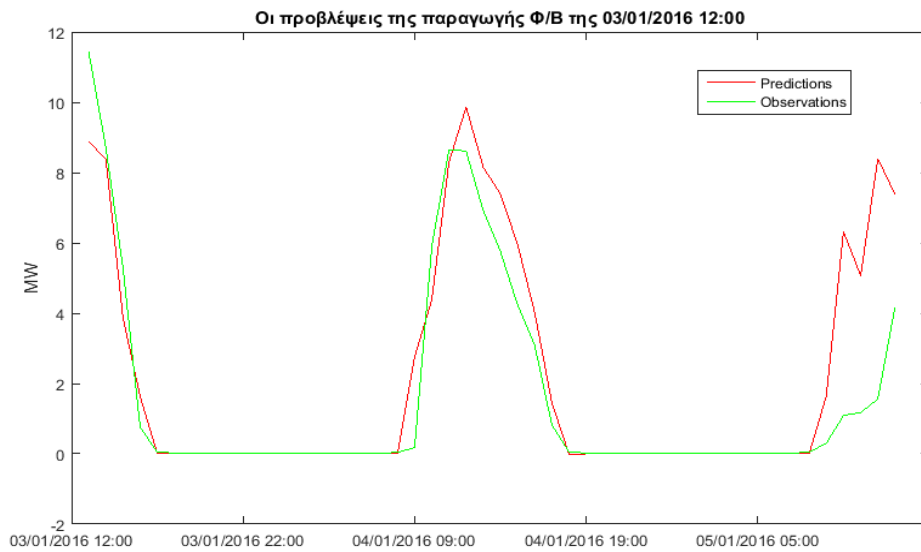
Σχήμα 41: Η καλύτερη πρόβλεψη

Ενώ η πρόβλεψη με την μεγαλύτερη απόκλιση από τα πραγματικά δεδομένα ήταν αυτή που εκτελέστηκε για την 01/01/2016 00:00 όπου το μέσο απόλυτο σφάλμα για τον ορίζοντα των 48 ωρών ήταν 5.76%. Το σφάλμα φτάνει σε αυτή την τιμή καθώς τα δεδομένα που εφαρμόστηκαν για να προκύψει η πρόβλεψη, τα οποία αντιστοιχούν στο έτος 2015, ήταν αρκετά διαφορετικά από τα αναμενόμενα, δηλαδή εμφάνισαν μεγάλες διακυμάνσεις μέσα στην ημέρα. Ακόμη παρατηρούμε πώς φαίνεται να υπάρχει πρόβλεψη για νυχτερινές ώρες, όπου κανονικά δεν αναμένεται παραγωγή. Το γεγονός αυτό μπορεί να αποδοθεί στο ότι οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού δεν ήταν τόσο ακριβείς για την ημέρα αυτή και πιο συγκεκριμένα έδιναν λανθασμένες τιμές για (ακτινοβολία μικρού μήκους κύματος) $\text{flux} > 0.01$ τις νυχτερινές ώρες. Στο τελικό μοντέλο οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού που για βραδινές ώρες έδιναν ακτινοβολία $\text{flux} > 0.01$ παραμετροποιήθηκαν ώστε να δίνουν μηδενικές τιμές και να μην επηρεάζουν την απόδοση των προβλέψεων.



Σχήμα 42: Η χειρότερη πρόβλεψη

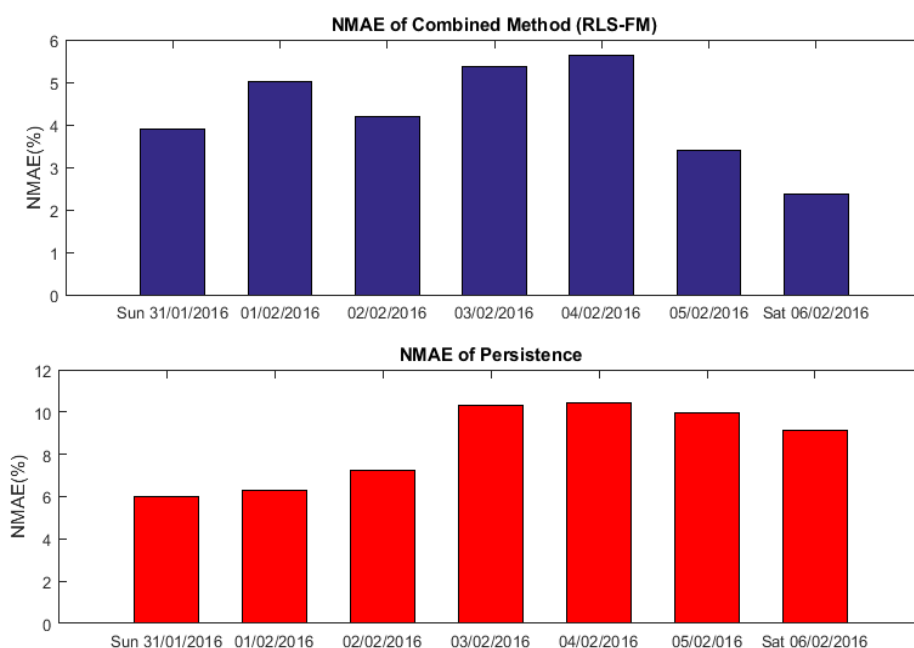
Οι υπόλοιπες προβλέψεις κινήθηκαν ανάμεσα στα δύο αυτά ακρότατα με ένα μέσο παράδειγμα αυτό της 03/01/2016 12:00 με μέσο απόλυτο σφάλμα για τον ορίζοντα των 48 ωρών της πρόβλεψης 1.66%.



Σχήμα 43: Μέση πρόβλεψη

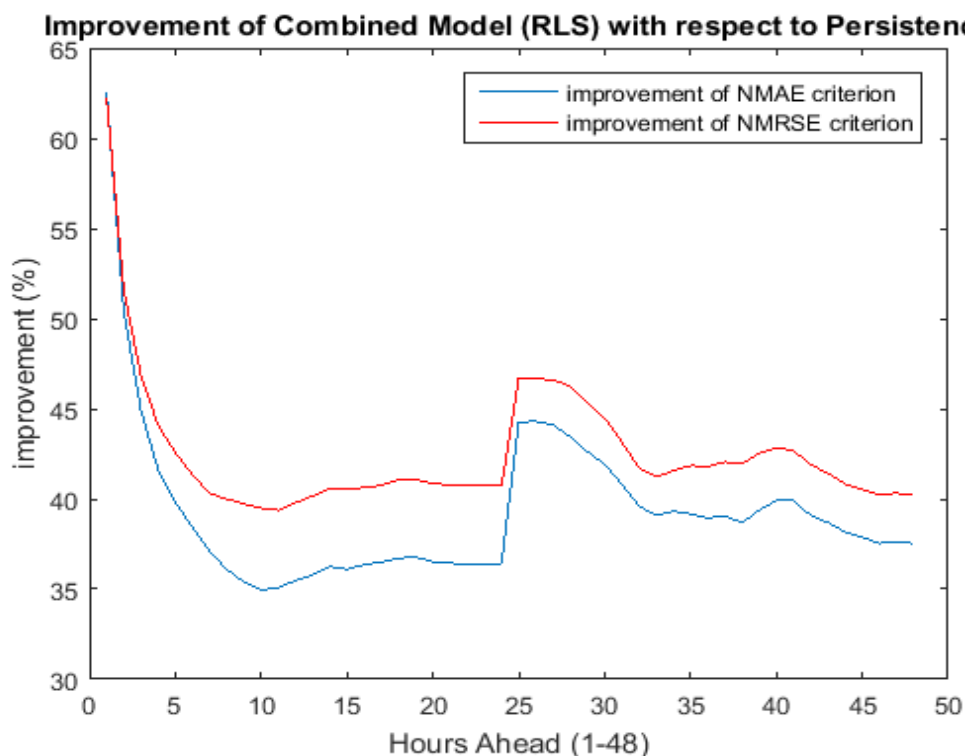
Ολοκληρώνοντας με την παρουσίαση των αποτελεσμάτων για την μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος με τα προτεινόμενα μοντέλα, έγινε μία περαιτέρω σύγκριση με αναφορά τη μέθοδο της persistence που έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς για επίλυση παρόμοιων εφαρμογών στο παρελθόν.

Από την εφαρμογή και των δύο μεθόδων βλέπουμε και πάλι πώς το προτεινόμενο συνδυαστικό σύστημα προβλέψεων υπερέρχει της μεθόδου της persistence. Ως παράδειγμα παρατίθενται τα σφάλματα που έδωσε η κάθε μέθοδος κατά την εφαρμογή τους σε μια εβδομάδα έντονης νέφωσης μέσα στην προαναφερθείσα χρονική περίοδο. Η εν λόγω εβδομάδα ξεκινά από την Κυριακή 31/01/2016 00:00 μέχρι και το Σάββατο 06/02/2016 23:00. Είναι εμφανές πως και για την εβδομάδα αυτή παρά την έντονη νέφωση και τη δυσχέρεια που μπορεί να προκαλεί στην απόδοση των μοντέλων, το προτεινόμενο σύστημα έδωσε και πάλι μικρότερα σφάλματα για κάθε βήμα του ορίζοντα πρόβλεψης με μέση τιμή και για κάθε ημέρα της εβδομάδας, ενώ η persistence κατέληξε σε προβλέψεις που ακόμα και για μικρούς ορίζοντες έδωσε σφάλματα σχεδόν διπλάσια από αυτά του μοντέλου RLS-FM.



