



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος

Χωροχρονική Μοντελοποίηση του Σφάλματος της Πρόβλεψης της Αιολικής Ισχύος με χρήση Νευρωνικών Δικτύων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννης Κ. Σούλης

Επιβλέπων: Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2015



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος

Χωροχρονική Μοντελοποίηση του Σφάλματος της Πρόβλεψης της Αιολικής Ισχύος με χρήση Νευρωνικών Δικτύων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννης Κ. Σούλης

Επιβλέπων: Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Ιουλίου 2015.

.....
Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Σταύρος Παπαθανασίου
Αν. Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Πάυλος Γεωργιλάκης
Επ. Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2015

.....
Ιωάννης Κ. Σούλης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών ΕΜΠ

Copyright © Ιωάννης Σούλης, 2015

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 το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η αυξανόμενη διείσδυση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας στο ενεργειακό μείγμα δημιούργησε νέες ανάγκες για την έγκαιρη και ακριβή πρόγνωση της ηλεκτρικής παραγωγής από αυτές. Ειδικότερα, εξαιτίας της μεταβλητότητας του ανέμου, η ανάγκη ενσωμάτωσης της αιολικής ισχύος οδήγησε στην ανάπτυξη σύγχρονων μεθόδων αιολικών προβλέψεων οι οποίες μετασχηματίζουν τα ιστορικά στοιχεία και τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού σε προβλέψεις ισχύος. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα εργασία διερευνά τις πιο σύγχρονες μεθόδους και εστιάζει στη μελέτη της διάδοσης σφαλμάτων των σημειακών προβλέψεων για μία περιοχή ή ένα σύνολο αιολικών πάρκων στο χώρο και στο χρόνο. Εάν το σφάλμα μεταφέρεται κατά τη φορά του ανέμου τότε, κωδικοποιώντας τη σχέση ανάμεσα σε παλιά σφάλματα μίας περιοχής και σε μελλοντικά μίας γειτονικής, μπορεί να επιτευχθεί βελτίωση της αρχικής προβλέψεως. Η εργασία προτείνει τα Δίκτυα Πολυεπίπεδων Νευρώνων ως το μοντέλο Μηχανικής Μάθησης που, όταν εκπαιδευτεί, μπορεί να αποδώσει ικανοποιητικά τις ανωτέρω συσχετίσεις. Η προτεινόμενη τεχνική εφαρμόζεται δοκιμαστικά στα αιολικά πάρκα Κρήτης και πιο εκτενώς σε επιλεγμένα αιολικά πάρκα της Πελοποννήσου, της Εύβοιας και της Ρόδου.

Λέξεις-Κλειδιά: αριθμητικές προβλέψεις καιρού, προβλέψεις αιολικής ισχύος, σφάλματα προβλέψεων, χωροχρονική μοντελοποίηση, πολυεπίπεδοι νευρώνες

Abstract

The growing participation of Renewable Energy Sources in energy market causes necessities for precise and on-time foreknowledge of the underlying produced power. In particular, due to the great variability of wind features, the need for optimal wind power integration led to development of state-of-the-art forecasting techniques that transform historical data and numerical weather predictions to power forecasts. In this context, this diploma thesis looks into the most recent methods and focuses in studying the spatial-temporal propagation of errors of spot forecasts for a wind farm or a region. Under the assumption that errors travel from a location to another according to the wind direction, it is possible to estimate future errors and, thus, improve a base forecasting method. The thesis proposes Multilayer Perceptrons as the Machine Learning technique that, when trained properly, can correlate efficiently the propagated errors. The proposed technique is tested at first at Crete's wind farms and then applied in the cases of Peloponnese, Euvoia and Rhodes.

Keywords: wind power forecasting, forecast errors, numerical weather predictions, spatial-temporal modeling, multilayer perceptrons

Ευχαριστίες

Αυτή η εργασία είναι αφιερωμένη στους φίλους και στις φίλες μου, με έμφαση στο *ece team*, στους εκλεκτούς συγγενείς μου και, φυσικά, στους γονείς μου, Κώστα και Βάσω.

Τους μεν ευχαριστώ για τη στήριξη τους στην ως εδώ πορεία μου, τους δε ευγνωμονώ για την ανατροφή που μου έδωσαν.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα Καθηγητή, κ. Νικόλαο Χατζηαργυρίου, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε κατά την ανάθεση αυτού του ενδιαφέροντος θέματος. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Διδάκτορα Γιώργο Σιδεράτο για την πολύτιμη βοήθεια του, από την αρχή έως το τέλος, η οποία ήταν καθοριστική για την εκπόνηση της Εργασίας.

Τους εύχομαι τα καλύτερα.

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα	10
Κατάλογος Πινάκων	13
Κατάλογος Σχημάτων	14
1 Εισαγωγή	17
1.1 Η Αιολική Ενέργεια	18
1.2 Προβλέψεις Αιολικής Παραγωγής	19
1.3 Η Προσέγγιση της Εργασίας	19
1.4 Δομή της Εργασίας	20
2 Το Ενδιαφέρον για τις Αιολικές Προβλέψεις	21
2.1 Ενδιαφερόμενοι	22
2.2 Η Αβεβαιότητα στην Αιολική Παραγωγή	22
2.3 Προβλεψιμότητα και Αγορά Ενέργειας	24
2.3.1 Επίδραση Αιολικών Προβλέψεων στις Τιμές Ηλεκτρισμού	24
2.3.2 Στρατηγικές Προσφοράς	24
2.3.3 Μηχανισμοί Προώθησης	25
2.3.4 Πρόστιμα Ανισορροπιών	26
2.3.5 Παράγωγα Καιρού	26
2.4 Αιολικές Προβλέψεις και Τεχνολογία	27
2.4.1 Προβλέψεις και Αποθήκευση Ενέργειας	27
2.4.2 Προβλέψεις και Έξυπνα Δίκτυα (Smart Grids)	27
2.4.3 Νέα Τάση στις Προβλέψεις	28
2.5 Έρευνα και Ανάπτυξη	29
2.6 Περισσότερα	30
3 Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού	31
3.1 Εισαγωγή	32
3.2 Η Χρήση Δεδομένων από Μετεωρολογικούς Σταθμούς	32
3.3 NWP's	34
3.3.1 Οριζόντια και κατακόρυφη ανάλυση	34
3.3.2 Κάλυψη Τομέα	35

3.3.3	Τα NWP's ως εναλλακτική πηγή ανεμολογικών δεδομένων	36
3.4	Συνοπτική παρουσίαση μοντέλων	37
3.4.1	HIRLAM	37
3.4.2	MM5	37
3.4.3	ALADIN	38
3.4.4	COSMO	38
3.4.5	ETA	39
3.4.6	WRF	39
3.4.7	SKIRON	39
3.5	GRIB	40
3.5.1	World Meteorological Organization	40
3.5.2	Read GRIB - Vr3	40
3.5.3	Αρχεία .grb στην Εργασία	41
3.5.4	Εγγραφές στα Αρχεία	42
3.5.5	Ανεμολογικά Δεδομένα	42
3.6	Μέτωπο Ανέμου	44
3.7	Περισσότερα	44
4	Μέθοδοι Αιολικής Πρόβλεψης	47
4.1	Σύνοψη των Σύγχρονων Μεθόδων Αιολικής Πρόβλεψης	48
4.1.1	Φυσική Προσέγγιση	48
4.1.2	Στατιστική Προσέγγιση	50
4.1.3	Προσέγγιση με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	52
4.1.4	Συνδυασμός Μεθόδων	55
4.1.5	Προβλέψεις και Χωρική Συσχέτιση	56
4.1.6	Προβλέψεις Περιοχής	57
4.1.7	Πιθανοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης	57
4.1.8	Offshore Προβλέψεις	59
4.2	Αξιολόγηση Προβλέψεων	60
4.2.1	Μοντέλα Αναφοράς	60
4.2.2	Δείκτες Σφάλματος	61
4.2.3	Ακρίβεια Προβλέψεων	62
4.3	Βελτίωση Προβλέψεων	63
4.3.1	Φίλτρο Kalman	63
4.3.2	Βέλτιστοι Συνδυασμοί	63
4.3.3	Επίδραση Χωρικής Εξομάλυνσης	64
4.3.4	Στατιστική Αποκλιμάκωση	64
4.3.5	Επιλογή Παραμέτρων Εισόδου	64
4.3.6	Μοντελοποίηση Καμπύλης Ισχύος	64
4.3.7	Παράμετροι Πρόβλεψης	65
4.4	Μελλοντικές Κατευθύνσεις	65
4.5	Περισσότερα	66
5	Multilayer Perceptrons	67
5.1	Νευρωνικά Δίκτυα	68

5.2	Πολυεπίπεδοι Νευρώνες (Multilayer Perceptrons)	68
5.2.1	Δυσκολίες	71
5.3	Διαδικασίες Μάθησης	71
5.3.1	Ομαδική μάθηση (Batch learning)	71
5.3.2	Συνεχής μάθηση (Online learning)	71
5.4	Εκπαίδευση Backpropagation	72
5.4.1	Περιορισμοί	73
5.5	Εφαρμογές	73
5.6	Αλγόριθμος Levenberg–Marquardt	74
5.7	Χαρακτηριστικά Εκτέλεσης	76
5.7.1	Παράμετρος Μάθησης (Learning Parameter)	76
5.7.2	Κριτήρια Τερματισμού	76
5.7.3	Βελτιώσεις αλγορίθμου	77
5.7.4	Γενίκευση	77
5.7.5	Επικύρωση (Cross-Validation)	78
5.8	Περισσότερα	78
6	Εφαρμογή και Αποτελέσματα	79
6.1	Dataset	80
6.1.1	Αιολική Ισχύς	80
6.1.2	Μετεωρολογικά Δεδομένα	80
6.2	Προετοιμασία δεδομένων	81
6.2.1	Απομάκρυνση κακών παρατηρήσεων	81
6.3	Κεντρική Ιδέα	82
6.4	Δοκιμή στην Κρήτη	84
6.5	Εφαρμογή στην περίπτωση Πελοποννήσου-Ρόδου	89
6.5.1	Εκτέλεση	90
6.5.2	Ροδογράμματα Ανέμου	91
6.5.3	Αποτελέσματα	93
6.5.4	Συμπεράσματα	101
6.6	Μελλοντικές Προεκτάσεις	101
	Παράρτημα	103
	Βιβλιογραφία	107

Κατάλογος Πινάκων

2.1	Διακυμάνσεις της ταχύτητας του ανέμου στο πεδίο της συ- χνότητας	23
2.2	Ταξινόμηση αιολικών προβλέψεων σε συνάρτηση του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης	23
4.1	Ταξινόμηση πιθανοτικών μεθόδων προβλέψεων	59
6.1	Αιολικά Πάρκα Κρήτης (συνεχίζεται)	85
6.2	MLP-err smoothing για 1 h μπροστά	88
6.3	Αιολικά πάρκα εισόδου	89
6.4	Αιολικά πάρκα στόχοι	90
6.5	Αποτελέσματα για AEIFORIKI	95
6.6	Αποτελέσματα για DIETHNIS_RODOU	97
6.7	Αποτελέσματα για AP_RODOU	99

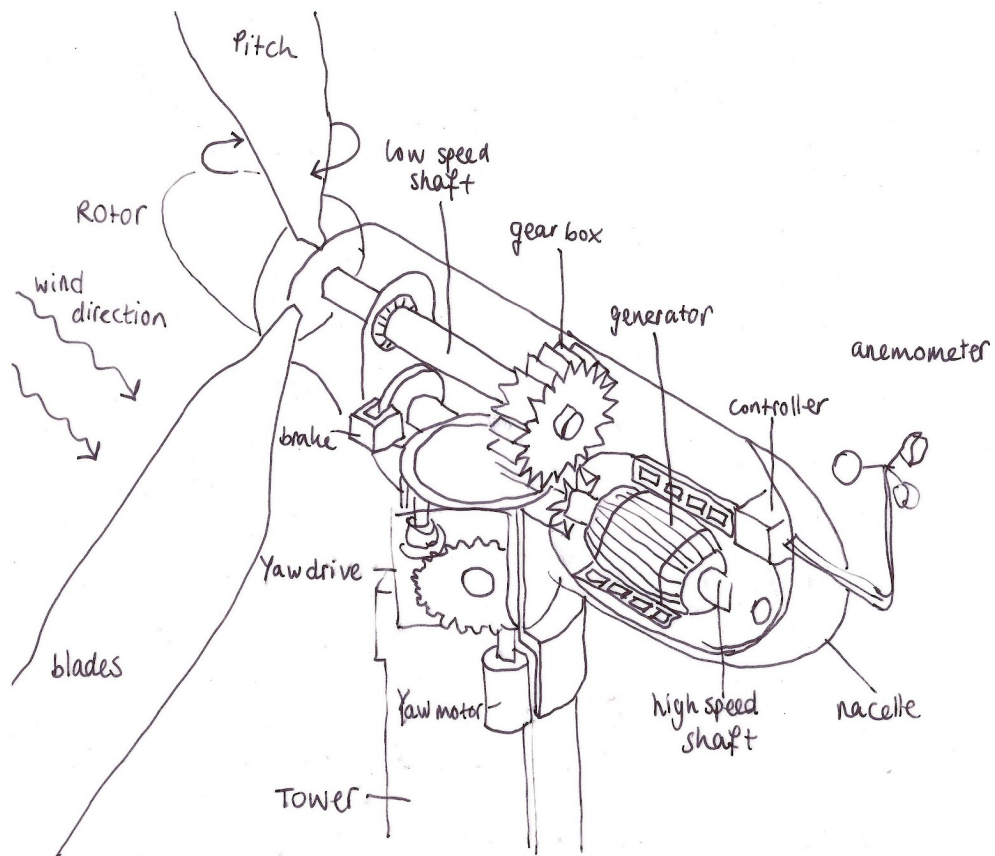
Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Επίδραση διακύμανσης αιολικής παραγωγής στην καμπύλη προσφοράς-ζήτησης	25
2.2	Θετικές και αρνητικές αποκλίσεις της παραγωγής ΑΠΕ από το στόχο	26
2.3	ΑΠΕ και Αποθήκευση	27
2.4	Πρόγραμμα ANEMOS	29
2.5	Πρόγραμμα ANEMOS.plus	29
2.6	Πρόγραμμα SafeWind	30
2.7	Σύμπραξη για το SafeWind	30
3.1	Δίκτυο Δεδομένων	41
3.2	Περιοχή Κάλυψης	41
3.3	Άνοιγμα αρχείων στο MATLAB	42
3.4	Συνιστώσες ταχύτητας ανέμου	43
3.5	Διανυσματικό πεδίο ανέμου για 24 h μπροστά (05/05/2011)	43
3.6	Πρόβλεψη για 1 h μπροστά (05/05/2011)	44
3.7	Πρόβλεψη για 12 h μπροστά (05/05/2011)	45
3.8	Πρόβλεψη για 24 h μπροστά (05/05/2011)	45
3.9	Πρόβλεψη για 48 h μπροστά (05/05/2011)	45
4.1	Η φυσική προσέγγιση	49
4.2	Η στατιστική προσέγγιση	51
5.1	Συναρτήσεις ενεργοποίησης	69
5.2	Νευρωνικό Δίκτυο	70
6.1	Συσχέτιση σφαλμάτων	84
6.2	Αιολικά Πάρκα Κρήτης	87
6.3	Αιολικά πάρκα πειράματος	89
6.4	Ροδόγραμμα στην Ρόδο	91
6.5	Ροδόγραμμα στην Πελοπόννησο	92
6.6	Ροδόγραμμα στην Εύβοια	92
6.7	Ιστογράμματα σφαλμάτων	93
6.8	Μέσο απόλυτο σφάλμα	94
6.9	Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος	94
6.10	Μέσο απόλυτο σφάλμα	96
6.11	Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος	96
6.12	Μέσο απόλυτο σφάλμα	98

6.13 Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος	98
6.14 Βελτίωση του μέσου απολύτου σφάλματος	100
6.15 Βελτίωση της ρίζας μέσου τετραγωνικού σφάλματος	100

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή



Ανεμογεννήτρια

1.1 Η Αιολική Ενέργεια

Η αιολική ενέργεια είναι μία μορφή ενέργειας που παράγεται από τη ροή του αέρα στην ατμόσφαιρα, δηλαδή είναι η εκμετάλλευση της κινητικής ενέργειας των αέριων μαζών. Ιστορικά η αξιοποίηση της ενέργειας του ανέμου ξεκίνησε με τη χρήση πανιών για την παραγωγή μηχανικής ενέργειας (π.χ. πρόωση πλοίων). Αργότερα ανεμόμυλοι χρησιμοποιήθηκαν για τη μηχανική τους δύναμη όπως, παραδείγματος χάριν, για την άντληση του νερού. Στις μέρες μας η εκμετάλλευση των αιολικών δυναμικών του πλανήτη μας γίνεται με τις ανεμογεννήτριες, οι οποίες είναι μετατροπείς της περιστροφικής κινητικής ενέργειας των πτερυγίων σε ηλεκτρική. Η αιολική ενέργεια είναι άφθονη, ανανεώσιμη, καθαρή, δεν παράγει εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου κατά τη λειτουργία και χρησιμοποιεί λίγη γη.

Μεγάλα αιολικά πάρκα αποτελούνται από χιλιάδες μεμονωμένων ανεμογεννητριών οι οποίες συνδέονται με το ηλεκτρικό δίκτυο μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Σύμφωνα με την πρόσφατη ανάλυση της ΕΕ για νέες κατασκευές, η χερσαία αιολική ενέργεια (onshore) είναι μια φθηνή πηγή ηλεκτρικής ενέργειας αλλά η υπεράκτια αιολική ενέργεια (offshore) είναι σταθερότερη και ισχυρότερη, με λιγότερη οπτική επίδραση, με το κόστος, όμως, κατασκευής και συντήρησης είναι αρκετά υψηλότερα. Μικρά χερσαία αιολικά πάρκα μπορούν να τροφοδοτήσουν κάποια ενέργεια στο δίκτυο ή την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας σε απομονωμένες, εκτός δικτύου περιοχές.

Η αιολική ενέργεια είναι αρκετά σταθερή από χρόνο σε χρόνο, αλλά έχει σημαντική διακύμανση σε μικρότερη χρονική κλίμακα. Κατά συνέπεια, πρέπει να χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλες πηγές για να δώσει έναν αξιόπιστο εφοδιασμό. Αυτό έχει σα συνέπεια την ανάγκη για υιοθέτηση κάποιων τεχνικών διαχείρισης, όπως είναι η γεωγραφικά κατανεμημένη αιολική παραγωγή, οι εφεδρικές πηγές υποστήριξης, ο συνδυασμός με επαρκή υδροηλεκτρική ενέργεια, η εξαγωγή/εισαγωγή ηλεκτρικής ενέργειας σε/από γειτονικές περιοχές, η μείωση της ζήτησης όταν η παραγωγή αιολικής ενέργειας είναι χαμηλή κλπ.

Η αιολική ενέργεια είναι μία από τις πιο γρήγορα αναπτυσσόμενες ανανεώσιμες μορφές ηλεκτρικής ενέργειας και θεωρείται ένας από τους κύριους ανταγωνιστές της συμβατικής παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας που προέρχεται από ορυκτά καύσιμα. Αξιοσημείωτο είναι ότι στην προσπάθεια καταπολέμησης της κλιματικής αλλαγής, που οφείλεται κατά κύριο λόγο στο φαινόμενο του θερμοκηπίου, ο στόχος της Ευρωπαϊκής Ένωσης, έως το 2020, είναι το 20 % της ηλεκτρικής παραγωγής να προέρχεται από Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ) ενώ ο στόχος την ΗΠΑ, έως το 2030, είναι το 20 % της ηλεκτρικής παραγωγής να προέρχεται, αμιγώς, από αιολική ενέργεια. Τα πρωτεία διείσδυσης στην Ευρώπη αξίζουν στη Δανία η οποία μόλις μέσα στο 2014 κατόρθωσε να επιτύχει συμμετοχή αιολικής ενέργεια στο ενεργειακό της μείγμα κατά 40 : %.

Ειδικότερα στις ΗΠΑ και στην Κίνα, την τελευταία πενταετία, είναι πρωτοφανής η αύξηση της εγκατεστημένης αιολικής ισχύος με την ανάλογη δημιουργία νέων αιολικών πάρκων. Οι ρυθμοί ανάπτυξης των πάρκων είναι της τάξεως 20 % ενώ έως το 2018 η ετήσια ισχύς που πρόκειται να εγκατασταθεί παγκοσμίως αγγίζει το όριο των 50 GW.

1.2 Προβλέψεις Αιολικής Παραγωγής

Για την προστασία του περιβάλλοντος και τη μείωση της κατανάλωσης των συμβατικών ενεργειακών πόρων, η εγκατεστημένη ισχύς των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, της αιολικής ενέργειας ειδικότερα, είναι διαρκώς αυξανόμενη σε όλο τον κόσμο. Συνήθως, η παραγωγή αιολικής ενέργειας θεωρείται ως «μη παραδοτέα» λόγω της τυχαιότητας και της διακοπής η οποία επιφέρει μεγάλη επίδραση στη λειτουργία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας σε διάφορες πτυχές, π.χ. στη σταθερότητα του συστήματος, στις βοηθητικές υπηρεσίες, και στην ποιότητα ισχύος. Από την άποψη αυτή, η πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας είναι ένα αποτελεσματικό εργαλείο για να αντιμετωπίσουμε αυτά τα προβλήματα και που μπορεί να φέρει, όλο και περισσότερο, την αιολική ενέργεια στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Η ακριβής πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας μπορεί, επίσης, να παράσχει τεχνική υποστήριξη για την εμπορική δύναμη στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, δημιουργώντας έτσι σημαντικά οικονομικά οφέλη.

Ένα μεγάλο μέρος της έρευνας έχει κατευθυνθεί προς την ανάπτυξη ακριβών και αξιόπιστων ταχύτητα του ανέμου και μοντέλα πρόβλεψης αιολικής ισχύος και πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις έχουν αναπτυχθεί. Ωστόσο, είναι δύσκολη η εξαγωγή συμπερασμάτων ως προς το ποιο μοντέλο είναι το καλύτερο, διότι κάθε μοντέλο σε χρήση έχει σημαντικές εξαρτήσεις από τη γεωγραφική θέση. Έτσι, ένα μοντέλο πρόβλεψης μπορεί να λειτουργεί καλά σε κάποιον τόπο, αλλά αυτό δεν εγγυάται ότι το μοντέλο θα λειτουργήσει καλά σε άλλη θέση.

Επιπλέον, αρκετές πιθανές τεχνικές για τη βελτίωση της ακρίβειας έχουν αναφερθεί στη βιβλιογραφία. Μία τέτοιου είδους τεχνική προτείνεται και στην παρούσα Εργασία.

1.3 Η Προσέγγιση της Εργασίας

Ενώ μέχρι στιγμής έμφαση στην Έρευνα είχε δοθεί στις προβλέψεις κάθε αιολικού πάρκου ή κάθε περιοχής ως ένα μεμονωμένο κέντρο πρόβλεψης, πλέον κερδίζει έδαφος η ιδέα ότι πρέπει να λαμβάνονται οι χωρικές επιδράσεις των φυσικών φαινομένων μεταξύ γειτονικών περιοχών. Η κεντρική αρχή είναι ότι τα σφάλματα των αιολικών προβλέψεων διαδίδονται στο χώρο και στο χρόνο από περιοχή σε περιοχή (propagation of errors) και διαπιστώνεται από τη συσχέτιση που παρουσιάζουν τα δείγματα των σφαλμάτων προβλέψεως μεταξύ ορισμένων περιοχών και σε συγκεκριμένες χρονικές υστερήσεις (lags).

Στην Εργασία [1], η οποία υπήρξε σημείο αφετηρίας για τη μελέτη μας, εφαρμόζεται με επιτυχία ένα μοντέλο Conditional Parametric Vector Autoregression (CP-VAR) στην κλίμακα της Δανίας για πρόβλεψη χρονικού ορίζοντα 1-2 h. Η παρούσα Εργασία φέρει τον τίτλο “Χωροχρονική Μοντελοποίηση του Σφάλματος της Πρόβλεψης της Αιολικής Ισχύος με χρήση Νευρωνικών Δικτύων”, συγκεκριμένα με χρήση των Multilayer Perceptrons (MLP). Επειδή είναι εξαιρετικά δύσκολη η φυσική ή στατιστική μοντελοποίηση των σφαλμάτων της αιολικής πρόβλεψης καταφεύγουμε στη λύση των Νευρωνικών

Δικτύων, δηλαδή της Τεχνητής Νοημοσύνης. Με τη συγκεκριμένη μέθοδο στοχεύουμε στην πρόβλεψη και διόρθωση σφαλμάτων σε μεγάλο χρονικό ορίζοντα, έως 48 h.

1.4 Δομή της Εργασίας

Κεφάλαιο 1

Στο Κεφάλαιο 1 γίνεται εισαγωγή στη σημερινή θέση των ΑΠΕ στην παγκόσμια αγορά ηλεκτρικής ενέργειας.

Κεφάλαιο 2

Στο Κεφάλαιο 2 αναλύουμε το ενδιαφέρον, τα οφέλη και τη ζήτηση για τις αιολικές προβλέψεις.

Κεφάλαιο 3

Στο Κεφάλαιο 3 εξηγούμε το ρόλο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού στο σύγχρονο ερευνητικό και επιχειρησιακό περιβάλλον.

Κεφάλαιο 4

Στο Κεφάλαιο 4 μελετάμε εξαντλητικά τις μεθόδους αιολικής πρόβλεψης ανά κατηγορία προσέγγισης.

Κεφάλαιο 5

Στο Κεφάλαιο 5 δίνουμε τα βασικά στοιχεία θεωρίας των Πολυεπίπεδων Νευρώνων (Multilayer Perceptrons).

Κεφάλαιο 6

Στο Κεφάλαιο 6 εφαρμόζουμε την πρόταση της Εργασίας και αξιολογούμε τα αποτελέσματα.

Παράρτημα

Στο Παράρτημα παρατίθενται τμήματα θεωρίας που αφορούν στην κύρια μελέτη.

Κεφάλαιο 2

Το Ενδιαφέρον για τις Αιολικές Προβλέψεις



Ο Άνεμος

2.1 Ενδιαφερόμενοι

Παρόλο που η ενσωμάτωση της αιολικής ισχύος στο ενεργειακό μείγμα εξασφαλίζει πολλά πλεονεκτήματα, η μεγάλη διείσδυση προκαλεί προβλήματα στη διαχείριση και στον προγραμματισμό ενός Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΣΗΕ) εξαιτίας της αβεβαιότητας και της διακοπτόμενης φύσης των χαρακτηριστικών του ανέμου. Σε ένα ΣΗΕ η προσφορά ενέργειας πρέπει κάθε στιγμή να ισούται με τη ζήτηση. Ωστόσο, η μεταβλητότητα της αιολικής ισχύος καθιστά δύσκολη τη διατήρηση της ισορροπίας.

Μία από τις εφικτές λύσεις στο πρόβλημα της διατήρησης του ενεργειακού ισοζυγίου είναι η βελτίωση της πρόβλεψης της ταχύτητας του ανέμου ή/και της απευθείας προβλέψεως της ηλεκτρικής ισχύος. Η έρευνα στο πεδίο των προβλέψεων του ανέμου και της παραγόμενης ισχύος από Αιολικά Πάρκα (ΑΠ) έχει στραφεί στην ανάπτυξη αποτελεσματικών εργαλείων τα οποία βελτιώνουν την αξιοπιστία της ένταξης των Αιολικών Πάρκων και μειώνουν το λειτουργικό κόστος αυτών.

Υπάρχουν πολλοί και διαφορετικοί χρήστες των προβλέψεων. Ο Διαχειριστής του Συστήματος Διανομής (Transmission System Operator - TSO) χρειάζεται τόσο σημειακές προβλέψεις, δηλαδή προβλέψεις τιμής, (point forecasts) όσο και κάποιο μέτρο της αβεβαιότητας της προβλέψεως ώστε να καθοριστεί το ύψος της στρεφόμενης εφεδρείας που είναι απαραίτητη για την ισορροπία παραγωγής-φορτίου. Για τον Λειτουργό της Αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας είναι πιο χρήσιμη η πρόβλεψη μίας ευρύτερης περιοχής αντί κάθε ΑΠ, ξεχωριστά. Ο Προγραμματιστής του Συστήματος (System Planner) πρέπει να μπορεί να αποφασίσει για την εγκατάσταση νέων Ανεμογεννητριών (Α/Γ). Ο Παραγωγός ενδιαφέρεται κυρίως για προβλέψεις βραχέως χρονικού ορίζοντα (short-term predictions) ώστε να αποφεύγει τις ποινές αστοχίας (imbalances) στο ισοζύγιο της αγοράς ενέργειας.

