



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΑΝΑΔΡΟΜΙΚΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΑΚΤΙΝΩΤΗΣ ΒΑΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΤΟΓΕΛΟΥ Ι. ΑΛΕΞΙΑ - ΑΘΑΝΑΣΙΑ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2010



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΑΝΑΔΡΟΜΙΚΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΑΚΤΙΝΩΤΗΣ ΒΑΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΤΟΓΕΛΟΥ Ι. ΑΛΕΞΙΑ - ΑΘΑΝΑΣΙΑ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ

Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 13^η Ιουλίου 2010

.....
Π. Γεωργιλάκης
Λέκτορας Ε.Μ.Π.

Ν. Χατζηαργυρίου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Σ. Παπαθανασίου
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

ΤΟΓΕΛΟΥ Ι. ΑΛΕΞΙΑ - ΑΘΑΝΑΣΙΑ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών

Copyright © Τόγελου Ι. Αλεξία-Αθανασία, 2010

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 τον συγγραφέα.

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

Περίληψη

Η αιολική ενέργεια γνωρίζει πλέον τεράστια ανάπτυξη, γεγονός που διαπιστώνεται εύκολα από την αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος στην Ευρώπη αλλά και παγκοσμίως. Τα τελευταία χρόνια, η εγκατεστημένη ισχύς παγκοσμίως έχει αυξηθεί από 2.5 GW το 1992 σε 40 GW το 2003, με ετήσιο ρυθμό ανάπτυξης κοντά στο 40%. Και εξαιτίας του ρυθμού μείωσης των συμβατικών πηγών ενέργειας και της μόλυνσης του περιβάλλοντος, η ανάγκη για αντικατάστασή τους έχει αυξήσει τον βαθμό διείσδυσης της αιολικής ενέργειας και άλλων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στα δίκτυα ισχύος.

Παρόλο που η αιολική ενέργεια γίνεται όλο και πιο δημοφιλής και είναι από τις πιο οικονομικές από τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, ο ασταθής χαρακτήρας του ανέμου κάνει δύσκολη την ενσωμάτωσή της στα δίκτυα ισχύος. Για την αντιστάθμιση αυτής της μεταβλητότητας, απαιτούνται μοντέλα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος για τις επόμενες ώρες, είτε για τη διαχείριση είτε για το εμπόριο της ενέργειας. Αυτά τα μοντέλα περιγράφονται σε αυτή τη διπλωματική εργασία, και γίνεται μια αναλυτική περιγραφή του τρόπου λειτουργίας τους, των παραμέτρων που τα επηρεάζουν και τον τρόπο παραγωγής των προβλέψεων.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν ένα αρκετά χρήσιμο εργαλείο για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος. Είναι συστήματα επεξεργασίας πληροφοριών που το βασικό τους χαρακτηριστικό είναι ότι η οργάνωση και λειτουργία των δομικών τους μονάδων μοιάζει με εκείνη των δομικών μονάδων (νευρώνες) του ανθρώπινου εγκεφάλου. Επίσης, η λειτουργία τους βασίζεται στην εκμάθηση μέσα από παραδείγματα.

Τα μοντέλα που παρουσιάζονται και χρησιμοποιούνται σε αυτή την εργασία, χρησιμοποιούν αριθμητικές προβλέψεις καιρού (ταχύτητα και κατεύθυνση ανέμου) που μαζί με την ώρα της πρόβλεψης και την προηγούμενη τιμή της ισχύος αποτελούν τα δεδομένα εισόδου. Έπειτα, χρησιμοποιούν έναν αυτό-οργανούμενο χάρτη για την κατηγοριοποίηση των δεδομένων εισόδου σε κατηγορίες ανάλογα με την ταχύτητα του ανέμου, όπου μετά αναλαμβάνουν τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης για την παραγωγή προβλέψεων της αιολικής ισχύος για μέχρι και 40 ώρες μπροστά. Οι μέθοδοι αυτές εφαρμόζονται σε ένα πραγματικό αιολικό πάρκο στην Ιρλανδία.

Λέξεις κλειδιά:

Αιολικό πάρκο, αιολική ενέργεια, μοντέλα πρόβλεψης αιολικής ισχύος, αριθμητικές προβλέψεις καιρού, νευρωνικά δίκτυα, αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης, σειριακός αλγόριθμος εκπαίδευσης, MRAN, GGAP

Abstract

Wind energy is rapidly increasing all over the world, which can be easily confirmed by the increase of its installed capacities in Europe and worldwide, in general. Over the past decade, the global installed wind power capacity has increased from 2.5 GW in 1992 to over 40 GW at the end of 2003, at an annual growth rate of nearly 40%. Because of the increase rate of the conventional energy sources and the environmental pollution, the need to replace them has increased the wind energy and other renewable energy sources penetration levels in the power systems.

Although wind energy is becoming more and more famous and is one of the most economic renewable energy sources, the unstable character that the wind shows makes its integration to the power systems difficult. For the compensation of this variability, wind power forecast (WPF) models are needed for the next hours, either to be used for its management or the energy trade. These models are described in this diplomatic thesis, and an analytic presentation of their performance, the parameters that has an impact on them and the production of the forecasts is presented.

The Artificial Neural Networks constitute a useful tool for the wind power forecasting. Artificial Neural Networks are informational systems that their basic characteristics are that the organisation and operation of their structural units are the same of the human brain's neurons. The Artificial Neural Networks operation is based on learning by exams, such as human brain.

The models presented and used in this thesis, use numerical weather predictions (wind speed and direction) together with the hour of the forecast and the previous value of wind power consists of the total input data. Then, a self-organized map is used to classify the input data into categories according to their wind speed value, where the rbf neural networks help to produce wind power forecasts for up to 40 hours ahead. These methods are used in an actual wind farm in Ireland.

Key words:

Wind farm, wind energy, wind power forecast, numerical weather predictions, neural networks, recurrent radial basis function neural networks, sequential learning algorithm, MRAN, GGAP

Πίνακας Περιεχομένων

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	
1.1	Γενικά	10
1.2	Αιολική ενέργεια	11
1.3	Η αξία της πρόβλεψης	12
1.3.1	Διαχειριστής συστήματος μεταφοράς (TSO)	12
1.4	Η αβεβαιότητα της πρόβλεψης	13
1.5	Δομή εργασίας	14
2	ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ ΚΑΙΡΟΥ	
2.1	Μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού	17
2.1.1	Παγκόσμια μοντέλα και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις	19
2.1.2	Τοπικά και μεσαίας κλίμακας μοντέλα	21
2.2	Απόδοση των αριθμητικών προβλέψεων καιρού	25
2.2.1	Εξέλιξη των μέσων αξιολόγησης των μοντέλων	25
2.2.2	Εκτίμηση σφαλμάτων στα μοντέλα υψηλής ανάλυσης	26
2.2.3	Κρίσιμες διαδικασίες στην πρόβλεψη καιρού	27
2.3	Λειτουργικές πτυχές των μοντέλων τοπικής πρόβλεψης	29
2.3.1	Απαιτήσεις υπολογιστικής ικανότητας	29
2.3.2	Διαδικασία λειτουργίας	31
3	ΟΡΙΣΜΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ	
3.1	Ορισμοί	32
3.2	Χρονικοί ορίζοντες	32
3.3	Μοντέλα αναφοράς	34
3.4	Πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις	34
3.5	Πρόβλεψη αιολικής παραγωγής με μεθόδους αριθμητικής πρόβλεψης	
3.5.1	Φυσική προσέγγιση	36
3.5.2	Στατιστική προσέγγιση	39
3.5.3	Συνδυαστική προσέγγιση	40
3.5.4	Προβλέψεις τοπικού χαρακτήρα (αναβάθμιση)	41
3.6	Αξιολόγηση προβλέψεων	45
3.6.1	Ανάλυση σφάλματος των προβλέψεων ταχύτητας του ανέμου ..	
3.6.2	Αξιολόγηση εκτέλεσης των προβλέψεων αιολικής ισχύος	46

3.7	Ορισμοί των προβλέψεων αιολικής ισχύος	52
4	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ	
4.1	Ερευνητικές μέθοδοι και τεχνικές πρόβλεψης αιολικής ισχύος	54
4.1.1	Πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις	54
4.1.2	Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις χρησιμοποιώντας αριθμητικές προβλέψεις καιρού	60
4.1.3	Τοπική πρόβλεψη	73
4.2	Λειτουργικές και εμπορικές προβλέψεις αιολικής ισχύος	78
4.2.1	Ευρωπαϊκές προβλέψεις αιολικής ισχύος	78
4.2.2	Προβλέψεις αιολικής ισχύος των Ηνωμένων Πολιτειών.....	89
5	ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	
5.1	Εισαγωγή	90
5.2	Τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα	91
5.3	Νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης	92
5.3.1	Αναδρομικά RBF νευρωνικά δίκτυα	94
5.4	Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	95
5.4.1	(Αναδρομική) ορθογώνια μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων...	97
5.4.2	Σειριακός αλγόριθμος εκπαίδευσης GAP (Growing and Pruning).....	102
6	ΠΡΟΧΩΡΗΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ	
6.1	Εισαγωγή	108
6.2	Περιγραφή του μοντέλου	108
6.3	Δομή των αναδρομικών RBF νευρωνικών δικτύων	112
6.4	Off-line αποτίμηση του μοντέλου.....	114
6.4.1	Αποτίμηση του μοντέλου σε αιολικό πάρκο με πολύπλοκο έδαφος.....	114
7	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	126

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Γενικά

Στις μέρες μας όλο και περισσότερο γίνεται εμφανής η ανάγκη για χρήση διαφορετικών τρόπων παραγωγής της ενέργειας που χρειαζόμαστε. Χρόνια τώρα το σημαντικό αυτό έργο εκπλήρωναν σε μεγάλο ποσοστό το πετρέλαιο, ο άνθρακας και το φυσικό αέριο, όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα σύμφωνα με τα στοιχεία που εξέδωσε η Διεύθυνση Ενεργειακών Πληροφοριών των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής (United States Energy Information Administration).

Fuel type	Average power in TW ^[12]		
	1980	2004	2006
Oil	4.38	5.58	5.74
Gas	1.80	3.45	3.61
Coal	2.34	3.87	4.27
Hydroelectric	0.599	0.933	0.995
Nuclear power	0.253	0.914	0.929
Geothermal, wind, solar energy, wood	0.016	0.133	0.158
Total	9.48	15.0	15.8

Σχ.1.1 Τα αποτελέσματα είναι μια γενική εικόνα της λεπτομερής έκθεσης στοιχείων που εξέδωσε το EIA με τίτλο World Consumption of Primary Energy by Energy Type and Selected Country Groups.

Αλλά με το πέρασμα των χρόνων έχουμε ανακαλύψει ότι η χρήση αυτών των πηγών ενέργειας έχει μια ημερομηνία λήξης οπότε και θα εξαντληθούν. Όμως, ακόμα και αν ανακαλύψουμε περισσότερες πηγές πετρελαίου και άνθρακα ώστε να μας κρατήσουν για χρόνια ακόμα, το οικοσύστημα της γης δεν θα μπορέσει να ανταπεξέλθει στην συνεχή μόλυνσή του και κατ' επέκταση και εμείς οι ίδιοι που κατοικούμε σε αυτό.

Το γεγονός αυτό, ευτυχώς για εμάς, το έχουν αντιληφθεί άνθρωποι που βλέπουν μπροστά στο μέλλον και προβλέπουν την τροπή που θα πάρει η κοινωνία μας αν συνεχίσει αυτή η

κατάσταση. Δυστυχώς όμως δεν υπάρχει η απαραίτητη στήριξη από τις κοινωνίες ώστε να μπορέσουν να δώσουν τις λύσεις που χρειάζονται.

Ο τομέας που υφίστανται αυτή την ατυχή αντιμετώπιση είναι οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ), δηλαδή η ενέργεια από τις υδατοπτώσεις, η ηλιακή ενέργεια, η βιομάζα και τα βιοκαύσιμα, η γεωθερμική ενέργεια και τελικά η αιολική ενέργεια, η οποία θεωρείται από τις πιο φτηνές λύσεις και θα αναλυθεί παρακάτω.

1.2 Αιολική ενέργεια

Η αιολική ενέργεια είναι η ενέργεια που παράγεται από την εκμετάλλευση του πνέοντος ανέμου, ο οποίος δημιουργείται από τις μετακινήσεις του αέρα που προέρχονται από τις μεταβολές και τις διαφορετικές από τόπο σε τόπο, τιμές της ατμοσφαιρικής πίεσης. Οι διαφορετικές αυτές τιμές της πίεσης οφείλονται στη διαφορετική θέρμανση (απορρόφηση ενέργειας) της ατμόσφαιρας σε κάθε τόπο από τον ήλιο. Θεωρείται «ενέργεια ήπιας μορφής» και συγκαταλέγεται στις «καθαρές» μορφές ενέργειας αφού δεν προκαλεί ούτε εκπέμπει ρύπους.

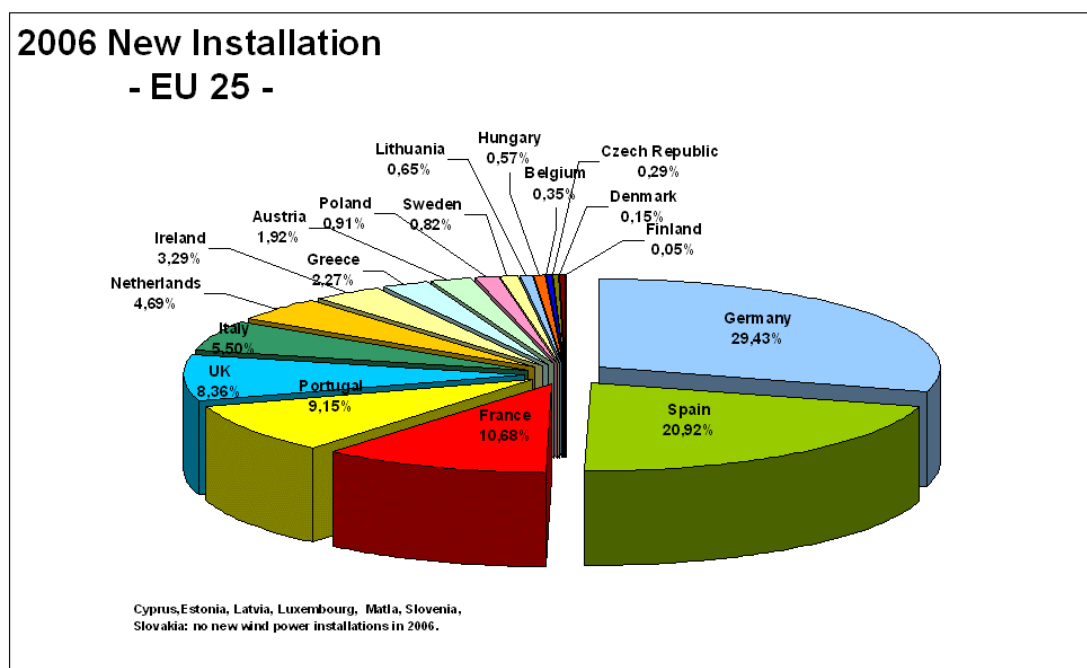
Η εκμετάλλευση της έχει αρχίσει από τα αρχαία χρόνια με την χρήση των ιστίων στα ιστιοφόρα πλοία και αργότερα με τους ανεμόμυλους στην ξηρά. Από τότε έχουμε εξελιχθεί έχοντας, επιπλέον, ανεμογεννήτριες για την παραγωγή ηλεκτρισμού και ανεμόμυλους για την άντληση νερού ή την αποχέτευση.

Η σύγχρονη βιομηχανία της αιολικής ενέργειας όπως την ξέρουμε και σήμερα ξεκίνησε το 1979 από τους Δανούς κατασκευαστές ανεμογεννητριών **Kuriant**, **Vestas**, **Nordtank**, και **Bonus**. Από τότε οι ανεμογεννήτριες από 20–30 kW, η καθεμία, έχουν αυξηθεί και σε μέγεθος και σε ισχύ και επίσης η κατασκευή τους έχει εξαπλωθεί σε περισσότερες χώρες. Πλέον, λειτουργούν χιλιάδες ανεμογεννήτριες με συνολική ονομαστική ισχύ 121.188 MW, το 55% της οποίας παράγεται στην Ευρώπη (2008) και το 81% της εγκατεστημένης ισχύς βρίσκεται σε Ευρώπη και Η.Π.Α.. Η παγκόσμια εγκατεστημένη ισχύς τετραπλασιάστηκε από το 2000 έως το 2006, διπλασιάζοντας την τιμή της κάθε τρία χρόνια.

Η Παγκόσμια Ένωση Αιολικής Ενέργειας αναμένει μέχρι το 2010 η εγκατεστημένη ισχύς να έχει φτάσει τα 160 GW σε παγκόσμιο επίπεδο από τα 73,9 GW που υπήρχαν στο τέλος του 2006, δηλαδή 21% αύξηση κάθε χρόνο.

Η Ευρωπαϊκή Ένωση βλέποντας αυτή την ανάγκη για στήριξη της παραγωγής της αιολικής ενέργειας, με κίνητρο το πρωτόκολλο του Κιότο, έθεσε ως στόχο τον διπλασιασμό της κατανάλωσης αιολικής ενέργειας από 6% το 1997 σε 12% μέχρι το 2010, το οποίο και

σημαίνει ότι η εγκατεστημένη ισχύς στα κράτη-μέλη πρέπει να φτάσει στα 45GW, το οποίο η EWEA (European Wind Energy Association) αναθεώρησε το 2005 σε 80 GW.



Σχ.1.2 Προσφορά των κρατών-μελών της Ε.Ε. στην αύξηση της εγκατεστημένης ισχύς το 2006.

1.3 Η αξία της πρόβλεψης

Η αιολική ενέργεια είναι η πιο γρήγορα αναπτυσσόμενη ανανεώσιμη πηγή ενέργειας. Η μεταβλητότητά της, όμως, όπως θα δούμε και στα επόμενα κεφάλαια, αποτελεί εμπόδιο για την εξέλιξή της και την ενσωμάτωσή της στο δίκτυο ισχύος. Για την αντιστάθμιση αυτής της μεταβλητότητας, απαιτούνται μοντέλα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος για τις επόμενες ώρες, είτε για τη διαχείριση είτε για το εμπόριο της ενέργειας. Αυτά τα λειτουργικά εργαλεία πρόβλεψης θα πρέπει να ανταποκρίνονται στις ανάγκες των τελικών χρηστών, όπως είναι οι ανεξάρτητοι παραγωγοί ενέργειας, οι αγοραστές της ενέργειας και οι διαχειριστές του συστήματος μεταφοράς.

1.3.1 Διαχειριστής συστήματος μεταφοράς (TSO)

Ο διαχειριστής του συστήματος μεταφοράς είναι υπεύθυνος για την ασφαλή λειτουργία του δικτύου. Κάθε στιγμή, η παραγόμενη ηλεκτρική ισχύς θα πρέπει να ισούται με την ενέργεια που καταναλώνεται. Ο TSO παρέχει υπηρεσίες, όπως ο εν λειτουργία σχεδιασμός και η ρύθμιση του συστήματος. Παρέχει πρόβλεψη της ζήτησης του φορτίου για μια περιοχή του

δικτύου, σε σχέση με το σύνολο της ισχύος που αναμένεται να παραχθεί, ενώ υπολογίζει και τις αναμενόμενες απώλειες ενέργειας. Πρέπει να λαμβάνει αποφάσεις, που αφορούν την ποσότητα και τη σειρά, με την οποία θα εισέλθει η αιολική ισχύς στο δίκτυο την επόμενη μέρα και γι' αυτό το λόγο, τα μέσα παραγωγής της ενέργειας ορίζονται εκ των προτέρων, ώστε να ανταποκρίνονται στο προφίλ της προβλεπόμενης ζήτησης της ενέργειας.

Οι προβλέψεις της ζήτησης φορτίου είναι συνήθως αρκετά ακριβής, με σφάλμα μόλις 1.5-2.5% του επιπέδου της ζητούμενης ισχύος για προβλέψεις που αφορούν την επόμενη ημέρα, ενώ το σφάλμα δεν ξεπερνά το 5% για τις προβλέψεις που αφορούν την επόμενη εβδομάδα. Παρ' όλ' αυτά, η έρευνα γύρω από τις μεθόδους πρόβλεψης της ζήτησης συνεχίζεται, καθώς η περαιτέρω μείωση του σφάλματος θα παρέχει σημαντική εξοικονόμηση, στις μονάδες που διευθύνουν μεγάλα διασυνδεδεμένα συστήματα ενέργειας.

Για να πραγματοποιηθεί ο προγραμματισμός της επόμενης μέρας, ο TSO μπορεί να λάβει υπόψη δικά του μέσα παραγωγής ενέργειας, εάν υπάρχουν, ή/και να αγοράσει ενέργεια από ανεξάρτητους παραγωγούς ενέργειας. Πρέπει, επομένως, ανάμεσα στους υποψήφιους παραγωγούς, να εντοπίσει εκείνους, που θα του παρέχουν την ενέργεια που απαιτεί η ζήτηση, και μάλιστα σε χαμηλό κόστος. Είναι εμφανές ότι οι παραγωγοί της αιολικής ισχύος δεν μπορούν να καταθέσουν τις προτάσεις τους, χωρίς να γνωρίζουν εκ των προτέρων την ισχύ, που θα παράγουν τα αιολικά πάρκα. Γι' αυτό το λόγο, γίνεται επιτακτική η ανάγκη για χρήση προηγμένων εργαλείων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος.

1.4 Η αβεβαιότητα της πρόβλεψης

Όταν γίνεται προσπάθεια να προβλεφτεί ένα μέγεθος, το αποτέλεσμα περιέχει πάντα ένα ποσοστό αβεβαιότητας και έναν βαθμό ασάφειας. Όμως, ανάλογα με την εφαρμογή, η ευαισθησία στο μέγεθος των σφαλμάτων διαφέρει σημαντικά. Στο πλαίσιο της πρόβλεψης της αιολικής ισχύος, τα σφάλματα που περιέχονται συνεπάγονται οικονομικές απώλειες για τους τελικούς χρήστες και συνέπειες στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας από τη διαχείριση των ενεργειακών ανισομερειών. Η εκτίμηση της αβεβαιότητας των προβλέψεων αποτελεί ένα αναπόσπαστο κομμάτι της διαδικασίας της πρόβλεψης, όχι μόνο για τον βαθμό εμπιστοσύνης, που πρόκειται να δοθεί από τον τελικό χρήστη, αλλά και για την απόκτηση μιας βαθύτερης γνώσης του χειρισμού της «καλής» και της «φτωχής» πρόβλεψης.

Αρχικά, είναι απαραίτητο να δοθεί η ερμηνεία της «καλής» και της «φτωχής» πρόβλεψης και να οριστεί τι είναι αυτό που καθιστά μια πρόβλεψη καλύτερη από μια άλλη. Γενικά, η αξιολόγηση των προβλέψεων εξακολουθεί να αποτελεί αντικείμενο διαφωνίας ανάμεσα

στους δημιουργούς των μοντέλων πρόβλεψης και στους χειριστές αυτών, αλλά και ανάμεσα στους ίδιους τους δημιουργούς. Ένα μοντέλο πρόβλεψης πρέπει να έχει τρία βασικά χαρακτηριστικά: Πρώτον, οι προβλέψεις θα πρέπει να συμπίπτουν με τα αληθινά πιστεύω των δημιουργών των μοντέλων και να μην συγχέονται με το κριτήριο μεγίστης χρησιμότητας των χρηστών των μοντέλων. Αυτό είναι το χαρακτηριστικό της συνέπειας (consistency). Δεύτερον, η ποιότητα (quality), που δηλώνει τη συμφωνία των προβλεπόμενων και των μετρούμενων τιμών. Τέλος, αυτό της αξίας (value) της πρόβλεψης, το οποίο συνδέεται άμεσα με την εφαρμογή της πρόβλεψης και απεικονίζει τις οικονομικές ή μη ωφέλειες που προκύπτουν από τη χρήση της πρόβλεψης σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων.

1.5 Δομή της εργασίας

Σκοπός της εργασίας αυτής ήταν η πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής ενός πάρκου με την βοήθεια των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων ακτινωτής βάσης. Για την καλύτερη παρουσίαση και κατανόηση των αποτελεσμάτων, προηγούνται μια σειρά από κεφάλαια που βοηθούν στην επεξήγηση των εννοιών.

Στο Κεφάλαιο 1, που αποτελεί την εισαγωγή, παρατίθενται μερικές γενικές γνώσεις που αφορούν την αιολική ενέργεια και τα ποσοστά διείσδυσης της στην αγορά της ενέργειας. Παράλληλα, επεξηγείται η αξία της πρόβλεψής της και πως επωφελοούμαστε από αυτή και τελικά, παρουσιάζονται τα προβλήματα που προκαλεί η αβεβαιότητα της πρόβλεψής της.

Στο Κεφάλαιο 2, περιγράφονται αναλυτικά οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού (μετεωρολογικά συστήματα για την πρόβλεψη καιρού), ένα εργαλείο που χρησιμοποιείται στην μέθοδο πρόβλεψης που θα αναλύσουμε, και περιγράφεται αναλυτικά το πώς επηρεάζουν την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος.

Στο Κεφάλαιο 3, παρουσιάζονται σε γενικό βαθμό οι μέθοδοι πρόβλεψης της αιολικής ισχύος και των παραμέτρων που χρησιμοποιούν. Ακόμα, περιγράφονται τα κριτήρια αξιολόγησης της απόδοσής τους και αναφέρονται παραδείγματα σύγκρισης των διαφόρων μεθόδων.

Στο Κεφάλαιο 4, γίνεται μια εκτενής βιβλιογραφική αναφορά των μεθόδων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος και περιγράφονται μερικά υποδειγματικά μαθηματικά μοντέλα.

Στο Κεφάλαιο 5, πραγματοποιείται μια εισαγωγή στην θεωρία των νευρωνικών δικτύων και παρουσιάζονται μερικές μέθοδοι εκπαίδευσής τους. Γενικά, περιγράφεται το θεωρητικό υπόβαθρο το οποίο χρειάστηκε για την εκπόνηση της διπλωματικής.

Στο Κεφάλαιο 6, γίνεται η περιγραφή των μοντέλων πρόβλεψης που σχεδιάστηκαν για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος στο συγκεκριμένο πάρκο και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και

Στο Κεφάλαιο 7, αναλύονται τα συμπεράσματα της παρούσας διπλωματικής.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ ΚΑΙΡΟΥ

Όσο περνούν τα χρόνια όλο και περισσότερες χώρες αρχίζουν να αποκτούν περιβαλλοντική συνείδηση και να στρέφονται προς τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ) και κατ' επέκταση την αιολική ενέργεια. Η ραγδαία αυτή εισαγωγή τις αιολικής ενέργειας εγείρει πολλές προκλήσεις στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και στους χειριστές των συστημάτων ενέργειας που θα πρέπει να αντιμετωπίσουν προβλήματα αβεβαιότητας και μεταβλητότητας όταν θα προσπαθούν να πάρουν αποφάσεις και να προγραμματίσουν την παραγωγή της αιολικής ισχύος.

Τα Μοντέλα Πρόβλεψης Αιολικής Ισχύος αναγνωρίζονται συχνά ως ένα πολύ σημαντικό εργαλείο για την διευθέτηση των προαναφερθέντων προβλημάτων και για την πιο αποτελεσματική διαχείριση των συστημάτων ενέργειας με μεγάλη διείσδυση της αιολικής ισχύος [1]. Επιπλέον, στα πλαίσια της ενεργειακής αγοράς, η συνεισφορά της αιολικής ισχύος στο πορτοφόλιο της παραγωγής ενέργειας είναι σημαντική στον ημερήσιο και ωριαίο καθορισμό των τιμών διότι οι μεταβολές στην υπολογιζόμενη αιολική ισχύ επηρεάζουν τις τιμές (clearing prices) των ενεργειακών και χειριζόμενων αποθεμάτων.

Εξαιτίας της συνεχούς διεισδύσεως της αιολικής ισχύος, τα μοντέλα πρόβλεψης αιολικής ισχύος γίνονται ολοένα και πιο σημαντικό θέμα στην βιομηχανία της ηλεκτρικής ενέργειας και για αυτό οι τελικοί χρήστες, οι εταιρείες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας και οι διαχειριστές δικτύων προσπαθούν για την συνεχή βελτίωση πιο αξιόπιστων και με μεγαλύτερη ακρίβεια μοντέλων πρόβλεψης. Γενικότερα, τα μοντέλα πρόβλεψης βρίσκουν εφαρμογή σε πολλές δραστηριότητες όπως η παραγωγή και ο σχεδιασμός της συντήρησης της μεταφοράς της ενέργειας, στον καθορισμό των απαιτήσεων των χειριζόμενων αποθεμάτων, στον προγραμματισμό των μονάδων παραγωγής (unit commitment), στη πιο οικονομική κατανομή του χειρισμού των συστημάτων (economic dispatch), στη βελτιστοποίηση της ενεργειακής αποθήκευσης και στο εμπόριο αγοράς ενέργειας.

Η ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης στην Ευρώπη έχει προχωρήσει πολύ όπως π.χ. με την εμφάνιση του μοντέλου βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης το 1993 από την συνεργασία της

ARMINES (Association pour la Recherche et le Développement des Méthodes et Processus Industriels) και του εργαστηρίου Rutherford Appleton Laboratory. Διάφορα προγράμματα έχουν αναπτυχθεί κυρίως στην Ευρώπη, όπως τα MORE-CARE, ANEMOS, POW'WOW, WILMAR και ANEMOS.plus.

Στις μέρες μας, ο στόχος τόσο της Ευρώπης όσο και των Η.Π.Α. είναι η βελτίωση των συστημάτων των μοντέλων πρόβλεψης αιολικής ενέργειας και της ενσωμάτωσης τους στα εργαλεία διαχείρισης λειτουργίας. Τα βελτιωμένα αυτά μοντέλα πρόβλεψης θα βοηθήσουν στην πιο αποτελεσματική και μεγαλύτερη διείσδυση της αιολικής ενέργειας και άλλων ανανεώσιμων πηγών στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας.

2.1 Μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού

Τα αριθμητικά μοντέλα πρόβλεψης (Numerical Weather Prediction models, NWP) είναι στο προσκήνιο από το 1950 εξαιτίας των πρωτοπόρων **Charney, Fjortoft**, και **von Neumann** [2], οι οποίοι χρησιμοποίησαν μια υψηλά φιλτραρισμένη, χαμηλής ανάλυσης εκδοχή των δυναμικών εξισώσεων. Τα πρώτα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού βασίζονταν σε παρόμοιες με την γεωστροφική θεωρίες ώστε να δημιουργήσουν χαμηλής ανάλυσης μοντέλα, τα οποία από σχεδιασμού τους, δεν είχαν προσομοιώσει πολλές σχετικές φυσικές διαδικασίες οι οποίες ήταν αδύνατο να περιληφθούν είτε διότι δεν υπήρχε επαρκής γνώση είτε λόγω υπολογιστικής ικανότητας. Τα μοντέλα αυτά επικράτησαν κυρίως το '50 και το '60 για ημισφαιρικές, βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (έως και 3 μέρες μπροστά) και για περαιτέρω μελέτες.

Τα πρώιμα αυτά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού εστίαζαν σε συνοπτικές διαδικασίες, κυρίως για την ανάπτυξη των μετεωρολογικών συστημάτων μέσου πλάτους, τα οποία χαρακτηρίζονται από οριζόντιες κλίμακες των εκατοντάδων χιλιομέτρων, χρονικές κλίμακες μεγέθους ημερών και βαθιά τροποσφαιρικές δομές. Η επαλήθευση των προβλέψεων γινόταν, και ως ένα βαθμό γίνεται ακόμα και σήμερα, συναρτήσει της ποιότητας των μέσο-τροποσφαιρικών τομέων (π.χ. το 500-hPa γεωδυναμικό) ή μέσω της ανάλυσης της εξέλιξης των κυρίων συστημάτων καιρού (π.χ. τροχιές ανεμοστρόβιλων, μέσου πλάτους και κοντά στην επιφάνεια). Επειδή, όμως, τα μοντέλα αυτά δεν συμπεριλάμβαναν πολλές εξωτερικές επιδράσεις, όπως η θερμοκρασία της επιφάνειας της γης και πολλές ατμοσφαιρικές διεργασίες (ακτινοβολία και μετάβαση φάσης), είχαν περιορισμένες δυνατότητες πρόβλεψης. Από την άλλη μεριά, βέβαια, αποτελούσαν έναν προάγγελο των σημερινών μετεωρολογικών μοντέλων διότι περιελάμβαναν σύστημα αφομοίωσης δεδομένων για την αρχικοποίηση του

μοντέλου, σύστημα διακριτών εξισώσεων γραμμένες σε σφαιρικές συντεταγμένες και μια τοπογραφική απεικόνιση της επιφάνειας της γης.

Στις αρχές του 1955 ο **Charney** [4] εισήγαγε την χρησιμοποίηση των «πρωτογενών εξισώσεων» οι οποίες ήταν μια εκδοχή των εξισώσεων του ατμοσφαιρικού δυναμικού με μια σημαντική ενσωματωμένη προσέγγιση: η κάθετη εξίσωση ορμής αντικαταστάθηκε από τον υδροστατικό όρο και για αυτό το λόγο κιόλας ονομάστηκαν «πρωτογενείς» αφού δεν πίστευαν τότε ότι η υδροστατική είχε σχέση με την πρόβλεψη του καιρού. Κατά την δεκαετία του '70 άρχισαν να χρησιμοποιούνται ευρέως οι εξισώσεις και τα ατμοσφαιρικά μοντέλα να γίνονται παγκόσμια και να προστίθενται καινούργιες διεργασίες. Έτσι, ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού χαρακτηρίζεται συνήθως από τρία στοιχεία: 1. «δυναμικό» πυρήνα, εξαιτίας των βασικών συναρτήσεων που χαρακτηρίζουν την αδιαβατική ροή υγρών χωρίς ιξώδες, 2. Το πακέτο φυσικών διαδικασιών, που περιλαμβάνει έναν μεταβλητό αριθμό συναρτήσεων που καλύπτουν διεργασίες όπως η ακτινοβολία, η μεταβολή φάσης, διάδοση με κύματα ή αναταράξεις αέριων μαζών και 3. κώδικα αφομοίωσης δεδομένων.

Τις τελευταίες 3 δεκαετίες, τα μοντέλα αυτά άρχισαν να εξελίσσονται σημαντικά αποκτώντας μεγαλύτερη ανάλυση, πιο ακριβείς φυσικές παραμέτρους και καλύτερα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων. Ταυτόχρονα το βάθος της πρόβλεψης επεκτάθηκε σε περισσότερο από μια βδομάδα και νέες στατιστικές τεχνικές εισήχθησαν στην διαδικασία πρόβλεψης ώστε να αντιμετωπιστεί η αβεβαιότητα του μοντέλου και των δεδομένων. Παρά την συνεχή ανάπτυξη, όμως, είναι σαφές ότι υπάρχουν κάποια όρια στην πρόβλεψη της ατμοσφαιρικής ροής. Ο Lorentz απέδειξε ότι μικρές διαφορές στις αρχικές καταστάσεις οδηγούσαν σε τελείως διαφορετικές προβλέψεις. Άρα υπάρχει και ένα όριο ως προς πόσο χρήσιμες μπορεί να είναι οι προβλέψεις.

Η πρόβλεψη του καιρού, σε γενικές γραμμές, είναι ένα πρόβλημα αρχικών και οριακών τιμών. Σε ένα παγκόσμια μοντέλο, η αρχική τρισδιάστατη ατμοσφαιρική κατάσταση («ανάλυση»), υπολογίζεται από παρατηρήσεις. Παρόλα αυτά όμως, οι παρατηρήσεις είναι διάσπαρτες και περιέχουν σφάλματα και έτσι οι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού προσπαθούν να βγάλουν την καλύτερη πιθανή προσέγγιση της αρχικής κατάστασης από ένα σωρό πιθανώς αντικρουόμενων παρατηρήσεων από δορυφόρους, από σταθμούς στην επιφάνεια της γης, αεροπλάνα, ραδιοβολίδες κλπ. Όσον αφορά τώρα τις οριακές τιμές, αυτές ορίζονται από την επιφάνεια της γης (ωκεανός και ξηρά) και από το ανώτατο σημείο της περιοχής. Επειδή οι ιδιότητες της επιφάνειας του εδάφους έχουν έναν πολύ δυνατό ημερήσιο κύκλο, όλα τα μετεωρολογικά μοντέλα περιλαμβάνουν ένα συγκεκριμένο μοντέλο για να υπολογίσουν την εξέλιξη των ιδιοτήτων τους εδάφους (συγκεκριμένα θερμοκρασία και νερό) ακόμα και όταν υπάρχει το εποχιακό χιόνι. Συνήθως,

όμως, τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού δεν περιλαμβάνουν πρότυπο για τους ωκεανούς οπότε και η θερμοκρασία της επιφάνειας της θάλασσας δίνεται από την κλιματολογία, όπως επίσης και η θερμοκρασία σε εδάφη μόνιμα καλυμμένα από πάγο και σε παγόβουνα.

2.1.1 Παγκόσμια μοντέλα και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις

2.1.1.1 Αφομοίωση δεδομένων

Τα παγκόσμια μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού αποτελούν τον πυρήνα των καιρικών προβλέψεων αφού υποστηρίζουν στο μεγαλύτερο βαθμό την διαδικασία αφομοίωσης δεδομένων και παράγουν τις αρχικές και οριακές συνθήκες που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα περιορισμένης περιοχής. Η επαν-ανάλυση δεδομένων αφορά το αποτέλεσμα της αφομοίωσης δεδομένων που παράγεται από ένα σταθερό μοντέλο ενώ η λειτουργική ανάλυση παράγεται από δυναμικά μοντέλα διαφορετικού τύπου διότι τα μοντέλα ενημερώνονται συνεχώς.

Κάθε ατμοσφαιρικό μοντέλο χρειάζεται κάποιου είδους αφομοίωσης δεδομένων ώστε να καθιερώσει την αρχική του κατάσταση, διαδικασία πολύ σημαντική αν λάβουμε υπ' όψιν ότι τα λάθη στην αρχική κατάσταση θεωρούνται η μεγαλύτερη πηγή αβεβαιότητας σε ένα μοντέλο. Το γεγονός μάλιστα ότι έχουμε να κάνουμε με τεράστια ποσά δεδομένων, κάνει την αφομοίωσή τους εφικτή μόνο αν γίνεται σε μεγάλους μετεωρολογικούς σταθμούς, οι οποίοι έχουν πρόσβαση στα δίκτυα διανομής δεδομένων και στις πηγές του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού (World Meteorological Organization, WMO) και έτσι μπορούν να διαχειριστούν την ροή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

Τα παλιά συστήματα αριθμητικών προβλέψεων καιρού χρησιμοποιούσαν απλούς αλγορίθμους αφομοίωσης, που ενσωμάτωναν τις παρατηρήσεις στο δίκτυο του μοντέλου μέσω διαφόρων φίλτρων και περιορισμών, οι οποίοι ενσωματώνουν τις φυσικές ισορροπίες των εξισώσεων του μοντέλου, ώστε να μειώσουν τον «θόρυβο» στην αρχικοποίηση. Τα σύγχρονα μοντέλα χρησιμοποιούν μια προσέγγιση πιο ευμετάβλητη και συνήθως αφομοιώνουν τις παρατηρήσεις σε ένα συγκεκριμένο χρονικό περιθώριο, ώστε να βελτιστοποιηθεί η αρχική κατάσταση. Η μέθοδος αυτή είναι κατάλληλη για σύγχρονες παρατηρήσεις τηλεπισκόπισης, οι οποίες δεν είναι μόνο παγκόσμιες αλλά και συχνά μεταβαλλόμενες.

2.1.1.2 Τυποποίηση μοντέλου

Τα περισσότερα παγκόσμια μοντέλα χρησιμοποιούν μια συντεταγμένη του ανέμου που στηρίζεται στη μεταβολή της πίεσης κατά μήκος του εδάφους, επιτρέποντας κατά συνέπεια μια απλή και ακριβή εφαρμογή της επιφανειακής οριακής συνθήκης για το διάνυσμα του αέρα. Η χρήση της πίεσης για τον καθορισμό της κάθετης συντεταγμένης απλοποιεί τους θερμοδυναμικούς υπολογισμούς. Η προσέγγιση αυτή ταιριάζει στα υδροστατικά («πρωτογενής» εξίσωση) μοντέλα, αλλά είναι επίσης εφικτή στους και για τους μη υδροστατικούς κώδικες.

Τα σφαιρικά, «πρωτογενής εξίσωσης» μοντέλα ενσωματώνουν εξισώσεις πρόβλεψης για τις οριζόντιες συνιστώσες του αέρα, την πίεση επιφάνειας, μια θερμοδυναμική μεταβλητή (θερμοκρασία ή πιθανή θερμοκρασία), και τουλάχιστον για τον υδρατμό, αν όχι άλλες πηγές νερού (π.χ., νερό από τα σύννεφα, πάγος, κ.λπ.) που ενσωματώνονται περιστασιακά. Οι άλλες μεταβλητές υπολογίζονται από τις διαγνωστικές σχέσεις, όπως για παράδειγμα η κάθετη ταχύτητα, που δεν μπορεί να προβλεφθεί άμεσα σε ένα υδροστατικό μοντέλο, μπορεί να υπολογιστεί από την ολοκλήρωση της εξίσωσης συνοχής.

Τα μοντέλα διαφέρουν ουσιαστικά στις αριθμητικές μεθόδους που χρησιμοποιούν. Οι (μη γραμμικοί) όροι της μετατόπισης στις διάφορες εξισώσεις πρόβλεψης δεν είναι επαρκείς για τον υπολογισμό στην φασματική περιοχή, και συνεπώς επιλύονται στο φυσικό διάστημα, όπου τα διάφορα μοντέλα χρησιμοποιούν διαφορετικά και πεπερασμένα διαφορικά ή Ουλεριανά και ημι-λανγρανζιανά πλαίσια εξισώσεων. Δεδομένου ότι η οριζόντια μετατόπιση αέρα, που αποτελεί μια κυρίαρχη διαδικασία στην ατμόσφαιρα, είναι μια, συνήθως, δυναμική διαδικασία που περιορίζει το χρονικό βήμα του μοντέλου μπορεί, ως συνιστώσα του κώδικα, να έχει σημαντική επίδραση στην συνολική απόδοσή του.

2.1.1.3 Πακέτα φυσικών διαδικασιών

Το πακέτο φυσικών διαδικασιών ενός παγκοσμίου μοντέλου περιλαμβάνει έναν αριθμό διαδικασιών, οι οποίες δεν αντιπροσωπεύονται σαφώς από τις εξισώσεις πρόβλεψης εξαιτίας της ανάλυσης του μοντέλου και του υπολογισμού κάποιων «πηγαίων» όρων στις εξισώσεις αυτές.

Οι διαδικασίες που προορίζονται για παραμετροποίηση στα παγκόσμια μοντέλα είναι: η αναταραχή, η μετάδοση (αποτελούμενη συχνά από επιφανειακές και βαθιές διατάξεις μετάδοσης), τα σύννεφα και η ατμοσφαιρική κατακρήμνιση, η ακτινοβολία και τα κύματα βαρύτητας. Οι αναταραχές και οι ρηχές διατάξεις μετάδοσης αντιπροσωπεύουν τις διαδικασίες οριακών στρωμάτων με σημαντική επίδραση στις ροές στα χαμηλά στρώματα,

παρόλο που όταν παρουσιαστούν και οι άλλες διαδικασίες μπορεί να οδηγήσουν σε σημαντικές αλλαγές σε αυτή τη ροή, όπως επίσης και το επιφανειακό μοντέλο, που τεχνικά είναι ένα ανεξάρτητο μοντέλο, έχει επίδραση σε μεταβλητές χαμηλών στρωμάτων.

Γενικά, τα παγκόσμια μοντέλα αντιμετωπίζουν τις διάφορες παραμετροποιήσεις των φυσικών διαδικασιών τους ως μονοδιάστατα προβλήματα παράλληλα με την κάθετη ανάλυση, χωρίς ιδιαίτερη αλληλεπίδραση μεταξύ γειτονικών στηλών ανάλυσης. Αυτή η προσέγγιση μειώνει σημαντικά το κόστος υπολογισμού και δικαιώνεται από την ασυμμετρία μεταξύ κάθετων και οριζόντιων αναλύσεων στα παγκόσμια μοντέλα.

2.1.1.4 Μοντέλα λειτουργίας

Τα παγκόσμια μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού τίθενται σε λειτουργία δύο με τέσσερις φορές κάθε μέρα από μια μικρή ομάδα υπηρεσιών καιρού, όπως τις NCEP (National Centers for Environmental Prediction), ECMWF (European Center for Medium range Weather Forecasting), το Αμερικάνικο Ναυτικό και κάποιες τοπικές υπηρεσίες καιρού, όπως της Γερμανίας, του Ηνωμένου Βασιλείου, της Γαλλίας, Ιαπωνίας, Βραζιλίας και της Ρωσίας. Οι κύριες προβλέψεις ξεκινούν στις 00.00 και 12.00 GMT, αντίστοιχα με την εκτόξευση της παγκόσμιας ραδιοβολίδας και οι επιπλέον προβλέψεις στις 06.00 και 18.00 GMT. Η 10-ήμερη πρόβλεψη του NCEP χρησιμοποιείται από άλλες μικρότερες υπηρεσίες καιρού, πανεπιστήμια και μετεωρολογικές ομάδες παγκοσμίως. Τις τελευταίες δεκαετίες, τα ECMWF και NCEP θέτουν τις βάσεις για τις προβλέψεις μεσαίου βεληνεκούς, αφού πραγματοποιούν προβλέψεις μεταξύ 3 και 10 ημερών. Το NCEP Παγκόσμιο Μοντέλο Πρόβλεψης έχει οριζόντια ανάλυση περίπου 35 χιλιόμετρα με 64 άνισα αποστασιοποιημένα μεταξύ τους κάθετα επίπεδα ενώ το ECMWF Ενιαίο Σύστημα Πρόβλεψης έχει οριζόντια ανάλυση περίπου 25 χλμ με 91 άνισα αποστασιοποιημένα μεταξύ τους κάθετα επίπεδα.

2.1.2 Τοπικά και Μεσαίας κλίμακας μοντέλα

Τα μοντέλα μικρής κλίμακας αναπτύχθηκαν, αρχικά, για την μελέτη των ατμοσφαιρικών διαδικασιών μεσαίας κλίμακας (οριζόντιας κλίμακας 1 έως μερικά εκατοντάδες χλμ). Αυτή η κλίμακα περιλαμβάνει πολλά τοπικά καιρικά φαινόμενα, όπως θαλάσσιες αύρες, ρεύματα αέρα στα βουνά και καταιγίδες.

Διάφορα άλλα μοντέλα, που αρχικά αναπτύχθηκαν για έρευνα από διάφορες πανεπιστημιακές ομάδες, κατέληξαν να γίνουν βιώσιμα μοντέλα καιρικών προβλέψεων από τότε που οι παγκόσμιες προβλέψεις έγιναν ευρέως διαθέσιμες σε πραγματικό χρόνο. Τέτοια μοντέλα είναι το MM5 μοντέλο, που σχεδιάστηκε από το πανεπιστήμιο της Πενσυλβανίας και αργότερα υιοθετήθηκε από το Παγκόσμιο κέντρο Ατμοσφαιρικής Έρευνας (National Center

of Atmospheric Research, NCAR) και κατ' επέκταση έγινε ένα από τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα πρόβλεψης περιορισμένης εκτάσεως που λειτουργείται από μικρές υπηρεσίες καιρού και πανεπιστημιακές μονάδες. Ακόμα ένα μοντέλο είναι το WRF, ένα μοντέλο νέας γενιάς, μεσαίας κλίμακας που σχεδιάστηκε συγκεκριμένα για τον υπολογισμό πλατφόρμων, παίρνοντας πρόσφατες και τρέχοντες μετεωρολογικές μελέτες υπ' όψιν. Το WRF έχει δύο βασικές παραλλαγές («τύπου» NCAR και NCEP) και περιλαμβάνει πολλούς διακόπτες επιλογής που παρέχουν πρόσβαση σε προαιρετικές παραμετροποιήσεις και αριθμητικές διατάξεις. Άλλα μοντέλα μεσαίας κλίμακας ευρέως χρησιμοποιούμενα είναι τα: Σύστημα Τοπικού Ατμοσφαιρικού Μοντέλου (Regional Atmospheric Modeling System, RAMS), το μοντέλο του Αμερικάνικου Ναυτικού COAMPS, the Météo-France ερευνητικό μοντέλο, MesoNH και το νέο Ευρωπαϊκό μοντέλο, AROME. Το κοινό που έχουν όλα αυτά τα μοντέλα με το MM5 και WRF μοντέλο είναι η μη υδροστατική ομάδα εξισώσεων.

2.1.2.1 Τοπικές προβλέψεις σαν μικτό πρόβλημα αρχικών/οριακών συνθηκών

Αντίθετα με τα παγκόσμια μοντέλα, τα μοντέλα μικρής κλίμακας δεν μπορούν να λειτουργήσουν από μόνα τους. Χρειάζονται οριακές συνθήκες, οι οποίες δίνονται μόνο από παρατηρήσεις ή από παγκόσμια μοντέλα και διευκρινισμένες αρχικές συνθήκες είτε από πρόσθετες παρατηρήσεις είτε από προσθήκες στο στιγμιαίο πλαίσιο ενός παγκοσμίου μοντέλου. Τα περισσότερα μοντέλα μικρής κλίμακας περιλαμβάνουν έναν απλοποιημένο κώδικα αφομοίωσης των δεδομένων που κάνει την προσθήκη στο πεδίο της αρχικής κατάστασης. Τα μοντέλα αυτά μπορούν, ακόμα, να αφομοιώσουν χρονοσειρές σημειακών παρατηρήσεων χρησιμοποιώντας απλές τεχνικές «ωθήσεως» και μερικά, όπως το MM5 και WRF, μπορούν ακόμα και να περιλάβουν προαιρετικές και εξεζητημένες μεθόδους αφομοίωσης δεδομένων. Παρόλα αυτά, αυτές οι συνιστώσες χρησιμοποιούνται κυρίως για έρευνα.

2.1.2.2 Τυποποίηση μοντέλου

Όλα τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού μικρής κλίμακας χρησιμοποιούν συντεταγμένες βασιζόμενες στην υδροστατική προσέγγιση, με απαλοιφή της καθετής συνιστώσας του ανέμου, κυρίως σε συστήματα βασιζόμενα στην πίεση, ενώ υπάρχουν και μερικά που χρησιμοποιούν κλιμακούμενο γεωμετρικό ύψος. Τα περισσότερα μοντέλα είναι μοντέλα «σημειακού πλέγματος» που χρησιμοποιούν διάφορα πεπερασμένα πλαίσια εξισώσεων ενώ μερικά παλαιότερα υδροστατικά μοντέλα χρησιμοποιούν φασματικούς κώδικες, τους οποίους δανείζονται από τα παγκόσμια μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού.

Τα περισσότερα πλέγματα στα τοπικά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού είναι δικτυωτά, με χαμηλής ανάλυσης πλέγματα που καλύπτουν όλη την περιοχή και διαδοχικά πλέγματα υψηλής ανάλυσης για να καλύπτουν όλο και μικρότερα τμήματα της περιοχής. Τα δικτυωτά αυτά πλέγματα προσφέρουν πολύ υψηλή ανάλυση για πολύ μικρές περιοχές με σταδιακή μετάβαση σε μέσου επιπέδου αναλύσεις μέχρι να συναντήσουν τα όρια των χαμηλών αναλύσεων των παγκοσμίων μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Αυτός ο σχεδιασμός είναι πολύ αποτελεσματικός στην μελέτη των ρευμάτων μεσαίας κλίμακας. Η αλληλεπίδραση μεταξύ των δικτυωτών πλεγμάτων μπορεί να είναι μονόδρομη (με τις μεγάλες κλίμακες να ωθούν τις μικρές) ή αμφίδρομη. Επειδή το χρονικό βήμα είναι γραμμικό ως προς την ανάλυση, οι περισσότεροι υπολογισμοί γίνονται στο εσωτερικό (υψηλής ανάλυσης) πλέγμα.

2.1.2.3 Περιοχή, Ανάλυση, Φάσμα των τοπικών μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού προτύπων λειτουργίας

Η περιοχή και η ανάλυση ενός τοπικού μοντέλου αριθμητικών προβλέψεων καιρού ρυθμίζεται σύμφωνα με τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους και μερικοί κώδικες μπορεί ακόμη και να λειτουργούν σε παγκόσμιο επίπεδο. Τα υδροστατικά μοντέλα έχουν σχεδιαστεί για οριζόντια ανάλυση στα 10 χλμ παρόλο που μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για λίγο υψηλότερες αναλύσεις ενώ, από την άλλη μεριά, τα μη υδροστατικά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού χρησιμοποιούνται για ακόμα υψηλότερες αναλύσεις. Τεχνικά, η υδροστατική προσέγγιση απαιτεί την αναλογία της υπό μελέτη ατμοσφαιρικής διαδικασίας να είναι μικρή (π.χ. η οριζόντια κλίμακά της να είναι πολύ μεγαλύτερη της κάθετης), μια συνθήκη που, σε γενικές γραμμές, δεν ικανοποιείται στα ρεύματα αέρα μεσαίας κλίμακας, στα εσωτερικά κύματα και στα συστήματα μεταγωγής θερμότητας.

Ενώ τα μη υδροστατικά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού βρίσκουν εφαρμογή στα ρεύματα μεσαίας κλίμακας και μερικές φορές και σε μεγαλύτερης κλίμακας χαμηλόβαθμες διαδικασίες, οι περισσότερες φυσικές παραμετροποιήσεις τους έχουν σχεδιαστεί για οριζόντιες κλίμακες των μερικών χιλιομέτρων και άρα μπορεί να μην έχουν ισχύ σε μεγαλύτερες αναλύσεις. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, οι προσομοιώσεις 1-χλμ ασταθούς οριακού στρώματος ρεύματος αέρα να αποτελέσουν πρόκληση εξαιτίας της ανεπαρκούς ανταπόκρισης της διάταξης της υπο-πλεγματικής κλίμακας των αναταράξεων του αέρα σε αυτή την ανάλυση.

Πολλές μελέτες έχουν γίνει ώστε να μελετηθεί η αξία της μεγαλύτερης ανάλυσης στις καιρικές προβλέψεις για διαφορετικές εφαρμογές, διότι το ίδιο μοντέλο μπορεί να επιτύχει άριστα αποτελέσματα για αναλύσεις στα 5 χλμ και μετά στα 250 μέτρα, έχοντας χαμηλή απόδοση στις ενδιάμεσες τιμές. Οι Doyle και Shapiro [5],[6] χρησιμοποίησαν το μοντέλο

COAMPS για προσομοιώσεις ισχυρών ανέμων στις ακτές της Καλιφόρνιας και της Νορβηγίας και κατέληξαν ότι είχαν καλή αναπαράσταση των ανεμοθυελλών και άλλων τοπογραφικών φαινομένων σε οριζόντιες αναλύσεις των 3-5 χλμ. Οι Cairns και Corey [7] βρήκαν παρόμοια αποτελέσματα για τα βουνά της Δυτικής Νεβάδας με το μοντέλο MM5, αποτελέσματα που το υδροστατικό, χαμηλής ανάλυσης μοντέλο ETA δεν είχε προβλέψει σωστά. Από την άλλη μεριά, οι Colle et al.[8] κατέληξαν ύστερα από μελέτες δύο χρόνων με τα μοντέλα ETA και MM5 σε 36 χλμ πλέγμα που κάλυπτε τα ανατολικά 2/3 των Η.Π.Α. και δικτυωτά πλέγματα 4χλμ στη Δυτική ακτή (κοντά στην νότια Νέα Αγγλία) ότι η αύξηση της ανάλυσης δεν προκαλούσε σημαντικές επιπτώσεις. Παρ' όλα αυτά, η χρήση πλεγμάτων αυξημένης ανάλυσης απαιτεί αλλαγές στην αξιολόγηση των δεδομένων και, στην πραγματικότητα, νέες μελέτες δείχνουν ότι η αύξηση της ανάλυσης έχει πολλά πλεονεκτήματα.

2.1.2.4 Ορισμένα προβλήματα των τοπικών μοντέλων

Οι προσδοκίες για τις καιρικές προβλέψεις μεσαίας κλίμακας και, γενικά, για όλες τις προβλέψεις υψηλής ανάλυσης ήταν χαμηλές, εξαιτίας της ιδέας που επικρατούσε ότι οι μικρότερες κλίμακες είχαν και μειωμένη προβλεψιμότητα και ότι η αρχικοποίηση μοντέλων υψηλής ανάλυσης απαιτούσε απίστευτα πυκνά δίκτυα παρατηρήσεων. Στην πράξη, όμως, τα αποτελέσματα ξεπέρασαν τις προσδοκίες και αυτό πρέπει να οφείλεται στο γεγονός ότι μερικές κυκλοφορίες αέριων μαζών μεσαίας κλίμακας οφείλονται σε εξωγενείς παράγοντες και δεν επηρεάζονται από παράγοντες προβλεψιμότητας. Ένα παράδειγμα είναι η ορογραφική ροή ανέμου, η οποία επηρεάζεται από την γεωμετρία της περιοχής, μια μόνιμη και πολύ καλά διατυπωμένη στο μοντέλο σταθερά.