Σχήμα 44: Ημερήσια απόδοση των δύο μοντέλων για την πρώτη εβδομάδα του Φεβρουαρίου του 2016

Ακολουθεί το διάγραμμα της βελτίωσης (ελαχιστοποίησης των σφαλμάτων ως προς τις πραγματικές μετρηθείσες τιμές της χρονοσειράς) των προβλέψεων που προσφέρει το συνδυαστικό σύστημα προβλέψεων σε σχέση με αυτό της persistence για όλη την περίοδο της εφαρμογής τους.



Σχήμα 45: Βελτίωση των αποτελεσμάτων που έδωσε το συνδυαστικό μοντέλο αναφορικά με τη μέθοδο της persistence

Συνοψίζοντας, το μοντέλο φάνηκε ότι δίνει ακριβείς προβλέψεις για το διάστημα των 48 ωρών, παρόλο που αξιολογήθηκε κατά την εφαρμογή του τη δύσκολη εποχή των χειμερινών μηνών, όπου η ηλιοφάνεια και τα λοιπά δεδομένα είναι αρκετά στοχαστικά. Αποδείχθηκε ακόμη καλύτερο από τη μέθοδο της persistence σε κάθε χρονικό βήμα της πρόβλεψης.

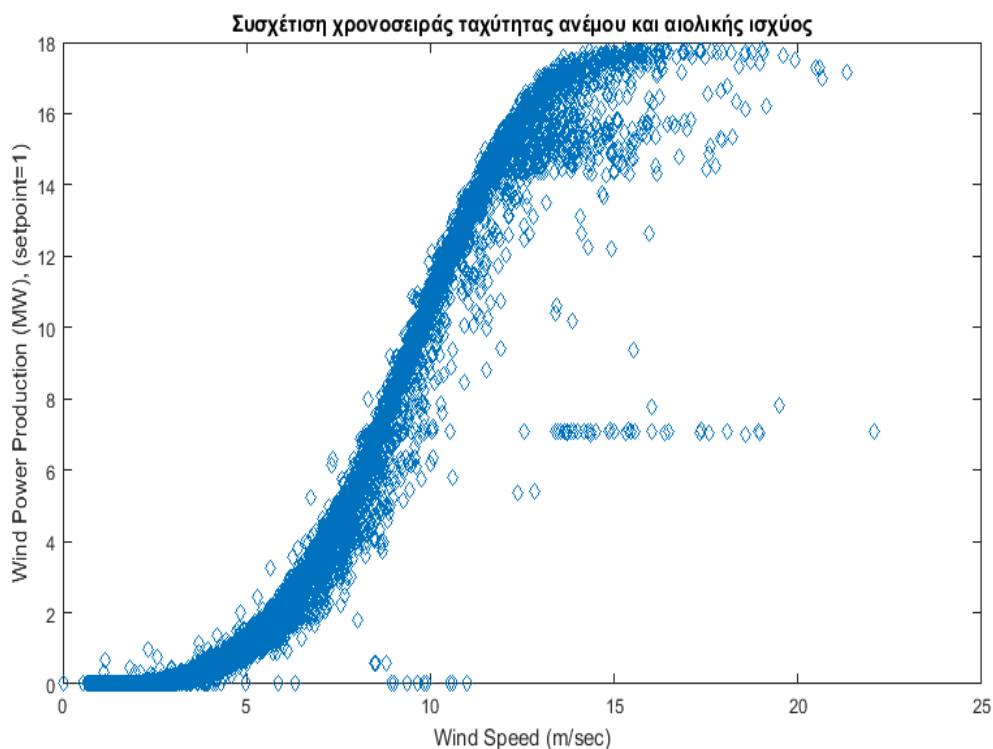
5.3.1.2 Σύστημα πρόβλεψης της Αιολικής Ισχύος

Το σύστημα που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της συνολικής αιολικής παραγωγής είναι κοινό με το σύστημα πρόβλεψης της ηλιακής παραγωγής, επομένως και εδώ έχουμε τα τρία μοντέλα ML-FM, RBF-FM και RLS-FM που αναφέρθηκαν παραπάνω. Το ηλεκτρικό σύστημα της Ρόδου είναι συνδεδεμένο με πέντε αιολικά πάρκα συνολικής εγκατεστημένης ισχύος 48 MW. Τα παραπάνω μοντέλα εκτελέστηκαν κάθε ώρα και παρείχαν τις 48 προβλεπόμενες τιμές της παραγωγής τους. Η χρονοσειρά της αιολικής ενέργειας καλύπτει την περίοδο από 20/12/2015 08:00 έως 06/06/2016 00:00, δηλαδή ένα διάστημα 169 ημερών. Η περίοδος εφαρμογής είναι ταυτόσημη τόσο για το μοντέλο ML-FM όσο και για το RBF-FM και άρα και για το τελικό συνδυαστικό μοντέλο πρόβλεψης RLS-FM. Για τη χρονική περίοδο της κάθε χρονοσειράς, ελήφθησαν οι χρονοσειρές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου (που αντιστοιχούν σε διάφορα σημεία του πλέγματος των αριθμητικών προβλέψεων καιρού που περιβάλλουν το εκάστοτε αιολικό πάρκο). Για τον υπολογισμό της απορριπτόμενης αιολικής ενέργειας, ελήφθησαν επίσης και οι χρονοσειρές με τα όρια λειτουργίας (set-points) του κάθε πάρκου που επιβλήθηκαν από τον διαχειριστή του ΣΗΕ. Η χρονοσειρά της συνολικής αιολικής παραγωγής της Ρόδου προέκυψε ως άθροισμα των χρονοσειρών της ισχύος των αιολικών πάρκων αφού πρώτα προστέθηκαν σε αυτές οι εκτιμήσεις της απορριπτόμενης ισχύος. Ως είσοδοι σε κάθε μοντέλο χρησιμοποιήθηκαν επίσης οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού που αφορούν τη θερμοκρασία, η ώρα και οι δείκτες μήνα, ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης.

Ο υπολογισμός της συνολικής αιολικής παραγωγής της Ρόδου θα προέκυπτε από το άθροισμα όλων των αιολικών πάρκων του νησιού. Επειδή όμως, για λόγους ασφάλειας του δικτύου, ο διαχειριστής απορρίπτει ένα μέρος της παραγωγής από κάθε πάρκο, οι χρονοσειρές της ισχύος απεικονίζουν μόνο τη διείσδυση της ενέργειας στο σύστημα. Ο υπολογισμός της συνολικής παραγωγής του κάθε πάρκου έγινε με μοντέλα καμπύλης ισχύος που δημιουργήθηκαν γι' αυτό το σκοπό. Τα μοντέλα καμπύλης ισχύος αναπτύχθηκαν με τις χρονοσειρές της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου και με τη χρονοσειρά των set-points. Συγκεκριμένα, απομονώθηκαν οι τιμές της ισχύος και του ανέμου τις ώρες που δεν είχε επιβληθεί κάποιο όριο λειτουργίας. Τα δεδομένα αυτά εφαρμόστηκαν στη δημιουργία των μοντέλων. Στο σχήμα που ακολουθεί παρουσιάζεται η συσχέτιση μεταξύ της χρονοσειράς της ταχύτητας του ανέμου και της παραγόμενης ισχύος του 5^{ου} και μεγαλύτερου αιολικού πάρκου της Ρόδου (συνολικής ισχύος 17.8 MW).

Είναι φανερό πώς η χρονοσειρά δεν προσαρμόζεται με κάποια γραμμική παλινδρόμηση, αφού χρησιμοποιήθηκαν οι πραγματικές τιμές της ισχύος για set-point=1, χωρίς το συνυπολογισμό της ισχύος απορριπτόμενης ενέργειας. Με αυτές τις τιμές της ισχύος εκπαιδεύτηκαν τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν στα μοντέλα πρόβλεψης. Επομένως οι μετρήσεις αυτές δε σχετίζονται απόλυτα με την τελική ισχύ, αφού έχουμε απόρριψη ισχύος σε ώρες όπου αναμένεται να έχουμε μεγάλη παραγωγή ενέργειας.

Όσο μεγαλύτερη είναι η παραγόμενη ενέργεια, τόσο μεγαλύτερο αναμένεται και το σφάλμα των μοντέλων πρόβλεψης και των αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Επομένως το σφάλμα αυτό που προέρχεται από την εκτίμηση της ισχύος στις ώρες όπου έχουμε μεγάλη παραγωγή ενέργειας συμβάλλει αθροιστικά στο συνολικό σφάλμα των προβλέψεων του συνδυαστικού μοντέλου.