2.2 Η Αβεβαιότητα στην Αιολική Παραγωγή

Η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από τον άνεμο εξαρτάται τις φυσικές συνθήκες και διεργασίες στην ατμόσφαιρα. Εν συντομία, ο άνεμος προκαλείται από ανισοροπίες της ατμοσφαιρικής πίεσης: όταν υπάρχει διαφορά στην πίεση, ατμοσφαιρικές μάζες κινούνται από την περιοχή υψηλότερης πίεσης στην περιοχή χαμηλότερης πίεσης. Υπάρχουν πολλοί παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν τα χαρακτηριστικά του ανέμου, όπως, για παράδειγμα, το ανάγλυφο του εδάφους, θερμοκρασία και η τριβή μεταξύ των αερίων μαζών. Επομένως, η δυναμική συμπεριφορά του ανέμου είναι αρκετά περίπλοκη με συνέπεια μεγάλη μεταβλητότητα στην παραγωγή αιολικής ενέργειας.

Από όλες τις μετεωρολογικές μεταβλητές αυτή που έχει τη μεγαλύτερη σχέση με την αιολική παραγωγή είναι η τιμή της ταχύτητας του ανέμου, συνήθως εκπεφρασμένη σε m/s και, πιο συγκεκριμένα, η τιμή της κάθετης στο επίπεδο της έλικας της Α/Γ συνιστώσας της ταχύτητας, στο ύψος της πλήμνης

του δρομέα (hub).

Οι Mur-Amada et al. [9] εφήρμοσαν ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας ώστε να διερευνήσουν τη μεταβλητότητα της ταχύτητας του ανέμου. Διαπίστωσαν ότι οι χρονοσειρές της ταχύτητας επιδεικνύουν μεγάλες διακυμάνσεις σε ευρεία περιοχή συχνοτήτων. Η κλίμακα και οι αιτίες των διακυμάνσεων αυτών παρουσιάζονται στον προηγούμενο πίνακα.

Συχνότητα	Διάρκεια	Αιτίες
Πολύ χαμηλή	Μήνες	Κλιματικές αλλαγές και ανθρώπινες δραστηριότητες
Χαμηλή	Ημέρες	Γενικές αλλαγές στη συμπεριφορά του ανέμου
Μεσαία	Ώρες	Θερμική αλληλεπίδραση μεταξύ γης και ατμόσφαιρας
Υψηλή	Λεπτά	Τοπικές μετεωρολογικές συνθήκες
Πολύ υψηλή	Δευτερόλεπτα	Στιγμιαίες διαταραχές του ανέμου

Πίνακας 2.1: Διακυμάνσεις της ταχύτητας του ανέμου στο πεδίο της συχνότητας

Σε μία ανάλογη χρονική κλίμακα μπορούμε να κατατάξουμε τους σκοπούς προς τους οποίους έχουν χρήση οι αιολικές προβλέψεις.

Χρονικός ορίζων	Διάρκεια	Εφαρμογή πρόβλεψης
Πολύ μικρός	Από δευτερόλεπτα έως λεπτά	Έλεγχος Α/Γ Διόρθωση συχνότητας
Βραχύς	Από ώρες έως ημέρες	Ένταξη στην αγορά Τιμή συμμετοχής Εφεδρείες
Μεσαίος	Από ημέρες έως εβδομάδες	Δέσμευση/αποδέσμευση μονάδων Συντήρηση
Μακρύς	Από μήνες έως χρόνια	Προγραμματισμός συστήματος

Πίνακας 2.2: Ταξινόμηση αιολικών προβλέψεων σε συνάρτηση του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης

2.3 Προβλεψιμότητα και Αγορά Ενέργειας

Όπως αναλύσαμε και στην Εισαγωγή, η παραγωγή Ισχύος από Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (όπως αιολικά πάρκα και φωτοβολταϊκά) παρουσιάζει **έντονη μεταβλητότητα** εξαιτίας της άμεσης εξάρτησης από τις καιρικές συνθήκες. Η μεταβλητότητα της παραγωγής των ΑΠΕ έχει σημαντικές οικονομικές συνέπειες.

2.3.1 Επίδραση Αιολικών Προβλέψεων στις Τιμές Ηλεκτρισμού

Οι προβλέψεις χρησιμοποιούνται ευρέως ως είσοδοι σε διάφορα προβλήματα αποφάσεων που σχετίζονται με τη λειτουργία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Τα πρόσφατα χρόνια πολλοί ερευνητές έχουν μιλήσει για τη συμμετοχή των ΑΠΕ στην αγορά ηλεκτρισμού με τον ίδιο τρόπο που μιλούν για τη συμβατική παραγωγή ηλεκτρικής ισχύος. Ωστόσο, η απελευθερωμένη αγορά ηλεκτρισμού, που περιλαμβάνει και αιολική παραγωγή, ακόμα αντιμετωπίζει πολλές τεχνικές προκλήσεις, ειδικά για μερικά προβλήματα αποφάσεων, όπως, παραδείγματος χάριν, μηχανισμούς εκκαθάρισης αγοράς και στρατηγικές προσφοράς.

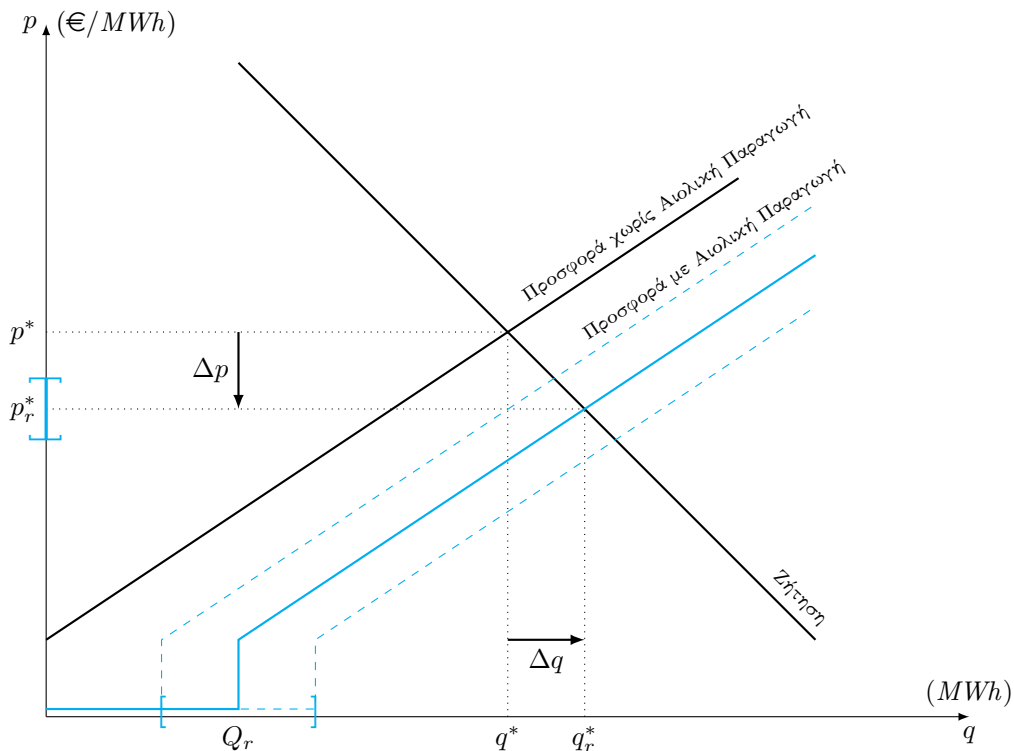
Η αιολική ισχύς χαρακτηρίζεται από μεγάλη μεταβλητότητα και χαμηλή προβλεψιμότητα. Ο Zeineldin [10] έδειξε ότι η μεταβλητότητα στην αιολική παραγωγή και η ανακρίβεια των αιολικών προβλέψεων μπορούν να έχουν μεγάλη επίδραση στις τιμές ηλεκτρισμού. Οι μη ακριβείς αιολικές προβλέψεις μπορεί να οδηγήσουν είτε σε υποεκτίμηση είτε σε υπερεκτίμηση των τιμών αγοράς αποδίδοντας, αντίστοιχα, εξοικονόμηση χρημάτων για τους καταναλωτές ή αυξημένα έσοδα για τους παραγωγούς.

Στο σχήμα δείχνουμε με ποιοτικό τρόπο την επίδραση της αιολικής παραγωγής στην καμπύλη ζήτησης-προσφοράς. Σε σύγκριση με τη συμβατική ενέργεια η αιολική έχει το μικρότερο οριακό κόστος. Επειδή, όμως, οι προβλέψεις μπορεί να μην είναι πολύ ακριβείς, ενδέχεται να έχουμε αιχμηρές διακυμάνσεις στο ποσό της αιολικής ενέργειας. Οι διακυμάνσεις αυτές συνεπάγονται αβεβαιότητα για τις Τιμές Εκκαθάρισης (Market Clearing Prices), ιδίως όταν η αιολική παραγωγή κινείται από χαμηλές σε υψηλές τιμές. Συνεπώς, οι παραγωγοί αιολικής ενέργειας είναι, εν δυνάμει, ρυθμιστές της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

2.3.2 Στρατηγικές Προσφοράς

Η μελέτη της συμμετοχής των παραγωγών αιολικής ενέργειας στην ανταγωνιστική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένα από τα θέματα που απασχολούν τους ερευνητές και τους εμπλεκόμενους στην αγορά. Αυτή τη στιγμή στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας όλοι οι παραγωγοί ηλεκτρικής ενέργειας ενεργούν σύμφωνα με κάποιους κανόνες, συμπεριλαμβανομένων των παραγωγών αιολικής ενέργειας. Κάθε παραγωγός ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να υποβάλει την προσφορά της για την ενέργεια της επόμενης ημέρας λειτουργίας

(day-ahead market) και αναλαμβάνει την ευθύνη για πιθανή απόκλιση από την υποβληθείσα προσφορά. Συνήθως οι προσφορές της επόμενης ημέρας λειτουργίας από τις 0:00 π.μ. έως τις 24:00 θα πρέπει να υποβάλλονται πριν από τις 12:00 το μεσημέρι της προηγούμενης. Επομένως, το ενδιαφέρον των προβλέψεων της αιολικής ενέργειας είναι από 12 έως 36 ώρες μπροστά. Η αγορά εκκαθαρίζεται στις 16:00 την ημέρα. Στη συνέχεια, όλες οι τιμές και οι προσφορές συνδυάζονται για να σχηματίσουν τη συνολική προσφορά και ζήτηση. Η τιμή εκκαθάρισης της αγοράς προσδιορίζεται από την τομή της προσφοράς και της καμπύλης ζήτησης.



Σχήμα 2.1: Επίδραση διακύμανσης αιολικής παραγωγής στην καμπύλη προσφοράς-ζήτησης

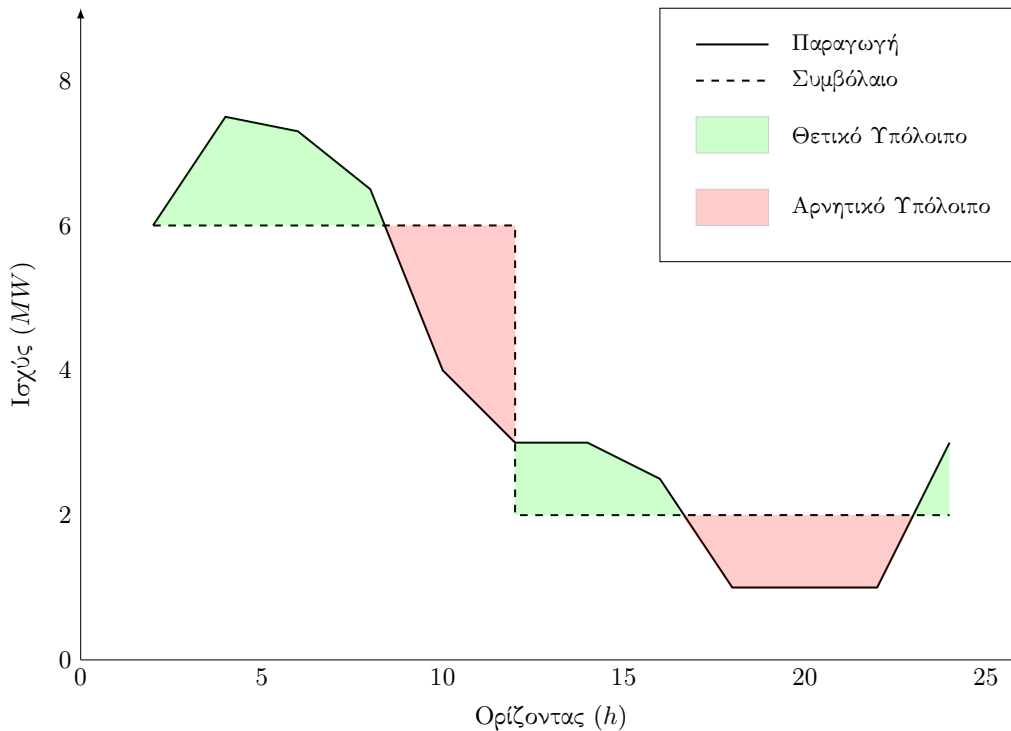
Στο ανωτέρω σχήμα γίνεται εμφανές ότι πιθανή αστοχία στην πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής σημαίνει αβεβαιότητα για την τιμή εκκαθάρισης της αγοράς ηλεκτρισμού.

2.3.3 Μηχανισμοί Προώθησης

Ο ισχύων μηχανισμός προώθησης της αιολικής παραγωγής είναι η Σταθερή Ταρίφα ([Fixed] Feed-in-Tariff - FIT), δηλαδή η πληρωμή του παραγωγού σε μία σταθερή τιμή ανά μονάδα ενέργειας (π.χ. ανά kWh). Για να είναι δελεαστικός ο μηχανισμός αυτός η Ταρίφα διαμορφώνεται σε τιμή μεγαλύτερη από την τιμή ισορροπίας της αγοράς. Εναλλακτικός μηχανισμός είναι το Πριμ (Feed-in-Premium - FIP) το οποίο είναι μία αποζημίωση πάνω από το επίπεδο της τιμής αγοράς.

2.3.4 Πρόστιμα Ανισορροπιών

Για τη διαχείριση της παραγωγής των ΑΠΕ χρησιμοποιούμε προβλέψεις βραχέος χρονικού ορίζοντα (short-term forecasts) που εκτείνονται σε ορίζοντα από μερικών λεπτών έως λίγων ημερών στο μέλλον. Επειδή, όμως, είναι αδύνατο να προβλέγει κανείς με απόλυτη ακρίβεια την παραγωγή των ΑΠΕ, προκαλείται ανισορροπία στην αγορά ηλεκτρισμού η οποία περιλαμβάνει κόστη καθώς η παραγωγή αποκλίνει από το στόχο της. Συνεπώς, βελτιωμένες προβλέψεις εξασφαλίζουν μειώσεις στα κόστη ανισορροπιών στις ποσότητες ενέργειας.



Σχήμα 2.2: Θετικές και αρνητικές αποκλίσεις της παραγωγής ΑΠΕ από το στόχο

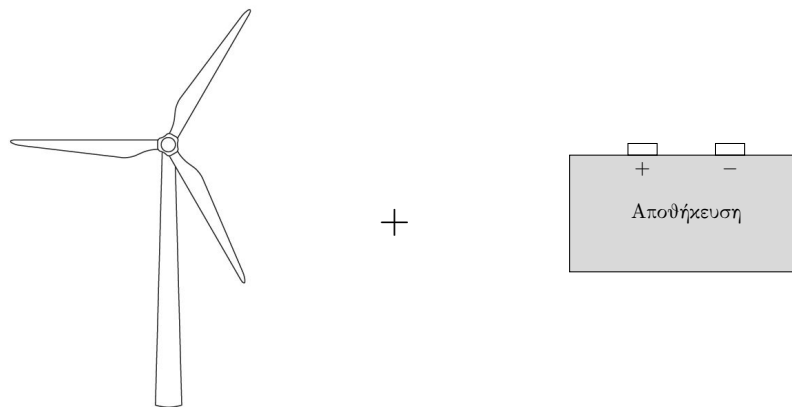
2.3.5 Παράγωγα Καιρού

Τα παράγωγα καιρού (weather derivatives) είναι ένα χρηματοδοτικό εργαλείο εξασφάλισης των παραγωγών αιολικής ενέργειας έναντι του ρίσκου στο οποίο είναι εκτεθειμένοι λόγω της αστάθμητης συμπεριφοράς του καιρού. Όπως πολλές επιχειρηματικές δραστηριότητες, έτσι και η παραγωγή ηλεκτρισμού από ΑΠΕ είναι ευαίσθητη στην κατάσταση και στις μεταβολές του καιρού. Στην περίπτωση της αιολικής παραγωγής οι κίνδυνοι μπορούν να αντισταθμιστούν από συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης (futures) ή συμβόλαια προαιρετικής συναλλαγής (options) τα οποία τιμολογούνται με βάση τους σημαντικότερους δείκτες του ανέμου όπως τα επίπεδα ταχύτητας του ανέμου, τη διεύθυνση και τη διάρκεια. Με αυτό τον τρόπο οι παραγωγοί εξασφαλίζουν πληρωμές ανάλογα με την προσδοκητή παραγωγή με βάση τους δείκτες και τις προβλέψεις καιρού. Προς το παρόν τέτοια παράγωγα ανταλλάσσονται μόνο στις ΗΠΑ (π.χ. Chicago Merchantile Exchange) και όχι στην Ευρώπη.

2.4 Αιολικές Προβλέψεις και Τεχνολογία

2.4.1 Προβλέψεις και Αποθήκευση Ενέργειας

Η αποθήκευση ηλεκτρικής ενέργειας σε συσσωρευτές μπορεί να αντισταθμίσει αποτελεσματικά τις διακυμάνσεις στην παραγωγή λόγω μεταβλητότητας και, κατά συνέπεια, να βελτιώσει τα σφάλματα των προβλέψεων. Αντίστροφα, για να επιτύχουμε καλή εξομάλυνση της εξόδου ενός ΣΗΕ το επίπεδο της προβλεψιμότητας είναι καθοριστικός παράγων για τη **διαστασιολόγηση** των συσσωρευτών εξαιτίας της χρονικής συσχέτισης που παρατηρείται στα σφάλματα πρόβλεψης. Επιπλέον, ένα οικονομικό όφελος που ενέχει αποθήκευση ηλεκτρισμού είναι η μείωση των προστίμων αστοχίας κατά τη συμμετοχή σε μία αγορά ηλεκτρισμού. Τελος, να σημειώσουμε ότι η αποθήκευση της ενέργειας των ΑΠΕ γίνεται οικονομικά συμφέρουσα όταν υπάρχει επαρκής (εκμεταλλεύσιμη) διαφορά μεταξύ του κατώτερου (min) και του ανώτερου (max) ορίου στην τιμή του ηλεκτρισμού, κατά τη διάρκεια της ίδιας ημέρας, ώστε η αποθήκευση να αποδώσει περισσότερα έσοδα σε σύγκριση με τις απώλειες (κόστη) που περιλαμβάνουν η λειτουργία και η συντήρηση των συσσωρευτών.



Σχήμα 2.3: ΑΠΕ και Αποθήκευση

2.4.2 Προβλέψεις και Έξυπνα Δίκτυα (Smart Grids)

Με την ευρεία εξάπλωση της τεχνολογίας των έξυπνων δικτύων, οι προβλέψεις αιολικής ενέργειας έρχονται αντιμέτωπες με ευκαιρίες αλλά και με προκλήσεις. Πρώτον, στο πλαίσιο ενός έξυπνου δικτύου, τα δίκτυα επικοινωνιών υψηλής ταχύτητας επιτρέπουν σε βοηθητικά προγράμματα να συλλέξουν περισσότερα από ποτέ στοιχεία που αφορούν την αιολική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Τα πολλά διαθέσιμα στοιχεία μπορούν να μας βοηθήσουν να κατανόησουμε καλύτερα τη χωροχρονική δυναμική της αιολικής ενέργειας ώστε να αναπτύξουμε περαιτέρω τις νέες προβλέψεις της αιολικής ενέργειας. Οι επιχειρήσεις κοινής ωφελείας αντιμετωπίζουν προβλήματα με τη χρήση και τη διαχείριση των “μεγάλων” δεδομένων (big data). Στο μέλλον, η τεχνολογία εξόρυξης δεδομένων (data mining) μπορεί να είναι ένα θέμα μείζονος σημασίας

στην έρευνα των προβλέψεων αιολικής ενέργειας. Μέσα από την αυτόματη ή ημιαυτόματη ανάλυση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων, η τεχνολογία εξόρυξης θα μας βοηθήσει να εξαγάγουμε προηγουμένως άγνωστα πρότυπα και εξαρτήσεις. Αυτά τα πρότυπα μπορεί στη συνέχεια να θεωρηθούν ως υποδείγματα των δεδομένων εισόδου, και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περαιτέρω ανάλυση (όπως πρόβλεψη), η οποία θα συμβάλει στη βελτίωση της ποιότητας των προβλέψεων για την αιολική ενέργεια.

Δεύτερον, προκειμένου να μειωθούν οι απαιτήσεις αποθεματικών και προκειμένου να αυξηθεί η διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, μια νέα τάση στο έξυπνο δίκτυο είναι η υψηλότερη χρονική ανάλυση (resolution) κατά την κατανομή της παραγωγής ενέργειας. Αυτό μεταφράζεται σε μια νέα πρόκληση που θα πρέπει να αναπτύξουμε τις προβλέψεις αιολικής ενέργειας μοντέλα σε υψηλότερη χρονική ανάλυση, για παράδειγμα σε ανάλυση λίγων λεπτών. Ωστόσο, για τους περισσότερα από τα συμβατικά μοντέλα NWP, ένας σοβαρός περιορισμός είναι χαμηλή χρονική ανάλυση (το λιγότερο σε 1 h). Στο μέλλον νέες μετεωρολογικές παρατηρήσεις σε υψηλότερη χωροχρονική ανάλυση θα πρέπει να εισαχθούν σε προβλέψεις αιολικής ενέργειας. Για παράδειγμα, οι Trombe et al. [11] πρότειναν την εφαρμογή των παρατηρήσεων του ραντάρ καιρού στα μοντέλα προβλέψεων. Άλλες χρήσιμες μετεωρολογικές παρατηρήσεις παίρνουμε και από τους μετεωρολογικούς δορυφόρους.

2.4.3 Νέα Τάση στις Προβλέψεις

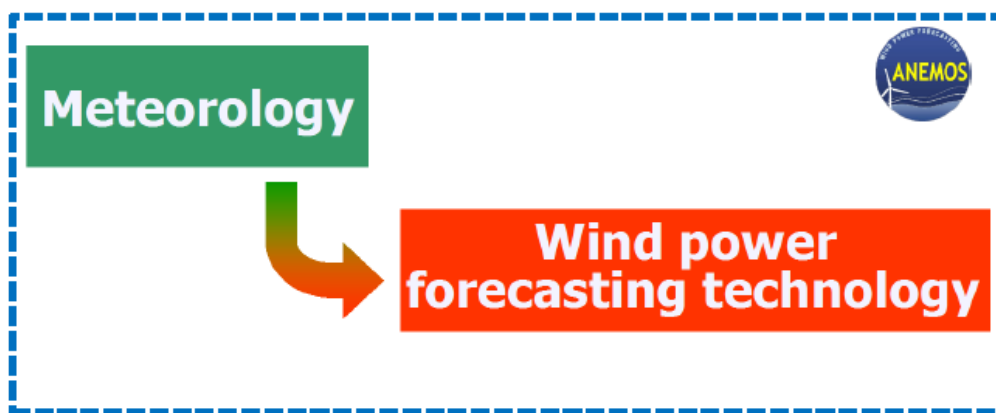
Επί του παρόντος, χρησιμοποιούνται κυρίως προβλέψεις αιολικής ενέργειας που παράγουν μόνο μία υπό όρους προσδοκία της εξόδου της αιολικής ενέργειας, δηλαδή είναι μια ντετερμινιστική πρόβλεψη (ή πρόβλεψη spot) στη φύση. Μέχρι τώρα, μεγάλο μέρος της έρευνας έχει πραγματοποιηθεί για τη βελτίωση της ακρίβειας των μεθόδων αυτών πρόβλεψης. Στην πραγματικότητα, είναι εξαιρετικά δύσκολο, αν όχι αδύνατο, να πάρει κανείς όλη την γνώση των μελλοντικών γεγονότων, ειδικά της άστατης συμπεριφορά της ατμόσφαιρας. Ως εκ τούτου, οποιαδήποτε προσέγγιση πρόβλεψης περιέχει εγγενή αβεβαιότητα. Σε σύγκριση με τα μοντέλα ντετερμινιστικής πρόβλεψης, η προσέγγιση που παρέχει πιθανοτικές πληροφορίες για μελλοντικά γεγονότα μπορεί να προσφέρει πλεονεκτήματα. Πρόσφατα, η πρόβλεψη με πιθανολογικά χαρακτηριστικά έχει κατακτήσει όλο και περισσότερη προσοχή στην ανάπτυξη της θεωρίας της προβλέψεων. Έχει βρει ευρεία εφαρμογές στην πρόβλεψη του καιρού, τη διαχείριση των κινδύνων στην οικονομία και σε άλλους επιστημονικούς τομείς.

2.5 Έρευνα και Ανάπτυξη

Τα τελευταία 20 χρόνια μεγάλη έμφαση έχει δοθεί στο κομμάτι της Έρευνας και Ανάπτυξης (Research and Development) που αφορά την διαχείριση της αβεβαιότητας της παραγωγής των ΑΠΕ. Ειδικά για τις αιολικές προβλέψεις (wind power forecasting) έγιναν σημαντικά προγράμματα κοινοπραξιών από επιστημονικούς και παραγωγικούς φορείς στην Ευρώπη. Ενδεικτικά αναφέρουμε τα παρακάτω.