Μια σειρά από μελέτες, από διαφορετικούς ερευνητές, που ασχολήθηκαν με την απόδοση των μοντέλων μεσαίας κλίμακας σε σημαντικά καιρικά φαινόμενα, έδειξαν ότι οι προσομοιώσεις υψηλής ανάλυσης δίνουν μια καλή αναπαράσταση πολλών τοπικών καιρικών φαινομένων αλλά και ότι, επίσης, οι προσομοιώσεις αυτές ακόμα και αν έχουν βελτιώσει σε ποιότητα την προσομοίωση, μπορεί να έχουν χαμηλή απόδοση γενικά. Συγκεκριμένα, οι Zhong και Fast [3] συνέκριναν τα αποτελέσματα τριών μοντέλων (MM5, RAMS, ETA) στην υψηλής ανάλυσης προσομοίωση των θερμικά οδηγούμενων κυκλοφοριών αέρα στην κοιλάδα Salt Lake. Σε γενικές γραμμές, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα δύο από τα τρία μοντέλα (MM5, RAMS) είχαν καλύτερα αποτελέσματα αλλά τα σφάλματά τους είχαν πολλά κοινά και με το τρίτο μοντέλο (ETA) παρά τις διαφορές στον σχεδιασμό τους. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι τα σφάλματά τους έγιναν εξαιτίας των φυσικών παραμετροποιήσεων στα ραδιοκύματα και στις αναταράξεις του αέρα, το οποίο οδήγησε σε μικρή σταθερά τροποσφαιρικού κρούου και λανθασμένα βάθη οριακών στρωμάτων. Οι Hanna και Yang [9]

παρουσίασαν ένα διαφορετικό πείραμα σύγκρισης τεσσάρων μοντέλων (MM5, RAMS, COAMPS, OMEGA). Ο σκοπός ήταν να διεξάγουν προβλέψεις 72 ωρών σε διαφορετικές τοποθεσίες με επίκεντρο την αξιολόγηση των μοντέλων στην ατμοσφαιρική διασπορά. Η έρευνα αυτή έδειξε ότι υπήρχαν προβλήματα στην αναπαράσταση των ιδιοτήτων των επιφανειακών υπο-πλεγματικών κλιμάκων και στις συνεχείς εναλλαγές των αναταράξεων του αέρα στα οριακά στρώματα, συνθήκες που οδηγούσαν σε μεγάλες σταθερές στα ύψη των οριακών στρωμάτων και σε χαμηλού επιπέδου πεδία άνεμου. Σε πρόσφατη μελέτη του 2009, ο Storm [10] ασχολήθηκε με αεροχειμάρους χαμηλού ύψους (Low Level Jets –LLJs) στις πεδιάδες των Η.Π.Α., ένα συνηθισμένο νυκτερινό φαινόμενο των ατμοσφαιρικών ρευμάτων που οδηγεί σε αυξημένους μέσους ανέμους στην χαμηλή τροπόσφαιρα, μεταξύ 100 και 1000 μέτρων. Η μελέτη αυτή είχε μικτά αποτελέσματα όσον αφορά την απόδοση των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού, αφού ενώ κατέληξε ότι κάνουν καλή αναπαράσταση των ουσιωδών χαρακτηριστικών των αεροχειμάρων, είχαν μερικά σφάλματα στην κάθετη συνιστώσα της τοποθεσίας του αεροχειμάρου και στην έντασή του, πιθανόν εξαιτίας των ανακριβών οριακών παραμέτρων σε σταθερές συνθήκες. Γενικά, ο Storm βρήκε ότι υπάρχει η τάση να υποτιμάται η μέγιστη ταχύτητα του ανέμου και να υπερεκτιμάται η κάθετη συνιστώσα της τοποθεσίας του σε όλα τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού.

2.2 Απόδοση των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού (NWP models)

2.2.1 Εξέλιξη των μέσων αξιολόγησης των μοντέλων

Η απόδοση των παγκοσμίων μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού έχει αξιολογηθεί σε γεωδυναμικά πεδία των 500hPa, που αντιπροσωπεύουν τον άνεμο στην μέσο-τροπόσφαιρα. Η ανωμαλία της συσχέτισης των πεδίων έχει αυξηθεί από τα τέλη του 1970, όταν οι «πρωτογενείς» εξισώσεις των 10-ήμερων παγκοσμίων μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού λειτουργούσαν με λιγότερο από 60% συσχέτιση και η συσχέτιση ανέβηκε στο 88% στην 5ήμερη πρόβλεψη που έκανε το IFS μοντέλο. Αν συγκρίνουμε τις σημερινές προβλέψεις με τις προβλέψεις της δεκαετίας του 80, παρατηρούμε ότι στις παρούσες 5ήμερες προβλέψεις υπάρχει μια αύξηση κέρδους του μεγέθους των 2 ημερών στην προβλεψιμότητα σε σύγκριση με τις 3ήμερες προβλέψεις του '80 και επίσης η ανωμαλία της συσχέτισης (70%) στις σημερινές 7ήμερες προβλέψεις είναι πολύ καλύτερη από την συσχέτιση (κάτω από 60%) των 5ήμερων προβλέψεων τότε.

Την ίδια περίοδο, παρατηρήθηκε μια σύγκλιση μεταξύ του Νότιου και του Βόρειου Ημισφαιρίου, το οποίο οδηγεί σε μια συσχέτιση των δεδομένων που λαμβάνονται από τους δορυφόρους για την αρχικοποίηση των μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού και σε βελτίωση των συστημάτων αφομοίωσης των δεδομένων.

2.2.2 Εκτίμηση σφαλμάτων στα μοντέλα υψηλής ανάλυσης

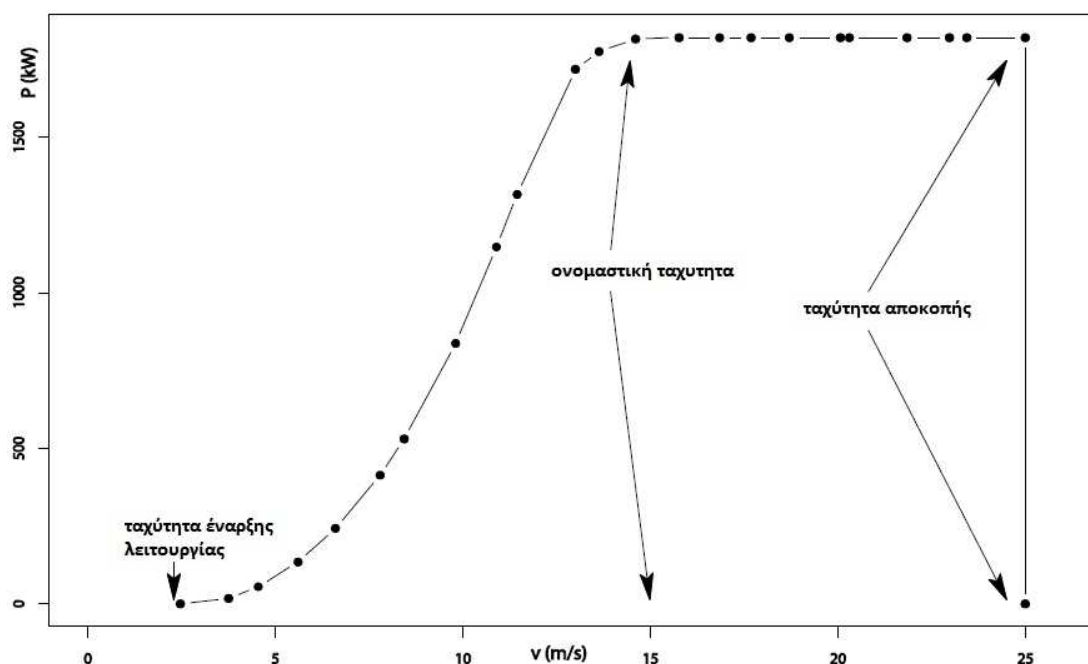
Τα παραδοσιακά μέσα αξιολόγησης των μοντέλων (μέσο απόλυτο σφάλμα-MAE, ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος-RMS, σταθερά -BIAS, συσχέτιση -CORRELATION) χρησιμοποιούν σημειακά σφάλματα έτσι ώστε να συγκρίνουν τις παρατηρούμενες από τους μετεωρολογικούς σταθμούς χρονοσειρές με τις τρέχουσες χρονοσειρές των δεδομένων που προστίθενται στα μοντέλα στην ίδια τοποθεσία. Όταν ένα μοντέλο προσομοιώνει ένα συγκεκριμένο καιρικό φαινόμενο θα υπάρχουν πάντα σφάλματα στην ένταση, στον συγχρονισμό και στην τροχιά του, εκ των οποίων τα δύο τελευταία ονομάζονται και σφάλματα φάσης. Καθώς, τώρα, τα μοντέλα υψηλής ανάλυσης προσομοιώνουν πιο ακριβή φαινόμενα, και ως προς τον χώρο και ως προς τον χρόνο, τα σφάλματα φάσης επιφέρουν μεγαλύτερες κυρώσεις σε θέμα στατιστικής, οδηγώντας σε αυτό που αποκαλείται «διπλή ποινή (double penalty)».

Διάφοροι συγγραφείς έχουν κατά καιρούς προσπαθήσει να βρουν διαφορετικούς τρόπους αξιολόγησης των συστημάτων με σκοπό την βελτίωση των νέων μοντέλων υψηλής ανάλυσης. Το 2004 οι Case et al.[11] ανέπτυξαν μια τεχνική για την επιβεβαίωση των προβλέψεων υψηλής ανάλυσης του RAMS μοντέλου όσον αφορά τις θαλάσσιες αύρες, χρησιμοποιώντας έναν Περιγραμιατικό Χάρτη Σφαλμάτων για τον εντοπισμό των χρόνων εναλλαγής των θαλάσσιων αύρων και για μια υποκειμενική σύγκριση των προβλεπόμενων και των παρατηρούμενων δεικτών. Από την άλλη, οι Rife et al.[12] μελέτησαν τις προβλέψεις ανέμων χαμηλού ύψους κατά τη διάρκεια των Χειμερινών Ολυμπιακών Αγώνων στο Salt Lake City (2002) χρησιμοποιώντας τέσσερα μοντέλα (ETA, Rapid Update Cycle-2[RUC-2], GFS, MM5). Συνολικά, κατέληξαν ότι τα μοντέλα με την υψηλή ανάλυση δεν παρείχαν καλύτερα σημειακά σφάλματα παράλο που προσέφεραν μια πιο ρεαλιστική αναπαράσταση των ρευμάτων αέρα σε αντίθεση με τα μοντέλα χαμηλής ανάλυσης. Γι' αυτό πρότειναν μια νέα μεθοδολογία η οποία ασχολιόταν με την στατιστική των «γεγονότων του ανέμου», τα οποία ορίζονται σαν αλλαγές στο διάνυσμα του ανέμου πάνω από ένα σημείο κατωφλίου σε συγκεκριμένο σημείο του πλέγματος. Επιπλέον, οι Mass et al.[13] ύστερα από προβλέψεις δύο χρόνων με το MM5 μοντέλο στις βορειοδυτικές Η.Π.Α. κατέληξαν ότι η στατιστική επαλήθευση είναι, κατά βάση, υποκειμενική ανάλογα τον χρήστη. Μερικοί χρήστες ενδιαφέρονται για την πρόβλεψη συγκεκριμένων φαινομένων, όπως π.χ. ανέμους πάνω από ένα σημείο κατωφλίου, και άλλοι ενδιαφέρονται για πιο λεπτομερείς χρονοσειρές. Τέλος, οι

Grimit και Mass [14], χρησιμοποιώντας ένα συνονθύλευμα οριακών συνθηκών από διαφορετικά κέντρα πρόβλεψης, τα οποία χρησιμοποιούσαν διαφορετικά παγκόσμια μοντέλα και κώδικες αφομοίωσης δεδομένων, έκαναν μια 6μηνη πρόβλεψη με το MM5 μοντέλο στις βορειοδυτικές Η.Π.Α. όπου βρήκαν σημαντική συσχέτιση (πάνω από 60%) μεταξύ του πλάτους της πρόβλεψης, του σφάλματος πρόβλεψης στην διεύθυνση του ανέμου και στην εκτιμώμενη αβεβαιότητα της πρόβλεψης. Παρόλα αυτά, όμως, βρήκαν ότι η συνολική μέση τιμή δεν παρείχε καλύτερα αποτελέσματα όταν συγκρινόταν με μεμονωμένα μέλη του συνόλου.

2.2.3 Κρίσιμες διαδικασίες στην πρόβλεψη του καιρού

Οι προβλέψεις του ανέμου για χρήση σε εφαρμογές αιολικής ενέργειας βασίζονται περισσότερο στην ταχύτητα του ανέμου και στην κατεύθυνσή του στα 50 με 100m πάνω από το επίπεδο του εδάφους, στην κορυφή του επιπέδου του ατμοσφαιρικού στρώματος και μόνο λίγο στην πρόβλεψη της πυκνότητας του αέρα. Εξαιτίας των συναρτήσεων μεταφοράς των διαθέσιμων ανεμογεννητριών, με καμπύλη ισχύος την παρακάτω, η μετατροπή της διαθέσιμης αιολικής ισχύος (η οποία εξαρτάται από την ταχύτητα του ανέμου εις τον κύβο) σε πραγματική ισχύ μεταβάλλεται μη γραμμικά, με μηδενική έξοδο κάτω από ένα κατώφλι ταχύτητας στα 3 m/s, μια ξαφνική αύξηση στην έξοδο μέχρι η μηχανή να αποκτήσει την ονομαστική της ισχύ στα 15 m/s περίπου και μια σταθερή έξοδο πάνω από αυτό το επίπεδο μέχρι την ταχύτητα αποκοπής στα 25 m/s.



Σχ.3.1 Καμπύλη ισχύος ανεμογεννήτριας

Επειδή οι γεννήτριες σε ένα αιολικό πάρκο (Α.Π.) μπορεί να αλληλεπιδρούν μεταξύ τους είτε από τις αναταράξεις κατά την εκκίνησή τους είτε εξαιτίας των τοπικών τοπογραφικών φαινομένων επιτάχυνσης και επιβράδυνσης, οι συναρτήσεις μεταφοράς ενός Α.Π. μπορεί να διαφέρουν σημαντικά ανάλογα με την κατεύθυνση του ανέμου. Από την άλλη μεριά, οι γεννήτριες χρειάζονται ένα σημαντικό χρονικό περιθώριο ώστε να ευθυγραμμιστούν με τον άνεμο που επικρατεί, ειδικά όταν θα πρέπει να σταματήσουν ενώ έχουν ήδη αποκτήσει την μέγιστη ταχύτητά τους σε μια κατεύθυνση. Γι' αυτό και η αιολική ισχύς είναι, επίσης, συνάρτηση της μεταβολής της κατεύθυνσης του ανέμου και επιπλέον, η λειτουργία των γεννητριών μπορεί να επηρεαστεί από μικρές αναταράξεις του ανέμου.

Εξαιτίας της μη-γραμμικότητας των συναρτήσεων μεταφοράς, τα σφάλματα στην πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου έχουν σοβαρές επιπτώσεις. Τα σφάλματα σε χαμηλές ταχύτητες είναι αδιάφορα αφού ούτως ή αλλιώς η έξοδος εκεί είναι μηδενική όπως επίσης και τα σφάλματα στην περιοχή μεταξύ 12 και 25 m/s όπου η έξοδος είναι ευθεία και σταθερή, εκτός βέβαια και αν λάβουμε υπ' όψιν τις αλλαγές στην κατεύθυνση του ανέμου ή την ένταση των αναταράξεων του. Τα σφάλματα, όμως, στις μεσαίες ταχύτητες (3-12 m/s) και κοντά στην ταχύτητα αποκοπής (25 m/s) έχουν τις σημαντικότερες επιπτώσεις αφού, στην πρώτη περίπτωση, το παραμικρό σφάλμα στην ταχύτητα μπορεί να προκαλέσει μεγάλο σφάλμα στην ισχύ και στην δεύτερη περίπτωση, ακόμα χειρότερα, το σύστημά μας μεταβαίνει από την κατάσταση όπου έχει αποκτήσει την μέγιστη έξοδο σε κατάσταση μηδενικής εξόδου (ή αντίστροφα).

Η ταχύτητα του ανέμου στην επιφάνεια της γης και η κατεύθυνσή του επηρεάζονται από τα τοπογραφικά φαινόμενα σε διαφορετικό βαθμό, γεγονός που κάνει την ανάλυση της πρόβλεψης του ανέμου ιδιαιτέρως σχετική. Τα επιφανειακά προφίλ εξαρτώνται από τα χαρακτηριστικά του εδάφους, όπως η τραχύτητα και η στατική σταθερότητα και κατά συνέπεια οι προβλέψεις των ανέμων χαμηλού ύψους αναμένεται να επηρεάζονται από τις παραμέτρους των οριακών στρωμάτων σε ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Από την άλλη, οι άνεμοι χαμηλού υψομέτρου μπορεί να ενισχύονται από ετερογένειες στην επιφανειακή θερμοκρασία προκαλούμενες από σημαντικές αποκλίσεις στις ιδιότητες του εδάφους με αποτέλεσμα την εμφάνιση φαινομένων ελαφρών ρευμάτων αέρα, το οποίο δείχνει την σχετικότητα του επιφανειακού μοντέλου. Ο Hong [15] χρησιμοποίησε τα δεδομένα του GIMEX (Green island Mesoscale Experiment) για να εκτιμήσει την απόδοση των MM5 προσομοιώσεων υψηλής ανάλυσης (5 χλμ) πάνω από την Ταϊβάν και κατέληξε ότι το μοντέλο είχε την τάση να παράγει θαλάσσιες αύρες πολύ ισχυρές και με σταθερή κατεύθυνση λόγω της πολωμένης θερμότητας πάνω από το νησί. Βρέθηκαν μεγάλα rms σφάλματα στην κατεύθυνση του ανέμου (67°) και στην ταχύτητά του (2.5 m/s), τα οποία επειδή χαρακτηρίζονταν από ισχυρούς ημερήσιους κύκλους επανάληψης έδειξε ότι σχετίζονται με

τον κύκλο θέρμανσης και ψύξης της επιφάνειας. Τα ίδια αποτελέσματα βρήκαν και οι Κοτρώνη και Λαγουβάρδος (2004) στο [16], όπου τα σφάλματα του μοντέλου τους είχαν μια πόλωση στις χαμηλές θερμοκρασίες στις προβλέψεις, με ανάλυση 2 χλμ και 8 χλμ στην αστική περιοχή της Αθήνας, με ισχυρούς ημερήσιους κύκλους.

Οι Hanna και Yang [9] διαφώνησαν, από την άλλη, ότι μερικά σφάλματα που βρέθηκαν στα μοντέλα μεσαίας κλίμακας προκλήθηκαν από επιφανειακές ιδιότητες υπο-πλεγματικής κλίμακας που δεν αναπαραστάθηκαν στο μοντέλο. Παρόλα αυτά, τα νέα επιφανειακά πρότυπα που αναπτύχθηκαν για τα παγκόσμια μοντέλα περιλαμβάνουν αυτά τα υπο-πλεγματικά φαινόμενα.

2.3 Λειτουργικές πτυχές των μοντέλων τοπικής πρόβλεψης

Οι προγνώσεις από τα παγκόσμια μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού πρέπει να χρησιμοποιούνται μόνο από μεγάλες μετεωρολογικές υπηρεσίες και διεθνείς οργανισμούς αφού χρειάζονται πρόσβαση σε WMO δεδομένα, δορυφορικά συστήματα και μεγάλα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων τεχνολογίας αιχμής (state-of-art) σε πραγματικό χρόνο. Αν υποθέσουμε ότι τουλάχιστον ένα από αυτά τα κέντρα είναι διαθέσιμα στο κοινό, όπως είναι σήμερα το NCEP GFS μοντέλο, οι τοπικές προβλέψεις μπορούν να γίνονται αυτόνομα από μικρές ομάδες οι οποίες θα προσαρμόζουν τις παραμέτρους των μοντέλων στις δικές τους εκάστοτε ανάγκες.

Πολλά έτοιμα και ολοκληρωμένα συστήματα αριθμητικών προβλέψεων καιρού είναι ευρέως διαθέσιμα στις μέρες μας, όπως το MM5 και RAMS μοντέλα και το νέο WRF μοντέλο. Όλα αυτά τα μοντέλα χρειάζονται πρόσβαση σε πραγματικό χρόνο σε ένα κέντρο παγκόσμιας αριθμητικής πρόβλεψης καιρού έτσι ώστε να μπορούν να ορίσουν τις αρχικές και οριακές συνθήκες τους, όπως επίσης και να υπάρξει μια προεπεξεργασία ώστε να δημιουργηθεί η περιοχή λειτουργίας του μοντέλου και να επιλεγούν μερικοί προαιρετικοί παράμετροι. Με αυτό τον τρόπο, ακόμα και μια μικρή ομάδα επαγγελματιών με επαρκή γνώση στην μετεωρολογία, έχοντας την αντίστοιχη βασική εκπαίδευση στους υπολογιστές, είναι ικανή να εγκαταστήσει ένα τέτοιο σύστημα σε μερικές μόνο βδομάδες.

2.3.1 Απαιτήσεις υπολογιστικής ικανότητας

Οι απαιτήσεις σε υπολογιστικά συστήματα εξαρτώνται κυρίως από το μέγεθος της περιοχής λειτουργίας του μοντέλου και της ανάλυσης του εσωτερικού πλέγματος. Για παράδειγμα, ο χρόνος εκτέλεσης μια πρόβλεψης 72-ωρών από το MM5 μοντέλο, στο Πανεπιστήμιο της Λισαβόνας με χρήση διπλού τετραπύρηνου Xeon επεξεργαστή στα 2.7 GHz, είναι 2.5 ώρες,

για εσωτερική περιοχή λειτουργίας 88x91x73 με σημειακό πλέγμα και με ανάλυση στα 6 χλμ και 31 κάθετα επίπεδα. Για το ίδιο πλέγμα ένα WRF μοντέλο μπορεί να χρειαστεί μόνο 75 λεπτά, χρησιμοποιώντας «προσαρμοζόμενο» χρονικό βήμα, τεχνική που επιτρέπει στο μοντέλο να τρέχει μεγαλύτερα χρονικά βήματα σε κατάλληλες μετεωρολογικές συνθήκες. Για αυτό το βήμα, και το MM5 και το WRF χρησιμοποιούν τρεις δικτυωτές περιοχές, μια μεγαλύτερη περιοχή σε ανάλυση 54 χλμ και μια ενδιάμεση περιοχή στα 9 χλμ, όλες με παρεμφερή μεγέθη πλέγματος. Δυστυχώς, όμως, το κόστος του εσωτερικού πλέγματος είναι το κυρίαρχο στοιχείο στον συνολικό χρόνο υπολογισμού.

Γενικά, ο χρόνος υπολογισμού αυξάνεται γραμμικά με τον αριθμό των επιπέδων και αυξάνεται ανάλογα με τον αριθμό των οριζόντιων σημείων του πλέγματος, ενώ είναι αντιστρόφως ανάλογο του χρονικού βήματος, που με την σειρά του είναι ανάλογο των οριζόντιων διακένων του πλέγματος. Αυξάνοντας, τώρα, τον αριθμό των επεξεργαστών του υπολογιστή, είναι πιθανόν να μειωθεί ο χρόνος υπολογισμού ή να αυξηθεί η περιοχή λειτουργίας, χωρίς να σημαίνει ότι θα γίνει αναλογικά. Για την προηγούμενη υπολογιστική εγκατάσταση, ας πούμε, ο διπλασιασμός του αριθμού των επεξεργαστών οδηγεί στην μείωση του χρόνου υπολογισμού στο 1/3.

Όλα τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού περιλαμβάνουν μια διεπιφάνεια διάβασης μηνυμάτων (Message Passing Interface, MPI) που επιτρέπει στο σύστημα να τρέχει τον ίδιο κώδικα παράλληλα σε διαφορετικούς επεξεργαστές. Μερικοί κώδικες μπορεί, επίσης, να περιλαμβάνουν και OPEN-MP οδηγίες ώστε να χρησιμοποιούνται και οι δύο τεχνολογίες παράλληλα την ίδια χρονική στιγμή. Από την άλλη, όμως, η απόδοση του κώδικα σε διαφορετικές τοπολογίες εξαρτάται όχι μόνο από τον ίδιο τον κώδικα αλλά και από το μέγεθος της περιοχής λειτουργίας και τις λεπτομέρειες του ηλεκτρομηχανικού μέρους του H/Y, όπως μέγεθος cache μνήμης, ενδομηχανικές ταχύτητες, κλπ.

Τελικά, δεν πρέπει να ξεχάσουμε να αναφέρουμε ότι προγράμματα που αναπτύχθηκαν στο περιβάλλον της έρευνας, όπως το MM5 και WRF μοντέλο, διαθέτουν έναν αριθμό από προαιρετικούς διακόπτες ώστε να γίνεται επιλογή ανάμεσα στις διάφορες αριθμητικές ή φυσικές προσεγγίσεις. Αυτές οι επιλογές μπορεί να έχουν σημαντική επίδραση στην απόδοση του μοντέλου και στους υπολογισμούς και τα αποτελέσματα αυτά καθ' αυτά. Γι' αυτό για να γίνει σωστή χρήση ενός μοντέλου, πρέπει να υπάρχει μια μερική έστω κατανόηση της μετεωρολογικής ερευνητικής βιβλιογραφίας.

2.3.2 Διαδικασία λειτουργίας

Η λειτουργία ενός τοπικού μοντέλου αριθμητικών προβλέψεων καιρού ξεκινά με την προετοιμασία των αρχείων της περιοχής λειτουργίας, συγκεκριμένα με την επιλογή των διαφόρων δικτυωτών πλεγμάτων και την επεξεργασία διαφόρων δεδομένων του εδάφους (π.χ. τοπογραφία, παράμετροι εδάφους, βλάστηση, περιοχές ξηράς-θάλασσας) που χρειάζονται. Αυτό το βήμα γίνεται μόνο μια φορά για την κάθε περιοχή. Ακόμα, είναι απαραίτητο να φορτώνονται, μέχρι και τέσσερις φορές την ημέρα, οι πιο πρόσφατες παγκόσμιες προβλέψεις και να γίνονται οι προσομοιώσεις. Οι παγκόσμιες προγνώσεις περιλαμβάνουν και μετεωρολογικά δεδομένα από διαφορετικές πηγές και, μία παγκόσμια πρόβλεψη χαμηλής ανάλυσης, στα 50 με 100 χλμ οριζόντιας διάστασης του πλέγματος, θα ορίσει τις οριακές συνθήκες του περιφερειακού μοντέλου. Άμα υπάρχουν επιπλέον τοπικά δεδομένα διαθέσιμα, μπορεί να φανούν χρήσιμα σε μερικά τοπικά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού που θα τα αφομοιώσουν ώστε να διορθώσουν την ανάλυσή τους. Σε αυτό το σημείο, η τοπική πρόβλεψη μπορεί να ξεκινήσει.

Αν το τοπικό μοντέλο έχει αμφίδρομο δικτυωτά πλέγματα, οι προγνώσεις για τα διαφορετικά πλέγματα θα υπολογίζονται ταυτόχρονα και θα είναι διαθέσιμα την ίδια χρονική στιγμή. Άμα το εσωτερικό είναι μονόδρομο δικτυωτό πλέγμα, είναι πιθανό να χρησιμοποιεί τα αποτελέσματα του ενδιάμεσου πλέγματος ενώ το εσωτερικό ακόμα θα υπολογίζεται. Είναι πολύ εύκολο να εκτελούνται ταυτόχρονα προβλέψεις για διαφορετικές περιοχές με την χρήση ενός μεγάλου αριθμού υπολογιστικών κόμβων, με αποτέλεσμα να μειώνεται ο χρόνος υπολογισμού.

Η τοπική πρόβλεψη ολοκληρώνεται με μια μικρο-επεξεργασία, μετά την παραπάνω διαδικασία, για να ετοιμαστούν διαγράμματα, πίνακες και αναφορές. Τα λογισμικά που χρησιμοποιούνται για αυτό το σκοπό δίνονται από την ομάδα υποστήριξης των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού και περιλαμβάνουν το παλιό Grid Analysis and Display System (GRADS) και το νέο NCAR Command Language (NCL) λογισμικό.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΟΡΙΣΜΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ (WIND POWER FORECASTING – WPF)

3.1 Ορισμοί

Η παραγωγή αιολικής ισχύος που προβλέπεται στην συγκεκριμένη χρονική στιγμή t για μια χρονική στιγμή $t+k$ είναι η μέση ισχύς $p_{t+k|t}$ που αναμένεται να παράγει ένα αιολικό πάρκο σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα αν λειτουργούσε υπό συνεχή σταθερό άνεμο. Οι προβλέψεις γίνονται για ένα χρονικό ορίζοντα T , δείχνοντας το συνολικό μέγεθος της περιόδου προβλέψεως (π.χ. 72 ώρες μπροστά) στο μέλλον. Η χρονική ανάλυση της πρόβλεψης υποδηλώνεται από το χρονικό βήμα k , το οποίο είναι σχετικό με το μέγεθος του χρονικού ορίζοντα. Συνήθως για ορίζοντες της τάξης των 24 μέχρι 72 ωρών, το χρονικό βήμα είναι ωριαίο και έτσι οι μεταβολές της ισχύος και οι επιπτώσεις τους στο ενδιάμεσο διάστημα δεν λαμβάνονται υπ' όψιν. Αυτή η σύμβαση έχει προέλθει, εξάλλου, από το γεγονός ότι οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού της ταχύτητας του ανέμου, που συνήθως χρησιμοποιούνται ως είσοδος, δίνονται ως σταθερές για όσο διαρκεί το χρονικό βήμα. Παραδείγματος χάριν, μια πρόβλεψη των 1,5 MW για την χρονική στιγμή $t+8$ αντιστοιχεί στην μέση παραγωγή για την συγκεκριμένη ώρα. Πρακτικά, η τιμή της μετρούμενης ισχύος, $p_{t+k|t}$, προκύπτει από την μέση τιμή μετρήσεων μεγαλύτερης ανάλυσης (π.χ. 15 λεπτών), οι οποίες μπορεί να είναι στιγμιαίες ισχύεις ή ολοκληρωμένες ενεργειακές τιμές, αναλόγως το σύστημα απόκτησης. Η πρόβλεψη του $\hat{p}_{t+k|t}$ ονομάζεται πρόβλεψη σημείου διότι είναι μία μόνο τιμή.

3.2 Χρονικοί ορίζοντες

Ένα σύστημα πρόβλεψης αιολικής ισχύος χαρακτηρίζεται από τον χρονικό του ορίζοντα, την μελλοντική χρονική στιγμή όπου θα γίνει η πρόβλεψη της αιολικής ισχύος (π.χ. την επόμενη μέρα). Σε άλλα προβλήματα πρόβλεψης ισχύος, όπως η πρόβλεψη φορτίου, το σύστημα

πρόγνωσης χαρακτηρίζεται ανάλογα με τον χρονικό ορίζοντά του σε πολύ βραχυπρόθεσμη, βραχυπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη ή μακροπρόθεσμη. Αυτή η κατηγοριοποίηση δεν αναγνωρίζεται από όλους τους συγγραφείς, αφού πολλοί προτείνουν διαφορετικά όρια για κάθε κατηγορία.

Γενικά, η πρόβλεψη της αιολικής ισχύος χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες:

- *Πολύ βραχυπρόθεσμη.* Ο χρονικός ορίζοντας είναι μερικές ώρες, χωρίς να υπάρχει κάποια ομοφωνία ως προς τον ακριβή αριθμό. Η εφαρμογή αυτού του χρονικού ορίζοντα από την ιδιοκτήτη του αιολικού πάρκου εξαρτάται από τις συνθήκες που επικρατούν στην αγορά. Για παράδειγμα, αυτές οι προβλέψεις είναι χρήσιμες για το εμπόριο σε ενδοημερήσιες αγορές.
- *Βραχυπρόθεσμη.* Ο χρονικός ορίζοντας εδώ κυμαίνεται από το άνω όριο των πολύ βραχυπρόθεσμων μέχρι τις 48 ή 72 ώρες. Αυτές οι προβλέψεις χρησιμεύουν κυρίως για τον σχεδιασμό της συντήρησης των συστημάτων, ειδικά όταν ο χρονικός ορίζοντας είναι 72 ώρες, και για εμπόριο σε αγορές της επόμενης μέρας. Για παράδειγμα, στην Ιβηρική Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας (Iberian Electricity Market, MIBEL) οι προσφορές αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας για την επόμενη μέρα πρέπει να παρουσιάζονται πριν τις 10.00 πμ και έτσι ένας χρονικός ορίζοντας των 38 ωρών μπορεί να καλύψει όλη την επόμενη μέρα. Αυτό το περιθώριο μπορεί να διαφέρει ανάλογα με την χρονική στιγμή που κάθε αγορά θέλει να παρουσιάζει τις προσφορές της.
- *Μεσοπρόθεσμη.* Ο χρονικός ορίζοντας, σε αυτή την κατηγορία, κυμαίνεται από το πάνω όριο των βραχυπρόθεσμων μέχρι και 7 ημέρες. Όσο αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας τόσο αυξάνονται και τα σφάλματα στην πρόβλεψη. Αυτές οι προγνώσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν από συμβατικά εργοστάσια παραγωγής ενέργειας και ως είσοδο στην διαχείριση μονάδων τους (unit commitment) και κατά τον σχεδιασμό της συντήρησής τους. Ακόμα, όταν χρησιμοποιούνται αυτές οι προβλέψεις ως είσοδοι, μπορούμε ακόμα και να σχεδιάσουμε το πρόγραμμα συντήρησης των γραμμών μεταφοράς και των αιολικών πάρκων. Ο χρονικός ορίζοντας μεταξύ 3 και 7 ημερών μπορεί να προβλεφθεί σε κατάσταση λειτουργίας μόνο χρησιμοποιώντας αριθμητικές προβλέψεις καιρού από μεγάλα κέντρα όπως το Ευρωπαϊκό Κέντρο European Center for Medium Range Weather Forecasting (ECMWF) ή το National Centre for Environmental Prediction (NCEP).

Στις μέρες μας, εξαιτίας της οικονομικής φύσεως των προβλέψεων, τα περισσότερα εμπορικά και ερευνητικά συστήματα πρόβλεψης χρησιμοποιούν χρονικούς ορίζοντες από 36 μέχρι 72 ώρες μπροστά.

3.3 Μοντέλα αναφοράς

Η μέθοδος της παραμένουσας τιμής του ανέμου ή της ισχύος υιοθετεί την άποψη ότι ο άνεμος (ταχύτητα και κατεύθυνση) ή η ισχύς θα παραμείνουν σταθερά σε οποιαδήποτε μελλοντική χρονική στιγμή.. Αυτό συνοψίζεται από την εξίσωση: $\hat{p}_{t+k|t} = p_t$. Σε επίπεδο λειτουργίας, τώρα, θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν οι πιο πρόσφατες διαθέσιμες μετρήσεις της ταχύτητας του ανέμου ή της ισχύος όπως δίνονται από το σύστημα ελέγχου και ανάκτησης δεδομένων (SCADA system).

Το παρακάτω προτεινόμενο μοντέλο αναφοράς συνδυάζει την μέθοδο παραμένουσας τιμής (persistence) και την μέση τιμή, όπου το βάρος είναι μια συνάρτηση της συσχέτισης μεταξύ p_{t+k} και p_t . Η σχέση αυτή δίνεται από την εξίσωση:

$$\hat{p}_{t+k|t} = \alpha_k \cdot p_t + (1 - \alpha_k) \cdot \bar{p} \quad (1)$$

Όπου p_t είναι η τελευταία μέτρηση της αιολικής παραγωγής, \bar{p} είναι ο μέσος όρος της παραγωγής που δίνεται από την σχέση $\bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N p_t$ και το α_k ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ p_{t+k} και p_t . Το κύριο μειονέκτημα της παραπάνω μεθόδου είναι ότι οι συντελεστές α_k πρέπει να υπολογίζονται ή να ρυθμίζονται κάνοντας κάποιες υποθέσεις. Ο συγγραφέας δηλώνει ότι αν ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης είναι μεγαλύτερος των 3 ωρών τότε το νέο μοντέλο αναφοράς θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί αντί της persistence.

3.4 Πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις

Οι πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις βασίζονται σε στατιστικά μοντέλα που ασχολούνται με χρονοσειρές (π.χ. Kalman φίλτρα) και παίρνουν ως είσοδο παρελθοντικές τιμές από τις ήδη προβλεπόμενες μεταβλητές (π.χ. ταχύτητα του ανέμου, αιολική παραγωγή) αλλά και άλλες διευκρινιστικές μεταβλητές (π.χ. θερμοκρασία) που μπορούν να βελτιώσουν το σφάλμα πρόβλεψης. Μιας και οι μέθοδοι αυτοί βασίζονται μόνο σε παλιά δεδομένα παραγωγής, η μόνη χρονική περίοδος που υπερτερούν έναντι του μοντέλου αναφοράς είναι για ορίζοντα πρόβλεψης μεταξύ 3 και 6 ωρών και η μέγιστη βελτίωση που δίνουν είναι 15-20%. Για χρονικούς ορίζοντες μεγαλύτερους των 3-6 ωρών σαν είσοδο πρέπει να χρησιμοποιούνται οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού.

Από στατιστικής απόψεως, τα μοντέλα αυτά χαρακτηρίζονται ως μίας μεταβλητής ή πολλών μεταβλητών. Το μοντέλο μίας μεταβλητής χρησιμοποιεί μόνο παρελθοντικές τιμές της αιολικής ισχύος p και μπορεί να εκφραστεί από την σχέση:

$$\hat{p}_{t+k|t} = f(p_t, p_{t-1}, \dots, p_{t-n}) + e_t \quad (2)$$

Όπου e_t είναι ο λευκός θόρυβος και f μια γενική συνάρτηση που μπορεί να είναι είτε γραμμική είτε μη γραμμική. Τα μοντέλα πολλών μεταβλητών χρησιμοποιούν εκτός από παρελθοντικές τιμές της ισχύος, παρελθοντικές και παροντικές τιμές άλλων μεταβλητών και οι παρελθοντικές αυτές τιμές (π.χ. ενεργή παραγωγή) μετρώνται από το σύστημα SCADA του αιολικού πάρκου. Το μοντέλο πολλών μεταβλητών εκφράζεται από την εξίσωση:

$$\hat{p}_{t+k|t} = f(p_t, p_{t-1}, \dots, p_{t-n}, x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-n}) + e_t \quad (3)$$

η οποία αποτελείται και από παλιές τιμές της ισχύος p αλλά και μιας διευκρινιστικής μεταβλητής x .

Υπάρχουν δύο διαφορετικά σχέδια πρόβλεψης για την πρόγνωση ενός ολόκληρου χρονικού ορίζοντα ή αλλιώς πολλαπλών βημάτων πρόβλεψης (multi-look-ahead forecast). Το πρώτο αφορά την εκπαίδευση ενός μοντέλου για την πρόβλεψη στην αντίστοιχη μελλοντική χρονική στιγμή, το οποίο σημαίνει ότι 48 π.χ. μοντέλα χρειάζονται να εκπαιδευτούν για 48 μελλοντικές στιγμές. Το άλλο σχέδιο αφορά την εκπαίδευση ενός μόνο μοντέλου σε μια επαναληπτική προσέγγιση, το οποίο σημαίνει ότι τροφοδοτείται η πρώτη πρόβλεψη σαν είσοδος για την παραγωγή της επόμενης πρόβλεψης, διαδικασία που επαναλαμβάνεται μέχρι να φτάσουμε στην τελευταία χρονική στιγμή που επιθυμούμε. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι χρειάζεται η εκπαίδευση ενός μόνο μοντέλου, αλλά δυστυχώς το αθροιστικό σφάλμα από το ένα χρονικό βήμα στο άλλο αυξάνει το συνολικό σφάλμα πρόβλεψης.

Η εναλλακτική λύση στην χρησιμοποίηση αυτών των μοντέλων εξαρτάται από τον σκοπό των προβλέψεων και έτσι πρέπει να γίνει μια αντιστάθμιση μεταξύ του κόστους των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού και της χρησιμότητας της πρόγνωσης. Για παράδειγμα, αν η πρόβλεψη αιολικής ισχύος είναι είσοδος σε ένα σύστημα προγραμματισμού των μονάδων για ορίζοντες από 10 λεπτά έως 1 ώρα, η χρήση των πολύ βραχυπρόθεσμων προβλέψεων είναι αρκετή και δεν χρειάζεται το επιπλέον κόστος των αριθμητικών προβλέψεων καιρού.

3.5 Πρόβλεψη αιολικής παραγωγής με χρήση αριθμητικών προβλέψεων καιρού

Η πλειοψηφία των τωρινών βραχυπρόθεσμων προβλέψεων της αιολικής ισχύος απαιτούν ως εισόδους μετεωρολογικές προβλέψεις για να κάνουν μια πρόγνωση για ορίζοντες από 6 μέχρι 72 ώρες και το κύριο χαρακτηριστικό που διαχωρίζει αυτές τις προβλέψεις της αιολικής ισχύος μεταξύ τους είναι ο τρόπος που οι μετεωρολογικές προβλέψεις μετατρέπονται σε προβλέψεις αιολικής ισχύος μέσω της καμπύλης ισχύος.

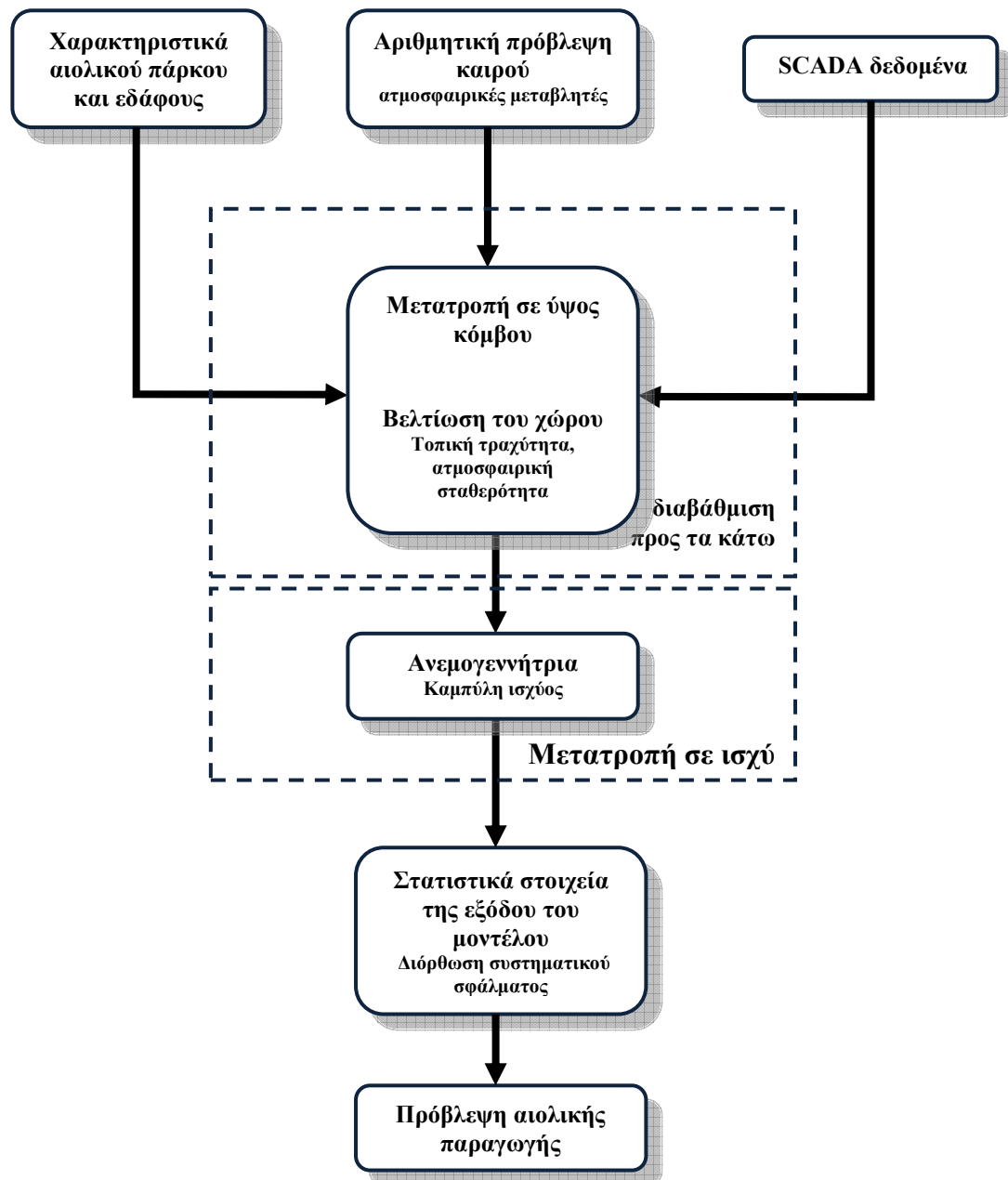
Οι προχωρημένες μέθοδοι πρόβλεψης χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- *Φυσικής προσέγγισης.* Επικεντρώνεται στην περιγραφή της ροής του ανέμου γύρω και μέσα στο αιολικό πάρκο και επιπλέον χρησιμοποιεί την καμπύλη ισχύος του κατασκευαστή για να διαμορφώσει μια εκτίμηση της εξόδου της αιολικής ισχύος.
- *Στατιστικής προσέγγισης.* Μιμείται την σχέση μεταξύ μετεωρολογικών προβλέψεων, ιστορικών μετρήσεων και εξόδων (παραγωγή ισχύος) των στατιστικών μοντέλων, των οποίων οι παράμετροι πρέπει να εκτιμηθούν από τα δεδομένα χωρίς να ληφθούν υπ' όψιν φυσικά φαινόμενα.

Υπάρχουν και μερικά συστήματα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος που συνδυάζουν και τις δύο προσεγγίσεις ώστε να έχουν τα πλεονεκτήματα και των δύο και έτσι να βελτιώσουν τις προβλέψεις.

3.5.1 Φυσική προσέγγιση

Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού δίνονται από τα παγκόσμια μοντέλα σε αρκετούς κόμβους ενός πλέγματος που καλύπτει μια περιοχή. Για έναν πιο λεπτομερή χαρακτηρισμό των μεταβλητών του καιρού σε ένα αιολικό πάρκο, χρειάζεται να γίνει ένας υπολογισμός κατά προσέγγιση των προβλέψεων. Η φυσική προσέγγιση αποτελείται από πολλά υπο-μοντέλα που όλα μαζί σε συνδυασμό μετατρέπουν την πρόβλεψη του ανέμου, σε ένα σημείο του πλέγματος και ένα συγκεκριμένο επίπεδο, σε πρόβλεψη της ισχύος στο συγκεκριμένο τόπο και ύψος γεννήτριας. Κάθε υπο-μοντέλο έχει μια μαθηματική περιγραφή της φυσικής διαδικασίας που σχετίζεται με την μετατροπή αυτή. Τα δύο κύρια βήματα είναι η διαβάθμιση προς τα κάτω και η μετατροπή σε ισχύ.



Σχ. 3.2 Βασικά βήματα της φυσικής προσέγγισης

Κατά το στάδιο της διαβάθμισης προς τα κάτω διαβαθμίζεται η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου στο ύψος της πλήμνης της ανεμογεννήτριας. Αρχικά, βρίσκεται το επίπεδο που έχουμε την μέγιστη απόδοση της αριθμητικής πρόβλεψης καιρού (συνήθως η ταχύτητα ανέμου στα 10 m ή ένα από τα κατώτερα επίπεδα πίεσης). Η βασική ιδέα είναι να βελτιωθούν οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού χρησιμοποιώντας φυσικές παραμέτρους για το έδαφος, όπως η τραχύτητα, η ορογραφία, τα διάφορα εμπόδια και διαμορφώνοντας του προφίλ του

τοπικού ανέμου (λαμβάνοντας ίσως υπ' όψιν και την ατμοσφαιρική σταθερότητα). Οι δύο κύριες εναλλακτικές για να γίνει αυτό είναι οι ακόλουθες:

- a. Ο συνδυασμός του προφίλ του τοπικού ανέμου (με μια λογαριθμική υπόθεση) και του γεωστροφικού νόμου αντίστασης¹ ώστε να καταγραφούν οι άνεμοι κοντά στην επιφάνεια,
- b. Η χρησιμοποίηση του κώδικα της Υπολογιστικής Δυναμικής των Ρευστών (Computational Fluid Dynamics, CFD) που πραγματοποιεί έναν ακριβή υπολογισμό του πεδίου του ανέμου που το πάρκο θα «συναντήσει», λαμβάνοντας υπ' όψιν μια πλήρη περιγραφή της περιοχής. Μετά από αυτό το βήμα, υπάρχει διαθέσιμη μια πρόβλεψη του τοπικού ανέμου που επικρατεί.

Η είσοδος που απαιτείται στο τμήμα της διαβάθμισης προς τα κάτω είναι μια λεπτομερής περιγραφή της περιοχής του αιολικού πάρκου, όπως το χωροταξικό σχεδιάγραμμα του πάρκου, η τραχύτητα, ορογραφία και άλλα περιγραφικά στοιχεία.

Το βήμα της μετατροπής σε ισχύ περιλαμβάνει την μετατροπή της αιολικής ταχύτητας σε ισχύ χρησιμοποιώντας την καμπύλη ισχύος. Η χρησιμοποίηση της καμπύλης ισχύος του κατασκευαστή είναι η πιο εύκολη προσέγγιση, παρόλο που νεώτερες έρευνες από διάφορες ομάδες έδειξαν ότι συμφέρει περισσότερο να υπολογίζεται η καμπύλη ισχύος από την προβλεπόμενη κατεύθυνση και ταχύτητα του αέρα και την μετρούμενη ισχύ.

Για τον υπολογισμό των συστηματικών σφαλμάτων πρόβλεψης που μπορεί να οφείλονται στο μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού ή στην προσέγγιση που χρησιμοποιείται, οι επιστήμονες, που διαλέγουν την φυσική προσέγγιση, χρησιμοποιούν συχνά και το μοντέλο στατιστικής διόρθωσης απόκρισης (Model Output Statistics, MOS) για την επεξεργασία μετά την πρόβλεψη της ισχύος. Για ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού, οι στατιστικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών των μοντέλων πρόβλεψης και των καιρικών παρατηρήσεων χρησιμοποιούνται είτε για την συσχέτιση των μεταβλητών του μοντέλου πρόβλεψης είτε για την πρόβλεψη μεταβλητών που δεν προβλέπονται σαφώς από το μοντέλο. Αυτές οι στατιστικές σχέσεις, συνήθως, παίρνουν την μορφή εξισώσεων πολύ-γραμμικής παλινδρόμησης, οι οποίες εξισώσεις προέρχονται από την διαδικασία επιλογής πιθανών μεταβλητών πρόβλεψης του μοντέλου. Η μέθοδος αυτή παράγει προβλέψεις για τις μεταβλητές του καιρού που, σε κάποιο βαθμό, είναι υπεύθυνες για τυχαία και συστηματικά σφάλματα στις αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Το κύριο μειονέκτημα αυτού του μοντέλου

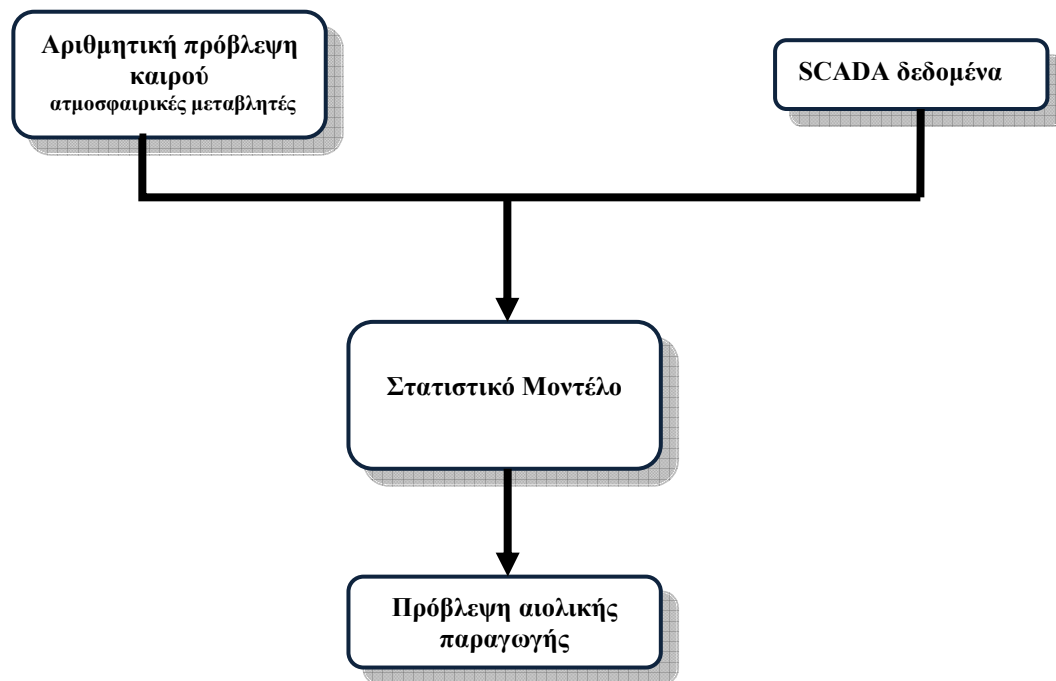
¹ $G = \frac{u^*}{k} = \sqrt{\left[\ln\left(\frac{u^*}{fz_0}\right) - A\right]^2 + B^2}$, όπου G είναι ο γεωστροφικός άνεμος, u^* η ταχύτητα τριβής, k η σταθερά Von Karman, f η παράμετρος Coriolis και z_0 το μήκος της αεροδυναμικής τραχύτητας.

είναι ότι χρειάζεται τις μετρήσεις (εντός λειτουργίας ή εκτός λειτουργίας), όπως επίσης και δεδομένα καλής ποιότητας.

3.5.2 Στατιστική προσέγγιση

Μια εναλλακτική προσέγγιση που αποτελείται μόνο από ένα βήμα (απευθείας μετατροπή των μεταβλητών εισόδου σε αιολική παραγωγή), είναι η στατιστική προσέγγιση. Το μόνο βήμα που εκτελείται είναι το στατιστικό κομμάτι, το οποίο συνδυάζει εισόδους όπως η ταχύτητα, η κατεύθυνση, η θερμοκρασία κλπ των αριθμητικών καιρικών προβλέψεων διαφόρων επιπέδων, με τις μετρήσεις εντός λειτουργίας, όπως η αιολική ισχύς, η ταχύτητα, η κατεύθυνση και άλλες. Με αυτά τα μοντέλα, η εκτίμηση της τοπικής αιολικής ισχύος από τις παραμέτρους της εισόδου είναι εφικτή σε ένα μόνο βήμα.

Το στατιστικό κομμάτι μπορεί να περιλαμβάνει ένα ή και περισσότερα στατιστικά γραμμικά ή μη-γραμμικά μοντέλα ή άλλους τύπους. Μερικά παραδείγματα είναι τα μοντέλα «μαύρου κουτιού», τα οποία περιλαμβάνουν τα περισσότερα από τα μοντέλα που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως τα Νευρωνικά Δίκτυα (neural Networks, NNs) και οι μηχανές διανυσματικής στήριξης (Support Vector Machines, SVMs). Άλλοι τύποι μοντέλων είναι τα μοντέλα «γκρι κουτιού», τα οποία εκπαιδεύονται εμπειρικά (από ένα σετ δεδομένων) και από όποια γνώση μπορεί να τους παρασχεθεί (π.χ. ημερήσιες μεταβολές). Τέλος, υπάρχουν, επίσης, και μοντέλα που μπορούν να εκφραστούν αναλυτικά, όπως η παλινδρόμηση Kernel.



Σχ. 3.3 Βασικά βήματα της στατιστικής προσέγγισης

Το στατιστικό μοντέλο μπορεί να εκφραστεί από την παρακάτω σχέση:

$$\hat{\mathbf{p}}_{t+k|t} = \mathbf{f}(\mathbf{p}_t, \mathbf{p}_{t-1}, \dots, \mathbf{p}_{t-n}, \mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t-1}, \dots, \mathbf{x}_{t-n}, \hat{\mathbf{x}}_{t+1|t}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{t+k|t}) + \mathbf{e}_t \quad (4)$$

που είναι μια συνάρτηση των παρελθοντικών τιμών του \mathbf{p} και μια σειρά από παρελθοντικές τιμές και προβλέψεις της διευκρινιστικής μεταβλητής \mathbf{x} .

Τα στατιστικά μοντέλα συνήθως κατασκευάζονται από ένα κομμάτι αυτοπαλινδρόμησης, το οποίο χρησιμοποιείται για να συλλαμβάνει την επίμονη συμπεριφορά του ανέμου, και από ένα κομμάτι μετεωρολογικό, το οποίο αποτελείται από μια μη-γραμμική μετατροπή των αριθμητικών καιρικών προβλέψεων. Το κομμάτι της αυτοπαλινδρόμησης συμβάλλει στην ενίσχυση της ακρίβειας των προβλέψεων για ορίζοντες μέχρι και 6 με 10 ώρες μπροστά (π.χ. γενικά, σε αυτή την περίοδο, η χρησιμοποίηση μόνο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού μπορεί να μην είναι αποτελεσματική στο να ξεπεράσουν την persistence.)