Σχήμα 46: Συσχέτιση της χρονοσειράς της ταχύτητας του ανέμου με την παραγόμενη αιολική ισχύ του 5ου ΑΠ της Ρόδου

5.3.1.2.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου

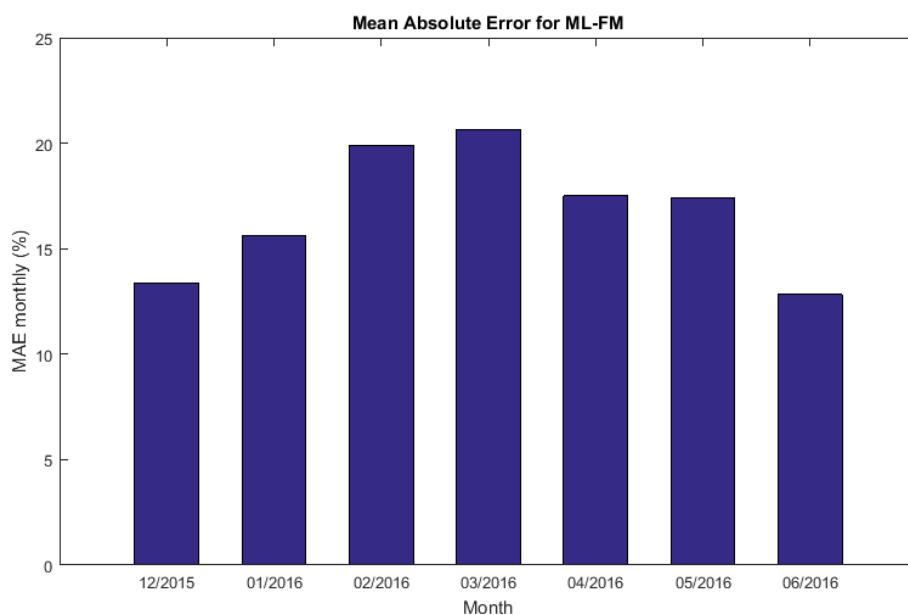
Και σε αυτή την περίπτωση κάποιες ώρες ή ημέρες της περιόδου των 169 ημερών δεν πραγματοποιήθηκε μέτρηση (έλειπαν από τη χρονοσειρά της αιολικής ισχύος που χρησιμοποιήθηκε στο συγκεκριμένο μοντέλο), επομένως τα ποσοστά των ωρών για τις οποίες είχαμε διαθέσιμα δεδομένα για κάθε μήνα φαίνονται στον πίνακα που ακολουθεί.

Πίνακας VI: Ποσοστό κάλυψης ανά μήνα

Μήνας	Ποσοστό Κάλυψης
Δεκέμβριος 2015	100%
Ιανουάριος 2016	87.10 %
Φεβρουάριος 2016	86.21%
Μάρτιος 2016	88.84%
Απρίλιος 2016	86.53%
Μάιος 2016	93.55%
Ιούνιος 2016	100%

ML-FM

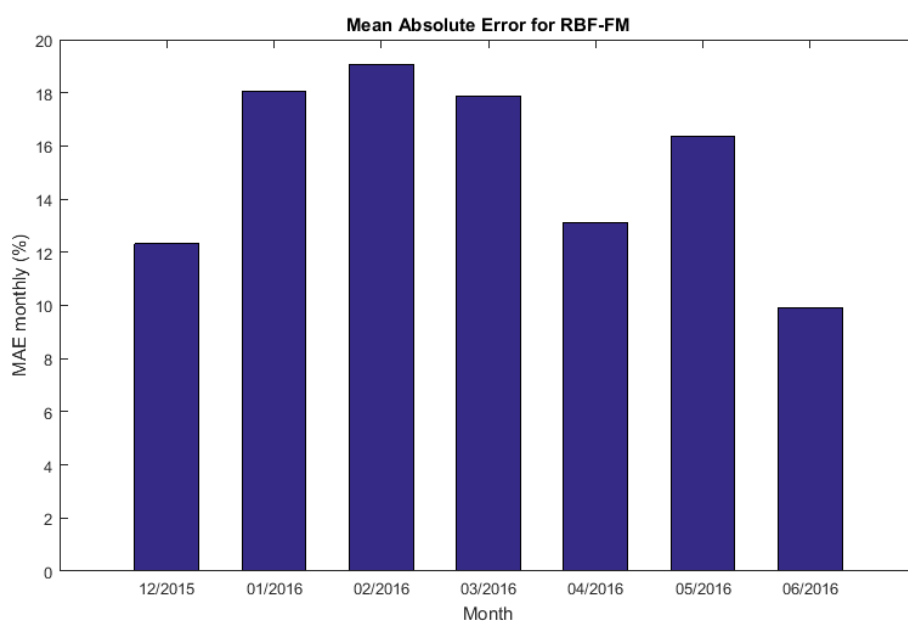
Από την συνολική περίοδο της αξιολόγησης παρατηρήθηκε πως την καλύτερη απόδοση όσον αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα εμφάνισε για αυτό το μοντέλο ο Ιούνιος του 2015, όπου δεν ξεπέρασε το 13% .



Σχήμα 47: Μέσο Απόλυτο Σφάλμα ανά μήνα

RBF-FM

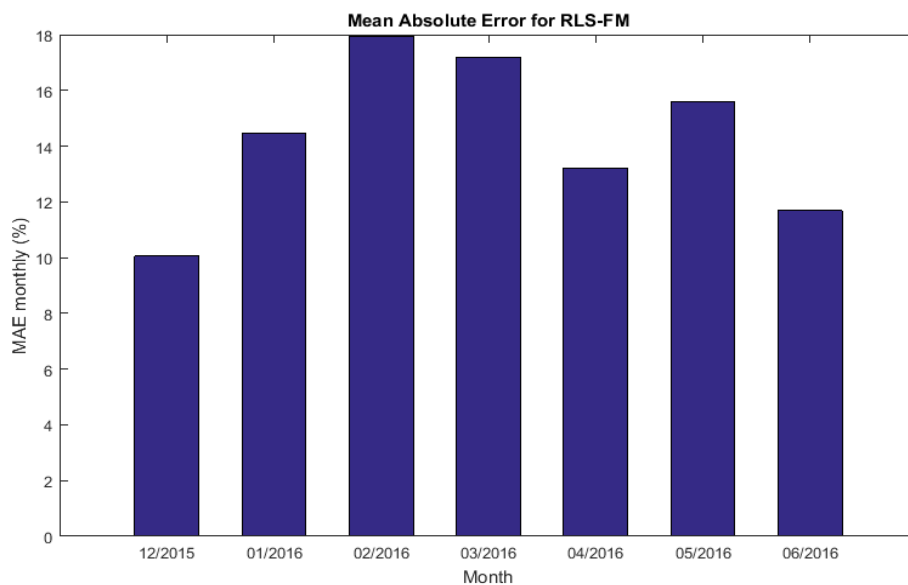
Από την συνολική περίοδο της αξιολόγησης παρατηρήθηκε πως την καλύτερη απόδοση όσον αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα και για αυτό το μοντέλο εμφάνισε ο Ιούνιος του 2015, όπου δεν ξεπέρασε το 12.53% .



Σχήμα 48: Μέσο Απόλυτο Σφάλμα ανά μήνα

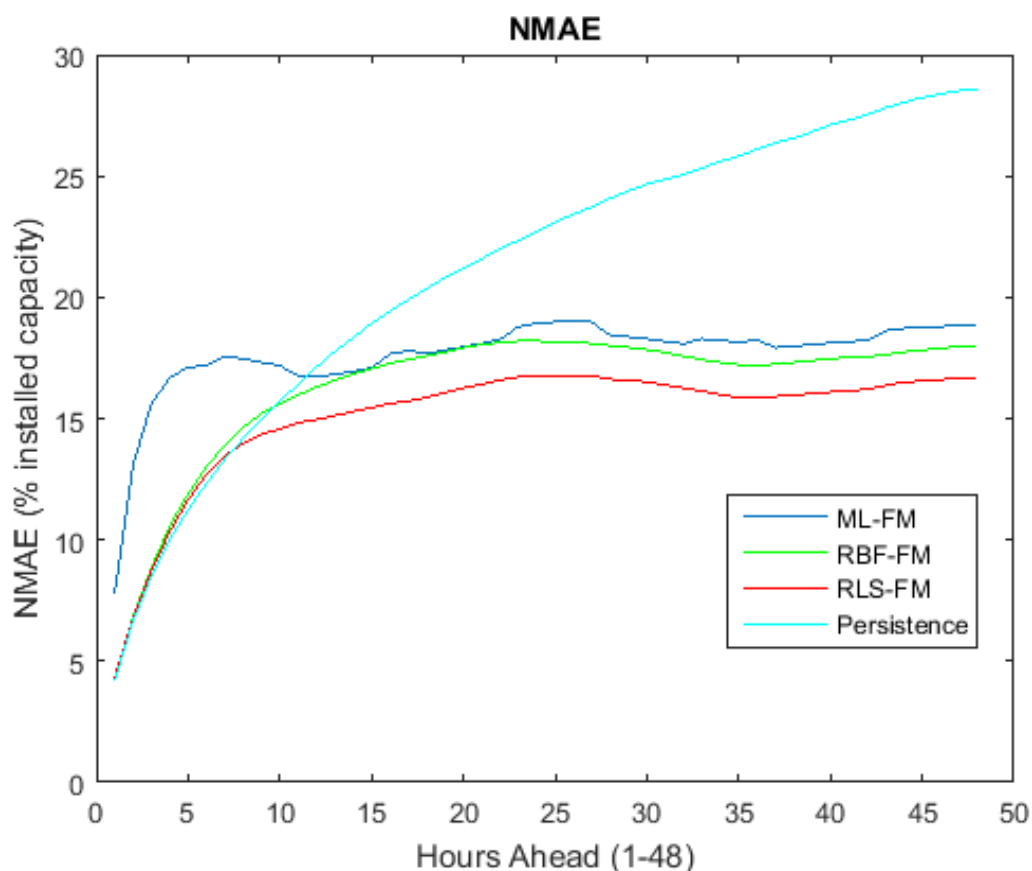
RLS-FM

Οι τελικές προβλέψεις προέκυψαν από το συνδυασμό των προβλέψεων που έδωσαν τα δύο προαναφερθέντα μοντέλα. Το μέσο απόλυτο σφάλμα ανά μήνα και για το τελικό μοντέλο παρουσιάζεται παρακάτω. Είναι εμφανές πως το μικρότερο σφάλμα εμφάνισε ο Δεκέμβρης του 2015 όπου δεν ξεπέρασε το 12.07%, ενώ αμέσως μετά ακολουθεί ο Ιούνιος του 2016 με μέγιστο σφάλμα 14.67%.