ANEMOS

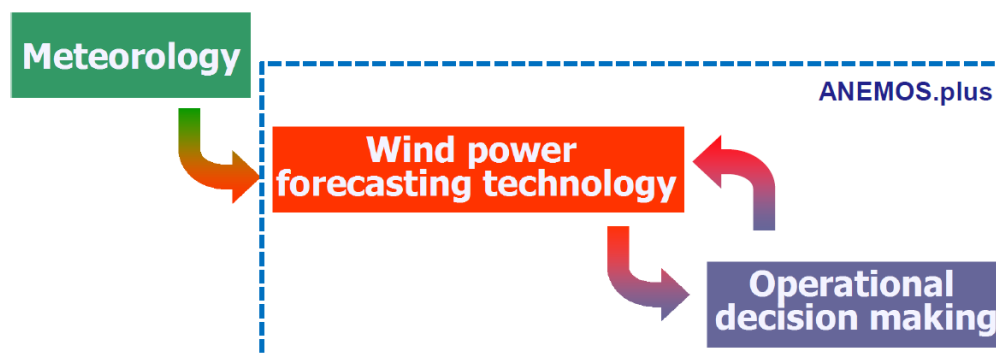
FP5, 2002 - 2006



Σχήμα 2.4: Πρόγραμμα ANEMOS

ANEMOS.plus

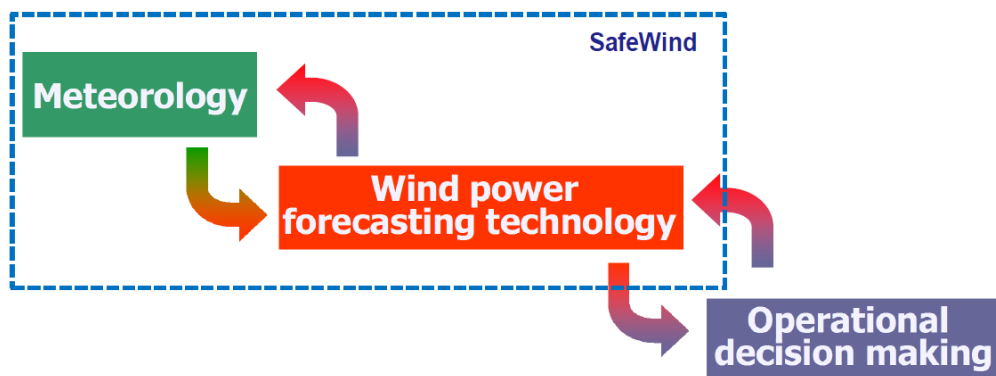
FP6, 2008 - 2011



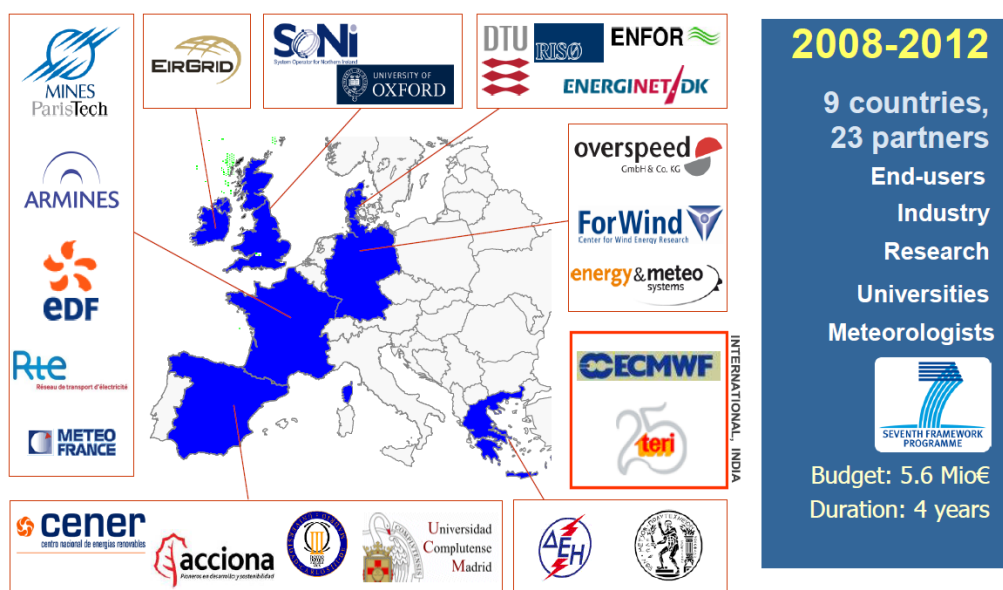
Σχήμα 2.5: Πρόγραμμα ANEMOS.plus

SafeWind

FP7, 2008 - 2012



Σχήμα 2.6: Πρόγραμμα SafeWind



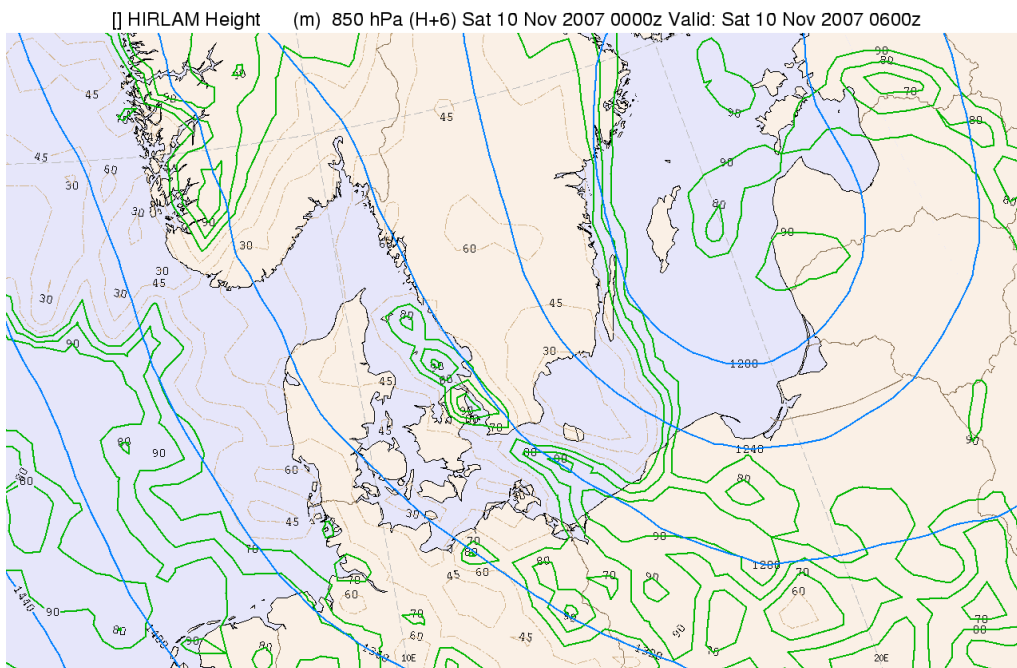
Σχήμα 2.7: Σύμπραξη για το SafeWind

2.6 Περισσότερα

[6], [8], [9], [10], [11]

Κεφάλαιο 3

Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού



Στιγμιότυπο HIRLAM

3.1 Εισαγωγή

Η σωστή αξιολόγηση των πόρων αιολικής ισχύος απαιτεί ακριβείς μετρήσεις του ανέμου. Στις περισσότερες από τις δημοσιευμένες μελέτες χρησιμοποιούνται δεδομένα από τους υπάρχοντες μετεωρολογικούς σταθμούς του μετεωρολογικού δικτύου. Το κόστος των μετεωρολογικών σταθμών είναι σχετικά υψηλό και τα μετεωρολογικά τμήματα συνήθως εγκαθιστούν σταθμούς σε αεροδρόμια, λιμάνια και περιοχές μεγάλης πληθυσμιακής πυκνότητας όπου δεν υπάρχουν αιολικά πάρκα. Για αυτό είναι δύσκολη η απόκτηση υψηλής ανάλυσης δεδομένων καιρού. Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Μετεωρολογικό Οργανισμό (World Meteorological Organization - WMO) οι σταθμοί καιρικών δεδομένων παρέχουν μετρήσεις για διάφορα στοιχεία του καιρού σε συγκεκριμένα ύψη (π.χ. στα 2 m η θερμοκρασία του αέρα, στα 10 m για μετρήσεις ανέμου κλπ). Για την αξιολόγηση της αιολικής παραγωγής απαιτούνται μετρήσεις ανέμου για τουλάχιστον ένα έτος ώστε να μπορεί να οικοδομηθεί ένα κλιματολογικό μοντέλο για την περιοχή που μας αφορά. Το ένα έτος είναι συνήθως επαρκές διάστημα για το χαρακτηρισμό των ημερήσιων και εποχιακών διακυμάνσεων του ανέμου. Ωστόσο, για μία μακροπρόθεσμη αξιολόγηση απαιτούνται δεδομένα για διάστημα 10 ετών. Επειδή, συνήθως, είναι αδύνατο να συγκεντρωθούν όλα αυτά τα απαραίτητα δεδομένα χρειαζόμαστε δεδομένα από διαφορετικές πηγές. Πλέον έχουν αναπτυχθεί μοντέλα για Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού (Numerical Weather Predictions - NWP) για να μπορούν να καλυφθούν οι συγκεκριμένοι περιορισμοί. Στο Κεφάλαιο αυτό αναδεικνύουμε τα προβλήματα που υπάρχουν από τη χρήση δεδομένων από σταθμούς και παρουσιάζουμε τα NWP ως εναλλακτική λύση για ποιοτικές και ακριβείς προβλέψεις ανέμου.

3.2 Η Χρήση Δεδομένων από Μετεωρολογικούς Σταθμούς

Όπου υπάρχει διαθεσιμότητα σε ανεμολογικές μετρήσεις, οι ερευνητές τις χρησιμοποιούν στις μελέτες αξιολόγησης της αιολικής παραγωγής. Ωστόσο, η χρήση των μετρήσεων εγγενώς εμπεριέχει περιορισμούς που θέτουν συγκεκριμένα εμπόδια στη διαδικασία αξιολόγησης. Τα κυριότερα προβλήματα είναι τα εξής:

1. Οι μετρήσεις ανέμου έχουν κόστος.

Οι μετεωρολογικοί σταθμοί είναι εξοπλισμένοι με αισθητήρες για να μετρούν όλα τα βασικά μεγέθη της ατμόσφαιρας όπως τη θερμοκρασία του αέρα, την πίεση, την υγρασία, την ταχύτητα και την κατεύθυνση του ανέμου την ορατότητα και άλλα. Η εγκατάσταση ενός μετεωρολογικού σταθμού απαιτεί μεγάλη προετοιμασία και πολλή δουλειά υποδομών σε επίπεδο υποδομών και μεταφοράς πληροφορίας. Επιπλέον, τα κόστη εξοπλισμού (π.χ. αισθητήρες και υπολογιστές) παραμένουν σχετικά υψηλά.

2. Χαμηλή (χονδρική) ανάλυση μετρήσεων.

Οι περισσότερες χώρες έχουν σχετικά λίγους μετεωρολογικούς σταθμούς σε σχέση με το μέγεθος της επικράτειάς τους. Από την άλλη μεριά κάθε περιοχή έχει τοπικά ανεμολογικά χαρακτηριστικά, συνεπώς δεν είναι δυνατό οι μετρήσεις να παράσχουν υψηλής ανάλυση δεδομένα.

3. Οι μετεωρολογικοί σταθμοί προορίζονται για να εξυπηρετούν κυρίως μετεωρολογικές εφαρμογές.

Εκτός από τα τεχνικά χαρακτηριστικά πολλοί παράγοντες πρέπει να ληφθούν υπόψη πριν την επιλογή εγκατάστασης ενός σταθμού για τον καιρό. Κατά προτεραιότητα οι σταθμοί τοποθετούνται σε αεροδρόμια και λιμάνια λόγω της απαιτήσεως για υψηλής ασφάλειας ναυσιπλοΐα. Επιπλέον οι περιοχές υψηλής πληθυσμιακής πυκνότητας έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες από εκείνες με χαμηλή πυκνότητα πληθυσμού. Η συχνότητα ειδικών καιρικών φαινομένων όπως μεταφορά θερμότητας, ομίχλη και καταιγίδα άμμου θεωρείται, επίσης, κριτήριο κατά την επιλογή του τόπου. Επομένως, οι περισσότεροι σταθμοί έχουν εγκατασταθεί είτε σε αεροδρόμια, λιμάνια ή κοντά σε αστικές περιοχές. Όμως, οι ανεμογεννήτριες συνήθως βρίσκονται σε απομακρυσμένες περιοχές με μεγάλο υψόμετρο, μακριά από τις περιοχές που αναφέραμε.

4. Περιορισμένη διαθεσιμότητα.

Σύμφωνα με τις συστάσεις του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού τα κατάρτια των σταθμών είναι εγκατεστημένα στα 10 m πάνω από το έδαφος. Οι εφαρμογές αιολικής ενέργειας απαιτούν δεδομένα ανέμου στο κέντρο της έλικας (πάνω από 50 m), όπου λίγες μετρήσεις είναι διαθέσιμες στα μετεωρολογικά τμήματα. Επομένως, διαφορετικές τεχνικές παρέκτασης (extrapolation), όπως ο λογαριθμικός κανόνας, χρησιμοποιούνται για να εκτιμούν τον άνεμο στα μεγαλύτερα υψόμετρα. Οι εκτιμήσεις αυτές, ωστόσο, ενδέχεται να εισάγουν σημαντικά σφάλματα στα αποτελέσματα αξιολογήσεως της αιολικής ενέργειας.

5. Ελλείψεις σε ακρίβεια και πληρότητα.

Οι περισσότεροι από τους μετεωρολογικούς σταθμούς είναι διασκορπισμένοι και τα δεδομένα συλλέγονται στο κάποιο κέντρο μέσω διαφορετικών συνδέσεων επικοινωνίας (π.χ. dial-up, ασύρματη). Εκτός και αν υπάρχει ένα αυστηρό σχέδιο συντήρησης (το οποίο δεν υπάρχει πάντοτε), τα στοιχεία που λείπουν από τη βάση δεδομένων αρχειοθέτησης είναι ένα πρόβλημα που περιορίζει την χρησιμοποίηση των δεδομένων. Τα δεδομένα που λείπουν (missing data) μπορεί να οφείλονται σε βλάβες των αισθητήρων ή σε σφάλματα επικοινωνίας. Επιπλέον, σε πολλές χώρες τα δεδομένα σταθμών για τα παλιά χρόνια δεν είναι πλήρως ψηφιοποιημένα και, συνεπώς, δεν διατίθενται για τους ερευνητές, γεγονός που περιορίζει την έρευνα σε μικρότερες ιστορικές περιόδους. Για την επίτευξη της αναγκαίας ακρίβειας ανάγκες οι μετεωρολογικές υπηρεσίες πρέπει να εξασφαλίζουν υψηλά επίπεδα ελέγχων ποιότητας για τα δεδομένα πριν από

τη διανομή για ερευνητικές μελέτες. Προβλήματα ακρίβειας οφείλονται σε έλλειψη σωστής συντήρησης ή/και σε εσφαλμένη βαθμονόμηση των αισθητήρων μέτρησης.

6. Ανάγκη για μετρήσεις σε μεγάλη περίοδο.

Για έναν νέο μετεωρολογικό σταθμό το ελάχιστο των δεδομένων ενός έτους είναι αναγκαίο πριν να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της αιολικής ενέργειας. Μεγαλύτερο χρονικό διάστημα (10 έτη) δεδομένων του ανέμου θα παράσχει περισσότερο αξιόπιστα αποτελέσματα και θα εντοπίσει τυχόν μακροπρόθεσμη μεταβλητότητα. Ένα έτος δεδομένων μπορεί να αντιπροσωπεύει την εποχιακή διακύμανση στη θέση του σταθμού αλλά απαιτείται μεγαλύτερο χρονικό διάστημα για να αντιπροσωπευτική περιγραφή μακροπρόθεσμων προτύπων. Επομένως, οι άρτια προστεθέντες στο δίκτυο σταθμοί δε μπορούν να χρησιμοποιηθούν πριν από έναν, τουλάχιστον, χρόνο λειτουργίας.

3.3 NWP

Ένα μοντέλο Αριθμητικών Προβλέψεων Καιρού (NWP model) είναι ένα πρόγραμμα υπολογιστή που λύνει τις εξισώσεις που περιγράφουν τις ατμοσφαιρικές διεργασίες και πως η ατμόσφαιρα αλλάζει με το χρόνο.

Ιστορικά, ο Vilhelm Bjerknes πρώτος αναγνώρισε, ως αρχή, ότι οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού ήταν εφικτές μόλις το 1904. Πρότεινε ότι η πρόβλεψη του καιρού θα μπορούσε να θεωρηθεί ως κατ' ουσίαν ένα πρόβλημα αρχικών τιμών. Εάν η αρχική κατάσταση της ατμόσφαιρας είναι γνωστή τότε οι εξισώσεις κάθε ατμοσφαιρικής μεταβλητής μπορούν να επιλυθούν με την εφαρμογή των φυσικών δυνάμεων και τον υπολογισμό των νέων τιμών στην πάροδο του χρόνου.

Οι κύριες εξισώσεις αναφορικά με την κίνηση αέριων μαζών στην ατμόσφαιρα (που ονομάζονται πρωτογενείς εξισώσεις) είναι ο δεύτερος Νόμος του Νεύτωνα για την κίνηση (διατήρηση της ορμής), ο πρώτος νόμος της θερμοδυναμικής (διατήρηση της ενέργειας) και η εξίσωση συνέχειας (διατήρηση της μάζας). Αυτές οι εξισώσεις είναι απλοποιημένα μοντέλα των πραγματικών, φυσικών διεργασιών της ατμόσφαιρας. Λόγω της μη γραμμικότητάς τους οι αναλυτικές λύσεις είναι υπολογιστικά δαπανηρές ώστε να βρεθούν επακριβώς. Για αυτό εφαρμόζεται μία αριθμητική προσέγγιση.

3.3.1 Οριζόντια και κατακόρυφη ανάλυση

Τα μοντέλα NWP διαχωρίζουν την ατμόσφαιρα σε τρισδιάστατους κύβους (3D cubes) στο κέντρο των οποίων βρίσκονται τα σημεία του πλέγματος. Ένα μοντέλο NWP επιλύει παραμετρικές εξισώσεις καιρού για κάθε ατμοσφαιρική μεταβλητή σε κάθε σημείο του πλέγματος. Η τιμή πρόβλεψης αντιπροσωπεύει τη χωρική μέση τιμή κάθε κύβου του δικτύου.

Η ελάχιστη απόσταση μεταξύ δύο γειτονικών σημείων του πλέγματος είναι η οριζόντια ανάλυση του μοντέλου (horizontal resolution). Υψηλότερη ανάλυ-

ση (περισσότερα και πιο πυκνά σημεία) σημαίνει πιο ακριβή μοντέλα σε σχέση με μοντέλα χαμηλότερης ανάλυσης. Από την άλλη μεριά, τα μοντέλα υψηλότερης ανάλυσης απαιτούν πιο γρήγορους και πιο ισχυρούς υπολογιστές για την εκτέλεσή τους. Εάν η οριζόντια ανάλυση υποδιπλασιαστεί τότε ο αριθμός των σημείων που καλύπτουν μία δεδομένη περιοχή αυξάνεται κατά 4 φορές.

Η ανάλυση του μοντέλου έχει μία άμεση συνέπεια στην αναπαράσταση της ορογραφίας εδάφους του μοντέλου. Η αναπαράσταση της ορογραφίας περιορίζεται από τη διαθεσιμότητα του συνόλου δεδομένων του εδάφους. Εάν τα δεδομένα του εδάφους είναι χονδροειδή τότε δε μπορούν να παρασχεθούν λεπτομερή ορογραφικά δεδομένα σε υψηλής ανάλυσης μοντέλα. Εξαιτίας της στάθμισης τιμών με χρήση μέσων όρων στα σημεία του δικτύου ενδέχεται σε περιπτώσεις υψηλών κορυφών ή χαμηλών πεδιάδων να έχουμε υποεκτίμηση των μεγεθών. Αυτό έχει σα συνέπεια ορογραφικά φαινόμενα όπως η μεταγωγή (convection) και η κατακρήμνιση (downslope) ανέμου να μη μπορούν να αποδοθούν πλήρως στα μοντέλα.

Τα μοντέλα NWP διαιρούν την ατμόσφαιρα σε κατακόρυφα σε επίπεδα ώστε να παραστήσουν τα καιρικά φαινόμενα. Όσο μεγαλύτερος ο αριθμός των κατακόρυφων επιπέδων τόσο καλύτερες οι πιθανότητες για καλή απεικόνιση των καιρικών φαινομένων αλλά τόσο περισσότερη η υπολογιστική ισχύς που απαιτείται. Διάφορα μοντέλα διαιρούν την ατμόσφαιρα σε άνισα μέρη: περισσότερα στρώματα υπολογίζονται στο χαμηλότερο τμήμα της ατμόσφαιρας όπου και συμβαίνουν τα περισσότερα φαινόμενα. Αυξάνοντας την κατακόρυφη ανάλυση (vertical resolution) στα χαμηλότερα επίπεδα της ατμόσφαιρας μάς δίνεται η δυνατότητα να ορίσουμε καλύτερα τις διαδικασίες και τα χαρακτηριστικά των στρωμάτων, και των ορίων τους, τα οποία συνεισφέρουν σημαντικά σε αισθητά καιρικά στοιχεία όπως άνεμοι χαμηλού επιπέδου, τύρβη, θερμοκρασία και ατμοσφαιρική σταθερότητα. Πολλά μοντέλα υιοθετούν υβριδικά συστήματα κατακόρυφων συντεταγμένων όπως το sigma-pressure το οποίο ακολουθεί το έδαφος στα χαμηλά στρώματα ενώ ακολουθεί την πίεση στα υψηλότερα στρώματα.

Για σταθεροποίηση των αριθμητικών μεθόδων, ένα μοντέλο δεν επιτρέπεται να υπολογίζει πολύ μεγάλη αλλαγή στην κατάσταση της ατμόσφαιρας κατά τη διάρκεια ενός χρονικού βήματος. Συνεπώς, εάν ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι αρκετά μεγάλος, οι εκτιμήσεις θα πρέπει να γίνουν με διαδοχικούς υπολογισμούς, ανάλογα με το χρονικό βήμα.

3.3.2 Κάλυψη Τομέα

Όσον αφορά στην κάλυψη κάποιας περιοχής, τα NWP μοντέλα χωρίζονται σε παγκόσμια μοντέλα (global) και σε περιορισμένης περιοχής μοντέλα (Limited Area Models - LAM). Τα παγκόσμια μοντέλα επιλύουν τις πρωταρχικές εξισώσεις για όλη την υδρόγειο ενώ τα LAMs καλύπτουν μόνο κάποιο ορισμένο τομέα. Επειδή υπάρχουν περιορισμοί στους υπολογιστικούς πόρους, λίγα μετεωρολογικά κέντρα τρέχουν παγκόσμια μοντέλα και, συνήθως, με αδρή ανάλυση. Το Γερμανικό Μετεωρολογικό Κέντρο (German Meteorological Center - GME) τρέχει ένα παγκόσμιο μοντέλο με 40 km οριζόντια ανάλυση και 40

κατακόρυφα επίπεδα. Επιπλέον το κέντρο ECMWF (European Center for Medium-Range Weather Forecasts) τρέχει ένα επιχειρησιακό παγκόσμιο μοντέλο με ανάλυση 25 km. Εξαιτίας της χαμηλής ανάλυσής τους, τα παγκόσμια μοντέλα, δε μπορούν να εντοπίσουν φαινόμενα μικρής κλίμακας.

Πρόσφατα, πολλά μετεωρολογικά τμήματα άρχισαν να χρησιμοποιούν μοντέλα περιορισμένης περιοχής (LAMs) ώστε να καλύψουν τομείς της περιοχής τους και των περιχώρων. Τα LAMs μπορούν να εκτελούνται σε μικρούς έως και μεσαίους υπολογιστές και έχουν υψηλή ανάλυση (της τάξεως των 10 km). Συγκρινόμενα με τα παγκόσμια μοντέλα, και χάρη στην υψηλή τους ανάλυση, τα LAM τυπικά χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη καιρικών φαινομένων μεσαίας κλίμακας. Από την άλλη μεριά, η πρόβλεψη δε μπορεί να είναι μεγάλης έκτασης. Διάφορα LAMs είναι διαθέσιμα για έρευνα και επιχειρήσεις. Πρακτικά διαφέρουν σε όρους επιλογής αριθμητικών μεθόδων, υποθέσεων και απλοποιήσεων των εξισώσεων. Μερικά από αυτά είναι τα High-Resolution Model - HRM, ETA, MM5 mesoscale model, Weather Research Forecast - WRF, ALADIN και COSMO.

Μία από τις κύριες υποθέσεις που διαφέρει ανά τα τα μοντέλα είναι η υδροστατική υπόθεση. Τα υδροστατικά μοντέλα υποθέτουν μία ισορροπία μεταξύ του βάρους της ατμόσφαιρας και των δυνάμεων κατακόρυφης πίεσης. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπολογίζονται ρητά οι κατακόρυφες επιταχύνσεις. Η υδροστατική υπόθεση έχει ισχύ για για πλανητικά και μερικά μεσαίας κλίμακας φαινόμενα. Ωστόσο, μία σαφής εξαίρεση είναι η απότομη μεταγωγή αέρα. Τα μη υδροστατικά μοντέλα ενσωματώνουν μία επιπλέον εξίσωση που υπολογίζει την κατακόρυφη επιτάχυνση και τις κατακόρυφες κινήσεις των μαζών της ατμόσφαιρας απευθείας. Αυτή η επιπλέον εξίσωση μοιραία θα οδηγήσει σε μακρύτερου χρόνου επεξεργασίας στο πεδίο της υπολογιστικής ισχύος.

3.3.3 Τα NWP ως εναλλακτική πηγή ανεμολογικών δεδομένων

Τα μετεωρολογικά τμήματα τρέχουν τα επιχειρησιακά τους NWP δύο φορές την ημέρα ώστε να παράσχουν όσους ασχολούνται με τις προβλέψεις καθοδήγηση σχετικά με διάφορες παραμέτρους. Για πρόβλεψη βραχέως ορίζοντα παράγεται πρόβλεψη 3 ημερών με ωριαίες τιμές. Η ταχύτητα του ανέμου και η κατεύθυνση του ανέμου είναι οι πιο συνηθισμένες παράμετροι εξόδου. Συνεπώς, τα ανεμολογικά δεδομένα που προκύπτουν από τα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην αξιολόγηση της αιολικής ενέργειας. Τα μοντέλα NWP ξεπερνούν τη δυσκολία των πραγματικών μετρήσεων. Στο ακόλουθο τμήμα εξηγούμε πως γίνεται αυτό.

1. Πλεονέκτημα Κόστους

Στις μέρες μας πολλά μοντέλα NWP είναι διαθέσιμα στο διαδίκτυο όπως τα WRF, ETA και MM5 χωρίς να απαιτούνται χρήματα.

2. Πλεονέκτημα Ανάλυσης

Τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού τρέχουν σε υψηλές αναλύσεις.

3. Πλεονέκτημα Παρεμβολής

Σε αντίθεση με τα data από τους σταθμούς τα μοντέλα NWP χρησιμοποιούν λύσεις εξισώσεων προσφέροντας καλύτερους συνδυασμούς παρεμβολών για σημεία πλησίον των σημείων του πλέγματος.

4. Αντιμετώπιση κενών

Σε αντίθεση με τις πραγματικές μετρήσεις τα μοντέλα δίνουν την ευελιξία να προσφέρουν τιμές για οποιαδήποτε χρονική στιγμή, του παρελθόντος ή του μέλλοντος. Αυτό που χρειάζεται είναι οι αρχικές και οι συνοριακές συνθήκες.

5. Κλιματολογική Περίοδος

Οι ερευνητές έχουν μία εκτίμηση του κλίματος χωρίς να χρειάζεται να περιμένουν τουλάχιστον ένα έτος, όπως προβλέπεται στην ανάλυση των πραγματικών μετρήσεων.

6. Ενσωμάτωση Μετρήσεων

Το μοντέλο πρόβλεψη πρέπει να γνωρίζει τις αρχικές συνθήκες της ατμόσφαιρας, άρα ενσωματώνει εκτιμήσεις βασισμένες σε πραγματικά δεδομένα.

3.4 Συνοπτική παρουσίαση μοντέλων

3.4.1 HIRLAM

Το διεθνές ερευνητικό πρόγραμμα HIRLAM (**HI**gh **R**esolution **L**imited **A**rea **M**odel) είναι μία συνεργασία των ευρωπαϊκών μετεωρολογικών υπηρεσιών. Ο στόχος του προγράμματος HIRLAM είναι να αναπτύξει και να διατηρήσει ένα μικρής εμβέλειας αριθμητικό σύστημα πρόγνωσης καιρού για επιχειρησιακή χρήση από τις συμμετέχουσες μετεωρολογικές υπηρεσίες.

Το πρόγραμμα ξεκίνησε το 1985 και έχει περάσει από πολλές φάσεις κατά τις τελευταίες δύο δεκαετίες. Από την 1^η Ιανουαρίου 2011, το πρόγραμμα έχει εισέλθει σε μια νέα φάση, HIRLAM-B. Το μοντέλο που είναι στο επίκεντρο των ερευνητικών δραστηριοτήτων HIRLAM-B είναι το μη-υδροστατικό, επιτρέπει τη μεταγωγή, μοντέλο HARMONIE. Αυτό έχει αναπτυχθεί σε στενή συνεργασία με την κοινοπραξία ALADIN και Météo-France, με βάση τα συστατικά που, σε μεγάλο βαθμό, έχουν αναπτυχθεί στο παρελθόν σε αυτές τις δύο κοινότητες.

3.4.2 MM5

Το MM5 είναι ένα περιορισμένης περιοχής, μη-υδροστατικό, εδάφους ακολουθητικό μοντέλο σχεδιασμένο να προσομοιάζει και να προβλέπει την κυκλοφορία της ατμόσφαιρας μέσης κλίμακας. Το μοντέλο υποστηρίζεται από διάφορα προγράμματα προ- και μετά- επεξεργασίας τα οποία αναφέρονται συνολικά ως

MM5. Το λογισμικό του MM5 είναι κυρίως γραμμένο σε Fortran και έχει αναπτυχθεί στο πανεπιστήμιο της Pennsylvania.

Το MM5 έχει προσαρμοστεί για χρήση σε πολλούς διαφορετικούς τύπους ατμοσφαιρικών προσομοιώσεων όπως τοπικές προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο, προβλέψεις τροπικών κυκλώνων, προβολή κλιματικής αλλαγής κ.ά.