Στις μέρες μας, οι κύριες εξελίξεις στις στατιστικές προσεγγίσεις της πρόβλεψης της αιολικής ισχύος επικεντρώνονται στην χρήση πολλαπλών μετεωρολογικών προβλέψεων σαν συνδυασμό μετρήσεων και προβλέψεων και στην βέλτιστη χρησιμοποίηση των χωρικά διάσπαρτων μετρήσεων ώστε να διορθωθούν τα σφάλματα φάσης ή για την προειδοποίηση για πιθανή μεγάλη αβεβαιότητα.

3.5.3 Συνδυαστική προσέγγιση

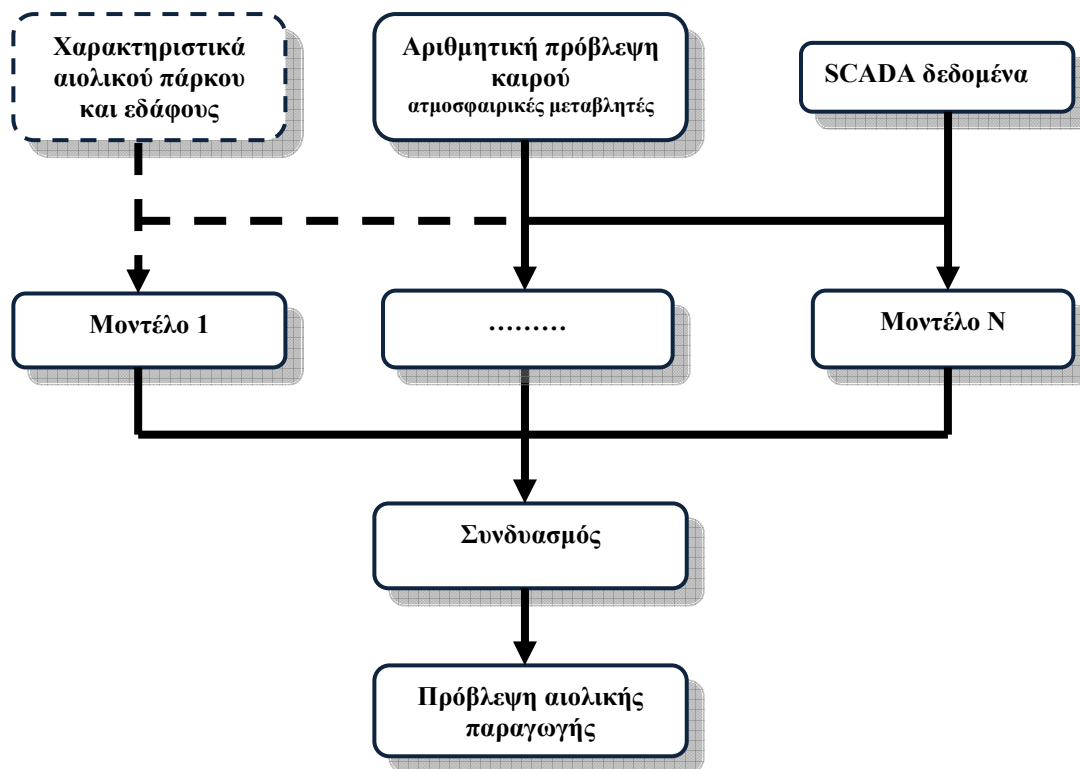
Οι πρόσφατες εξελίξεις στα συστήματα πρόβλεψης αιολικής ισχύος αφορούν μια συνδυαστική εκδοχή των δύο προσεγγίσεων, τα φυσικά και μαθηματικά μοντέλα. Το υβριδικό αυτό μοντέλο ωφελείται, από τη μία, από την υψηλή ακρίβεια των μοντέλων των χρονοσειρών σε βραχυπρόθεσμους ορίζοντες και, από την άλλη, από την ακρίβεια των φυσικών μοντέλων σε χρονικούς ορίζοντες από 6 μέχρι 72 ώρες. Το φυσικό μοντέλο επιτρέπει, επίσης, την αύξηση της χωρικής ανάλυσης των αριθμητικών προβλέψεων καιρού, λαμβάνοντας υπ' όψιν τα χαρακτηριστικά της περιοχής και παράγοντας προβλέψεις χωρίς την χρήση των μετρήσεων SCADA.

Δύο τύποι συνδυασμού μπορούν να χρησιμοποιηθούν για το υβριδικό μοντέλο:

- a. Ένας συνδυασμός φυσικών και στατιστικών προσεγγίσεων (π.χ. Zephyr μοντέλο) ή
- b. Ένας συνδυασμός μοντέλων για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (0-6 ώρες) και ένας συνδυασμός για την μακροπρόθεσμη (0-48 ώρες) .

Μια διαφορετική προσέγγιση είναι ο συνδυασμός εναλλακτικών στατιστικών μοντέλων, όπως το Ισπανικό Sipleólico (Spanish Sipleólico).

Ο συνδυασμός επιτυγχάνεται είτε χρησιμοποιώντας τον ορίζοντα σαν κριτήριο, αφού πρώτα έχει επιλεγεί το μοντέλο που ταιριάζει καλύτερα εκτός λειτουργίας σε κάθε ορίζοντα, είτε με μια διαδικασία επιλογής βασισμένη στην πρόσφατη απόδοση κάθε μοντέλου ξεχωριστά. Η δομή αυτής της συνδυασμένης προσέγγισης φαίνεται στο σχήμα 3.4 παρακάτω.



Σχ. 3.4 Βασικά βήματα της συνδυαστικής προσέγγισης

3.5.4 Προβλέψεις τοπικού χαρακτήρα (αναβάθμιση)

Για να προβλέψει κάποιος την αιολική παραγωγή σε μια περιοχή ή μια χώρα, η πρώτη σκέψη είναι να προβλέψει την έξοδο κάθε αιολικού πάρκου και μετά να προσθέσει αυτές τις προβλέψεις. Η επιλογή αυτή λέγεται «ωμή βία (brute force)» διότι η πρόβλεψη των εξόδων κάθε αιολικού πάρκου σε μια περιοχή/χώρα μπορεί να είναι πολυδάπανη μέχρι και απαγορευτική, όσον αφορά την διαχείριση των δεδομένων και την υπολογιστική προσπάθεια που απαιτείται (ειδικά για την στατιστική προσέγγιση). Παράλληλα, πολλές από τις μετρήσεις SCADA (π.χ. ταχύτητα ανέμου, αιολική παραγωγή) όλων των αιολικών πάρκων, όπως επίσης και οι περιγραφές των πάρκων (καμπύλη ισχύος των τουρμπίνων, ονομαστική ισχύ, κλπ) μπορεί να είναι χαμηλής ποιότητας και πολλές φορές να λείπουν. Για παράδειγμα, οι πληροφορίες που μετρώνται σε κατάσταση λειτουργίας από τα συστήματα SCADA σε

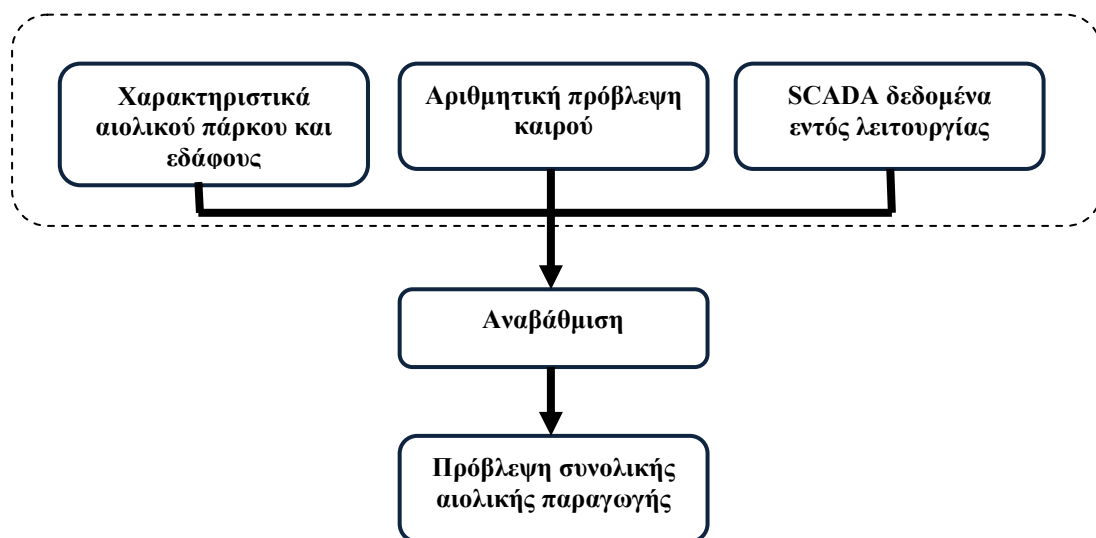
μερικές χώρες δεν είναι διαθέσιμες διότι είναι υποχρεωτικό να γίνει η εγκατάστασή τους μόνο σε μεγάλα αιολικά πάρκα. Επιπλέον, δεν είναι δυνατό για τους χειριστές των συστημάτων να έχουν να διαχειριστούν προβλέψεις για όλα τα αιολικά πάρκα στην περιοχή ευθύνης τους διότι τότε απαιτείται μεγάλο κόστος και μεγάλη υπολογιστική προσπάθεια.

Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα, έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι αναβάθμισης της πρόβλεψης της τοπικής/εθνικής αιολικής παραγωγής ενός δείγματος αναφοράς αιολικών πάρκων. Παράλληλα, η ομαδοποίηση των αιολικών πάρκων παρουσιάζει μειωμένο σφάλμα πρόβλεψης ως αποτέλεσμα των φαινομένων των χωρικών ομαλοποιήσεων.

Ο σκοπός της αναβάθμισης είναι να υπολογιστεί κατά προσέγγιση η συνολική παραγόμενη αιολική ισχύς από προβλέψεις που διεξάγονται από έναν αντιπροσωπευτικό αριθμό αιολικών πάρκων, για τα οποία οι αριθμητικές καιρικές προβλέψεις και/ή οι μετρήσεις εντός λειτουργίας γίνονται διαθέσιμες από ένα σύστημα προβλέψεων.

3.5.4.1 Άμεση αναβάθμιση

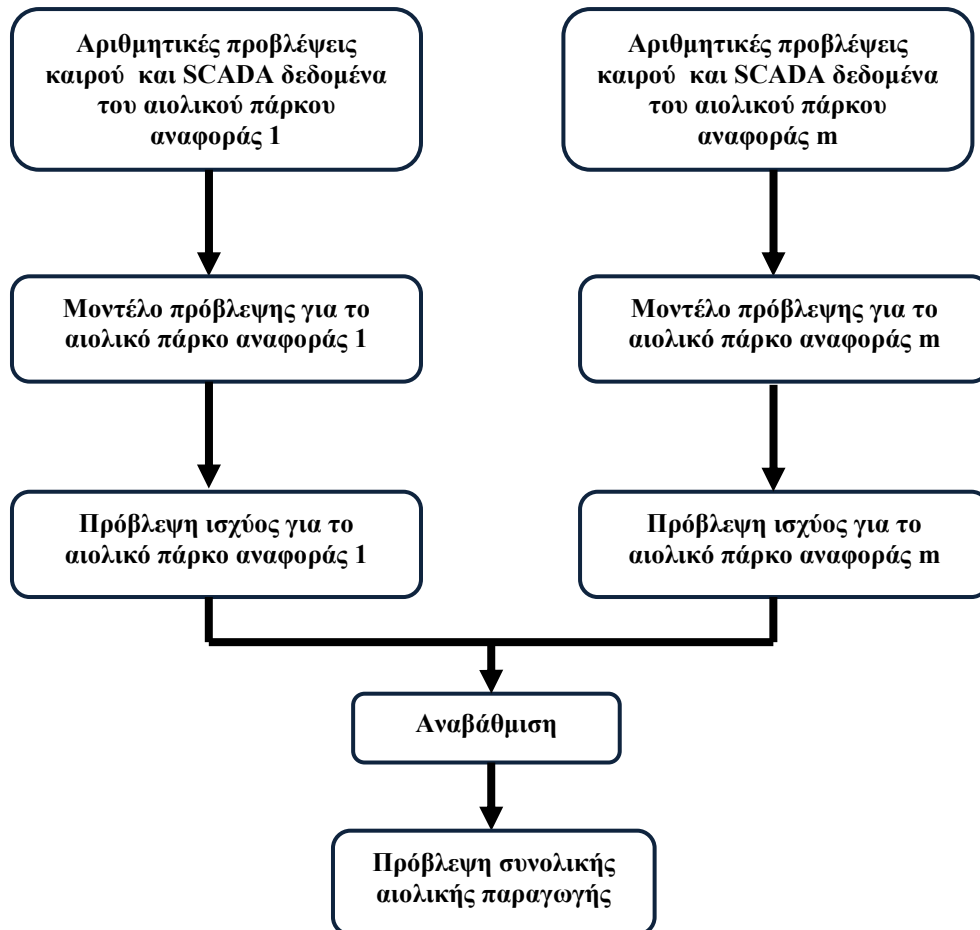
Η άμεση αναβάθμιση είναι μια απλή μέθοδος που συνδέει την παραγωγή και τα διαθέσιμα δεδομένα αριθμητικών καιρικών προβλέψεων, για ένα ή περισσότερα αιολικά πάρκα αναφοράς, με την τοπική παραγωγή, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα. Το μοντέλο αυτό αναβάθμισης έχει σχεδιαστεί και εκπαιδευτεί για να παράγει προβλέψεις για την τοπική αιολική ισχύ χρησιμοποιώντας κατευθείαν εισόδους από αυτά τα αιολικά πάρκα. Για τον λόγο αυτό, απαιτείται να υπάρχουν διαθέσιμα λεπτομερή δεδομένα της συνολικής παραγωγής έτσι ώστε να γίνεται εφικτός ο υπολογισμός των παραμέτρων του μοντέλου. Η προσέγγιση αυτή βασίζεται ουσιαστικά στο στατιστικό μοντέλο και η κύρια δυσκολία του είναι ότι πρέπει η συνάρτηση να ενημερωθεί αν προστεθούν στο σύστημά μας νέα αιολικά πάρκα.



Σχ. 3.5 Μέθοδος άμεσης αναβάθμισης

3.5.4.2 Διαδοχική προσέγγιση

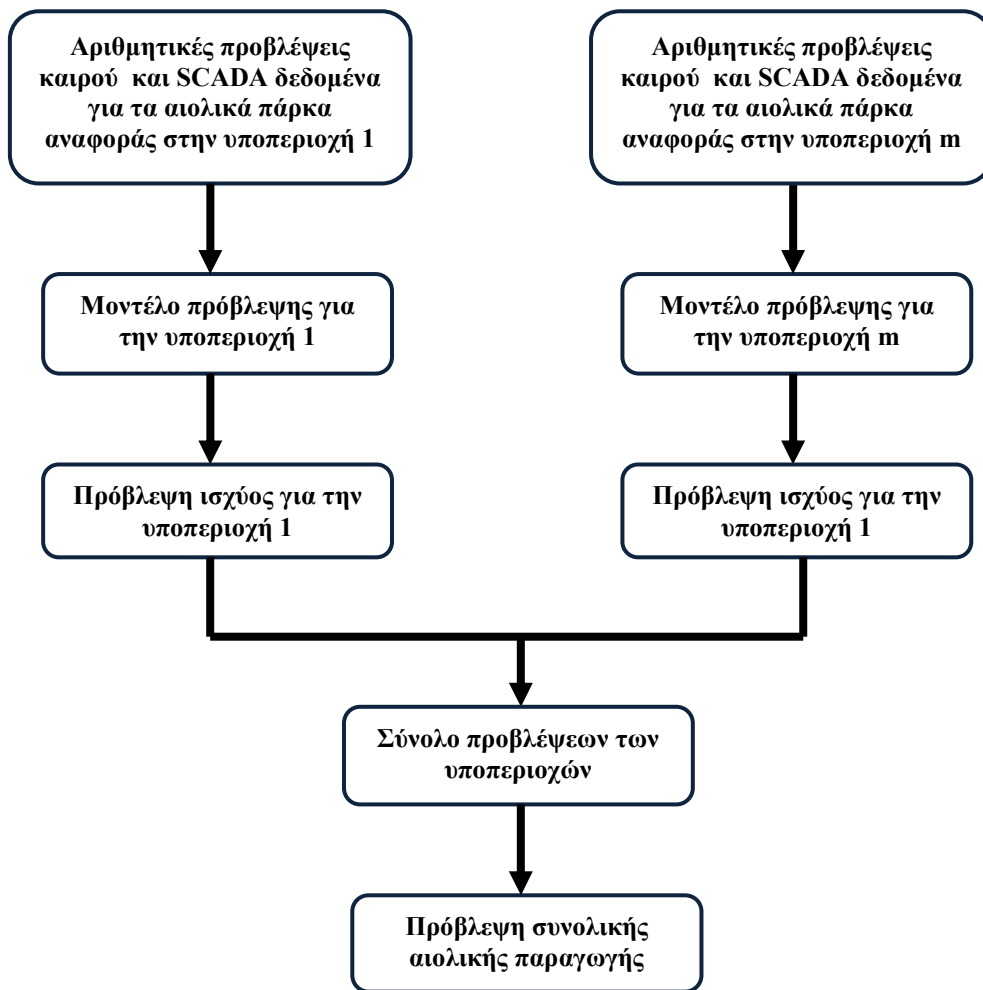
Η διαδοχική προσέγγιση είναι αυτή που κυρίως χρησιμοποιείται στις μέρες μας για αναβάθμιση. Αποτελείται από δύο στάδια πρόβλεψης: πρώτον, υπολογίζεται η παραγωγή αιολική ισχύος των αιολικών πάρκων αναφοράς και δεύτερον, το σύνολο τους υπολογίζει κατά προσέγγιση την συνολική τοπική/ εθνική παραγωγή, όπως φαίνεται και στο σχήμα 3.6.



Σχ. 3.6 Διαδοχική μέθοδος για m αιολικά πάρκα αναφοράς

3.5.4.3 Προσέγγιση δέσμης ή υποπεριοχής

Αυτή η προσέγγιση βασίζεται στην συγκέντρωση των αιολικών πάρκων ανά συστάδες που περιέχουν γειτονικά μεταξύ τους αιολικά πάρκα ή πάρκα που ανήκουν στην ίδια υποπεριοχή και το μοντέλο που αναπτύσσεται για κάθε δέσμη ή υποπεριοχή λαμβάνει εισόδους από τα πάρκα αναφοράς που ανήκουν σε κάθε ομάδα. Τελικά, το σύνολο των προβλέψεων αιολικής παραγωγής της κάθε ομάδας μας δίνει και το τελικό αποτέλεσμα για ολόκληρη την περιοχή.



Σχ. 3.7 Μέθοδος δέσμης ή υποπεριοχής για m υποπεριοχές

3.5.4.4 Εντός λειτουργίας Persistence για την αναβάθμιση των μοντέλων

Όπως αναφέρεται παραπάνω, η persistence είναι μια απλή μέθοδος σύμφωνα με την οποία «η παραγωγή αιολικής ισχύος στο μέλλον θα είναι ίδια με την παρούσα παραγωγή» και χρησιμοποιείται κυρίως για να αξιολογεί την απόδοση των προηγμένων μοντέλων. Στην πραγματικότητα, η επένδυση στην εφαρμογή μιας προηγμένης μεθόδου εντός λειτουργίας αξίζει μόνο αν το μοντέλο είναι ικανό να υπερνικήσει την persistence.

Όσον αφορά την αναβάθμιση, είναι κοινή πρακτική να θεωρείται ότι και «η συνολική αιολική παραγωγή του μέλλοντος θα είναι ίση με την σημερινή συνολική παραγωγή». Έχει αποδειχτεί ότι, βάσει του ορισμού, η persistence δεν μπορεί να είναι ένα μοντέλο για κατάσταση εντός λειτουργίας αν τα δεδομένα για όλα τα αιολικά πάρκα δεν είναι διαθέσιμα εντός λειτουργίας. Σε αυτή την περίπτωση, αξίζει μόνο η επένδυση σε μοντέλα εντός λειτουργίας που μπορούν να υπερνικήσουν μίας μέθοδο που μοιάζει με την persistence και βασίζεται σε δεδομένα

εντός λειτουργίας. Αυτή η μέθοδος, που ονομάζεται εντός λειτουργίας persistence, μπορεί να είναι το σύνολο της αιολικής παραγωγής των αντιπροσωπευτικών αιολικών πάρκων με SCADA συστήματα, προς την συνολική αιολική ισχύς (ονομαστικά μεγέθη). Η μέθοδος αυτή ορίζεται όπως παρακάτω:

$$\hat{P}_{t+k}^{reg} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i^{norm}}{\sum_{j=1}^r P_j^{norm}} * \sum_{j=1}^r P_j^{wf}(t) \quad (5)$$

Όπου \hat{P}_{t+k}^{reg} είναι η τοπική αιολική πρόβλεψη για k ώρες μπροστά, P_i^{norm} είναι η ονομαστική ισχύς για το i_{th} αιολικό πάρκο στην περιοχή, $P_j^{wf}(t)$ είναι η μετρούμενη ισχύς για το j_{th} αιολικό πάρκο την χρονική στιγμή t, n είναι ο συνολικός αριθμός των αιολικών πάρκων στην περιοχή και r τα πάρκα αναφοράς.

3.6 Αξιολόγηση των προβλέψεων

Οι προβλέψεις αιολικής ισχύος χαρακτηρίζονται από εγγενής αβεβαιότητα, που σημαίνει ότι καμία πρόβλεψη δεν μπορεί να είναι ακριβής και για αυτό είναι απαραίτητο να αξιολογούνται κατάλληλα οι προβλέψεις της αιολικής ισχύος όχι μόνο για την επαρκή αξιολόγηση της απόδοσης των επιλεγμένων μεθόδων αλλά και για να γίνει καλύτερα αντιληπτό τι προκαλεί αυτή την αβεβαιότητα στην πρόβλεψη.

Η εκτίμηση της ποιότητας των μεθόδων πρόβλεψης γίνεται συγκρίνοντας τις προβλέψεις της αιολικής ισχύος, που γίνονται μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή απευθείας, με τις αντίστοιχες πραγματικές παρατηρήσεις. Ως αποτέλεσμα, η ποιότητα μιας δοσμένης μεθόδου πρόβλεψης αξιολογείται μέσω της ανάλυσης της απόκλισης μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής. Ο ορισμός και η ποσοτικοποίηση της ποιότητας των μεθόδων πρόβλεψης σχετικά με την στατιστική απόδοσή τους, υποδηλώνουν ότι θα πρέπει να υπάρχουν εκτιμήσεις μιας μεγάλης σειράς προβλέψεων, ώστε να έχουμε πολλά δεδομένα προς ανάλυση.

Σε αυτό το κομμάτι, θα παρουσιαστεί ένα πλαίσιο για την αξιολόγηση της ακρίβειας των μεθόδων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος που περιλαμβάνει ένα πρωτόκολλο εκτίμησης για να την μέτρηση και την βαθμολόγηση της ακρίβειάς τους, δίνοντας περισσότερη βάση στα πιο σχετικά με τις προβλέψεις της αιολικής ισχύος κριτήρια και σε μετρήσεις που θα βοηθήσουν στην σύγκριση διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης.

3.6.1 Ανάλυση σφάλματος των προβλέψεων ταχύτητας ανέμου

Όσον αφορά την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου, v_{pred} και v_{meas} είναι η προβλεπόμενη και η μετρούμενη ταχύτητα αντίστοιχα. Η διαφορά ή απόκλιση μεταξύ τους, σφάλμα πρόβλεψης - e , δίνεται από την διαφορά $e = v_{pred} - v_{meas}$.

Η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος μεταξύ των δύο αντίστοιχων χρονοσειρών, $rmse$, θα υπολογιστεί ως την τετραγωνική ρίζα της τιμής του τετραγωνικού σφάλματος $rmse = \sqrt{e^2}$. Το σφάλμα αυτό μπορεί να αναλυθεί σε τρεις διαφορετικές συνιστώσες, ανάλογα με την προέλευση του σφάλματος πρόβλεψης:

$$rmse^2 = bias^2 + sde^2 = bias^2 + sdbias^2 + disp^2, \quad (6)$$

όπου $bias = \bar{e}$,

$sde = \sigma(e)$,

$sdbias = \sigma(v_{pred}) - \sigma(v_{meas})$,

$disp = \sqrt{2\sigma(v_{pred})\sigma(v_{meas})(1 - r_{p,m})}$, όπου $r_{p,m}$ είναι ο συντελεστής έτερο-συσχέτισης μεταξύ των δύο χρονοσειρών και $\sigma(v_{pred})$ και $\sigma(v_{meas})$ οι αντίστοιχες αποκλίσεις.

Το $bias$ εκφράζει τη διαφορά μεταξύ των μέσων τιμών των χρονοσειρών των προβλέψεων και των μετρήσεων. Η απόκλιση των σφαλμάτων εκφράζει την διακύμανση γύρω από το μέσο των σφαλμάτων, έχοντας δύο διαφορετικά μέρη: 1. την $sdbias$, που αφορά την διαφορά των αποκλίσεων των v_{pred} και v_{meas} , εκφράζοντας έτσι την συνεισφορά των σφαλμάτων, που προκαλούνται από την εσφαλμένα προβλεπόμενη μεταβλητότητα, και 2. τη διασπορά, $disp$, που εμπλέκει τον συντελεστή έτερο-συσχέτισης σταθμισμένο με τις αποκλίσεις και των δύο χρονοσειρών, και εκφράζει την συνεισφορά των σφαλμάτων φάσης στο $rmse$.

3.6.2 Αξιολόγηση εκτέλεσης των προβλέψεων αιολικής ισχύος

Η αξιολόγηση μιας ομάδας προβλέψεων προϋποθέτει ότι υπάρχουν διαθέσιμες οι αντίστοιχες παρατηρήσεις και παρόλο που τα σύγχρονα αιολικά πάρκα είναι εξοπλισμένα με συστήματα SCADA, υπάρχει περίπτωση να υπάρχουν χρονικές παύσεις κατά τις οποίες δεν θα έχουμε διαθέσιμα δεδομένα. Από την άλλη, ακόμα και αν έχουμε στην διάθεσή μας πλήρως τα δεδομένα, υπάρχει ακόμα η πιθανότητα να είναι χαμηλής ποιότητας και σε αυτή τη περίπτωση η επιβεβαίωση της πρόβλεψης δεν μπορεί να γίνει σωστά αφού η αξιολόγηση των προβλέψεων με δεδομένα που δεν ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα δεν μας οδηγεί σε συμπεράσματα σχετικά με την πραγματικότητα. Έτσι, ο εκάστοτε αναλυτής πρέπει να

αποφασίζει πως θα αντιμετωπίσει τα διαθέσιμα δεδομένα, λαμβάνοντας υπ' όψιν την συνολική ποιότητά τους.

3.6.2.1 Δεδομένα για έλεγχο και εκπαίδευση

Μια χρήσιμη μέθοδος πρόβλεψης θα πρέπει να μπορεί να παρέχει επαρκείς προβλέψεις για νέα και ανεξάρτητα δεδομένα ελέγχου. Η ικανότητα αυτή αναφέρεται συνήθως ως γενίκευση και το να μπορεί μια μέθοδος να αξιολογεί την ποιότητα των μεθόδων πρόβλεψης είναι πολύ σημαντικό διότι αυτό σημαίνει ότι μπορεί να παράγει προβλέψεις για διαφορετικές περιπτώσεις. Για αυτό το λόγο, είναι πολύ σημαντικό να υπολογίζονται τα σφάλματα μέτρησης στα δεδομένα που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για να φτιαχτεί το μοντέλο πρόβλεψης ή για να ρυθμιστούν οι παράμετροι του.

Για να μπορεί να επιτευχθεί αυτό, τα δεδομένα χωρίζονται συνήθως σε δύο κατηγορίες σύμφωνα με τα χρονικά χαρακτηριστικά τους, τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου. Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για να φτιαχτεί το μοντέλο, λαμβάνοντας υπ' όψιν την εγκυρότητα των αποφάσεων και των κανόνων της δομής του μοντέλου. Παρόλα αυτά, επειδή τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν παρέχουν επαρκείς εκτιμήσεις για τα σφάλματα πρόβλεψης, είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν νέα και ανεξάρτητα από αυτά δεδομένα, τα δεδομένα ελέγχου. Συνεπώς, τα μοντέλα πρόβλεψης πρέπει να αναπτύσσονται και να ρυθμίζονται με τα δεδομένα εκπαίδευσης, αγνοώντας τα δεδομένα ελέγχου, ενώ τα σφάλματα μέτρησης πρέπει να βασίζονται μόνο στα δεδομένα ελέγχου. Παρόλα αυτά όμως, τα δεδομένα ελέγχου μπορούν να χρησιμοποιούνται και στην φάση του ελέγχου για αυτό-προσαρμοζόμενη εκπαίδευση.

3.6.2.2 Μετρήσεις σφάλματος

Όσον αφορά τις προβλέψεις αιολικής ισχύος, τα σφάλματα πρόβλεψης που παρατηρούνται σε κάποια δεδομένη χρονική στιγμή $t+k$ για μια πρόβλεψη που έγινε την στιγμή t , $e_{t+k|t}$, ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της τιμής της αιολικής ισχύος που μετράται την στιγμή $t+k$, P_{t+k} , και της αιολικής ισχύος που προβλέφθηκε για την στιγμή $t+k$, $\hat{P}_{t+k|t}$:

$$e_{t+k|t} = P_{t+k} - \hat{P}_{t+k|t}$$

Συνήθως είναι πιο βολικό να χρησιμοποιείται το κανονικοποιημένο σφάλμα πρόβλεψης e , το οποίο προκύπτει διαιρώντας το σφάλμα πρόβλεψης με την εγκατεστημένη ισχύ:

$$e_{t+k|t} = \frac{e_{t+k|t}}{P_{inst}} = \frac{1}{P_{inst}} (P_{t+k} - \hat{P}_{t+k|t}) \quad (7).$$

Η χρησιμότητα του κανονικοποιημένου σφάλματος πρόβλεψης βοηθά στην σύγκριση αποτελεσμάτων μεταξύ αιολικών πάρκων ανεξαρτήτως ονομαστικής ισχύος. Κάθε σφάλμα πρόβλεψης μπορεί να αναλυθεί σε δύο συνιστώσες, το συστηματικό σφάλμα και το τυχαίο

σφάλμα. Στην ιδανική περίπτωση που θα είχαμε ένα τέλει μοντέλο πρόβλεψης, το συστηματικό λάθος θα ήταν μηδέν, ενώ το τυχαίο σφάλμα θα ήταν μια ακολουθία τυχαίων σφαλμάτων που θα μπορούσε να τυποποιηθεί χρησιμοποιώντας μια Γκαουσιανή κατανομή μηδενικής μέσης τιμής. Για πρακτικούς, όμως, λόγους τα διαδοχικά σφάλματα είναι συνήθως σχετιζόμενα μεταξύ τους και έτσι δεν ακολουθούν κανονική κατανομή.

Χρησιμοποιώντας συγκεκριμένες μετρήσεις σφαλμάτων, μπορούμε να αξιολογήσουμε την ποιότητα των προβλέψεων, π.χ. να γίνει η εκτίμηση του συστηματικού σφάλματος με χρήση του μέσου σφάλματος για όλη την περίοδο αξιολόγησης:

$$\text{BIAS}_k = \bar{e}_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_{t+k|t} \quad (8)$$

Όπου N είναι ο αριθμός των σφαλμάτων πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της μεθόδου. Το σφάλμα υπολογίζεται για κάθε χρονικό βήμα μπροστά, k , του χρονικού ορίζοντα που έχουμε.

Όταν υπολογιστεί για όλα τα δεδομένα ελέγχου, η τιμή του σφάλματος αυτού μας δίνει μια ένδειξη για το αν η μέθοδος τείνει να υπερεκτιμά ή υποτιμά τη μεταβλητή πρόβλεψης. Επιπλέον, αν το σφάλμα αυτό υπολογιστεί για διάφορες υποομάδες δεδομένων σε διαφορετικές καιρικές συνθήκες, βοηθά στην εύρεση των συνθηκών αυτών για τις οποίες η μέθοδος παράγει προβλέψεις σημαντικά πάνω από την υποτιμημένη τιμή, το οποίο οδηγεί την αναγνώριση της τάσης του μοντέλου.

Παρόλα αυτά, είναι σημαντικά απίθανο ένα μοντέλο πρόβλεψης με μηδενικό τέτοιο σφάλμα να δώσει τέλει προβλέψεις, αφού το σφάλμα απαλείφεται ως αποτέλεσμα θετικών και αρνητικών τιμών σφάλματος των δεδομένων ελέγχου. Ένα συνηθισμένο μέτρο σφάλματος για την αναγνώριση της συνεισφοράς και των θετικών και των αρνητικών σφαλμάτων στην ανακρίβεια του μοντέλου πρόβλεψης είναι το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Square Error, MSE), το οποίο αποτελείται από το μέσο όλων των τετραγωνικών σφαλμάτων όλων των δεδομένων ελέγχου:

$$\text{MSE}_k = \bar{e}_k = \frac{1}{N-p} \sum_{t=1}^N e_{t+k|t}^2 \quad (9)$$

Όπου p είναι ο αριθμός των εκτιμώμενων παραμέτρων που χρησιμοποιούνται στα δεδομένα που έχουμε κάθε φορά. Για τα δεδομένα ελέγχου $p=0$.

Εκτός του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, υπάρχουν και άλλα δύο βασικά κριτήρια που δείχνουν την απόδοση του μοντέλου, το μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error, MAE) και η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Square Error, RMSE).

$$\text{MAE}_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |e_{t+k|t}| \quad \text{RMSE}_k = \sqrt{\text{MSE}_k} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_{t+k|t}^2}{N-p}} \quad (10)$$

Όπως και στο μέσο απόλυτο σφάλμα έτσι και το RMSE σφάλμα, επηρεάζεται και από τα συστηματικά και από τα τυχαία σφάλματα. Μιας και το RMSE σφάλμα εκφράζεται στις ίδιες μονάδες με την προβλεπόμενη μεταβλητή, είναι πιο εύκολο να αναλυθούν οι πληροφορίες που μας δίνει σε αντίθεση με το MSE σφάλμα.

Τα δύο αυτά σφάλματα διαιρεμένα με την εγκατεστημένη ισχύ ή την μέση παραγωγή ενός αιολικού πάρκου μας δίνουν τα κανονικοποιημένα μεγέθη NMAE και NRMSE.

Η επιλογή μεταξύ MAE και RMSE ως βασικό κριτήριο αξιολόγησης των προβλέψεων της αιολικής ισχύος εξαρτάται από την ευαισθησία του τελικού χρήστη στα σφάλματα, η οποία αναπαριστάται από την συνάρτηση απωλειών. Η χρήση του RMSE υπονοεί ότι πρέπει να χρησιμοποιηθεί μια δευτεροβάθμια εξίσωση απωλειών, ενώ το MAE χρειάζεται μια γραμμική εξίσωση. Αν μια μέθοδος έχει εκπαιδευτεί για να παράγει προβλέψεις με ελάχιστο MSE, τότε η χρησιμοποίηση του RMSE είναι κατάλληλη για την αξιολόγησή της, ενώ όταν η συνάρτηση απωλειών δεν ορίζεται σαφώς τότε είναι προτιμότερο να χρησιμοποιηθεί το MAE σφάλμα.

Μια εναλλακτική από τη χρήση του RMSE είναι η Τυπική Απόκλιση των Σφαλμάτων (Standard Deviation of the Errors, SDE):

$$\text{SDE}_k = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (e_{t+k|t} - \bar{e}_k)^2}{N-(p+1)}} \quad (11)$$

Αφού το SDE σφάλμα εκτιμάται από την κατανομή των αποκλίσεων των σφαλμάτων, το μόνο που το επηρεάζει είναι το τυχαίο σφάλμα.

Επειδή οι τιμές των σφαλμάτων BIAS και MAE συνδέονται με την ροπή πρώτης τάξεως της κατανομής των σφαλμάτων πρόβλεψης, σχετίζονται απευθείας με την παραγόμενη ισχύ. Αντιθέτως, οι τιμές των RMSE και SDE συνδέονται με την ροπή δεύτερης τάξεως της κατανομής, και συνεπώς σχετίζονται με την μεταβλητότητα της αιολικής ισχύος. Επειδή τα RMSE και SDE σφάλματα δεν έχουν άμεση ερμηνεία και επηρεάζονται σημαντικά από μεγάλα σφάλματα, κάνουν τα κριτήρια αυτά περισσότερο ευαίσθητα στην παρουσία εσφαλμένων δεδομένων όταν συγκρίνονται με το MAE κριτήριο. Έτσι, όταν υπάρχουν αμφιβολίες για την ποιότητα των δεδομένων αξιολόγησης που υπάρχουν, είναι προτιμότερο να χρησιμοποιείται το MAE κριτήριο αφού παρουσιάζει μεγαλύτερη στιβαρότητα (robustness) όταν αντιμετωπίζει μεγάλα σφάλματα πρόβλεψης. Διαλέγοντας αυτή την προσέγγιση, μπορεί να αποφευχθεί η περίπτωση όπου ενώ στην πραγματικότητα οι

παρατηρούμενες υψηλές τιμές RMSE είναι το αποτέλεσμα χαμηλής ποιότητας μετρούμενων δεδομένων, εμείς καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος πρόβλεψης έχει χαμηλή ακρίβεια.

3.6.2.3 Σύγκριση της ακρίβειας διάφορων μεθόδων πρόβλεψης

Όταν συγκρίνονται και αξιολογούνται διάφοροι μέθοδοι πρόβλεψης, το γεγονός ότι μια μέθοδος μπορεί να λειτουργεί καλύτερα με ένα κριτήριο σε σχέση με ένα άλλο είναι πολύ σημαντικό στοιχείο. Η απόδοση μιας μεθόδου πρόβλεψης αιολικής ισχύος εξαρτάται όχι μόνο από την μεταβλητότητα του σφάλματος πρόβλεψης αλλά και από την περίοδο αξιολόγησης και έτσι μερικές μέθοδοι μπορεί να αποδίδουν καλύτερα για χαμηλές τιμές αιολικής ισχύος, και συνεπώς ξεπερνούν τις υπόλοιπες προσεγγίσεις όταν είναι να γίνει αξιολόγηση μόνο για περιόδους μικρή αιολικής παραγωγής ισχύος. Σαν αποτέλεσμα, είναι σημαντικό να χρησιμοποιείται μια μεγάλη ποικιλία μέτρων σφαλμάτων όταν κρίνεται μια μέθοδος πρόβλεψης.

Για να συγκριθεί το επίπεδο απόδοσης διάφορων μεθόδων, είναι ενδιαφέρον να ποσοτικοποιηθεί το κέρδος που προκύπτει από την προτίμηση μιας συγκεκριμένης μεθόδου αντί της μεθόδου αναφοράς. Αυτό το κέρδος αναφέρεται στη μείωση του σφάλματος πρόβλεψης που επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας μια προηγμένη μέθοδο για το δοσμένο σφάλμα μέτρησης και ορίζεται ως εξής:

$$\text{Imp}_{\text{EC}}^{\text{ref}}(\mathbf{k}) = \frac{\text{EvC}_{\mathbf{k}}^{\text{ref}} - \text{EvC}_{\mathbf{k}}}{\text{EvC}_{\mathbf{k}}^{\text{ref}}} \quad (12)$$

Όπου EvC είναι το κριτήριο αξιολόγησης που εξετάζουμε ή η ισοδύναμη κανονικοποιημένη εκδοχή τους για την προηγμένη πρόβλεψη και EvC^{ref} είναι η τιμή για το μοντέλο αναφοράς. Η βελτίωση συχνά εκφράζεται ως ποσοστό επί της εκατό της προσέγγιση αναφοράς, οι θετικές τιμές της βελτίωσης υπονοούν ότι οι προχωρημένες προσεγγίσεις είναι καλύτερες ενώ οι αρνητικές το αντίθετο.

Ένας διαφορετικός τρόπος σύγκρισης διάφορων μεθόδων πρόβλεψης περιλαμβάνει τον υπολογισμό του συντελεστή αποφασιστικότητας (determination), R^2 , για κάθε χρονικό βήμα

μπροστά:
$$R_{\mathbf{k}}^2 = \frac{\text{MSE}_{\mathbf{k}}^0 - \text{MSE}_{\mathbf{k}}}{\text{MSE}_{\mathbf{k}}^0} \quad (13)$$

Όπου MSE^0 είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το μέσο μοντέλο. Ο συντελεστής αποφασιστικότητας εκφράζει την ικανότητα ενός μοντέλου να εξηγήσει την μεταβλητότητα των δεδομένων – μεταβολές μεταξύ 0 (άχρηστες προβλέψεις) και 1 (τέλειες προβλέψεις). Είναι σημαντικό να ειπωθεί ότι όσον αφορά τις προβλέψεις αιολικής ισχύος, το κριτήριο R^2 έχει σχεδιαστεί για την επιλογή μοντέλων χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκπαίδευσης. Όταν

χρησιμοποιείται για μεγάλους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης, η τιμή του R^2 που θα προκύψει θα είναι αρνητική διότι η ασυμπτωτική μεταβολή των σφαλμάτων πρόβλεψης είναι διπλάσια της μεταβολής της ολικής μέσης πρόβλεψης. Σαν αποτέλεσμα, ενώ το R^2 κριτήριο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την σύγκριση της απόδοσης πολλών μεθόδων πρόβλεψης, δεν θα πρέπει να χρησιμοποιείται σαν κύριο εργαλείο αξιολόγησης της απόδοσης διότι μπορεί να οδηγήσει σε παραπλανητικά αποτελέσματα.

Ένας πιθανός ορισμός την τιμής του R^2 είναι με χρήση της συσχέτισης της μετρούμενης και προβλεπόμενης ισχύος. Ωστόσο, για να αποφευχθεί ένας ορισμός που οδηγεί στο $R^2 = 1$, πρέπει να συμπεριληφθούν και τα συστηματικά και τα τυχαία σφάλματα, τα οποία είναι ενσωματωμένα στις MSE τιμές. Οπότε κάθε φορά που χρησιμοποιείται το κριτήριο του R^2 , θα πρέπει να περιγράφεται ακριβώς ο τρόπος υπολογισμού του.

3.6.2.4 Τυπικά σφάλματα πρόβλεψης

Η απόδοση των συστημάτων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος σχετίζεται με διάφορα χαρακτηριστικά και επομένως, για να αξιολογηθεί το επίπεδο της λειτουργίας, πρέπει να ληφθούν υπ' όψιν τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

- i. *Συντελεστής τραχύτητας εδάφους*: εκφράζεται σε RIX και αντικατοπτρίζει την περιοχή γύρω από το αιολικό πάρκο,
- ii. *Μέγεθος αιολικού πάρκου*: εγκατεστημένη ισχύς, αριθμός ανεμογεννητριών και σχεδιάγραμμα γεννήτριας,
- iii. *Γεωγραφική θέση*: παραλιακά, κοντά σε ακτή, στο πέλαγος,
- iv. *Ποιότητα δεδομένων*: σφάλμα αριθμητικών καιρικών προβλέψεων, σφάλμα μέτρησης SCADA,
- v. *Τύπος αριθμητικών καιρικών προβλέψεων*: μοντέλο μεσαίας κλίμακας, μικρής κλίμακας, χωρική ανάλυση,
- vi. *Τύπος μοντέλου*: φυσικό, στατιστικό, υβριδικό και, τέλος,
- vii. *Κλιματολογικές συνθήκες στην περιοχή*.

Επίσης, το σφάλμα πρόβλεψης εξαρτάται και από το μέτρο του σφάλματος που έχει επιλεγεί για την σύγκριση. Τα πιο κοινά χρησιμοποιούμενα είναι το NRMSE και NMAE.

Τυπικά αποτελέσματα των μοντέλων για αιολικές προβλέψεις (αποτελέσματα που περιγράφονται στο [20]) είναι τα ακόλουθα:

- NMAE μεταξύ 6-9% και NRMSE μεταξύ 10-13% της εγκατεστημένης ισχύος για τις πρώτες 6 ώρες, και αύξηση στα 13-16% και 18-22% για 48 ώρες μπροστά, αντίστοιχα.

- Για τοπικές προβλέψεις NMAE 6-10% και NRMSE 8-12% της εγκατεστημένης ισχύος για 24 ώρες μπροστά, με αύξηση στα 11-14% και 14-17% για 48 ώρες μπροστά αντίστοιχα.

3.7 Ορισμοί των προβλέψεων αιολικής ισχύος

Χρονικός ορίζοντας: μήκος συνολικής περιόδου πρόβλεψης στο μέλλον (72 ώρες μπροστά), με συγκεκριμένη χρονική ανάλυση.

Χρονικό βήμα: χρονική ανάλυση πρόβλεψης. Για ορίζοντες 24 και 72 ωρών, το χρονικό βήμα είναι συνήθως ωριαίο.

P_{t-k} : μετρούμενη ισχύς που προκύπτει από μετρήσεις υψηλής ανάλυσης (π.χ. 15 λεπτών), που μπορεί να είναι στιγμιαίες τιμές ή ενέργεια, ανάλογα το σύστημα απόκτησης.

$\hat{P}_{t+k|t}$: προβλεπόμενη αιολική ισχύς την στιγμή t για την χρονική στιγμή t+k. Είναι η μέση ισχύς που αναμένεται να παράγει το αιολικό πάρκο κατά την περίοδο που θέλουμε, αν λειτουργεί υπό συνεχή άνεμο.

Πρόβλεψη σημείου: στιγμιαία τιμή της προβλεπόμενης αιολικής ισχύος.

Πιθανολογικές προβλέψεις: πιθανολογική κατανομή της προβλεπόμενης αιολικής ισχύος για κάθε χρονικό βήμα μπροστά.

Μοντέλα αναφοράς: απλή μέθοδος που χρησιμοποιείται ως αναφορική για την αξιολόγηση της απόδοσης των προηγμένων μεθόδων. Μια προηγμένη μέθοδος αξίζει να εφαρμοστεί αν αποδίδει καλύτερα από το μοντέλο αναφοράς.

Persistence: αυτό το μοντέλο αναφοράς υποθέτει ότι ο άνεμος ή η ισχύς θα είναι, κάποια στιγμή στο μέλλον, ίδια με αυτή που ήταν όταν έγινε η πρόβλεψη.

Σφάλματα μέτρησης

Κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα	$NMAE_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_{t+k t} $
Κανονικοποιημένη τετραγωνική ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος	$NRMSE_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_{t+k t}^2}{N-p}}$
Κανονικοποιημένο BIAS	$NBIAS_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_{t+k t}$
Κανονικοποιημένη απόκλιση σφαλμάτων	$NSDE_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (e_{t+k t} - \bar{e}_k)^2}{N-(p+1)}}$
Περαιτέρω βελτίωση από ένα μοντέλο αναφοράς	$Imp_{EC}^{ref}(k) = \frac{EvC_k^{ref} - EvC_k}{EvC_k^{ref}}$

Τοπική/ αναβαθμισμένη πρόβλεψη: η κεντρική ιδέα είναι να υπολογιστεί κατά προσέγγιση η συνολική παραγόμενη αιολική ισχύς από τις προβλέψεις που διεξάγονται για έναν αντιπροσωπευτικό αριθμό αιολικών πάρκων

Προσεγγίσεις	Περιγραφή
Άμεση	Συνδέει την παραγωγή με τα δεδομένα αριθμητικών καιρικών προβλέψεων που είναι διαθέσιμα από ένα ή περισσότερα αιολικά πάρκα αναφοράς της τοπικής παραγωγής.
Διαδοχική	Διαιρείται σε δύο στάδια: 1. Προβλέπεται η ισχύς του αιολικού πάρκου αναφοράς, 2. Το άθροισμα υπολογίζεται κατά προσέγγιση για την συνολικά τοπική παραγωγή.
Υποπεριοχής ή δέσμης	Διαιρείται σε τρία στάδια: 1. Τα αιολικά πάρκα χωρίζονται σε δέσμες-ομάδες, 2. Ένα μοντέλο αναπτύσσεται για κάθε ομάδα και 3. Το άθροισμα των προβλέψεων των ομάδων δίνουν την συνολική παραγωγή της περιοχής.
Συνδυαστική	Συνδυασμός των παραπάνω μεθόδων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

4.1 Ερευνητικές μέθοδοι και τεχνικές πρόβλεψης αιολικής ισχύος

4.1.1 Πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις

4.1.1.1 Πρόβλεψη αιολικής ταχύτητας με στατιστικές μεθόδους

Αυτή η προσέγγιση αφορά μόνο προβλέψεις της ταχύτητας του ανέμου αλλά συχνά οι προβλέψεις της αιολικής ταχύτητας μετατρέπονται σε προβλέψεις ισχύος μέσω μιας εμπειρικής καμπύλης ισχύος ή την καμπύλη ισχύος του κατασκευαστή.

Το πρώτο μοντέλο πρόβλεψης, που χρησιμοποιήθηκε κυρίως για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, αναλύεται στο [21]. Ένα φίλτρο Kalman, το οποίο χρησιμοποιεί τις έξι τελευταίες μετρήσεις ως εισόδους, προβλέπει την ταχύτητα του ανέμου για τα λεπτά που ακολουθούν. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν θεωρούνται καλά όταν συγκρίνονται με την persistence για χρονικούς ορίζοντες κάτω των 10 λεπτών για μέσα δεδομένα. Η βελτίωση είναι μικρή για χρονικούς μεγάλα μέσα και ανύπαρκτη για ωριαία μέσα.

Για τα μοντέλα που βασίζονται στην μεθοδολογία Box-Jenkins, η μέθοδος του γενικού αυτό-παλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου (ARIMA) ήταν η πρώτη που χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της αιολικής ταχύτητας. Για παράδειγμα, οι Κονταξής και Καμπούρης [22] χρησιμοποίησαν ένα αυτό-παλινδρομούμενο μοντέλο για να προβλέψουν την ταχύτητα του ανέμου για χρονικούς ορίζοντες μεταξύ 30 λεπτών και 5 ωρών και χρησιμοποίησαν μετά αυτές τις τιμές για να ελέγξουν ένα απομονωμένο υβριδικό diesel/αιολικό σύστημα και για να προγραμματίσουν την βραχυπρόθεσμη λειτουργία του. Ομοίως, οι Kamal και Jafri [23] χρησιμοποίησαν ένα ARIMA μοντέλο για να προβλέψουν την αιολική ταχύτητα και να υπολογίσουν τα διαστήματα εμπιστοσύνης, οι Schlink και Tetzlaff [24] τα χρησιμοποίησαν για να προβλέψουν την ταχύτητα για τα επόμενα 10 λεπτά σε ένα αεροδρόμιο, οι Roggi et al. [25] πρόβλεψαν την αιολική ταχύτητα για τις επόμενες 3

ώρες για κάθε μήνα και τέλος οι Torres et al. [26] χρησιμοποίησαν ARMA μοντέλα για να προβλέψουν τις ωριαίες μέσες ταχύτητες για χρονικούς ορίζοντες των 10 ωρών σε πέντε διαφορετικές τοποθεσίες με διαφορετικά τοπογραφικά χαρακτηριστικά. Με αυτό το μοντέλο, για πάνω από εννιά χρόνια ήταν δυνατό να επιτευχθεί μια μείωση στο σφάλμα της τάξης του 20% συγκριτικά με την persistence και ο Tantareanu [27] απέδειξε ότι τα μοντέλα ARMA μπορούν να αποδώσουν μέχρι και 30% καλύτερα από την persistence για 3 με 10 χρονικά βήματα μπροστά με δειγματικά δεδομένα των 2.5 Hz.

Οι Kavasseri et al. [28] παρουσίασαν το κλασματικό ARIMA (f-ARIMA) μοντέλο για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου μια ώρα μπροστά ή και δύο. Στο [29] οι συγγραφείς προτείνουν ένα τροποποιημένο μοντέλο ARIMA για να αντιμετωπίσει τις συσχετίσεις μεγάλης εμβέλειας (Long-Range Correlations, LRCs). Μια LCR διαδικασία χαρακτηρίζεται από μια αργή εξασθένιση της συνάρτησης αυτό-συσχέτισης. Το f-ARIMA μοντέλο επιτρέπει στις διάφορες παραμέτρους να παίρνουν κλασματικές συνεχείς τιμές στο διάστημα $[-0.5, 0.5]$ και κατ' επέκταση οι διάφορες παράμετροι μπορούν να αναπαριστούν τις συσχετίσεις μεγάλης εμβέλειας.

Οι El-Fouly et al. [30] παρουσιάζουν μια νέα τεχνική, για την πρόβλεψη της αιολικής ταχύτητας για την προσεχή ώρα, που βασίζεται στο μοντέλο πρόβλεψης Grey. Η ταχύτητα του ανέμου μετατρέπεται έπειτα σε αιολική ισχύ μέσω της καμπύλης ισχύος του κατασκευαστή και η βελτίωση που καταγράφεται σε σύγκριση με την persistence είναι της τάξης του 12%.

Εναλλακτικές μέθοδοι πρόβλεψης βασίζονται σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα (Neural networks, NNs), μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines, SVMs) ή συστήματα ασαφούς λογικής (Fuzzy inference Systems, FISs). Οι Αλεξιάδης et al. [31] πρότειναν ένα μοντέλο, που βασίζεται στα νευρωνικά δίκτυα, για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου στο νησί της Σύρου, χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα ανέμων από το νησί και από άλλα γειτονικά νησιά ως μεταβλητές εισόδου. Τα αποτελέσματα έδειξαν μια βελτίωση 32% στο σφάλμα πρόβλεψης για χρονικό ορίζοντα 1 ώρας και βελτίωση 27% για χρονικό ορίζοντα 2 ωρών όταν χρησιμοποιήθηκε η ίδια μέθοδος σε διαφορετική τοποθεσία στην Ελλάδα.

Ο Σφέτσος στο [32] αξιολογεί μια σειρά από διαφορετικές μεθόδους: ένα μοντέλο persistence, ένα μοντέλο ARIMA, νευρωνικά δίκτυα και συστήματα νεύρο-ασαφούς λογικής. Το μοντέλο με τα καλύτερα αποτελέσματα ήταν το νευρωνικό δίκτυο, έχοντας μέση βελτίωση 20-40% σε σχέση με την persistence. Σε πιο πρόσφατες έρευνες, χρησιμοποιεί δύο μοντέλα που βασίζονται στα νευρωνικά δίκτυα για να προβλέψει την αιολική ταχύτητα για χρονικό ορίζοντα μία ώρα. Το πρώτο μοντέλο χρησιμοποιεί ανέμου ως είσοδο τις τελευταίες

γνωστές τιμές της ωριαίας ταχύτητας του και τα αποτελέσματα είναι μόνο 3% καλύτερα από εκείνα που καταγράφηκαν για τα μοντέλα persistence. Το δεύτερο μοντέλο, πάλι, χρησιμοποιεί ως είσοδο την χρονοσειρά της αιολικής ταχύτητας με διαστήματα 10 λεπτών, χρησιμοποιώντας επιπλέον την έξοδο του νευρωνικού δικτύου κατ' επανάληψη για να υπολογίσει τα επόμενα 60 λεπτά. Η βελτίωση αυτή τη φορά είναι 10% πάνω από την persistence.

Οι Cadenas και Rivera [33] διεξήγαγαν ελέγχους με τέσσερα νευρωνικά δίκτυα για ωριαίες προβλέψεις της ταχύτητας του ανέμου και το μοντέλο με την καλύτερη απόδοση ήταν το πιο απλό, ένα νευρωνικό δίκτυο με δύο επίπεδα και τρεις νευρώνες.

Σε δύο δημοσιεύσεις ο Δαμούσης παρουσίασε [34],[35] ένα σύστημα ασαφούς λογικής Takagi-Sugeno που βασίζονταν σε μετρήσεις αέρα στην τοποθεσία-στόχο και σε προβλέψεις αιολικής ταχύτητας σε γειτονικές περιοχές για χρονικούς ορίζοντες μεταξύ 30 και 240 λεπτών. Για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων του συστήματος ασαφούς λογικής χρησιμοποιείται ένας γενετικός αλγόριθμος και η βελτίωση συγκριτικά με την persistence κυμαίνεται μεταξύ 9.5% και 28.4%, ανάλογα με τον χρονικό ορίζοντα (αυξάνεται ανάλογα).

Οι Maqsood et al. [36] χρησιμοποιούν πάνω από ένα μοντέλο για την πρόβλεψη τριών μετεωρολογικών μεταβλητών για ένα διάστημα 24 ωρών μπροστά. Χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις διαφορετικοί τύποι νευρωνικών δικτύων: το πολυστρωματικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (MLP), το αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο του Elman, το νευρωνικό δίκτυο συναρτήσεων ακτινωτής βάσης (RBF) και τα νευρωνικά δίκτυα Hopfield. Εκπαιδεύτηκε ένα νευρωνικό δίκτυο από κάθε τύπο για κάθε εποχή του χρόνου και το καλύτερο αποτέλεσμα το έδωσε το νευρωνικό δίκτυο συναρτήσεων ακτινωτής βάσης αλλά η ακρίβεια μεγάλωσε όταν χρησιμοποιήθηκε ένας συνδυασμός των μοντέλων.