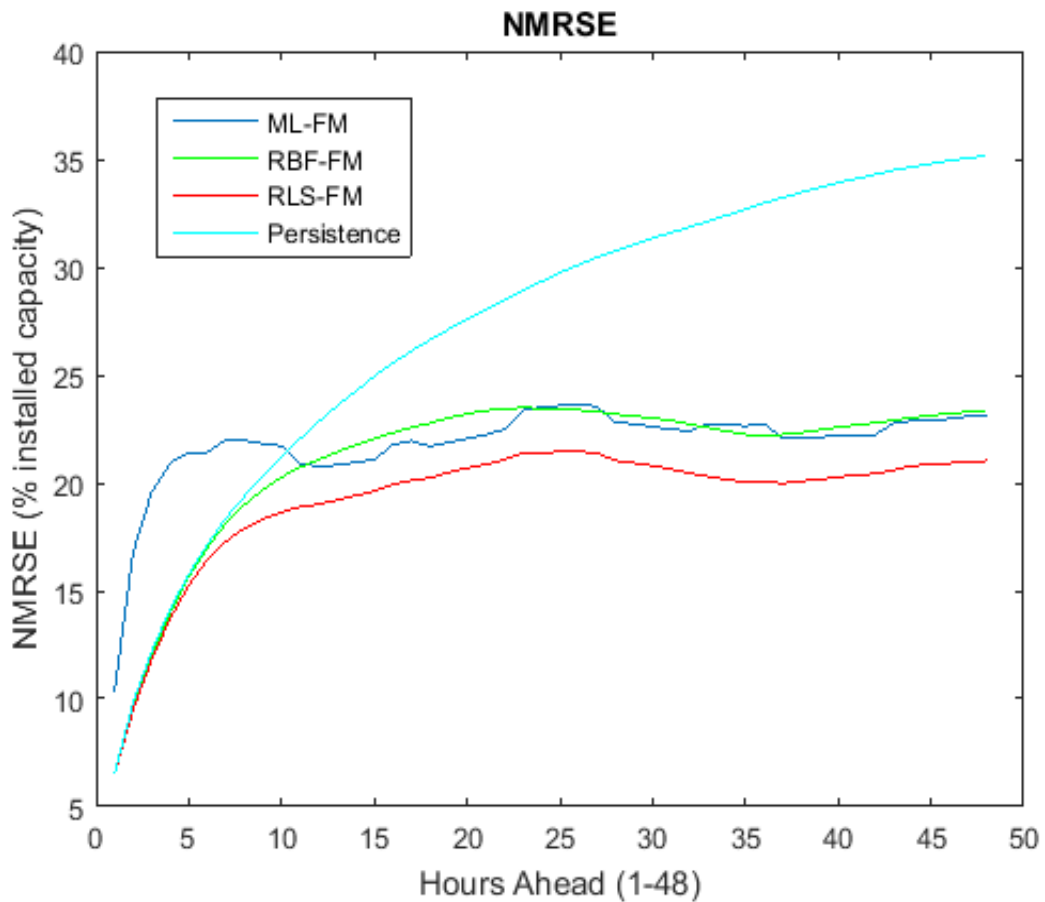
Σχήμα 49: Μέσο Απόλυτο Σφάλμα ανά μήνα

Μέσο Απόλυτο Σφάλμα: Για το μοντέλο ML-RF το NMAE είναι περίπου 17.64% για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης, ενώ για το μοντέλο RBF-FM σταθεροποιείται περίπου στο 16.3% για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης. Ο συνδυασμός των προβλέψεων (RLS-FM) δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα για τους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης των 48 ωρών, με το τελικό NMAE παίρνει τιμές από 4.32% έως 16.79%, δηλαδή τιμές μικρότερες από αυτές που δίνουν οι δύο πρώτες μέθοδοι ξεχωριστά. Η μέθοδος persistence δίνει εμφανώς χειρότερο σφάλμα με το NMAE να κυμαίνεται από ένα ελάχιστο 4.19% μέχρι την μέγιστή του τιμή στο 28.59%.



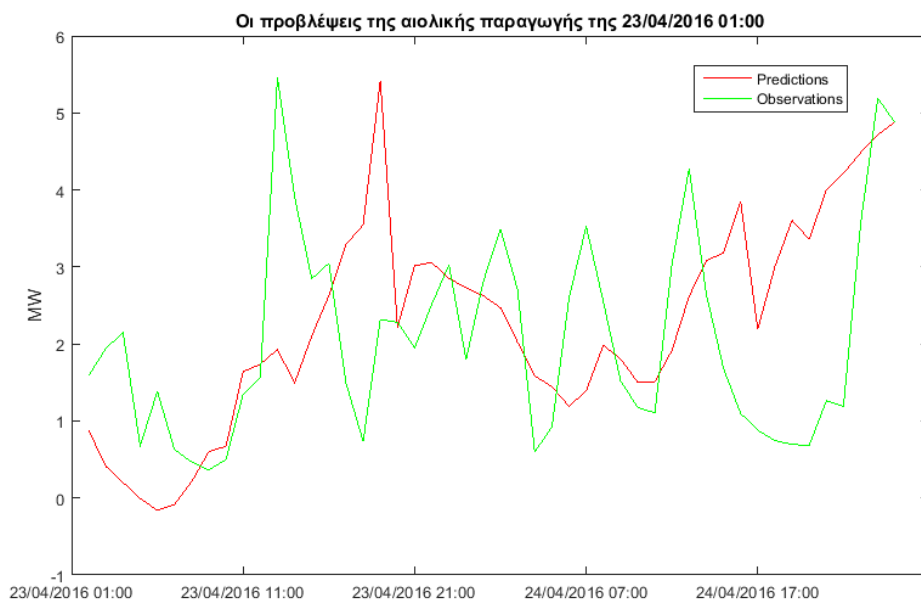
Σχήμα 50: Μέσο Απόλυτο Σφάλμα για κάθε μοντέλο

Μέσο Απόλυτο Τετραγωνικό Σφάλμα: Για το πρώτο μοντέλο (ML-RF) παρατηρούμε ότι το NMRSE κυμαίνεται από 10.38% έως 23.65% . Στην περίπτωση του δεύτερου μοντέλου (RBF-FM) το NMRSE παρουσιάζει αντίστοιχη συμπεριφορά με το NMAE του μοντέλου και ξεκινάει από το 6.55% για να σταθεροποιηθεί γύρω στο 23.49%. Ο συνδυασμός των προβλέψεων (RLS-FM) δίνει το τελικό μέσο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα, το οποίο παίρνει και πάλι μικρότερες τιμές από τα δύο ανεξάρτητα μοντέλα και κυμαίνεται από 6.52% έως 21.46%. Η persistence και πάλι εμφανίζεται λιγότερο ακριβής με το NMRSE της μεθόδου να κυμαίνεται από ένα ελάχιστο 6.56% μέχρι το 35.16%.



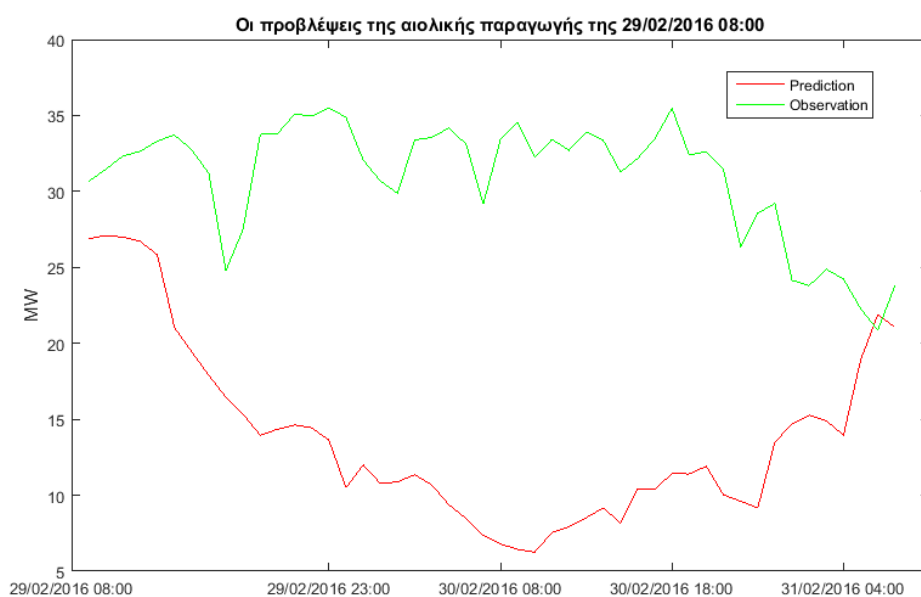
Σχήμα 51: Μέσο Απόλυτο Τετραγωνικό Σφάλμα για κάθε μοντέλο

Από τη σύγκριση των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης που προέκυψε από τα μοντέλα και των πραγματικών μετρήσεων της αιολικής παραγωγής παρατηρήθηκε πώς η καλύτερη πρόβλεψη έγινε στις 23/04/2016 01:00 όπου το μέσο απόλυτο σφάλμα για τον 48ωρο ορίζοντα των προβλέψεων ήταν μόλις 2.53%.