3.4.3 ALADIN

Η ιδέα του προγράμματος ALADIN προτάθηκε από τη Météo-France το 1990, με στόχο την οικοδόμηση μιας αμοιβαίως επωφελούς συνεργασίας με τις Εθνικές Μετεωρολογικές Υπηρεσίες της Κεντρικής και Ανατολικής Ευρώπης. Αυτή η συνεργασία ήταν στον τομέα της Αριθμητικής Πρόγνωσης Καιρού (NWP), η οποία αποτελεί τη βάση για τα εργαλεία πρόβλεψης της σύγχρονης μετεωρολογίας. Το ακρωνύμιο **Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational** αναφέρεται με σαφήνεια στους κύριους άξονες αυτού του προγράμματος.

Ο στόχος της συνεργασίας ALADIN είναι να βελτιωθεί η αξία των μετεωρολογικών, υδρολογικών και περιβαλλοντικών υπηρεσιών πρόβλεψης και προειδοποίησης που παρέχονται από όλα τα μέλη για τους χρήστες τους, μέσα από την επιχειρησιακή εφαρμογή ενός συστήματος NWP ικανό να επιλύσει οριζόντιες κλίμακες από τη μεσο-βήτα έως τη μεσο-γάμμα κλίμακα και τη βελτίωση της πρόγνωσης έντονων καιρικών φαινομένων, όπως η ισχυρή βροχόπτωση, η εντατική κατακρήμνιση και οι ισχυροί άνεμοι.

Ο στόχος αυτός θα επιτευχθεί με τη συνέχιση και επέκταση των δραστηριοτήτων της κοινοπραξίας ALADIN στον τομέα της υψηλής ανάλυσης - μικρής εμβέλειας καιρική πρόβλεψη με τους εξής τρόπους: διατήρηση του συστήματος, συνδυασμένες δραστηριότητες έρευνας και ανάπτυξης, με βάση κοινό στρατηγικό σχέδιο και συναφή προγράμματα εργασίας, με στόχο τη διατήρηση του ALADIN σε άρτια επιστημονική και τεχνική κατάσταση μέσα στην NWP κοινότητα και κοινή χρήση επιστημονικών αποτελεσμάτων, αριθμητικών μεθόδων, προγραμμάτων Η/Υ και λειτουργικού συστήματος, εμπειρίας και τεχνολογίας.

3.4.4 COSMO

Το μοντέλο COSMO είναι ένα μη-υδροστατικό περιορισμένης ζώνης ατμοσφαιρικό μοντέλο πρόγνωσης. Έχει σχεδιαστεί τόσο για το επιχειρησιακή αριθμητική πρόβλεψη του καιρού (NWP) όσο και για διάφορες επιστημονικές εφαρμογές για τη μεσο-β και μεσο-γ κλίμακα. Το COSMO βασίζεται στις πρωταρχικές θερμο-υδροδυναμικές εξισώσεις που περιγράφουν τη ροή συμπιεστού αέρα σε υγρή ατμόσφαιρα. Οι εξισώσεις του μοντέλου διαμορφώνονται σε περιστρεφόμενες γεωγραφικές συντεταγμένες και μια γενικευμένη μεταβλητή που ακολουθεί το ύψος από το έδαφος. Μια ποικιλία φυσικών διεργασιών λαμβάνεται υπόψη από τα συστήματα παραμετροποίησης.

Η βασική έκδοση του COSMO (παλαιότερα γνωστή ως Lokal Modell (LM)) έχει αναπτυχθεί στο Deutscher Wetterdienst (DWD). Το COSMO

και το πρότυπο παγκόσμιο τριγωνικό πλέγμα με τις συντεταγμένες σε μορφή GME - μαζί με τα αντίστοιχα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων - στο DWD τρέχει επιχειρησιακά από τα τέλη του 1999.

3.4.5 ETA

Το ETA είναι ένα ατμοσφαιρικό μοντέλο τελευταίας τεχνολογίας που χρησιμοποιείται για έρευνα και λειτουργικούς σκοπούς. Το μοντέλο είναι ένας απόγονος του μοντέλου νωρίτερα HIBU (**H**ydrometeorological **I**nstitute and **B**elgrade **U**niversity), που αναπτύχθηκε στη δεκαετία του εβδομήντα στην πρώην Γιουγκοσλαβία. Οι προγνωστικές μεταβλητές του μοντέλου είναι: πίεση στην επιφάνεια, οριζόντια συνιστώσα ανέμου, θερμοκρασία, ειδική υγρασία, τυρβώδης κινητική ενέργεια και νέφωση. Οι μεταβλητές διανέμονται στην τύπου Arakawa ηλεκτρονικό πλέγμα. Σε διάφορες εκδόσεις του, το μοντέλο έχει ή/και χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλές χώρες, συμπεριλαμβανομένων των Αλγερία, Αργεντινή, Βέλγιο, Βραζιλία, Καμερούν, Κίνα, Κόστα Ρίκα, Κύπρο, Τσεχική Δημοκρατία, Δανία, Αίγυπτο, Φινλανδία, Γερμανία, Ελλάδα, Ισλανδία, Ινδία, Ισραήλ, Ιταλία, Μάλτα, Τυνησία, Τουρκία, Περού, Φιλιππίνες, Σερβία και Μαυροβούνιο, Νότιο Αφρική, Ισπανία, Σουηδία και Ηνωμένες Πολιτείες.

3.4.6 WRF

Το μοντέλο WRF (**W**eather **R**esearch and **F**orecasting) είναι ένα αριθμητικό σύστημα καιρικών προβλέψεων σχεδιασμένο να εξυπηρετεί την έρευνα της ατμόσφαιρας και τις επιχειρησιακές ανάγκες για προβλέψεις. Το WRF περιλαμβάνει δύο δυναμικούς υπολογιστικούς πυρήνες (cores), ένα σύστημα αφομοίωσης δεδομένων και μία αρχιτεκτονική λογισμικού που επιτρέπει παράλληλη επεξεργασία και επεκτασιμότητα συστήματος. Αυτό το μοντέλο εξυπηρετεί ένα ευρύ φάσμα μετεωρολογικών εφαρμογών από κλίμακα λίγων μέτρων μέχρι χιλιάδων χιλιομέτρων.

Το WRF δίνει στους ερευνητές τη δυνατότητα να παράγουν προσομοιώσεις είτε σε πραγματικά δεδομένα (παρατηρήσεις, αναλύσεις) είτε σε ιδανικές ατμοσφαιρικές συνθήκες. Διαθέτει μία ευέλικτη και ισχυρή πλατφόρμα προβλέψεων η οποία δίνει προεκτάσεις φυσικής και αριθμητικής επεξεργασίας και αφομοίωσης δεδομένων στα οποία έχουν συμβάλει πολλοί ερευνητές ανά την παγκόσμια κοινότητα. Το WRF είναι επί του παρόντος σε επιχειρησιακή χρήση από στο NCEP και σε άλλα κέντρα παγκοσμίως.

3.4.7 SKIRON

Το SKIRON είναι ένα μη-υδροστατικό μοντέλο στις προδιαγραφές του ETA που χρησιμοποιείται στο Πανεπιστήμιο Αθηνών για την πρόγνωση του καιρού της Ευρώπης. Χρησιμοποιεί Arakawa E-Grid με ανάλυση $0,1^\circ \times 0,1^\circ$ και 38 επίπεδα κατακόρυφης ανάλυσης. Οι προβλέψεις έχουν ορίζοντα έως και 120 h μπροστά και αφορούν μέση πίεση στο επίπεδο της θάλασσας, συνιστώσες

ταχύτητας ανέμου u και v σε ύψος 10 m , θερμοκρασία αέρα στα 2 m , συνολική αθροιστική κατακρήμνιση, μεταγωγική κατακρήμνιση, αθροιστική χιονόπτωση, κάλυψη νέφους, γεωδυναμικά ύψη και ανέμους/θερμοκρασίες σε ανώτερα ύψη και επιλεγμένες περιοχές.

3.5 GRIB

Το GRIB (GRIdded Binary or General Regularly-distributed Information in Binary form) είναι ένας τύπος δεδομένων που χρησιμοποιούνται στη μετεωρολογία για την αποθήκευση ιστορικών δεδομένων καιρού ή/και προβλέψεων καιρού. Τα δεδομένα αυτά είναι ψηφιακά, συγκεντρώνονται σε μεγάλους όγκους από αυτοματοποιημένα κέντρα μετρήσεων που είναι διεσπαρμένα σε δίκτυο και ανταλλάσσονται με αποδοτικά πρωτόκολλα τηλεπικοινωνιών υψηλών ταχυτήτων. Το εν λόγω format έχει τυποποιηθεί από την Επιτροπή (Comission) του Παγκόσμιου Οργανισμού Μετεωρολογίας (World Meteorological Organization) και μέχρι στιγμής υπάρχουν 3 εκδόσεις του GRIB. Τα αρχεία τύπου GRIB (π.χ. `.grb`) είναι συλλογές από δεδομένα σε 2 διαστάσεις οι οποίες αποτελούνται από τις επικεφαλίδες (headers) και τα πραγματικά δεδομένα σε δυϊκή μορφή (binary data). Ήδη η πρώτη έκδοση χρησιμοποιείται παγκοσμίως στην πράξη (επιχειρησιακά) από τους περισσότερους μετεωρολογικούς σταθμούς για τις Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού (Numerical Weather Predictions).

3.5.1 World Meteorological Organization

Ο Παγκόσμιος Οργανισμός Μετεωρολογίας (World Meteorological Organization - WMO) είναι ένας διεθνής οργανισμός με συμμετοχή 191 Μελών-Κρατών και Περιοχών. Ιδρύθηκε το 1950, ο WMO εξελίχθηκε στην ειδική υπηρεσία των Ηνωμένων Εθνών για τη μετεωρολογία (καιρός και κλίμα) και τις γεωφυσικές επιστήμες. Έχει τα κεντρικά του γραφεία στη Γενεύη της Ελβετίας και ανήκει στην Ομάδα Ανάπτυξης (Development Group) των Ηνωμένων Εθνών. Περισσότερα για τη λειτουργία και την ιεραρχία του οργανισμού στο [].

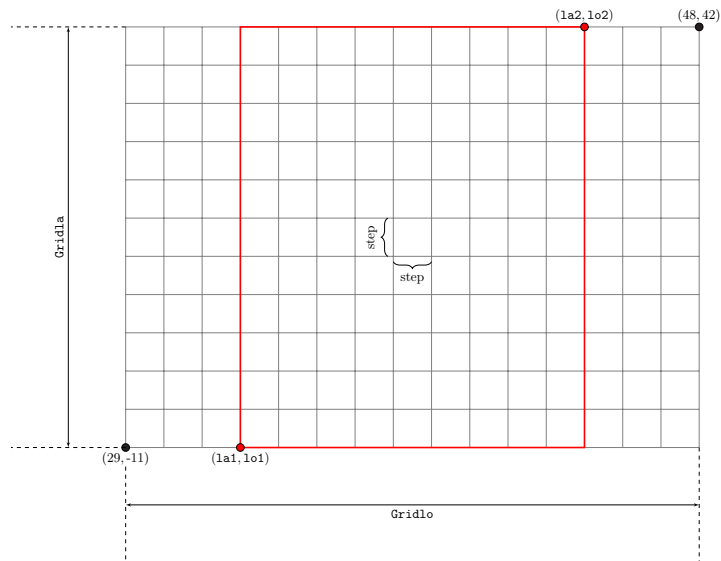
3.5.2 Read GRIB - Vr3

Το `READ_GRIB` είναι ένα σύνολο συναρτήσεων του MATLAB για την επεξεργασία των αρχείων μοντέλου καιρού του τύπου WMO GRiB. Ο τύπος αυτός είναι συμπαγής, φορητός και καθιστά εύκολη την ανταλλαγή μετεωρολογικών δεδομένων μεταξύ της παγκόσμιας κοινότητας μοντελοποίησης του καιρού. Η γενική διαδικασία είναι η προσπέλαση ενός αρχείου GRiB με τη συνάρτηση `read_grib(gribname, 'invent')` με την οποία προσδιορίζουμε ποιες εγγραφές εμφανίζονται.

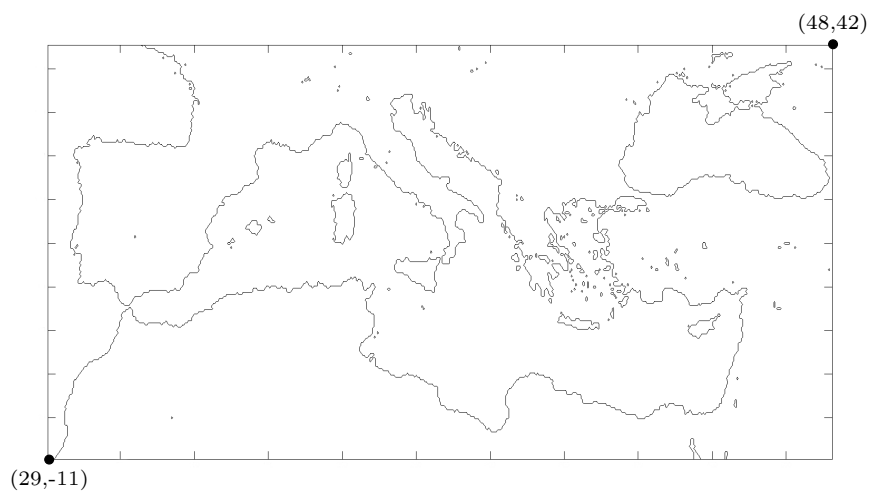
3.5.3 Αρχεία .grb στην Εργασία

Τα αρχεία που χρησιμοποιούμε στην Εργασία είναι επέκτασης `.grb` και έχουν επικεφαλίδες της μορφής `MFSTEP_IASA_00 $d\lambda m m y$ _hor` όπου $d\lambda m m y$ είναι ημέρα/μήνας/χρόνος των δεδομένων και hor ο ορίζοντας πρόβλεψης των δεδομένων καιρού σε ώρες (h). Ισχύει ότι $0 \leq hor \leq 120$. Για παράδειγμα, το αρχείο `MFSTEP_IASA_00010112_004` περιέχει τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού για την ημέρα 1 Ιανουαρίου 2012 (01/01/2012), για την 4^η ώρα.

Το δίκτυο των δεδομένων μας καλύπτει ευρεία της Μεσογείου - από το Μαρόκο μέχρι τη Μαύρη Θάλασσα - και προσπελάζεται με τις συνεταγμένες (ϕ , λ), δηλαδή (γ.πλάτος, γ.μήκος).



Σχήμα 3.1: Δίκτυο Δεδομένων



Σχήμα 3.2: Περιοχή Κάλυψης

Στο Σχήμα 3.1 φαίνεται η μορφή του δικτύου, τα όρια του και το βήμα (step) ανάλυσης το οποίο είναι ίσο με $0,1^\circ$. Επιπλέον, στο Σχήμα 3.2 βλέπουμε και ποια είναι ακριβώς η περιοχή κάλυψης του δικτύου στο χάρτη, όπου γίνεται εμφανές ότι περιλαμβάνεται και η Ελλάδα. Φυσικά, μπορούμε να επιλέξουμε οποιαδήποτε υποπεριοχή εντός του ορθογωνίου.

3.5.4 Εγγραφές στα Αρχεία

Fields	sec1_1	lengrib	edition	file	record	description
1	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	1	'u wind '
2	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	2	'v wind '
3	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	3	'Temp. '
4	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	4	'Specific humidity '
5	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	5	'Total cloud cover '
6	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	6	'Pressure reduced to MSL '
7	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	7	'Total precipitation '
8	'GRIB'	84	1	'D:\nwp\20...	8	'Downward short wave flux '
9	'GRIB'	84	1	'D:\nwp\20...	9	'Upward short wave flux '
10	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	10	'Downward long wave flux '
11	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	11	'Upward long wave flux '
12	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	12	'Evaporation '
13	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	13	'Latent heat flux '
14	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	14	'Sensible heat flux '
15	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	15	'Land cover (land=1;sea=0) '
16	'GRIB'	202926	1	'D:\nwp\20...	16	'Temp. '

Σχήμα 3.3: Άνοιγμα αρχείων στο MATLAB

Όπως βλέπουμε και πιο πάνω κάθε αρχείο έχει 16 πεδία για κάθε σημείο του δικτύου. Η περιγραφή στη στήλη 'description' είναι κατατοπιστική.

3.5.5 Ανεμολογικά Δεδομένα

Για τη μελέτη μας ενδιαφερόμαστε και θα χρειαστούμε τα μετεωρολογικά δεδομένα των γραμμών 1 και 2 με την ονομασία u και v , αντίστοιχα. Πρόκειται για την οριζόντια συνιστώσα της ταχύτητας του ανέμου (u) και την κατακόρυφη συνιστώσα της ταχύτητας του ανέμου (v) σε ύψος 10 m από την επιφάνεια της γης. Οι συνιστώσες μετρώνται σε m/s . Ένας εναλλακτικός αλλά ισοδύναμος τρόπος να εκφράσει κανείς την ίδια πληροφορία είναι να υπολογίσει το μέτρο και τη διεύθυνση της ταχύτητας του ανέμου.

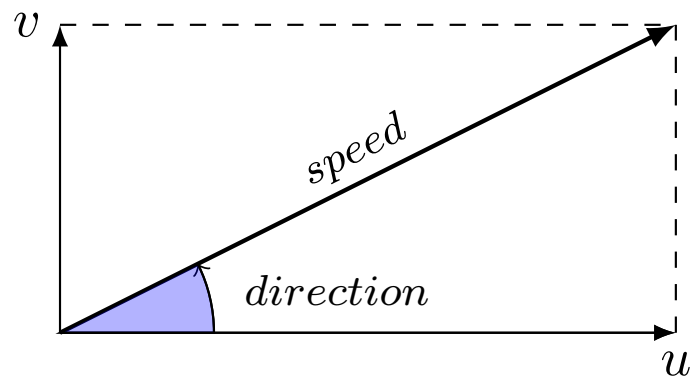
Προφανώς, για τα τελευταία αρκεί να εφαρμοστούν οι σχέσεις

$$speed = \sqrt{u^2 + v^2}$$

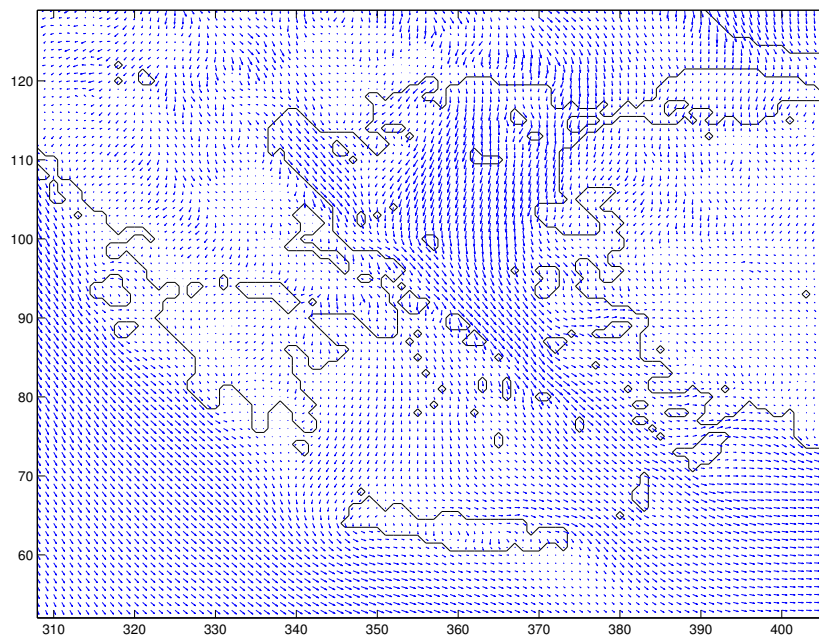
και

$$direction = \tan^{-1} \left(\frac{v}{u} \right)$$

Οι σχέσεις αυτές δίνονται με γραφικό τρόπο στο επόμενο σχήμα.



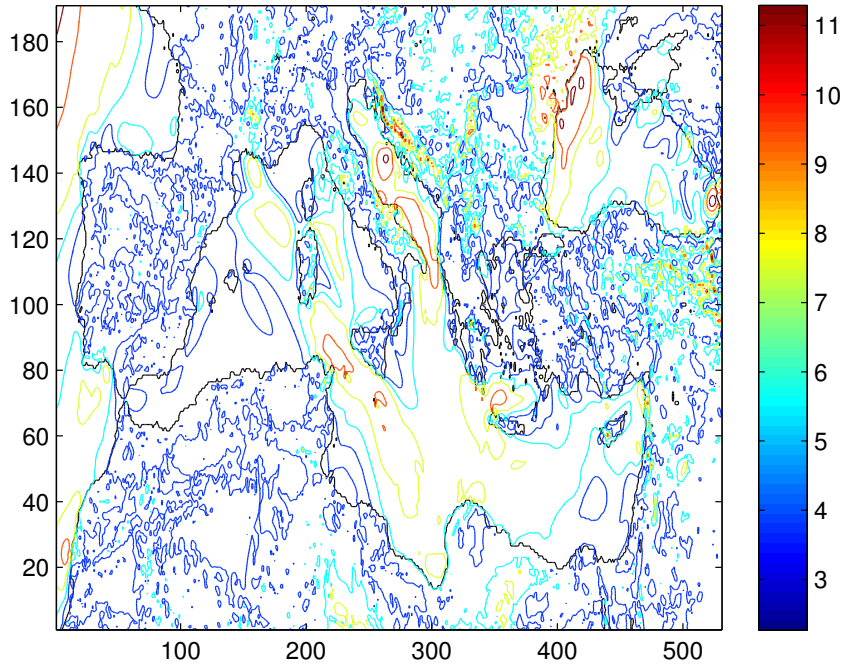
Σχήμα 3.4: Συνιστώσες ταχύτητας ανέμου



Σχήμα 3.5: Διανυσματικό πεδίο ανέμου για 24 h μπροστά (05/05/2011)

3.6 Μέτωπο Ανέμου

Με μία σειρά στιγμιότυπων μπορούμε να παρακολουθήσουμε πως κινείται το μέτωπο του ανέμου. Ένας τρόπος είναι να παρατηρήσουμε πως μετατοπίζονται οι ισουψείς καμπύλες που εκφράζουν περιοχές ίδιου επιπέδου ταχύτητας ανέμου. Δίπλα σε κάθε στιγμιότυπο (contour plot) υπάρχει και χρωματική κλίμακα.

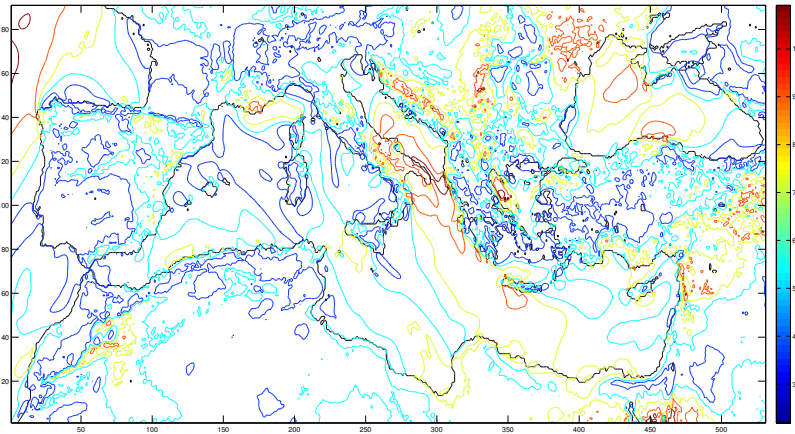


Σχήμα 3.6: Πρόβλεψη για 1 h μπροστά (05/05/2011)

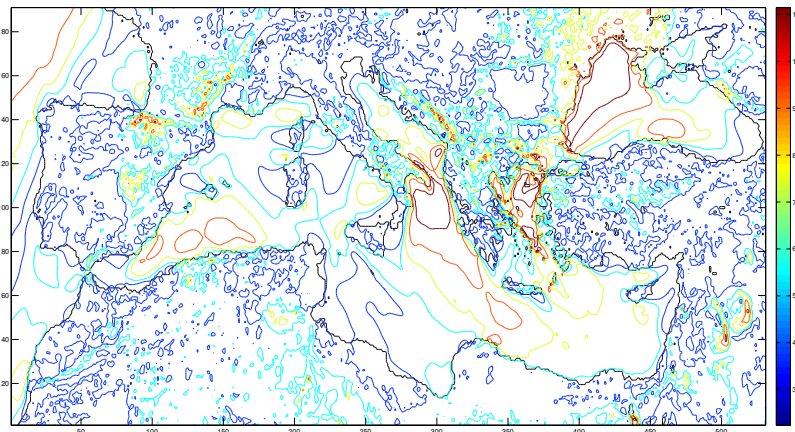
Ένας άλλος τρόπος να απεικονίσουμε την πληροφορία είναι να χρησιμοποιήσουμε διανυσματικό διάγραμμα (quiver), όπως βλέπουμε στο Σχήμα 3.5. Έτσι μπορούμε να πάρουμε μία αίσθηση τόσο για το μέτρο όσο και για την κατεύθυνση του ανέμου.

3.7 Περισσότερα

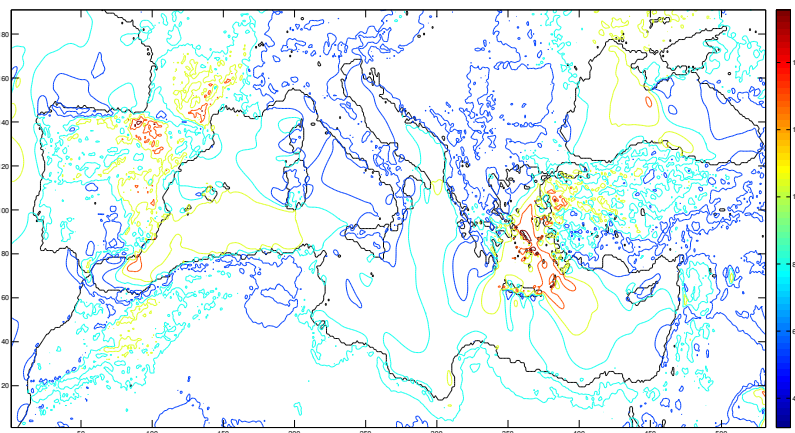
Για περισσότερα στοιχεία για το GRIB, την ιστορία του, τη διάρθρωση των δεδομένων, και τις εφαρμογές του βλέπετε <http://www.wmo.int/pages/prog/www/WDM/Guides/Guide-binary-2.html>. Διαθέσιμο υλικό για κατέβασμα στο <http://www.grib.us>.