Οι Abdel-Aal et al. [37] έδειξαν μια εφαρμογή των απαγωγικών (abductive) δικτύων, που βασίζονται στην μέθοδο ομαδικού χειρισμού δεδομένων, για να προβλέψουν την μέση ωριαία ταχύτητα του ανέμου. Οι συγγραφείς υποδεικνύουν ότι το κύριο πλεονέκτημα των απαγωγικών δικτύων έναντι των νευρωνικών είναι η ταχεία σύγκλιση κατά την εκπαίδευση και την αυτόματη επιλογή των μεταβλητών εισόδου και της δομής του μοντέλου. Το μοντέλο αυτό πέτυχε βελτίωση 8.2% στις προβλέψεις 1 ώρας μπροστά 14.6% και 13.7% αντίστοιχα σε προβλέψεις της αιολικής ταχύτητας για 6 και 24 ώρες μπροστά.

Ο Potter [38] παρουσιάζει ένα σύστημα προσαρμοστικής νευρο-ασαφούς λογικής (ANFIS) για να προβλέψει την ταχύτητα του ανέμου για χρονικό ορίζοντα 2.5 λεπτών. Τα δεδομένα εισόδου είναι η μετρούμενη ταχύτητα του ανέμου, που μπορεί να ρυθμιστεί μέσω αλγορίθμων splines, που μειώνουν το σφάλμα πρόβλεψης συγκριτικά με την persistence.

Οι Ramirez-Rosado και Fernández-Jiménez στα [39] και [40] παρουσίασαν ένα μοντέλο τριών φάσεων: 1. Υπολογίζεται ο μετασχηματισμός Fourier των τελευταίων 24 τιμών της μέσης ταχύτητας του ανέμου, 2. 23 συστήματα ασαφούς λογικής (Takagi-Sugeno) προβλέπουν τους συντελεστές του μετασχηματισμού Fourier για την ακόλουθη ώρα και 3. Προβλέπεται η μέση αιολική ταχύτητα για την ακόλουθη ώρα βασιζόμενη στους προβλεπόμενους συντελεστές του βήματος δύο.

4.1.1.2 Προβλέψεις αιολικής ισχύος

Μια άλλη περίπτωση των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων είναι η άμεση πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, χωρίς την χρήση βημάτων κατά τα οποία προβλέπεται η ταχύτητα του ανέμου.

Οι Καρινιωτάκης et al. [41] και [42] δοκίμασαν διάφορες μεθόδους πρόβλεψης για το νησί της Κρήτης: προσαρμοζόμενα γραμμικά μοντέλα, προσαρμοζόμενα μοντέλα ασαφούς λογικής και μοντέλα βασισμένα σε μεθόδους κυματιδίων (wavelet).

Οι Ramirez-Rosado και Fernández-Jiménez [43] χρησιμοποίησαν ασαφείς χρονοσειρές για να προβλέψουν την αιολική παραγωγή για ορίζοντα 24 ωρών. Οι ασαφείς χρονοσειρές συνδυάστηκαν με ασαφείς γλωσσικές πληροφορίες για τον άνεμο, όπως «δυνατός άνεμος», που επιτρέπουν στην μέθοδο πρόβλεψης να καταγράψει μια βελτίωση 14.3%. Οι ίδιοι συγγραφείς [44] παρουσίασαν ένα μοντέλο που βασίζεται στην ομαδοποίηση ιστορικών δεδομένων χρησιμοποιώντας μια αφαιρετική μέθοδο ομαδοποίησης. Για κάθε ομάδα, χρησιμοποιείται ένα γραμμικό παλινδρομικό μοντέλο για να προβλέψει την αιολική παραγωγή και η τιμή αυτή αποτελεί τον σταθμισμένο μέσο όλων των τιμών που αποκτήθηκαν από κάθε γραμμικό μοντέλο. Ο χρονικός ορίζοντας ορίζεται στις 6 ώρες και η βελτίωση σε σχέση με την persistence είναι περίπου 14%.

Οι Frias et al. [45] ανέπτυξαν ένα μοντέλο με σκοπό να συμμετάσχει στις ισπανικές ενδοημερίσιες αγορές ενέργειας. Το μοντέλο βασίστηκε στα συστήματα ANFIS και χρησιμοποιεί δεδομένα εντός λειτουργίας της παραγωγής των αιολικών πάρκων μαζί με προβλέψεις της ημερήσιας αγοράς και δίνει έμφαση σε βραχυπρόθεσμους ορίζοντες για μέχρι και 10 ώρες μπροστά. Για να μπορέσει να βρεθεί η καλύτερη ANFIS αρχιτεκτονική, χρησιμοποιήθηκε μια εμπειρική μέθοδος που συνδυάζει τον τύπο και το μέγεθος των συναρτήσεων συμμετοχής των μεταβλητών εισόδου, βελτιστοποιώντας τον χρόνο λειτουργίας μέσω της επιλογής των δειγμάτων εκπαίδευσης.

Ο πρότυπος αλγόριθμος πρόβλεψης CAISO (California Independent System Operator) για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις περιγράφεται αναλυτικά στο [46]. Σε αυτόν, χρησιμοποιείται

ένα τροποποιημένο μοντέλο ARIMA για να υπολογίσει τον συντελεστή ανάπτυξης/πτώσης για 2.5 ώρες μπροστά. Οι συντελεστές του μοντέλου προσαρμόζονται κατά την λειτουργία και με την εισαγωγή ενός επιπλέον όρου στο τροποποιημένο μοντέλο και συμπεριλήφθηκε ένα πλαίσιο αυτό-αντιστάθμισης. Το μοντέλο παρουσιάζει καλά αποτελέσματα τις πρώτες δύο ώρες, όπου το MAE είναι κάτω από 3% και 8% αντίστοιχα της μέγιστης παρατηρούμενης παραγωγής. Οι συγγραφείς τόνισαν ιδιαίτερος την ανάγκη να συμπεριληφθούν αριθμητικές προβλέψεις καιρού και πληροφορίες της κατάστασης της μονάδος, στο μοντέλο. Παρόλα αυτά οι Milligan et al. [47] διεξήγαγαν έρευνα για να κατανοήσουν σε ποιο βαθμό η ανάλυση των χρονοσειρών μπορεί να βελτιώσει τις απλές προβλέψεις persistence, όπως επίσης και την χρησιμότητά τους στις αγορές μίας ώρας μπροστά. Τα μοντέλα ARIMA για την αιολική ταχύτητα και την αιολική ισχύ δοκιμάζονται για διαφορετικές παραμέτρους. Το συμπέρασμα τελικά είναι ότι η χωρητικότητα των μοντέλων πρόβλεψης ARIMA διέφεραν όταν εφαρμόζονταν σε διαφορετικές χρονικές περιόδους και οι συγγραφείς πρότειναν την χρησιμοποίηση ενός ενιαίου μοντέλου αντί για ένα μόνο μοντέλο.

Η χρήση ενός αυτό-παλινδρομικού μοντέλου στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύος αναλύθηκε στο [48] από τους Duran et al., όπου διεξήγαγαν διάφορους ελέγχους ώστε να επιλέξουν την τάξη αυτό-παλινδρόμησης. Κατά συνέπεια, το συμπέρασμα ήταν ότι η τάξη δεν εξαρτάται από την περίοδο εκπαίδευσης αλλά η βέλτιστη τάξη εξαρτάται από το αιολικό πάρκο (π.χ. συντελεστής τραχύτητας εδάφους) και τον χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης. Το καλύτερο μοντέλο βρέθηκε ότι ήταν αυτό με αυτό-παλινδρόμηση τάξης 11, αλλά θεωρείται πολύ υψηλή και είναι σπάνιο να βρεθεί αυτό-παλινδρόμηση με τάξη πάνω από 2 στην βιβλιογραφία της πρόβλεψης αιολικής ισχύος. Η βελτίωση συγκριτικά με την persistence σε τρία αιολικά πάρκα κυμαίνεται μεταξύ 3% και 17% και η τυπική απόκλιση του σφάλματος είναι μικρότερη στην αυτό-παλινδρόμηση σε σχέση με την persistence. Τα αποτελέσματα που αποκτήθηκαν για ανεξάρτητα και ομαδοποιημένα αιολικά πάρκα (το άθροισμα των τριών ανεξάρτητων αιολικών πάρκων) έδειξαν ότι η ομαδοποίηση μειώνει την αβεβαιότητα και το σφάλμα πρόβλεψης και για παράδειγμα για χρονικό ορίζοντα 6 ωρών, η ομαδοποίηση οδηγεί μέχρι και σε 23.1% βελτίωση.

Οι Costa et al. [49] δοκίμασαν μια απλή και ασαφή αυτό-παλινδρόμηση, όπως επίσης και ένα νευρωνικό πολυστρωματικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης, ώστε να προβλέψουν για 10 βήματα μπροστά με 10λεπτα χρονικά βήματα. Η μόνη είσοδος ήταν οι μετρούμενες χρονοσειρές και η δοκιμή έγινε σε τρία αιολικά πάρκα στην Ισπανία. Το νευρωνικό δίκτυο ήταν αυτό που έδωσε την καλύτερη απόδοση.

Παράλληλα, οι Kusiak et al. [50] δοκίμασαν διαφορετικά μοντέλα για την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος: το πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης, μια μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), ένα αλγόριθμο-δέντρο. Τα SVM και MLP απέδωσαν ιδιαίτερα καλά και συγκεκριμένα η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης έδωσε ακριβή προβλέψεις από 10 λεπτά μέχρι 1 ώρα, ενώ το πολυστρωματικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης είναι ακριβές σε προβλέψεις μέχρι και 4 ωρών.

Η παραγωγή αιολικής ισχύος κοντά σε παραλία παρουσιάζει ομαλοποιημένες αυξομειώσεις ισχύος διότι τα αιολικά πάρκα απλώνονται συνήθως σε μεγάλη περιοχή. Αυτή η ομαλοποίηση στις παραγωγές εκτός ακτής δεν είναι συνηθισμένες διότι οι ανεμογεννήτριες συγκεντρώνονται σε μία μόνο περιοχή και, συνεπώς, οι αυξομειώσεις της ισχύος μπορούν να φτάσουν σε υψηλά επίπεδα. Η τυποποίηση των αυξομειώσεων εκτός ακτής είναι μια πρόκληση για τις προβλέψεις αιολικής ισχύος.

Οι Pinson et al. [51] κατέγραψαν την χρήση των στατιστικών μοντέλων για περιπτώσεις με αλληπάλληλες περιόδους μεγάλων και μικρών αυξομειώσεων. Συγκεκριμένα, τρία είδη μοντέλων παρουσιάζονται από τους συγγραφείς: το SETAR (Self-Existing Threshold Autoregressive), το αυτό-παλινδρομικό ήπιας μετάβασης (STAR) και το αυτό-παλινδρομικό μαρκοβιανής μετάβασης (MSAR). Η απόδοση των μοντέλων αξιολογήθηκε σε προβλέψεις ενός βήματος μπροστά (10 με 15 λεπτά) σε δύο Δανικά αιολικά πάρκα και έπειτα συγκρίθηκαν με το γραμμικό ARIMA μοντέλο. Σε όλες τις περιπτώσεις ελέγχου, τα MSAR μοντέλα απέδωσαν πολύ καλύτερα από όλα τα άλλα μοντέλα και επιπλέον, αν και όχι ιδιαίτερα σημαντικό, υπήρχε ένα κέρδος από την εφαρμογή των μοντέλων SETAR και STAR έναντι του ARIMA. Το συμπέρασμα, τελικά, ήταν ότι το MSAR συλλαμβάνει την επιρροή που έχουν μερικές περίπλοκες μετεωρολογικές μεταβλητές στις αυξομειώσεις της ισχύος. Παράλληλα, αποδείχθηκε ότι η ακολουθία καθεστώτος (regime sequence) που υπάρχει σε διαδοχικές περιόδους με διαφορετικές συμπεριφορές είναι πολύ περίπλοκη και δεν μπορεί να ληφθεί υπ' όψιν σαν μια απλή συνάρτηση του επιπέδου της αιολικής παραγωγής.

Επιπλέον, οι Pinson et al. [52] και οι Madsen και Pinson [53] βελτίωσαν το μοντέλο MSAR που περιγράφηκε προηγουμένως. Συγκεκριμένα, περιγράφεται η χρονική εκτίμηση των συντελεστών του μοντέλου, όπως επίσης και ο όρος κανονικοποίησης που επιτρέπει την μείωση της μεταβλητότητας αυτής της εκτίμησης των συντελεστών. Επιπλέον, οι προβλεπόμενες κατανομές παρέχονται από ένα συνδυασμό υποθετικών κατανομών για κάθε καθεστώς. Τα τμήματά τους μπορούν να υπολογιστούν από μεθόδους αριθμητικής ολοκλήρωσης.

4.1.2 Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις χρησιμοποιώντας αριθμητικές προβλέψεις καιρού

4.1.2.1 Στατιστικές και υπολογιστικής νοημοσύνης τεχνικές που εφαρμόζονται στις προβλέψεις αιολικής ισχύος

Βιβλιογραφικά έχουν εξεταστεί πολλές τεχνικές και οι αποδόσεις τους αξιολογήθηκαν από τα συμφραζόμενα του προβλήματος πρόβλεψης της αιολικής ισχύος. Ο σκοπός δεν ήταν να φτιαχτεί ένα ολοκληρωμένο μοντέλο πρόβλεψης αλλά να αξιολογηθεί η ικανότητα πρόβλεψης αυτών των τεχνικών. Γενικά, οι τεχνικές αυτές χρησιμοποιήθηκαν για να μετατρέψουν τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού σε αιολική ισχύ, το λεγόμενο «wind-to-power (W2P)» μοντέλο.

Στο [54] οι Fugon et al. παρουσιάζουν μια έρευνα για την απόδοση διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης αιολικής ισχύος. Μελετήθηκαν δύο τύποι γραμμικής παλινδρόμησης: το ένα χρησιμοποιεί το μοντέλο απλής παλινδρόμησης ως σημείο αναφοράς και το άλλο χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό των μεταβλητών εισόδου για να δημιουργήσει επιπλέον μεταβλητές. Τα μη γραμμικά μοντέλα που αναλύθηκαν ήταν το νευρωνικό δίκτυο, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα δέντρα παλινδρόμησης. Η απόδοση του κάθε μοντέλου μελετήθηκε σε τρία αιολικά πάρκα στην Γαλλία για χρονικό ορίζοντα 60 ωρών. Όλα τα μοντέλα απέδωσαν καλύτερα από την persistence και επιβεβαιώθηκε η παγκόσμια ανωτερότητα των μη γραμμικών μοντέλων στα τρία αιολικά πάρκα. Παρόλα αυτά, η απόδοση των γραμμικών μοντέλων είναι καλή συγκριτικά με το μοντέλο persistence. Το μη γραμμικό μοντέλο με τα καλύτερα αποτελέσματα ήταν το μοντέλο των τυχαίων δεσμίδων δέντρων, τα οποία είναι ένα συνδυασμός δέντρων πρόβλεψης, όπου κάθε δέντρο εξαρτάται από τις ανεξάρτητα διαλεγμένες τιμές ενός τυχαίου διανύσματος, με την ίδια κατανομή για όλα τα δέντρα στο δάσος. Η εξαιρετική απόδοση αυτού του μοντέλου δείχνει ότι η χρήση πολλαπλών μοντέλων για πρόβλεψη της αιολικής ισχύος μπορεί να μειώσει το σφάλμα πρόβλεψης, όπως βρέθηκε και σε άλλες μελέτες που αναφέρθηκαν προηγουμένως.

Οι Negnevitsky et al. στα [55] και [56] χρησιμοποίησαν έναν συνδυασμό νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής στις προβλέψεις αιολικής ισχύος. Αυτή η υβριδική μέθοδος ονομάζεται Σύστημα Νεύρο-Ασαφούς Προσαρμογής (ANFIS) και παρόλο που έχει εφαρμοστεί μόνο σε βραχυπρόθεσμες προβλέψεις και οι συγγραφείς παρουσιάζουν αποτελέσματα μόνο για τέτοιες περιπτώσεις, μπορεί να εφαρμοστεί και για χρονικούς ορίζοντες 24 και 72 ωρών.

Ο Jursa [57] συγκρίνει διαφορετικές τεχνικές για προβλέψεις αιολικής ισχύος, όπως κλασσικά πολύ-στρωματικά νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, μείγμα από ειδικούς, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και αναζήτηση πλησιέστερου γείτονα με χρήση του αλγορίθμου Particle Swarm optimization (PSO) για την επιλογή των χαρακτηριστικών των εισόδων διαφόρων τοποθεσιών σε μια περιοχή. Επιπλέον, συνδυάζει διαφορετικά μοντέλα υπολογίζοντας τον μέσο όρο των εξόδων των μοντέλων. Συγκρίθηκαν τα αποτελέσματα για 10 αιολικά πάρκα στην Γερμανία, όπου υπήρχαν διαθέσιμες αριθμητικές προβλέψεις καιρού για κάθε αιολικό πάρκο, και το καλύτερο μοντέλο ήταν αυτό που ενσωμάτωνε τρία διαφορετικά μοντέλα (π.χ. μείγμα ειδικών, πλησιέστερου γείτονα και μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης), με 15% βελτίωση σε σχέση με το νευρωνικό δίκτυο. Από την άλλη, η χρήση όλων των μοντέλων στο σύνολο δεν είναι πάντα η καλύτερη λύση, αντίθετα, σε μερικά αιολικά πάρκα το σύνολο των 4 μοντέλων είχε μικρότερη βελτίωση από το σύνολο των 3 μοντέλων. Το καλύτερο ατομικό μοντέλο ήταν το μοντέλο «μείγμα ειδικών», το οποίο πέτυχε βελτίωση 8.8% σε σχέση με το νευρωνικό δίκτυο. Τα αποτελέσματα των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης είναι πάντα καλύτερα από αυτά των νευρωνικών δικτύων ενώ και το μοντέλο πλησιέστερου γείτονα ήταν καλύτερο σε μερικά αιολικά πάρκα ενώ σε άλλα ήταν καλύτερα τα νευρωνικά. Τα αποτελέσματα έδειξαν τα πλεονεκτήματα του συνδυασμού διαφόρων μοντέλων για προβλέψεις μιας μέρας μπροστά. Η πρόθεση αυτής της έρευνας ήταν να βελτιωθεί το εμπορικό μοντέλο Wind Power Management System (WPMS) που αναπτύχθηκε από το Institut für Solare Energieversorgungstechnik (ISET).

Στο [58] οι Kusiak et al. δοκίμασαν πέντε μοντέλα για την παραγωγή προβλέψεων για πολύ βραχυπρόθεσμους ορίζοντες (1 με 2 ώρες μπροστά) και βραχυ-/μακρο-πρόθεσμους ορίζοντες (3 με 84 ώρες μπροστά) χρησιμοποιώντας αριθμητικές προβλέψεις καιρού από το μοντέλο Rapid Update Cycle (RUC) και το μοντέλο North American Mesoscale (NAM), αντίστοιχα. Συγκρίθηκαν και αναλύθηκαν δύο διαφορετικές μεθοδολογίες πρόβλεψης, η άμεση μέθοδος πρόβλεψης, όπου η αιολική ισχύς προβλέπεται απευθείας από τα δεδομένα καιρικών προβλέψεων, και η ολοκληρωμένη μέθοδος, όπου προβλέπεται η ταχύτητα του ανέμου με τα δεδομένα καιρού και έπειτα προβλέπεται η ισχύς από την ήδη προβλεπόμενη ταχύτητα και χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο πλησιέστερου γείτονα. Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν ένα αλγόριθμο δέντρου ώθησης για την επιλογή των δεδομένων των αριθμητικών προβλέψεων καιρού των πιο σχετικών σημείων που περιβάλλουν το αιολικό πάρκο.

Τα πέντε μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν: οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, τα νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης, τα δέντρα παλινδρόμησης και τα τυχαία forests. Το πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης αποδίδει καλύτερα από τα

άλλα τέσσερα και σε βραχυπρόθεσμες και βράχυ-/μάκρυ- πρόθεσμες προβλέψεις. Η άμεση προσέγγιση απέδωσε καλύτερα από την ολοκληρωμένη μέθοδο και για τους δύο τύπους προβλέψεων. Οι συγγραφείς τόνισαν ιδιαίτερα την ισχυρή εξάρτηση μεταξύ της ακρίβειας του μοντέλου πρόβλεψης αιολικής ισχύος και της ακρίβειας του μοντέλου αριθμητικών προβλέψεων καιρού.

Οι Jursa και Rohrig [59] παρουσίασαν μια προσέγγιση για προβλέψεις μίας ώρας μπροστά, βασιζόμενη στην εφαρμογή αλγορίθμων βελτιστοποίησης για την επιλογή χαρακτηριστικών και την βελτιστοποίηση των παραμέτρων των μοντέλων. Για να μπορέσουν να προβλέψουν για ένα μόνο αιολικό πάρκο, οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν τα μετρούμενα δεδομένα της αιολικής ισχύος διάφορων άλλων αιολικών πάρκων (30 αιολικά πάρκα), όπως επίσης και δεδομένα αριθμητικών προβλέψεων καιρού από τα αντίστοιχα σημεία πρόβλεψης που βρίσκονταν πιο κοντά στην θέση των αιολικών πάρκων. Οι πιο βασικές συνεισφορές αυτής της έρευνας ήταν η παρουσίαση μιας μεθόδου, που χρησιμοποιεί χωρικές και χρονικές πληροφορίες από μία ευρεία περιοχή ώστε να βελτιωθεί η πρόβλεψη για ένα αιολικό πάρκο, και η χρήση του PSO και της διαφορικής εξέλιξης για την αυτόματη επιλογή των μεταβλητών εισόδου και των παραμέτρων του μοντέλου. Τα δύο μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν ήταν το νευρωνικό δίκτυο και η αναζήτηση πλησιέστερου γείτονα. Το συμπέρασμα, τελικά, ήταν ότι το σφάλμα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος μπορεί να μειωθεί με την χρήση αλγορίθμων βελτιστοποίησης για την επιλογή των χαρακτηριστικών και την ρύθμιση των παραμέτρων. Με αυτή τη μέθοδο, είναι πιθανό να μειωθεί το σφάλμα πρόβλεψης για τα περισσότερα αιολικά πάρκα, συγκριτικά με το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου που ρυθμίζεται χειροκίνητα. Για παράδειγμα, η μέση βελτίωση του σφάλματος πρόβλεψης συγκριτικά με την persistence του καλύτερου μοντέλου ήταν 9.6% ενώ το ποσοστό ήταν 6.8% με το νευρωνικό δίκτυο που ρυθμίζεται χειροκίνητα. Συνδυάζοντας τη μέθοδο του νευρωνικού με την μέθοδο αναζήτησης πλησιέστερου γείτονα, επιτεύχθηκε βελτίωση 10.75%.

Οι Duran et al. [48] μελέτησαν τα μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης με εξωγενείς εισόδους (ARX) για πολύ βραχυπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες προβλέψεις χρησιμοποιώντας σαν είσοδο αριθμητικές προβλέψεις καιρού και δεδομένα παραγωγής εντός λειτουργίας. Παρατήρησαν ότι η βελτίωση για βραχυπρόθεσμους ορίζοντες ήταν μικρότερη ως αποτέλεσμα της αυξανόμενης σχετικότητας των παρελθοντικών τιμών εξόδου της ισχύος συγκριτικά με τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού για τον ίδιο χρονικό ορίζοντα. Από την άλλη μεριά, όταν ο ορίζοντας ήταν 24 ώρες μπροστά, η παρελθοντική τιμή εξόδου της ισχύος έχανε την σημαντικότητά του και οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού κέρδιζαν περισσότερη σχετικότητα. Όταν συγκρίνεται με την αυτοπαλινδρόμηση, η βελτίωση της

αυτοπαλινδρόμησης με εξωγενείς εισόδους είναι περίπου 14% για τις 24 ώρες μπροστά και 26% συγκριτικά με την persistence.

Οι Μπαρμπούνης και Θεοχάρης [60] επιστράτευσαν τοπικώς αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου και της ισχύος για 72 ώρες μπροστά, βασιζόμενη σε μετεωρολογικές πληροφορίες. Μελετήθηκαν τρία είδη τοπικών αναδρομικών δικτύων: 1. Το πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης παλμικής επιβολής (Infinite Impulse Response Multilayer Perceptron, IIR-MLP), 2. Το τοπικής ενεργοποίησης τροφοδοτούμενο πολυστρωματικό δίκτυο (Local Activation Feedback Multilayer Network, LAF-MLN) και 3. Το διαγώνια αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο (Diagonal Recurrent Neural Network, RNN). Δύο νέοι και αποτελεσματικοί εκπαιδευτικοί αλγόριθμοι παρουσιάζονται για την εκπαίδευση εντός λειτουργίας του νευρωνικού δικτύου (π.χ. ανανεώνοντας τα βάρη και τις σταθερές κατά τη διάρκεια της λειτουργίας): ένας ολικός και ένας αναδρομικός αλγόριθμος αποσύνδεσης του σφάλματος πρόβλεψης. Στο ολικό μοντέλο αναδρομικού σφάλματος πρόβλεψης όλα τα βάρη ενημερώνονται ταυτόχρονα και, παράλληλα, για να αντιμετωπιστεί η αυξανόμενη υπολογιστική περιπλοκότητα αυτού του αλγορίθμου, αναπτύχθηκε μία τοπική εκδοχή του, που ονομάζεται αλγόριθμος αποσυνδεδεμένου αναδρομικού σφάλματος πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος αποσυνδεδεμένου αναδρομικού σφάλματος πρόβλεψης αποτελείται από τον διαχωρισμό του ολικού προβλήματος βελτιστοποίησης σε μία ομάδα αντιμετωπίσιμων υπο-προβλημάτων στο επίπεδο του νευρώνα. Κάνοντας αυτή την ενέργεια, μπορεί να μειωθούν σημαντικά οι υπολογιστικές και αποθηκευτικές απαιτήσεις ενώ ταυτόχρονα διατηρούνται οι πολύ ακριβείς ιδιότητες του αλγορίθμου. Τα τρία αυτά αναδρομικά δίκτυα συγκρίθηκαν με δύο στατιστικά μοντέλα, ένα νευρωνικό δίκτυο πεπερασμένης αμερόληπτης απόκρισης (Finite Impulse Response NN, FIR-NN) και ένα συμβατικό στατικό πολυστρωματικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης. Η απόδοση των προτεινόμενων μοντέλων δοκιμάστηκε σε ένα αιολικό πάρκο στην Κρήτη και οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού δόθηκαν από την τοπική πρόβλεψη SKIRON για τέσσερα σημεία που ήταν 30 χλμ μακριά από το αιολικό πάρκο. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα αναδρομικά δίκτυα απέδιδαν καλύτερα συγκριτικά με τα στατικά μοντέλα σε όλα τα χρονικά διαστήματα μπροστά. Το νευρωνικό δίκτυο πεπερασμένης αμερόληπτης απόφασης απέδωσε καλύτερα από το στατικό πολυστρωματικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης κατά 11.82% και 12.7% όσον αφορά το μέσο απόλυτο σφάλμα. Το αναδρομικό μοντέλο κατάφερε επίσης μια μέση βελτίωση της τάξης του 50% συγκριτικά με την persistence για χρονικά βήματα μπροστά μεγαλύτερα των 20 ωρών αλλά εξαιτίας της πλούσιας αρχιτεκτονικής του δικτύου, το IIR-MLP παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα και από τα δύο. Παρόμοια αποτελέσματα ισχύουν και για την πρόβλεψη της αιολικής ταχύτητας.

Αυτοί οι νέοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης δίνουν την δυνατότητα να αντιμετωπιστούν οι αλλαγές στην συμπεριφορά και την λειτουργία των αιολικών πάρκων, όπως επίσης και σε χαμηλή υπολογιστική ικανότητα. Οι Bessa et al. [61] ανέδειξαν την χρήση του αλγορίθμου ανάστροφης μετάδοσης για την απευθείας εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου εντός λειτουργίας. Η μεθοδολογία είναι ως εξής: 1. Εκπαίδευση ενός νευρωνικού χρησιμοποιώντας την μέθοδο της ανάστροφης μετάδοσης χρησιμοποιώντας τα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα, 2. Σε κατάσταση λειτουργίας, το νευρωνικό δίκτυο παράγει προβλέψεις για το χρονικό δείγμα $t+k$, την χρονική στιγμή t και 3. Όταν γίνει γνωστή η μετρούμενη τιμή, ο παρελθοντικός χρόνος k κρατάει τις προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου ξανά για την χρονική στιγμή t και το σφάλμα πρόβλεψης για την στιγμή t (στην καινούρια μετρούμενη τιμή) υπολογίζεται και μεταδίδεται ανάστροφα μέσω του δικτύου (τα βάρη και οι σταθερές ενημερώνονται) μόνο μία φορά. Αυτή η μεθοδολογία κάνει δυνατή την επαρκή διαχείριση των συνεχώς λαμβανόμενων δεδομένων υπό την παρουσία αλλαγών και μετακινήσεων που χαρακτηρίζουν τον άνεμο. Αυτές οι αλλαγές είναι αποτέλεσμα της πρακτικής λειτουργίας των αιολικών πάρκων, δηλαδή προκαλούνται από μεταβολές στην ικανότητα παραγωγής ή εξαιτίας συντήρησης ή βλάβης ή απλά από προσθήκες στην ικανότητα παραγωγής. Τα αποτελέσματα από δύο αιολικά πάρκα στην Πορτογαλία έδειξαν ότι υπήρξε μια βελτίωση με την χρήση της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου σε κατάσταση λειτουργίας, όχι μόνο σε κανονική λειτουργία αλλά και σε περιπτώσεις μεταβολών.

Είναι γνωστό ότι η ταχύτητα του ανέμου έχει μια μη γραμμική σχέση με την καμπύλη ισχύος της ανεμογεννήτριας και έτσι η μεταβολή της αιολικής ταχύτητας σε αιολική ισχύ μεταβάλλει τις στατιστικές ιδιότητες των σφαλμάτων. Αυτό φάνηκε και από μια έρευνα που έγινε σε έξι τοποθεσίες στην Γερμανία [62], όπου οι κατανομές των σφαλμάτων από τα μοντέλα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος ήταν ασύμμετρες. Παρουσίαζαν μεγαλύτερη συχνότητα σφαλμάτων στα αριστερά του μέσου και ήταν πιο επίπεδες από την Γκαουσιανή κατανομή.

Παρατηρώντας την βιβλιογραφία, μπορεί κανείς να καταλάβει ότι με τον έναν ή τον άλλο τρόπο, τα μοντέλα εξαρτώνται από μια διαδικασία εκπαίδευσης και συνήθως χρησιμοποιούν το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα σαν κριτήριο. Η εφαρμοστικότητα του ελάχιστου τετραγωνικού σφάλματος για την εκπαίδευση ενός καταγραφέα (οποιοδήποτε μοντέλο που καταγράφει την σχέση εισόδου-εξόδου, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τα συστήματα ασαφούς λογικής, οι χρονοσειρές και άλλα, με μη γνωστές παραμέτρους) είναι βέλτιστη αν η συνάρτηση κατανομής πιθανότητας των σφαλμάτων πρόβλεψης είναι Γκαουσιανή. Η ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος είναι ισοδύναμη με την ελαχιστοποίηση της διακύμανσης της κατανομής του σφάλματος. Χρησιμοποιώντας αυτό το κριτήριο, οι υψηλότερες ροπές (π.χ. κλίση, κύρτωση) δεν καταγράφονται. Παρόλα αυτά, περιέχουν πληροφορίες που μπορούν να περαστούν στις παραμέτρους (βάρη) του νευρωνικού δικτύου

αντί να παραμείνουν στην κατανομή του σφάλματος. Η παρουσία μη-Γκαουσιανών κατανομών έχει δώσει βάση για περαιτέρω έρευνες για νέες τεχνικές εκπαίδευσης των καταγραφών. Στις προβλέψεις της αιολικής ισχύος, η παρουσία ενός καλού καταγραφέα, σημαίνει ότι είναι πιθανό να παραχθούν καλύτερες εκτιμήσεις ενός «wind-2-power» μοντέλου. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, αναπτύχθηκαν εναλλακτικές συναρτήσεις κόστους.

Οι Pinson et al. [63] και [64] περιέγραψαν δύο μεθόδους για την τοπική πολυωνυμική παλινδρόμηση. Η πρώτη έρευνα έδειξε ότι η εφαρμογή των αναδρομικών ελαχίστων τετραγώνων για την εκτίμηση των συντελεστών μπορεί να καταλήξει σε ανακριβή αποτελέσματα, ειδικά σε προβλέψεις της αιολικής ισχύος όπου υπάρχει μεγάλο ποσό θορύβου και υψηλός αριθμός έκτοπων. Για την αντιμετώπιση των μη-Γκαουσιανών σφαλμάτων προτάθηκε η χρήση ενός ασύμμετρου M-τύπου εκτιμητής και για την στάθμιση της τοπικής πολυωνυμικής παλινδρόμησης ένας τοπικός M-τύπου εκτιμητής. Ένα καινοτόμο χαρακτηριστικό αυτής της εκτίμησης είναι ότι αντί να οριστεί μια τιμή κατωφλίου για την απόρριψη των εκτόπων, θέτεται ως παράμετρος του μοντέλου μία αναλογία υπόπτων υπολοίπων.

Η δεύτερη έρευνα περιγράφει μία μέθοδο υπολογισμού των τοπικών γραμμικών συντελεστών που ορθογωνιοποιούνται ελαχιστοποιώντας την σταθμισμένη μέθοδο των Συνολικών Ελαχίστων Τετραγώνων. Ο κύριος πυρήνας της μεθόδου έχει να κάνει με την τοπική ελαχιστοποίηση της Ευκλείδειας απόστασης μεταξύ παρατηρήσεων και της εκτιμούμενης μη-παραμετρικής παλινδρομικής συνάρτησης. Επιπλέον, για την αντιμετώπιση μη-στατικών διαδικασιών προτάθηκε η χρήση μιας προσαρμοζόμενης εκτίμησης των συντελεστών. Αυτή η μέθοδος αξιολογήθηκε σε ημι-τεχνητά δεδομένα και τα πραγματικά δεδομένα ταχύτητας του ανέμου περάστηκαν μέσω μια τυποποιημένης καμπύλης ισχύος για να ληφθούν δεδομένα ισχύος χωρίς θόρυβο. Έπειτα, τα δεδομένα της ισχύος και τα δεδομένα της ταχύτητας επεξεργάστηκαν για την παραγωγή ρεαλιστικών ομάδων δεδομένων των προβλέψεων αιολικής ταχύτητας και των αντίστοιχων μετρήσεων ισχύος. Η σύγκριση του προτεινόμενου μοντέλου και του μοντέλου ελαχίστων τετραγώνων έδειξε σημαντική βελτίωση, για παράδειγμα η τιμή του κανονικοποιημένου μέσου απόλυτου σφάλματος για τα δεδομένα χωρίς θόρυβο ήταν 2.46% έναντι των ελαχίστων τετραγώνων και 1.08% για τα ορθογωνιοποιημένα. Επιπλέον, η σύγκριση της τελικής διαδικασίας μετατροπής W2P με τα Ελάχιστα Τετράγωνα και με τα Συνολικά Ελάχιστα Τετράγωνα έδειξε ότι η πραγματική μετατροπή W2P ήταν πιο κοντά στην μέθοδο Συνολικών Ελαχίστων Τετραγώνων.

Μια διαφορετική συνάρτηση κόστους περιλαμβάνει την ελαχιστοποίηση των περιεχομένων πληροφοριών στην κατανομή σφάλματος αντί για την ελαχιστοποίηση της διακύμανσής της.

Η εντροπία είναι ένα μέτρο των περιεχόμενων πληροφοριών και η ενσωμάτωση της εντροπίας ως μια βασική έννοια στην εκπαίδευση ενός καταγραφέα είναι αντικείμενο του Information Theoretic Learning (ITL).

Οι Miranda et al. [65] και Bessa et al. [66], στην πρώτη εφαρμογή που αφορούσε της πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, χρησιμοποίησαν έναν αλγόριθμο EPSO (Evolutionary Particle Swarm Optimization) για να την εκτός λειτουργίας βελτιστοποίηση των βαρών ενός συστήματος ασαφούς λογικής Takagi-Sugeno, το οποίο λειτουργούσε ως μοντέλο «wind-2-power», και συγκεκριμένα συγκρίθηκε ένα σύστημα ασαφούς λογικής Takagi-Sugeno εκπαιδευμένο με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και ένα εκπαιδευμένο με την ελαχιστοποίηση της δευτεροβάθμιας Renyi εντροπίας της κατανομής του σφάλματος. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι στο μοντέλο βασισμένο στην εντροπία, η συχνότητα των λαθών κοντά στο μηδέν είναι μεγαλύτερη.

Σε μια άλλη μελέτη, οι Bessa et al. [67] αξιολόγησαν την απόδοση των νευρωνικών δικτύων, που εκπαιδεύτηκαν σε κατάσταση εκτός λειτουργίας, συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του κριτηρίου του μέσου τετραγωνικού σφάλματος με τρία άλλα κριτήρια εμπνευσμένα από το Information Theoretical Learning, ITL. Το συμπέρασμα από την ανάλυση δύο πραγματικών περιπτώσεων σε αιολικά πάρκα στην Πορτογαλία, ένα πάρκο 21.6 MW (12 μονάδες 1.8 MW η καθεμία) και ένα πάρκο 16.2 MW (17 μονάδες των 0.6 MW και 3 των 2 MW), ήταν ότι στην εκπαίδευση σε κατάσταση εκτός λειτουργίας, η εντροπία, σαν κριτήριο απόδοσης, οδηγεί σε καλύτερες προβλέψεις (όσον αφορά στη συχνότητα των σφαλμάτων κοντά στο μηδέν και σε μη-ευαισθησία σε έκτοπα), σε αντίθεση με την υιοθέτηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος σαν κριτήριο εκπαίδευσης. Στα δύο αιολικά πάρκα στην Πορτογαλία, δοκιμάστηκε η κατανομή σφαλμάτων του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και δύο κριτήρια εμπνευσμένα από το ITL, η ελάχιστη εντροπία σφάλματος (Minimum Error Entropy, MEE) και το κριτήριο μέγιστης correntropy (Maximum Correntropy Criteria, MCC).

Σαν αποτέλεσμα, ήταν δυνατό να ανακτηθεί μία πιο στενή(narrow) συνάρτηση κατανομής πιθανότητας με τα κριτήρια MEE και MCC από ότι με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Στην πραγματικότητα, αν οι συναρτήσεις κατανομής πιθανότητας των σφαλμάτων ήταν Γκαουσιανές, το κριτήριο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος θα απέδιδε όπως και ένα κριτήριο βασισμένο στην εντροπία, αλλά η περίπτωση δεν ήταν τέτοια.

Έτσι, σύμφωνα με την θεωρία, είναι δυνατό να σχεδιαστεί ένας καταγραφέας που θα παρήγαγε μία πρόβλεψη με υψηλότερη συχνότητα σφαλμάτων γύρω από το μηδέν, ένα χαρακτηριστικό που σχετίζεται με την χαμηλή εντροπία των συναρτήσεων κατανομής πιθανότητας. Γενικά, αυτό είναι το επιθυμητό.

Οι Bessa et al. [61] παρουσίασαν πρακτικά αποτελέσματα που ουσιαστικά υποστήριζαν δύο ιδέες: 1. Ότι τα κριτήρια που βασίζονται στην εντροπία της κατανομής των σφαλμάτων πρόβλεψης είναι καταλληλότερα για την εκπαίδευση μοντέλων ακριβών προβλέψεων αιολικής ισχύος σε σχέση με το παραδοσιακό κριτήριο μέσου τετραγωνικού σφάλματος, και 2. Τα κριτήρια που βασίζονται στην εντροπία μπορούν να μεταλλαχθούν σε προσαρμοζόμενα μοντέλα εντός λειτουργίας που αποδίδουν καλύτερα από τα μοντέλα που εκπαιδεύονται σε κατάσταση εκτός λειτουργίας, όταν χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης. Ο έλεγχος πραγματοποιήθηκε για δύο αιολικά πάρκα στην Πορτογαλία και τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα του κριτηρίου IPL είναι πιο μικρό από το σφάλμα του κριτηρίου μέσου τετραγωνικού σφάλματος και τα πλεονεκτήματα της χρήσης της εκπαίδευσης εντός λειτουργίας είναι περισσότερα.

Οι Salcedo-Sanz et al. [68] παρουσίασαν μια υβριδοποίηση του μοντέλου MM5 με ένα νευρωνικό δίκτυο, που διαχειρίζεται αποτελεσματικά την τελική διαδικασία στατιστικής διαβάθμισης προς τα κάτω (downscaling) για την εξαγωγή προβλέψεων της αιολικής ταχύτητας για κάθε ανεμογεννήτρια ενός αιολικού πάρκου. Το μοντέλο MM5 εκτελεί έναν φυσικό υποσκελισμό των δεδομένων από το παγκόσμιο μοντέλο ώστε να εξάγει μια πρόβλεψη της αιολικής ταχύτητας για ένα πλέγμα μικρής περιοχής. Στην δεύτερη διαδικασία διαβάθμισης προς τα κάτω (στατιστική), ένα νευρωνικό δίκτυο λαμβάνει ως εισόδους τις παρακάτω μεταβλητές: την αιολική ταχύτητα που προβλέφθηκε σε δύο πλεγματικά σημεία που περιβάλλουν το αιολικό πάρκο, τη διεύθυνση του ανέμου σε ένα από τα σημεία, τη θερμοκρασία σε ένα από τα σημεία και δύο εξισώσεις ηλιακού κύκλου. Η έξοδος του νευρωνικού δικτύου είναι η προβλεπόμενη αιολική ταχύτητα για κάθε ανεμογεννήτρια.

4.1.2.2 Μοντέλο συστημάτων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος

Στην βιβλιογραφία, είναι πιθανό να βρει κανείς διάφορες περιγραφές προτύπων συστημάτων πρόβλεψης. Μερικά από αυτά έχουν τεθεί ήδη στις μέρες μας σε λειτουργία ενώ άλλα είναι αποτέλεσμα μόνο ερευνητικών μελετών και αναμένεται να εμπορευματοποιηθούν στο κοντινό μέλλον. Αντίθετα με τις τεχνικές που περιγράφηκαν παραπάνω, η δομή αυτών των συστημάτων πρόβλεψης αιολικής ισχύος περιλαμβάνει διάφορες μεθόδους φυσικές και στατιστικές με διαφορετικά αντικείμενα.

Οι Jørgensen et al. [69] περιέγραψαν μια μέθοδο, που ονομάζεται HIRPOM (HIRlam Power prediction Model), όπου το κομμάτι της πρόβλεψης της ισχύος ήταν ενσωματωμένο μέσα στις αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Τα κύρια συμπεράσματα παρουσιάζονται στο [17] Giebel et al.'s State of the Art:

«Η Moehrleν ερευνήσε την αναγκαία ανάλυση για την επιτυχημένη εφαρμογή των αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Στην μελέτη, με το Δανικό μοντέλο HIRLAM (High-resolution Limited Area Model) σε μία τοποθεσία στην Ιρλανδία, αναδεικνύει τους λόγους που ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού δίνει ανεπαρκώς ακριβείς ταχύτητες του επιφανειακού ανέμου. Μεταξύ άλλων, οι λόγοι είναι: μέχρι στιγμής, κανένας πελάτης δεν ζήτησε να αυξηθεί η ακρίβεια στην πρόβλεψη των επιφανειακών ανέμων αφού η ακρίβεια αυτών που ήδη υπάρχουν είναι αρκετά καλή. Η τοπογραφική ανάλυση δεν είναι αρκετά καλή ώστε να ληφθεί υπ' όψιν, για παράδειγμα, σε φαινόμενα γέφυρας κοιλάδας. Οι ακριβείς προβλέψεις χρειάζονται πιο υψηλή ανάλυση και μεγαλύτερη περιοχή κάλυψης. Παρόλα αυτά, το να επιτευχθούν και τα δύο είναι πολύ ακριβό και μόνο μερικά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού μπορούν να διαχωρίσουν την στεριά από τη θάλασσα και να ρυθμίσουν την ανάλυση αντίστοιχα. Με σκοπό να βελτιώσει την ήδη υπάρχουσα κατάσταση, η Moehrleν υπολόγισε την ισχύ απευθείας από το μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι 'οι μεγάλες φυσικές ιδιότητες, όπως η τραχύτητα που εξαρτάται από την διεύθυνση, η πραγματική πυκνότητα και η διαστρωμάτωση των ατμοσφαιρικών οριακών στρωμάτων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν στους υπολογισμούς'. Σε διαφορετικές εκτελέσεις με οριζόντιες αναλύσεις 30 χλμ, 15 χλμ, 5 χλμ και 1.4 χλμ για δύο μήνες τον Ιανουάριο του 2001, τα πιο κοινά στατιστικά μέτρα ακρίβειας (MAE, RMSE, συσχέτιση, κλπ) βελτιώθηκαν μόνο λίγο με τις υψηλότερες αναλύσεις. Παρόλα αυτά, οι κορυφαίες τιμές της ταχύτητας του ανέμου ήταν πιο κοντά στις μετρούμενες τιμές για τις προβλέψεις υψηλότερης ανάλυσης. Για αυτές τις προβλέψεις, τα καλύτερα επίπεδα των μοντέλων ήταν αυτά που είναι πιο κοντά στο έδαφος, σε αντίθεση με τα κοινά μοντέλα. Όσον αφορά τα σφάλματα, τονίζει ότι τα σφάλματα φάσης έχουν μεγαλύτερη επιρροή στα κριτήρια αξιολόγησης από ότι τα χωρικά σφάλματα. Σαν μια πιθανή λύση, προτείνει την χρήση ανεξάρτητων δεδομένων των ανεμογεννητριών σαν εισόδους για τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, αυξάνοντας το παρατηρούμενο μετεωρολογικό δίκτυο.»

Η ανάπτυξη ενός συστήματος πρόβλεψης της αιολικής ισχύος για IBERDROLA καταγράφεται στο [70] και παρουσιάζονται τα προκαταρκτικά αποτελέσματα ενός συστήματος πρόβλεψης μέχρι και 48 ώρες μπροστά χρησιμοποιώντας τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού από το RAMS. Όταν είναι διαθέσιμες οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού, η αιολική ταχύτητα μετατρέπεται σε αιολική ισχύ. Μερικές μέθοδοι μελετήθηκαν για τον υπολογισμό της καμπύλης ισχύος του αιολικού πάρκου χρησιμοποιώντας την ταχύτητα ή την κατεύθυνση του ανέμου: 1. Χρησιμοποιώντας τμήματα όμοια με την κανονική διαδικασία για τον έλεγχο της απόδοσης της ανεμογεννήτριας (International Standard IEC 61400-12), 2. Χρησιμοποιώντας μια γραμμή τάσης που συσχετίζει την ισχύ με την αιολική ταχύτητα, 3. Συσχετίζοντας την ροή του ανέμου και την αιολική ταχύτητα που μετράται από το ανεμόμετρο και έπειτα

χρησιμοποιώντας την συσχέτιση μεταξύ αιολική ταχύτητα και παραγωγής και 4. Υπολογίζοντας την παραγόμενη ισχύ από κάθε ανεμογεννήτρια χρησιμοποιώντας την ταχύτητα του ανέμου και την κατεύθυνση που μετράται από τον μετεωρολογικό πύργο.

Οι Ramírez-Rosado et al. [71] περιέγραψαν ένα μοντέλο που περιλαμβάνει μια ομάδα μοντέλων πρόβλεψης, καλύπτοντας όλη την κλίμακα των οριζόντων πρόβλεψης. Υπάρχουν συγκεκριμένα μοντέλα για πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις και ειδικευμένα μοντέλα πρόβλεψης για την επόμενη μέρα. Η ομάδα των καλύτερων μοντέλων επιλέχθηκε σύμφωνα με τον ορίζοντα και την στιγμή που γίνονται οι προβλέψεις. Επιλέχθηκαν τρία μοντέλα για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης έτσι ώστε οι έξοδοί τους να ήταν οι είσοδοι ενός συστήματος ασαφούς λογικής που παρείχε την προβλεπόμενη τιμή σαν ένα μη γραμμικό συνδυασμό των εξόδων των τριών επιλεγμένων μοντέλων. Υπήρχαν εννιά συστήματα ασαφούς λογικής, ένα για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης. Για την βελτίωση της απόδοσης του συστήματος παγκοσμίως προβλέψεων στις πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, χρησιμοποιήθηκε ένα φίλτρο Kalman και ο σκοπός ήταν η μείωση της σταθεράς στην προβλεπόμενη τιμή για την μέση αιολική ταχύτητα που δίνεται από ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Το μοντέλο δοκιμάστηκε σε ένα αιολικό πάρκο στα βόρεια της Πορτογαλίας, σε μια περίπλοκη περιοχή με βουνά και χρησιμοποιώντας αρκετά χρονικά διαστήματα στις εφαρμογές της παραγόμενης ισχύς του αιολικού πάρκου (ημερήσια και ενδοημερήσια αγορά). Το μέγεθος των σφαλμάτων πρόβλεψης που αποκτήθηκαν είναι πολύ ικανοποιητικό συγκριτικά με την τεχνολογία αιχμής («state-of-the-art»). Όπως αναμενόταν, στην εφαρμογή της ενδοημερήσιας αγοράς, το σφάλμα ήταν μικρότερο από το σφάλμα της ημερήσιας και η βελτίωση της RMSE συγκριτικά με την Persistence κυμαινόταν από ένα ελάχιστο 7% για την πρώτη ώρα μέχρι ένα μέγιστο 65%, με μέση τιμή 48%.

Οι Pinson και Καρινιωτάκης [72] παρουσίασαν ένα μοντέλο αιολικών προβλέψεων που χρησιμοποιεί μετρήσεις SCADA σε κατάσταση λειτουργίας και αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Το σύστημα πρόβλεψης χρησιμοποιεί ασαφή νευρωνικά δίκτυα για πολύ βραχυπρόθεσμους (1-10 ώρες) και βραχυπρόθεσμους (1-48 ώρες) χρονικούς ορίζοντες. Ένας αλγόριθμος προσομοίωσης ενίσχυσης ελέγχει την διαδικασία εκπαίδευσης και για τον τερματισμό της εφαρμόζεται διασταυρωμένη τεκμηρίωση. Αυτό το είδος μοντέλου χρησιμοποιείται στο ARMINES (Association pour la Recherche et le Développement des Méthodes et Processus Industriels) σύστημα προβλέψεων αιολικής ισχύος (AWPPS). Η κύρια συνεισφορά της μελέτης αυτής, εκτός από την μέθοδο εκτίμησης διαστημάτων πρόβλεψης και κινδύνων, είναι το γεγονός ότι αντικαθιστά την κλασική μέθοδο δοκιμή-και-σφάλμα όπου πολλές ρυθμίσεις δοκιμάζονται από έναν δεσμευτικό, μη γραμμικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης. Ο μονοδρομικός αλγόριθμος επιλέγει τις σχετικές πληροφορίες (ταχύτητα

του ανέμου, κατεύθυνση, κλπ) για το μοντέλο, όπου οι μεταβλητές απόφασης αναπαριστούν τον αριθμό των ασαφών ομάδων για τον συγκεκριμένο τύπο δεδομένων εισόδου.

Οι Yamaguchi et al. [73] περιέγραψαν ένα μοντέλο που λαμβάνει σαν εισόδους δεδομένα αριθμητικών προβλέψεων καιρού από το Ιαπωνικό Μετεωρολογικό Κέντρο (JMA) και δεδομένα SCADA από τα αιολικά πάρκα. Οι προβλέψεις που γίνονται από το JMA διαβαθμίζονται (downscale) στην οριζόντια ανάλυση του 1 χλμ από το μοντέλο μεσαίας κλίμακας, RAMS. Έπειτα, η προβλεπόμενη αιολική ταχύτητα μετατρέπεται σε αιολική ισχύ, βασιζόμενη στην καμπύλη ισχύος του αιολικού πάρκου που υπολογίστηκε από τις ιστορικές τιμές της προβλεπόμενης αιολικής ταχύτητας και της μετρούμενης τιμής. Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή των προβλέψεων της αιολικής ισχύς βασίστηκε στην μέθοδο της αυτοπαλινδρόμησης με εξωγενείς εισόδους, όπου η τελικώς προβλεπόμενη ισχύς είναι ένας συνδυασμός της υπολογισμένης καμπύλης ισχύος και της μετρούμενης ισχύος των αιολικών πάρκων. Η κύρια συνεισφορά αυτής της μελέτης είναι η βελτίωση της μεθόδου αυτοπαλινδρόμησης με εξωγενείς εισόδους. Το νέο μοντέλο χρησιμοποιεί μια νέα παράμετρο στην τυποποίηση των λειτουργικών απροόπτων των αιολικών πάρκων. Το νέο στατιστικό μοντέλο ονομάζεται ARXM, αυτο-παλινδρομικό με εξωγενείς μεταβλητές εισόδου και παράμετρο με την χρονική κλίμακα. Η άλλη κύρια συνεισφορά του μοντέλου είναι η μέθοδος των συντελεστών μεταφοράς. Αυτή η συνάρτηση μεταφοράς είναι μια αναλογία μεταξύ της ταχύτητας του ανέμου από το μοντέλο μεσαίας κλίμακας και την ταχύτητας του ανέμου από το μοντέλο JMA. Ενώ η προσομοίωση μεσαίας κλίμακας απαιτεί 3-4 ώρες με τον παράλληλο υπολογιστή (που απαιτεί οχτώ επεξεργαστές), η προτεινόμενη μέθοδος συντελεστών μεταφοράς παίρνει μόνο λίγα λεπτά με έναν υπολογιστή. Η ακρίβεια της πρόβλεψης είναι σχεδόν η ίδια αλλά το αποτέλεσμα αυτό πρέπει να επιβεβαιωθεί και σε διαφορετικούς τύπους εδαφών και καιρικές συνθήκες.

Οι Σιδεράτος και Χατζηαργυρίου [74] περιέγραψαν ένα σύστημα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος που χρησιμοποιεί τεχνητή νοημοσύνη και τεχνικές σαφούς λογικής. Η κύρια συνεισφορά αυτής της μελέτης είναι ο συνδυασμός των νευρωνικών δικτύων συναρτήσεων ακτινωτής βάσης με το μοντέλο ασαφούς λογικής, για την βελτίωση της χρήσης των αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Η συνολική μεθοδολογία πρόβλεψης μπορεί να διαιρεθεί σε τρία κύρια σημεία: 1. Την προκαταρκτική πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, 2. Ένα μοντέλο που παρέχει ένα ποιοτικό δείκτη των αριθμητικών προβλέψεων καιρού και 3. Ένα τελικό μοντέλο αιολικών προβλέψεων. Το πρώτο μοντέλο παρέχει της αρχικές προβλέψεις της ισχύος και εμπεριέχει έναν αυτό-οργανωμένο χάρτη, που διαχωρίζει την πρόβλεψη της αιολικής ταχύτητας σε τρεις τάξεις σύμφωνα με το μέγεθος (μικρό, μεσαίο, μεγάλο), και τρία νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης που προβλέπουν την αιολική παραγωγή. Το δεύτερο μοντέλο αποτελείται από ένα μοντέλο ασαφούς λογικής και δύο νευρωνικά

δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης. Το ένα RBF νευρωνικό δίκτυο παίρνει τις τιμές της προβλεπόμενης αιολικής ταχύτητας σαν εισόδους, ενώ το άλλο παίρνει σαν εισόδους την προβλεπόμενη κατεύθυνση και την ώρα πρόβλεψης. Η διαφορά μεταξύ των εξόδων αυτών των δύο RBF νευρωνικών δικτύων και του προηγούμενου μοντέλου είναι ότι αυτά παρέχουν πληροφορίες για τις «φτωχές» αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Το μοντέλο ασαφούς λογικής αναγνωρίζει τις «φτωχές» αριθμητικές προβλέψεις καιρού και το μοντέλο υπολογίζει την ποιότητα των αριθμητικών προβλέψεων καιρού όταν οι διαφορές παίρνουν μεγάλες τιμές και η κατεύθυνση του ανέμου είναι εκτός των αναμενόμενων ορίων. Το τρίτο μοντέλο περιέχει τρία νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης, το οποίο παρέχει την τελική πρόβλεψη για κάθε μία από τις τρεις τάξεις ανέμου. Η απόδοση της μεθοδολογίας συγκριτικά με τα πρόσφατα μοντέλα state-of-art είναι κοντά με τα καλύτερα μοντέλα και μερικές φορές είναι και καλύτερη από την απόδοσή τους για ορίζοντες 48 ωρών μπροστά. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται σε αυτή τη μελέτη διεξήχθησαν σε ένα αιολικό πάρκο εντός πελάγους (offshore), το οποίο κάνει την διεξαγωγή προβλέψεων πιο δύσκολη.