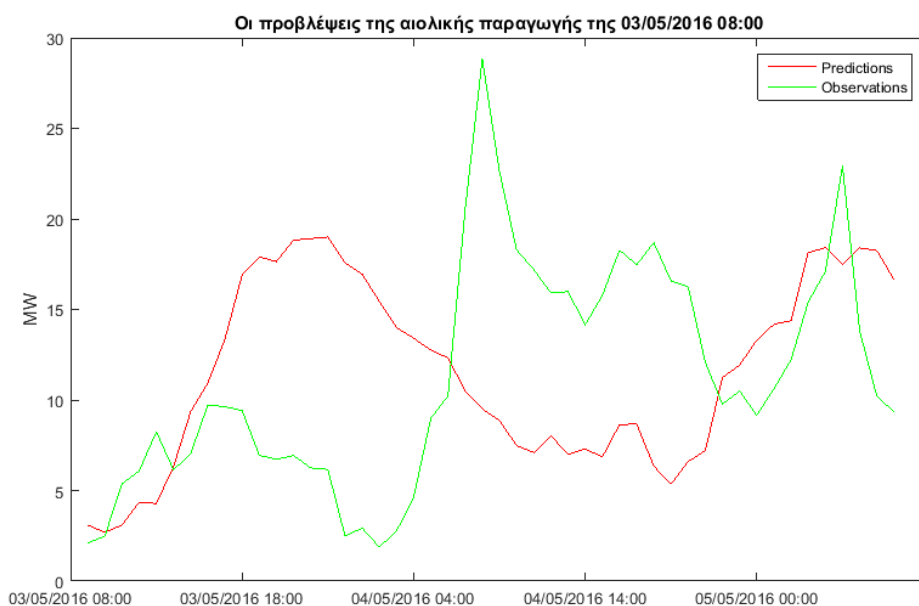
Σχήμα 52: Η καλύτερη πρόβλεψη

Ενώ η πρόβλεψη με την μεγαλύτερη απόκλιση από τα πραγματικά δεδομένα ήταν αυτή που εκτελέστηκε για την 29/02/2016 08:00 όπου το μέσο απόλυτο σφάλμα για τον ορίζοντα των 48 ωρών ήταν 35.66%. Το σφάλμα φτάνει σε αυτή την τιμή καθώς τα δεδομένα που εφαρμόστηκαν για να προκύψει η πρόβλεψη, τα οποία αντιστοιχούν στο έτος 2015, ήταν αρκετά διαφορετικά από τα αναμενόμενα, δηλαδή εμφάνισαν μεγάλες διακυμάνσεις μέσα στην ημέρα.



Σχήμα 53: Η χειρότερη πρόβλεψη

Οι υπόλοιπες προβλέψεις κινήθηκαν ανάμεσα στα δύο αυτά ακρότατα με ένα μέσο παράδειγμα αυτό της 03/05/2016 08:00 με μέσο απόλυτο σφάλμα για τον ορίζοντα των 48 ωρών της πρόβλεψης 15.10%.



Σχήμα 54: Μέση πρόβλεψη

Αντίστοιχα με την μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος και για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ισχύος έγινε μία περεταίρω σύγκριση των προτεινόμενων μοντέλων με αναφορά τη μέθοδο της persistence που έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς για επίλυση παρόμοιων εφαρμογών στο παρελθόν^[1]. Στην περίπτωση της αιολικής παραγωγής, η μέθοδος της persistence δίνει προβλέψεις χρησιμοποιώντας την παρακάτω σχέση:

$$p_t + h = o_t + h - 1, \text{ με } 0 < h \leq 48$$

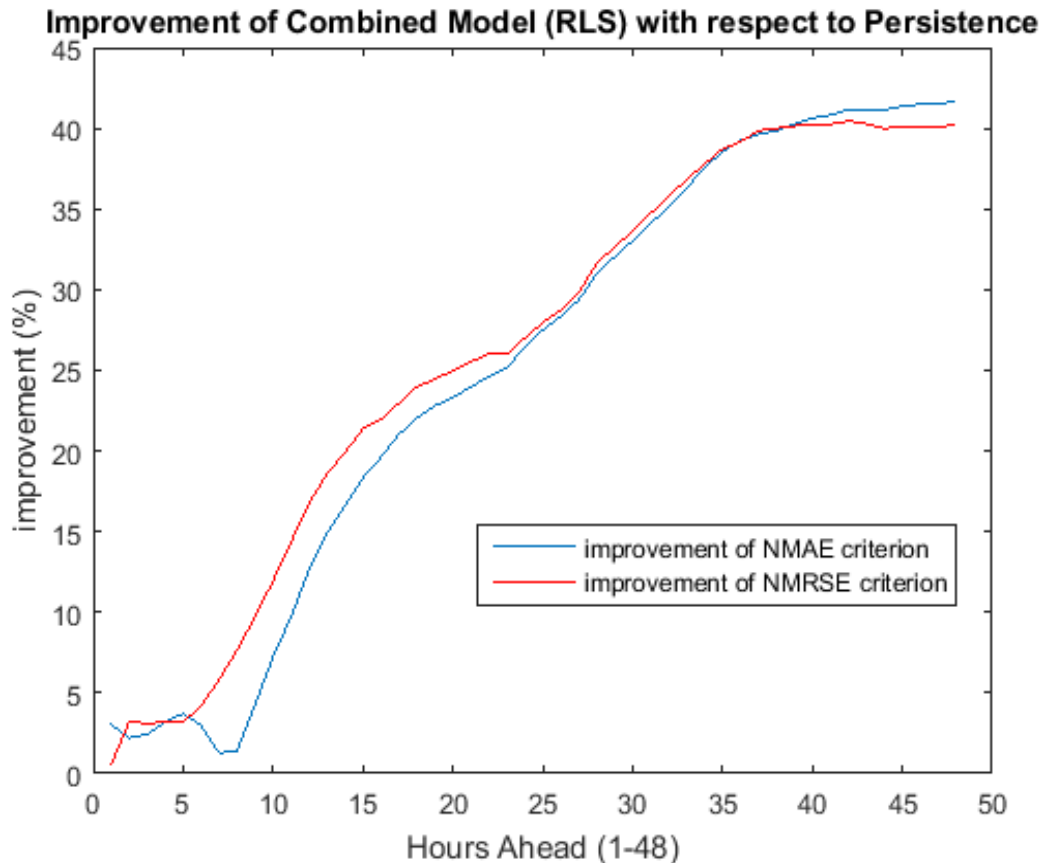
όπου

p_t : η πρόβλεψη του μοντέλου της persistence για την ώρα t και

o_t : η πραγματική μετρηθείσα τιμή για την ώρα αυτή

Δηλαδή βασίζεται στην ισχύ της προηγούμενης ώρας για την πρόβλεψη της παραγωγής την τρέχουσα ώρα.

Από την εφαρμογή και των δύο μεθόδων βλέπουμε και πάλι πώς το προτεινόμενο συνδυαστικό σύστημα προβλέψεων υπερέχει της μεθόδου της persistence. Ακολουθεί το διάγραμμα της βελτίωσης (ελαχιστοποίησης των σφαλμάτων ως προς τις πραγματικές μετρηθείσες τιμές της χρονοσειράς) των προβλέψεων που προσφέρει το συνδυαστικό σύστημα προβλέψεων σε σχέση με αυτό της persistence για όλη την περίοδο της εφαρμογής τους.



Σχήμα 55: Βελτίωση των αποτελεσμάτων που έδωσε το συνδυαστικό μοντέλο αναφορικά με τη μέθοδο της persistence

Παρατηρούμε πως για μικρούς χρονικούς ορίζοντες (<8 ωρών) η μέθοδος της persistence είναι συγκρινόμενη ως προς την καταλληλότητα των αποτελεσμάτων της με το προτεινόμενο μοντέλο, αφού σε αυτούς τους ορίζοντες αποδεικνύεται ως ένα αρκετά καλό μοντέλο πρόβλεψης. Όταν όμως έχουμε πρόβλεψη για ορίζοντα μεγαλύτερο των 10 ωρών η βελτιστοποίηση του συνδυαστικού μοντέλου σε σχέση με την persistence αυξάνεται απότομα δίνοντας μέχρι και 40% καλύτερα (μικρότερα) σφάλματα.

5.3.2 Μοντέλα Βραχυπρόθεσμης και πολύ-βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη χωρίζεται ουσιαστικά σε δύο κατηγορίες που υποστηρίζονται από ένα μοντέλο πρόβλεψης. Η πρώτη αφορά την πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη η οποία αναφέρεται σε προβλέψεις με χρονικό ορίζοντα δύο ωρών (ο οποίος επεκτείνεται και σε προβλέψεις μέχρι και 8 ώρες μπροστά) και με εκτέλεση της κάθε πρόβλεψης με βήμα 5 λεπτών. Η δεύτερη αφορά τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις όπου ο χρονικός ορίζοντας είναι οχτάωρος και οι προβλέψεις γίνονται ανά 15 λεπτά και προκύπτουν ως οι μέσες τιμές των αντίστοιχων υπολογισμένων 5λεπτων προβλέψεων. Ο χρόνος εκτέλεσης των μοντέλων σε κάθε περίπτωση είναι μικρότερος του ενός λεπτού.