Σχήμα 3.7: Πρόβλεψη για 12 h μπροστά (05/05/2011)



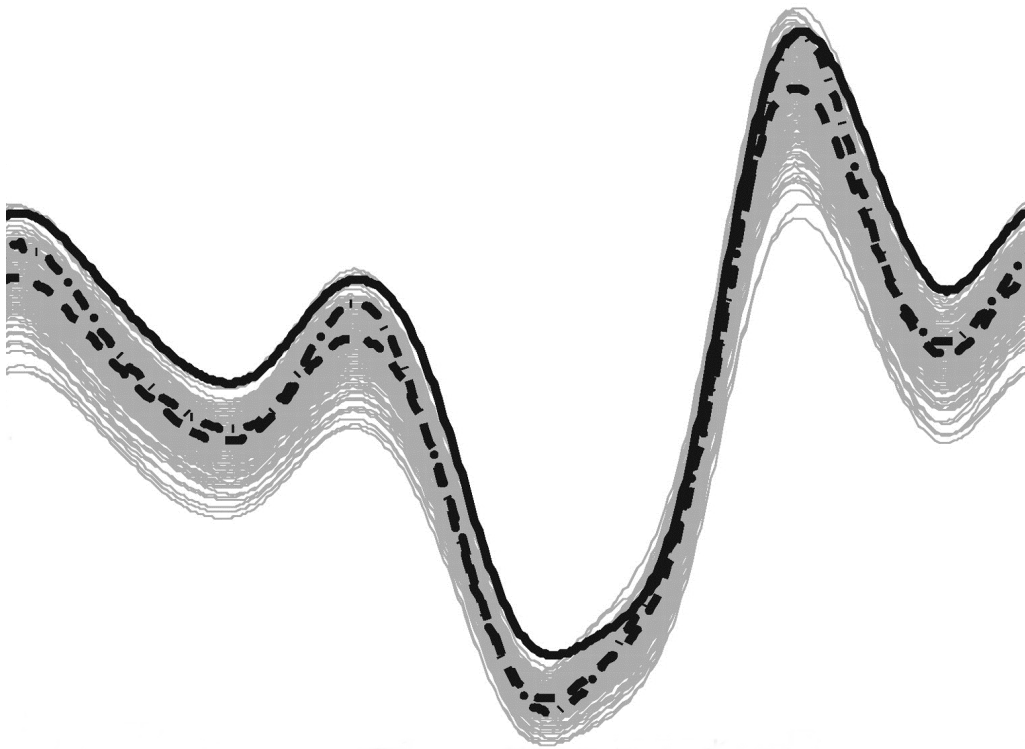
Σχήμα 3.8: Πρόβλεψη για 24 h μπροστά (05/05/2011)



Σχήμα 3.9: Πρόβλεψη για 48 h μπροστά (05/05/2011)

Κεφάλαιο 4

Μέθοδοι Αιολικής Πρόβλεψης



Η Αιολική Πρόβλεψη

4.1 Σύνοψη των Σύγχρονων Μεθόδων Αιολικής Πρόβλεψης

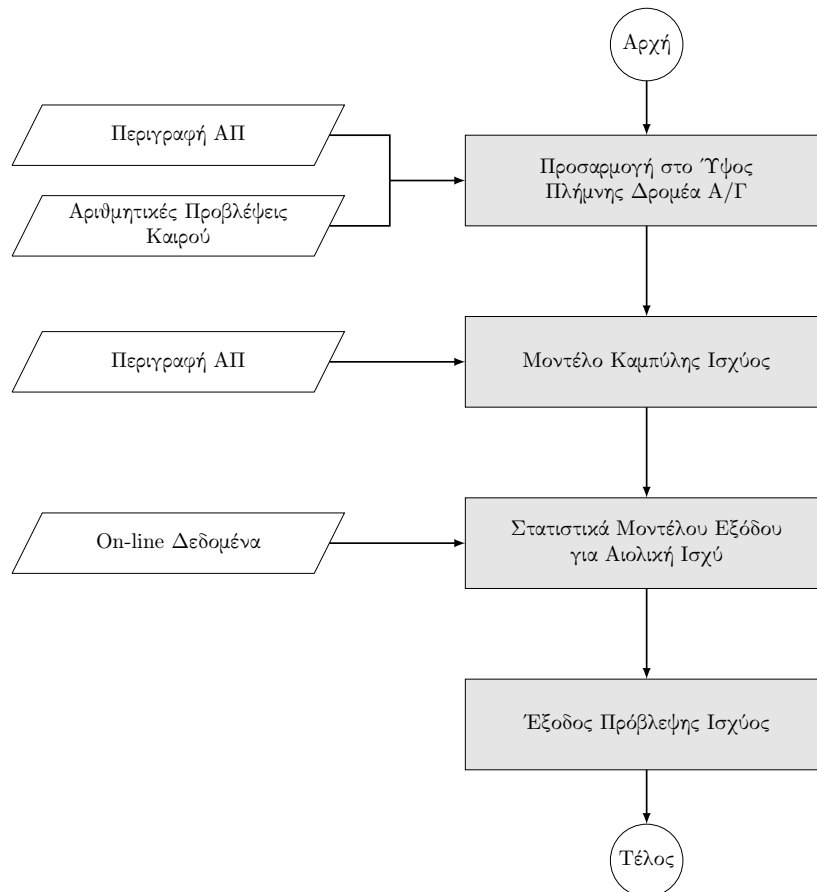
Ο βασικός ρόλος των μεθόδων πρόβλεψης αιολικής ισχύος είναι να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με την ταχύτητα του ανέμου και την αιολική ισχύ που μπορεί να αναμένεται μέσα στα επόμενα χρονικά διαστήματα από λίγα λεπτά, έως ώρες ή ημέρες. Με βάση τις απαιτήσεις λειτουργίας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, η πρόβλεψη μπορεί να χωριστεί σε τέσσερις διαφορετικούς ορίζοντες: βραχυπρόθεσμη (λίγα δευτερόλεπτα έως 30 λεπτά), μικρής διάρκειας (30 λεπτά έως 6 ώρες), μεσοπρόθεσμη (6-24 ώρες), και μακροχρόνια (1-7 ημέρες). Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο και την παρακολούθηση του φορτίου της Α/Γ. Οι μεσοπρόθεσμες προβλέψεις χρησιμοποιούνται για τη διαχείριση του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και εμπορία ενέργειας. Μακροπρόθεσμη προβλέψεις χρησιμοποιούνται για τον προγραμματισμό και τη συντήρηση των Α/Γ.

Η έρευνα στον τομέα πρόβλεψης της ισχύος που παράγεται από αιολικά πάρκα έχει αφοσιωθεί στην ανάπτυξη αποτελεσματικών και αξιόπιστων εργαλείων και πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις έχουν προταθεί. Τα εργαλεία αυτά μπορούν να ταξινομηθούν με βάση το εάν η γεωφυσική πληροφορία στη θέση αυτή χρησιμοποιείται ως είσοδος ή όχι. Δύο κύρια προσεγγίσεις είναι η φυσική και η στατιστική προσέγγιση. Σε ορισμένα μοντέλα συνδυασμός των δύο προσεγγίσεων χρησιμοποιείται σε μία προσπάθεια να ενσωματωθούν τα πλεονεκτήματα αμοιτέρων. Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται μια επισκόπηση των υφιστάμενων προσεγγίσεων.

4.1.1 Φυσική Προσέγγιση

Η φυσική προσέγγιση για την πρόβλεψη, σε αντίθεση με στατιστική προσέγγιση, χρησιμοποιεί την αναλυτική φυσική περιγραφή για τη μοντελοποίηση των φυσικών καταστάσεις της οδού στη θέση του αιολικού πάρκου. Η βασική λειτουργία μιας φυσικής προσέγγισης απεικονίζεται στο Σχ. 3.1.

Η μέθοδος απαιτεί εξειδίκευση των λεπτομερών φυσικών παραμέτρων των αιολικών πάρκων και του περιβάλλοντός τους, όπως: περιγραφή του αιολικού πάρκου (διαμόρφωση του αγροκτήματος, καμπύλη ισχύος ανεμογεννήτριας κλπ) και περιγραφή του εδάφους (ορογραφία, τραχύτητα, εμπόδια κλπ). Στη συνέχεια, τα δεδομένα ταχύτητας ανέμου στο ύψος του ομφαλού των ανεμογεννητριών είναι δίνονται ως είσοδος στην αντίστοιχη καμπύλη της αιολικής ισχύος για τον υπολογισμό της παραγωγής αιολικής ενέργειας. Αν είναι διαθέσιμα τα δεδομένα on-line, τα στατιστικά στοιχεία που παρέχει το υπόδειγμα που χρησιμοποιούνται για να μειωθεί το σφάλμα της πρόβλεψης. Σε αντίθεση με τη στατιστική προσέγγιση, η φυσική προσέγγιση δεν απαιτεί εκπαίδευση από τα ιστορικά δεδομένα. Ωστόσο, η απόκτηση των φυσικών δεδομένων είναι ένα από τα κύρια μειονεκτήματα της προσέγγισης αυτής.



Σχήμα 4.1: Η φυσική προσέγγιση

Ένας αριθμός των φυσικών προσεγγίσεων έχουν προταθεί. Η Prediktor έχει αναπτυχθεί από το Εθνικό Εργαστήριο Risoe στη Δανία. Χρησιμοποιεί Wind Atlas Ανάλυση και το Πρόγραμμα Εφαρμογής (WAsP) και το πρόγραμμα PARK για να λάβει τις τοπικές συνθήκες υπόψη χρησιμοποιώντας την πρόβλεψη NWP υψηλής ανάλυσης (μοντέλο HIRLAM). Η Previento, που αναπτύχθηκε από το Πανεπιστήμιο του Oldenburg στη Γερμανία έχει μία παρόμοια φυσική προσέγγιση, αλλά χρησιμοποιεί διαφορετική πρόβλεψη NWP από Lakelmodell της Γερμανικής Μετεωρολογικής Υπηρεσίας. Η LocalPred έχει αναπτυχθεί από CENER - Εθνικό Κέντρο Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας στην Ισπανία. Περιλαμβάνει προσαρμοστική βελτιστοποίηση των προβλέψεων NWP, μοντελοποίηση χρονοσειρών και μοντελοποίηση καμπύλης ισχύος. Η eWind, που αναπτύχθηκε από την AWS TrueWind Inc στις ΗΠΑ, έχει μια παρόμοια φυσική προσέγγιση με Prediktor αλλά χρησιμοποιεί ένα μοντέλο οριακού στρώμα υψηλής ανάλυσης (ForeWind) ως ένα αριθμητικό μοντέλο καιρού για να λάβει υπόψη τις τοπικές συνθήκες.

Οι φυσικές προσεγγίσεις χρησιμοποιούν τις θεμελιώδεις φυσικές αρχές για τη διατήρηση της μάζας, ορμής και ενέργειας στις ροές του αέρα. Αυτά τα μοντέλα στηρίζονται στην υπολογιστική δυναμική ρευστών (Computational Fluid Dynamics - CFD) για την προσομοίωση της ατμόσφαιρας. Αν και υπάρχουν διαθέσιμα πολλά μοντέλα CFD, όλα βασίζονται στις ίδιες βασικές αρχές της φυσικής. Διαφέρουν ως προς τη δομή και την κλιμάκωση στα πλέγματα και

τον τρόπο με τον οποίο εκτελούνται οι αριθμητικοί υπολογισμοί. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων, οι στατιστικές προσεγγίσεις παρέχουν καλά αποτελέσματα σε βραχυπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη. Ωστόσο, σε πολύ σύντομο χρονικό διάστημα και σε βραχυπρόθεσμα ορίζοντα, η ανάλυση της δυναμικής της ατμόσφαιρας γίνεται όλο και πιο σημαντική, και σε αυτές τις περιπτώσεις, η χρήση των φυσικών προσεγγίσεων καθίσταται απαραίτητη.

4.1.2 Στατιστική Προσέγγιση

Η εναλλακτική προσέγγιση για την πρόβλεψη του ανέμου και της ενέργειας βασίζεται σε στατιστικά μοντέλα. Η στατιστική προσέγγιση αντιπροσωπεύει τη σχέση μεταξύ της αιολικής ενέργειας και επεξηγηματικές μεταβλητές, συμπεριλαμβανομένων των NWP's και δεδομένων που μετρώνται on-line. Η γενική μορφή του μοντέλου που απεικονίζεται στο Σχ. 4.2. Η στατιστική προσέγγιση που χρησιμοποιείται συνήθως χρησιμοποιεί ιστορικά δεδομένα για να χτίσει το στατιστικό μοντέλο. Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιεί πρόγνωση NWP για χρονικό διάστημα και on-line μετρήσεις τη χρονική στιγμή t για την πρόβλεψη για τις επόμενες ώρες. Είναι εύκολο να διαμορφώσει και ανέξοδη. Ωστόσο, σε αντίθεση με την φυσική προσέγγιση, η στατιστική προσέγγιση απαιτεί ιστορικά δεδομένα για να εκπαιδεύσει το στατιστικό μοντέλο. Πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις χρησιμοποιούνται. Σε κάποιες θα αναφερθούμε περιληπτικά.

4.1.2.1 Συμβατική Στατιστική Προσέγγιση

Στη συμβατική στατιστική προσέγγιση ένα μοντέλο χρονοσειρών εφαρμόζεται στην πρόβλεψη. Σύμφωνα με την διαδικασία πρόβλεψης, η οποία προτάθηκε από τον Box-Jenkins, το μοντέλο αυτό χωρίζεται σε τέσσερα βασικά βήματα: προσδιορισμός μοντέλου, εκτίμηση παραμέτρων, διαγνωστικός έλεγχος και πρόβλεψη. Οι πλέον συνήθεις τύποι μοντέλων χρονοσειρών, είναι η Αυτοπαλινδρόμηση (AutoRegression - AR), ο Κινητός Μέσος Όρος (Moving Average - MA), η Αυτοπαλινδρόμηση με Κινητό Μέσο Όρο (AutoRegressive Moving Average - ARMA) και η Ολοκληρωτική Αυτοπαλινδρόμηση με Κινητό Μέσο Όρο (AutoRegressive Integrated Moving Average - ARIMA). Η γενική μορφή των μοντέλων αυτών είναι

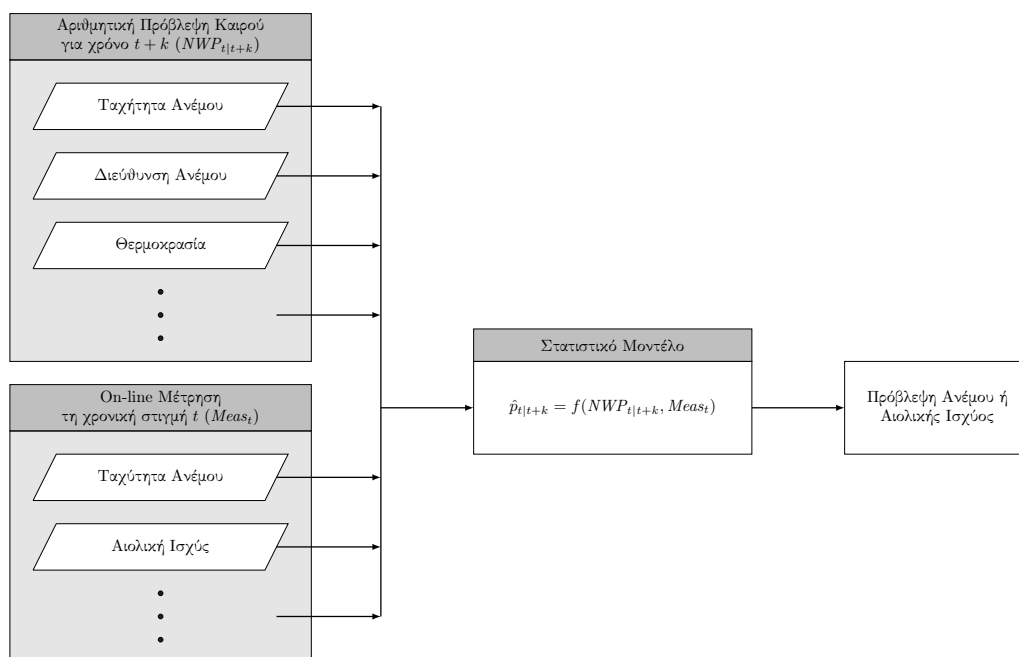
$$Y_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (4.1)$$

όπου Y_t είναι το μέγεθος προς πρόβλεψη τη στιγμή t , c σταθερά, ε_t τυχαία μεταβλητή (συνήθως λευκός θόρυβος), ϕ_i οι συντελεστές της αυτοπαλινδρόμησης και θ_i οι συντελεστές του κινητού μέσου όρου.

Το μοντέλο Αυτοπαλινδρόμησης Υπό Όρους Ετεροσκεδαστικό (Autoregressive Conditional Heteroscedastic - ARCH) συνδυάζεται με το μοντέλο ARIMA για να εξετάσει την επίδραση ετεροσκεδαστικότητας της σειράς των υπολειμμάτων (residuals series). Το μοντέλο ARIMA-ARCH χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη σειρών της ταχύτητας του ανέμου (σε χαμηλές συχνότητες)

που λαμβάνονται από αποσύνθεση τύπου wavelet. Σε αυτή την περίπτωση η πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου είναι το άθροισμα αυτών των προβλέψεων των σειρών. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια της πρόβλεψης. Σε μερικές περιπτώσεις το μοντέλο ARIMA-ARCH χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ίδιας της ταχύτητας του ανέμου. Έχει αποδειχθεί ότι το μοντέλο ARIMA-ARCH παρουσιάζει καλύτερη απόδοση από ό,τι το μοντέλο ARIMA.

Σε ορισμένες περιπτώσεις χρησιμοποιείται παραμετρικό μοντέλο AR το οποίο εφαρμόζεται σε ωριαία δεδομένα ταχύτητας ανέμου και ενημερώνεται κατά τη λειτουργία σε πραγματικό χρόνο με έναν αναδρομικό αλγόριθμο ελαχίστων τετραγώνων. Η μέθοδος μπορεί να επικυρωθεί με τη χρήση των δεδομένων της ταχύτητας του ανέμου από πραγματικά πάρκα αιολικής ενέργειας.



Σχήμα 4.2: Η στατιστική προσέγγιση

Στο [12] το μοντέλο ARMA χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του ζεύγους ταχύτητας του ανέμου και κατεύθυνσης. Τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις προτείνονται και συγκρίνονται: πρόβλεψη συνιστωσών ξεχωριστά, συνδεδεμένο (linked) ARMA, διανυσματικό AR (Vector AR - VAR) και VAR υπό περιορισμούς (restricted). Η προσέγγιση συνιστωσών είναι καλύτερη από το συνδεδεμένο ARMA για την κατεύθυνση του ανέμου αλλά όχι για την ταχύτητα του ανέμου. Η προσέγγιση VAR προσφέρει καλύτερη απόδοση στην κατεύθυνση και στην σε σύγκριση με το συνδεδεμένο ARMA. Τέλος, υπάρχει μικρή διαφορά από την άποψη της απόδοσης πρόβλεψης μεταξύ VAR και VAR υπό περιορισμούς.

Το μοντέλο AR με Μπεϋζιανή (Bayesian) προσέγγιση χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου στο [13]. Αρχικά, εφαρμόζεται μετασχηματισμός Box-Cox για να διορθώσει την μη κανονικότητα της ταχύτητας του ανέμου.

Στη συνέχεια, εκτελείται προσομοίωση Markov Chain Monte Carlo (MCMC) για την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου AR, το οποίο μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη ταχύτητας ανέμου. Αυτό δείχνει τις μεγάλες δυνατότητες και τις πιθανές βελτιώσεις του ενός Μπεϋζιανού πλαισίου.

Συνοψίζοντας, οι συμβατικές στατιστικές προσεγγίσεις βασίζονται σε κλασικά γραμμικά στατιστικά μοντέλα όπως AR, MA, ARMA και ARIMA ή εποχικά διορθωμένα ARIMA μοντέλα, γνωστά επίσης ως μοντέλα SARIMA. Οι αναφορές δείχνουν ότι η ακρίβεια πρόβλεψης μπορεί να βελτιωθεί ανάλογα με τις παραμέτρους του μοντέλου που έχουν επιλεγεί. Οι συμβατικές στατιστικές προσεγγίσεις ως επί το πλείστον χρησιμεύουν σε βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Τα μοντέλα αυτά είναι εύκολο να διατυπωθούν ώστε να είναι σε θέση να παρέχουν έγκαιρα προβλέψεις. Εν γένει όσο πιο βελτιωμένη ακρίβεια παρουσιάζει κάποιο μοντέλο τόσο πιο συχνά χρησιμοποιείται ως πρότυπο αναφοράς.

4.1.3 Προσέγγιση με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Μια άλλη προσέγγιση είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN). Οι προβλέψεις καιρού και άλλων μετεωρολογικών μεταβλητών μετασχηματίζονται σε προβλέψεις αιολικής ισχύος από τα ANN που έχουν εκπαιδευτεί από τα μεγάλα σύνολα των ιστορικών δεδομένων προκειμένου να μάθουν να προσομοιώνουν την εξάρτηση της παραγωγής από τις μεταβλητές εισόδου.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι μία από τις ευρέως χρησιμοποιούμενες στατιστικές προσεγγίσεις για την ταχύτητα του ανέμου και τις προβλέψεις ισχύος. Αποτελούνται από ένα στρώμα εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα, και ένα στρώμα εξόδου. Κάθε στρώμα έχει έναν αριθμό από τεχνητούς νευρώνες οι οποίοι συνδέονται με τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος. Η προσέγγιση αυτή είναι σε θέση να μοντελοποιήσει τις σύνθετες μη-γραμμικές σχέσεις μεταξύ των στρωμάτων εισόδου και εξόδου μέσω μιας διαδικασίας εκπαίδευσης και εκμάθησης. Αυτή η προσέγγιση δεν απαιτεί ρητή μαθηματική έκφραση που χρησιμοποιείται στις φυσικές και τις στατιστικές προσεγγίσεις που είδαμε προηγουμένως. Επιπλέον, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα της αυτομάθησης, αυτοοργάνωσης και αυτοπροσαρμογής.

Στο [14], για πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου προτείνεται η προσέγγιση της Αλυσίδας Markov. Η Αλυσίδα Markov εφαρμόζεται για να τροποποιήσει την προκαταρκτική πρόβλεψη που λαμβάνεται από τα ANN, σύμφωνα με τα μακροπρόθεσμα μοτίβο των χρονοσειρών. Ένα σύνολο δεδομένων με χρονική ανάλυση των 2,5 s χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόδοσης. Τα αποτελέσματα δείχνουν την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Επιπλέον, η μέθοδος πρόβλεψης που αποτελείται στο [15] από μια νέα τεχνική Ενισχυμένης Βελτιστοποίησης με Σμήνος Σωματιδίων (Enhanced Particle Swarm Optimization - EPSO) πάνω σε Τροποποιημένα Υβριδικά NN (Modified Hybrid Neural Networks - MHNN) εμφανίζεται να έχει υψηλή ικανότητα μάθησης και να αποφεύγει το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής και την

παγίδευση σε τοπικά ελάχιστα ή νεκρές ζώνες. Μία αποτελεσματική τεχνική επιλογής χαρακτηριστικών δύο σταδίων εφαρμόζεται για την επιλογή των πιο κατατοπιστικών υποψήφιων εισόδων φιλτράροντας τις άσχετες και περιττές υποψήφιες εισόδους για τη μέθοδο πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν το κύρος της πρότασης αυτής.

Στο [16] γίνεται μια ενδελεχής μελέτη σύγκρισης των τυπικών τριών τύπων αλγορίθμων ANN: Μεταδράσεως Ανάστροφης Διάδοσης (Feedforward Backpropagation- FFBP), Ακτινικής Συναρτήσεως Βάσης (Radial Basis Function - RBF) και Προσαρμοστικού Γραμμικού Στοιχείου (Adaptive Linear Element - ADALINE). Έχει διαπιστωθεί ότι διαφορετικές εισοδοί με διαφορετικούς τρόπους εκμάθησης, καθώς και διαφορετικές δομές μοντέλων έχουν άμεση επιρροή στην ακρίβεια των προβλέψεων. Επιπλέον, καμία από τις προσεγγίσεις δεν υπερέρχει έναντι των άλλων καθολικά σε όλα τα κριτήρια αξιολόγησης, ακόμη και για το ίδιο σύνολο δεδομένων.

Μιγαδικά Νευρωνικά Δίκτυα (Complex-Valued Neural Networks - CVNN) προτείνονται για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας στο [17]. Ένα CVNN δέχεται το διάνυσμα του ανέμου (ταχύτητα και κατεύθυνση) ως δεδομένα εισόδου αντί πραγματικών τιμών. Τα αποτελέσματα δείχνουν την βελτίωση στην πρόβλεψη σε σχέση με νευρωνικά δίκτυα πραγματικών τιμών.

Στο [18] έχουμε μία προσέγγιση ANN σε συνδυασμό με προσαρμοστική την Μπεϋζιανή μάθηση και τη Γκαουσιανή διαδικασία προσέγγισης για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας. Το Μπεϋζιανό πλαίσιο καθώς ενημερώνεται υπολογίζει τη μεταγενέστερη κατανομή πιθανότητας για τα βάρη του μοντέλου. Η Γκαουσιανή διαδικασία καθιστά τον υπολογισμό αυτής της πιθανότητας ικανό να επιλύσει το πρόβλημα ενσωμάτωσης της της Μπεϋζιανής μάθησης. Το Μπεϋζιανό πλαίσιο δεν παρέχει μόνο σημειακές προβλέψεις αλλά και κατάλληλο διάστημα για την πρόγνωση.

Ένα NN τριών επιπέδων εμπρόσθιας τροφοδότησης εκπαιδευμένο με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt θεωρείται ότι μπορεί να προβλέψει τις επιμέρους σειρές (sub-series) της αιολικής ισχύος με Μετασχηματισμό Wavelet (WT). Οι λαμβανόμενες προβλέψεις των υπο-σειρών ανακατασκευάζουν τη μελλοντική σειρά αιολικής ενέργειας με αντίστροφο WT. Η προτεινόμενη προσέγγιση συγκρίνεται με μοντέλα αναφοράς για να αποδείξει την αποτελεσματικότητά της όσον αφορά την ακρίβεια και τον χρόνο υπολογισμού.

Στο [19] ένα τυπικό πολυεπίπεδο NN εμπρόσθιας τροφοδότησης χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου. Η μη-γραμμική και μη-στάσιμη χρονοσειρά της ταχύτητας του ανέμου αποσυντίθεται σε ένα πεπερασμένο και συχνά μικρό αριθμό συναρτήσεων και μία σειρά υπολοίπων ώστε να αποκτηθεί η στάσιμη σειρά δεδομένων με χρήση Εμπειρικού Τύπου Αποσύνθεσης. Σε αυτά τα NN γίνεται πρόβλεψη για κάθε υπο-σειρά, εκτός από αυτές σε υψηλές συχνότητες. Τέλος, η προβλέψεις των υπο-σειρών αθροίζονται για να κατασκευαστεί η πρόβλεψη της συνολικής χρονοσειράς. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση υπερτερεί σε σχέση με την αναφορά.

Γενικευμένα εμπρόσθιας τροφοδότησης Νευρωνικά Δίκτυα (Generalized Feed-forward Neural Networks - GRNN) χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της ετήσιας συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας της ταχύτητας του ανέμου

στο [20]. Οι ίδιες παράμετροι που απαιτούνται από τη συνάρτηση Weibull χρησιμοποιούνται ως είσοδοι. Η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει καλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη της κατανομής πυκνότητας πιθανότητας της ταχύτητας του ανέμου από την συνάρτηση Weibull.

Ένα Πολυεπίπεδο Εμπρόσθιας Τροφοδότησης Νευρωνικό Δίκτυο (MF-NN) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη αιολικής ενέργειας για ορίζοντα μίας ημέρας στο [21]. Το μοντέλο NWP καθορίζεται από τη σύζευξη του Παγκόσμιου Συστήματος Πρόγνωσης (Global Forecasting System - GFS) με το σύστημα Weather Research and Forecasting - WRF. Στο σύστημα συμπεριλαμβάνεται φίλτρο Kalman για την απομείωση του συστηματικού σφάλματος από τις προβλέψεις του WRF. Η προτεινόμενη μέθοδος έχει κριθεί επιτυχώς στην προσομοίωση.

Στο [22], δοκιμάζεται Παλινδρόμηση τύπου Kernel Ridge (KRR) με ενεργή μάθηση για πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου. Η ενεργή μάθηση λειτουργεί ως ένας έξυπνος επιλογέας δειγμάτων που είναι ικανός να αποδώσει συμπαγή μοντέλα πρόβλεψης και να φιλτράρουν δείγματα εκπαίδευσης που είναι θόρυβος.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι μια καλή επιλογή για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου και την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος. Τα δίκτυα είναι σε θέση να μοντελοποιήσουν περίπλοκες μη-γραμμικές σχέσεις και να εξαγάγουν την εξάρτηση μεταξύ της εισόδου και εξόδου μέσω της διαδικασίας της μάθησης. Είναι απλά στην κατασκευή και απαιτούν μόνο σύντομους χρόνους ανάπτυξης ενώ, παράλληλα, δεν απαιτούν κλειστές μαθηματικές εκφράσεις. Τα NN μπορούν να σχεδιαστούν ξεκινώντας από τη δομή του δικτύου και, στη συνέχεια, επιλέγοντας ένα αλγόριθμο μάθησης.

Το πρώτο βήμα είναι να επιλέξουμε τη δομή του δικτύου, η οποία μπορεί να προέρχεται από δύο βασικές κατηγορίες: 1. Μια τοπολογία τροφοδοσίας προς τα εμπρός, όπου πληροφορία ρέει προς μία μόνο κατεύθυνση (από εισόδους σε εξόδους) και 2. Μια σταθερή τοπολογία όπου οι πληροφορίες ρέει και προς τις δύο κατευθύνσεις (από την είσοδο μέχρι την έξοδο αλλά και από την έξοδο στην είσοδο).