Ένα παρόμοιο σχέδιο προτάθηκε και από τους Fan et al. στο [75]. Οι συγγραφείς περιγράφουν και δοκιμάζουν μία υβριδική μέθοδος δύο σταδίων με Βαεζουανή ομαδοποίηση (Bayesian Clustering by Dynamics, BCD) και μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Η μέθοδος BCD χρησιμοποιείται πρώτα για να αναγνωρίσει την εναλλασσόμενη στατική δυναμική για τα δεδομένα εισόδου και για να διαχωρίσει τα δεδομένα σε πολλές υπο-ομάδες. Έπειτα, χρησιμοποιούνται ομάδες μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης για να ταιριάξουν τα δεδομένα αιολικής ταχύτητας και της αιολικής παραγωγής, εκμεταλλευόμενοι όλα τα παρελθοντικά δεδομένα και τις παρόμοιες δυναμικές πληροφορίες. Οι συγγραφείς εκφράζουν τρία κύρια πλεονεκτήματα του μοντέλου:

1. Είναι ικανό να διαχειριστεί τις μη στατικές χρονοσειρές διότι η BCD μέθοδος είναι ικανή να ενσωματώσει προηγούμενες και πρόσφατες ενδείξεις. Παρόλα αυτά, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης δεν εκπαιδεύονται σε κατάσταση λειτουργίας και κάθε νέο-λαμβανόμενη μέτρηση δεν χρησιμοποιείται για την ενημέρωση του μοντέλου.
2. Ταιριάζει τα δεδομένα πολύ καλά διότι χρησιμοποιούνται πολλαπλά μοντέλα.
3. Είναι εύρωστο διότι χρησιμοποιεί διάφορους τύπους δεδομένων εισόδου, και συνεπώς, μπορεί να εφαρμοστεί σε διαφορετικά αιολικά πάρκα χωρίς σημαντικές αλλαγές.

Το μοντέλο δοκιμάστηκε για χρονικό ορίζοντα 48 ωρών σε ένα αιολικό πάρκο 74 MW που βρίσκεται στην νοτιοδυτική Οκλαχόμα. Οι συγκρίσεις με την persistence υποδεικνύουν ότι το μοντέλο είναι σχετικά αποδοτικό με την έννοια ότι πέτυχε βελτίωση 40%.

Οι Costa et al. [76] παρουσίασαν αποτελέσματα από μία υβριδική στατιστική/φυσική μέθοδο. Ο σκοπός ήταν ο συνδυασμός μοντέλων που βασίζονται μόνο σε χρονοσειρές, για πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, με ένα φυσικό μοντέλο με καλή απόδοση μεταξύ 9 και 72 ωρών και για να γίνει αυτό, βρήκαν το κομβικό σημείο μεταξύ και των δύο καμπύλων σφάλματος. Τα τρία στατιστικά μοντέλα που μελετήθηκαν για την παραγωγή προβλέψεων μέχρι και 10 ώρες μπροστά είναι τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα, τα μοντέλα ασαφούς λογικής και τα νευρωνικά δίκτυα. Το μοντέλο που απέδωσε καλύτερα ήταν το ασαφές μοντέλο. Επίσης, μελετήθηκαν και τρεις διαφορετικές δομές των φυσικών μοντέλων, χρησιμοποιώντας αριθμητικές προβλέψεις καιρού για όλα, όπου οι κύριες διαφορές μεταξύ τους ήταν η ευστάθεια και οι εισοδοί του μοντέλου της καμπύλης ισχύος. Τα δύο μοντέλα βασίζονταν σε μη-ουδέτερη ευστάθεια και το άλλο σε ουδέτερη ευστάθεια. Επίσης, δύο από τα μοντέλα βασίζονταν στην μετατροπή της αιολικής ταχύτητας σε ισχύ στην θέση του ιστίου του ανεμομέτρου αναφοράς (πρόβλεψη της ισχύος εξόδου του αιολικού πάρκου), ενώ το άλλο βασίζονταν στην ατομική μετατροπή στην θέση της ανεμογεννήτριας (πρόβλεψη για κάθε ανεμογεννήτρια). Το φυσικό μοντέλο με την καλύτερη απόδοση ήταν αυτό που χρησιμοποιούσε την ουδέτερη ευστάθεια και την μετατροπή της αιολικής ταχύτητας σε ισχύ στην θέση του ανεμομέτρου αναφοράς.

Οι συγγραφείς ανακάλυψαν ότι ο συνδυασμός βελτιώνει την πρόβλεψη σε μεσαίος ορίζοντες (3-9 ώρες). Τα στατιστικά μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν για πολύ βραχυπρόθεσμους (1-3 ώρες) και τα φυσικά μοντέλα για μακροπρόθεσμους ορίζοντες (9-36 ώρες).

Στα [77] και [78], παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της Δανικής PSO-μελέτης «Εξυπνα συστήματα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος». Κατά τη διάρκεια της μελέτης, εξετάστηκαν και περαιτέρω βελτιώσεις και αυτοματοποιημένα εργαλεία για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της αιολικής ισχύος. Αυτά τα εργαλεία απέδειξαν ότι είναι μια ενδιαφέρουσα εναλλακτική των εργαλείων των λειτουργικών προβλέψεων που χρησιμοποιούνται στις μέρες μας. Τα συστήματα που χρησιμοποιήθηκαν για την έρευνα ήταν το WPPT (Wind Power Prediction Tool, εργαλείο πρόβλεψης αιολικής ισχύος) και το Prediktor. Τα κύρια πλεονεκτήματα που αναφέρονται σε αυτή τη μελέτη έχουν να κάνουν με την απόδοση, την στιβαρότητα (robustness) στις εξωτερικές αναταράξεις και τις απλοποιήσεις στην ρύθμιση αυτών των συστημάτων. Παράλληλα, αναπτύχθηκαν μέθοδοι για την αυτόματη επιλογή των παραμέτρων ρύθμισης, με τις οποίες το σύστημα είναι ικανό να αυτό-βαθμονομείται και να αυτό-ρυθμίζεται.

Ακόμα, αναπτύχθηκε ένας εύρωστος M-τύπου εκτιμητής για την τοπική μέθοδο πολυωνυμικής παλινδρόμησης. Αυτή η μέθοδος διαμορφώθηκε σε μια προσαρμοζόμενη και

αναδρομική εκδοχή, όπου η μεθοδολογία είναι λιγότερο ευαίσθητη στις βλάβες των μηχανημάτων μέτρησης.

Κανονικά, οι στατιστικές μέθοδοι χρειάζεται να εκπαιδεύονται με ιστορικά δεδομένα που αφορούν αριθμητικές προβλέψεις καιρού και την αιολική παραγωγή αλλά, στα νέα αιολικά πάρκα, τα ιστορικά δεδομένα μερικές φορές μπορεί να μην είναι διαθέσιμα ή να είναι λίγα, ποσοτικά. Αυτό το γεγονός επηρεάζει το σφάλμα πρόβλεψης των αρχικών εκτιμήσεων μέχρι η επίδραση των αρχικών εκτιμήσεων να εξαφανιστεί. Έτσι, οι συγγραφείς μελέτησαν την βελτίωση της αρχικής απόδοσης με την πρόσθεση μιας «θεωρητικής» καμπύλης ισχύος του αιολικού πάρκου υπολογισμένη με WASP (Wind Atlas Analysis and Application Program).

Μια άλλη μέθοδος που μελετήθηκε για την βελτίωση της απόδοσης, ενέπλεκε τον συνδυασμό κάμπουσων μετεωρολογικών προβλέψεων [79] και έδειξε ότι μια απλή βέλτιστη και αυτό-βαθμονομούμενη διαδικασία για τον συνδυασμό μερικών προβλέψεων μπορεί εύκολα να βελτιώσει το σφάλμα πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα του αιολικού πάρκου Klim στην Δανία έδειξαν μια βελτίωση 15% με συνολικό επίπεδο 9% στο NRMSE, συγκριτικά με τον συνδυασμό DMI(Danish Meteorological Institute)-DWD(Deutscher Wetterdienst)-NCEP με μια καλή DMI-HIRLAM πρόβλεψη.

4.1.3 Τοπική πρόβλεψη

Σε αυτό το κομμάτι, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της έρευνας που αφορούν την επίδραση της ομαδοποίησης των αιολικών πάρκων, όπως επίσης, και η επιλογή των αιολικών πάρκων αναφοράς και η επίδρασή της στο σφάλμα πρόβλεψης των τοπικών προβλέψεων αιολικής ισχύος.

Όσον αφορά τις τοπικές προβλέψεις (ή την αναβάθμιση), πολλές μελέτες έχουν εκδοθεί που ασχολούνται με τα σφάλματα και τις επιδράσεις που έχουν στην αναμενόμενη αιολική παραγωγή όλης της περιοχής, ο αριθμός και η τοποθεσία των αιολικών πάρκων αναφοράς. Στην βιβλιογραφία, αναφέρεται σαφώς ότι με την ομαδοποίηση πολλών αιολικών πάρκων μιας ευρείας περιοχής, τα σφάλματα πρόβλεψης με ασθενή συσχέτιση εξαλείφονται εξαιτίας των στατιστικών επιπτώσεων. Συνεπώς, αυτές οι στατιστικές επιδράσεις εξομάλυνσης μειώνουν τα σφάλματα πρόβλεψης μιας περιοχής, συγκριτικά με ένα μόνο αιολικό πάρκο.

Οι Focken et al. [18] μελέτησαν την επίδραση που έχουν δύο παράμετροι στο μέγεθος του σφάλματος τοπικής πρόβλεψης, στην χωρική επέκταση της περιοχής και στον αριθμό των αιολικών πάρκων που περιέχει, μαζί με την κατανομή τους. Τα αποτελέσματα που παρουσίασαν ήταν ότι η αναλογία μεταξύ της απόκλισης του συνόλου και της απόκλισης του ενός αιολικού πάρκου μειώνεται όταν αυξάνεται το μέγεθος της περιοχής για διαφορετικούς

χρονικούς ορίζοντες. Αυτή η μείωση δεν είναι τόσο αξιοσημείωτη όσο η μείωση στους μεγάλους χρονικούς ορίζοντες. Η αναλογία μειώνεται, όπως και η συνάρτηση του αριθμού των θέσεων στην περιοχή. Παρόλα αυτά, φτάνει σε ένα επίπεδο κορεσμού στο οποίο η μείωση του σφάλματος δε εξαρτάται πλέον από τον αριθμό των θέσεων. Για παράδειγμα, σε μια περιοχή 370 χλμ, λιγότερο από 50 θέσεις είναι αρκετές για να επιτύχουν μία αναλογία 0.63. το επίπεδο κορεσμού μειώνεται με την αύξηση του μεγέθους της περιοχής, κυρίως εξαιτίας της εκθετικής εξασθένησης της ετεροσυσχέτισης του σφάλματος πρόβλεψης. Το κύριο συμπέρασμα είναι ότι το μέγεθος του σφάλματος πρόβλεψης εξαρτάται αναλογικά από το μέγεθος της περιοχής: όσο μεγαλύτερη είναι η περιοχή.

Επιπλέον, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι για περιοχές με επαρκή αριθμό από αιολικά πάρκα εξαπλωμένα το ίδιο, είναι δυνατό να εκτιμηθεί η επίδραση της τοπικής ομαλοποίησης του σφάλματος πρόβλεψης της αιολικής ισχύος λαμβάνοντας υπ' όψιν το μέγεθος της αναλυόμενης περιοχής. Οι συγγραφείς τόνισαν, επίσης, ότι η ομαδοποίηση των αιολικών πάρκων δεν μπορεί να απαλείψει μεμονωμένα γεγονότα, όπως το μέτωπο των καταιγίδων ή τα σφάλματα φάσης, διότι οι διαμορφώσεις του καιρού έχουν μια συνεκτική δομή, που κανονικά εκτείνεται σε μερικές εκατοντάδες χιλιόμετρα. Συνεπώς, η συσχέτιση μεταξύ των σφαλμάτων πρόβλεψης είναι υψηλότερη σε αυτή την περίπτωση.

Οι Lang et al. [80] έδειξαν ότι με έναν συνδυασμό αυξανόμενης διασποράς των αιολικών πάρκων και αυξανόμενου αριθμού αιολικών πάρκων, το σφάλμα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος μειώνεται, όπως επίσης και ο συντελεστής μέσου φορτίου για το αιολικό πάρκο. Τα σφάλματα πρόβλεψης αυξάνονται με την αύξηση του συντελεστή φορτίου ως αποτέλεσμα των αυξανόμενων ανώμαλων καιρικών φαινομένων και των υψηλότερων μέσων αιολικών ταχυτήτων.

Οι Gastón et al. [81] αξιολόγησαν την επίδραση των ομαδοποιήσεων των αιολικών πάρκων στα σφάλματα πρόβλεψης. Το σφάλμα από μια ομαδοποίηση είναι χαμηλότερο συγκριτικά με το σφάλμα από μία μόνο πρόβλεψη. Οι συγγραφείς συνειδητοποίησαν ότι υπάρχει ένα όριο στην μείωση του σφάλματος με την ομαδοποίηση. Στην πραγματικότητα, ομάδες των περισσότερων από τρία αιολικά πάρκα οδηγούν σε σημαντική μείωση των σφαλμάτων. Η καλύτερη μείωση του σφάλματος έγινε για τρία αιολικά πάρκα που βρίσκονταν σε διαφορετικές περιοχές.

Οι Pinson et al. [19] πέτυχαν μείωση μεταξύ 25-30% του επιπέδου του σφάλματος πρόβλεψης, συγκριτικά με το σφάλμα ενός μόνο αιολικού πάρκου. Κατέληξαν, επίσης, ότι τα προχωρημένα μοντέλα που βασίζονταν σε ασαφή νευρωνικά δίκτυα για χρονικούς ορίζοντες μεγαλύτερους από 15 ώρες ωφελούνται περισσότερο από το φαινόμενο ομαλοποίησης παρά από την persistence ή την OL-persistence. Παρόλα αυτά, για χρονικό ορίζοντα μεταξύ 1 και 5

ωρών, η persistence είναι το μόνο μοντέλο που επωφελείται από τα φαινόμενα ομαλοποίησης, και συνεπώς στις τοπικές προβλέψεις, είναι δύσκολο να ξεπεραστεί η persistence σε αυτού του είδους χρονικούς ορίζοντες.

Οι Siebert και Καρινιωτάκης [82] αξιολόγησαν την επίδραση της επιλογής των εισόδων (αριθμός αιολικών πάρκων αναφοράς) στην ακρίβεια των τοπικών προβλέψεων. Σε πρώτη φάση, ελέγχθησαν όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί $2n-1$ για n αιολικά πάρκα αναφοράς. Οι προβλέψεις μεμονωμένων αιολικών πάρκων συνδυάστηκαν γραμμικά ώστε να παράγουν την τοπική πρόβλεψη. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ο αυξανόμενος αριθμός των αιολικών πάρκων αρχικά μειώνει το σφάλμα, παρόλα αυτά, αφού προστεθεί ένας συγκεκριμένος αριθμός αιολικών πάρκων, το σφάλμα ξεκινά να αυξάνεται. Οι συγγραφείς εξήγησαν αυτή τη διαμόρφωση λέγοντας ότι «οι πρόσθετες πληροφορίες που παρέχονται από ένα επιπλέον αιολικό πάρκο ξεπερνιούνται σε σπουδαιότητα από τον πρόσθετο θόρυβο που προστίθεται στη είσοδο του μοντέλου.» Επίσης, προτάθηκαν τρεις αλγόριθμοι επιλογής αιολικών πάρκων αναφοράς: 1. k -μέσων αλγόριθμος ομαδοποίησης, όπου το αιολικό πάρκο που είναι πιο κοντά στον γεωμετρικό μέσο είναι το αιολικό πάρκο αναφοράς (τα μέτρα απόστασης είναι η Ευκλείδεια απόσταση και η συσχέτιση μεταξύ αριθμητικών προβλέψεων καιρού), 2. Ο αλγόριθμος MIFS (Mutual Information-based Feature Selection) και 3. Ο αλγόριθμος «άπληστης» πρόσθιας επιλογής για τον ορισμό του καλύτερου συνδυασμού αιολικών πάρκων αναφοράς. Η κύρια συνεισφορά αυτής της μελέτης είναι ότι τονίζεται η σημαντικότητα της επιλογής των αιολικών πάρκων για τις τοπικές προβλέψεις. Παρόλο που καμία από τις προτεινόμενες μεθόδους δεν παρήγαγε βέλτιστα αποτελέσματα, η εφαρμογή αυτών των μεθόδων οδήγησε σε καλύτερα αποτελέσματα από τα αποτελέσματα που βγήκαν από την τυχαία επιλογή. Μια άλλη σχετική συνεισφορά είναι ένα νέο μοντέλο πρόβλεψης, το RPC (παλινδρομική καμπύλη ισχύος). Όταν συγκρίθηκε με άλλα μοντέλα «state-of-art», το RPC έδειξε παρόμοια απόδοση. Παρόλα αυτά, ένα ακόμα πλεονέκτημα του μοντέλου είναι ότι δεν απαιτεί σημαντική υπολογιστική προσπάθεια.

Μια προέκταση αυτής της μελέτης και επιπλέον βελτιώσεις στις τοπικές προβλέψεις μπορούν να βρεθούν στην διδακτορική διατριβή του Nils Siebert [20]. Ο σκοπός αυτής της διατριβής ήταν να παρουσιάσει οδηγίες προς τους σχεδιαστές των μοντέλων και θα ήθελαν να ενισχύσουν τις μεθόδους τοπικών προβλέψεων. Ο συγγραφέας έδειξε ότι δεν υπάρχει σημαντική διαφορά στην απόδοση μεταξύ των μεθόδων που αναφέρονται στο τμήμα 3.5.4. και η άποψή του είναι ότι «...όταν σχεδιάζεται ένα τέτοιο εργαλείο, ο σχεδιαστής θα έπρεπε να λαμβάνει υπ' όψιν τις απαιτήσεις του τελικού χρήστη, τους περιορισμούς του συγκεκριμένου προβλήματος τοπικών προβλέψεων και να περιορίζουν όσο είναι δυνατό την περιπλοκότητα και τις διαστάσεις των συνδυασμών του βασικού μοντέλου...».

Σύμφωνα με τον συγγραφέα, μόνο μερικές καλά επιλεγμένες διευκρινιστικές μεταβλητές είναι απαραίτητες για την παραγωγή τοπικών προβλέψεων. Για παράδειγμα, το υψηλό επίπεδο θορύβου στην αριθμητική πρόβλεψη καιρού περιορίζει τον αριθμό των μεταβλητών που χρησιμοποιείται στο μοντέλο. Το συμπέρασμα ήταν ότι μόνο μερικές αριθμητικές προβλέψεις καιρού είναι αρκετές (μεταξύ 5 και 8) και η σχέση μεταξύ της παραγωγής ενός μόνο αιολικού πάρκου και της τοπικής παραγωγής είναι γραμμική. Τελικά, σύγκρινε τα μέτρα κοινών πληροφοριών και τις μεθόδους MIFS με δυο νέες, την αυτό-διδασκόμενη μέθοδο ομαδοποίησης και μια μέθοδο περιτύλιξης (wrapper), τονίζοντας τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους.

Ο συγγραφέας αναγνώρισε, επίσης, την ανάγκη σχεδιασμού προσαρμοζόμενων μοντέλων τοπικών προβλέψεων για την αντιμετώπιση της μη στατικής διαδικασίας.

Οι Yamaguchi et al. [83] μελέτησαν πως τα σφάλματα τοπικών προβλέψεων μπορούν να είναι ευαίσθητα ως προς τον αριθμό και την τοποθεσία των αιολικών πάρκων αναφοράς. Ο υπολογισμός κατά προσέγγιση της τοπικής πρόβλεψης από τις προβλέψεις του αιολικού πάρκου αναφοράς βασίζεται στο:

$$P_{\text{region}}(t) = \left(1 + \frac{P_{\text{rate}}^{\text{free}}}{P_{\text{rate}}^{\text{ref}}}\right) \cdot \hat{P}^{\text{ref}}(t) \quad (1)$$

Όπου $P_{\text{rate}}^{\text{free}}$ είναι η εγκατεστημένη ισχύς των μη αναφορικών αιολικών πάρκων, $P_{\text{rate}}^{\text{ref}}$ είναι η εγκατεστημένη ισχύς των αιολικών πάρκων αναφοράς και \hat{P}^{ref} είναι η πρόβλεψη της αιολικής ισχύος των αιολικών πάρκων αναφοράς.

Οι συγγραφείς ανακάλυψαν ότι το σφάλμα πρόβλεψης μειώνεται με την αύξηση του αριθμού των αιολικών πάρκων αναφοράς. Η τιμή αναφοράς λαμβάνεται από το άθροισμα όλων των αιολικών πάρκων όταν η παραγωγική ικανότητα των αιολικών πάρκων αναφοράς είναι κοντά στο 50% της συνολικής ικανότητας. Κατέληξαν, επίσης, ότι το σφάλμα αναφοράς εξαρτάται από την τοποθεσία των αιολικών πάρκων αναφοράς και ότι μια αναβάθμιση βασισμένη σε υποπεριοχές επιδεικνύει καλή απόδοση όταν οι κανονικοποιημένες παραγωγικές ικανότητες των αιολικών πάρκων αναφοράς σε κάθε υποπεριοχή είναι σχεδόν ίδιες. Παράλληλα, πρότειναν μια νέα συνάρτηση ετεροσυσχέτισης, η οποία αποδίδει καλά συγκριτικά με την συμβατική συνάρτηση.

Οι Barbero et al. [84] παρουσίασαν μια διαφορετική μέθοδο τοπικής πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, συγκρίθηκαν οι αποδόσεις του MLP νευρωνικού δικτύου συνδυασμένο με την ανάλυση πρωταρχικών συνιστωσών (PCA) και της μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης για προβλέψεις αιολικής ισχύος ευρείας περιοχής. Αντί να χρησιμοποιηθούν αιολικά πάρκα αναφοράς, η ομαδοποιημένη έξοδος προέρχεται από 84 «κόμβους», οι οποίοι είναι σημεία

του πλέγματος που αντιστοιχούν στην παραγωγή πολλών αιολικών πάρκων. Τελικά, το συμπέρασμα ήταν ότι οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης μπορεί να αποδώσουν καλύτερα με χρόνους εκπαίδευσης που είναι πολύ μικρότεροι από τους χρόνους του συνδυασμού MLP νευρωνικού και πρωταρχικών συνιστωσών. Δυστυχώς, δεν έγινε καμία σύγκριση με μεθόδους που χρησιμοποιούν ένα συγκεκριμένο αριθμό αιολικών πάρκων αναφοράς.

Οι Bremen et al. [85] πρότειναν μια υβριδική φυσική-στατιστική μέθοδο που βασίζεται στην ανάλυση πρωταρχικών συνιστωσών, η οποία είναι μια μαθηματική διαδικασία που μετατρέπει έναν αριθμό από πιθανώς συσχετιζόμενες μεταβλητές σε έναν μικρότερο αριθμό από μη-συσχετιζόμενες μεταβλητές που ονομάζονται πρωταρχικές συνιστώσες. Οι συγγραφείς έδειξαν ότι η χωρική αποσύνθεση της παραγωγής της αιολικής ισχύος μπορεί να εκτελεστεί με ανάλυση των πρωταρχικών συνιστωσών ώστε να βγει ένα προσχέδιο της μεταβλητότητας. Την ίδια στιγμή, οι πρωταρχικές συνιστώσες μπορούν να συνδεθούν με τυπικές καιρικές συνθήκες. Σε αυτή τη μέθοδο, υπολογίζονται χάρτες με τις προβλεπόμενες αιολικές ταχύτητες στο τετράγωνο και πολλαπλασιασμένες με την κανονικοποιημένη χωρική κατανομή της ικανότητας παραγωγής αιολική ισχύος στις υποπεριοχές. Στην περίπτωση της Γερμανίας, αυτοί οι χάρτες δίνονται σε ένα πλέγμα από 306 υποπεριοχές. Αρχικά, γίνονται αναλύσεις των πρωταρχικών συνιστωσών με τη χρήση ιστορικών δεδομένων από τους προβλεπόμενους αιολικούς χάρτες και έπειτα υπολογίζονται οι πρωταρχικές συνιστώσες. Οι έξι πρώτες συνιστώσες χρησιμοποιούνται μαζί με την συνολική παραγωγή σε μια γραμμική παλινδρόμηση πολλών μεταβλητών και υπολογίζονται οι συντελεστές. Οι προβλέψεις γίνονται χρησιμοποιώντας τις προβλέψεις της αιολικής ταχύτητας από το ECMWF ώστε να φτιαχτούν οι προβλεπόμενοι χάρτες, οι οποίοι προβάλλονται μετά στις πρώτες έξι διαστάσεις που ορίστηκαν από την διαδικασία ανάλυσης πρωταρχικών συνιστωσών πάνω σε ιστορικά δεδομένα. οι προβαλλόμενες τιμές δίνονται, έπειτα, στο μοντέλο πολλών μεταβλητών ώστε να ανακτηθεί η τελικά τοπική πρόβλεψη.

Η απόδοση αυτής της μεθόδου είναι παρόμοια με την απόδοση των μοντέλων «state-of-art». Το NRMSE μιας μέρας μπροστά είναι 4.4% της ονομαστικής ισχύος.

4.2 Λειτουργικές και εμπορικές προβλέψεις αιολικής ισχύος

4.2.1 Ευρωπαϊκές προβλέψεις αιολικής ισχύος

4.2.1.1 Prediktor

Ο Landberg ανέπτυξε ένα φυσικό σύστημα προβλέψεων αιολικής ισχύος στο Risø National Laboratory (Δανία), το οποίο βασίζεται εν μέρει στην εμπειρία που αποκτάται κατά την ανάπτυξη του Ευρωπαϊκού Χάρτη Ανέμων. Το κύριο αντικείμενο του συστήματος είναι η χρήση της αιολικής ταχύτητας και κατεύθυνσης από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, η μετατροπή αυτών των μεταβλητών ανάλογα με την τοπική θέση και τελικώς, η χρήση της καμπύλης ισχύος, συμπεριλαμβανομένου των φαινομένων αφύπνισης. Η στατιστική μονάδα MOS χρησιμοποιείται πριν την μετατροπή σε τοπικό άνεμο ή πριν την μετατροπή σε ισχύ. Μπορεί, επίσης, να χρησιμοποιηθεί στο τέλος της αλυσίδας διαδικασιών του μοντέλου για να γίνει η αλλαγή της ισχύος.

Το μοντέλο περιλαμβάνει τέσσερις κύριες συνιστώσες: 1. Δεδομένα αιολικής ταχύτητας και κατεύθυνσης από ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού, 2. Διόρθωση ύψους, 3. Διόρθωση των τοπικών φαινομένων (ορεογραφία και τραχύτητα) και 4. Τυποποίηση της καμπύλης αιολικής ισχύος, συμπεριλαμβανομένου των δεδομένων αφύπνισης.

Το μοντέλο HIRLAM χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των καιρικών μεταβλητών. Αυτές οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού τροποποιούνται χρησιμοποιώντας τον γεωστροφικό νόμο αντίστασης και το λογαριθμικό προφίλ του ανέμου ώστε να παράγει μια εκτίμηση της επιφανειακής αιολικής ταχύτητας και κατεύθυνσης. Μετά, αυτές οι τροποποιημένες μεταβλητές διορθώνονται ανάλογα για τα τοπικά φαινόμενα χρησιμοποιώντας το μοντέλο WAsP από το Risø. Το μοντέλο WAsP τροποποιεί το τοπικό πεδίο του ανέμου ανάλογα με τις επιδράσεις των εμποδίων (σπίτια, διακοπές ανέμου, κλπ) και τις επιδράσεις της επιφανειακής τραχύτητας και ορεογραφίας.

Το μοντέλο Risø PARK [86] έπειτα, εφαρμόζεται για την εξομοίωση των φαινομένων σκίασης σε κάθε ανεμογεννήτρια ατομικά. Αυτό το μοντέλο οδηγεί στην αύξηση της αποδοτικότητας του αιολικού πάρκου και έπειτα, αναγνωρίζει την μείωση της εξόδου της ανεμογεννήτριας που προκαλείται από τις αφύπνισεις των άλλων ανεμογεννητριών. Η ισχύς εξόδου του αιολικού πάρκου βασίζεται στην υπολογισμένη αποδοτικότητα της διάταξης για κάθε κατεύθυνση του ανέμου. Επιπλέον, οι τοπικές διορθώσεις γίνονται στην τοπική ταχύτητα του ανέμου και στην κατεύθυνση και στην υπολογισμένη αιολική παραγωγή. Για αυτό, τα δεδομένα παραγωγής της αιολικής ισχύος και οι πηγές των ιστορικών δεδομένων για τον άνεμο χρησιμοποιούνται για να ρυθμίσουν το μοντέλο.

Για τον υπολογισμό των επιπτώσεων που δεν υπολογίζονται από τα φυσικά μοντέλα, εφαρμόζεται μια ρύθμιση MOS (Model Output Statistics). Πρώτα, εφαρμόζονται οι MOS διορθώσεις στην μορφή απλών γραμμικών συναρτήσεων, στις προβλέψεις της ταχύτητας του τοπικού ανέμου. Στην δεύτερη MOS, γίνονται οι διορθώσεις σε όποιες άλλες σταθερές υπάρχουν στις προβλέψεις της ισχύος εξόδου. Το μοντέλο δοκιμάστηκε στο Electricity Supply Board (ESB) στην Ιρλανδία και στην Αιόβα. Εκεί, η χρήση του μοντέλου στατιστικής διόρθωσης απόκρισης ήταν απαραίτητη για τις προβλέψεις του δικτυωτού πλεγματού μοντέλου της Εθνικής Μετεωρολογικής Υπηρεσίας των Ηνωμένων Πολιτειών Αμερικής. Για αυτό το γεγονός, ήταν εν μέρει υπεύθυνο το γεγονός ότι η ανάλυση του δικτυωτού πλεγματού μοντέλου ήταν 170 χλμ, και δεν υπήρχε διαθέσιμη τοπική Ανάλυση WAsP.

Το μοντέλο Prediktor δοκιμάστηκε στην Καλιφόρνια [87]. Οι δοκιμές ελέγχονταν από το ινστιτούτο Electric Power Research Institute (EPRI) και επιδοτήθηκαν από την Ενεργειακή Επιτροπή της Καλιφόρνιας. Το μοντέλο διεξήγαγε προβλέψεις για δύο μεγάλες περιοχές με αιολικά πάρκα: 900 ανεμογεννήτριες που παρήγαν 90 MW στο Altamont Pass και 111 ανεμογεννήτριες που παρήγαν 66,6 MW στο San Geronio Pass. Το Prediktor πέτυχε ένα μέσο ετήσιο MAE 14.2% και 23.3% για τα αντίστοιχα εργοστάσια, για μια περίοδο ενός χρόνου.

4.2.1.2 Previento

Ένα φυσικό μοντέλο που χρησιμοποιεί αριθμητικές προβλέψεις καιρού σαν εισόδους αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο του Oldenburg, και διανέμεται στις μέρες μας από το Energy & Meteo Systems GmbH (EMSYS). Ονομάζεται Previento [88] και λειτουργεί σε παραλιακές τοποθεσίες της Γερμανίας για πολλά χρόνια. Βασίζεται στην ίδια αρχή με το μοντέλο Prediktor όσον αφορά την βελτίωση των αριθμητικών προβλέψεων καιρού της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου. Χρησιμοποιεί το DWD's Lokalmodell (LM) σαν το μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού μέχρι και 48 ώρες.

Ο Mönnich [88] βρήκε ότι το πιο σημαντικό υπο-μοντέλο που χρησιμοποιείται στις μέρες μας είναι το μοντέλο για την ατμοσφαιρική ευστάθεια. Τα υπο-μοντέλα για την ορεογραφία και την τραχύτητα δεν ήταν πάντα ικανά να βελτιώσουν τα αποτελέσματα. Η χρήση του μοντέλου στατιστικής διόρθωσης απόκρισης (MOS) κρίθηκε πολύ χρήσιμη, παρόλα αυτά επειδή το μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού άλλαζε συχνά, η χρήση μια αναδρομικής τεχνικής συνίσταται. Είχε μεγάλη επιρροή στην καμπύλη ισχύος, και η θεωρητική καμπύλη ισχύος που δόθηκε από τον κατασκευαστή και η καμπύλη ισχύος που βρέθηκε με τα δεδομένα μπορεί να είναι αρκετά διαφορετικές. Στην πραγματικότητα, ακόμα και η καμπύλη ισχύος που εκτιμήθηκε από τα δεδομένα διαφορετικών χρόνων μπορεί να δείξει σημαντικές

αλλαγές. Τελικά, διευκρινίστηκε ότι η μεγαλύτερη επιρροή στο σφάλμα προήλθε από το ίδιο το μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού.

Για τις πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, το μοντέλο χρησιμοποίησε ένα νευρωνικό δίκτυο, που παίρνει τις μετρήσεις της αιολικής παραγωγής σε κατάσταση λειτουργίας σαν εισόδους. Το μοντέλο Previesto δίνει, επίσης, πληροφορίες για την αβεβαιότητα στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύς και της ταχύτητας, ανάλογα με τις καιρικές συνθήκες. Η αβεβαιότητα τυποποιείται από το γεγονός ότι η αβεβαιότητα της αιολικής ισχύος είναι αναλογική με την κλίση της καμπύλης ισχύος και με την ακρίβεια της υποκείμενης πρόβλεψης της αιολικής ταχύτητας. Τα χαμηλότερα και υψηλότερα όρια των επιπέδων εμπιστοσύνης αλλάζουν με την αλλαγή των καιρικών συνθηκών. Η κατανομή της αβεβαιότητας της ταχύτητας του ανέμου αναπαριστάται από την Γκαουσιανή κατανομή. Από την άλλη μεριά, η αβεβαιότητα της αιολικής ισχύος είναι μη-Γκαουσιανή και η αβεβαιότητα δίνεται στο ήδη ορισμένο επίπεδο εμπιστοσύνης, το οποίο είναι συνήθως 70% έτσι ώστε να είναι δυνατό να υπολογιστεί το διάστημα απόκλισης της Γκαουσιανής κατανομής. Ο αλγόριθμος αναβάθμισης βασίζεται στην συσχέτιση μεταξύ της αντιπροσωπευτικής παραγωγής του αιολικού πάρκου και της συνολικής παραγωγής που υπολογίζεται από παρελθοντικές μετρήσεις. Για παράδειγμα, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί 50 αντιπροσωπευτικές θέσεις για την παραγωγή τοπικών προβλέψεων σε περιοχές διαμέτρων μέχρι και 1000 χλμ. Το NRMSE της πρόβλεψης ισχύος για ολόκληρη τη Γερμανία είναι περίπου 6% της εγκατεστημένης παραγωγής.

Επιπλέον, η αβεβαιότητα για μια περιοχή υπολογίζεται από την αβεβαιότητα κάθε υποπεριοχής, λαμβάνοντας υπ' όψιν την χωρική συσχέτιση του σφάλματος πρόβλεψης.

4.2.1.3 LocalPred και RegioPred

Τα LocalPred και RegioPred [89] είναι δύο εργαλεία που ανεπτύχθησαν από το CENER, το Ισπανικό Εθνικό Κέντρο Ανανεώσιμης Ενέργειας, σε συνεργασία με το Ισπανικό Κέντρο Έρευνας για την Ενέργεια, το Περιβάλλον και την Τεχνολογία, CIEMAT. Τα μοντέλα που λειτουργούν από το 2002 και «τρέχουν» για διαφορετικά αιολικά πάρκα στην Ισπανία από τον Ιούνιο του 2003.

Το RegioPred είναι ένα μοντέλο τοπικών προβλέψεων που βασίζεται στο μοντέλο πρόβλεψης για ένα αιολικό πάρκο, LocalPred. Η τοπική πρόβλεψη μπορεί να διεξαχθεί προσθέτοντας κάθε πρόβλεψη ενός αιολικού πάρκου ή χρησιμοποιώντας την ανάλυση ομαδοποίησης για επιλεγμένα αιολικά πάρκα αναφοράς.

Το μοντέλο LocalPred αναπτύχθηκε συγκεκριμένα για την πρόβλεψη σε αιολικά πάρκα με περίπλοκα εδάφη. Περιλαμβάνει μια προσαρμοζόμενη βελτιστοποίηση της εισόδου

αριθμητικών προβλέψεων καιρού, μια τυποποίηση χρονοσειρών, μια τυποποίηση μεσαίας κλίμακας με το μοντέλο MM5 και μοντελοποίηση με την καμπύλη ισχύος. Οι προβλέψεις του MM5 αφορούν όλες τις σχετικές μετεωρολογικές μεταβλητές για 72 ώρες με χωρική ανάλυση 1 τετραγωνικού χλμ γύρω από το αιολικό πάρκο. Εξαιτίας της χωρικής ανάλυσης, αυτή η βελτίωση είναι πιο σημαντική σε περίπλοκα εδάφη.

Η Υπολογιστική Δυναμική των Ρευστών συνδυάστηκε με το μοντέλο MM5 ώστε να συμπεριληφθεί και μοντελοποίηση μικρότερης κλίμακας (μικρότερης από 1 τετρ.χλμ.). Αυτό το μοντέλο παίρνει τις προβλέψεις του MM5, την τοπογραφία και την τραχύτητα σαν εισόδους ώστε να τροποποιηθούν οι προβλέψεις, και αυξάνει την χωρική ανάλυση μέχρι σε μέτρα. Ένα MOS χρησιμοποιείται για την εξουδετέρωση των συστηματικών σφαλμάτων των αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Αυτό το μοντέλο βασίζεται σε έναν αλγόριθμο ασαφούς λογικής με αυτό-ρύθμιση. Μετά την MOS διόρθωση, παράγεται μια βελτιωμένη αριθμητική πρόβλεψη καιρού. Έπειτα οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού μετατρέπονται σε ισχύ από ένα στατιστικό μοντέλο W2P για κάθε κατεύθυνση και πυκνότητα του αέρα. Είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν διαφορετικοί μέθοδοι W2P βασιζόμενοι σε διάφορες καταστάσεις που σχετίζονται με τις διαθέσιμες μετρήσεις που έγιναν στο αιολικό πάρκο. Στο [90], γίνεται μια σύγκριση πέντε διαφορετικών μεθόδων βασιζόμενες σε στατιστικά εργαλεία: 1. Συνολική καμπύλη ισχύος αναφορικά με τον μετεωρολογικό ιστό, 2. Συνολική καμπύλη ισχύος αναφορικά με το κέλυφος του ανεμόμετρου, 3. Ομαδοποιημένες καμπύλες ισχύος αναφορικά με το κέλυφος του ανεμόμετρου, 4. Καμπύλες ισχύος των ανεμογεννητριών αναφορικά με το κέλυφος του ανεμόμετρου και 5. Καμπύλες ισχύος ασαφούς λογικής.

Για πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (π.χ. μέχρι και 10 ώρες μπροστά), το σύστημα χρησιμοποιεί τεχνικές αυτό-παλινδρόμησης. Χρησιμοποιούνται δύο γραμμικά μοντέλα ARMA, το ένα για δεδομένα αιολικής ταχύτητας και το άλλο για τα δεδομένα παραγωγής. Και τα δύο είναι μοντέλα αυτό-παλινδρόμησης πρώτης τάξεως.

Το CENER ανέπτυξε ακόμα μια τεχνική για τον συνδυασμό διαφορετικών προβλέψεων που είναι ικανή να βελτιώσει την απόδοση των ατομικών προβλέψεων για κάθε αιολικό πάρκο [79].

4.2.1.4 Το WPPT σύστημα

Το εργαλείο πρόβλεψης αιολικής ισχύος (Wind Power Prediction Tool, WPPT) αναπτύχθηκε από το Ινστιτούτο Informatics and Mathematical Modelling (IMM) του Πολυτεχνείου της Δανίας (DTU). Το WPPT είναι ένα σύστημα πρόβλεψης που είναι ικανό να προβλέψει για ένα μόνο αιολικό πάρκο, για μια ομάδα αιολικών πάρκων ή για μια ευρεία περιοχή.

Η πρόβλεψη του μοντέλου για ολόκληρη την περιοχή διεξάγεται με δεδομένα σε κατάσταση λειτουργίας τα οποία καλύπτουν μόνο τα αιολικά πάρκα αναφοράς στην περιοχή. Η μέθοδος αποτελείται από τον διαχωρισμό της περιοχής σε υποπεριοχές, κάθε μία από τις οποίες εκπροσωπείται από ένα αιολικό πάρκο. Οι προβλέψεις από κάθε αιολικό πάρκο αναβαθμίζονται ώστε να καλύψουν όλη την παραγωγή της υποπεριοχής. Έπειτα, οι προβλέψεις κάθε υποπεριοχής συνδυάζονται ώστε να δώσουν την πρόβλεψη για όλη την περιοχή. Το μοντέλο αυτό μπορεί να προβλέψει με επιτυχία για χρονικούς ορίζοντες μέχρι και 48 ωρών, ανάλογα με τον χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης της αριθμητικής πρόβλεψης καιρού. Η ανάλυση είναι συνήθως 30 λεπτά.

Οι εισοδοί του συστήματος πρόβλεψης της αιολικής ισχύος είναι οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού για την περιοχή και τα αιολικά πάρκα αναφοράς, οι μετρήσεις της παραγωγής σε κατάσταση λειτουργίας (ενημερώνονται κάθε 5 λεπτά με 1 ώρα) και οι μετρήσεις των κλιματικών μεταβλητών στις τοποθεσίες των αιολικών πάρκων αναφοράς (είσοδος κατ' επιλογήν). Η ονομαστική ισχύς και οι χρόνοι λειτουργίας των αιολικών πάρκων αναφοράς και μη, όπως επίσης οι ομαδοποιημένες ενεργειακές παρατηρήσεις από όλες τις ανεμογεννήτριες της περιοχής (ενημερώνονται με μια καθυστέρηση 3 με 5 βδομάδων), είναι επίσης εισοδοί του συστήματος.

Μία μέθοδος δύο κλάδων χρησιμοποιείται για να προβλέψει για μια ολόκληρη περιοχή. Στον πρώτο κλάδο, οι προβλέψεις για τα αιολικά πάρκα αναφοράς της υποπεριοχής i διεξάγονται με μετρήσεις εντός λειτουργίας και με αριθμητικές προβλέψεις καιρού, έπειτα οι προβλέψεις για τα αιολικά πάρκα αναφοράς της υποπεριοχής i αθροίζονται και αναβαθμίζονται για τον υπολογισμό της συνολικής παραγωγής της υποπεριοχής i και τέλος η συνολική παραγωγή για ολόκληρη την περιοχή ανακτάται αθροίζοντας την παραγωγή της κάθε υποπεριοχής. Στον δεύτερο κλάδο, η πρόβλεψη της κάθε υποπεριοχής i υπολογίζεται κατευθείαν από τις μετρήσεις εκτός λειτουργίας της συνολικής παραγωγής της υποπεριοχής και την αριθμητική πρόβλεψη καιρού της περιοχής, και τελικά η συνολική παραγωγή για όλη την περιοχή εξάγεται από το άθροισμα της παραγωγής κάθε υποπεριοχής. Το τελικό σύνολο της παραγωγής είναι ένας σταθμισμένος μέσος των προβλέψεων που ήταν αποτέλεσμα των δύο κλάδων.

Ένα κεντρικό κομμάτι αυτού του συστήματος είναι το γεγονός ότι παρέχει στατιστικά μοντέλα για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της αιολικής παραγωγής των αιολικών πάρκων της περιοχής. Χρησιμοποιούνται εξαρτημένα παραμετρικά μοντέλα, τα οποία περιγράφουν την σχέση μεταξύ των μετεωρολογικών μεταβλητών (ταχύτητα και κατεύθυνση ανέμου) και της μετρούμενης παραγωγής των αιολικών πάρκων και της περιοχής. Αυτές οι συναρτήσεις ονομάζονται μοντέλα καμπύλων ισχύος που εξαρτώνται από την κατεύθυνση. Τέσσερα

διαφορετικά μοντέλα χρησιμοποιούνται από τους δύο κλάδους για να προβλέψουν την αιολική ισχύ:

- Ένα μοντέλο αιολικού πάρκου, που χρησιμοποιεί τις εξαρτώμενες από την κατεύθυνση του ανέμου καμπύλες ισχύος στην μετατροπή των αριθμητικών προβλέψεων καιρού σε ισχύ. Η έξοδος των μοντέλων του πρώτου κλάδου προσαρμόζονται από ένα μοντέλο που λαμβάνει υπ' όψιν την αυτοσυσχέτιση και τις ημερήσιες μεταβολές.
- Ένα μοντέλο αναβάθμισης, στο οποίο η παραγωγή της υποπεριοχής λαμβάνεται μέσω του πολλαπλασιασμού του αθροίσματος των προβλέψεων των αιολικών πάρκων αναφοράς της υποπεριοχής, χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση αναβάθμισης που σχετίζεται με τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού της περιοχής.
- Ένα μοντέλο περιοχής, που μετατρέπει τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού και τις μετρήσεις εκτός λειτουργίας για μια περιοχή, με μια μέθοδο που είναι παρόμοια με την μέθοδο του μοντέλου αιολικού πάρκου.
- Ένα συνολικό μοντέλο, που συνδυάζει τις προβλέψεις των δύο κλάδων με έναν σταθμισμένο μέσο που εξαρτάται από τον χρόνο, χρησιμοποιώντας σαν κριτήριο στάθμισης το σφάλμα RMSE.

Μιας και η αιολική παραγωγή είναι μια μη στατική διαδικασία, εφαρμόζεται μια χρόνο-προσαρμοζόμενη και αναδρομική μέθοδος εκτίμησης. Εξαιτίας της χρονικής προσαρμοστικότητας της εκτίμησης, το σύστημα πρόβλεψης είναι ικανό να προσαρμόζεται στις μεταβολές, όπως οι μεταβολές στην τριγύρω βλάστηση ή στα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Οι παλιές πληροφορίες αχρηστεύονται όταν γίνονται διαθέσιμες οι νέες πληροφορίες, υποβαθμίζοντας τις παλιές πληροφορίες με έναν συντελεστή λήθης. Οι παράμετροι υπολογίζονται αναδρομικά χρησιμοποιώντας τα αναδρομικά ελάχιστα τετράγωνα.

Η έξοδος του συστήματος WPPT περιλαμβάνει μια εκτίμηση της αβεβαιότητας για ολόκληρο τον χρονικό ορίζοντα. Τα προβλεπόμενα σημεία της κατανομής πιθανότητας της παραγωγής υπολογίζονται κατ' εκτίμηση χρησιμοποιώντας τρεις μεθόδους: την προσαρμοζόμενη εκτίμηση μεταβλητότητας, τα σημεία που βασίζονται στο σύνολο, και την παλινδρόμηση σημείων.

Το μοντέλο λειτουργεί τώρα στο Eltra/Energinet.dk (λειτουργικό σύστημα στο δυτικό μέρος της Δανίας), Elsam (συνδυασμός θερμότητας και ισχύος (CHP) και ιδιοκτήτης αιολικού πάρκου στην δυτική Δανία), Elkraft (λειτουργικό σύστημα της ανατολικής Δανίας) και E2 (CHP και ιδιοκτήτης αιολικού πάρκου στην ανατολική Δανία).

Στο [91] αναγράφεται η πρώτη δοκιμαστική αξιολόγηση του ενός χρόνου λειτουργίας του WPPT στην Αυστραλία στο Hydro Tasmania. Η πηγή ανέμου του αιολικού πάρκου Woolnorth Bluff Point (64.75 MW) είναι πολύ ασυνεπής, και έτσι, παρουσιάζει μεγάλα σφάλματα με το μοντέλο persistence. Στην πραγματικότητα, το WPPT δίνει μια σημαντική βελτίωση συγκριτικά με την persistence: μετά από 36 ώρες, το NRMSE της persistence είναι μεταξύ του 10% και του 48%, ενώ το NRMSE του WPPT είναι μεταξύ του 9% και του 27%.

Οι ενεργειακοί έμποροι του Hydro Tasmania εξέφρασαν το ενδιαφέρον τους στην πρόβλεψη ξαφνικών αλλαγών της ισχύος εξόδου, όπως το κλείσιμο της ανεμογεννήτριας εξαιτίας υψηλών ταχυτήτων ανέμου ή μεταβολών στις πηγές ανέμου. Συνεπώς, αξιολογείται η απόδοση του WPPT εξαιτίας ξαφνικών αλλαγών στην αιολική έξοδο. Τα αποτελέσματα των αλλαγών που εντοπίστηκαν για πάνω από ένα χρόνο έδειξαν ότι οι πληροφορίες που εμπειρεύσαν οι αλλαγές στην κατεύθυνση του ανέμου ήταν πιο χρήσιμες από τις αλλαγές στην ταχύτητα του ανέμου. Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού και το WPPT δεν προέβλεψαν τις μεγάλες και ξαφνικές αλλαγές πολύ καλά, και συνεπώς, χρειάστηκαν περαιτέρω βελτιώσεις για το WPPT.

4.2.1.5 Zephyr

Οι μέθοδοι του WPPT και του Prediktor συνδυάστηκαν και επεκτάθηκαν και το αποτέλεσμα ήταν η μέθοδος Zephyr [92]. Το αντικείμενο αυτής της μεθόδου είναι να συγχωνεύσει τα πλεονεκτήματα και των δύο συστημάτων. Σε αυτό το μοντέλο, κάθε αιολικό πάρκο έχει ένα μοντέλο πρόβλεψης ανάλογα με τα διαθέσιμα δεδομένα. Για παράδειγμα, αν οι μόνες πληροφορίες που είναι διαθέσιμες για το αιολικό πάρκο είναι ο αριθμός, ο τύπος και η θέση των ανεμογεννητριών, τότε το μοντέλο που χρησιμοποιείται είναι ένα απλοποιημένο Prediktor με χρήση μόνο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού σαν είσοδο. Παρόλα αυτά, αν είναι διαθέσιμα όλα τα δεδομένα (συμπεριλαμβανομένου και των δεδομένων σε κατάσταση λειτουργίας) για το αιολικό πάρκο, τότε χρησιμοποιούνται τα στατιστικά μοντέλα του WPPT.

Οι πιο πρόσφατες έρευνες σε αυτό το σύστημα περιλαμβάνει τις παραμέτρους ευστάθειας, την μοντελοποίηση μεσαίας κλίμακας και τις συνολικές προβλέψεις.

4.2.1.6 Σύστημα πρόβλεψης Casandra

Το σύστημα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος Casandra [93] περιλαμβάνει την χρήση ενός μαθηματικού μοντέλου μεσαίας κλίμακας μέσα στην αλυσίδα λειτουργίας του αντί απλά να ανακτά τα αντίστοιχα δεδομένα από μια εξωτερική πηγή. Αυτό το σύστημα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος έχει αναπτυχθεί μέσα στα πλαίσια της μελέτης CASANDRA, με την

συνεργασία των Gamesa Energía, Barlovento Recursos Naturales και της ομάδας MOMAC του Πανεπιστημίου της Castilla-La Mancha.

Το Παγκόσμιο Σύστημα Πρόβλεψης, ή αλλιώς GFS (Global Forecast System), παρέχει τα πεδία πρόβλεψης που είναι απαραίτητα για την κατοχύρωση των αρχικών οριακών συνθηκών του μοντέλου περιορισμένης περιοχής. Το PROMES (ένα Ισπανικό ακρωνύμιο για το “PROnóstico a MESoescala,”), δηλαδή πρόγνωση μεσαίας κλίμακας, είναι ένα μετεωρολογικό μοντέλο μεσαίας κλίμακας που αναπτύχθηκε από τα μέλη της ερευνητικής ομάδας MOMAC. Αποτελείται από ένα μοντέλο πρωτογενής εξίσωσης που είναι υδροστατικό και χρησιμοποιεί κάθετες συντεταγμένες σαν συντεταγμένες του ανέμου που στηρίζονται στη μεταβολή της πίεσης κατά μήκος του εδάφους και προβολή Lambert για τις καρτεσιανές οριζόντιες συντεταγμένες. Οι προγνωστικές μεταβλητές είναι η πιθανή θερμοκρασία, η επιφανειακή πίεση, οι οριζόντιες συνιστώσες του ανέμου, η υγρασία, το βρόχινο νερό και τα σύννεφα. Το PROMES περιλαμβάνει, επίσης, λεπτομερή φυσική παραμετροποίηση της ακτινοβολίας, των κάθετων εναλλαγών των αναταράξεων στο οριακό στρώμα, των εναλλαγών μεταξύ εδάφους-βλάστησης και ατμόσφαιρας και εδάφους-νερού, και της θερμοκρασίας.

Η στατιστική μέθοδος downloading (statistical downloading method, SDM) καθιστά εφικτή την διόρθωση των συστηματικών σφαλμάτων στις προβλέψεις των μοντέλων μεσαίας κλίμακας και επίσης, βοηθά στην συλλογή πληροφοριών σχετικών με την διαδικασία του υπο-πλέγματος της οριζόντιας ανάλυσης. Χρησιμοποιεί μια τεχνική που βασίζεται στατιστική διόρθωσης απόκρισης (MOS).

Το μοντέλο του αιολικού πάρκου παρέχει μια ισοδύναμη καμπύλη ισχύος του αιολικού πάρκου, που αποκτάται από την παλινδρόμηση πολλών μεταβλητών που βασίζεται στα δεδομένα του αιολικού πάρκου και σε MOS-προβλεπόμενες μεταβλητές που δίνονται από την στατιστική μέθοδο downloading. Παράλληλα, λαμβάνονται υπ’ όψιν φαινόμενα ορογραφίας και απώλειες ενέργειας λόγω αφυπνίσεων. Όταν βρίσκεται σε λειτουργία, το μοντέλο αιολικού πάρκου λαμβάνει την μετεωρολογική πρόβλεψη από την στατιστική μέθοδο downloading και τα δεδομένα εντός λειτουργίας του αιολικού πάρκου, τα οποία χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της τιμής της αιολικής παραγωγής του πάρκου. Το σύστημα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος Casandra παρέχει μια ωριαία πρόβλεψη της συνολικής αιολικής παραγωγής για το συγκεκριμένο αιολικό πάρκο, εντός συγκεκριμένων επιπέδων εμπιστοσύνης. Όταν η αναγκαία πρόβλεψη του παγκοσμίου μοντέλου είναι διαθέσιμη, ολόκληρο το σύστημα πρόβλεψης της ισχύος «τρέχει» μέσα σε 3 ώρες, συμπεριλαμβανομένου και την πρόβλεψη PROMES.

Το σύστημα πρόβλεψης Casandra δοκιμάστηκε από τον Σεπτέμβριο του 2002 μέχρι τον Φεβρουάριο του 2003 για δύο διαφορετικά αιολικά πάρκα: το ένα βρισκόταν στην

βορειοδυτική γωνία της Ιβηρικής Πενινσούλα, με συνολική ονομαστική ισχύ 24.4 MW και το άλλο βρισκόταν στην περιοχή Αραγκόν, με συνολική ονομαστική ισχύ 17.5 MW. Ο δοκιμαστικός χρονικός ορίζοντας κυμαινόταν μεταξύ 24 και 48 ωρών μπροστά.

Όσον αφορά το πρώτο αιολικό πάρκο, οι παρατηρούμενες ωριαίες τιμές της ταχύτητας, που αποκτήθηκαν από το PROMES, παρουσίασαν μια R^2 τιμή της τάξεως του 0.81, με τις υψηλές τιμές της ταχύτητας να υποβαθμίζονται από το μοντέλο. Η μεταγενέστερη βελτίωση των προβλέψεων με την στατιστική μέθοδο downloading οδήγησε σε $R^2 = 0.87$. Για το δεύτερο αιολικό πάρκο, οι προβλεπόμενες τιμές από το PROMES έδειξαν μεγαλύτερη απόκλιση από την παρατηρούμενη αιολική ταχύτητα, ιδιαίτερα για υψηλές ταχύτητες του ανέμου και η τιμή R^2 ήταν 0.69. για άλλη μια φορά, με την χρήση της μεθόδου MOS, είναι δυνατό να διορθωθούν αυτές οι τιμές με αποτέλεσμα να έχουμε $R^2 = 0.83$.

Όσον αφορά το μέγεθος των παρατηρούμενων σφαλμάτων στο πρώτο αιολικό πάρκο, οι περισσότερες από τις προβλεπόμενες τιμές έδειξαν σφάλμα κάτω από 10% της ονομαστικής ισχύος του αιολικού πάρκου. Στο δεύτερο αιολικό πάρκο, τα αποτελέσματα ήταν παρόμοια, παρόλο που τα σφάλματα πρόβλεψης ήταν λίγο μεγαλύτερα. Και στις δύο περιπτώσεις, τα μεγαλύτερα σφάλματα προέκυψαν για τις ενδιάμεσες τιμές της ισχύος, οι οποίες αντιστοιχούν στο διάστημα που υπάρχουν μεγαλύτερες επαυξήσεις των σφαλμάτων της ταχύτητας του ανέμου εξαιτίας της μη γραμμικής φύσης των καμπύλων ισχύος των ανεμογεννητριών, ενώ τα μικρότερα σφάλματα βρέθηκαν για τις τιμές που ήταν πιο κοντά στην ονομαστική τιμή του αιολικού πάρκου.