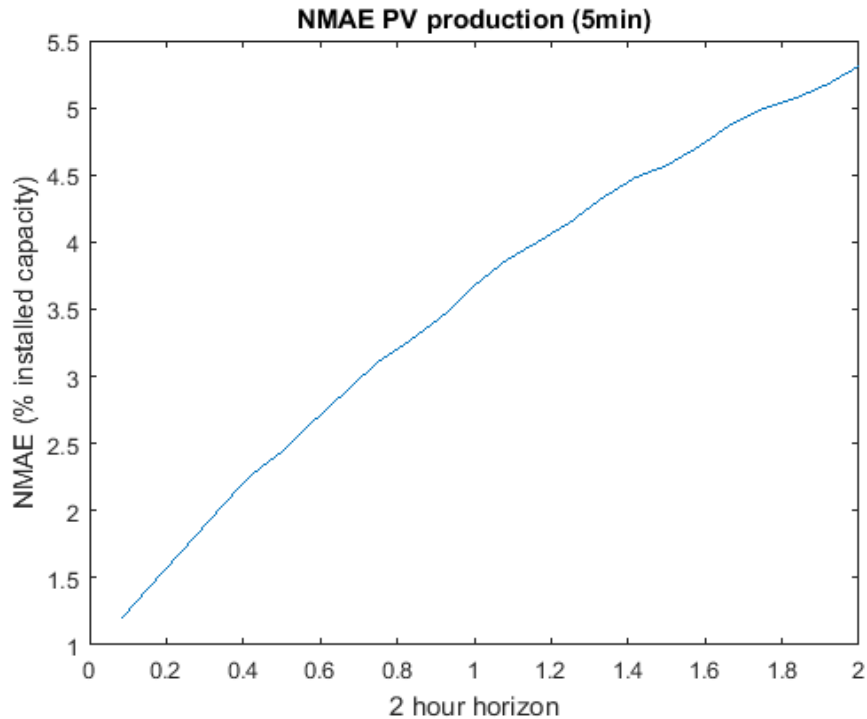
5.3.2.1 Σύστημα πρόβλεψης της Ηλιακής Ισχύος

Το σύστημα πρόβλεψης που αναπτύχθηκε για την ηλιακή ισχύ περιέχει 24 νευρωνικά δίκτυα MLP, κάθε ένα εκ των οποίων εκπαιδεύτηκε με τα δεδομένα που έχουν καταγραφεί σε ένα διάστημα μίας ώρας μέσα στην ημέρα.

5.3.2.1.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου

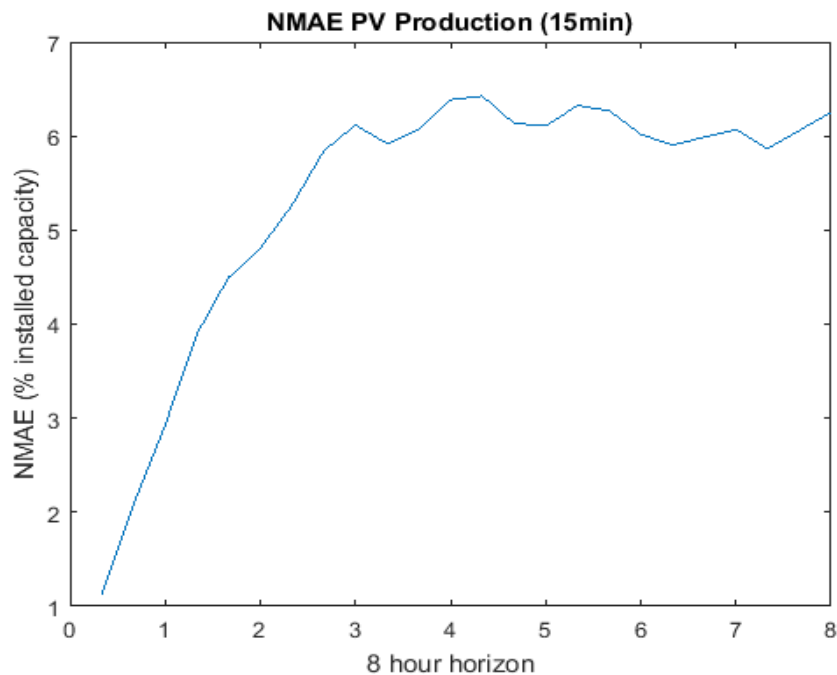
Για τις πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της ηλιακής ισχύος υπολογίστηκε το μέσο απόλυτο σφάλμα (επί τοις εκατό) κανονικοποιημένο ως προς τη συνολική ονομαστική ισχύ (18.17 MW) του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας της Ρόδου.

Το NMAE εμφανίζει ανοδική συμπεριφορά μέσα στους δίωρους ορίζοντες πρόβλεψης και παίρνει τη μικρότερη τιμή 1.2% που αντιστοιχεί στο πρώτο 5λεπτο προβλέψεων και τη μεγαλύτερη τιμή 5.31% να αντιστοιχεί το τελευταίο 5λεπτο.



Σχήμα 56: Μέσο απόλυτο σφάλμα για την πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος

Για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις του 15λεπτου της ηλιακής ισχύος τα σφάλματα ακολουθούν διαφορετική συμπεριφορά από αυτή των αντίστοιχων 5λεπτων προβλέψεων, παρά την εξάρτησή τους από τα τελευταία. Έτσι το μέσο απόλυτο σφάλμα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης παίρνει αρχικά ελάχιστη τιμή 1.12% για το πρώτο τέταρτο του οχτάωρου χρονικού ορίζοντα στη συνέχεια σταθεροποιείται ως ένα βαθμό με μικρές διακυμάνσεις περί το 6% με τη μεγαλύτερη τιμή να φτάνει στο 6.43%.



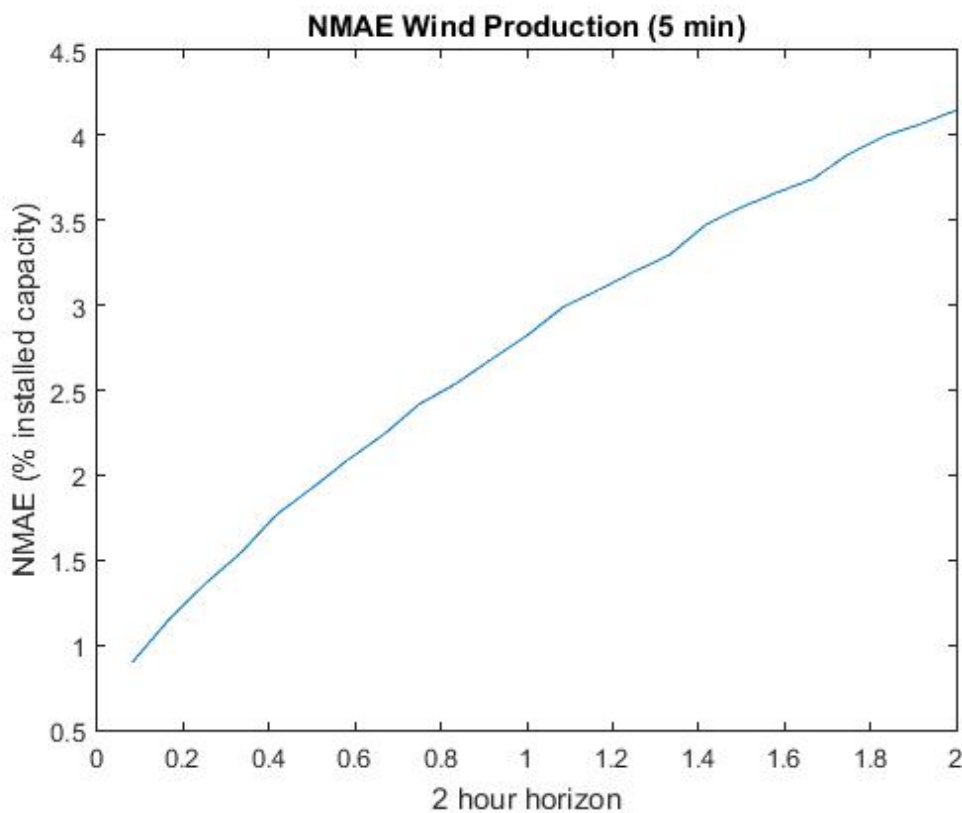
Σχήμα 57: Μέσο απόλυτο σφάλμα για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος

5.3.2.2 Σύστημα πρόβλεψης της Αιολικής Ισχύος

Για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος με χρονικό ορίζοντα οχτώ ωρών (ο οποίος περιορίστηκε στο δίωρο για τις ανάγκες της συγκεκριμένης εφαρμογής) και χρονικό βήμα 5 λεπτών εφαρμόστηκε ένα μοντέλο ARMA. Τα μοντέλα ARMA χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία και την πρόβλεψη χρονοσειρών και σημαίνουν Auto-Regressive Moving Averages (συνδυασμός αυτό-παλινδρομικού μοντέλου και μοντέλου κινητών μέσων όρων).