Το δεύτερο βήμα είναι να επιλέξουμε τον αλγόριθμο μάθησης ο οποίος θα δίνει τη σωστή απόκριση. Αυτό επιτυγχάνεται με τρία υποδείγματα μάθησης: 1. Μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) η οποία ρυθμίζει τις παραμέτρους από τα δεδομένα εκπαίδευσης 2. Μάθηση χωρίς επίβλεψη (un-supervised learning) η οποία ρυθμίζει τις παραμέτρους με κάποια δεδομένα στοιχεία και μια συνάρτηση κόστους και 3. Μάθηση Ενίσχυσης (reinforcement learning) όπου οι παράμετροι προκύπτουν από τις αλληλεπιδράσεις με το περιβάλλον. Κάθε υπόδειγμα μάθησης έχει πολλούς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Μερικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται συνήθως περιλαμβάνουν εξελικτικές μεθόδους, προγραμματισμό της γονιδιακής έκφρασης, αλγορίθμους μεγιστοποίησης, μη παραμετρικές μεθόδους και αλγορίθμους βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων.

4.1.3.1 Νευρωνικά Δίκτυα Ασαφούς Λογικής

Η προσέγγιση της Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic) είναι μια μη γραμμική απεικόνιση των μεταβλητών εισόδου στην έξοδο με τη χρήση ασαφών αριθμητικών μεταβλητών αντί συγκεκριμένων. Αυτό σημαίνει ότι οι μεταβλητές αληθείας κυμαίνονται σε κάποιο βαθμό μεταξύ 0 και 1. Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται όταν είναι δύσκολο να μοντελοποιηθεί το σύστημα με ακρίβεια, ενώ κάποιο ανακριβές μοντέλο είναι διαθέσιμο επειδή επιτρέπει να χρησιμοποιούνται ενδεικτικές τιμές και ελλιπή ή ασαφή στοιχεία. Ωστόσο, χρησιμοποιώντας την ασαφή λογική από μόνη της δεν είναι ικανοποιητικό λόγω της αδύναμης ικανότητας εκμάθησης.

Τα NN με ασαφή λογική βασίζονται στην εκμάθηση και στη διασυνδυατική δομή των NN που αποδίδει καλά σε χαμηλό επίπεδο υπολογισμών με ανεπεξέργαστα δεδομένα. Ωστόσο, η ασαφής λογική μοιάζει με την ανθρώπινη συλλογιστική υψηλού επιπέδου. Ως εκ τούτου, ο συνδυασμός των δύο προσεγγίσεων προσφέρει μια πολλά υποσχόμενη μέθοδο για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου και της αιολικής ισχύος καθώς το κάθε μέρος αντισταθμίζει τα μειονεκτήματα του άλλου.

4.1.4 Συνδυασμός Μεθόδων

Η βασική ιδέα του συνδυασμού μεθόδων είναι να συνδυάσει διαφορετικές προσεγγίσεις, διατηρώντας τα πλεονεκτήματα της κάθε προσέγγισης. Η επιθυμία είναι να βελτιωθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης, ωστόσο συνδυάζοντας προβλέψεις δεν είναι πάντα καλύτερο από τις καλύτερες ξεχωριστές προβλέψεις. Όμως, σε ορισμένες περιπτώσεις, θεωρείται ως πιο ασφαλές να συνδυάζονται οι προβλέψεις παρά να επιλέγεται κάποια μεμονωμένη πρόβλεψη.

Διάφορες προσεγγίσεις έχουν αναπτυχθεί με βάση το συνδυασμό μοντέλων. Τα Νευρωνικά Δίκτυα με Ασαφή Λογική που συζητήθηκε στην προηγούμενη ενότητα είναι μια από τις συνδυαστικές προσεγγίσεις. Στο [23], η τελική πρόβλεψη γίνεται μέσω ενός προσαρμοζόμενου γραμμικού συνδυασμού εναλλακτικών προβλέψεων, όπου οι συντελεστές στάθμισης που δίνονται σε κάθε μεθόδων πρόβλεψης βασίζονται στην απόδοση τους. Συγκεκριμένα, εννέα διαφορετικά μοντέλα χρονοσειρών προκύπτουν από τις αλλαγές των παραμέτρων του μοντέλου. Ο προτεινόμενος συνδυασμός εμφανίζει καλύτερη απόδοση από κάθε πρόβλεψη ξεχωριστά.

Το ερευνητικό έργο ANEMOS λαμβάνει υπ μία μέθοδος συνδυασμού που ονομάζεται Προσαρμοστικός Εκθετικός Συνδυασμός (Adaptive Exponential Combination - AEC) [24]. Σε πρώτο στάδιο χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι συνδυασμού. Σε δεύτερο στάδιο, η μέθοδος AEC ενεργοποιείται για να συνδυάσει τους εναλλακτικούς συνδυασμούς του πρώτου σταδίου. Τα αποτελέσματα δείχνουν την χρησιμότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Ο κύριος στόχος του συνδυασμού είναι να βελτιώσει τις επιδόσεις των μοντέλων εκμεταλλευόμενος τα πλεονεκτήματα του κάθε μοντέλου ξεχωριστά. Οι συνδυασμοί μπορούν να αποτελούνται από φυσικές, στατιστικές ή εναλλακτικές στατιστικές προσεγγίσεις. Το πλεονέκτημα του συνδυασμού των αποτελεσμάτων από τις διαφορετικές προσεγγίσεις είναι η βελτιωμένη ακρίβεια.

Επιπλέον, ο συνδυασμός των μοντέλων μειώνει τους κινδύνους εσφαλμένης εκτίμησης κατά τη διάρκεια ακραίων φαινομένων, όπως καταιγίδες, όπου ορισμένοι τύποι μοντέλων μπορεί να έχει σημαντική υπερέκταση των σφαλμάτων της πρόβλεψης.

4.1.5 Προβλέψεις και Χωρική Συσχέτιση

Συνήθως η πρόβλεψη ταχύτητας του ανέμου και ισχύος αφορούν στο μέλλον και ο χρονικός ορίζοντα των προβλέψεων εξαρτάται από τις απαιτήσεις λειτουργίας κάθε συστήματος. Η πρόβλεψη χωρικής συσχέτισης, από την άλλη πλευρά, είναι ως επί το πλείστον χρήσιμη για τον χαρακτηρισμό του αιολικού δυναμικού στο χώρο για τον οποίο οι διαθέσιμες πληροφορίες δεν επαρκούν αλλά είναι διαθέσιμες οι πληροφορίες κάποιων γειτονικών σταθμών μέτρησης. Αυτές οι προβλέψεις είναι ένας χρήσιμος δείκτης για αξιολογήσεις σε χώρους χωρίς μετρήσεις αιολικού δυναμικού.

Αρκετές προσεγγίσεις μπορούν να βρεθούν σχετικά με το πρόβλημα της χωρικής συσχέτισης πρόβλεψης. Η συνηθέστερα χρησιμοποιούμενη προσέγγιση είναι η μέθοδος Μέτρησης-Συσχέτισης-Πρόβλεψης (Measure-Correlate-Predict - MCP) [25]. Χρησιμοποιείται ευρέως για μελέτες μελλοντικής ενσωμάτωση δυναμικού αιολικής ενέργειας. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για να υπολογίσει μακροχρόνια δεδομένα του ανέμου στη θέση του στόχου χρησιμοποιώντας ανεμολογικά δεδομένα που λαμβάνονται από την περιοχή αναφοράς. Τέσσερις διαφορετικές μέθοδοι MCP εισάγονται: Γραμμική Παλινδρόμηση, Matric MCP, Κλίμακα Weibull και Δείκτης Wind MCP. Διαπιστώνεται ότι όλα τα μοντέλα αποδίδουν καλά, αλλά η απόδοση φυσικά εξαρτάται και από την κατάσταση των διαθέσιμων δεδομένων.

Επιπλέον, στο [26], η μέθοδος MCP χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της μακροπρόθεσμης της ταχύτητας του ανέμου και, στη συνέχεια, αριθμητική προσομοίωση Monte Carlo εκτελείται για να προσδιοριστούν τα μοντέλα πιθανότητας στη θέση-στόχο. Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της αβεβαιότητας της συνολικής πιθανότητας της αιολικής ενέργειας πριν από την κατασκευή των ανεμογεννητριών. Για την περίπτωση αυτή διαπιστώθηκε ότι η μέθοδος αξιολόγησε αποτελεσματικά την αναμενόμενη ετήσια παραγωγή ενέργειας στην περιοχή-στόχο.

Στο [27] η ταχύτητα του ανέμου σε “προσήνεμες” (upwind) απομακρυσμένες περιοχές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη σε “υπήνεμες” (downwind) περιοχές. Προσέγγιση με NN χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου στη θέση του στόχου με τη χρήση μετρήσεων και από όλες τις περιοχές. Έχει διαπιστωθεί ότι η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου βελτιώνεται όταν χρησιμοποιούνται πρόσφατες μετρήσεις από τη θέση αναφοράς.

Στο [28] χρησιμοποιούνται NN για την εκτίμηση της ταχύτητας του ανέμου σε περιοχή-στόχο χρησιμοποιώντας την ταχύτητα του ανέμου από μία κοντινή τοποθεσία με ισχυρή συσχέτιση. Μια υψηλή τιμή της Συνάρτησης ΕτεροΣυσχέτισης Δείγματος (Sample Cross Correlation Function - SCCF) δείχνει τη θέση αναφοράς με την ισχυρότερη συσχέτιση. Τα αποτελέσματα της προσο-

μοίωσης δείχνουν ότι τα υψηλότερες τιμές SCCF μεταξύ δύο χώρων οδηγεί σε καλύτερες εκτιμήσεις της ταχύτητας του ανέμου. Ωστόσο, η μέθοδος αυτή, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους, απαιτεί μετρήσεις τόσο στο στόχο όσο και στις θέσεις αναφοράς για τον υπολογισμό των SCCF.

Η πρόβλεψη χωρικής συσχέτισης λαμβάνει υπόψη τη χωρική σχέση της ταχύτητας του ανέμου και ηλεκτρικής παραγωγής από διαφορετικές τοποθεσίες. Η πρόβλεψη χωρικής συσχέτισης απαιτεί μετρήσεις ταχύτητας του ανέμου και ισχύος από πολλαπλές θέσεις. Οι μετρήσεις και οι χρονικές υστερήσεις τους προσθέτουν πολυπλοκότητα και κόστος για την εφαρμογή της πρόβλεψης χωρικής συσχέτισης. Αυτές οι προβλέψεις μπορεί να χρησιμοποιούν είτε φυσικά μοντέλα, τα οποία λαμβάνουν υπόψη τις γεωφυσικές πληροφορίες, ή στατιστικά μοντέλα, τα οποία λαμβάνουν υπόψη στατιστικές χωρικές συσχετίσεις.

4.1.6 Προβλέψεις Περιοχής

Η πρόβλεψη Περιοχής είναι η πρόγνωση ισχύος εξόδου συγκεντρωτικά από μια περιοχή όπου ένας αριθμός ανεμογεννητριών είναι τοποθετημένος. Η περιφερειακή πρόβλεψη είναι επιθυμητή από τον διαχειριστή της αγοράς για να εκτιμηθεί η συνολική παραγωγή αιολικής ενέργειας ανά περιοχή. Αυτή η μέθοδος παρέχει έναν ταχύτερο υπολογισμό του ύψους της αιολικής ενέργειας που προέρχεται κάθε αιολικό πάρκο. Επιπλέον, σε ορισμένες περιπτώσεις μπορεί να είναι πιο ακριβής χάρη στην εξομάλυνση των χωρικών επιδράσεων. Πολλές ενδιαφέρουσες προσεγγίσεις προτείνονται για την πρόβλεψη περιοχής.

Για παράδειγμα στο Previesto χρησιμοποιείται γραμμική κλιμάκωση (linear up-scaling). Η αναλογία μεταξύ των διακυμάνσεων της εξόδου αιολικής ενέργειας ενός μεμονωμένου πάρκου στο χώρο και του συνόλου των πάρκων χρησιμοποιείται για την κλιμάκωση. Αυτή η μέθοδος λειτουργεί πρακτικά στη Γερμανία.

Τα μοντέλα πρόβλεψης περιοχής βασίζονται κυρίως στην κλιμάκωση. Είναι δύσκολη η λήψη μετρήσεων αιολικής ισχύος και αριθμητικών δεδομένων από όλα τα αιολικά πάρκα σε κάθε περιοχή. Συνεπώς, η κλιμάκωση που επιχειρείται για τη βαθμονόμηση των διαθέσιμων on-line μετρήσεων και NWP's για όλη περιοχή. Δεν υπάρχει πολύς προβληματισμός σχετικά με τη χρήση της μεθόδου. Όταν η διείσδυση της αιολικής ενέργειας αυξάνει σημαντικά αυτή είναι η καλύτερη λύση.

4.1.7 Πιθανοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης

Τα μοντέλα πρόβλεψης που έχουν συζητηθεί μέχρι στιγμής παρέχουν σημειακή πρόβλεψη για την αναμενόμενη πολύ την ταχύτητα του ανέμου και την αιολική για έναν αριθμό ωρών στο μέλλον. Είναι σημαντικό να γνωρίζουμε όχι μόνο τις σημειακές προβλέψεις αλλά και την αναμενόμενη αβεβαιότητα. Η γνώση της αβεβαιότητας των προβλέψεων επιτρέπει στο διαχειριστή του συστήματος να αξιολογεί τους κινδύνους. Διαφορετικές προσεγγίσεις μπορούν να βρεθούν στη βιβλιογραφία σχετικά με το ζήτημα της πιθανοτικής πρόβλεψης.

4.1.7.1 Παραμετρικές Μέθοδοι

Αν υπάρχει κάποια υπόθεση σχετικά με τη κατανομή του σφάλματος πρόβλεψης τότε έχουμε είναι μια παραμετρική προσέγγιση. Η λειτουργία των δοκιμαστικών Συναρτήσεων Πυκνότητας Πιθανότητας (Probability Density Function - PDF) χρησιμοποιείται για να διαμορφώσει την PDF των σφαλμάτων πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας. Η κατανομή Cauchy προτείνεται ως μοντέλο για το σφάλμα πρόβλεψης για το μοντέλο επιμονής (persistence). Το σχήμα της κατανομής αλλάζει σημαντικά ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης. Εν γένει υπάρχει περιορισμένη διαθέσιμη βιβλιογραφία για την παραμετρική προσέγγιση, λόγω της αδυναμίας ορισμού της στοχαστικής φύσης της ταχύτητας του ανέμου.

4.1.7.2 Μη-Παραμετρικές Μέθοδοι

Σε αντίθεση με την παραμετρική προσέγγιση, η μη-παραμετρική προσέγγιση δε στηρίζεται σε καμία υπόθεση για την κατανομή. Μία μη-παραμετρική προσέγγιση που βασίζεται στην εκτίμηση της πυκνότητας πυρήνα (kernel density) προτείνεται ώστε να παρέχει την κατανομή της αιολικής ισχύος στο [29]. Η κατανομή της αιολικής ισχύος αποσυντίθεται σε ένα συνεχές τμήμα που αντιστοιχεί σε όλες τις εμφανίσεις της ταχύτητας του ανέμου που έχουν μηδενική παραγωγή και ένα διακριτό τμήμα που αντιστοιχεί στις διακριτές πιθανότητες όλων των τιμών παραγωγής. Η μέθοδος ανταποκρίνεται στο ζητούμενο ενώ είναι σχετικά γρήγορη.

Μη-παραμετρικές προσεγγίσεις χρησιμοποιούνται όταν δεν είναι δυνατόν να διατυπωθεί η κατανομή των σφαλμάτων των προβλέψεων. Αυτή η απαλλαγμένη από κατανομές προσέγγιση είναι ελκυστική. Εκτός από τη στοχαστικότητα της φύσης σε ένα μέρος η ταχύτητα του ανέμου και η πρόβλεψη ισχύος διαφέρουν πολύ ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα και την τοποθεσία. Μη-παραμετρικές προσεγγίσεις μπορούν να εφαρμοστούν στην προκειμένη περίπτωση, και ως εκ τούτου, είναι κατάλληλες για την εκτίμηση της αβεβαιότητας της ταχύτητας του ανέμου και της πρόβλεψης ισχύος.

4.1.7.3 Προβλέψεις Συνόλου

Οι μέθοδοι πρόβλεψης συνόλου έχουν σχεδιαστεί ώστε να επωφελούνται από ένα σύνολο των NWP. Το σύνολο των NWP λαμβάνεται εκτελώντας διαφορετικώς παραμετροποιημένα μοντέλα ή με ελαφρά μεταβολή των αρχικών συνθηκών, προκειμένου να επιτευχθεί μια σειρά από διαφορετικές προβλέψεις. Οι προβλέψεις συνόλου δίνουν μία καλύτερη ιδέα για το τι καιρικά φαινόμενα μπορεί να συμβούν στο μέλλον. Συγκρίνοντας διαφορετικές προβλέψεις αναγνωρίζουμε τις αποκλίσεις ανάμεσα την αναμενόμενες καιρικές συνθήκες και αξιολογούμε την πιθανότητα συγκεκριμένων. Όταν οι προβλέψεις ποικίλλουν έντονα υπάρχει μεγάλη αβεβαιότητα. Ωστόσο, εάν οι προβλέψεις είναι αρκετά όμοιες, τότε μεγαλύτερη σιγουριά μπορεί να πιστωθεί στις προβλέψεις. Οι προβλέψεις συνόλου είναι χρήσιμες τόσο για την ταχύτητα του ανέμου όσο και για την πρόβλεψη ισχύος.

Κατάταξη	Μέθοδος	Σχόλια
Παραμετρικές	Ομοσχεδαστικές χρονοσειρές	Υπόθεση συγκεκριμένης μορφής κατανομής
	Ετεροσχεδαστικές χρονοσειρές	Καλές για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις
	Τεχνητή νοημοσύνη	Χαμηλό κόστος υπολογισμών - Απλοποιημένη εκτίμηση
Μη-Παραμετρικές	Quantile regression	Χωρίς συγκεκριμένη μορφή κατανομής
	Kernel density estimation	Απαίτηση σε πολλά δείγματα
	Προβλέψεις συνόλου	Καλές για μεσοπρόθεσμες προβλέψεις
	Τεχνητή νοημοσύνη	Υψηλό κόστος υπολογισμών - Σύνθετη εκτίμηση

Πίνακας 4.1: Ταξινόμηση πιθανοτικών μεθόδων προβλέψεων

4.1.8 Offshore Προβλέψεις

Στις μέρες μας η υπεράκτια αιολική ενέργεια έχει μεγάλη ανάπτυξη και αναμένεται να εγκατασταθούν περισσότερες υπεράκτιες ανεμογεννήτριες στο μέλλον λόγω των πιο συχνών και ισχυρών ανέμων. Ωστόσο, η υπεράκτια αιολική πρόβλεψη είναι ακόμη στα πρώτα στάδια της ανάπτυξης. Δεν υπάρχουν πολλά διαθέσιμα ειδικά για αυτό το σκοπό έργα στη βιβλιογραφία. Περαιτέρω εξέλιξη στην υπεράκτια πρόβλεψη θα ενισχύσει και το επίπεδο της υπεράκτιας αιολικής διεύθυνσης.

Τα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης έχουν σχεδιαστεί για τις χερσαία αιολικά πάρκα. Για τη φυσική προσέγγιση στην υπεράκτια πρόβλεψη πρέπει να ληφθούν υπόψη τα ειδικά μετεωρολογικά χαρακτηριστικά του οριακού θαλάσσιου ατμοσφαιρικού στρώματος όπως η αστάθεια του στρώματος, η αλληλεπίδραση του ανέμου με τα κύματα κλπ. Από την άλλη, η στατιστική προσέγγιση δεν χρειάζεται να εξετάσει τις ακριβείς συνθήκες ανοιχτής θάλασσας.

4.2 Αξιολόγηση Προβλέψεων

4.2.1 Μοντέλα Αναφοράς

Ένας αριθμός των μοντέλων αναφοράς έχουν καθιερωθεί ως συγκριτικά μοντέλα βάσεως (benchmark). Τα μοντέλα αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον αρχικό έλεγχο της ακρίβειας των νέων μεθόδων για την πρόβλεψη του ανέμου.

4.2.1.1 Μοντέλο Παραμένουσας Τιμής

Το μοντέλο της παραμένουσας τιμής (persistence model) είναι η πιο απλή μέθοδος πρόβλεψης και είναι σύνηθες να χρησιμοποιείται ως μοντέλο αναφοράς. Το μοντέλο υποθέτει ότι την επόμενη χρονική στιγμή, σε ορίζοντα πρόβλεψης h , η τιμή της αιολικής ισχύος θα είναι η ίδια με την παρούσα παρατήρηση (χρονική στιγμή t), δηλαδή ότι $\hat{P}_{t+h|t} = P_t$. Το μοντέλο αυτό συμπεριφέρεται καλά για μικρούς χρονικούς ορίζοντες (επίπεδο λίγων ωρών), όμως δεν είναι αποδεκτή η χρήση του για μεγαλύτερους ορίζοντες. Επειδή, πρόβλεψη για το μέλλον αποτελεί απλώς η προηγούμενη παρατήρηση, χωρίς να υφίσταται κάποια επεξεργασία, το μοντέλο εναλλακτικά αναφέρεται και ως “αφελές” (naïve).

4.2.1.2 Σταθμισμένος Μέσος Όρος

Το μοντέλο της επιμονής αποδίδει σχετικά καλά για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις αλλά δεν είναι λογικό να το χρησιμοποιούμε σε ορίζοντα πέραν των λίγων ωρών. Για αυτή την περίπτωση συνιστάται να παίρνουμε ως αναφορά το σταθμισμένο άθροισμα του μοντέλου επιμονής και του μέσου της χρονοσειράς

$$\hat{P}_{t+h|t} = aP_t + (1 - a)\bar{P} \quad (4.2)$$

όπου P_t είναι η παρατήρηση τη χρονική στιγμή t , \bar{P} είναι ο μέσος όρος και a είναι ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των P_t και P_{t+k}

$$a = \frac{(1/N) \sum_{t=1}^{N-k} \tilde{P}_t \tilde{P}_{t+k}}{(1/N) \sum_{t=1}^{N-k} \tilde{P}_t^2} \quad (4.3)$$

όπου $\tilde{P}_{t+k} = P_t - \bar{P}$

4.2.1.3 Στάθμιση των online ΑΠ

Για πρόβλεψη περιοχής σπάνια είναι διαθέσιμη η συνολική ισχύς. Συνεπώς, για μοντέλο αναφορά χρησιμοποιείται το μοντέλο επιμονής το οποίο προκύπτει από το σταθμισμένο άθροισμα, ανάλογα με την εγκατεστημένη ισχύ, των πιο αντιπροσωπευτικών αιολικών πάρκων τα οποία είναι σε λειτουργία.

4.2.2 Δείκτες Σφάλματος

Για να αξιολογήσουμε την επίδοση του κάθε μοντέλου με όρους ακρίβειας της πρόβλεψης χρησιμοποιούμε δείκτες σφάλματος. Το σφάλμα μίας πρόβλεψης που υπολογίστηκε τη χρονική στιγμή t για h χρονικές μονάδες στο μέλλον ορίζεται ως $e_{t+h|t} = P_{t+h} - F_{t+h|t}$ όπου P είναι το υπό εξέταση μέγεθος και F η πρόβλεψη. Μερικές φορές, ιδίως όταν είναι αναγκαία η σύγκριση σφαλμάτων από διαφορετικές χρονοσειρές, χρησιμοποιούμε το κανονικοποιημένο σφάλμα (normalized or standardized forecast error), το οποίο προκύπτει από τη διαίρεση του σφάλματος ως προς τη μέγιστη τιμή της χρονοσειράς P_{max} ή, ισοδύναμα, εάν το υπό εξέταση μέγεθος είναι η αιολική ισχύς, με τη διαίρεση ως προς την εγκατεστημένη ισχύ (P_{inst}). Επομένως, το κανονικοποιημένο σφάλμα είναι

$$\epsilon_{t+h|t} = \frac{1}{P_{inst}} e_{t+h|t} \quad (4.4)$$

Επειδή, στην παρούσα Εργασία, μάς ενδιαφέρει η μελέτη του κανονικοποιημένου σφάλματος θα δώσουμε τον ορισμό των πιο συνηθισμένων δεικτών για την αξιολόγηση της ποιότητας της μεθόδου πρόβλεψης.

- Κλίση (*Bias*)

$$Bias(h) = Avg(\epsilon_{t+h|t}) = \bar{\epsilon}_h = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \epsilon_{t+h|t}$$

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (*Mean Absolute Error*)

$$MAE(h) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\epsilon_{t+h|t}|$$

- Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (*Mean Square Error*)

$$MSE(h) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\epsilon_{t+h|t})^2$$

- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (*Root Mean Square Error*)

$$RMSE(h) = \sqrt{MSE(h)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\epsilon_{t+h|t})^2}$$

- Τυπική Απόκλιση Σφαλμάτων (*Standard Deviation of Errors*)

$$SDE(h) = Std(\epsilon_{t+h|t}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\epsilon_{t+h|t} - \bar{\epsilon}_h)^2}$$

όπου N είναι το μέγεθος του δείγματος και με $Avg(\cdot)$ και $Std(\cdot)$ συμβολίζουμε τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση, αντίστοιχα.

Να υπογραμμίσουμε ότι για το κανονικοποιημένο σφάλμα, δεν έχει νόημα να γίνεται λόγος για τον, επίσης συνηθισμένο, δείκτη MAPE (Mean Average Percentage Error) καθώς ταυτίζεται, στην παρούσα ανάλυση, με το δείκτη MAE. Ορισμένες φορές στη βιβλιογραφία, βλέπετε [4], ο δείκτης MAPE ορίζεται ως

$$MAPE(h) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{e_{t+h|t}}{P_{t+h}} \right| \quad (4.5)$$

όπου P_t η τιμή ισχύος τη χρονική στιγμή t .

Σύμφωνα με τον ανωτέρω ορισμό, η παρατήρηση κανονικοποιεί το σφάλμα, όμως ο ορισμός αυτός αποδεικνύεται δύσχρηστος διότι οι χρονοσειρές παραγωγής των αιολικών πάρκων περιέχουν μηδενικά, με συνέπεια να προσπίπτουμε πάνω σε απροσδιοριστίες.

Όταν συγκρίνονται διαφορετικά μοντέλα ως προς την επίδοσή τους είναι σημαντικό να ποσοτικοποιείται η βελτίωση του πιο εξελιγμένου μοντέλου ως προς κάποιο απλούστερο, το οποίο ονομάζουμε μοντέλο βάσης (benchmark model) ή μοντέλο αναφοράς (reference model). Η βελτίωση υπολογίζεται από τη σχέση

$$\Delta EC (\%) = 100 \times \frac{EC_{benchmark} - EC_{advanced}}{EC_{benchmark}} \quad (4.6)$$

όπου EC είναι το κριτήριο αξιολόγησης (Evaluation Criteria), δηλαδή κάποιος από τους δείκτες σφάλματος, όπως MAE , $RMSE$, SDE κλπ.

Να σημειώσουμε ότι στην Εργασία θα χρησιμοποιούμε, ως μέτρο σφάλματος, τους δείκτες MAE και $RMSE$, οι οποίοι είναι αρκετά καθιερωμένοι. Ο μεν πρώτος μετράει τις απόλυτες τιμές των σφαλμάτων ενώ ο δεύτερος παρουσιάζει μεγαλύτερη ευαισθησία στα πιο μεγάλα σφάλματα, λόγω του τετραγωνικού παράγοντα. Ως εκ τούτου, η βελτίωση, σε όρους των συγκεκριμένων δεικτών, θα αναφέρεται, αντιστοίχως, ως ΔMAE και $\Delta RMSE$ ή, πιο απλά, ως Imp (Improvement).

4.2.3 Ακρίβεια Προβλέψεων

Για να αξιολογήσουμε σωστά μία μέθοδο πρόβλεψης πρέπει να λάβουμε υπόψη τα συμφραζόμενα μέσα στα οποία εντάσσεται.

4.2.3.1 Ακρίβεια στον ορίζοντα πρόβλεψης

Η ακρίβεια των προβλέψεων μειώνεται όσο ο ορίζοντας πρόβλεψης μακραίνει. Το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE) των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων τυπικά βρίσκεται μέσα στο διάστημα 5-15 % και αυξάνει όσο προχωράμε πιο μπροστά στο μέλλον. Για ορίζοντα 1-2 ημερών κυμαίνεται στο διάστημα 13-21 % ενώ για ορίζοντα 3 ημερών ανεβαίνει στο επίπεδο 20-25 %.