4.1.2.7 Το ARMINES σύστημα πρόβλεψη της αιολικής ισχύος

Το AWPPS σύστημα αιολικής πρόβλεψης του ARMINES ενσωματώνει:

- **Βραχυπρόθεσμα μοντέλα:** βασίζονται στην στατιστική προσέγγιση χρονοσειρών, η οποία είναι ικανή να προβλέψει αποτελεσματικά την αιολική ισχύ για χρονικούς ορίζοντες μέχρι και 10 ώρες μπροστά.
- **Μακροπρόθεσμα μοντέλα:** βασίζονται σε ασαφή νευρωνικά δίκτυα που μπορούν να προβλέψουν την έξοδο του αιολικού πάρκου μέχρι και 72 ώρες μπροστά. Αυτά τα μοντέλα λαμβάνουν SCADA δεδομένα εν λειτουργία και αριθμητικές προβλέψεις καιρού σαν εισόδους.
- **Συνδυαστικές προβλέψεις:** παράγονται από την στάθμιση των βραχυπρόθεσμων και των μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Ο στόχος είναι να επιτευχθεί η βέλτιστη απόδοση για όλο τον ορίζοντα πρόβλεψης.
- **Μοντέλο αναβάθμισης:** βασίζεται σε δυναμικά ασαφή νευρωνικά δίκτυα και αποτελείται από την διαδοχική προσέγγιση και την προσέγγιση ομαδοποίησης με

μοντέλα αντιπροσωπευτικών αιολικών πάρκων [19]. Το κριτήριο για την επιλογή των αιολικών πάρκων αναφοράς είναι η συσχέτιση με την συνολική παραγωγή. Υπάρχει 50% βελτίωση συγκριτικά με την εντός λειτουργίας persistence.

- **Εκτίμηση αβεβαιότητας:** η εκτίμηση των διαστημάτων εμπιστοσύνης βασίζεται στην προσαρμοζόμενη προσέγγιση επανα-δειγματοποίησης. Επιπλέον, η προσέγγιση εκτελείται για την εν λειτουργία εκτίμηση της αβεβαιότητας της πρόβλεψης, χρησιμοποιώντας τα κατάλληλα ρίσκα πρόβλεψης ανάλογα με την σταθερότητα του καιρού.

Το σύστημα πρόβλεψης AWPPS ολοκληρώνεται με το λογισμικό MORE-CARE EMS. Εγκαταστάθηκε για χειρισμό εντός λειτουργίας στα συστήματα ισχύος της Κρήτης και της Μαδέρας [94].

Στις μέρες μας, το σύστημα MORE-CARE [95] εγκαταστάθηκε στην Κρήτη, διαχειρίζεται από την Δ.Ε.Η. και παρέχει προβλέψεις αιολικής ισχύος για όλα τα αιολικά πάρκα για ορίζοντα 48 ωρών μπροστά. Αυτές οι προβλέψεις βασίζονται σε αριθμητικές προβλέψεις καιρού που δίνονται από το σύστημα SKIRON, το οποίο αναπτύχθηκε από το Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο της Αθήνας και διαχειρίζεται από το Ινστιτούτο Επιταχυντικών Συστημάτων και Εφαρμογών.

Τα εν λειτουργία δεδομένα παρέχονται από το σύστημα SCADA του νησιού. Στην Πορτογαλία, το MORE-CARE σύστημα διαχειρίζεται από το EEM (Empresa de Electricidade da Madeira) και παρέχει προβλέψεις της αιολικής παραγωγής του νησιού της Μαδέρας. Παρέχει βραχυπρόθεσμες προβλέψεις για μέχρι και 8 ώρες μπροστά χρησιμοποιώντας SCADA εν λειτουργία δεδομένα σαν είσοδο.

4.1.2.8 Το WPMS σύστημα

Από το 2000, το ISET (Institut für Solare Energieversorgungstechnik) λειτουργεί για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, χρησιμοποιώντας το μοντέλο DWD και νευρωνικά δίκτυα. Το μοντέλο WPMS διεξάγει τις παρακάτω διεργασίες: 1. Υπολογισμό της πρόσφατη αιολική παραγωγή της ελεγχόμενης περιοχής και των υποπεριοχών, η οποία υπολογίζεται από όλα τα αιολικά πάρκα χρησιμοποιώντας μετρήσεις μόνο μερικών πάρκων, 2. Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις και προβλέψεις μια μέρας μπροστά για τα αιολικά πάρκα ατομικά, για την ελεγχόμενη περιοχή και τις υποπεριοχές.

Το WPMS χρησιμοποιείται, στις μέρες μας, από τέσσερις γερμανικούς διαχειριστές συστήματος (E.ON Netz, Vattenfall Europe Transmission, EnBW Transportnetze AG και

RWE Transportnetz Strom), τον διαχειριστή συστήματος της Αυστρίας και της Ιταλίας από το 2007 [96].

Οι Cali et al. [97] καταγράφουν μια νέα έρευνα για το WPMS, η οποία είναι η μέθοδος του πολύ-μοντέλου. Οι συγγραφείς δοκίμασαν δύο μεθόδους: 1. Ένα μοντέλο πολύ-αριθμητικών προβλέψεων καιρού που συνδυάζει την πρόβλεψη τριών διαφορετικών μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού από διαφορετικούς παρόχους και 2. Ένα πολύ-σχηματικό σύστημα συνολικής πρόβλεψης (MSEPS), που χρησιμοποιεί προβλέψεις από διαφορετικά μέλη του συνόλου, από έναν πάροχο.

Στην μέθοδο των πολύ-αριθμητικών προβλέψεων καιρού, χρησιμοποιούνται σαν είσοδοι του νευρωνικού δικτύου, προβλέψεις από τρία διαφορετικά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού και συνεπώς, χρησιμοποιείται ο μέσος αυτών των προβλέψεων. Αυτός ο απλός συνδυασμός βελτιώνει την ακρίβεια της πρόβλεψης σημαντικά συγκριτικά με τα αποτελέσματα από τα ατομικά μοντέλα. Το σφάλμα NRMSE του συνδυαστικού μοντέλου για την Γερμανία είναι 4.7% της ονομαστικής ισχύος, ενώ για ένα μόνο μοντέλο, η τιμή ποικίλει μεταξύ 5.8% και 6.1% της ονομαστικής ισχύος.

Το πολύ-σχηματικό μοντέλο συνόλου αποτελείται από τον συνδυασμό πολλών μελών του MSEPS που χειρίζεται από το WEPROG (Weather & Wind Energy Prognosis). Αποτελείται από 75 μέλη του συνόλου που βασίζονται σε αριθμητικές προβλέψεις καιρού με αναταράξεις στις αρχικές συνθήκες και γρήγορες φυσικές διαδικασίες. Παρέχει πληροφορίες για την φυσική αβεβαιότητα του καιρού για τις επόμενες τρεις μέρες. Η εκτίμηση διεξάγεται με τρεις διαφορετικές ρυθμίσεις: 1. Εκπαιδευοντας κάθε ένα από τα 75 μέλη του συνόλου χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα, 2. Διεξάγοντας έναν μέσο όρο της προβλεπόμενης ισχύος πολλών μελών του συνόλου και 3. Χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο δύο σταδίων χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο για τον βέλτιστο συνδυασμό των προβλέψεων πολλών μελών. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι αυτή η μέθοδος είναι καλύτερη από την μέθοδο των αριθμητικών προβλέψεων μόνο. Για παράδειγμα, το NRMSE σφάλμα ενός αιολικού πάρκου χρησιμοποιώντας αριθμητικές προβλέψεις καιρού είναι περίπου 13% της εγκατεστημένης ισχύος. Με την πολύ-σχηματική μέθοδο και διεξάγοντας τον μέσο όρο των καιρικών δεδομένων πριν την χρησιμοποίησή τους στο νευρωνικό δίκτυο, το σφάλμα είναι περίπου 11.1% της εγκατεστημένης ισχύος. Τα αποτελέσματα του απλού μέσου και του νευρωνικού δικτύου δύο σταδίων είναι καλύτερα από τα αποτελέσματα ενός μόνο μέλους και την χρήση μόνο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Το NRMSE του μοντέλου του νευρωνικού δικτύου δύο σταδίων είναι περίπου 10.5% της εγκατεστημένης ισχύος.

4.2.2 Προβλέψεις αιολικής ισχύος των Ηνωμένων Πολιτειών

Στην κατηγορία αυτή ανήκουν μοντέλα όπως το eWind, Visionpoint, PowerSight, precise Steam, WEFS και το WSI WindCast. Παρακάτω αναλύεται ένα από αυτά τα μοντέλα, το eWind.

4.2.2.1 eWind

Το μοντέλο eWind, που αναπτύχθηκε από την True Wind Inc, συνδυάζει τις φυσικές θεωρήσεις με στατιστικές μεθόδους. Το eWind χρησιμοποιεί αριθμητικά ατμοσφαιρικά μοντέλα και προσαρμοστικές στατιστικές τεχνικές, οι οποίες μπορούν να διαμορφωθούν έτσι, ώστε να παρέχουν ακριβή πρόβλεψη ταχύτητας ανέμου. Το σύστημα προβλέπει την ταχύτητα και την κατεύθυνση του ανέμου και στη συνέχεια μετατρέπει τις προβλέψεις αυτές σε παραγόμενη ισχύ. Τα στοιχεία που συλλέγονται από τον χώρο πρόβλεψης, έχουν τη δυνατότητα συνεχούς ανατροφοδότησης, έτσι ώστε να παρέχουν τις καλύτερες δυνατές προβλέψεις σε όλο το διάστημα.

Το eWind, αντίθετα με τα περισσότερα μοντέλα, έχει δυνατότητα παγκόσμιας πρόβλεψης. Η αρχική διαμόρφωση του eWind χρησιμοποιεί ένα μέσης κλίμακας μοντέλο MASS (Mesoscale Atmospheric Simulation System Model), για να κάνει προβλέψεις καιρού (η τρέχουσα έκδοση του είναι ένα μη υδροστατικό μοντέλο, παρόμοιο με το MM5). Ωστόσο, τώρα χρησιμοποιούνται και άλλα μέσης κλίμακας μοντέλα, όπως τα ForeWind, MM5, WRF, COAMPS, workstation-ETA και OMEGA (το μοντέλο αυτό εκτελείται πάνω σ' ένα μοναδικό, αδόμητο δίκτυο με μεταβλητή ανάλυση, η οποία επιτρέπει υψηλότερη ανάλυση σε σημεία ενδιαφέροντος, όπως βουνά και ακτογραμμές καθώς και γύρω από κινούμενα καιρικά συστήματα).

Οι προβλέψεις των ατμοσφαιρικών μοντέλων τροφοδοτούν τα προσαρμοστικά στατιστικά μοντέλα. Τα στατιστικά μοντέλα είναι ένα σύνολο σχέσεων μεταξύ της εξόδου των βασισμένων στη φυσική ατμοσφαιρικών μοντέλων και των μεταβλητών, που πρόκειται να προβλεφθούν για μια τοποθεσία, όπως πχ. η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου και η πυκνότητα του αέρα στη θέση των Α/Γ. Τα στατιστικά μοντέλα, στην ουσία, βασίζονται στη γραμμική παλινδρόμηση πολλών μεταβλητών και στα νευρωνικά δίκτυα. Το πρώτο είδος στατιστικών μοντέλων επιλέγει αυτόματα τις καλύτερες προγνωστικές μεταβλητές από το ατμοσφαιρικό μοντέλο. Πέρα από την πρόβλεψη του ανέμου, οι μεταβλητές εισόδου μπορεί να περιλαμβάνουν θερμοκρασία, μεταβλητότητα, συννεφιά, και άλλες παραμέτρους. Τα νευρωνικά δίκτυα του eWind συνδυάζονται με αλυσίδες Markov.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

5.1 Εισαγωγή

Η ιδέα των **Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων** εμπνεύστηκε αρχικά από το νευρικό σύστημα των ζωντανών οργανισμών, κυρίως του ανθρώπου αλλά η μελέτη και ανάπτυξή τους έχει προχωρήσει και πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς. Σαν θεωρία αποτελεί μια σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες καθότι ενώ η ιδέα προϋπήρχε από την δεκαετία του '40, ήταν οι σχετικά πρόσφατες (δεκαετία του '80) εξελίξεις στο λογισμικό και στο υλικό των Ηλεκτρονικών Υπολογιστών, οι οποίες καθιέρωσαν τις αρχές μελέτης και υλοποίησης στο χώρο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Κατά τη δεκαετία του '80 δημιουργήθηκαν πολλά διαφορετικά είδη νευρωνικών δικτύων. Τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα είναι οι πολύ-επίπεδοι αναγνωριστές (multi-layer perceptron), τα νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης (radial basis function network, rbf) και οι αυτό-οργανωμένοι χάρτες Kohonen. Τα δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης λειτουργούν ως συσχετιστική μνήμη, δηλαδή μπορούν να κάνουν πρόβλεψη ανακαλώντας εκδοχές που μοιάζουν εν μέρη με τη τρέχουσα κατάσταση. Τα δίκτυα Kohonen βασίζονται στην αυτό-οργανωμένη συμπεριφορά του ανθρώπινου εγκεφάλου ενώ οι πολύ-επίπεδοι αναγνωριστές είναι υποκατηγορία δικτύου εμπρόσθιας ανατροφοδότησης.

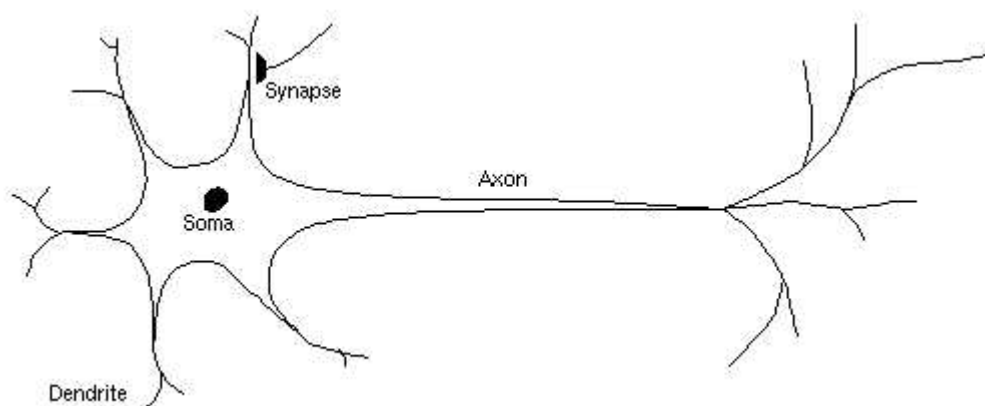
Η φιλοσοφία των νευρωνικών δικτύων είναι τελείως διαφορετική από την φιλοσοφία των κλασικών υπολογιστών διότι συνδυάζει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Ενώ στους συμβατικούς υπολογιστές πρέπει ο χρήστης να δώσει μια λύση βήμα προς βήμα στον υπολογιστή μέσω του προγραμματισμού τους με μια σειρά εντολών, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα δεν χρειάζονται συγκεκριμένη περιγραφή της λύσης του προβλήματος, αλλά προσαρμόζονται κατά τη διάρκεια μιας περιόδου εκπαίδευσής τους.

Κατά την περίοδο αυτή της εκπαίδευσης, παρέχεται στο νευρωνικό δίκτυο ένα σύνολο δεδομένων σύμφωνα με το οποίο, αν είναι επαρκώς μεγάλο, το δίκτυο μαθαίνει τις βασικές

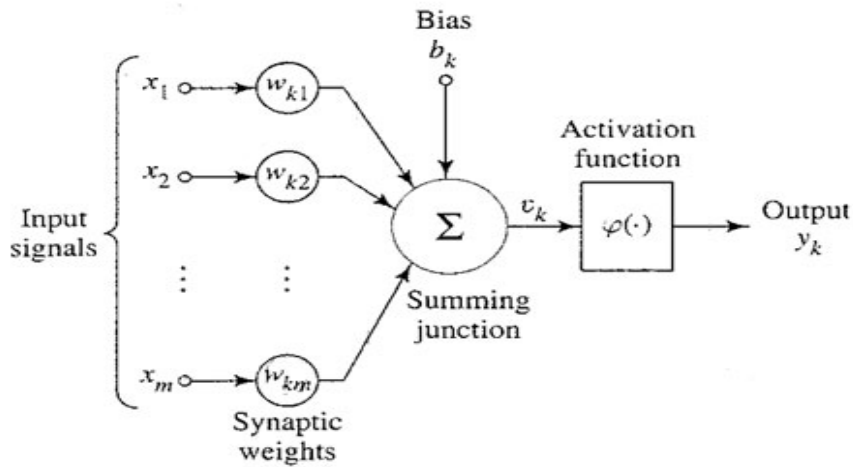
αρχές της λύσης και με βάση αυτές προχωρά στην λύση άλλων παρόμοιων ή νέων προβλημάτων.

5.2 Τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα

Όπως στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας έτσι και στα τεχνητά. Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας αποτελείται, όπως φαίνεται και από το παρακάτω σχήμα, από το σώμα που περιλαμβάνει τον πυρήνα του, τους δενδρίτες μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον άξονα που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσής του με τους άλλους νευρώνες.



Ομοίως και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, οι νευρώνες είναι ομαδοποιημένοι σε επίπεδα στα οποία εκτελούνται διαφορετικές επεξεργασίες. Σε κάθε νευρώνα καταφθάνει ένα σήμα ως σήμα εισόδου το οποίο μπορεί να προέρχεται ή από άλλο νευρώνα ή από την είσοδο του νευρωνικού δικτύου. Εκεί το σήμα επεξεργάζεται με τη βοήθεια μιας συνάρτησης μεταφοράς και το καινούριο σήμα είτε μεταφέρεται στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου είτε αντιπροσωπεύει την έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Το σήμα που μεταφέρεται από τον ένα νευρώνα στον άλλο συνδέεται με μίας τιμή βάρους (w) η οποία δείχνει πόσο στενά είναι συνδεδεμένοι αυτοί οι δύο νευρώνες μεταξύ τους. Όταν το w είναι μεγάλο τότε η συνεισφορά του σήματος στην διαμόρφωση της δομής του δικτύου για τους δύο νευρώνες τους οποίους συνδέει είναι μεγάλη. Αντίστοιχα ισχύει αν το w είναι μικρό.



Με αυτόν τον τρόπο λοιπόν, το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αποθηκεύσει και να επεξεργαστεί ένα μεγάλο αριθμό δεδομένων και περιπτώσεων και να περιγράψει εξ' ολοκλήρου ένα μη γραμμικό σύστημα.

5.3 Νευρωνικά δίκτυα συναρτήσεων ακτινωτής βάσης

Οι συναρτήσεις ακτινωτής βάσης είναι μια ειδική τάξη συναρτήσεων που κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι η απόκρισή τους αυξάνεται ή μειώνεται μονοτονικά με την απόσταση από ένα κεντρικό σημείο. Το κέντρο, η κλίμακα της απόστασης και το ακριβές σχήμα της συνάρτησης ακτινωτής βάσης είναι παράμετροι του μοντέλου, και είναι όλες προκαθορισμένες αν το μοντέλο είναι γραμμικό.

Μια τυπική συνάρτηση ακτινωτής βάσης είναι η Γκαουσιανή, η οποία για μονοδιάστατη είσοδο είναι:

$$\phi(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c\|^2}{r^2}\right) \quad (1)$$

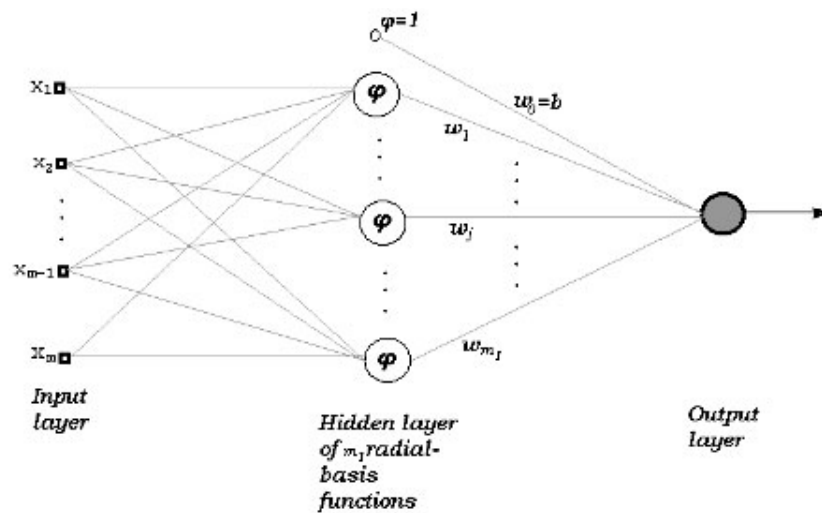
όπου c είναι το κέντρο ή input weight (IW) δηλαδή η βάση της συνάρτησης με της οποίας η απόσταση μειώνεται μονότονα, r τα πλάτη ή widths της ακτινωτής συνάρτησης που καθορίζει το σχήμα της, και το σύμβολο $\| \cdot \|$ παριστάνει την ευκλείδεια απόσταση [98].

Οι συναρτήσεις ακτινωτής βάσης είναι απλά μια τάξη συναρτήσεων και κανονικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε κάθε είδους μοντέλο, γραμμικό ή μη γραμμικό, και σε κάθε είδους

δίκτυο, ενός στρώματος ή πολλών. Το RBF δίκτυο είναι μη γραμμικό αν οι συναρτήσεις βάσεις μπορούν να μετακινούνται ή να αλλάζουν μέγεθος ή αν υπάρχει παραπάνω από ένα κρυμμένο στρώμα.

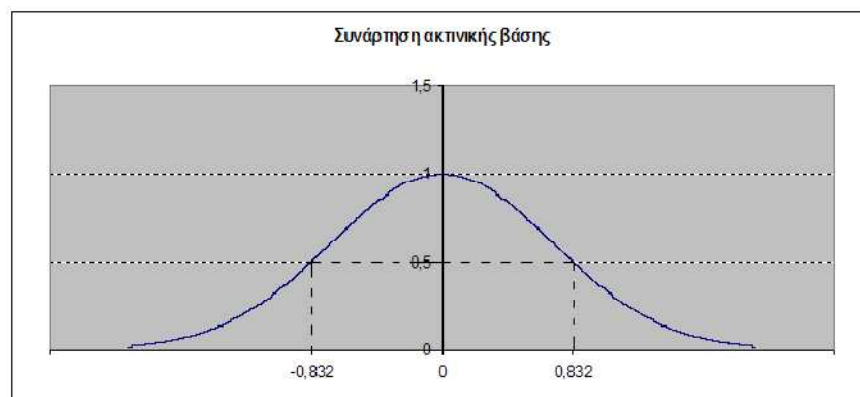
Η βασική δομή των RBF δικτύων περιλαμβάνει τρία στρώματα (layers). Πρώτο είναι το στρώμα εισόδου (input layer) που αποτελείται από νευρώνες που το μόνο που κάνουν είναι να λαμβάνουν τα δεδομένα εισόδου και να συνδέουν το δίκτυο με το περιβάλλον. Το δεύτερο στρώμα ή αλλιώς κρυμμένο στρώμα (hidden layer), εφαρμόζει έναν μη-γραμμικό μετασχηματισμό από το στρώμα εισόδου στο κρυμμένο στρώμα και τέλος, το στρώμα εξόδου είναι γραμμικό και δίνει την απόκριση του δικτύου ως διάνυσμα που ενεργοποιείται από την εφαρμογή των διανυσμάτων εισόδου στο στρώμα εισόδου.

Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται διαγραμματικά η δομή του δικτύου RBF.



Οι νευρώνες του κρυμμένου στρώματος ονομάζονται και RBF νευρώνες και η συνάρτηση που ακολουθούν είναι η Γκαουσιανή που περιγράψαμε παραπάνω.

Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται ότι όταν η απόσταση ανάμεσα στο διάνυσμα βαρών και το διάνυσμα εισόδου μειώνεται, η έξοδος αυξάνεται, όπως φαίνεται και από την εξίσωση.



Έπειτα από έρευνες αποδείχτηκε ότι η επιλογή της μη-γραμμικής συνάρτησης $\phi(x)$ δεν επηρεάζει την απόδοση το RBF δικτύου. Οπότε και συχνά υπάρχει περίπτωση να χρησιμοποιηθούν και άλλες συναρτήσεις όπως:

η συνάρτηση του σφηνοειδούς λεπτού πιάτου:

$$\phi(x) = x^2 \log(x) \quad (2)$$

η πολύ-τετραγωνική συνάρτηση:

$$\phi(x) = (x^2 - b^2)^{1/2} \quad (3)$$

και η ανάστροφη πολύ-τετραγωνική:

$$\phi(x) = (x^2 - b^2)^{-1/2} \quad (4)$$

5.3.1 Αναδρομικά RBF νευρωνικά δίκτυα

Στο παρελθόν, τα νευρωνικά δίκτυα ακτινωτής βάσης μελετήθηκαν ενδελεχώς εξαιτίας της απλής αρχιτεκτονικής τους και της ευκολίας εκπαίδευσής τους [99],[100]. Γενικά ένα RBF δίκτυο περιγράφει της έξοδό του σαν μια συνάρτηση των εισόδων του μόνο. Δυστυχώς, όμως, σε μερικά πρακτικά προβλήματα όπως το πρόβλημα ακύρωσης του μη γραμμικού, προσαρμοζόμενου θορύβου, η έξοδος του δικτύου εξαρτάται και από τις προηγούμενες τιμές της εκτός από τις εισόδους. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η δομή του απλού νευρωνικού δεν λειτουργεί καλά. Στην βιβλιογραφία, παρουσιάζεται ένα βελτιωμένο RBF δίκτυο, που παίρνει την είσοδο και τις προηγούμενες εξόδους του δικτύου σαν μια επαυξημένη είσοδο. Παρόλα αυτά, αυτή η μέθοδος απαιτεί η κλίμακα της εξόδου του δικτύου να είναι ίδια με της εισόδου. Στην αντίθετη περίπτωση, μπορεί να οδηγήσει σε ομαδοποιημένο αποτέλεσμα υποβαθμισμένης ποιότητας στο κρυμμένο στρώμα, το οποίο προκαλεί την χειροτέρευση της απόδοσης του δικτύου.

Στο [101] παρουσιάζεται ένα νέο RBF δίκτυο διπλής δομής (DS-RBF), το οποίο είναι ένα υβριδικό σύστημα που αποτελείται από δύο υπο-RBF δίκτυα. Το ένα τυποποιεί την σχέση μεταξύ της τωρινής εξόδου του δικτύου και των προηγούμενων εξόδων, και το άλλο περιγράφει την σχέση μεταξύ της παρούσας εξόδου και των εισόδων. Ταυτόχρονα, εισάγεται ένας ρυθμιστής κλίμακας στο κρυμμένο στρώμα ώστε να ισορροπήσουν οι κλίμακες των εισόδων και των εξόδων. Οι παράμετροι του ρυθμιστή εκπαιδεύονται μαζί με τις παραμέτρους του κρυμμένου στρώματος και του στρώματος εξόδου με επαναληπτικό τρόπο χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Rival Penalization Controlled Competitive Learning

(RPCCL), ο οποίος μπορεί αυτόματα να οδηγήσει τα κέντρα των επιπλέον κρυμμένων νευρώνων μακριά από τα δεδομένα εισόδου ώστε να βοηθήσει στην παράκαμψη του ορισμού από πριν του αριθμού των κρυμμένων νευρώνων. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο [101] και [102] έδειξαν ότι τα DS-RBF δίκτυα έχουν καλή απόδοση στον υπολογισμό κατά προσέγγιση των μη γραμμικών αναδρομικών συναρτήσεων.

Στο [103] προτείνεται ένα ακόμα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο συναρτήσεων ακτινωτής βάσης που θεωρεί τον χρόνο σαν μια εσωτερική αναπαράσταση. Η δυναμική θεώρηση του δικτύου λαμβάνεται από την χρήση μιας πρόσθετης αυτό-σύνδεσης στους νευρώνες εισόδου με σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης. Αυτοί οι βρογχοειδείς νευρώνες είναι λαμβάνουν υπ' όψιν παρελθοντικές τιμές της εισόδου και η διαδικασία ονομάζεται τοπική τροφοδότηση εξόδου (Tsoi και Back, 1994). Συγκεκριμένα, δείχνεται ότι ένα αναδρομικό RBF δίκτυο με τέσσερις βρογχοειδείς νευρώνες είναι ευαίσθητο σε παρελθοντικά δεδομένα 100 χρονικών βημάτων πίσω. Η μεγαλύτερη δυσκολία σε αυτό το δίκτυο είναι να βρεθούν οι κατάλληλες παράμετροι που βελτιστοποιούν την έξοδο. Αυτές οι παράμετροι είναι: ο αριθμός των βρογχοειδών νευρώνων εισόδου, η τιμή αυτό-σύνδεσης, η παράμετρος της σιγμοειδούς συνάρτησης και η παράμετρος του πρώτου αλγορίθμου εκπαίδευσης. Αφού δοκιμάστηκε το δίκτυο σε τρία προβλήματα πρόβλεψης με χρονοσειρές: MacKey-Glass, Logistic Map και Box&Jenkins gas furnace data, οι συγγραφείς κατέληξαν ότι εξαιτίας της δυναμικής μνήμης του δικτύου, το αναδρομικό RBF δίκτυο είναι ικανό να μάθει προσωρινές ακολουθίες και ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης δοκιμάστηκαν σωστά και στα τρία παραδείγματα. Τα αποτελέσματα των τριών εφαρμογών επιβεβαίωσαν την δυναμική αντιμετώπιση του αναδρομικού RBF δικτύου στα δεδομένα.

5.4 Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

Ο σκοπός δημιουργίας του νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να λύνει συγκεκριμένα προβλήματα που του παρουσιάζουμε ή να επιτελεί από μόνο του ορισμένες διεργασίες. Για να μπορεί να επιτευχθεί αυτό, το δίκτυο πρέπει να εκπαιδευτεί.

Τα νευρωνικά δίκτυα χρειάζονται κάποιο επαναληπτικό αλγόριθμο για να αποθηκεύσουν την πληροφορία που τους δίνεται και κατά την εκπαίδευση γίνεται ρύθμιση των παραμέτρων του δικτύου. Αυτό γίνεται παρουσιάζοντας στο δίκτυο κάποια προβλήματα και ακολούθως δίνοντας του την λύση-στόχο του (σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης). Το δίκτυο χρησιμοποιεί την συνάρτηση μεταφοράς του και μεταδίδει το σήμα σε όλη τη δομή του, από την είσοδο έως και την έξοδο.

Το μόνο που αλλάζει κατά αυτή τη διαδικασία είναι οι τιμές των βαρών w , οι οποίες ξεκινάνε αρχικά με τυχαίες τιμές και κατά την διάρκεια μεταβάλλονται, κάθε φορά που το δίκτυο μεταβάλλει τις παραμέτρους του, για να μπορεί να κάνει την αντιστοιχία εισόδου-εξόδου που του έχουμε δώσει εμείς. Αφού καταλήξει στην κατάλληλη εσωτερική δομή και άρα στις τιμές των βαρών του, το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί και μπορεί έτσι να λύσει και άλλα ανάλογα προβλήματα, χωρίς να έχει εκπαιδευτεί πάνω σε αυτά.

Εκτός από το σύνολο εκπαίδευσης που προκύπτει από το σύνολο δεδομένων εισόδου που επιλέγουμε, υπάρχουν και τα σύνολα αποτίμησης και επικύρωσης. Το σύνολο αποτίμησης βοηθά να επικυρωθεί αν η πληροφορία που έχει αποκτηθεί κατά την εκπαίδευση μπορεί να γενικευθεί σε ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων εκτός από αυτό της εκπαίδευσης. Το σύνολο επικύρωσης από την άλλη, έχει σαν σκοπό την βελτιστοποίηση της απόδοσης του δικτύου. Εφαρμόζονται σε αυτό διάφορα κριτήρια που δίνουν πληροφορία σχετικά με το πόσες φορές πρέπει να εφαρμόσουμε τον επαναληπτικό αλγόριθμο εκπαίδευσης και πληροφορίες για το μέγεθος του δικτύου έτσι ώστε να συλλάβει μόνο την κατάλληλη πληροφορία. Πιο συγκεκριμένα, αν το δίκτυο είναι πολύ μικρό τότε δεν μπορεί να αποθηκεύσει όλες τις απαραίτητες πληροφορίες που χρειάζεται για να προβλέψει την λύση άλλων προβλημάτων. Αν πάλι είναι πολύ μεγάλο τότε υποθέτει ότι οι μόνες περιπτώσεις που περιγράφουν αυτό το σύστημα είναι αυτές του συνόλου εκπαίδευσης (overfitting).

Η αλλαγή των βαρών δεν γίνεται πάντα με τον ίδιο τρόπο αλλά ανάλογα με την μέθοδο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, με εποπτευόμενο ή μη εποπτευόμενο τρόπο ή συνδυασμό των δύο. Ο πιο συχνός τρόπος εκπαίδευσης είναι η εποπτευόμενη μάθηση κατά την οποία αφού δίνεται το σύνολο δεδομένων εισόδου και στόχων, δίνονται τυχαίες αρχικές τιμές στα βάρη. Καθ' όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης το δίκτυο αλλάζει τις τιμές των βαρών, διορθώνοντάς τες σύμφωνα με το σφάλμα που παίρνουμε, δηλαδή την διαφορά της επιθυμητής εξόδου από την τρέχουσα τιμή της. Σκοπός μας είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος αυτού μετά από διαδοχικές αλλαγές των βαρών. Αυτή η διαδικασία μπορεί να διαρκέσει πολύ ώρα λόγω των πολλών επαναλήψεων-διορθώσεων που μπορεί να χρειαστούν.

Ο άλλος τρόπος είναι ο μη-επιβλεπόμενος (αυτό-επιβλεπόμενος) τρόπος κατά τον οποίο δεν δίνουμε το σύνολο των δεδομένων εξόδου-στόχων, αλλά το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό έλεγχο. Κατά τον έλεγχο αυτό, το δίκτυο προσπαθεί να βρει κάποιες τάσεις ή νόρμες στα σήματα εισόδου και προσπαθεί οι έξοδοι να έχουν αυτά τα ίδια χαρακτηριστικά. Άρα το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα με έναν μηχανισμό ανάδρασης. Αυτός ο τρόπος είναι πιο δυσνόητος από τον προηγούμενο και για αυτό χρησιμοποιείται πιο σπάνια αλλά χρησιμεύει πολύ όταν δεν έχουμε στην διάθεσή μας όλα τα απαραίτητα δεδομένα. Κάποιοι πολύ γνωστοί αλγόριθμοι αυτού του είδους εκπαίδευσης είναι

οι μη επιβλεπόμενες τεχνικές, όπου η διαδικασία ξεκινάει με την αρχικοποίηση του δικτύου στο κέντρο με αρχικό πεδίο επιρροής (μ_0, σ_0) και, παρουσιάζοντας προοδευτικά τα διανύσματα εκπαίδευσης, δημιουργούνται τα κέντρα του μοντέλου. Ο σκοπός του επόμενου βήματος είναι να τροποποιήσει τα βάρη μεταξύ του ενδιάμεσου επιπέδου και του επιπέδου εξόδου. Μερικές από αυτές τις μη επιβλεπόμενες μεθόδους είναι: ο RCE (Restricted Coulomb Energy) αλγόριθμος (Hudak 1992), που σκοπός του είναι η τροποποίηση της αρχιτεκτονικής του δικτύου με δυναμικό τρόπο, όπου οι ενδιάμεσοι νευρώνες προστίθενται μόνο όταν είναι απαραίτητο και ο Αλγόριθμος Προσαρμοζόμενης Δυναμικής Αποσύνθεσης (Berthold και Diamond 1995) [106].

5.4.1 (Η τροποποιημένη και η αναδρομική) Ορθογώνια μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων

Ο τρόπος με τον οποίο υπολογίζονται οι παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου είναι καθοριστικός για την απόδοσή του. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Ένας από τους πιο γνωστούς και αποδοτικούς τρόπους εκπαίδευσης των RBF δικτύων με επιβλεπόμενο τρόπο είναι η χρήση του αλγορίθμου OLS [100] ή ενός αναδρομικού OLS (ROLS) [104]. Οι μέθοδοι αυτοί είναι επαναληπτικές και κάνουν εκτεταμένη χρήση της γραμμικής άλγεβρας και επικεντρώνονται στην εύρεση των RBF κέντρων και των αντίστοιχων φασμάτων των συναρτήσεων ακτινωτής βάσης. Η επιλογή των κέντρων γίνεται μέσα από το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης. Στις μεθόδους αυτές, επιλέγονται ένα-ένα τα κέντρα κάθε συνάρτησης βάσης με σκοπό την ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος.

Παράλληλα, υπάρχουν και άλλοι μέθοδοι επιλογής των κατάλληλων δειγμάτων εισόδου από το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης. Η πιο συνηθισμένη είναι η αυθαίρετη επιλογή μερικών δειγμάτων εισόδου, όπου μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων βελτιστοποίησης μετακινούνται τα κέντρα στην κατάλληλη θέση. Μια τέτοια μέθοδος δεν μπορεί να εγγυηθεί ότι το νευρωνικό δίκτυο που θα προκύψει, θα ανταποκρίνεται με ακρίβεια σε όλες τις περιπτώσεις που περιέχει το σύνολο εκπαίδευσης.

Γενικά θεωρούμε ότι τα κέντρα επιλέγονται από τα διανύσματα εισόδου. Θεωρούμε ότι η σχέση που διέπει το νευρωνικό είναι η

$$\mathbf{d}=\mathbf{A}*\mathbf{P}+\mathbf{\beta} \quad (5)$$

όπου

$\mathbf{d}=[d(1)\dots d(N)]$ είναι η έξοδος του νευρωνικού.

$P=[p_1 \dots p_M]$ είναι η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης στο κρυμμένο επίπεδο (βλ.5.3) και τα στοιχεία του είναι της μορφής $p_i=[p_i(1) \dots p_i(N)]$.

$A=[a_1 \dots a_M]$ είναι τα βάρη του δεύτερου επιπέδου δηλαδή του γραμμικού μέρους του δικτύου.

β = κλίση ή πόλωση του δεύτερου επιπέδου

Για τον **πρώτο νευρώνα** ($\kappa=1$) ενεργούμε ως εξής:

Αρχικά θεωρούμε ως κέντρα τα διανύσματα εισόδου $W=x^T$ και υπολογίζουμε την έξοδο του κρυμμένου στρώματος: $P = \exp\left(-\frac{\|W-x\|^2}{r^2}\right)$. Έπειτα βρίσκουμε τους λόγους μείωσης του σφάλματος: $e = \frac{(P^T * d)^2}{d^T d * P^T P}$, που δείχνει πόσο μακριά βρίσκεται το διάνυσμα εκπαίδευσης από το διάνυσμα στόχου. Επιλέγουμε ως κέντρο το διάνυσμα με το μεγαλύτερο λόγο μείωσης του σφάλματος και το παραπάνω διάνυσμα διαγράφεται από τον πίνακα W .

Για το καθένα από τους επόμενους νευρώνες $2 \leq \kappa \leq M$ ισχύουν τα ακόλουθα:

Παίρνουμε τα κέντρα μέχρι το συγκεκριμένο νευρώνα: $w_{\kappa-1} = W(:,\kappa-1)$ και υπολογίζουμε τον πίνακα: $\alpha_{\kappa} = \frac{w'_{\kappa-1} * P}{w_{\kappa-1} * w_{\kappa-1}}$.

Ορθογωνιοποιούμε τον πίνακα P με βάση τα κέντρα των προηγούμενων νευρώνων και σύμφωνα με την μέθοδο Gram-Schmidt, $P_{\kappa} = P_{\kappa-1} - w_{\kappa-1} * \alpha_{\kappa}$ και βρίσκουμε τους αντίστοιχους όρους σφάλματος. Τέλος επιλέγουμε ως κέντρο το διάνυσμα με το μεγαλύτερο λόγο μείωσης του σφάλματος και το διαγράφουμε από τον πίνακα W . Κάθε φορά που μία καινούργια συνάρτηση βάσης προστίθεται στο κρυμμένο επίπεδο του νευρωνικού δικτύου, υπολογίζονται ο πίνακας βαρών A και η πόλωση β του δεύτερου επιπέδου με την μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων. Έτσι υπολογίζεται για κάθε καινούργια συνάρτηση βάσης το αθροιστικό τετραγωνικό σφάλμα.

Η όλη διαδικασία τελειώνει όταν το τετραγωνικό αθροιστικό σφάλμα πέσει κάτω από ένα κατώφλι ή όταν δημιουργηθεί ένας προκαθορισμένος αριθμός νευρώνων. Αρχικά γίνεται η επιλογή του φάσματος r των συναρτήσεων βάσης από την εξίσωσή

$$r = \frac{sp}{\sqrt{-\log(1/2)}} \quad (6)$$

όπου η σταθερά sr συνήθως κυμαίνεται από μία μέχρι τρεις φορές σχετική απόκλιση του συνόλου εκπαίδευσης.

Μια βελτίωση αυτού του αλγορίθμου μπορεί να επιτευχθεί με τον υπολογισμό της ασαφής πράξης AND μεταξύ των κέντρων και της εισόδου, στο κρυμμένο επίπεδο και στην συνέχεια με την πρόσθεση, στην έξοδο των Gaussian εξισώσεων, της ευκλείδειας απόστασης της ασαφής αυτής πράξης με την είσοδο [112].

$$\mathbf{F} = \mathbf{max}(\mathbf{x}, \mathbf{w}) \Rightarrow \mathbf{d}(\mathbf{x}_n) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_n - \mathbf{w}_k\|^2}{r^2}\right) + \sum_{k=1}^K \alpha''_k \|\mathbf{F}_{nk} - \mathbf{x}_n\|^2 \quad (7)$$

Όσον αφορά την αναδρομική ορθογώνια μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων [104], είναι σύνηθες στα βιομηχανικά συστήματα να μην επιτρέπονται οι παύσεις στην παραγωγή για να γίνονται δοκιμές και έτσι τα δεδομένα ανακτώνται σε κατάσταση λειτουργίας όπου το σύστημα βρίσκεται υπό έλεγχο σε κλειστό βρόγχο. Η υποβαθμισμένη ποιότητα στα δεδομένα εκπαίδευσης είναι κάτι που συμβαίνει για δεδομένα κλειστού βρόγχου και συνεπώς προκαλεί μια μείωση στην ακρίβεια του μοντέλου.

Η ορθογώνια αποσύνθεση είναι μια γνωστή τεχνική για την απαλοιφή των δεδομένων υποβαθμισμένης ποιότητας. Παρόλο που οι Korenberg et al. [105] πρότειναν μια μέθοδο ορθογώνιας εκτίμησης, η οποία χρησιμοποιήθηκε αργότερα από τους Chen et al. [106] για την εκπαίδευση των μοντέλων νευρωνικών δικτύων, ήταν μια μέθοδος παρτίδας δέσμης (batch) ορθογώνιων ελαχίστων τετραγώνων και στην πραγματικότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μικρό αριθμό δεδομένων αφού η ορθογώνια αποσύνθεση ενός μεγάλου πίνακα πληροφοριών απαιτεί πολύ υπολογιστική μνήμη. Η αναδρομική μέθοδος, που περιγράφεται παρακάτω, είναι για συστήματα πολλαπλών εισόδων-πολλαπλών εξόδων (MIMO) και βασίστηκε στον αλγόριθμο μιας εισόδου-μίας εξόδου των Bobrow και Murray [107], και εφαρμόζεται για την ενημέρωση του πίνακα βαρών των RBF δικτύων.

$$\text{Έχουμε: } \mathbf{Y} = \hat{\mathbf{Y}} + \mathbf{E} = \mathbf{W} * \Phi + \mathbf{E} \quad (8)$$

Όπου

$\mathbf{Y}^T = [Y(1) \dots Y(N)]$ είναι η επιθυμητή έξοδος.

$\hat{\mathbf{Y}}^T = [\hat{Y}(1) \dots \hat{Y}(N)]$ είναι η έξοδος του νευρωνικού δικτύου.

$\Phi = [\phi_1 \dots \phi_M]$ είναι η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης στο κρυμμένο επίπεδο και τα στοιχεία του είναι της μορφής $\phi_i = [\phi_i(1) \dots \phi_i(N)]$.

$\mathbf{W} = [w_1 \dots w_M]$ είναι τα βάρη του δεύτερου επιπέδου δηλαδή του γραμμικού μέρους του δικτύου

$E^T=[E(1)\dots E(N)]$ είναι ο πίνακας σφαλμάτων του μοντέλου.

Και τώρα το MIMO πρόβλημά μας μπορεί να διαμορφωθεί ώστε να βρεθεί ο πίνακας W που ελαχιστοποιεί την παρακάτω συνάρτηση κόστους:

$$\mathbf{J}(\mathbf{W})=\|\Phi\cdot\mathbf{W}-\mathbf{Y}\|_F \quad (9)$$

Μιας και η Frobenius norm ενός πίνακα διατηρείται από την ορθογωνιοποίηση έχουμε την παρακάτω εξίσωση:

$$\mathbf{J}(\mathbf{W})=\|\mathbf{Q}^T\cdot\Phi\cdot\mathbf{W}-\mathbf{Q}^T\cdot\mathbf{Y}\|_F \quad (10)$$

Όπου Q είναι ο ορθογώνιος πίνακας από την ορθογώνια αποσύνθεση του Φ ,

$$\Phi = Q \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \dots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

Και

$$\mathbf{Q}^T \cdot \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}} \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{Y}} \end{bmatrix}$$

Και συνεπώς έχουμε:

$$\mathbf{J}(\mathbf{W})=\|\begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \dots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}\cdot\mathbf{W}-\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}} \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{Y}} \end{bmatrix}\|_F = \|\begin{bmatrix} \mathbf{R}\mathbf{W}-\hat{\mathbf{Y}} \\ \dots \\ -\tilde{\mathbf{Y}} \end{bmatrix}\|_F \quad (11)$$

Άρα για την εύρεση του βέλτιστου W αρκεί μόνο να ελαχιστοποιηθεί η εξίσωση $\mathbf{W}=\mathbf{R}^{-1}\hat{\mathbf{Y}}$ και αφήνει το υπόλοιπο $\|\tilde{\mathbf{Y}}\|_F$.

Για να ανακτηθεί ο αναδρομικός αλγόριθμος, πρέπει να υπολογιστεί ο πίνακας βαρών

W για την ελαχιστοποίηση του $\mathbf{J}_k=\|\Phi_k\cdot\mathbf{W}-\mathbf{Y}_k\|_F$, και άρα:

$$\mathbf{J}_{k+1}=\|\begin{bmatrix} \Phi_k \\ \dots \\ \varphi_{k+1}^T \end{bmatrix}\cdot\mathbf{W}-\begin{bmatrix} \mathbf{Y}_k \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T \end{bmatrix}\|_F \quad (12)$$

Επειδή το μέγεθος του πίνακα Φ αυξάνεται με την εισαγωγή νέων δεδομένων, η μεταχείριση του Φ θα είναι πολύ πιο δύσκολη όταν ο αριθμός των δεδομένων γίνει μεγάλος. Αντίθετα ο πίνακας R μπορεί να μεταχειριστεί πολύ πιο εύκολα αφού το μέγεθός του είναι σταθερό και μικρό. Στην πραγματικότητα η συνάρτηση κόστους που αναφέρεται παραπάνω είναι

ισοδύναμη με την παρακάτω, εφόσον το $\tilde{Y}^T \tilde{Y}$ είναι μικρό και δεν επηρεάζεται από την επιλογή του W:

$$J_{k+1} = \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W} - \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_k \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T \end{bmatrix} \right\|_F \quad (13)$$

Αυτό αποδεικνύεται παρακάτω. Είναι γνωστό ότι αν για δύο πίνακες A και B ισχύει $A^T A = B^T B$ τότε $\|A\|_F = \|B\|_F$. Έτσι αν:

$$A = \begin{bmatrix} \Phi_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W}_{k+1} - \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_k \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W}_{k+1} - \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_k \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T \end{bmatrix} \quad (14)$$

Τότε

$$A^T A = \mathbf{W} \Phi^T \Phi \mathbf{W} - \mathbf{W} \Phi^T \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T \Phi \mathbf{W} + \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} + \mathbf{W} \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^T \mathbf{W} - \mathbf{W} \boldsymbol{\varphi} \mathbf{y}^T - \mathbf{y} \boldsymbol{\varphi}^T \mathbf{W} + \mathbf{y} \mathbf{y}^T = B^T B + \tilde{Y}^T \tilde{Y}$$

Που βασίζεται στις παρακάτω ταυτότητες:

$$\Phi^T \Phi = \mathbf{R}^T \mathbf{R}, \quad \Phi^T \mathbf{Y} = \mathbf{R}^T \hat{\mathbf{Y}}, \quad \mathbf{Y}^T \Phi = \hat{\mathbf{Y}}^T \mathbf{R}, \quad \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} = \hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}} + \tilde{Y}^T \tilde{Y}.$$

Η συνάρτηση κόστους μετατρέπεται στην ακόλουθη:

$$\begin{aligned} J_{k+1} &= \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W} - \left(\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}} \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W} \right) \right\|_F = \\ &= \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W} - \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T - \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \cdot \mathbf{W} \end{bmatrix} \right\|_F \end{aligned} \quad (15)$$

Κάνουμε ορθογώνια αποσύνθεση στο $\begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix}$ και έχουμε

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \end{bmatrix} = \mathbf{Q}_{k+1} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k+1} \\ \dots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_{k+1} \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T \end{bmatrix} = \mathbf{Q}_{k+1}^T \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^T - \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \cdot \mathbf{W} \end{bmatrix} \quad (16)$$

Και η συνάρτηση κόστους γίνεται:

$$\left\| \mathbf{Q}_{k+1} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k+1} \\ \dots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W} - \mathbf{Q}_{k+1} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_{k+1} \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T \end{bmatrix} \right\|_F = \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k+1} \mathbf{W} - \hat{\mathbf{Y}}_{k+1} \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T \end{bmatrix} \right\|_F \quad (17)$$

Και συνεπώς, η βέλτιστη λύση παίρνεται από την λύση του

$$\mathbf{W} = \mathbf{R}_{k+1}^{-1} \hat{\mathbf{Y}}_{k+1} \quad (18)$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι ο \mathbf{R}_{k+1} είναι ένας άνω τριγωνικός πίνακας, και συνεπώς ο υπολογισμός του \mathbf{W} είναι πολύ εύκολος.

Στην περίπτωση όπου $k \leq m$ (όπου m είναι ο αριθμός των νευρώνων) έχουμε τις εξισώσεις:

$$\Phi_k = \mathbf{R}_k \mathbf{Q}_k, \quad \mathbf{Q}_k^T \cdot \mathbf{Y}_k = \hat{\mathbf{Y}}_k, \quad \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k \\ \dots \\ \varphi_{k+1}^T \end{bmatrix} = \mathbf{Q}_{k+1} \mathbf{R}_{k+1}, \quad \mathbf{Q}_{k+1}^T \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_k \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{Y}}_{k+1} \quad (19)$$

$$\|\tilde{\mathbf{Y}}_{k+1}\|_F^2 = \left\| \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T \\ \dots \\ \hat{\mathbf{Y}}_k \end{bmatrix} \right\|_F^2 = \|\tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T\|_F^2 + \|\hat{\mathbf{Y}}_k\|_F^2 \quad (20)$$

Επιπλέον, για να μειωθεί το υπολογιστικό κόστος στην εκπαίδευση του δικτύου εκτός λειτουργίας, τα βάρη μπορούν να υπολογιστούν μόνο μια φορά στο τέλος της εκπαίδευσης μιας και οι τιμές τους δεν επηρεάζουν τις κύριες ενημερώσεις του αναδρομικού αλγόριθμου. Τα βήματα του αναδρομικού ορθογώνιου αλγορίθμου ελαχίστων τετραγώνων είναι τα εξής:

Βήμα 1. Αρχικοποίηση των $\mathbf{R}_k, \|\tilde{\mathbf{Y}}_{k+1}\|_F^2$ και $\hat{\mathbf{Y}}_k$, θέτοντας $\mathbf{R}_0 = \alpha \mathbf{I}$ όπου $\alpha = [\alpha, 0, 0, \dots, 0]$ ένας πολύ μικρός αριθμός, π.χ. $\alpha = 0.001$, $\hat{\mathbf{Y}}_0 = 0$ και $\|\tilde{\mathbf{Y}}_{k+1}\|_F^2 = 0$ για $k=0, 1, \dots, m$.

Βήμα 2. Υπολογίζονται τα $\mathbf{Q}_{k+1}, \mathbf{R}_{k+1}, \hat{\mathbf{Y}}_{k+1}, \|\tilde{\mathbf{Y}}_{k+1}\|_F^2$ και $\|\tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^T\|_F$ από τις εξισώσεις 4.19 για $k \leq m$ με, αλλιώς από τις εξισώσεις 4.16, 4.18 και 4.20.

Βήμα 3. Αν $t < N$, $t=t+1$, πήγαινε στο βήμα 2.

Βήμα 4. Υπολόγισε τα $\mathbf{Q}_N, \mathbf{R}_N, \mathbf{W}_N$ και $\|\tilde{\mathbf{Y}}_N\|_F^2$.

Ο αναδρομικός αλγόριθμος ορθογώνιων ελαχίστων τετραγώνων που αναφέρεται στο [101] έδειξε ότι το πλεονέκτημα του αναδρομικού αλγορίθμου αντί του κανονικού, είναι ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μεγάλα ποσά δεδομένων χωρίς να απαιτείται μεγάλη υπολογιστική ικανότητα και ότι απαλείφει την υποβαθμισμένη ποιότητα των δεδομένων ώστε να βελτιωθεί η ακρίβεια του μοντέλου.

5.4.2 Ακολουθιακός αλγόριθμος εκπαίδευσης GAP (Growing And Pruning)

Η επιλογή αλγορίθμου εκπαίδευσης για μια συγκεκριμένη εφαρμογή εξαρτάται κυρίως από την ταχύτητα και την ακρίβειά της. Σε συγκεκριμένες εφαρμογές σε κατάσταση λειτουργίας, προτιμώνται οι ακολουθιακοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης αντί τους αλγορίθμους εκπαίδευσης

δέσμης μιας και δεν απαιτούν επανεκπαίδευση κάθε φορά που προστίθενται καινούρια δεδομένα. Συγκριτικά με τους αλγορίθμους δέσμης, οι ακολουθιακοί αλγόριθμοι έχουν τα παρακάτω χαρακτηριστικά: (i) όλες οι παρατηρήσεις εκπαίδευσης παρουσιάζονται στο σύστημα διαδοχικά (μία-προς-μία), (ii) οποιαδήποτε στιγμή, μόνο μία παρατήρηση εκπαίδευσης μπορεί να φαίνεται και να μαθαίνεται, (iii) η παρατήρηση εκπαίδευσης απορρίπτεται μόλις η διαδικασία εκπαίδευσης αυτής της παρατήρησης ολοκληρωθεί και (iv) το σύστημα εκπαίδευσης δεν έχει προηγούμενη γνώση του πόσες παρατηρήσεις θα παρουσιαστούν συνολικά.

Τη μεγαλύτερη συνεισφορά στην ακολουθιακή εκπαίδευση την έκανε ο Platt [108] προτείνοντας το δίκτυο κατανομής πόρων (Resource Allocation Network, RAN) όπου το δίκτυο ξεκινά χωρίς νευρώνες και αυτοί προστίθενται διαδοχικά ανάλογα με την καινοτομία των νέων δεδομένων. Μια περαιτέρω ενίσχυση του RAN, έγινε από τους Kadirkamanathan και Niranjan όπου αντί για την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, χρησιμοποιείται ένα εκτεταμένο φίλτρο Kalman (EKF) για την ενημέρωση των παραμέτρων του δικτύου ώστε να βελτιωθεί η ακρίβεια και να παραχθεί ένα πιο συμπαγές δίκτυο. Δυστυχώς, όμως αυτοί οι δύο αλγόριθμοι RAN και RANEKF, μπορούν μόνο να προσθέσουν νευρώνες και όχι να περικόψουν τους μη σημαντικούς νευρώνες από το δίκτυο και έτσι το δίκτυο μπορεί να γίνει πολύ μεγάλο σε περίπλοκες εφαρμογές μεγάλης κλίμακας.

Σε αυτόν τον τομέα, βοήθησαν πολύ οι Yingwei et al. [110] που παρουσίασαν μια στρατηγική διαβάθμισης προς τα κάτω που βασίζεται στην σχετική συνεισφορά κάθε νευρώνα του κρυμμένου στρώματος στην συνολική έξοδο του δικτύου. Η μέθοδος αυτή λέγεται MRAN (Minimal Resource Allocation Network) και χρησιμοποιεί ένα συρόμενο παράθυρο δεδομένων στα κριτήρια πρόσθεσης και διαβάθμισης προς τα κάτω για να αναγνωρίσει τους νευρώνες που συνεισφέρουν σχετικά λίγο στην έξοδο του δικτύου. Η επιλογή του μεγέθους αυτών των παραθύρων εξαρτάται από την κατανομή των δειγματικών εισόδων και μπορεί να γίνει μόνο με δοκιμές και σφάλματα από μελέτες εξομοίωσης.

5.4.2.1 GGAP-RBF

Στο [109] αναφέρεται ένας αλγόριθμος πρόσθεσης και διαβάθμισης προς τα κάτω που χρησιμοποιεί την σημαντικότητα κάθε νευρώνα για να αξιολογηθεί η πρόσθεσή του ή η διαβάθμισή του προς τα κάτω. Ο αλγόριθμος αυτός ονομάζεται GGAP-RBF (Generalized Growing And Pruning). Η σημαντικότητα ενός νευρώνα σύμφωνα με αυτή τη μελέτη δίνεται από την σχέση:

$$E_{\text{sig}}(\mathbf{k}) = \|\alpha_{\mathbf{k}}\|_q \left(\int \exp\left(-\frac{q\|\mathbf{x}-\mu_{\mathbf{k}}\|^2}{\sigma_{\mathbf{k}}^2}\right) \mathbf{p}(\mathbf{x}) \mathbf{d}\mathbf{x} \right)^{1/q} \quad (20)$$

Αν η σημαντικότητα του νευρώνα k είναι μικρότερη από την ακρίβεια εκπαίδευσης e_{\min} , τότε ο νευρώνας k χαρακτηρίζεται ασήμαντος και αφαιρείται, αλλιώς θεωρείται σημαντικός και παραμένει.