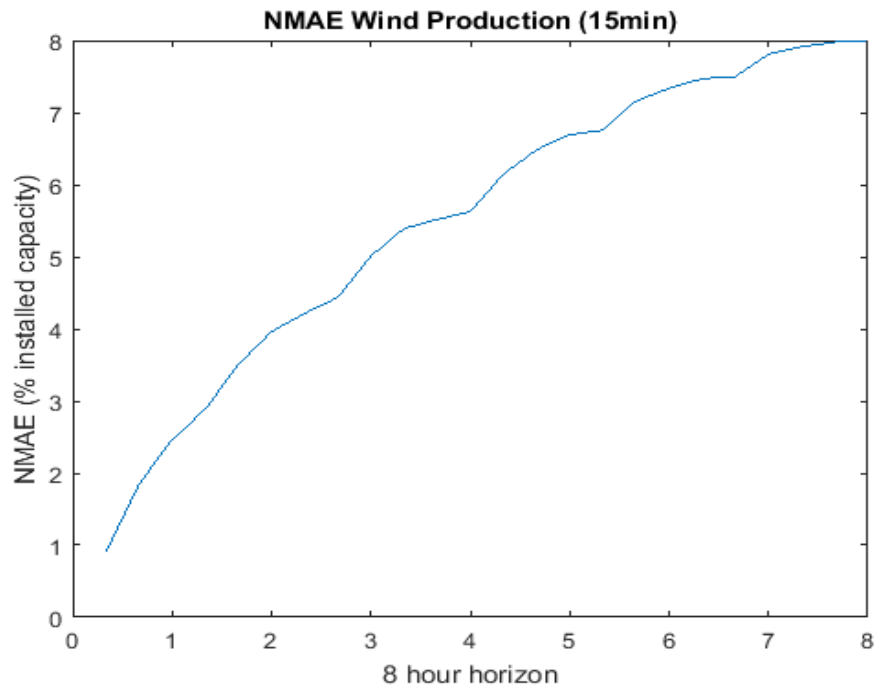
5.3.2.2.1 Απόδοση και αποτελέσματα του μοντέλου

Για τις πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της αιολικής παραγωγής παρουσιάζεται το μέσο απόλυτο σφάλμα κανονικοποιημένο ως προς τη συνολική ονομαστική ισχύ (48 MW) των αιολικών πάρκων του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας της Ρόδου στο σχήμα που ακολουθεί. Όπως γίνεται αντιληπτό το σφάλμα εμφανίζει ανοδική συμπεριφορά μέσα στους δίωρους ορίζοντες πρόβλεψης και παίρνει τη μικρότερη τιμή 0.90% που αντιστοιχεί στο πρώτο 5λεπτο προβλέψεων και τη μεγαλύτερη τιμή 4.15%, η οποία αντιστοιχεί το τελευταίο 5λεπτο.



Σχήμα 58: Μέσο απόλυτο σφάλμα για την πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ισχύος

Για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις του 15λεπτου της αιολικής ισχύος τα σφάλματα ακολουθούν την ίδια συμπεριφορά με αυτή των αντίστοιχων 5λεπτων προβλέψεων, όπως αναμενόταν λόγω της εξάρτησής τους ως μέσες τιμές των τελευταίων. Έτσι το μέσο απόλυτο σφάλμα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης παίρνει την ελάχιστη τιμή 0.90% για το πρώτο τέταρτο του οχτάωρου χρονικού ορίζοντα και τη μέγιστη τιμή 8.12% για το τελευταίο τέταρτο.



Σχήμα 59: Μέσο απόλυτο σφάλμα για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ισχύος

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Επίλογος

6.1 Συμπεράσματα και Παρατηρήσεις

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε ανάλυση των δεδομένων της αιολικής και ηλιακής ισχύος που ελήφθησαν από το ΔΕΔΔΗΕ. Εκπαιδεύτηκαν ακόμη τα μοντέλα της μεσοπρόθεσμης και της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης για καθεμία από τις δύο μορφές ΑΠΕ. Τέλος, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των σφαλμάτων που έδωσε το κάθε μοντέλο.

Για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης είναι 48 ώρες και το μοντέλο εκτελείται (πραγματοποιεί πρόβλεψη) με βήμα μίας ώρας. Το σύστημα αυτό είναι κοινό για τις περιπτώσεις της αιολικής και της ηλιακής ισχύος και αποτελείται από τρία μοντέλα νευρωνικών δικτύων (ML-FM, RBF-FM και RLS-FM). Το προτεινόμενο μοντέλο δέχεται σαν δεδομένα εισόδου τις ταχύτητες και τις διευθύνσεις του ανέμου στην περίπτωση της αιολικής παραγωγής και την επί τοις εκατό ακτινοβολία για την ηλιακή. Δέχεται ακόμη τη θερμοκρασία (και για τις δύο περιπτώσεις). Αυτά τα δεδομένα προέρχονται από το μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού υψηλής κλίμακας SKIRON. Ως είσοδοι στα μοντέλα χρησιμοποιούνται ακόμα οι παλαιότερες χρονοσειρές της αιολικής και ηλιακής παραγωγής, καθώς επίσης και ημερολογιακά δεδομένα.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη χωρίζεται ουσιαστικά σε δύο κατηγορίες που υποστηρίζονται από ένα μοντέλο πρόβλεψης. Η πρώτη αφορά την πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη η οποία αναφέρεται σε προβλέψεις με χρονικό ορίζοντα δύο ωρών (ο οποίος επεκτείνεται και σε προβλέψεις μέχρι και 8 ώρες μπροστά) και με εκτέλεση της κάθε πρόβλεψης με βήμα 5 λεπτών. Η δεύτερη αφορά τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις όπου ο χρονικός ορίζοντας είναι οχτάωρος και οι προβλέψεις γίνονται ανά 15 λεπτά και προκύπτουν ως οι μέσες τιμές των αντίστοιχων υπολογισμένων 5λεπτων προβλέψεων. Ο χρόνος εκτέλεσης των μοντέλων σε κάθε περίπτωση είναι μικρότερος του ενός λεπτού. Εδώ αναπτύχθηκαν δύο μοντέλα για κάθε περίπτωση ΑΠΕ. Το σύστημα πρόβλεψης που αναπτύχθηκε για την ηλιακή ισχύ περιέχει 24 νευρωνικά δίκτυα MLP, κάθε ένα εκ των οποίων εκπαιδεύτηκε με τα δεδομένα που έχουν καταγραφεί σε ένα διάστημα μίας ώρας μέσα στην ημέρα. Ενώ για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος με χρονικό ορίζοντα οχτώ ωρών (ο οποίος περιορίστηκε στο δίωρο για τις ανάγκες της συγκεκριμένης εφαρμογής) και χρονικό βήμα 5 λεπτών εφαρμόστηκε ένα μοντέλο ARMA. Τα δεδομένα εισόδου είναι τα ταυτόσημα με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν στο σύστημα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης.

Σε κάθε περίπτωση μετά από μια προ- επεξεργασία που έγινε στα δεδομένα εισόδου τα μοντέλα εφαρμόστηκαν για το μη διασυνδεδεμένο σύστημα της Ρόδου. Η απόδοσή τους προέκυψε από τη σύγκριση και τον υπολογισμό των σφαλμάτων (μέσο απόλυτο σφάλμα και μέσο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα) μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών που έδωσαν τα μοντέλα και των αντίστοιχων πραγματικών τιμών που παρατηρήθηκαν για τις ίδιες χρονικές περιόδους στο νησί. Έγινε ακόμη μια σύντομη αναφορά στη μέθοδο της persistence για λόγους πληρότητας, αφού είναι μία μέθοδος που έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς για αντίστοιχες εφαρμογές στο παρελθόν. Η σύγκριση, λοιπόν, με τις πραγματικές τιμές, καθώς και με τις προβλέψεις της persistence ανέδειξε την ανωτερότητα των προτεινόμενων μοντέλων, δίνοντας πολύ ικανοποιητικά (μικρά) σφάλματα, παρόλη τη δυσχέρεια που μπορεί να επέφερε η περίοδος αξιολόγησης (χειμερινοί μήνες) τόσο λόγω της στοχαστικότητας που εμφανίζουν την περίοδο αυτή οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού, όσο και λόγω της αναμενόμενης αύξησης των σφαλμάτων που προκαλείται σε περιόδους όπου έχουμε μεγάλη ζήτηση φορτίου.

Βιβλιογραφία

- [1] Sideratos, G., & Hatziaargyriou, N. D. (2007). An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting. *IEEE Transaction On Power Systems*, 22(1), 1–7.
- [2] <http://www.nesea.org/energy/info/wind.html>
- [3] Καραμέρος, Φ. Χ. (2013). *Πιθανοτική Πρόβλεψη Της Ηλιακής Παραγωγής Με Χρήση Artmap*, 1–110.
- [4] Παρολας, Ι. Β. (2014). *Πιθανοτική πρόβλεψη στην παραγωγή αιολικής ενέργειας με χρήση νευρωνικών δικτύων artmap, διπλωματική εργασία*, 1–130.
- [5] Μπουτσικούδη Χ. Σοφία, «Πιθανοτική πρόβλεψη Αιολικής ισχύος», Διπλωματική εργασία, Αθήνα 2009
- [6] Μιχ. Π. Παπαδόπουλος. «Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας από Ανανεώσιμες Πηγές». ΕΜΠ. Αθήνα 1997.
- [7] Η Ελλάδα 8η μεταξύ των χωρών της ΕΕ στην αιολική ενέργεια | Candia News. (n.d.). Retrieved February 28, 2017, from <http://www.candianews.gr/2017/02/09/i-ellada-8i-metaxy-ton-choron-tis-ee-stin-eoliki-energia/>
- [8] WindEurope: Η αιολική ενέργεια ξεπέρασε σε εγκατεστημένη ισχύ τον άνθρακα το 2016. (n.d.). Retrieved February 28, 2017, from <http://www.worldenergynews.gr/index.php/%25CE%25B1%25CE%25BD%25CE%25B1%25CE%25BD%25CE%25B5%25CF%258E%25CF%2583%25CE%25B9%25CE%25BC%25CE%25B5%25CF%2582/item/3978-windeurope-%25CE%25B7-%25CE%25B1%25CE%25B9%25CE%25BF%25CE%25BB%25CE%25B9%25CE%25BA%25CE%25AE-%25CE%25B5%25CE%25BD%25CE%25AD%25CF%2581%25CE%25B3%25CE%25B5%25CE%25B9%25CE%25B1-%25CE%25BE%25CE%25B5%25CF%2580%25CE%25AD%25CF%25>
- [10] www.gwec.net/global-figures/graphs/, "GLOBAL STATISTICS/ GWEC"
- [11] <http://www.deddie.gr>
- [12] <http://www.eunice-group.com>
- [13] J. Charney, R. Fjortoft, and J. von Neumann, “Numerical Integration of the Barotropic vorticity equation”.
- [14] C. Monteiro, R. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, J. Wang, and G. Conzelmann Argonne National Laboratory “Wind Power Forecasting : State-of-the-art 2009”.