4.2.3.2 Ακρίβεια ανάλογα με την πολυπλοκότητα τοποθεσίας

Το Κανονικοποιημένο Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Normalized MAE) είναι μικρότερο σε επίπεδα εδάφη με χαμηλή ορογραφική πολυπλοκότητα ενώ είναι

μεγαλύτερο σε μέρη με σύνθετη πολυπλοκότητα. Ελαφρώς αυξημένος εμφανίζεται ο δείκτης στις offshore εγκαταστάσεις.

4.2.3.3 Ακρίβεια ανάλογα με την εποχή

Κάποιες έρευνες υποδεικνύουν ότι μικρότερα σφάλματα παρατηρούνται το χειμώνα σε σχέση με το καλοκαίρι χάρη στα υψηλότερα επίπεδα ταχυτήτων ανέμου και εξαιτίας των ασταθών καλοκαιρινών ανέμων, ειδικότερα σε συστήματα χαμηλής πίεσης με μέτωπα ανέμων που κινούνται γρήγορα.

4.2.3.4 Ακρίβεια ανάλογα με την κατάσταση του καιρού

Υπάρχουν μερικές ενδείξεις ότι το σφάλμα αυξάνει σε πιο ασταθείς καιρικές συνθήκες. Στο [30], το σφάλμα πρόβλεψης, συγκρινόμενο με το Μετεωρολογικό Δείκτη Κινδύνου (Meteorological Risk Index - MRI), αυξάνει περίπου γραμμικά. Επίσης, το σφάλμα εμφανίζεται υψηλότερο σε χαμηλές πιέσεις από ό,τι σε υψηλές.

4.3 Βελτίωση Προβλέψεων

Συνεχής είναι η ανάπτυξη των μεθόδων πρόβλεψης στα πεδία μείωσης του σφάλματος, στη μελέτη χωρικής συσχέτισης, στην περιφερειακή πρόβλεψη, στην πιθανοτική πρόβλεψη και στην υπεράκτια πρόβλεψη. Σε αυτή την παράγραφο θα δούμε μερικούς από τους τρόπους βελτίωσης.

4.3.1 Φίλτρο Kalman

Η ακρίβεια των NWP's έχει σημαντική επίδραση στην πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου και της αιολικής ισχύος. Συνεπώς, ελαττώνοντας την αβεβαιότητα των NWP's οδηγούμαστε σε αισθητές βελτιώσεις. Για την ακρίβεια των NWP's μπορούμε να εφαρμόσουμε αλγόριθμο φιλτραρίσματος Kalman για την απομάκρυνση του συστηματικού σφάλματος. Αυτός ο αλγόριθμος δίνει βέλτιστα στατιστικά εκτίμηση αναδρομικά συνδυάζονται πρόσφατες σταθμισμένες παρατηρήσεις που ελαχιστοποιούν τις προκαταλήψεις (biases).

4.3.2 Βέλτιστοι Συνδυασμοί

Ο συνδυασμός διαφορετικών NWP's ή μοντέλων αντλεί τα πλεονεκτήματα κάθε μεθόδου. Ο συνδυασμός μπορεί να ενισχύσει την ακρίβεια και να ελαττώσει τον κίνδυνο από ακραία γεγονότα. Ο βέλτιστος συνδυασμός θα μπορούσε να βρεθεί δοκιμάζοντας τα πιο κατάλληλα μοντέλα ανάλογα με τις επικρατούσες καιρικές συνθήκες. Για αυτές τις αποφάσεις χρησιμεύει και η μηχανική μάθηση.

4.3.3 Επίδραση Χωρικής Εξομάλυνσης

Κάτω από πραγματικές συνθήκες λειτουργίας ο διαχειριστής του συστήματος χρειάζεται περιφερειακές προβλέψεις για να μπορεί να εκτιμήσει τη συνολική αιολική παραγωγή. Οι διακυμάνσεις των συνδυασμένων εξόδων των κατανεμημένων αιολικών πάρκων αποσβένονται, κάτι που δε θα συνέβαινε αν αθροίζαμε μία μία τις τοπικές προβλέψεις.

4.3.4 Στατιστική Αποκλιμάκωση

Οι Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού (NWP) είναι κύριες εισόδοι στα μοντέλα προβλέψεων. Οι NWP είναι διαθέσιμες για σημεία του πλέγματος (grid) οι αποστάσεις των οποίων αναλογούν σε περιοχές μεγαλύτερες από όσο είναι τα πάρκα. Συνεπώς μία εκτίμηση του ανέμου ακριβώς στην περιοχή ενός πάρκου μπορεί να δώσει μία καλύτερη πρόβλεψη αν δοθεί ως είσοδος σε ένα μοντέλο. Η κεντρική ιδέα της στατιστικής αποκλιμάκωσης είναι η εφαρμογή υπολογισμών μεγαλύτερης ανάλυσης (resolution) εισάγοντας πιο λεπτομερείς φυσικές περιγραφές των τοπικών συνθηκών.

4.3.5 Επιλογή Παραμέτρων Εισόδου

Η σωστή επιλογή παραμέτρων εισόδου για ένα μοντέλο είναι κρίσιμη για την απόδοση των προβλέψεων. Διάφορες παράμετροι εισόδου μελετώνται στη βιβλιογραφία. Αυτές περιλαμβάνουν διάφορες μετεωρολογικές παραμέτρους που θεωρείται ότι βελτιώνουν την πρόβλεψη όπως η κατεύθυνση του ανέμου. Σε ορισμένες περιπτώσεις είναι καλύτερο να χρησιμοποιείται το διάνυσμα ταχύτητας και κατεύθυνσης. Επίσης, μπορεί να χρησιμοποιηθούν η πίεση και η θερμοκρασία. Επιπλέον, υπάρχει η δυνατότητα να χρησιμοποιηθούν μετασχηματισμένα δεδομένα αντί των φυσικών. Κάποιες τεχνικές μετασχηματισμού είναι wavelet decomposition, empirical mode decomposition και μετασχηματισμός στο πεδίο συχνότητων.

4.3.6 Μοντελοποίηση Καμπύλης Ισχύος

Κατά τη μετατροπή της ταχύτητας του ανέμου σε παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, ανακρίβειες στη μη-γραμμική σχέση οδηγούν σε περαιτέρω λάθη. Η αιολική ισχύς και η ταχύτητα του ανέμου συνδέονται μέσω της γνωστής κυβικής σχέσης $\frac{1}{2}\rho A v_w^3$. Έτσι, μικρές διακυμάνσεις στο αποτέλεσμα της ταχύτητας του ανέμου συνεπάγονται πολύ μεγαλύτερες αποκλίσεις στην αιολική ενέργεια. Η χρήση των πιστοποιημένων καμπυλών ισχύος δεν εγγυάται την ακρίβεια των μετατροπών. Μία ακριβής σχέση μεταξύ της ταχύτητας του ανέμου και της ισχύος είναι ικανή να ελαχιστοποιήσει τα σφάλματα κατά τη μετατροπή της ταχύτητας ανέμου σε πρόβλεψη αιολικής ενέργειας.

Το συμβατικό μοντέλο καμπύλης αιολικής ενέργειας μπορεί να επεκταθεί σε ένα μοντέλο αιολικού πάρκου με την προσθήκη της εξάρτησης από την κατεύθυνση του ανέμου παράλληλα με την εξάρτηση από την ταχύτητα. Αυτές

οι δύο διαστάσεις στο μοντέλο καμπύλης ισχύος μπορεί παράσχει πιο ακριβείς σχέσεις μεταξύ ανέμου και ισχύος.

Στατιστικές τεχνικές αντί της καμπύλης ισχύος μπορούν να χρησιμοποιηθεί για να περιγράψουν τη μη-γραμμική σχέση μεταξύ της ταχύτητας του ανέμου και της αιολικής ενέργειας. Για αυτό το σκοπό η πολυωνυμική παλινδρόμηση μπορεί να εκτιμήσει την αιολική παραγωγή με τη χρήση των ερμηνευτικών μεταβλητών όπως η ταχύτητα του ανέμου, κατεύθυνση, κλπ. Μερικές φορές, πιο προηγμένες στατιστικές προσεγγίσεις (NN, Ασαφής Λογική, κ.ά.) επιστρατεύονται για την εκτίμηση της εξόδου του συστήματος σε ισχύ από διάφορες εισόδους. Ωστόσο, μια τέτοια σχέση δεν χρειάζεται να περιγραφεί όταν η ισχύς του ανέμου προβλέπεται απευθείας από τα δεδομένα εισόδου.

4.3.7 Παράμετροι Πρόβλεψης

Μία από τις πιο σημαντικές αποφάσεις σε ένα σύστημα αιολικής ενέργειας είναι η επιλογή παραμέτρων που έχουν συμμετοχή στην πρόβλεψη. Αυτός που εκπονεί την πρόβλεψη μπορεί να επιλέξει μόνο την ταχύτητα του ανέμου ή την ταχύτητα του ανέμου και την κατεύθυνση. Εφόσον έχει τις NWP, οι πληροφορίες πρόβλεψης του ανέμου μετατρέπονται σε παραγωγή αιολικής ενέργειας. Εναλλακτικά μπορεί να προβλέψει την παραγωγή αιολικής ενέργειας άμεσα. Ο ρόλος του ανθρώπου είναι να παρεμβαίνει κριτικά ακόμα και στα αυτόματα συστήματα.

4.4 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

- Περαιτέρω βελτιώσεις σε φυσικές και στατιστικές μεθόδους και συνδυασμοί προσεγγίσεων
- Επέκταση προβλέψεων στο μέλλον για μακροπρόθεσμο προγραμματισμό
- Περιφερειακή πρόβλεψη για μελέτες νέων εγκαταστάσεων με σωστή αξιολόγηση των επιπτώσεων στις υφιστάμενες και στην αξιοπιστία του συστήματος
- Προβλέψεις συνόλου ανά περιοχή για διαχείριση αιολικής ενέργειας σε επίπεδο συστήματος. Έγκαιρη πρόγνωση ακραίων συμβάντων για διαχείριση ισοζυγίου ενέργειας
- Πιθανοτική πρόβλεψη που θα μπορεί να εκτιμήσει με ακρίβεια στην κατανομή των σφαλμάτων θα έδινε την ευκαιρία για μείωση του μεγέθους της εφεδρείας που λειτουργεί για εξισορρόπηση των αποκλίσεων στην ενέργεια
- Ανάπτυξη προβλέψεων με ενσωμάτωση ποικιλίας NWP
- Ανάπτυξη εξειδικευμένων μοντέλων για offshore
- Νέες προσεγγίσεις για περιοχές με σύνθετο ανάγλυφο. Ενσωμάτωση πιο αναλυτικών χαρτών

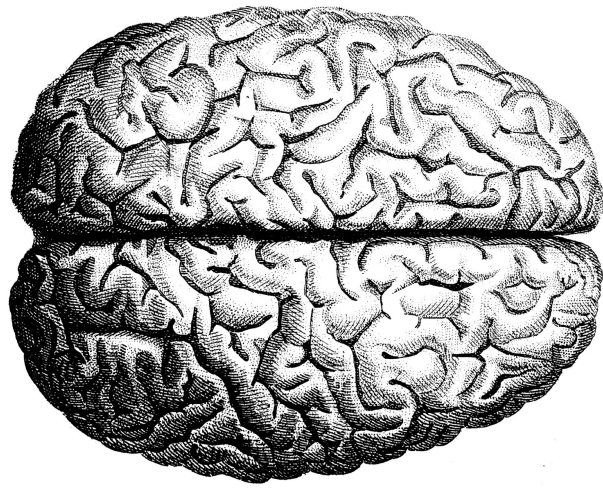
- Ρύθμιση των μοντέλων NWP για πρόβλεψη ταχύτητας ανέμου στο ύψος του ομφαλού των Α/Γ. Συμμετοχή και άλλων καιρικών μεταβλητών όπως ατμοσφαιρική πίεση, θερμοκρασία και άλλες παράμετροι
- Προσθήκη online δεδομένων για προβλέψεις σε πολύ μικρό χρονικό ορίζοντα
- Έρευνα σε αυτόματα μοντέλα προσαρμογής και εκτίμησης παραμέτρων
- Χωροχρονική μελέτη σε υψηλότερη ανάλυση με εκτίμηση τοπικών φαινομένων
- Πρόγνωση ειδικών γεγονότων για καλύτερη προστασία του ΣΗΕ

4.5 Περισσότερα

[4], [7], [12] - [30]

Κεφάλαιο 5

Multilayer Perceptrons



Νευρωνικά Δίκτυα

5.1 Νευρωνικά Δίκτυα

Ένα (Τεχνητό) Νευρωνικό Δίκτυο (Artificial Neural Network - ANN) είναι ένα σύστημα επεξεργασίας της πληροφορίας το οποίο μιμείται τον τρόπο λειτουργίας των βιολογικών νευρικών συστημάτων, όπως, παραδείγματος χάριν, του εγκεφάλου. Το ουσιώδες μέρος αυτού του συστήματος είναι η πρωτοποριακή δομή ενός μεγάλου αριθμού ισχυρά διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας (νευρώνες) τα οποία συνεργάζονται για την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων. Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν, όπως και οι άνθρωποι, ακολουθώντας παραδείγματα, δηλαδή ρυθμίζονται για διάφορες εφαρμογές (π.χ. αναγνώριση προτύπων, ταξινόμηση δεδομένων, εξαγωγή προβλέψεων κ.α.) μέσω μίας διαδικασίας μάθησης. Η μάθηση σε κάθε βιολογικό σύστημα, επομένως και στα νευρωνικά δίκτυα, συνίσταται στην αναπροσαρμογή των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων.

5.2 Πολυεπίπεδοι Νευρώνες (Multilayer Perceptrons)

Ένα δίκτυο MLP είναι ένα δίκτυο που αποτελείται από απλούς νευρώνες (perceptrons). Η σύλληψη της ιδέας ενός απλού νευρώνα έγινε από τον Rosenblatt το 1958. Ο νευρώνας υπολογίζει μία μοναδική έξοδο από πολλαπλές πραγματικές ($\in \mathbb{R}$) εισόδους κάνοντας έναν σταθμισμένο γραμμικό συνδυασμό των εισόδων με κατάλληλα βάρη και, πιθανώς, στη συνέχεια περνώντας αυτόν τον συνδυασμό από μία μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Η μαθηματική έκφραση είναι:

$$y = \varphi\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) = \varphi(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \quad (5.1)$$

όπου \mathbf{x} είναι το διάνυσμα των εισόδων, \mathbf{w} είναι το διάνυσμα των βαρών, b είναι η προκατάληψη και φ η συνάρτηση ενεργοποίησης.

Η αρχική ιδέα του Rosenblatt για τη συνάρτηση ενεργοποίησης φ ήταν η χρήση της βηματικής συναρτήσεως Heaviside. Σήμερα, και ειδικά στους πολυεπίπεδους νευρώνες, ως συνάρτηση ενεργοποίησης συχνά επιλέγεται η λογιστική σιγμοειδής συνάρτηση $\frac{1}{1+e^{-x}}$. Η ανωτέρω συνάρτηση είναι βολική από μαθηματική άποψη διότι συμπεριφέρεται σχεδόν γραμμικά κοντά στο προσδιοριστικό σημείο ενεργοποίησης ενώ φθίνει γρήγορα όταν απομακρυνόμαστε από το σημείο αυτό. Αυτή η συμπεριφορά επιτρέπει στο δίκτυο MLP να προσομοιώνει καλά τόσο ισχυρά μη γραμμικές όσο και ασθενώς μη γραμμικές απεικονίσεις.

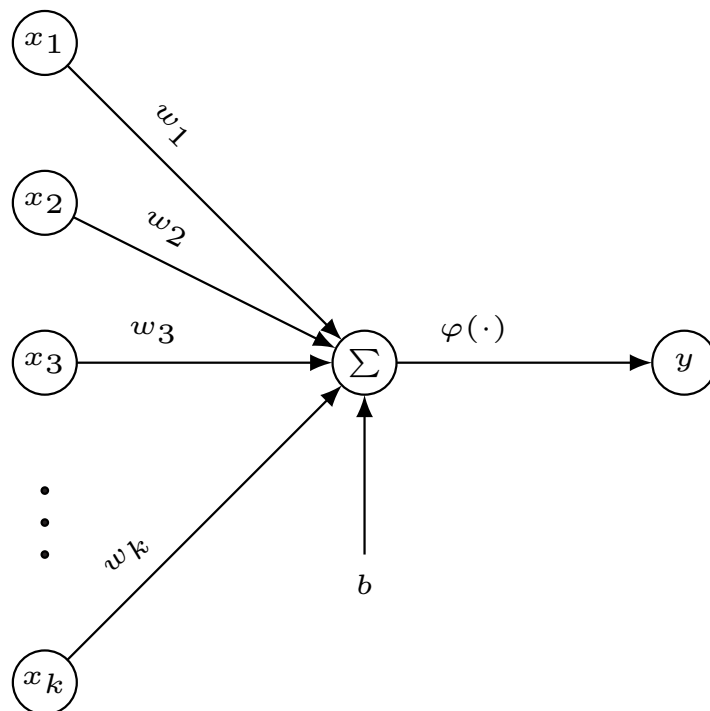
Ένας μοναχικός (single) νευρώνας δεν είναι πολύ χρήσιμος εξαιτίας της περιορισμένης ικανότητας απεικόνισεως. Ο νευρώνας, ωστόσο, χρησιμεύει ως το δομικό στοιχείο μίας μεγαλύτερης και πολύ πιο λειτουργικής δομής. Ένα τυπικό δίκτυο πολυεπίπεδων νευρώνων (MLP) αποτελείται από ένα σύνολο κόμβων εισόδου που συνιστούν το επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα, στους κόμβους των οποίων γίνονται οι υπολογισμοί, και ένα σύνολο

κόμβων εξόδου οι οποίοι αποτελούν το επίπεδο εξόδου. Τα σήματα εισόδου διαδίδονται μέσα στα δίκτυο περνώντας από επίπεδο σε επίπεδο.

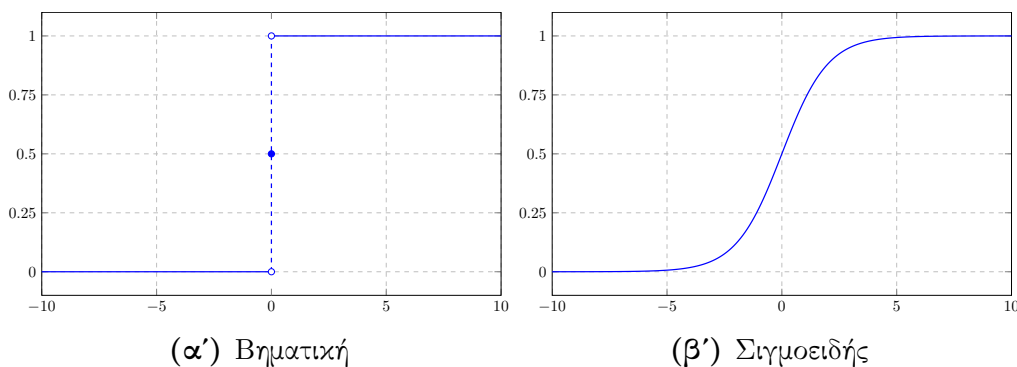
Οι υπολογισμοί που εκτελούνται από ένα τέτοιο δίκτυο μεταδράσεως (feed-forward network) με μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης αλλά με γραμμική συνάρτηση εξόδου έχει την εξής μαθηματική έκφραση

$$\mathbf{x} = \mathbf{f}(\mathbf{s}) = \mathbf{B}\varphi(\mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{a}) + \mathbf{b} \quad (5.2)$$

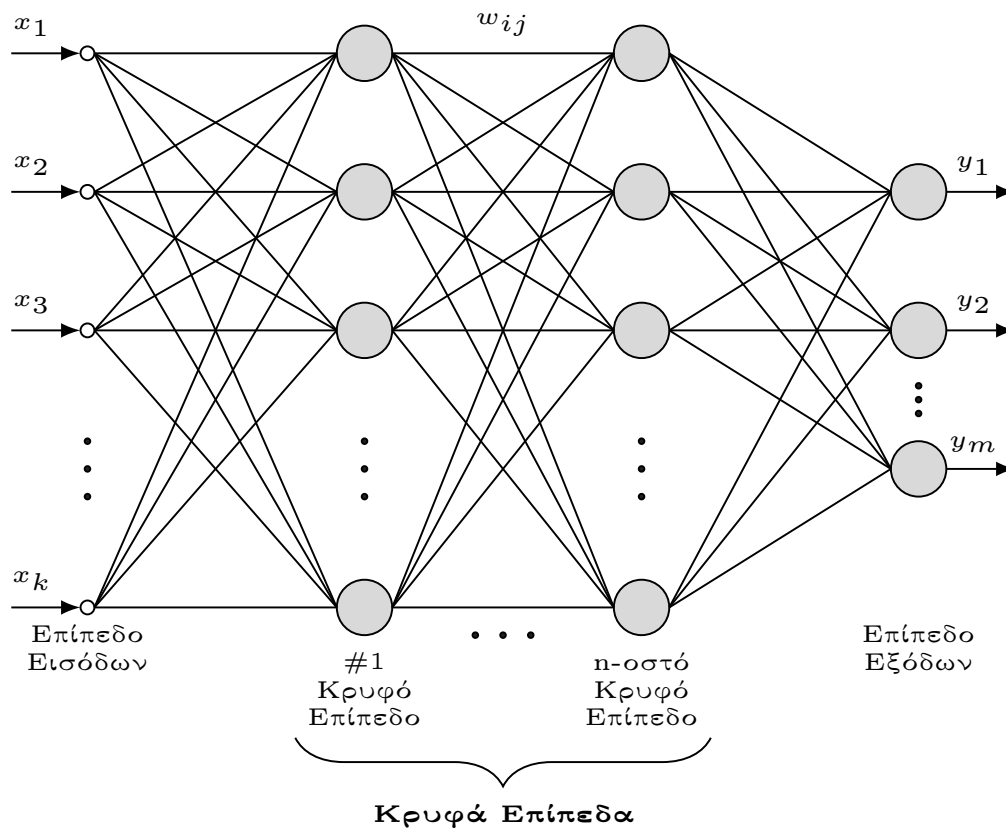
όπου \mathbf{s} είναι το διάνυσμα εισόδων και \mathbf{x} είναι το διάνυσμα εξόδων. Ο \mathbf{A} είναι ο πίνακας των συντελεστών βαρύτητας του πρώτου επιπέδου, \mathbf{a} είναι το διάνυσμα προκατάληψης του πρώτου επιπέδου. Τα \mathbf{B} και \mathbf{b} είναι, αντιστοίχως, ο πίνακας βαρών και το διάνυσμα προκατάληψης του δεύτερου επιπέδου. Η συνάρτηση φ συμβολίζει τη μη γραμμικότητα ως προς τα στοιχεία. Η γενίκευση του της εξίσωσης σε περισσότερα επίπεδα είναι προφανής.



Νευρώνας

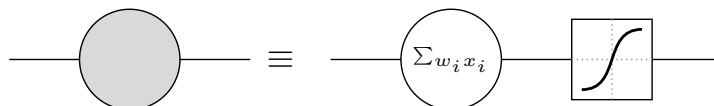


Σχήμα 5.1: Συναρτήσεις ενεργοποίησης



Σχήμα 5.2: Νευρωνικό Δίκτυο

όπου



Ενώ ένα μονοεπίπεδο δίκτυο που αποτελείται από παράλληλους νευρώνες είναι αρκετά περιορισμένο όσον αφορά της απεικονίσεις που μπορεί να αναπαραστήσει η δύναμη ενός πολυεπίπεδου δικτύου, με έστω μόνο ένα κρυφό επίπεδο, είναι εκπληκτικά μεγάλη. Τέτοια δίκτυα είναι ικανά να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ με οποιαδήποτε δεδομένη ακρίβεια, εφόσον διαθέτουν επαρκές πλήθος κρυμμένων επιπέδων.

Τα MLP δίκτυα τυπικά χρησιμοποιούνται σε προβλήματα εποπτευόμενης μάθησης (supervised learning). Αυτό σημαίνει ότι υπάρχει ένα σύνολο εκπαίδευσης από ζεύγη εισόδων-εξόδων και το δίκτυο πρέπει να “μάθει” να μοντελοποιεί την εξάρτηση μεταξύ αυτών. Η εκπαίδευση είναι η προσαρμογή όλων των βαρών και των προκαταλήψεων (\mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{a} και \mathbf{b}) στις βέλτιστες τιμές τους για τα δεδομένα ζεύγη $(\mathbf{s}(t), \mathbf{x}(t))$. Το κριτήριο που ικανοποιείται τυπικά είναι η ελαχιστοποίηση κάποιας συναρτήσεως κόστους η οποία συνήθως είναι το τετραγωνικό σφάλμα $\sum_t \|\mathbf{f}(\mathbf{s}(t)) - \mathbf{x}(t)\|^2$.

Τα προβλήματα εποπτευόμενης μάθησης μπορούν να επιλυθούν με τη χρήση του αλγορίθμου backpropagation. Ο αλγόριθμος αποτελείται από 2 βήματα.

Στο πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass) οι προβλεπόμενες έξοδοι που αποκρινόμενες στις δοσμένες εισόδους εκτιμώνται σύμφωνα με την Εξίσωση (5.2). Στο πέρασμα προς τα πίσω (backward pass) οι μερικές παράγωγοι της συνάρτησης κόστους ως προς τις διάφορες παραμέτρους διαδίδονται όπισθεν μέσα στα δίκτυο. Η διαδικασία αυτή γίνεται στα πλαίσια του κανόνα της αλυσίδας για την παραγωγή. Τα βάρη αναπροσαρμόζονται με εφαρμογή αλγορίθμου βελτιστοποίησης κλίσεως (gradient-based algorithm). Η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να φτάσουμε στην επιθυμητή σύγκλιση.

Ένα MLP δίκτυο μπορεί, επίσης, να χρησιμοποιηθεί για μη-επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιώντας τη λεγόμενη αυτο-συσχετιστική (auto-associative) δομή. Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση είναι υπολογιστικά πολύ ενταντική. Το δίκτυο πρέπει να έχει τουλάχιστον 3 κρυφά επίπεδα για να έχουμε μία σχετικά επαρκή αναπαράσταση και η εκπαίδευση ενός τέτοιου δικτύου είναι μία χρονοβόρος διαδικασία.

5.2.1 Δυσκολίες

Η μη-γραμμικότητα και η σύνθετη διασύνδεση του δικτύου καθιστούν δύσκολη τη θεωρητική ανάλυση ενός νευρωνικού δικτύου MLP. Επιπλέον, εξαιτίας των πολλών επιπέδων, χρειάζεται μεγάλη προσπάθεια για την οπτική απεικόνιση της διαδικασίας μάθησης.

5.3 Διαδικασίες Μάθησης

5.3.1 Ομαδική μάθηση (Batch learning)

Η ομαδική μάθηση είναι ένας αλγόριθμος εποπτευόμενης μάθησης ο οποίος εκτελείται μόλις παρουσιαστούν N παραδείγματα στα δείγματα εκπαίδευσης. Προσαρμογές στα βάρη πραγματοποιούνται στη βάση του από σύνολο σε σύνολο. Με τη μέθοδο της καθόδου κλίσεως επιτυγχάνεται ακριβής εκτίμηση και παραλληλοποίηση της διαδικασίας μάθησης όμως αυξάνονται οι απαιτήσεις σε αποθήκευση δεδομένων. Από στατιστική σκοπιά η ομαδική μάθηση μπορεί να θεωρηθεί ως μία στατιστική συμπερασματολογία που χρησιμεύει στη λύση των μη-γραμμικών προβλημάτων παλινδρόμησης.

5.3.2 Συνεχής μάθηση (Online learning)

Η συνεχής μάθηση είναι μία εποπτευόμενη διαδικασία μάθησης στην οποία τα συνδετικά βάρη ενός δικτύου MLP προσαρμόζονται από παράδειγμα σε παράδειγμα. Σε αυτή την περίπτωση, η συνάρτηση κόστους προς ελαχιστοποίηση εκφράζει το συνολικό στιγμιαίο σφάλμα, όμως αυτός ο αλγόριθμος δε συνίσταται για παραλληλοποίηση της διαδικασίας μάθησης. Εναλλακτικά η συνεχής μάθηση καλείται και στοχαστική μέθοδος. Η στοχαστικότητα αυτού του τύπου μειώνει την πιθανότητα εγκλωβισμού σε ένα τοπικό ελάχιστο και η διαδικασία απαιτεί λιγότερο χώρο αποθήκευσης σε σύγκριση με την ομαδική μάθηση. Είναι πιο ευέλικτη στην ανίχνευση μικρών σφαλμάτων στα δεδομένα

εκπαιδύσεως, είναι εύκολη στην υλοποίηση και δίνει αποτελεσματικές λύσεις σε δύσκολα, μεγάλης κλίμακας προβλήματα ταξινόμησης.