Η συνάρτηση $p(x)$ είναι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των δεδομένων εισόδου x και ανάλογα με την συνάρτηση που θα επιλέξουμε, διαμορφώνεται και η σημαντικότητα. Παρακάτω φαίνονται μερικές απλές και ευρέως χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις, όπως η ομοιόμορφη, η κανονική, η εκθετική και η Rayleigh δειγματική κατανομή.

Στην **ομοιόμορφη** κατανομή, το δείγμα εισόδων διαλέγεται ομοιόμορφα από ένα διάστημα X και η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι $p(x)=1/S(X)$, όπου $S(X) = \int 1dx$. Λαμβάνοντας υπ' όψιν ότι το πλάτος σ_k είναι πολύ μικρότερο από το μέγεθος του $X(1)$, η σημαντικότητα γίνεται:

$$E_{\text{sig}}(\mathbf{k}) = \|\mathbf{a}_k\|_q \left(\frac{\pi}{q}\right)^{1/2q} \left(\frac{\sigma_k^1}{S(X)}\right)^{1/q} \quad (21)$$

Στην **κανονική** κατανομή, οι εισοδοί λαμβάνονται από την κανονική κατανομή

$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$. Και έτσι, θεωρώντας γενικά ότι $\sigma_k \ll \sigma$, αφού τα δείγματα λαμβάνονται από ολόκληρο το X και έτσι ο νευρώνας k έχει επιρροή μόνο σε ένα μικρό διάστημα του X , η σημαντικότητα γίνεται:

$$E_{\text{sig}}(\mathbf{k}) = \|\mathbf{a}_k\|_q \left(\frac{\sigma_k}{\sqrt{2q}\sigma}\right)^{1/q} \exp\left(-\frac{(\mu-\mu_k)^2}{2q\sigma^2}\right) \quad (22)$$

Η κατανομή **Rayleigh** έχει κατανομή πιθανότητας την $p(x) = \begin{cases} 0, & \text{αν } x \leq 0 \\ \frac{x}{\mu^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\mu^2}\right), & \text{αλλιώς} \end{cases}$ και έτσι η σημαντικότητα γίνεται:

$$E_{\text{sig}}(\mathbf{k}) = \|\mathbf{a}_k\|_q \left(\frac{2}{\mu}\right)^{2/q} \pi^{1/2q} \frac{(\mu\sigma_k)^{3/q}}{(2q\mu^2 + \sigma_k^2)^{3/2q}} \exp\left(\frac{\mu_k^2}{2q\mu^2 + \sigma_k^2}\right) \quad (23)$$

Και στην **εκθετική** κατανομή, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι $p(x) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right)$ και η σημαντικότητα γίνεται:

$$E_{\text{sig}}(\mathbf{k}) = \|\mathbf{a}_k\|_q \left(\sqrt{\frac{\pi}{q}} \frac{\sigma_k}{\mu}\right)^{1/q} \exp\left(-\frac{\mu_k}{\mu} - \frac{\sigma_k^2}{4q\mu^2}\right) \quad (24)$$

Ο αλγόριθμος GGAP-RBF που προτείνεται στο [109] είναι ο ακόλουθος:

Βήμα 1. Υπολογίζεται η συνολική έξοδος του δικτύου

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_n) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_k\|^2}{\sigma_k^2}\right) \quad (25)$$

όπου K είναι ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων.

Βήμα 2. Υπολογίζονται οι απαραίτητοι παράμετροι για το κριτήριο πρόσθεσης νευρώνα

$$\mathbf{e}_{n_th} = \max\{\mathbf{e}_{max}\gamma^n, \mathbf{e}_{min}\} \text{ για } 0 < \gamma < 1 \text{ και } \mathbf{e}_n = \mathbf{y}_n - \mathbf{f}(\mathbf{x}_n) \quad (26)$$

Βήμα 3. Εφαρμόζεται το κριτήριο πρόσθεσης νευρώνα.

$$\text{Αν ισχύει } \|\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_{nr}\| > \mathbf{e}_{n_th} \text{ και } \|\mathbf{e}_n\|_q \left(\int \exp\left(-\frac{q\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_n\|^2}{\kappa^2\|\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_{nr}\|^2}\right) \mathbf{p}(\mathbf{x}) \mathbf{d}\mathbf{x} \right)^{1/q} > \mathbf{e}_{min}$$

Προστίθεται ένας νέος νευρώνας $K+1$ με $\alpha_{K+1} = \mathbf{e}_{n_th}$, $\boldsymbol{\mu}_{K+1} = \mathbf{x}_n$, $\sigma_{K+1} = \kappa \|\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_{nr}\|$.

Αλλιώς ρυθμίζονται μόνο οι παράμετροι α_{nr} , $\boldsymbol{\mu}_{nr}$, σ_{nr} του κοντινότερου νευρώνα και ελέγχεται το κριτήριο περικοπής του προσαρμοζόμενου νευρώνα:

$$\text{Αν ισχύει } E_{sig}(nr) = \|\alpha_{nr}\|_q \left(\int \exp\left(-\frac{q\|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_{nr}\|^2}{\sigma_{nr}^2}\right) \mathbf{p}(\mathbf{x}) \mathbf{d}\mathbf{x} \right)^{1/q} < \mathbf{e}_{min}$$

αφαιρείται ο νευρώνας nr και μειώνονται οι διαστάσεις του φίλτρου Kalman.

Τέλος

Στις παραπάνω εξισώσεις έχουμε \mathbf{x}_n την τελευταία είσοδο, $\boldsymbol{\mu}_{nr}$ είναι το κέντρο του πλησιέστερου (ευκλείδεια απόσταση) νευρώνα στο \mathbf{x}_n , \mathbf{e}_{min} η αναμενόμενη εκτίμηση της ακρίβειας, \mathbf{e}_n το κατώφλι που επιλέγεται κατάλληλα και κ ο συντελεστής επικάλυψης, που ορίζει την επικάλυψη των εξόδων του κρυμμένου στρώματος στο διάστημα εισόδου.

Πρέπει να σημειωθεί ότι από τα κριτήρια πρόσθεσης νευρώνα, το πρώτο βεβαιώνεται ότι ο νέος νευρώνας θα προστεθεί μόνο αν το δεδομένο εισόδου είναι αρκετά μακριά από τους ήδη υπάρχοντες νευρώνες. Το δεύτερο βεβαιώνει ότι η σημαντικότητα του νέου νευρώνα που προστέθηκε είναι μεγαλύτερη από την απαιτούμενη ακρίβεια \mathbf{e}_{min} .

Το γεγονός ότι μόνο οι παράμετροι του κοντινότερου νευρώνα τροποποιούνται στην περίπτωση που δεν ισχύει το κριτήριο πρόσθεσης και μόνο ο κοντινότερος νευρώνας ελέγχεται για την περίπτωση που χρειαστεί να περικοπεί, εξηγείται παρακάτω. Θεωρώντας ότι μετά από n διαδοχικές παρατηρήσεις εκπαίδευσης, έχει δημιουργηθεί ένα RBF δίκτυο με K νευρώνες όπου όλοι αυτοί οι νευρώνες είναι σημαντικοί αφού οι μη σημαντικοί θα έχουν περικοπεί μετά από την εκπαίδευση της n -ιοστής παρατήρησης. Αν έρθει, τώρα, μια νέα παρατήρηση $n+1$ και ικανοποιείται το κριτήριο πρόσθεσης νευρώνα, θα προστεθεί ένας νέος

σημαντικός νευρώνας και οι παράμετροι όλων των άλλων νευρώνων θα παραμείνουν ανεπηρέαστοι. Έτσι αφού και οι παλιοί και οι καινούριοι νευρώνες θα είναι σημαντικοί, δεν χρειάζεται να γίνει έλεγχος για περικοπή. Αν τώρα δεν ικανοποιείται το κριτήριο πρόσθεσης νευρώνα, δεν προστίθεται νέος νευρώνας και μόνο οι παράμετροι του κοντινότερου νευρώνα θα προσαρμοστούν, χρησιμοποιώντας το εκτεταμένο φίλτρο Kalman (EKF). Αυτό γίνεται γιατί στην Γκαουσιανή συνάρτηση $\varphi(x) = \exp(-x^2/\sigma^2)$ η πρώτη και δεύτερη παράγωγός του πλησιάζουν πιο γρήγορα στο μηδέν όταν το $x > \sigma$. και ως εκ τούτου, στο διάνυσμα κλίσης \mathbf{a}_n του φίλτρου Kalman, όλα τα στοιχεία εκτός των $\varphi_{nr}(x_n)$, $\varphi_{nr}(x_n)(2\alpha_{nr}/\sigma_{nr}^2)(x_n - \mu_{nr})^T$, $\varphi_{nr}(x_n)(2\alpha_{nr}/\sigma_{nr}^3)\|x_n - \mu_{nr}\|^2$, θα πλησιάσουν το μηδέν γρηγορότερα όταν $x > \sigma$. Άρα δεν χρειάζεται να προσαρμόσουμε τις παραμέτρους όλων των νευρώνων. Επειδή, τώρα, οι μόνοι παράμετροι που έχουν αλλάξει είναι του πλησιέστερου νευρώνα, όλοι οι υπόλοιποι παραμένουν σημαντικοί και άρα μόνο τον τροποποιημένο νευρώνα χρειάζεται να ελέγξουμε για περικοπή.

Η διαφορά που παρουσίασαν οι συγγραφείς για τους αλγόριθμους MRAN, RANKEF και GGAP-RBF είναι ότι σε αυτόν τον αλγόριθμο η υπολογιστική περιπλοκότητα μειώνεται δραματικά διότι τροποποιούνται μόνο οι παράμετροι του κοντινότερου νευρώνα αντί όλων των νευρώνων, χωρίς όμως να μειώνεται η απόδοση της εκπαίδευσης.

5.4.2.2 MRAN

Ο αλγόριθμος MRAN παρουσιάζεται αναλυτικά στο [110]. Έχει ως βάση την μέθοδο της πρόσθεσης και περικοπής των νευρώνων και μοιάζει με τον αλγόριθμο GGAP-RBF που περιγράφηκε παραπάνω. Συγκεκριμένα, τα δύο πρώτα βήματα είναι ίδια με του GGAP-RBF εκτός από την προσθήκη ενός ακόμα κριτηρίου ελέγχου.

Βήμα 2. Υπολογίζουμε επιπλέον το $e_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{i=n-(M-1)}^n [y_i - f(x_i)]^2}{M}}$.

Βήμα 3. Εφαρμόζεται το κριτήριο πρόσθεσης νευρώνα.

Αν ισχύει $\|\mathbf{x}_n - \mu_{nr}\| \geq e_{n_th}$ και $e_n > e_{min}$ και $e_{rms} > e'_{min}$,

προστίθεται ένας νέος νευρώνας $K+1$ με $\alpha_{K+1} = e_{n_th}$, $\mu_{K+1} = x_n$, $\sigma_{K+1} = \kappa \|x_n - \mu_{nr}\|$.

Αλλιώς ρυθμίζονται οι παράμετροι $\mathbf{w} = [\alpha_0, \alpha_1, \mu_1^T, \sigma_1, \dots, \alpha_K, \mu_K^T, \sigma_K]$ χρησιμοποιώντας το εκτεταμένο φίλτρο Kalman.

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \mathbf{k}_n \mathbf{e}_n$$

$$\mathbf{k}_n = [\mathbf{R}_n + \mathbf{a}_n^T \mathbf{P}_{n-1} \mathbf{a}_n]^{-1} \mathbf{P}_{n-1} \mathbf{a}_n \quad (27)$$

$$P_n = [I - k_n a_n^T] P_{n-1} + QI.$$

Βήμα 4. Υπολογίζονται οι εξόδοι όλων των κρυμμένων νευρώνων

$\mathbf{o}_k^n = \alpha_k \exp\left(-\frac{\|x_n - \mu_k\|^2}{\sigma_k^2}\right)$ για $k=1, \dots, K$. Βρίσκεται η μεγαλύτερη απόλυτη τιμή της εξόδου των κρυμμένων νευρώνων $\|\mathbf{o}_{\max}^n\|$ και υπολογίζεται η κανονικοποιημένη τιμή για κάθε κρυμμένο νευρώνα

$$r_k^n = \left\| \frac{\mathbf{o}_k^n}{\mathbf{o}_{\max}^n} \right\|, \quad k=1, \dots, K. \quad (28)$$

Αν $r_k^n < \delta$ για L συνεχόμενες φορές, τότε περικόπτεται ο k νευρώνας και μειώνονται οι διαστάσεις του P_n για να ταιριάζουν με την προϋπόθεση του EKF.

Πιο αναλυτικά, το k_n είναι το διάνυσμα κέρδους του φίλτρου Kalman και a_n ορίζεται ως το διάνυσμα κλίσης και εκφράζεται από

$$\mathbf{a}_n = [1, \varphi_1(x_n), \varphi_1(x_n)(2\alpha_1/\sigma_1^2)(x_n - \mu_1)^T, \varphi_1(x_n)(2\alpha_1/\sigma_1^3)\|x_n - \mu_1\|^2, \dots, \varphi_K(x_n), \varphi_K(x_n)(2\alpha_K/\sigma_K^2)(x_n - \mu_K)^T, \varphi_K(x_n)(2\alpha_K/\sigma_K^3)\|x_n - \mu_K\|^2]^T, \quad (29)$$

όπου R_n είναι η μεταβλητότητα του θορύβου των μετρήσεων, P_n είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης σφαλμάτων, Q είναι η κλίμακα που ρυθμίζει το επιτρεπόμενο τυχαίο βήμα στην κατεύθυνση του διανύσματος κλίσης. Όταν προστίθεται ένας νέος νευρώνας τότε οι διαστάσεις του πίνακα P_n ρυθμίζονται ως ακολούθως:

$$P_n = \begin{pmatrix} P_{n-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & P_0 I \end{pmatrix} \quad (30)$$

Επιπλέον, προστέθηκε και ένα νέο κριτήριο πρόσθεσης νευρώνα, το οποίο υπολογίζει το RMS σφάλμα σε ένα κυλιόμενο παράθυρο δεδομένων. Στην συνθήκη περικοπής, όταν οι παράμετροι α_k ή σ_k είναι μικροί ή η απόσταση $\|x - \mu_k\|$ είναι μεγάλη τότε η έξοδος o_k είναι μικρή. Μιας και οι απόλυτες τιμές μπορεί να προκαλέσουν ασυνέπεια, χρησιμοποιείται η κανονικοποιημένη τιμή των εξόδων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΠΡΟΧΩΡΗΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

6.1 Εισαγωγή

Η αιολική ενέργεια αυξάνεται όλο και περισσότερο στις μέρες μας σε παγκόσμιο επίπεδο. Από την προηγούμενη δεκαετία, η παγκόσμια εγκατεστημένη ικανότητα παραγωγής αιολικής ισχύος έχει αυξηθεί από 2.5 GW το 1992 σε 40 GW στο τέλος του 2003, με ετήσιο ρυθμό αύξησης κοντά στο 40% [111]. Πλέον, η βιομηχανία εκτιμά ότι 75 GW θα έχουν εγκατασταθεί στην Ευρώπη μόνο, παράγοντας 167 TWh κάθε χρόνο.

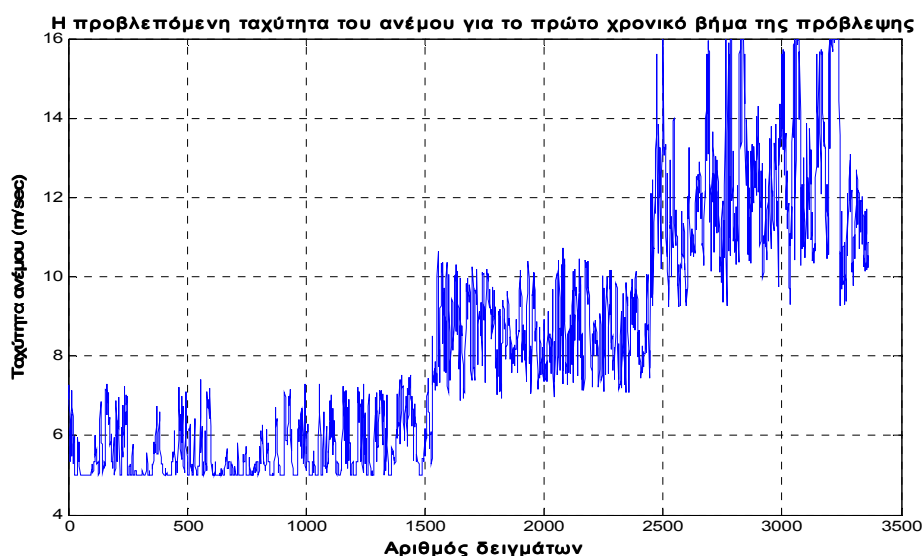
Τα επίπεδα διείσδυσης της αιολικής ενέργειας στον τομέα του ηλεκτρισμού έχουν φτάσει το 20% στην Δανία και περίπου 5% στην Γερμανία και την Ισπανία. Σε πολλές περιοχές της Ευρώπης, η διείσδυση είναι πολύ σημαντική, π.χ. στην περιοχή Schleswig-Holstein της βόρειας Γερμανίας, η εγκατεστημένη αιολική παραγωγική ικανότητα καλύπτει το 30% της ενεργειακής ζήτησης της περιοχής, ενώ στο νησί της Κρήτης, στην Ελλάδα, η ετήσια διείσδυση της αιολικής ενέργειας ξεπερνάει το 10%, ενώ παρατηρείται ωριαία διείσδυση της τάξης του 40%. Είναι σαφές ότι τέτοια επίπεδα διείσδυσης εμπλέκουν και πολλές περιπλοκές στην διαχείριση των συστημάτων ισχύος εξαιτίας της διακοπτόμενης φύσης του ανέμου και έτσι οι χειριστές των συστημάτων και οι διαχειριστές της αγοράς πρέπει να λαμβάνουν υπ' όψιν την αβεβαιότητα στην διαθέσιμη παραγωγική ικανότητα επιπλέον της αβεβαιότητας της πρόβλεψης ζήτησης.

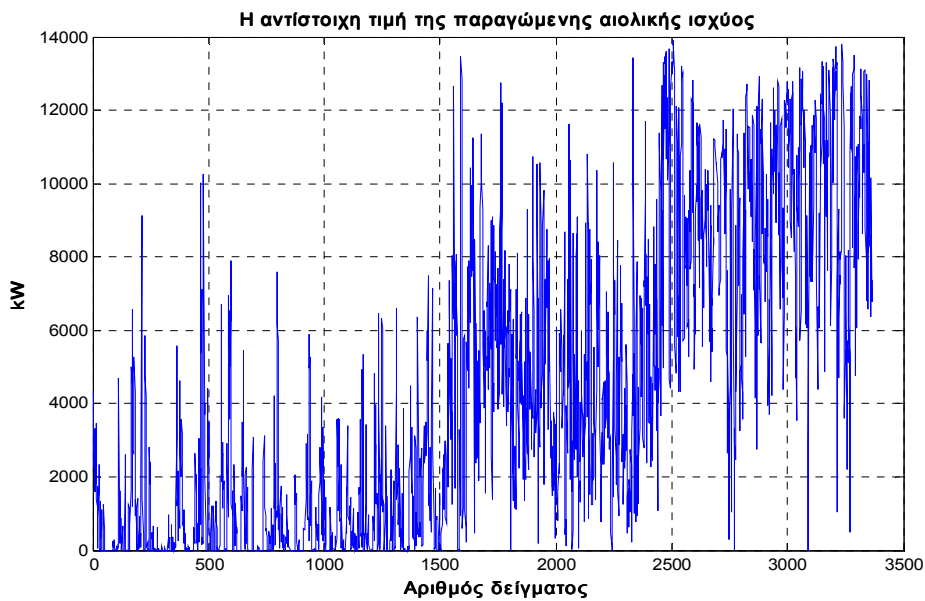
6.2 Περιγραφή του μοντέλου

Παρακάτω παρουσιάζεται μια μέθοδος που βασίζεται σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και σε αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Είναι ένα είδος στατιστικής μεθόδου που απαιτεί σαν είσοδο προηγούμενες μετρήσεις της αιολικής ισχύος και μετεωρολογικές προβλέψεις της

ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου στην τοποθεσία του αιολικού πάρκου. Για να μπορέσει να προβλέψει την αιολική παραγωγή, εφαρμόζεται ένας συνδυασμός αυτό-οργανωμένων χαρτών και αναδρομικών συναρτήσεων ακτινωτής βάσης.

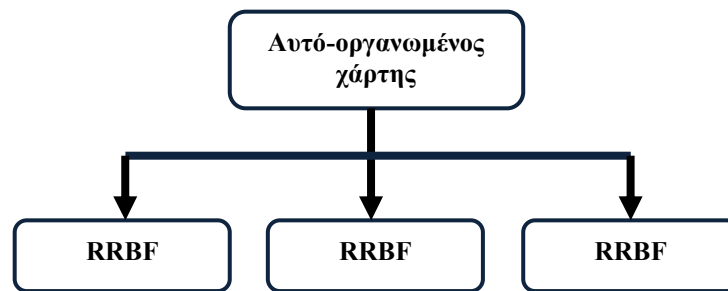
Η αιολική παραγωγή είναι ευθέως ανάλογη της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του τοπικού ανέμου. Αυτή η πληροφορία λαμβάνεται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού και έρχονται από τα μετεωρολογικά μοντέλα SKIRON, HIRLAM. Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού δίνονται στα 10m πάνω από το έδαφος ή σε διάφορα επίπεδα που σχετίζονται με επίπεδα ατμοσφαιρικής πίεσης. Παράλληλα, αναπαρίστανται σαν ένα πλέγμα τεσσάρων σημείων που περιβάλλουν το αιολικό πάρκο. Σε αυτή την περίπτωση, η χωρική ανάλυση του μετεωρολογικού μοντέλου είναι μεγάλης σημασίας και τα μοντέλα με υψηλή ανάλυση δίνουν πιο ακριβείς προβλέψεις, αλλά χρειάζονται μεγαλύτερους χρόνους υπολογισμού. Σε κάθε περίπτωση, οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού ενημερώνονται μόνο για έναν συγκεκριμένο αριθμό φορών κάθε μέρα και για αυτό το λόγο οι προβλέψεις της αιολικής ταχύτητας συχνά διαφέρουν από τις πραγματικές τιμές της ταχύτητας στο ύψος της ανεμογεννήτριας. Επιπλέον, η σχέση μεταξύ της αιολικής ταχύτητας και της αιολικής παραγωγής δεν είναι ευθεία. Στα παρακάτω σχήματα, φαίνονται, στο ένα μια σειρά από αιολικές ταχύτητες που έχουν ομαδοποιηθεί ανάλογα με το μέγεθός τους, και στο άλλο οι αντίστοιχες αιολικές παραγωγές ισχύος ενός τυπικού αιολικού πάρκου. Σε πολλές περιπτώσεις, μπορούν να βρεθούν μεγάλες διαφορές ανάμεσα στην αναμενόμενη τιμή της αιολικής παραγωγής, που βασίζεται στις προβλεπόμενες τιμές της αιολικής ταχύτητας, και στην αντίστοιχη πραγματική τιμή της αιολικής παραγωγής. Είναι φανερό, ότι σε αυτές τις περιπτώσεις, η πρόβλεψη της αιολικής ισχύος είναι ιδιαίτερα δύσκολη.





Σχήμα 1(α). Ωριαία χρονοσειρά αιολικής ταχύτητας ταξινομημένη ανάλογα με το μέγεθος και (β) η αντίστοιχη αιολική ισχύς.

Πολλές δοκιμές έχουν δείξει ότι η καλύτερη χρήση των αριθμητικών προβλέψεων καιρού μπορεί να γίνει αν οι προβλεπόμενες τιμές της αιολικής ταχύτητας επεξεργάζονται ξεχωριστά, ομαδοποιημένα ανάλογα με το μέγεθος της αιολικής ταχύτητας. Έτσι το μοντέλο πρόβλεψης που φαίνεται παρακάτω είναι αυτό που προτείνεται για αποτελεσματικές προβλέψεις της αιολικής ισχύος.



Σχήμα 2. Δομή του προτεινόμενου μοντέλο πρόβλεψης της αιολικής ισχύος

Το μοντέλο περιλαμβάνει έναν αυτό-οργανωμένο χάρτη που εφαρμόζεται στην είσοδο του συστήματος, ώστε να ταξινομηθούν οι προβλεπόμενες τιμές της αιολικής ταχύτητας σε τρεις τάξεις, όπως φαίνεται στο σχήμα 1. Ο αυτό-οργανωμένος χάρτης είναι ένα νευρωνικό δίκτυο Kohonen, κατάλληλο για τέτοιου είδους διαχωρισμούς και αποτελείται από ένα στρώμα, του οποίου οι νευρώνες επιλέγονται με μη-εποπτευόμενη εκπαίδευση. Στο συγκεκριμένο μοντέλο, ο αυτό-οργανωμένος χάρτης λαμβάνει τις δύο τιμές της ταχύτητας του ανέμου, που παρέχονται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού και αντιπροσωπεύουν την ταχύτητα την ώρα της πρόβλεψης και της επόμενης, ως εισόδους. Στο κρυμμένο στρώμα υπάρχουν τρεις

νευρώνες, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για τον διαχωρισμό των προβλεπόμενων τιμών σε τρεις τάξεις, χρησιμοποιώντας την ευκλείδεια απόσταση σαν κριτήριο.

Κάθε τάξη χρησιμοποιείται για να εκπαιδεύσει ένα ξεχωριστό νευρωνικό δίκτυο συναρτήσεων ακτινωτής βάσης, έτσι ώστε το μοντέλο θα μάθει πώς να αντιμετωπίζει πιο απρόβλεπτα γεγονότα, στην περίπτωση των ανακριβών αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Παράλληλα, το εύρος της ταχύτητας του ανέμου μειώνεται μεταξύ της ταχύτητας έναρξης λειτουργίας και της ταχύτητας που αντιστοιχεί στην ονομαστική ισχύ της ανεμογεννήτριας, έτσι ώστε να γίνει πιο εύκολη η εκπαίδευση των RBF δικτύων, μιας και η αιολική παραγωγή είναι 0 για ταχύτητα κάτω των 5 m/s και περίπου ονομαστική για πάνω από 16 m/s.

Επιλέχθησαν τα νευρωνικά δίκτυα RBF διότι δίνουν μια ικανοποιητική λύση για μη γραμμικά προβλήματα, όπως η πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, εξαιτίας της δομής τους που χαρακτηρίζεται από έναν συνδυασμό μη εποπτευόμενης (στον κρυμμένο στρώμα) και εποπτευόμενης (στο στρώμα εξόδου) εκπαίδευσης. Στο κρυμμένο στρώμα, γίνεται η ταξινόμηση των δειγμάτων εκπαίδευσης στις κατηγορίες τους και οι πυρήνες αυτών των κατηγοριών (τα πιο απομακρυσμένα δείγματα του συνόλου εκπαίδευσης) αποτελούν τον πίνακα βαρών του κρυμμένου στρώματος. Το δεύτερο στρώμα είναι γραμμικό και εκπαιδεύεται από τις πραγματικές τιμές της αιολικής ισχύος (διάνυσμα στόχος). Ο συνδυασμός των δύο στρωμάτων μπορεί να εξομοιώσει με μια αποδεκτή απόδοση την επίδραση του προβλεπόμενου ανέμου στο αιολικό πάρκο και μπορεί να παράσχει υψηλή ακρίβεια στην ισχύ εξόδου. Η προσαρμοστικότητα του RBF δικτύου βασίζεται στο πρώτο στρώμα, όπου οι νευρώνες σε αυτό το στρώμα είναι καθορισμένοι από την ευκλείδεια απόσταση κάθε διανύσματος και κάθε στοιχείου των δεδομένων εκπαίδευσης, αντίστοιχα. Η κατασκευή των RBF δικτύων έχει περιγραφεί παραπάνω.

Στο προτεινόμενο μοντέλο, τα RBF δίκτυα λαμβάνουν ως εισόδους τις προηγούμενες τιμές της αιολικής ισχύος, δεδομένα από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, όπως η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου, και την ώρα της πρόβλεψης. Εξαιτίας την συχνά διακοπτόμενης φύσης του ανέμου, οι προηγούμενες τιμές της αιολικής ισχύος δεν παρέχουν πολλές σχετικές πληροφορίες, και έτσι η πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής εξαρτάται κυρίως από την πιο πρόσφατη τιμή της αιολικής ισχύος. Συνεπώς, οι τρεις τιμές της ταχύτητας του ανέμου, που δίνονται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού και θα χρησιμοποιηθούν, αντιστοιχούν στην αιολική ισχύ της ώρας πρόβλεψης, της προηγούμενης ώρας και της επόμενης. Η τρίτη τιμή της αιολικής ταχύτητας εφαρμόζεται για τον προσδιορισμό του αν η μελλοντική τροπή του ανέμου θα αυξηθεί ή θα μειωθεί. Αυτό εκφράζεται από την παρακάτω σχέση:

$$P(t+1) = f\{P(t), WS(t), WS(t+1), WS(t+2), WD(t+1), H(t+1)\} \quad (1)$$

Όπου $P(t+1)$ είναι η έξοδος του μοντέλου, $P(t)$ είναι η αιολική παραγωγή σε MW για βραχυπρόθεσμους ορίζοντες και σε GW για μακροπρόθεσμους, WS είναι η αιολική ταχύτητα που δίνεται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, WD η κατεύθυνση του ανέμου σε rad που παρέχεται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού και H είναι η ώρα για την οποία γίνεται η κάθε πρόβλεψη.

Για προβλέψεις μεγαλύτερες από μια ώρα μπροστά, το μοντέλο τρέχει επαναληπτικά. Αρχικά, βρίσκει την κατηγορία της επόμενης τιμής των αριθμητικών προβλέψεων καιρού και έπειτα χρησιμοποιεί την προηγούμενη πρόβλεψη (την προηγούμενη έξοδο του μοντέλου) ως την πιο πρόσφατη τιμή της αιολικής ισχύος. Για παράδειγμα, για να προβλεφθεί η αιολική ισχύς την στιγμή $t+2$, η προηγούμενη πρόβλεψη ($t+1$) τροφοδοτείται πάλι πίσω σαν είσοδο στο μοντέλο. Στην εφαρμογή των προτεινόμενων μοντέλων, χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα για μακροπρόθεσμους ορίζοντες (40 ώρες μπροστά).

Συγκεκριμένα, τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται με τα πρώτα 1500 στοιχεία παράγοντας τις προβλέψεις για 40 ώρες μπροστά. Παίρνει την αρχική τιμή της ισχύος σαν είσοδο και την επιθυμητή έξοδο σαν έξοδο και παράγει πρόβλεψη για 1 ώρα μπροστά. Έπειτα λαμβάνει αυτή την πρόβλεψη σαν είσοδο και με την βοήθεια του επιθυμητού αποτελέσματος εξόδου για την μεθεπόμενη ώρα παράγει πρόβλεψη, κ.ό.κ.. Στο επόμενο κομμάτι του μοντέλου, παράγονται προβλέψεις κάθε χρονική στιγμή για 40 ώρες μπροστά και έπειτα από 41 τέτοιες επαναλήψεις αντίστοιχα, αφού πλέον έχουμε την σωστή τιμή-μέτρηση για την πρόβλεψη της 40^{ης} ώρας της πρώτης σειράς προβλέψεων, ενημερώνεται ο πίνακας βαρών του αντίστοιχου νευρωνικού για την συγκεκριμένη ώρα σε κάθε σειρά προβλέψεων που προηγούνται. Αυτό συνεχίζεται από εκεί και πέρα σε κάθε επανάληψη, διορθώνοντας τον πίνακα βαρών, στις αντίστοιχες με την ώρα που έχουμε διαθέσιμη μέτρηση, προβλέψεις.

6.3 Κατασκευή του αναδρομικού RBF νευρωνικού δικτύου

Για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιούνται οι αλγόριθμοι πρόσθεσης και περικοπής GGAP και MRAN που περιγράφηκαν στο 5.4.2.. Το νευρωνικό αποτελείται από δύο στρώματα και ο τρόπος που προστίθενται οι νευρώνες είναι ο εξής. Ο πρώτος νευρώνας που θα προστεθεί είναι αυτός που θεωρείται ο πιο απομακρυσμένος και αυτό εκτιμάται σύμφωνα με μια τιμή κατωφλίου που έχουμε ορίσει από πριν, για αυτό και η τιμή αυτή θεωρείται πολύ σημαντική αφού θα κρίνει ποιος θα είναι ο σημαντικός πρώτος νευρώνας του δικτύου. Αφού προστεθεί ο πρώτος νευρώνας, τότε ορίζονται οι παράμετροί του a_1 , μ_1 , σ_1 σαν τη διαφορά της προβλεπόμενης εξόδου από την πραγματική, τη τιμή της εισόδου και την τετραγωνική ρίζα του τετραγώνου της εισόδου (αφού δεν μπορεί να οριστεί η ευκλείδεια

απόσταση) επί ένας συντελεστή επικάλυψης k_p , αντίστοιχα, και τοποθετούνται στον πίνακα βαρών του νευρωνικού w , ο οποίος ορίζεται στο 5.4.2.2.

Αφού προστεθεί ο πρώτος νευρώνας και ρυθμιστούν οι παράμετροί του, τότε προβλέπεται η έξοδος, με χρήση της συνάρτησης βάσης:

$$f(x_n) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \exp\left(-\frac{\|x_n - \mu_k\|^2}{\sigma_k^2}\right) \quad (2)$$

όπου K είναι ο αριθμός των νευρώνων.

Από εκεί και πέρα οι νευρώνες προστίθενται ανάλογα από την ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του τωρινού νευρώνα και του προηγούμενο, την απόσταση της προβλεπόμενης τιμής εξόδου και της πραγματικής και ανάλογα με το RMS σφάλμα των προβλεπόμενων τιμών εξόδου, στην περίπτωση του MRAN, ή ανάλογα με την σημαντικότητα του νευρώνα που μέλλεται να προστεθεί, στην περίπτωση του GGAP.

Κάθε φορά οι παράμετροι κάθε νευρώνα ορίζονται από τις εξισώσεις:

$$\alpha_k = y - f(x) \quad \mu_k = x \quad \sigma_k = k_p * \|x - \mu_{k-1}\|.$$

Από αυτή την συνάρτηση βάσης, μπορεί κανείς να δει ότι οι μεταβλητές εισόδου με μεγαλύτερα μεγέθη επηρεάζουν περισσότερο την έξοδο του δικτύου. Αυτό προκύπτει από το γεγονός ότι αν το εύρος τιμών μιας μεταβλητής εισόδου είναι μεγάλο τότε οι αποστάσεις των στοιχείων της μεταξύ τους θα είναι μεγαλύτερες, επίσης. Έτσι, αυτή η μεταβλητή θα δίνει μεγαλύτερες μεταβολές στον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης. Κατ' αυτό τον τρόπο, η δομή του RBF δικτύου δίνει την ευελιξία για να επηρεάσει τον αντίκτυπο που έχουν ορισμένες μεταβλητές.

Στα προτεινόμενα μοντέλα, το διάνυσμα εισόδου της ταχύτητας αποτελείται από τρεις τιμές, από τις οποίες η τιμή της αιολικής ταχύτητας που αντιστοιχεί στην ώρα της πρόβλεψης παίζει σημαντικότερο ρόλο για την πρόβλεψη από ότι η επόμενη ή η προηγούμενη ώρα. Η άλλη επεξηγηματική είσοδος του RBF δικτύου, η κατεύθυνση του ανέμου, είναι της ίδιας τάξης με την αιολική ταχύτητα της επόμενης ώρας, ενώ η ώρα της πρόβλεψης είναι χαμηλότερης τάξης. Μια τυπική κανονικοποίηση των εισόδων του RBF δικτύου είναι η ακόλουθη:

$$\mathbf{P}(t+1) = \{f\mathbf{P}(t)/100, \mathbf{WS}(t)*5, \mathbf{WS}(t+1)*100, \mathbf{WS}(t+2)*20, \mathbf{WD}(t+1)*20, \mathbf{STD}(\mathbf{WD}(t), \mathbf{WD}(t+1), \mathbf{WD}(t+2)), \mathbf{H}(t+1)/360, k*4\} \quad (3)$$

Όπου, \mathbf{STD} είναι η τυπική απόκλιση των τριών τιμών της κατεύθυνσης του ανέμου για την χρονική στιγμή της πρόβλεψης, την προηγούμενη ώρα και την επόμενη.

Για τον υπολογισμό της σημαντικότητας του νευρώνα, στην περίπτωση του GGAP αλγόριθμου, θεωρούμε ότι τα δεδομένα της ώρας, του k και της κατεύθυνσης ακολουθούν ομοιόμορφη κατανομή, τα δεδομένα της ταχύτητας, της ισχύος και της απόκλισης των κατευθύνσεων ακολουθούν κανονική κατανομή, εκτός από την ισχύ, στην περίπτωση της πρώτης τάξης ταχυτήτων, και της ταχύτητας της επόμενης ώρας, στην τρίτη τάξη ταχυτήτων, όπου ακολουθούν εκθετική κατανομή.

Κάθε φορά που λαμβάνεται μια νέα τιμή ισχύος, η προηγούμενη τιμή τροφοδοτείται πίσω στο νευρωνικό σαν είσοδος, όπως φαίνεται από την παραπάνω εξίσωση.

Παράλληλα, όμως γίνεται και έλεγχος για την περικοπή επιπλέον νευρώνων οι οποίοι δεν συμβάλλουν σημαντικά στα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου. Αυτός ο έλεγχος και η περικοπή γίνεται όπως περιγράφηκε στο 5.4.2 από την μέθοδο εκπαίδευσης GGAP και MRAN.

6.4 Off-line αποτίμηση του μοντέλου

Στην παράγραφο αυτή θα παρουσιαστούν οι αποδόσεις των συστημάτων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος, MRAN και GGAP, μετά από την εκτέλεσή τους για το αιολικό πάρκο Golagh στην ίδια χρονική περίοδο.

Τα κριτήρια αξιολόγησης που εφαρμόστηκαν στην αποτίμηση των μοντέλων πρόβλεψης είναι το μέσο απόλυτο σφάλμα (NMAE) και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (NRMSE) που δίνονται από τις εξισώσεις 3.10 κανονικοποιημένα με την ονομαστική τιμή του κάθε πάρκου, καθώς και οι κατανομές του κανονικοποιημένου σφάλματος πρόβλεψης της αιολικής ισχύος για διάφορα χρονικά βήματα. Τέλος, οι αποδόσεις των μοντέλων πρόβλεψης συγκρίνονται με την μέθοδο αναφοράς persistence και παρουσιάζεται η επί τοις εκατό βελτίωση των μοντέλων πρόβλεψης, όπως εκφράζεται από την εξίσωση 3.12.

6.4.1 Αποτίμηση του μοντέλου σε αιολικό πάρκο με πολύπλοκο έδαφος

Η εφαρμογή αυτού του αλγόριθμου έγινε σε ένα αιολικό πάρκο στην Ιρλανδία, το οποίο βρίσκεται στο βορειοδυτικό μέρος της Ιρλανδίας 370m πάνω από το επίπεδο της θάλασσας σε περίπλοκο έδαφος. Το πάρκο αποτελείται από 25 ανεμογεννήτριες με ονομαστική ισχύ 600kW η κάθε μία (συνολική παραγωγική ικανότητα 15MW). Η παραγωγή ισχύος για αυτό το πάρκο υπολογίζεται από την 1^η Αυγούστου 2002 μέχρι τις 31 Μαρτίου 2003. Η χρονοσειρά καλύπτει μια περίοδο 5830 ωρών από τις οποίες οι 1500 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του δικτύου και οι 4330 για τον έλεγχο του δικτύου, ενώ τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται αφορούν τις τελευταίες 1300 προβλέψεις.

Τα προτεινόμενα μοντέλα RRBf παράγουν προβλέψεις κάθε ώρα για 40 ώρες μπροστά (οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού δίνονται κάθε 6 ώρες και το μοντέλο παράγει προβλέψεις κάθε ώρα χρησιμοποιώντας τις αριθμητικές προβλέψεις για δύο ώρες μπροστά), χρησιμοποιώντας ωριαίο χρονικό βήμα. Ακολούθως, οι αποδόσεις των μοντέλων RRBf εκτιμώνται στην περίοδο δοκιμής χρησιμοποιώντας το απόλυτο μέσο σφάλμα (NMAE) και τη τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (NRMSE) κανονικοποιημένα από την εγκατεστημένη ικανότητα παραγωγής του αιολικού πάρκου (15MW). Τέλος, η απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης συγκρίνεται με την μέθοδο της παραμένουσας τιμής Persistence και παρουσιάζεται η επί τοις εκατό βελτίωση των μοντέλων πρόβλεψης σε αντιστοιχία με την μέθοδο αυτή.

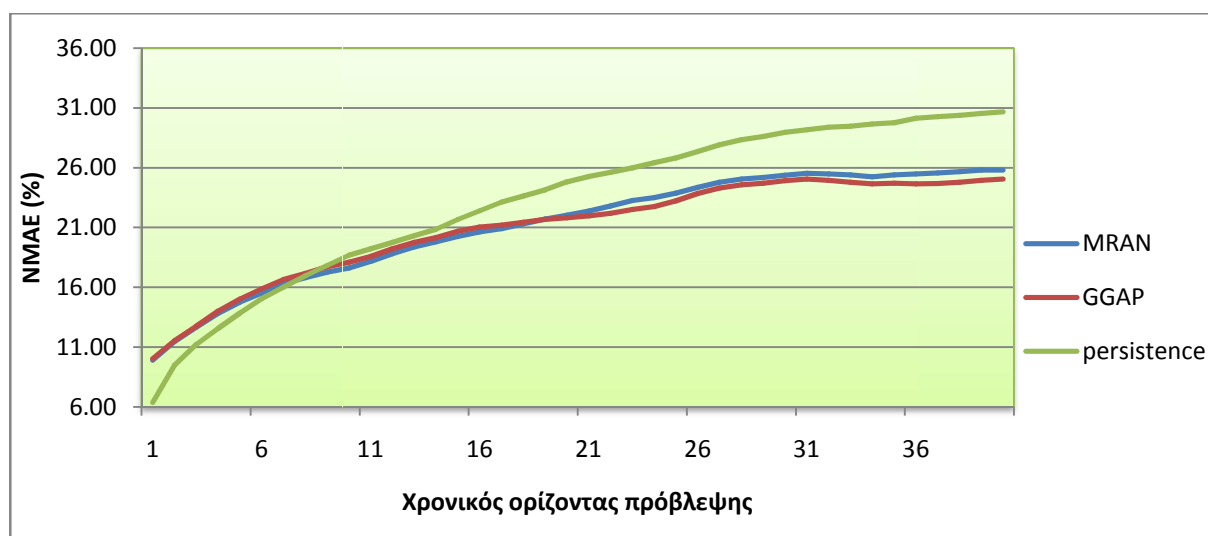
Στον πίνακα I φαίνεται η τιμή του NMAE των δύο μοντέλων και της αντίστοιχης τιμής της παραμένουσας τιμής (Persistence) ενώ στον Πίνακα II η τιμή του NRMSE για τα δύο μοντέλα σε όλον τον χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης των μοντέλων. Οι τιμές των κριτηρίων NMAE και NRMSE παρουσιάζονται σχηματικά στα σχήματα 6.1 και 6.2 αντίστοιχα.

Πίνακας I
Το (%) κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα

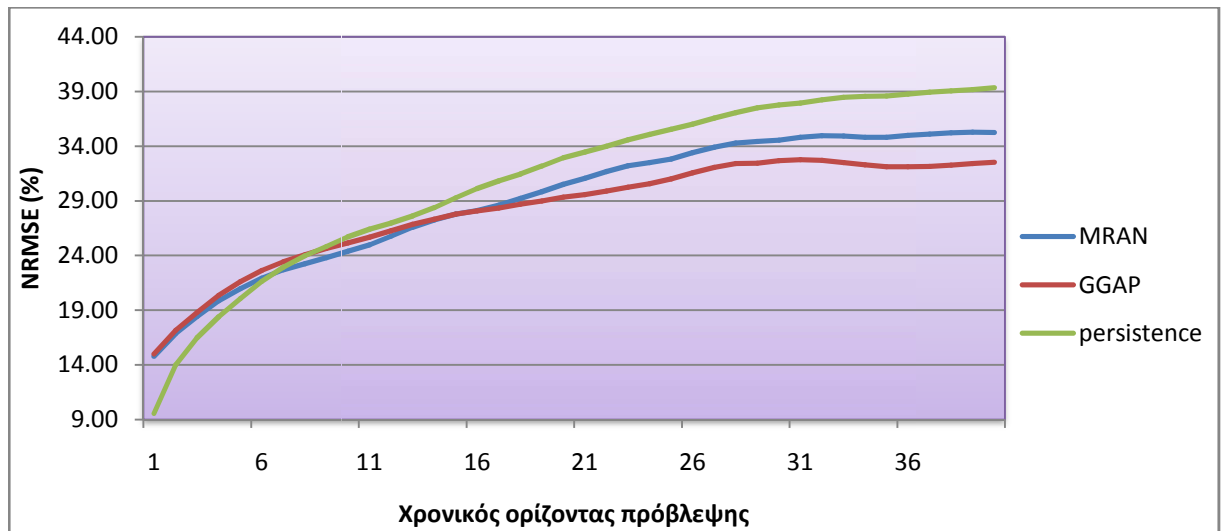
Χρονικό βήμα πρόβλεψης	(%) NMAE Μοντέλου MRAN	(%) NMAE Μοντέλου GGAP	(%) NMAE persistence	Χρονικό βήμα πρόβλεψης	(%) NMAE Μοντέλου MRAN	(%) NMAE Μοντέλου GGAP	(%) NMAE persistence
1	9,92	10,04	6,38	21	22,40	21,98	25,27
2	11,46	11,56	9,50	22	22,80	22,19	25,63
3	12,66	12,77	11,23	23	23,26	22,52	26,00
4	13,83	14,02	12,58	24	23,51	22,77	26,44
5	14,76	15,03	13,86	25	23,88	23,24	26,83
6	15,50	15,87	15,05	26	24,37	23,85	27,36
7	16,30	16,66	16,03	27	24,81	24,31	27,92
8	16,81	17,17	16,98	28	25,07	24,57	28,35
9	17,28	17,74	17,83	29	25,19	24,72	28,63
10	17,63	18,11	18,69	30	25,38	24,92	28,97
11	18,19	18,58	19,23	31	25,55	25,06	29,17
12	18,82	19,24	19,76	32	25,50	24,96	29,39
13	19,38	19,77	20,31	33	25,42	24,80	29,49
14	19,82	20,18	20,86	34	25,26	24,66	29,66
15	20,27	20,69	21,68	35	25,41	24,72	29,78
16	20,66	21,04	22,42	36	25,49	24,67	30,13
17	20,92	21,21	23,13	37	25,58	24,69	30,28
18	21,31	21,45	23,64	38	25,69	24,80	30,37
19	21,70	21,69	24,15	39	25,82	24,94	30,54
20	22,04	21,82	24,82	40	25,82	25,05	30,69

Πίνακας II
Η (%) κανονικοποιημένη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

Χρονικό βήμα πρόβλεψης	(%) NRMSE Μοντέλου MRAN	(%) NRMSE Μοντέλου GGAP	(%) NRMSE persistence	Χρονικό βήμα πρόβλεψης	(%) NRMSE Μοντέλου MRAN	(%) NRMSE Μοντέλου GGAP	(%) NRMSE persistence
1	14,78	18,42	9,55	21	31,06	29,16	33,46
2	16,87	25,16	14,00	22	31,66	29,52	33,99
3	18,42	26,21	16,47	23	32,19	29,98	34,55
4	19,86	27,49	18,37	24	32,49	30,30	35,07
5	20,96	28,53	20,04	25	32,81	30,73	35,53
6	21,91	29,24	21,62	26	33,39	31,30	36,00
7	22,69	29,73	22,91	27	33,89	31,72	36,55
8	23,26	30,07	23,98	28	34,28	32,07	37,06
9	23,78	30,45	24,83	29	34,40	32,14	37,48
10	24,38	30,81	25,71	30	34,54	32,23	37,74
11	24,97	31,30	26,42	31	34,80	32,37	37,93
12	25,76	31,89	26,97	32	34,95	32,39	38,23
13	26,57	31,72	27,60	33	34,93	32,21	38,47
14	27,24	32,36	28,36	34	34,79	32,02	38,55
15	27,77	31,22	29,26	35	34,81	32,03	38,57
16	28,11	29,67	30,12	36	34,97	32,13	38,74
17	28,60	27,83	30,81	37	35,08	32,35	38,92
18	29,22	28,19	31,45	38	35,21	32,80	39,03
19	29,82	28,51	32,17	39	35,27	33,03	39,17
20	30,50	28,86	32,91	40	35,23	33,08	39,32



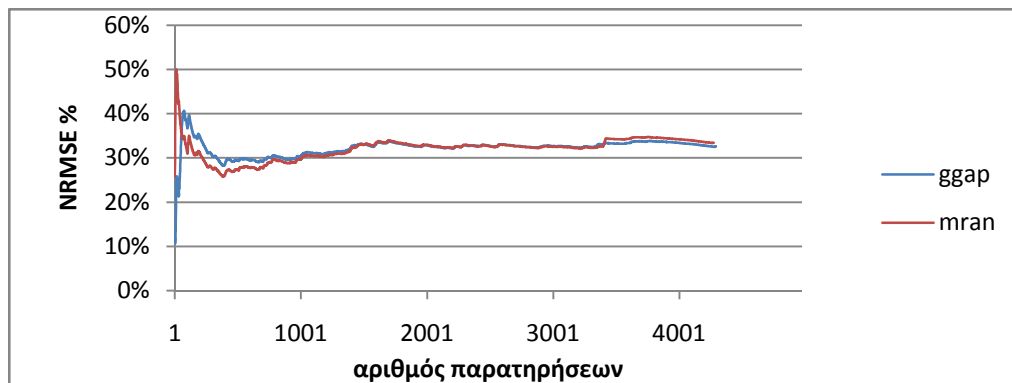
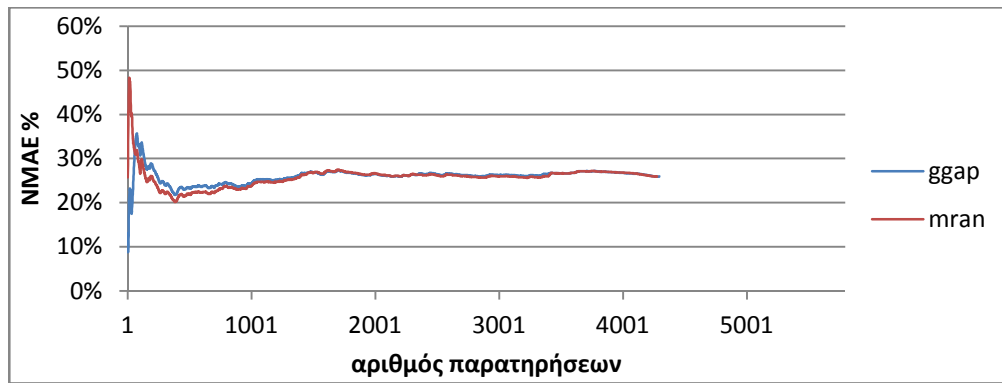
Σχήμα 6.1 Το κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα (NMAE) του Μοντέλου MRAN και του Μοντέλου GGAP για το αιολικό πάρκο Golagh



Σχήμα 6.2 Η κανονικοποιημένη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (NRMSE) του Μοντέλου MRAN και του Μοντέλου GGAP για το αιολικό πάρκο Golagh

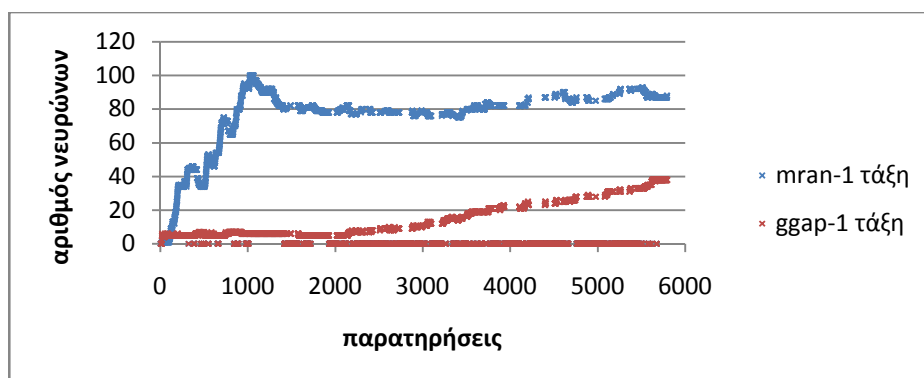
Από τα σχήματα και τους πίνακες I και II παρατηρούμε ότι και τα δύο μοντέλα MRAN και GGAP δίνουν καλύτερα αποτελέσματα απ' ό,τι η persistence για παραπάνω από 6 ώρες μπροστά, με το μοντέλο GGAP να δίνει καλύτερα αποτελέσματα και από το MRAN για τις πιο μακροπρόθεσμες προβλέψεις, από την 15^η ώρα μπροστά και πάνω το σφάλμα παραμένει σε επίπεδα κάτω από το επίπεδο της persistence και του MRAN. Πιο συγκεκριμένα, η τιμή του NMAE κριτηρίου δεν ξεπερνάει το 26% για τις μακροπρόθεσμες προβλέψεις σε αντίθεση με την persistence που φτάνει μέχρι και στο 30%, ενώ παράλληλα η τιμή του NRMSE κριτηρίου δεν υπερβαίνει το 36% για την αντίστοιχη χρονική περίοδο, με το μοντέλο της persistence να φτάνει και στο 39%.

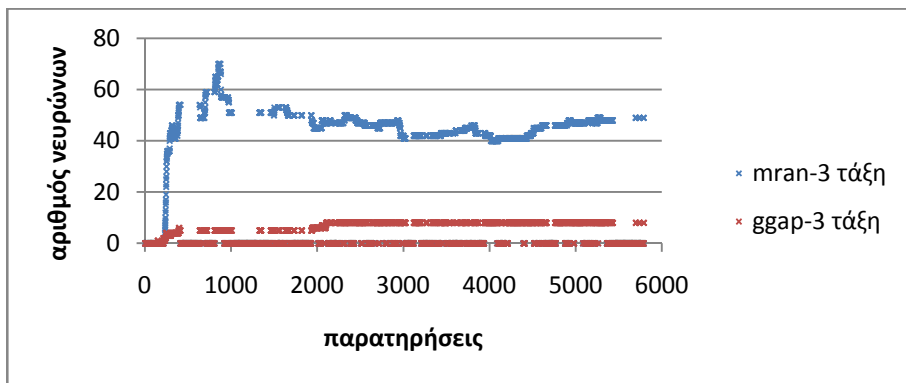
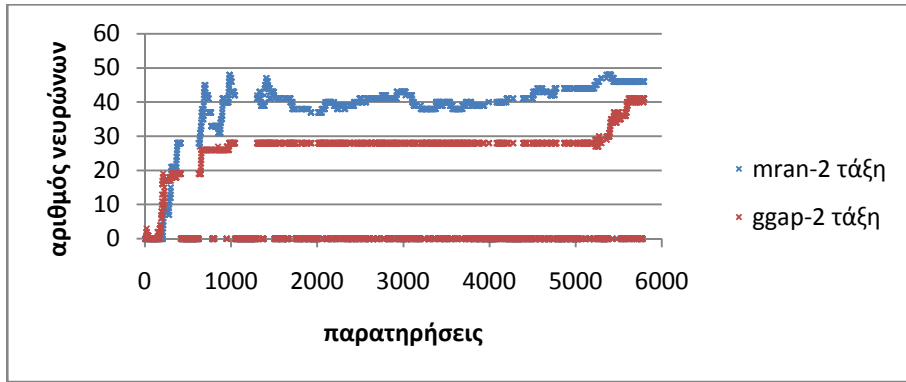
Παρακάτω παρατηρούμε την βελτίωση του NMAE και NRMSE όσο πληθαίνουν οι παρατηρήσεις. Στις πρώτες 500 παρατηρήσεις το NMAE για την πρόβλεψη της 40^{ης} ώρας μπροστά φτάνει μέχρι και το 48% για το μοντέλο MRAN και το 35% για το μοντέλο GGAP. Τελικά το σφάλμα σταθεροποιείται κοντά στο 28% και για τις δύο περιπτώσεις. Αντίστοιχα για το NRMSE το σφάλμα είναι μεγάλο για τις πρώτες 400 παρατηρήσεις και μετά σταθεροποιείται σιγά σιγά. Για το MRAN το μέγιστο είναι γύρω στο 50% και για το GGAP στο 40%, όπου τελικά το σφάλμα για την πρόβλεψη της 40^{ης} ώρας μπροστά σταθεροποιείται γύρω στο 34% και για τα δύο μοντέλα.