- [15] J. Charney, “*The use of the primitive equations of motion in numerical prediction*,” *Tellus*, vol. 7, pp. 22–26, 1955.
- [16] J.M. Lewis and J.C. Derber, “*The use of adjoint equations to solve a variational. adjustment problem with advective constraints*,” *Tellus*, vol. 37A, pp. 309–322, 1985
- [17] R. Rõõm, P.M.A. Miranda, and A.J. Thorpe, “*Filtered non-hydrostatic models in. Pressure-related coordinates*” *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 127, pp. 1277–1292, 2001
- [18] W.C. Skamarock, J.B. Klemp, J. Dudhia, D.O. Gill, D.M. Barker, W. Wang, and J.G.Powers, “*A Description of the Advanced Research WRF Version 2*” NCAR/TN– 468, 2005.
- [19] J.W. Taylor, P.E. McSharry, and R. Buizza, “*Wind Power Density Forecasting Using Ensemble Predictions and Time Series Models*”, *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol. 24, pp. 775–782, 2009
- [20] R.A. Anthes and T.T. Warner, “*Development of hydrodynamic models suitable for air pollution and other mesometeorological studies*” *Monthly Weather Review*, vol. 106, pp. 1045–1078, 1978.
- [21] J. Dudhia, “*A nonhydrostatic version of the Penn State–NCAR Mesoscale Model: Validation tests and simulation of an Atlantic cyclone and cold front*” *Monthly Weather Review*, vol. 121, pp. 1493–1513, 1993.
- [22] J. Dudhia Grell and D.R. Stauffer, “*A description of the fifth-generation Penn System/NCAR Mesoscale Model (MM5)*”, NCAR Tech. Note NCAR/TN-39811A, 107 pp., 1994.
- [23] R.A. Pielke, et al., “*A comprehensive meteorological modeling system-RAMS*,” *Metrological Atmospheric Physics*, vol. 49, pp. 69–91, 1992.
- [24] R.M. Hodur, “*Development and testing of the Coupled Ocean Atmosphere Mesoscale Prediction System (COAMPS)*” ,NRL/ MR/7533-93-7213, Naval Research Laboratory, 84 pp., 1993. 106
- [25] J.-P. Lafore, et al., “*The Meso-NH atmospheric simulation system. Part 1: Adiabatic formulation and control simulations*”, *Annales Geophysicae*, vol. 16, pp. 90–109, 1998.
- [26] Kallos, G., S. Nickovic, D. Jovic, O. Kakaliagou, A. Papadopoulos, N. Misirlis, L. Boukas, N. Mimikou, “*The ETA model operational forecasting system and its parallel implementation*”, *Proceedings of the 1st Workshop on Large-Scale Scientific Computations*, 7-11 June, Varna, Bulgaria, pp 15 , 1997.

- [27] Bengtsson, L., Andrae, U., Aspelien, T., Batrak, Y., Calvo, J., de Rooy, W., ... Ødegaard Køltzow, M. (2017). *The HARMONIE-AROME model configuration in the ALADIN-HIRLAM NWP system*. *Monthly Weather Review*, MWR-D-16-0417.1. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-16-0417.1>
- [28] Ivarsson, K.-I., “Recent developments of the Rasch-Kristjansson scheme in HIRLAM” , HIRLAM Newsletter 54, p. 107-112, 2008.
- [29] Noilhan, J., and S. Planton, 1989 , “A simple parameterization of land surface processes for meteorological models” , *Mon. Wea. Rev.*, 117, 536-549.
- [30] Manuals prepared for the SKIRON system at the framework of the project EPET-II “An integrated forecasting system on parallel computer platforms”. ISBN 960-8468-14-0
- [31] J.D. Doyle and M.A. Shapiro, “Mesoscale characteristics of a topographically modulated frontal zone over Norway” in Preprints of the Seventh Conf. on Mesoscale Processes, Reading, United Kingdom, Amer. Meteor. Soc., pp. 319–321, 1996.
- [32] Gneiting, T., Raftery, A. E., Westveld, A. H. and Goldman, T. (2005). “Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation”. *Monthly Weather Review*, 133, 1098-1118.
- [33] B.A. Colle, J.B. Olson, and J.S. Tongue, “Multiseason Verification of the MM5. Part I: Comparison with the Eta Model over the Central and Eastern United States and Impact of MM5 Resolution” *Weather Forecasting*, vol. 18, pp. 431–457, 2003.
- [34] S. Zhong and J. Fast, “An Evaluation of the MM5, RAMS, and Meso-Eta Models at Subkilometer Resolution Using VTMX Field Campaign Data in the Salt Lake Valley ” *Monthly Weather Review*, vol. 131, pp. 1301–1322, 2003.
- [35] B. Storm, J. Dudhia, S. Basu, A. Swift, and I. Giammanco, “Evaluation of the Weather Research and Forecasting model on forecasting low-level jets: implications for wind energy” *Wind Energy*, vol. 12, pp. 81–90, 2008.
- [36] Seeger, M. (2009). *Gaussian Processes for Machine Learning*.
- [37] S. Haykin, “*Neural Networks and Learning Machines*”, 3rd edition, November 2008
- [38] McCulloch, W.S. & W. Pitts, 1943. “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, issue 5, pp. 115-133

- [39] Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., Flannery, B. P., "*Numerical recipes: The art of scientific computing*", 3rd edn., Cambridge University Press, Cambridge, 2007.
- [40] Draper, N. R., Smith, H., "*Applied Regression Analysis*", 3rd edn., Wiley-Interscience, Hoboken, NJ, 1998
- [41] Rasmussen, C. E., Williams, C. K. I., "*Gaussian Processes for Machine Learning*", MIT Press, Cambridge, MA, 2006
- [42] Liaw, A., Wiener, M., "*Classification and regression by random Forest*", R News 2(3), pp. 18 – 22, 2002.
- [43] Breiman, L., "*Random forests*", Machine Learning, 45, pp. 5 – 32, 2001.
- [44] A. Criminisi, J. Shotton and E. Konukoglu, "*Decision Forests for Classification, Regression, Density Estimation, Manifold Learning and Semi-Supervised Learning*", Microsoft Research technical report TR-2011-114, pp. 24 – Fig.3.1.
- [45] P. Pinson, "*Estimation of the uncertainty in wind power forecasting*," Ph.D. dissertation, Ecole des Mines de Paris, Center for Energy and Processes, Rue Claude Daunesse, Sophia Antipolis, 2006.
- [46] Sideratos*, G. N., & Hatziargyriou*, N. D. (2008). an Advanced Radial Base Structure for Wind Power Forecasting1. *International Journal of Power and Energy Systems*, 28(3), 1–10. <https://doi.org/10.2316/Journal.203.2008.3.203-3890>
- [47] Fw, M. (n.d.). Case Study. *Filtration & Separation*.
- [48] Rodrigues, A., Lopes, J. A., Miranda, P., Palma, J., Monteiro, C., Sousa, J. N., ... Matos, J. (n.d.). EPREV -A WIND POWER FORECASTING TOOL FOR PORTUGAL.
- [49] Advanced RES Forecasting tools. (n.d.).
- [50] Atmospheric dynamics | ECMWF. (n.d.). Retrieved February 28, 2017, from <http://www.ecmwf.int/en/research/modelling-and-prediction/atmospheric-dynamics>

- [51] Global Forecast System (GFS) | National Centers for Environmental Information (NCEI) formerly known as National Climatic Data Center (NCDC). (n.d.). Retrieved February 28, 2017, from <https://www.ncdc.noaa.gov/data-access/model-data/model-datasets/global-forecast-system-gfs>
- [52] Mielikainen, J., Huang, B., Huang, H.-L. A., Goldberg, M. D., Mehta, A., Mielikainen, J., ... Mehta, A. (2013). Speeding Up the Computation of WRF Double-Moment 6-Class Microphysics Scheme with GPU. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 30(12), 2896–2906. <https://doi.org/10.1175/JTECH-D-12-00218.1>
- [53] Gopalakrishnan, K., Khaitan, S. K., & Kalogirou, S. (2011). *Soft computing in green and renewable energy systems*. Springer. Retrieved from https://books.google.gr/books?id=bJHHcsYdQYMC&pg=PA98&lpg=PA98&dq=vlachogiannis+2008+NWP&source=bl&ots=IIL3MNUbBI&sig=JQCiuPme4ST4xRtBcWHPDH_hzUc&hl=el&sa=X&ved=0ahUKEwifvcOiusTSAhVGD8AKHQbIAtsQ6AEIGDAA#v=onepage&q=vlachogiannis 2008 NWP&f=false