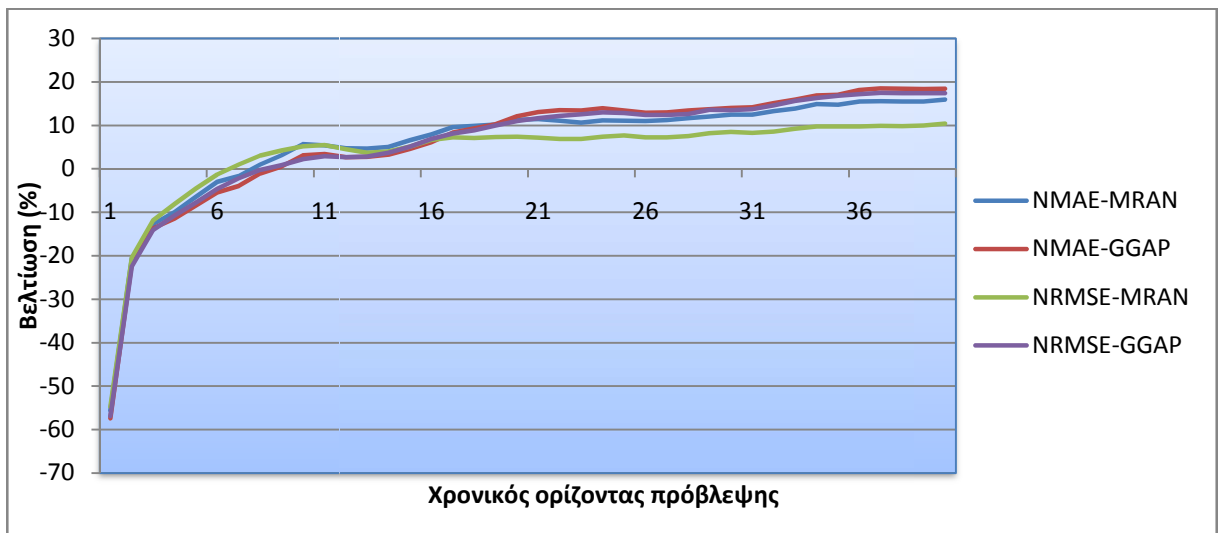
Σχήμα 6.3 Η εξέλιξη των δύο κριτηρίων αξιολόγησης (NMAE, NRMSE) αναλογικά με τον αριθμό των παρατηρήσεων για την πρόβλεψη της 40^{ης} ώρας μπροστά

Πρέπει να σημειωθεί ότι τα δύο μοντέλα παρουσίασαν διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα σε κάθε τάξη ταχύτητας. Συγκεκριμένα στο μοντέλο MRAN τα νευρωνικά ανάλογα με την κατηγορία είχαν 88, 46 και 49 νευρώνες αντίστοιχα ενώ στο μοντέλο GGAP είχαν 39, 41 και 8 νευρώνες αντίστοιχα. Οι νευρώνες προστίθενται και περικόπτονται ως ακολούθως όσο πληθαίνουν οι παρατηρήσεις.





Σχήμα 6.4 Κατανομή νευρώνων ανάλογα με τον αριθμό των παρατηρήσεων σε κάθε τάξη ταχύτητας για τα μοντέλα MRAN και GGAP.

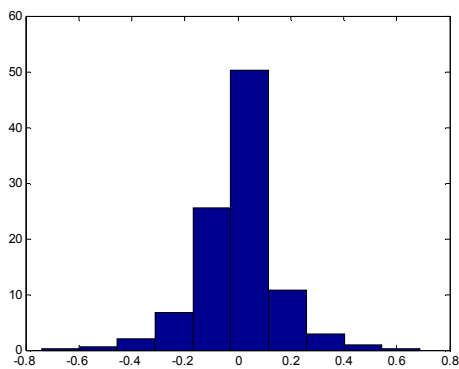


Σχήμα 6.5 Η επί τοις εκατό βελτίωση του μοντέλου GGAP και MRAN σε αντιστοιχία με το μοντέλο της persistence και για τα δύο κριτήρια αξιολόγησης για το αιολικό πάρκο Golagh

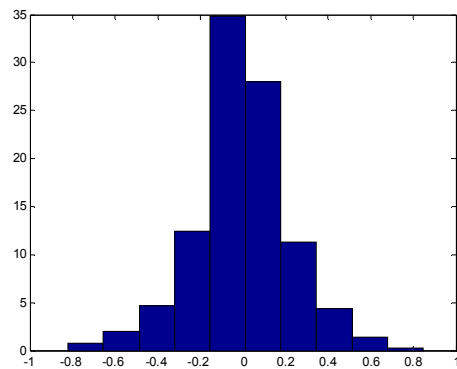
Στο παραπάνω σχήμα αναπαρίσταται η επί της εκατό βελτίωση των δύο μοντέλων με μοντέλο αναφοράς την persistence και από ότι φαίνεται η μέθοδος MRAN είναι καλύτερη

από την GGAP για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις μέχρι και 16 ώρες μπροστά και το μοντέλο GGAP είναι καλύτερο από το MRAN για τις πιο μακροπρόθεσμες. Και για τις δύο περιπτώσεις η persistence είναι καλύτερη για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (μέχρι και 8 ώρες μπροστά ή 10 ώρες μπροστά -ανάλογα με το κριτήριο που εξετάζουμε-). Αξίζει να αναφερθεί ότι η βελτίωση για κάθε περίπτωση δεν ξεπερνά το 20%. Η μέθοδος πρόβλεψης MRAN έχει μέγιστη βελτίωση 16% και 11% για το NMAE και NRMSE αντίστοιχα ενώ η μέθοδος GGAP παρουσιάζει την μεγαλύτερη βελτίωση 18%, για το NMAE κριτήριο, και 17% για το NRMSE κριτήριο.

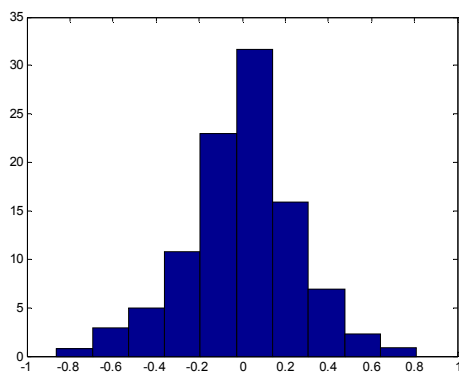
Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι κατανομές του σφάλματος των δύο μοντέλων MRAN, GGAP για διάφορους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης. Από τα παρακάτω φαίνεται ότι δεν υπάρχει μεγάλη διαφορά στις αποδόσεις μεταξύ των δύο μοντέλων αλλά παρόλα αυτά και τα δύο έχουν καλή απόδοση, το οποίο φαίνεται στο ότι οι κεντρικές τιμές των κατανομών είναι πολύ μεγάλες –μέχρι και 50% ή 60% για την πρώτη ώρα- που μειώνονται, όπως περιμένουμε, όσο ο χρονικός ορίζοντας μεγαλώνει. Παρατηρούμε ότι γενικότερα οι κατανομές των σφαλμάτων και για τις δύο μεθόδους είναι πάντοτε μεταξύ του $\pm 90\%$.



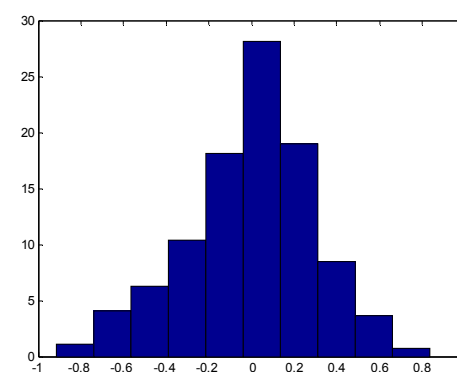
(α)



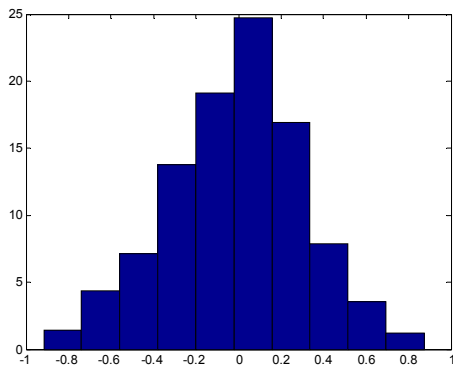
(β)



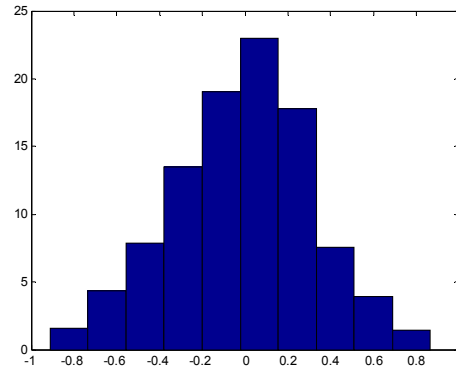
(γ)



(δ)



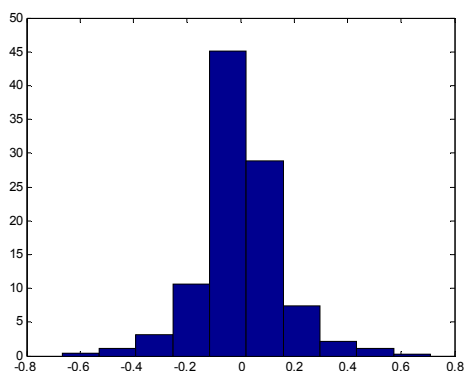
(ε)



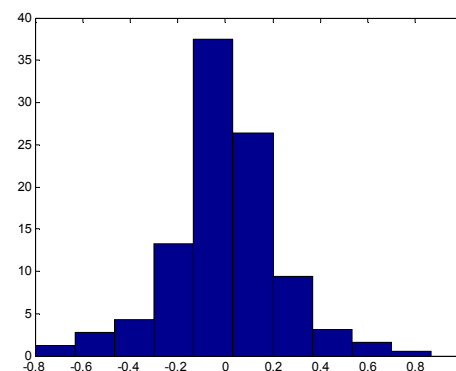
(στ)

Σχήμα 6.6 Οι κατανομές των κανονικοποιημένων σφαλμάτων της πρόβλεψης του Μοντέλου MRAN σε διάφορα βήματα της πρόβλεψης: (α) για μία ώρα μπροστά (β) για 6 ώρες μπροστά (γ) για 12 ώρες μπροστά (δ) για 24 ώρες μπροστά (ε) για 36 ώρες μπροστά και (στ) για 40 ώρες μπροστά

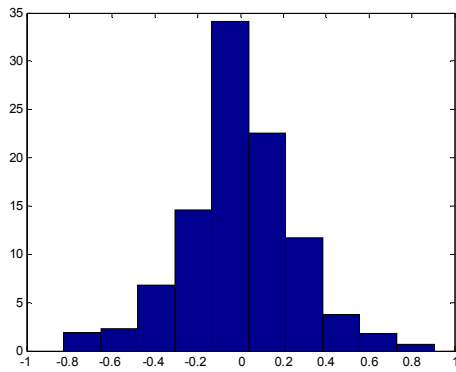
Πιο συγκεκριμένα, από την κατανομή σφάλματος της πρόβλεψης του MRAN και GGAP για μια ώρα μπροστά, φαίνεται ότι η τιμή του σφάλματος είναι μεταξύ του $\pm 80\%$, ενώ λίγο πιο κάτω από το 65% των ωριαίων δειγμάτων του συνόλου αποτίμησης είναι μεταξύ του $\pm 10\%$. Η πολύ καλή απόδοση των μεθόδων φαίνεται από όλες τις κατανομές που παρουσιάζονται, όπου σε όλα τα χρονικά βήματα της πρόβλεψης, το ποσοστό των περιπτώσεων που το σφάλμα είναι μεταξύ του $\pm 10\%$ υπερβαίνει το 23%. Παράλληλα, είναι αναμενόμενο ότι από τις 24 ώρες και μετά παρατηρείται αύξηση του σφάλματος πρόβλεψης και μεγαλώνει η διασπορά των κατανομών. Οι διαφορές στις προβλέψεις των δύο μεθόδων δεν είναι ιδιαίτερα εμφανείς εδώ αφού οι κατανομές των σφαλμάτων για κάθε χρονικό ορίζοντα είναι παρόμοιες με μικροδιαφορές.



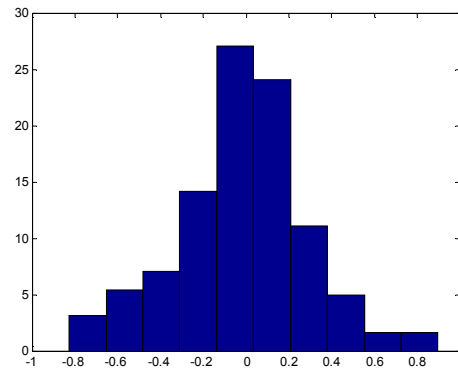
(α)



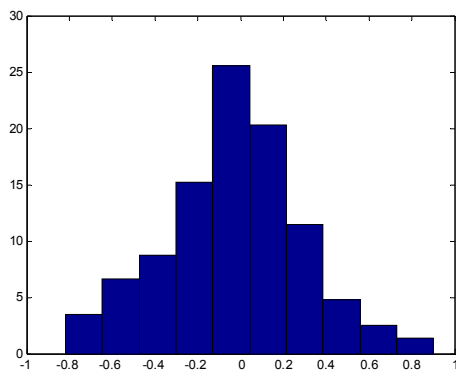
(β)



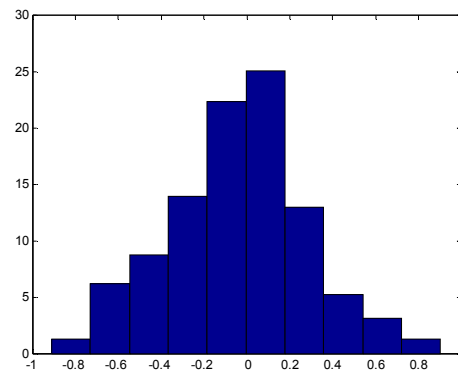
(γ)



(δ)



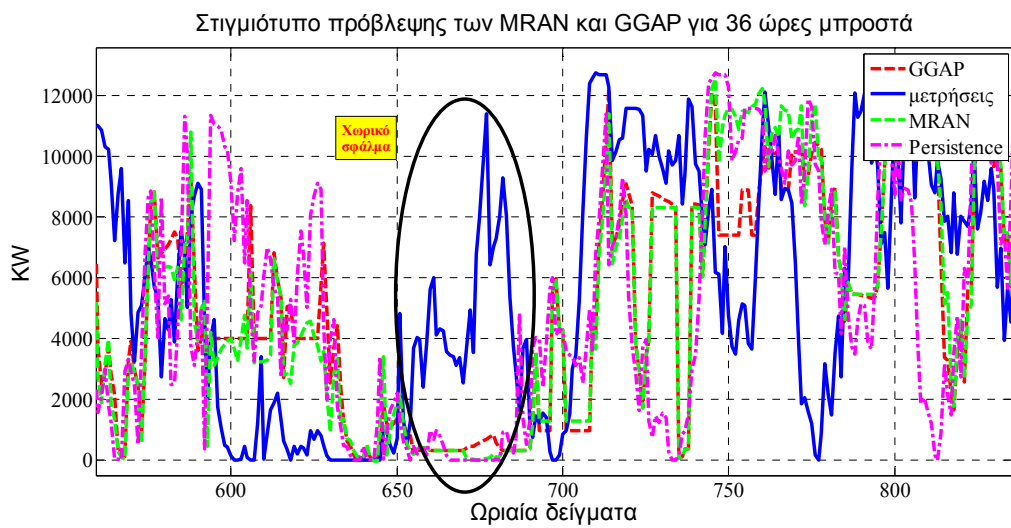
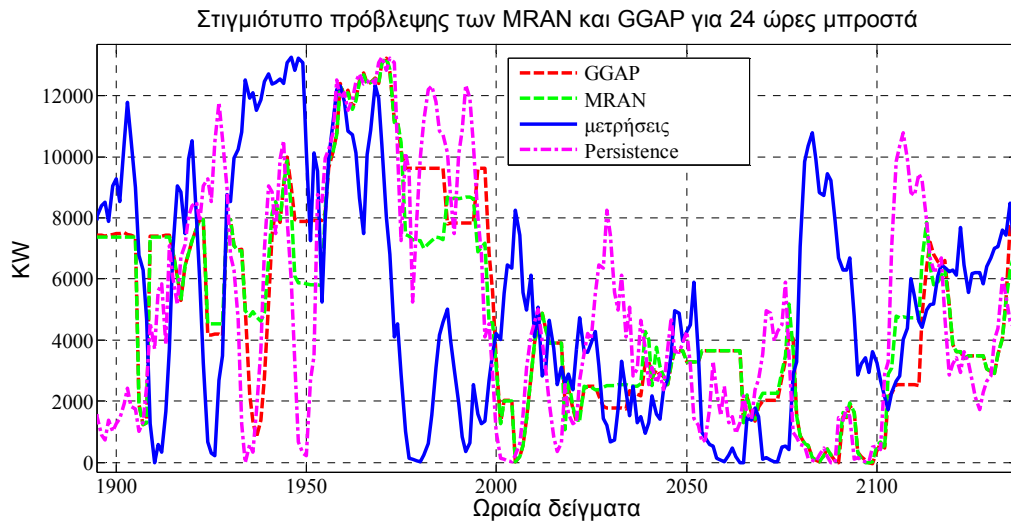
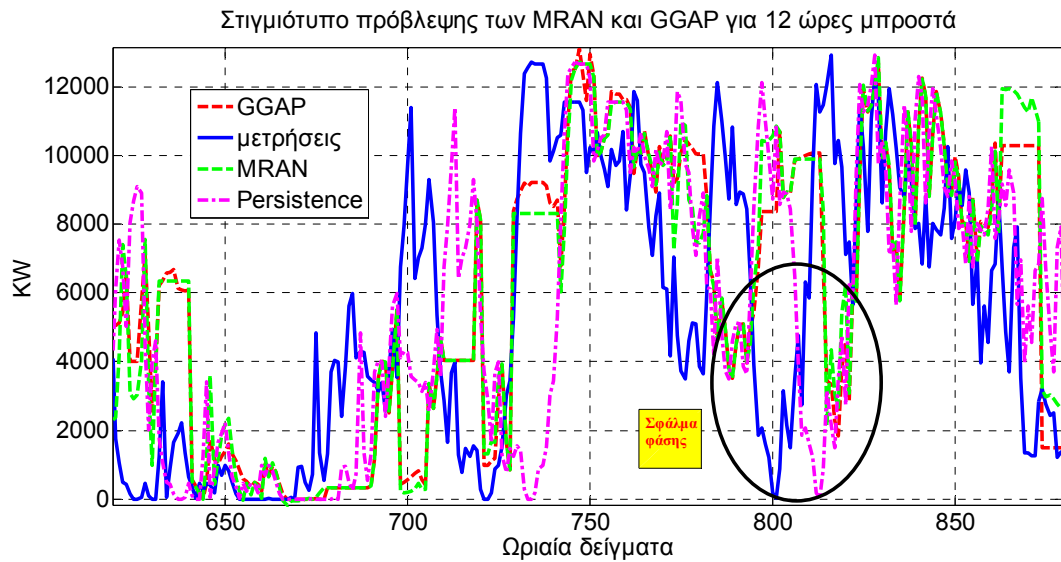
(ε)



(στ)

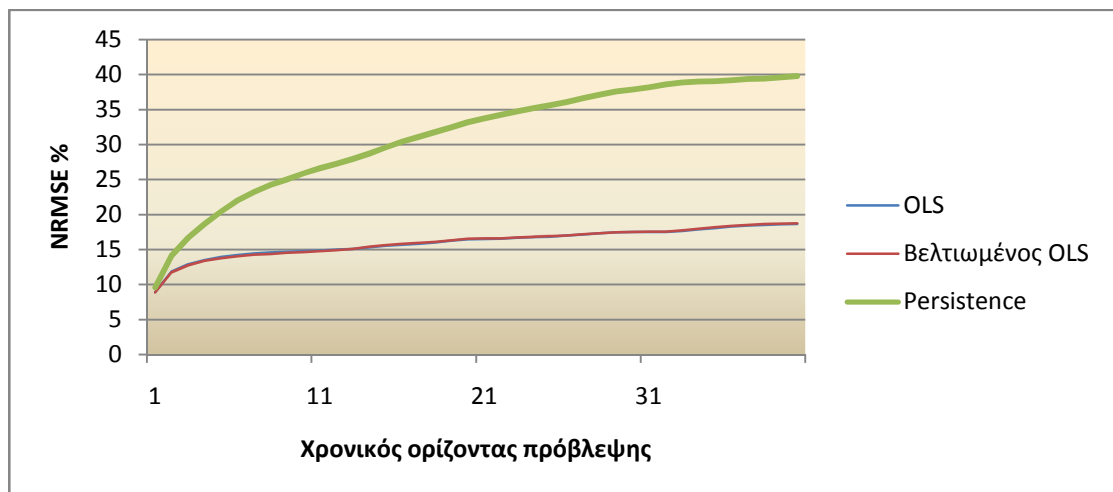
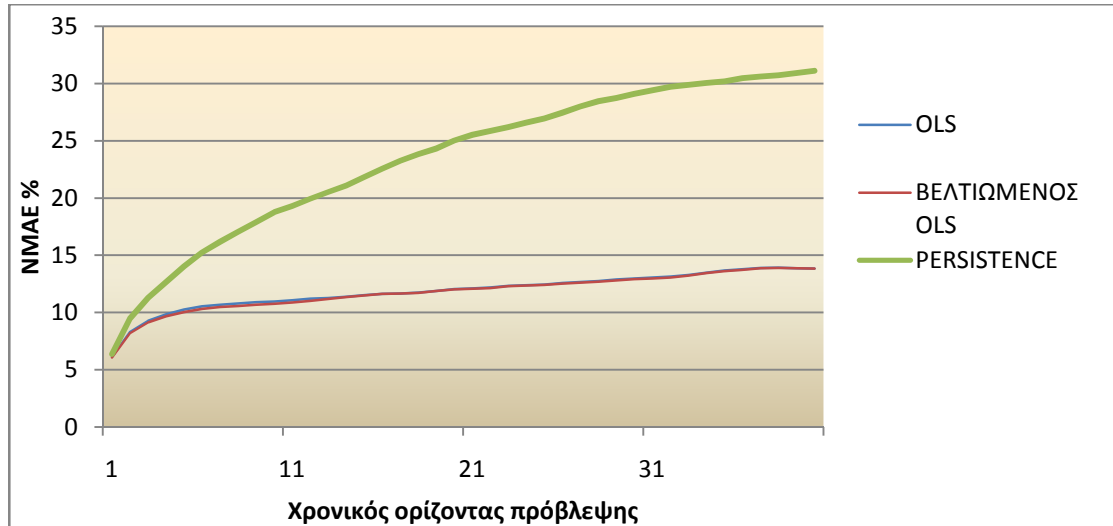
Σχήμα 6.7 Οι κατανομές των κανονικοποιημένων σφαλμάτων της πρόβλεψης του Μοντέλου GGAP σε διάφορα βήματα της πρόβλεψης: (α) για μία ώρα μπροστά (β) για 6 ώρες μπροστά (γ) για 12 ώρες μπροστά (δ) για 24 ώρες μπροστά (ε) για 36 ώρες μπροστά και (στ) για 40 ώρες μπροστά

Τέλος, στα σχήματα 6.8 παρουσιάζονται τρία στιγμιότυπα από την αποτίμηση των δύο μοντέλων MRAN και GGAP για 12, 24 και 36 ώρες μπροστά. Στα σχήματα αυτά φαίνονται καθαρά οι έντονες διακυμάνσεις της αιολικής ισχύος όπου μέσα σε μια ώρα η παραγωγή μπορεί να μειωθεί πάνω από το 80% της ονομαστικής τιμής του πάρκου. Επίσης, φαίνονται χαρακτηριστικά τα χωρικά σφάλματα και τα σφάλματα φάσης της ταχύτητας του ανέμου, τα οποία σφάλματα φάσης μεγαλώνουν όσο η πρόβλεψη αφορά μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα. Τα χωρικά σφάλματα εντοπίζονται εκεί που η πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής είναι πολύ πιο χαμηλή από την μέτρηση της ισχύος, ενώ τα σφάλματα φάσης φαίνονται εκεί που η αιολική παραγωγή είναι μεγάλη μερικές ώρες πριν απ' ότι δείχνει η πρόβλεψη.

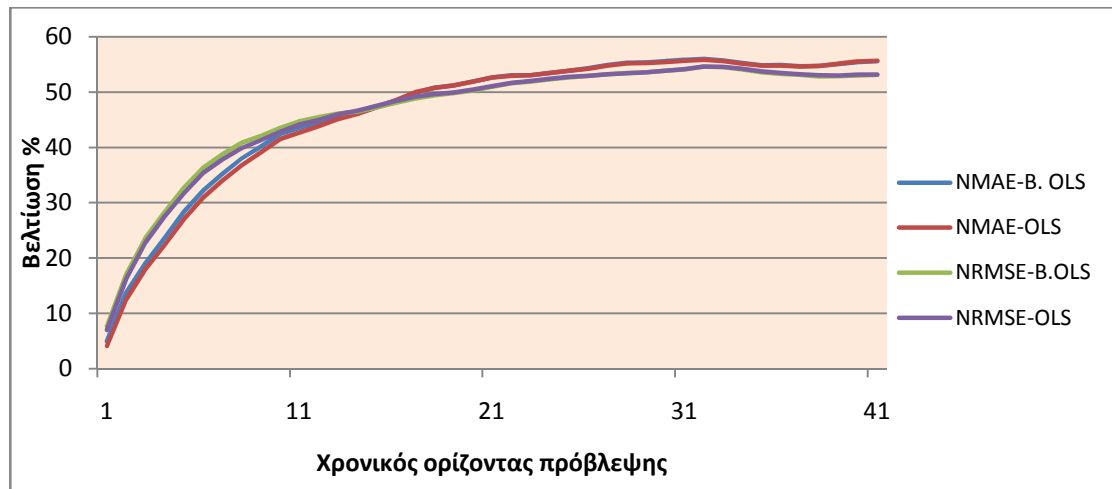


Σχήματα 6.8 Τρία στιγμιότυπα από την αποτίμηση των MRAN και GGAP για 12, 24 και 36 ώρες μπροστά για το αιολικό πάρκο Golagh

Όσον αφορά τον βελτιωμένο αλγόριθμο OLS που περιγράψαμε στο 5.4.1, τον εφαρμόζουμε στα ίδια δεδομένα από το ίδιο πάρκο και λαμβάνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα. Παράλληλα παρουσιάζονται και τα αποτελέσματα για τον κλασσικό OLS αλγόριθμο και την μέθοδο persistence και συγκρίνονται μεταξύ τους.



Σχ. 6.9 Το κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα (NMAE) και η κανονικοποιημένη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (NRMSE) του μοντέλου OLS και του βελτιωμένου OLS για το αιολικό πάρκο Golagh



Σχήμα 6.10 Η επί τοις εκατό βελτίωση των μοντέλων OLS και βελτιωμένου OLS σε αντιστοιχία με τη persistence και για τα δύο κριτήρια αξιολόγησης για το αιολικό πάρκο Golagh

Παραπάνω φαίνεται ξεκάθαρα ότι η μέθοδος OLS είναι πολύ καλύτερη από την μέθοδο persistence και ότι η βελτιωμένη μέθοδος βοηθά στην παραγωγή καλύτερων προβλέψεων τουλάχιστον για τις πρώτες 10 ώρες μπροστά και σε αντίθεση με την απλή μέθοδο OLS δεν είναι ποτέ χειρότερη από την persistence, όπως παρατηρούμε στην γραφική παράσταση του NRMSE όπου η κλασσική OLS παρουσιάζει χειρότερα αποτελέσματα από την persistence για τις πρώτες 2 ώρες μπροστά. Στην γραφική παράσταση της επί της εκατό βελτίωσης, παρατηρούμε ότι παρόλο που οι σειρές NMAE και NRMSE πορεύονται μαζί, οι σειρές που αφορούν τον βελτιωμένο OLS είναι λίγο πιο πάνω από τις αντίστοιχες του κλασσικού OLS.

Αξίζει να αναφερθεί ότι στα συγκεκριμένα δεδομένα του συγκεκριμένου πάρκου η απλή μέθοδος OLS παράγει καλύτερα αποτελέσματα από τις αναδρομικές μεθόδους MRAN και GGAP, αλλά τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα αυτών των δύο μεθόδων σε αντίθεση με την OLS θα αναλυθούν στο επόμενο κεφάλαιο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η παρούσα διπλωματική πραγματεύεται την ανάπτυξη μεθοδολογιών για την πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής ενός αιολικού πάρκου με την χρήση αναδρομικών νευρωνικών δικτύων. Μέχρι σήμερα έχουν δημοσιευτεί πολλά μοντέλα πρόβλεψης της αιολικής ισχύος στατιστικής προσέγγισης που κάποια βασίζονται σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, όπως και τα μοντέλα που προτάθηκαν εδώ, αλλά λίγα είναι αυτά που έχουν αποτιμηθεί σε διαφορετικά αιολικά πάρκα και συγκριθεί με προγενέστερα μοντέλα τεχνολογίας αιχμής.

Αρχικά, παρουσιάστηκε η αξία της πρόβλεψης της αιολικής ισχύος που δεν είναι άλλη από την αντιστάθμιση της μεταβλητότητας του ανέμου με την βοήθεια μοντέλων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος για τις επόμενες ώρες είτε για την διαχείριση είτε για την αγορά της ενέργειας. Για να αναπτυχθούν, όμως, αυτές οι μέθοδοι πρόβλεψης έπρεπε να εξεταστούν όλοι οι παράγοντες στους οποίους βασίζεται το πρόβλημα της πρόβλεψης της αιολικής ισχύος και να διαμορφωθεί το θεωρητικό υπόβαθρο με βάση τα χαρακτηριστικά του προβλήματος, ενσωματώνοντας διάφορες μεθόδους εκπαίδευσης και βελτιστοποίησης για τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα ακτινωτής βάσης.

Όπως έχει αναφερθεί, ένα μοντέλο πρόβλεψης της αιολικής ισχύος αναλαμβάνει να προσομοιώσει τις σχέσεις των αριθμητικών προβλέψεων καιρού με την έξοδο ενός αιολικού πάρκου. Έτσι λοιπόν, παρουσιάστηκαν οι βασικές λειτουργίες ενός μετεωρολογικού μοντέλου που παράγει τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, εξετάστηκαν τα χαρακτηριστικά της συνάρτησης που διέπει την ταχύτητα του ανέμου με την έξοδο μιας ανεμογεννήτριας αλλά και όλους τους παράγοντες που την επηρεάζουν και περιγράφηκαν τα πιο γνωστά μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού που συμμετέχουν στην αγορά, αλλά και τα μοντέλα με υψηλότερη ανάλυση που παρέχουν πιο λεπτομερείς μετεωρολογικές προβλέψεις.

Έπειτα, περιγράφηκαν διάφορες μεθοδολογίες μοντέλων πρόβλεψης της αιολικής ισχύος, όπως π.χ. στατιστική ή φυσική προσέγγιση κλπ, αναπτύχθηκαν οι διάφορες μέθοδοι αποτίμησης των μοντέλων πρόβλεψης και παρουσιάστηκαν διάφορα ήδη υπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης. Επιπλέον, αναπτύχθηκε το θεωρητικό υπόβαθρο των νευρωνικών δικτύων, των μεθόδων εκπαίδευσής τους και παρουσιάστηκαν αναλυτικά οι ακολουθιακοί αλγόριθμοι που

χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική για την εκπαίδευση των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιήθηκαν από τα μοντέλο πρόβλεψής μας.

Παρόλο που τα αποτελέσματα που παρουσιάζουν αυτές οι προτεινόμενες μεθοδολογίες δεν είναι ιδιαίτερος καλά, υπάρχουν πολλά προτερήματα στην χρήση αναδρομικών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής. Αρχικά, πρέπει να αναφερθούμε στο γεγονός ότι μπορεί να εφαρμοστεί σε αιολικά πάρκα για τα οποία δεν έχουμε στη διάθεσή μας ιστορικά δεδομένα, είτε διότι είναι προσφάτως εγκατεστημένα είτε διότι δεν υπάρχουν μετρήσεις. Επιπλέον, έχει το βασικό πλεονέκτημα ότι δεν απαιτείται ιδιαίτερη επεξεργασία του μοντέλου για διαφορετικά αιολικά πάρκα, αλλά μπορεί να εφαρμοστεί ανεξαρτήτως πάρκου, τύπου ανεμογεννητριών και περιοχής λειτουργίας. Και τέλος, τα συγκεκριμένα μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να δεχτούν αριθμητικές προβλέψεις καιρού από οποιοδήποτε μοντέλο. Όσον αφορά την μέθοδο μετατροπής και βελτιστοποίησης του OLS, αλγορίθμου εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων ακτινωτής βάσης, πρέπει να πούμε ότι μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα αλλά χρειάζεται εκπαίδευση πριν την εφαρμογή του για κάθε υπό μελέτη πάρκο ξεχωριστά.

Επομένως, μπορούμε περιληπτικά να πούμε ότι η παρούσα διπλωματική μας παρέχει τις βασικές γνώσεις που πρέπει να έχει κάποιος για την δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης αιολικής ισχύος. Από το τι περιέχουν οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού και πως εφαρμόζονται στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύος μέχρι και την απαιτούμενη γνώση των νευρωνικών δικτύων ακτινωτής βάσης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] U.S. Department of Energy (DOE), “20% Wind Energy by 2030: Increasing Wind Energy’s Contribution to U.S. Electricity Supply,” DOE Office of Energy Efficiency and Renewable Energy Report, July 2008. Available at: http://www1.eere.energy.gov/windandhydro/wind_2030.html.
- [2] J. Charney, R. Fjortoft, and J. von Neumann, “Numerical integration of the barotropic vorticity equation,” *Tellus*, vol. 2, pp. 237–254, 1950.
- [3] 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.
- [4] J. Charney, “The use of the primitive equations of motion in numerical prediction,” *Tellus*, vol. 7, pp. 22–26, 1955.
- [5] J.D. Doyle, M.A. Shapiro, and R.M. Hodur, “A multiscale simulation of a topographically induced downslope windstorm over Norway using the Navy’s COAMPS model,” in *Preprints of the Seventh Conf. on Mountain Meteorology*, Breckenridge, Colo., Amer. Meteor. Soc., pp. 184–188, 1995.
- [6] 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.
- [7] M.M. Cairns and J. Corey, “Mesoscale Model Simulations of High-Wind Events in the Complex Terrain of Western Nevada,” *Weather Forecasting*, vol. 18, pp. 249–263, 2003.
- [8] 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.
- [9] S.R. Hanna and R. Yang, “Evaluations of Mesoscale Models’ Simulations of Near-Surface Winds, Temperature Gradients, and Mixing Depths,” *Journal of Applied Meteorology*, vol. 40, pp. 1095–1104, 2001.
- [10] 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.
- [11] J.L. Case, J. Manobianco, J.E. Lane, C.D. Immer, and F.J. Merceret, “An Objective Technique for Verifying Sea Breezes in High-Resolution Numerical Weather Prediction Models,” *Weather Forecasting*, vol. 19, pp. 690–705, 2004.
- [12] D.L. Rife, C.A. Davis, Y. Liu, and T.T. Warner, “Predictability of Low-Level Winds by Mesoscale Meteorological Models,” *Monthly Weather Review*, vol. 132, pp. 2553–2569, 2004.
- [13] C.F. Mass, D. Ovens, K. Westrick, and B.A. Colle, “Does Increasing Horizontal Resolution Produce More Skillful Forecasts?,” *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, vol. 83, pp. 407–430, 2002.
- [14] E.P. Grimit and C.F. Mass, “Initial Results of a Mesoscale Short-Range Ensemble Forecasting System over the Pacific Northwest,” *Weather Forecasting*, vol. 17, pp. 192–205, 2002.

- [15] J.S. Hong, "Evaluation of the High-Resolution Model Forecasts over the Taiwan Area during GIMEX," *Weather Forecasting*, vol. 18, pp. 836–846, 2003.
- [16] V. Kotroni and K. Lagouvardos, "Evaluation of MM5 High-Resolution Real-Time Forecasts over the Urban Area of Athens, Greece," *Journal of Applied Meteorology*, vol. 3, pp. 1666–1678, 2004.
- [17] Gregor Giebel, G. Kariniotakis, and R. Brownsword, "State of the Art on Short-term Wind Power Prediction," ANEMOS Deliverable Report D1.1, 2003.
- [18] U. Focken, M. Lange, and H.-P. Waldl, "Reduction of Wind Power Production Error by Spatial Smoothing Effects," in *Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC'01*, pp. 822–825, Copenhagen, Denmark, June 2–6, 2001.
- [19] P. Pinson, N. Siebert, and G. Kariniotakis, "Forecasting of Regional Wind Generation by a Dynamic Fuzzy-Neural Networks Based Upscaling Approach," in *Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC'03*, Madrid, Spain, June 16–19, 2003.
- [20] N. Siebert, "Development of methods for regional Wind Power Forecasting," Ph.D. dissertation, CEP – Centre Energétique et Procédés, ENSMP, 2008.
- [21] E.A. Bossanyi, "Short-Term Wind Prediction Using Kalman Filters," *Wind Engineering*, vol. 9, no. 1, pp. 1–8, 1985.
- [22] G.C. Contaxis and J. Kabouris, "Short term scheduling in a wind/diesel autonomous energy system," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 6, no. 3, pp. 1161–1167, 1991.
- [23] L. Kamal and Y.Z. Jafri, "Time series models to simulate and forecast hourly average wind speed in Quetta," *Solar Energy*, vol. 61, no. 1, pp. 23–32, 1997.
- [24] U. Schlink and G. Tetzlaff, "Wind speed forecasting from 1 to 30 minutes," *Theoretical and Applied Climatology*, vol. 60, pp. 191–198, 1998.
- [25] P. Poggi, M. Muselli, G. Notton, C. Cristofi, and A. Louche, "Forecasting and simulating wind speed in Corsica by using an autoregressive model," *Energy Conversion and Management*, vol. 14, no. 20, pp. 3177–3196, 2003.
- [26] J.L. Torres, A. García, M. de Blas, and A. de Francisco, "Forecast of hourly averages wind speed with ARMA models in Navarre," *Solar Energy*, vol. 79, no. 1, pp. 65–77, 2005.
- [27] C. Tantareanu, "Wind prediction in short-term: a first step for a better wind turbine control, Nordvestjysk Folkecenter for Vedvarende Energi, October 1992.
- [28] R.G. Kavasseri and K. Seetharaman, "Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models," *Renewable Energy*, vol. 34, no. 5, pp. 1388–1393, May 2009.
- [29] R.G. Kavasseri and R. Nagarajan, "Evidence of crossover phenomena in wind speed data," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 51, no. 11, pp. 2255–2262, Nov. 2004.
- [30] T.H.M. El-Fouly, E.F. El-Saadany, and M.M.A. Salama, "Grey Predictor for Wind Energy Conversion Systems Output Power Prediction," *IEEE Transactions on Power System*, vol. 21, no. 3, pp. 1450–1452, 2006.
- [31] M.C. Alexiadis, P.S. Dokopoulos, H.S. Sahsamanoglou, and I.M. Manousaridis, "Shortterm forecasting of wind speed and related electric power," *Solar Energy*, vol. 63, no. 1, pp. 61–68, 1998.

- [32] A. Sfetsos, “A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series,” *Renewable Energy*, vol. 21, no. 1, pp. 23–35, 2000.
- [33] E. Cadenas and W. Rivera, “Short term wind speed forecasting in La Venta, Oaxaca, México, using artificial neural networks,” *Renewable Energy*, vol. 34, no. 1, pp. 274–278, Jan. 2009.
- [34] I.G. Damousis and P. Dokopoulos, “A fuzzy model expert system for the forecasting of wind speed and power generation in wind farms,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Power Industry Computer Applications PICA 01*, pp. 63–69, 2001.
- [35] I.G. Damousis, M.C. Alexiadis, J.B. Theocharis, and P. Dokopoulos, “A fuzzy model for wind speed prediction and power generation in wind farms using spatial correlation,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, no. 2, pp. 352–361, 2004.
- [36] I. Maqsood, M. Khan, G. Huang, and R. Abdalla, “Application of soft computing models to hourly weather analysis in southern Saskatchewan, Canada,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 18, no. 1, pp. 115–125, 2005.
- [37] R.E. Abdel-Aal, M.A. Elhadidy, and S.M. Shaahid, “Modeling and forecasting the mean hourly wind speed time series using GMDH-based abductive networks,” *Renewable Energy*, vol. 34, no. 7, pp. 1686–1699, July 2009.
- [38] C.W. Potter and M. Negnevistky, “Very short-term wind forecasting for Tasmanian power generation,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, no. 2, pp. 965–972, 2006.
- [39] I.J. Ramírez-Rosado and L.A. Fernández-Jiménez, “A new model for short-term wind electric power forecasting,” in *Proceedings of International Conference on Modeling, Identification, and Control, Innsbruck, Austria*, pp. 66–69, 2001.
- [40] I.J. Ramírez-Rosado and L.A. Fernández-Jiménez, “An advanced model for short-term forecasting of mean wind speed and wind electric power,” *Control and Intelligent Systems*, vol. 31, no. 1, pp. 21–26, 2004.
- [41] G. Kariniotakis, E. Nogaret, and G. Stavrakakis, “Advanced Short-Term Forecasting of Wind Power Production,” in *Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’97, Dublin, Ireland*, pp. 751–754, October 1997.
- [42] G. Kariniotakis, E. Nogaret, A.G. Dutton, J.A. Halliday, and A. Androustos, “Evaluation of Advanced Wind Power and Load Forecasting Methods for the Optimal Management of Isolated Power Systems,” in *Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’99*, pp. 1082–1085, Nice, France, March 1–5, 1999.
- [43] I.J. Ramírez-Rosado and L.A. Fernández-Jiménez, “Next-day wind farm electric energy generation forecasting using fuzzy time-series,” in *Proceedings International Conference on Modeling, Identification and Control, Innsbruck, Austria*, pp. 237–240, 2003.
- [44] I.J. Ramírez-Rosado and L.A. Fernández-Jiménez, “A new electric power forecasting model for wind farms,” in *Proceedings International Conference on Modeling, Identification, and Control, Grindelwald, Switzerland*, pp. 398–401, 2004.
- [45] Laura Frías, Martín Gastón, and Ignacio Martí, “A new model for wind energy forecasting focused in the intra-daily markets,” *Poster Session of the European Wind Energy Conference EWEC’07, Milan, Italy*, 2007.
- [46] Y.V. Makarov, D.L. Hawkins, E. Leuze, and J. Vidov, “California ISO Wind Generation Forecasting Service Design and Experience,” in *Proceedings of the 2002 AWEA Windpower Conference, Portland, Oregon*, June 2–5, 2002.

- [47] M. Milligan, M.N. Schwartz, and Y. Wan, “Statistical Wind Power Forecasting for U.S. Wind Farms,” in Proceedings of the 17th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences/2004 American Meteorological Society Annual Meeting, Seattle, Washington, Jan. 11–15, 2004.
- [48] Mario J. Duran, Daniel Cros, and Jesus Riquelme, “Short-Term Wind Power Forecast Based on ARX Models,” *Journal of Energy Engineering*, vol. 133, no. 3, pp. 172–180, Sept. 2007.
- [49] A. Costa, A. Crespo, and E. Migoya, “First results from a prediction project,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’03, Madrid, Spain, 2003.
- [50] A. Kusiak, H.-Y. Zheng, and Z. Song, “Short-Term Prediction of Wind Farm Power: A Data-Mining Approach,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 24, no. 1, pp. 125–136, 2009.
- [51] P. Pinson, L.E.A. Christensen, H. Madsen, P. Sørensen, M.H. Donovan, and L.E. Jensen, “Regime-switching modelling of the fluctuations of offshore wind generation,” *Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics*, vol. 96, no. 12, pp. 2327–2347, 2008.
- [52] P. Pinson, H. Madsen, P.E. Sorensen, and N.A. Cutululis, “Adaptive modelling of offshore wind power fluctuations,” in Proceedings of Nordic Wind Power Conference, Roskilde, Denmark, 2007.
- [53] P. Pinson and H. Madsen, “Adaptive modeling and forecasting of wind power fluctuations with Markov-switching autoregressive models,” *International Journal of Forecasting* (submitted), 2009.
- [54] Lionel Fugon, Jérémie Juban, and G. Kariniotakis, “Data mining for Wind Power Forecasting,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’08, Brussels, Belgium, April 2008.
- [55] M. Negnevitsky, S. Santoso, and N. Hatziaargyriou, “Data mining and analysis techniques in wind power system applications: abridged,” in Proceedings of the IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2006.
- [56] M. Negnevitsky, P. Johnson, and S. Santoso, “Short-term Wind Power Forecasting using hybrid intelligent systems,” in Proceedings of the IEEE Power Engineering Society General Meeting, pp.1–4, June 24–28, 2007.
- [57] R. Jursa, “Wind power prediction with different artificial intelligence models,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’07, Milan, Italy, May 2007.
- [58] A. Kusiak, H.-Y. Zheng, and Z. Song, “Wind Farm Power Prediction: A Data-Mining Approach,” *Wind Energy*, vol. 12, no. 3, pp. 275–293, 2009.
- [59] René Jursa and Kurt Rohrig, “Short-term Wind Power Forecasting using evolutionary algorithms for the automated specification of artificial intelligence models,” *International Journal of Forecasting*, vol. 24, pp. 694–709, 2008.
- [60] T.G. Barbounis and J.B. Theocharis, “Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent neural network models,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 21, no. 1, pp. 273–284, 2006.
- [61] R. Bessa, V. Miranda, and J. Gama, “Entropy and Correntropy against Minimum square Error in Off-Line and On-Line 3-day ahead Wind Power Forecasting,” *IEEE Transactions on Power Systems* (paper in revision), 2009.

- [62] M. Lange, “On the uncertainty of wind power predictions – Analysis of the forecast accuracy and statistical distribution of errors,” *Transactions of the ASME, Journal of Solar Energy Engineering*, vol. 2, no. 127, pp. 177–194, May 2005.
- [63] P. Pinson, Henrik Aa. Nielsen, and H. Madsen, “Robust Estimation of Time-varying Coefficient Functions - Application to the Modeling of Wind Power Production,” Technical Report of the Project Intelligent Wind Power Prediction Systems, DTU, Lyngby, Denmark, March 2007.
- [64] P. Pinson, H.A. Nielsen, H. Madsen, and T. S. Nielsen, “Local linear regression with adaptive orthogonal fitting for the wind power application,” *Statistics and Computing*, vol. 18, no.1, pp. 59–71, 2008.
- [65] V. Miranda, C. Cerqueira, and C. Monteiro, “Training a FIS with EPSO under an Entropy Criterion for Wind Power prediction,” in *Proceedings of International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS 2006*, Stockholm, Sweden, June 11–15, 2006.
- [66] R. Bessa, V. Miranda, and J. Gama, “Improvement in Wind Power Forecasting Based on Information Entropy-Related Concepts,” in *Proceedings of IEEE Power & Energy Society 2008 General Meeting*, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, July, 2008.
- [67] R. Bessa, V. Miranda, and J. Gama, “Wind Power Forecasting with Entropy-Based Criteria Algorithms,” in *Proceedings of International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS 2008*, Puerto Rico, May 2008.
- [68] S. Salcedo-Sanza, A.M. Pérez-Bellido, E.G. Ortiz-García, A. Portilla-Figuerasa, L. Prietob, and Daniel Paredesc, “Hybridizing the fifth generation mesoscale model with artificial neural networks for short-term wind speed prediction,” *Renewable Energy*, vol. 34, no. 6, pp. 1451–1457, June 2009.
- [69] J. Jørgensen, C. Moehrlen, B.Ó Gallagher, K. Sattler, and E. McKeogh, “HIRPOM: Description of an operational numerical wind power prediction model for large scale integration of on- and offshore wind power in Denmark,” poster session on the *Global Windpower Conference and Exhibition*, Paris, France, April 2–5, 2002.
- [70] T. Lozano, P. Orellana, E. Navarro, A. Abascal, and E. Piernagorda, “Prediction and planning of wind energy production,” in *Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’03*, Madrid, Spain, 2003.
- [71] Ignacio J. Ramirez-Rosado, L.A. Fernandez-Jimenez, C. Monteiro, J.N. Sousa, and R. Bessa, “Comparison of two new short-term wind-power forecasting systems,” *Renewable Energy*, accepted November 16, 2008 (also available online).
- [72] P. Pinson and G. Kariniotakis, “Wind Power Forecasting using fuzzy neural networks enhanced with on-line prediction risk assessment,” in *Proceedings of the IEEE Power Tech Conference*, Bologna, vol. 2, pp. 23–26, June 2003.
- [73] A. Yamaguchi, T. Ishihara, K. Sakai, T. Ogawa, and Y. Fujino, “A Physical-Statistical Approach for the Regional Wind Power Forecasting,” in *Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’07*, Milan, Italy, 2007.
- [74] George Sideratos and Nikos D. Hatziargyriou, “An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22, no. 1, February 2007.

- [75] Shu Fan, James R. Liao, Ryuichi Yokoyama, and Luonan Chen, “Forecasting the Wind Generation Using A Two-stage Hybrid Network Based on Meteorological Information,” Information and Communication Engineering, Osaka Sangyo University, 2006.
- [76] A. Costa, A. Crespo, J. Navarro, A. Palomares, and H. Madsen, “Modelling the Integration of Mathematical and Physical Models for Short-term Wind Power Forecasting,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’06, Athens, Greece, 2006.
- [77] H.A. Nielsen, P. Pinson, L.E. Christiansen, T.S. Nielsen, H. Madsen, J. Badger, G. Giebel, and H.F. Ravn, “Improvement and Automation of Tools for Short-term Wind Power Forecasting,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’07, Milan, Italy 2007.
- [78] H.A. Nielsen, P. Pinson, T.S. Nielsen, L.E. Christiansen, H. Madsen, G. Giebel, J. Badger, X.G. Larsen, H. Ravn, J. Tøfting, and L. Voulund, “Intelligent wind power prediction systems – final report,” Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, DTU, 2007.
- [79] H.A. Nielsen, T.S. Nielsen, H. Madsen, M.J.S.I. Pindado, and I. Marti, “Optimal Combination of Wind Power Forecasts,” *Wind Energy*, vol. 10, no. 5, pp. 471–482, July 19, 2007.
- [80] S. Lang, J. Möhrlein, J. Jørgensen, B.O. Gallachóir, and E. McKeogh, “Application of a Multi-Scheme Ensemble Prediction System for Wind Power Forecasting in Ireland and Comparison with Validation Results from Denmark and Germany,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’06, Athens, Greece, 2006.
- [81] Martín Gastón, Laura Frías, and Ignacio Martí, “Exploring the limits of wind farm grouping for prediction error compensation,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’06, Athens, Greece, 2006.
- [82] N. Siebert and G. Kariniotakis, “Reference wind farm selection for regional wind power prediction models,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’06, Athens, Greece, 2006.
- [83] A. Yamaguchi, T. Ishihara, K. Sakai, T. Ogawa, and Y. Fujino, “An upscaling approach for the regional Wind Power Forecasting,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’07, Milan, 2007.
- [84] Álvaro Barbero, Jorge López, and José R. Dorronsoro, “Kernel methods for wide area Wind Power Forecasting,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC 08, Brussels, Belgium, 2008.
- [85] L. von Bremen, N. Saleck, and D. Heinemann, “Enhanced regional forecasting considering single wind farm distribution for upscaling,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 75, Aug. 2007.
- [86] P. Sanderhoff, “PARK – User’s Guide. A PC-program for calculation of wind turbine park performance,” Risø National Laboratory, Roskilde, Denmark, 1993.
- [87] “California Wind Energy Forecasting System Development and Testing, Phase 1: Initial Testing,” EPRI Final Report, January 2003.
- [88] K. Mönnich, “Vorhersage der Leistungsabgabe netzeinspeisender Windkraftanlagen zur Unterstützung der Kraftwerkseinsatzplanung,” Ph.D. dissertation, Carl von Ossietzky Universität Oldenburg, 2000.

- [89] Ignácio Martí, “Wind Forecasting Activities,” in Proceedings of the First IEA Joint Action Symposium on Wind Forecasting Techniques, published by FOI Swedish Defence Research Agency, Norrköping, Sweden, pp. 11–20, Dec. 2002.
- [90] I. Martí, J.J. San Isidro, D. Cabezón, Y. Loureiro, J. Villanueva, E. Cantero, and I. Pérez, “Wind Power Prediction in Complex Terrain: From the Synoptic Scale to the Local Scale,” in Proceedings of the Conference: The Science of making Torque from Wind, Delft, The Netherlands, April 19–21, 2004.
- [91] Nicholas Cutler, Kieran Jacka, T. S. Nielsen, and Merlinde Kay, “The First Australian Installation of the Wind Power Prediction Tool,” in Proceedings of the Global Wind Energy Conference, Adelaide, Australia, Sept. 18–21, 2006.
- [92] G. Giebel, L. Landberg, T.S. Nielsen, and H. Madsen, “The Zephyr Project – The Next Generation Prediction System,” poster presentation at the Global Windpower Conference and Exhibition, Paris, France, April 2–5, 2002.
- [93] M.A. Gaertner, C. Gallardo, C. Tejada, N. Martínez, S. Calabria, N. Martínez, and B. Fernández, “The Casandra project: results of wind power 72-hr range daily operational forecasting in Spain,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’03, Madrid, Spain, July 16–19, 2003.
- [94] G. Kariniotakis, D. Mayer, J.A. Halliday, A.G. Dutton, A.D. Irving, R.A. Brownsword, P.S. Dokopoulos, and M.C. Alexiadis, “Load, Wind, and Hydro Power Forecasting Functions of the More-Care EMS System,” in Proceedings of the 3rd MED POWER Conference 2002, Athens, Greece, Nov. 4–6, 2002.
- [95] G.C. Hatziaargyriou, M. Matos, J.A. Pecas Lopes, G. Kariniotakis, D. Mayer, J. Halliday, G. Dutton, P. Dokopoulos, A. Bakirtzis, J. Stefanakis, A. Gigantidou, P. O’Donnell, D. McCoy, M.J. Fernandes, J.M.S. Cotrim, and A.P. Figueira, “MORE CARE Advice for Secure Operation of Isolated Power Systems with Increased Renewable Energy Penetration & Storage,” in Proceedings of the European Wind Energy Conference EWEC’01, pp. 1142–1145, Copenhagen, Denmark, June 2–6, 2001.
- [96] B. Lange, “Experiences from the Development of Wind Power Forecasts for Six European TSOs,” presentation at the Second Workshop on Best Practice in the Use of Short-term Forecasting of Wind Power, Madrid, Spain, May 2008.
- [97] Ue. Cali, B. Lange, J. Dobschinski, M.Kurt, C. Moehrlen, and B. Ernst, “Artificial neural network based Wind Power Forecasting using a multi-model approach,” presented at the 7th International Workshop on Large Scale Integration of Wind Power and on Transmission Networks for Offshore Wind Farms, Madrid, Spain, May 26–27, 2008.
- [98] Mark J.L. Orr, ‘Introduction to Radial Basis Function Networks’, April 1996
- [99] D.S. Broomhead and D. Lowe, “Multivariable functional interpolation and adaptive networks”, *Complex System*, Vol. 2, pp. 321-323, 1988.
- [100] S. Chen, C.F.N. Cowan and P.M. Grant, “Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 2, pp. 302-309, 1991.
- [101] S.A. Billings and C.F. Fung, “Recurrent Radial Basis Function Networks for Adaptive Noise Cancellation”, *Neural Networks*, Vol. 8, No. 2, pp. 273-290, 1995.

- [102] Y.M. Cheung and L. Xu, “A Dual Structural Radial Basis Function Network for Recursive Function Estimation”, Proceedings of 8th International Conference on Neural Information Processing, Vol. 2, pp. 1093- 1097, 2001.
- [103] Ryad Zemouri*, Daniel Racoceanu, Noureddine Zerhouni, ‘Recurrent radial basis function network for time-series prediction’.
- [104] D.L. Yu, J.B. Gomm and D. Williams, ‘A Recursive Orthogonal Least Squares Algorithm for Training RBF Networks’.
- [105]. M.J. Korenberg, S.A. Billings, Y.P. Liu and P.J. McIlloy, “Orthogonal parameter estimation algorithm for non-linear stochastic systems”, Int. J. Control, Vol. 48, pp. 193–210, 1988.
- [106]. S. Chen, S.A. Billings, C.F.N. Cowan and P.M. Grant, “Practical identification of NARMAX models using radial basis functions”, Int. J. Control, Vol. 52, No. 6, pp. 1327–1350, 1990.
- [107]. J.E. Bobrow and W. Murray, “An algorithm for RLS identification of parameters that vary quickly with time”, IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 38, No. 2, pp. 351–354, 1993.
- [108] J. Platt, “A resource-allocating network for function interpolation,” Neural Computation, vol. 3, pp. 213—225, 1991.
- [109] Guang-Bin Huang, P. Saratchandran and Narashiman Sundararajan, ‘ A Generalized Growing And Pruning RBF (GGAP-RBF) Neural Network for Function Approximation’.
- [110] Lu Yingwei, N.Sundararayan and P.Saratchandran, ‘A sequential Learning Scheme for function Approximation using Minimal Radial basis Function Neural networks’.
- [111] IEA Wind Energy Annual Report 2003
- [112] Mu-Chun Su, Jonathan Lee and Kuo-Lung Hsieh ,“A new ARTMAP-based neural network for incremental learning,” 2004.