5.4 Εκπαίδευση Backpropagation

Ο όρος Backpropagation είναι μία συντόμευση του “**backward propagation of errors**” και η μέθοδος που ο όρος χαρακτηρίζει, χρησιμοποιούμενη σε συνδυασμό και κάποια μέθοδο βελτιστοποίησης (π.χ. gradient descent), αποτελεί μία συνήθη μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων. Η μέθοδος υπολογίζει την κλίση μίας συνάρτησης κόστους ως προς τους συντελεστές βαρύτητας του δικτύου. Η κλίση παραχωρείται στη διαδικασία βελτιστοποίησης η οποία, με τη σειρά της, ενημερώνει τα βάρη σε μία προσπάθεια ελαχιστοποίησης της συναρτήσεως κόστους.

Η backpropagation απαιτεί μία γνωστή, επιθυμητή έξοδο για κάθε τιμή εισόδου με σκοπό να υπολογίσει την κλίση της συναρτήσεως κόστους. Συνεπώς, θεωρείται μία *εποπτευόμενη* διαδικασία μάθησης. Είναι μία γενίκευση του Κανόνα Δέλτα (Delta rule) σε πολυ-επίπεδα feedforward δίκτυα, υλοποιήσιμη από τον κανόνα αλυσίδας στον επαναληπτικό υπολογισμό των κλίσεων κάθε επιπέδου. Η εκπαίδευση απαιτεί τη συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται από τους τεχνητούς νευρώνες να είναι διαφορίσιμη.

Ο στόχος κάθε εποπτευόμενης διαδικασίας μάθησης είναι η εύρεση μίας συνάρτησης που απεικονίζει με τον καλύτερο τρόπο ένα σύνολο εισόδων στις σωστές εξόδους. Ένα παράδειγμα είναι η ταξινόμηση. Μερικά πρότυπα εισόδου και εξόδου μπορούν εύκολα να μάθει από μονού-επιπέδου νευρωνικά δίκτυα (π.χ. perceptrons). Ωστόσο, αυτά τα perceptrons δε μπορούν να μάθουν μερικά σχετικά απλά πρότυπα, όπως εκείνα που δεν είναι γραμμικώς διαχωρίσιμα. Ένα πολυ-επίπεδο δίκτυο ξεπερνά αυτούς τους περιορισμούς καθώς μπορεί να δημιουργήσει εσωτερικές αναπαραστάσεις και να αποκτήσει ποικίλα χαρακτηριστικά μάθησης σε κάθε επίπεδο. Ο στόχος και το κίνητρο για την ανάπτυξη του αλγορίθμου backpropagation είναι η εκπαίδευση ενός πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου έτσι ώστε να μπορεί να μάθει τις κατάλληλες εσωτερικές αναπαραστάσεις και να μπορέσει να αποδώσει οποιαδήποτε αυθαίρετη χαρτογράφηση είσοδο στην έξοδο.

Ο αλγόριθμος διαχωρίζεται σε δύο φάσεις:

Φάση προς-τα-εμπρός

Σε αυτή τη φάση τα συνδετικά βάρη του δικτύου είναι σταθερά και το σήμα εισόδου μεταδίδεται μέσω του δικτύου (από στρώμα σε στρώμα) μέχρι να φτάσει την έξοδο

Φάση αναστροφής

Στην πίσω φάση, ένα σήμα σφάλματος παράγεται συγκρίνοντας την έξοδο του δικτύου με μία επιθυμητή απόκριση. Το προκύπτον σήμα σφάλματος διαδίδεται μέσω του δικτύου (από στρώμα σε στρώμα), αλλά η διάδοση γίνεται σε κατεύθυνση προς τα πίσω. Σε αυτή τη φάση τα βάρη του δικτύου προσαρμόζονται

διαδοχικά.

Εφαρμόζοντας τους κανόνες παραγωγισής που εξηγούμε στο Παράρτημα Α, η ανανέωση των βαρών δίνεται από τη γενική σχέση

$$\Delta w_{ij} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (5.3)$$

όπου w_{ij} τα βάρη, α η παράμετρος μάθησης (συνήθως $0,2 < \alpha < 0,8$) και E η συνάρτηση κόστους

5.4.1 Περιορισμοί

Μπορεί να συμβεί η μέθοδος να συγκλίνει σε ένα τοπικό ελάχιστο. Η στρατηγική της κλίσεως καθόδου εγγυάται το σωστό αποτέλεσμα αν υπάρχει μοναδικό ελάχιστο. Ωστόσο, συχνά η επιφάνειες έχουν πολλά τοπικά ακρότατα. Εάν το αρχικό σημείο της κλίσεως καθόδου βρίσκεται μεταξύ ενός τοπικού μεγίστου και ενός τοπικού ελαχίστου, τότε ακολουθώντας την κατεύθυνση με την πιο αρνητική κλίση θα καταλήξουμε σε ένα τοπικό ελάχιστο. Επιπλέον, η σύγκλιση της εκμάθησης backpropagation είναι πολύ αργή και μη εγγυημένη. Τέλος, αν και η εκμάθηση δεν απαιτεί κανονικοποίηση του διανύσματος εισόδων, αυτή θα μπορούσε να βελτιώσει την απόδοση.

5.5 Εφαρμογές

Τα MLPs που χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης (backpropagation) είναι το καθιερωμένο υπόδειγμα για κάθε εποπτευόμενη διαδικασία αναγνώρισης προτύπων και το αντικείμενο της εν εξελίξει έρευνας σε θέματα υπολογιστικής νευροεπιστήμης και παράλληλα κατανεμημένης επεξεργασίας. Είναι χρήσιμα για την έρευνα χάρη στην ικανότητά τους να επιλύουν προβλήματα στοχαστικά, η οποία επιτρέπει την προσέγγιση σε λύσεις για εξαιρετικά σύνθετα προβλήματα, όπως τα προβλήματα προσαρμογής.

Τα MLPs ήταν μια δημοφιλής λύση σε προβλήματα μηχανικής μάθησης στη δεκαετία του 1980 με εφαρμογές σε διάφορους τομείς, όπως η αναγνώριση ομιλίας, η αναγνώριση εικόνας και τα λογισμικά αυτόματης μετάφρασης. Πιο πρόσφατα, έχει υπάρξει κάποια ανανέωση του ενδιαφέροντος για τα δίκτυα ανάστροφης διάδοσης λόγω των επιτυχιών της βαθιάς μάθησης (deep learning).

Άλλες εφαρμογές των MLPs βρίσκονται στην ιατρική (π.χ. καρδιαγγειακό σύστημα, νευρολογία, ψυχολογία, εμφυτεύματα) και στην επιχειρηματικότητα (π.χ. πρόβλεψη πωλήσεων, στρατηγική marketing, έρευνα πελατών, χρηματοοικονομικά κ.ά.)

5.6 Αλγόριθμος Levenberg–Marquardt

Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt - LM είναι μία επαναληπτική τεχνική η οποία εντοπίζει το ελάχιστο μίας πραγματικής συνάρτησης πολλών μεταβλητών που έχει τη μορφή του αθροίσματος τετραγώνων κάποιων μη γραμμικών πραγματικών συναρτήσεων. Ο αλγόριθμος αυτός έχει καθιερωθεί για την επίλυση προβλημάτων ελαχιστοποίησης τετραγώνων σε ευρύ φάσμα εφαρμογών. Ο LM είναι ένας συνδυασμός της μεθόδου gradient descent και της μεθόδου Gauss-Newton. Όταν η τρέχουσα λύση είναι μακριά από τη σωστή ο αλγόριθμος συμπεριφέρεται όπως η μέθοδος απομείωσης της κλίσης (gradient descent) δηλαδή είναι αργός αλλά είναι σίγουρο ότι συγκλίνει. Όταν η λύση είναι κοντά στη σωστή ο αλγόριθμος συμπεριφέρεται όπως ο αλγόριθμος Gauss-Newton.

Ο LM είναι ένας πολύ δημοφιλής αλγόριθμος προσέγγισης καμπύλης (curve-fitting) που χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές λογισμικού για την επίλυση προβλημάτων. Ωστόσο, όπως και για πολλούς αλγορίθμους προσαρμογής, ο LM βρίσκει μόνο ένα τοπικό ελάχιστο, το οποίο δεν είναι κατ' ανάγκη το ολικό ελάχιστο.

Η κύρια εφαρμογή του αλγορίθμου Levenberg-Marquardt είναι το πρόβλημα προσέγγισης καμπύλης με ελάχιστα τετράγωνα: με δεδομένο ένα σετ από m ζεύγη ανεξάρτητης - εξαρτημένης μεταβλητής (x_i, y_i) να βρεθεί η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου β του μοντέλου $f(x, \beta)$ έτσι ώστε το άθροισμα των τετραγώνων των αποκλίσεων

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta)]^2 \quad (5.4)$$

να γίνεται ελάχιστο.

Όπως κάθε αλγόριθμος ελαχιστοποίησης, ο LM είναι μία επαναληπτική διαδικασία. Για να εκκινήσει μία ελαχιστοποίηση χρειάζεται μία αρχική τιμή για το παραμετρικό διάνυσμα β . Σε περιπτώσεις με μοναδικό ελάχιστο η κλασική επιλογή είναι το ομοιόμορφο μοναδιαίο διάνυσμα $\beta^T = (1, 1, \dots, 1)$ ενώ σε περιπτώσεις με περισσότερα ελάχιστα ο αλγόριθμος συγκλίνει στο ολικό ελάχιστο μόνο αν η αρχική τιμή βρίσκεται κοντά στην τελική λύση.

Σε κάθε επανάληψη το παραμετρικό διάνυσμα β αντικαθίσταται από μία νέα εκτίμηση $\beta + \delta$. Για να καθοριστεί το δ η συνάρτηση $f(x_i, \beta + \delta)$ προσεγγίζεται από τη γραμμική εκτίμηση

$$f(x_i, \beta + \delta) \approx f(x_i, \beta) + J_i \delta \quad (5.5)$$

όπου

$$J_i = \frac{\partial f(x_i, \beta)}{\partial \beta} \quad (5.6)$$

είναι η κλίση της f ως προς το β .

Στο ελάχιστο του αθροίσματος τετραγώνων η κλίση της S ως προς δ πρέπει να μηδενίζεται. Η παραπάνω προσέγγιση πρώτης τάξεως δίνει

$$S(\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\delta}) \approx \sum_{i=1}^m (y_i - f(x_i, \boldsymbol{\beta}) - J_i \boldsymbol{\delta})^2 \quad (5.7)$$

Υπολογίζοντας την παράγωγο ως προς $\boldsymbol{\beta}$ και εξισώνοντας με μηδέν παίρνουμε τη σχέση

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J}) \boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})] \quad (5.8)$$

όπου \mathbf{J} είναι η Ιακωβιανή μήτρα της οποίας η i -οστή γραμμή αντιστοιχίζεται με το J_i και τα \mathbf{f} και \mathbf{y} είναι διανύσματα των οποίων η i -οστή γραμμή είναι τα $f(x_i, \boldsymbol{\beta})$ και y_i , αντιστοίχως. Η (5.8) είναι ένα σύνολο από γραμμικές εξισώσεις που λύνονται ως προς $\boldsymbol{\delta}$.

Η συνεισφορά του Levenberg ήταν να αντικαταστήσει την εξίσωση (5.8) με μία αποσβενύμενη (damped) εκδοχή,

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I}) \boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})] \quad (5.9)$$

όπου \mathbf{I} είναι ο μοναδιαίος πίνακας.

Ο (μη αρνητικός) συντελεστής απόσβεσης, λ , προσαρμόζεται σε κάθε επανάληψη. Εάν η μείωση του S είναι ταχεία, μία μικρή τιμή μπορεί να χρησιμοποιηθεί και τότε ο αλγόριθμος μοιάζει με τη μέθοδο Gauss–Newton ενώ εάν κάποια επανάληψη παράγει μικρή μείωση στα υπόλοιπα, ο λ μπορεί να αυξηθεί, δίνοντας μία μέθοδο που πλησιάζει στην μείωση της κλίσης (gradient descent). Σημειώνουμε ότι η παράγωγος του S ως προς $\boldsymbol{\delta}$ ισούται με $-2 (\mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})])^T$. Συνεπώς, για μεγάλες τιμές του λ , η επανάληψη θα δώσει τιμή περίπου προς την κατεύθυνση της κλίσης. Εάν ο αριθμός των επαναλήψεων ξεπεράσει κάποιο προκαθορισμένο όριο ή το άθροισμα των τετραγώνων μειωθεί κάτω από κάποιο προκαθορισμένο όριο τότε η επαναληπτική διαδικασία σταματά και το τελευταίο $\boldsymbol{\beta}$ που υπολογίστηκε θεωρείται ότι είναι η λύση.

Ο Marquardt παρατήρησε ότι μπορεί να κλιμακωθεί κάθε συνιστώσα της κλίσης ανάλογα με την κυρτότητα έτσι ώστε μεγαλύτερη να γίνεται κίνηση προς τις κατευθύνσεις όπου η κλίση είναι μικρότερη. Αυτή η βελτίωση επιταχύνει τη σύγκλιση προς τις κατευθύνσεις που αναφέρθηκαν. Πρακτικά, αυτό σημαίνει ότι ο μοναδιαίος πίνακας \mathbf{I} αντικαθίσταται με τον διαγώνιο πίνακα $\text{diag}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})$. Έτσι καταλήγουμε στον αλγόριθμο Levenberg–Marquardt:

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \text{diag}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})) \boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})] \quad (5.10)$$

Ο συντελεστής απόσβεσης λ προσδιορίζεται με ευρετικές μεθόδους. Συνήθως επιλέγεται μία αρχική τιμή λ_0 που σχετίζεται με την κλίμακα που προβλήματος και ο συντελεστής προσαρμόζεται ανάλογα με την πορεία της σύγκλισης.

5.7 Χαρακτηριστικά Εκτέλεσης

5.7.1 Παράμετρος Μάθησης (Learning Parameter)

Όσο μικρότερη είναι η παράμετρος μάθησης τόσο πιο μικρές οι μεταβολές στα συνδεδειγμένα βάρη του δικτύου από επανάληψη σε επανάληψη και τόσο ομαλότερη η τροχιά του δικτύου στο χώρο των βαρών. Από την άλλη μεριά, μία μεγάλη παράμετρος μάθησης επιταχύνει το ρυθμό μάθησης, ωστόσο, οι μεγάλες αλλαγές στα βάρη μπορεί να προκαλέσουν αστάθειες στο δίκτυο (π.χ. ταλαντώσεις). Ένας τρόπος να ξεπεράσουμε αυτό το πρόβλημα είναι με την προσθήκη ενός όρου αδράνειας (momentum term), όπως φαίνεται στη σχέση

$$\Delta w_{ij}(t) = -\alpha \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} + m \Delta w_{ij}(t-1) \quad (5.11)$$

όπου m είναι ο όρος αυτός, ο οποίος είναι συνήθως θετικός.

Ο όρος αδράνειας προσδίδει σταθερότητα στον αλγόριθμο backpropagation και μπορεί να αποτρέψει τον εγκλωβισμό σε ένα ρηχό τοπικό ελάχιστο της επιφάνειας των σφαλμάτων.

5.7.2 Κριτήρια Τερματισμού

Σε γενικές γραμμές ο αλγόριθμος backpropagation δεν είναι σίγουρο ότι θα συγκλίνει και δεν υπάρχουν καλώς ορισμένα κριτήρια για τον τερματισμό της εκτέλεσης. Ωστόσο μπορεί να στοιχειοθετηθεί ο εξής κανόνας (Kramer & Sangiovanni-Vincentelli 1989):

Κριτήριο 1 Θεωρείται ότι ο αλγόριθμος έχει συγκλίνει όταν η Ευκλείδεια νόρμα του διανύσματος κλίσεων ξεπερνά ένα αρχούτως μικρό κατώφλι

Το μειονέκτημα αυτού του κριτηρίου είναι ότι ο χρόνος μάθησης μπορεί να είναι μακρύς.

Ένα άλλο κριτήριο:

Κριτήριο 2 Θεωρείται ότι ο αλγόριθμος έχει συγκλίνει όταν ο απόλυτος ρυθμός αλλαγής στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανά εποχή είναι αρκετά μικρός ($\sim 0, 1-1 \%$ /epoch)

Ακόμα ένα θεωρητικό κριτήριο:

Κριτήριο 3 Μετά από κάθε επανάληψη μάθησης το δίκτυο ελέγχεται για την επίδοση γενίκευσης. Η μάθηση σταματά όταν η επίδοση γενίκευσης είναι επαρκής ή κορυφαία.

Σημειώνουμε ότι σε κάθε εποχή εκπαίδευσης τα δείγματα θα πρέπει να επιλέγονται τυχαία.

5.7.3 Βελτιώσεις αλγορίθμου

- Η στοχαστική ενημέρωση είναι προτιμότερη από την ομαδική
- Μεγιστοποίηση προσλαμβανόμενης πληροφορίας
 - Με παραδείγματα που μεγιστοποιούν το σφάλμα εκπαίδευσης
 - Με παραδείγματα που είναι ριζικά διαφορετικά μεταξύ τους
- Χρήση περιττής σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης (π.χ. υπερβολική σιγμοειδής συνάρτηση)
 - Οι επιθυμητοί στόχοι να είναι εντός του εύρους της συνάρτησης ενεργοποίησης
- Κανονικοποίηση εισόδων
 - Κάθε μεταβλητή εισόδου θα πρέπει να υποστεί προεπεξεργασία ώστε η μέση της τιμή σε όλο το δείγμα να πλησιάζει στο μηδέν
- Αρχικοποίηση βαρών
 - Εμπειρικές μέθοδοι και ευρήματα από πρότερη γνώση του συστήματος
- Ρυθμοί μάθησης
 - Όλοι οι νευρώνες στο δίκτυο θα πρέπει να έχουν τον ίδιο ρυθμό μάθησης εκτός από τους νευρώνες του τελευταίου επιπέδου όπου και θα πρέπει να είναι μικρότερος

5.7.4 Γενίκευση

Ένα δίκτυο θεωρείται ότι γενικεύεται όταν η απεικόνιση εισόδου - εξόδου είναι σωστή (στο περίπου) για τα δεδομένα δοκιμής. Η διαδικασία μάθησης είναι ένα πρόβλημα προσέγγισης καμπύλης (curve fitting problem), επομένως η γενίκευση (generalization) κρίνεται από την παρεμβολή που επιτυγχάνει το δίκτυο. Η απομνημόνευση (memorization) συνήθως οδηγεί σε κακή γενίκευση καθώς πρακτικά σημαίνει ότι η απεικόνιση εισόδου-εξόδου γίνεται μη ομαλά, παρομοίως με τη χρήση ενός πίνακα αποκρίσεων. Η γενίκευση επηρεάζεται από τρεις παράγοντες: Το μέγεθος του δείγματος εκπαίδευσης και κατά πόσο αντιπροσωπεύει το περιβάλλον λειτουργίας, την αρχιτεκτονική του δικτύου και την πολυπλοκότητα του προβλήματος.

5.7.5 Επικύρωση (Cross-Validation)

Η επικύρωση απαιτεί το διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων σε 2 μέρη:

1. Δεδομένα Εκπαίδευσης

- (α') Υποσύνολο Εκτίμησης (Estimation Subset) - χρησιμεύει για την επιλογή του μοντέλου
- (β') Υποσύνολο Επικύρωσης (Validation Subset) - χρησιμεύει για την επικύρωση

2. Δεδομένα Δοκιμής

Για να αποφύγουμε τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής στα δεδομένα επικύρωσης η επίδοση της γενίκευσης μετριέται με το σύνολο δοκιμής, το οποίο είναι διαφορετικό από το σύνολο επικύρωσης.

Early-Stopping Method:

Η εκπαίδευση σταματά περιοδικά (ύστερα από προκαθορισμένο αριθμό εποχών) και το δίκτυο αξιολογείται με βάση το υποσύνολο επικύρωσης με την αναστροφή λειτουργία απενεργοποιημένη. Όταν η φάση επικύρωσης ολοκληρωθεί η εκπαίδευση συνεχίζεται για άλλη μία περίοδο και η διαδικασία επαναλαμβάνεται. Το καλύτερο μοντέλο (με ελεύθερες παραμέτρους) είναι εκείνο με το ελάχιστο σφάλμα στα δεδομένα επαλήθευσης.

Variant of Cross-Validation:

Παίρνουμε ένα σύνολο δεδομένων με N δείγματα και το διαιρούμε σε περισσότερα του ενός υποσύνολα. Το δίκτυο επικυρώνεται σε κάθε δοκιμή με διαφορετικό υποσύνολο και στη συνέχεια εκπαιδεύεται με το επόμενο υποσύνολο. Η επίδοση του μοντέλου αξιολογείται αθροίζοντας μεσοσταθμικά το τετραγωνικό σφάλμα της επαλήθευσης από όλες τις δοκιμές. Η μέθοδος αυτή απαιτεί μεγάλο φόρτο υπολογισμών.

5.8 Περισσότερα

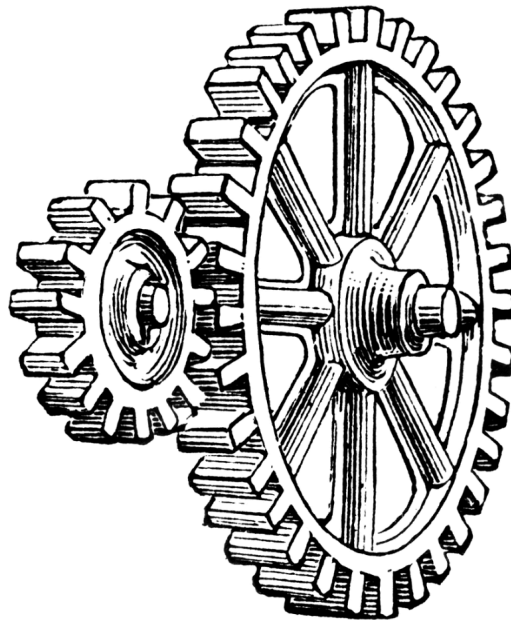
<https://www.hiit.fi/u/ahonkela/dippa/node41.html>

http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html#Introductiontoneuralnetworks

<https://elogeel.wordpress.com/2010/05/10/multilayer-perceptron-2/>

Κεφάλαιο 6

Εφαρμογή και Αποτελέσματα



6.1 Dataset

Το σύνολο των πραγματικών δεδομένων (dataset) που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία αποτελείται από την παραγωγή ισχύος (wind power) επιλεγμένων Αιολικών Πάρκων της Ελλάδας εντός του διαστήματος 2010-2013 και από τα μετεωρολογικά δεδομένα (numerical weather data) της αντίστοιχης περιόδου.

6.1.1 Αιολική Ισχύς

Πιο συγκεκριμένα, για την αιολική ισχύ στα ΑΠ της Ελλάδας, είχαμε στη διάθεσή μας τα παρακάτω δεδομένα:

- **Ηπειρωτική Ελλάδα**

Αριθμός Αιολικών Πάρκων : 52
Διάστημα : Από 01/01/2011 έως 31/05/2012
Τύπος : Ενέργεια (kWh)
Βήμα παρατηρήσεων : 15 min
Σύνολο παρατηρήσεων : 52 × 49 632

- **Κρήτη**

Αριθμός Αιολικών Πάρκων : 24
Διάστημα : Από 01/01/2010 έως 31/12/2012
Τύπος : Ισχύς (kW)
Βήμα παρατηρήσεων : 1 h
Σύνολο παρατηρήσεων : 24 × 26 160

Αριθμός Αιολικών Πάρκων : 25
Διάστημα : Από 01/01/2013 έως 31/12/2013
Τύπος : Ισχύς (kW)
Βήμα παρατηρήσεων : 1 h
Σύνολο παρατηρήσεων : 25 × 8 760

- **Ρόδος**

Αριθμός Αιολικών Πάρκων : 4
Διάστημα : Από 04/01/2011 έως 31/05/2012
Τύπος : Ισχύς (kW)
Βήμα παρατηρήσεων : 1 h
Σύνολο παρατηρήσεων : 4 × 12 312

6.1.2 Μετεωρολογικά Δεδομένα

Χρησιμοποιήθηκαν αρχεία .grb για όλους τους μηνές του έτους 2011 και για το πρώτο εξάμηνο του έτους 2012. Όπως αναφέρεται στη σχετική ενότητα, έχουμε στη διάθεσή μας 120 αρχεία για κάθε ξεχωριστή ημέρα ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης. Κάθε αρχείο ανέρχεται, κατά μέσο όρο, σε 3 kB μετεωρολογικών δεδομένων από τα οποία χρησιμοποιούμε εκείνα που αναφέρονται στις συνιστώσες της ταχύτητας του ανέμου.

6.2 Προετοιμασία δεδομένων

6.2.1 Απομάκρυνση κακών παρατηρήσεων

Πριν προχωρήσουμε στην εφαρμογή οποιασδήποτε μεθόδου πρόβλεψης είναι απαραίτητο τόσο για την ίδια την εφαρμογή όσο και για την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων να αφαιρεθούν οι κακών ή/και άχρηστων παρατηρήσεων.

Αυτές μπορεί να είναι:

NANs Οι Μη-Αριθμοί (Not-A-Number) είναι άκυρες παρατηρήσεις που μπορεί να οφείλονται σε υπέρβαση κάποιου ορίου στο μετρητικό όργανο ή, γενικότερα, σε αδυναμία λήψης μέτρησης σε κάποιες χρονικές στιγμές. Τα NANs είναι τελείως άχρηστα και αναγκαστικά απομακρύνονται.

-99s Υπάρχουν διάφορες χαρακτηριστικές αρνητικές τιμές στις χρονοσειρές που έχουν προκύψει από κάποια εντολή επισήμανσης εσφαλμένης, άκυρης ή κενής τιμής. Εναλλακτικά, ο κωδικός σφάλματος μίας σε ανάλογες περιπτώσεις μπορεί να είναι -1 ή κάποιος άλλος αρνητικός αριθμός.

Επαναλαμβανόμενες Παρατηρήσεις Σε ορισμένες περιπτώσεις έχουμε παρατηρήσεις που επαναλαμβάνονται σε διαδοχή. Αν έχουμε περισσότερες από 4 διαδοχικές επαναλαμβανόμενες τιμές, είτε στην παραγωγή, είτε στα ανεμολογικά δεδομένα, τότε διατηρούμε μόνο την πρώτη από αυτές. Η πιθανότερη αιτία που συμβαίνει αυτό είναι κάποιο κόλλημα στα μετρητικά συστήματα.

Μηδενικά Μηδενικά μπορεί να παρατηρούνται σε μία χρονοσειρά αιολικής ισχύος καθώς είτε για λόγους μετεωρολογικούς είτε για λόγους μείωσης φορτίου είτε για λόγους συντήρησης, ένα αιολικό πάρκο μπορεί να τίθεται εκτός σύνδεσης από το δίκτυο. Ωστόσο, εάν διαδοχικά μηδενικά ξεπερνούν τη μία ημέρα πρέπει να αφαιρούνται.

Αρνητικές τιμές Ισχύος ή Ενέργειας Σε ορισμένες περιπτώσεις περίσσειας της παραγωγής μπορεί να σημειωθούν αρνητικές τιμές ισχύος οι οποίες σημαίνουν κατανάλωση ισχύος. Σε αυτές τις περιπτώσεις μηδενίζουμε την παραγόμενη ισχύ.

6.3 Κεντρική Ιδέα

Σε αυτή την παράγραφο θα δώσουμε σε γενική μορφή την κεντρική ιδέα που διέπει την πρόταση αυτής της Εργασίας. Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα σύνολο αιολικών προβλέψεων $\hat{\mathbf{y}}_{(A)t-h|t}$ μίας περιοχής A που διατυπώνονται τη χρονική στιγμή $t - h$ και αφορούν σε h χρονικές μονάδες μπροστά και ένα σύνολο $\hat{\mathbf{y}}_{(B)t+k}$ αιολικών προβλέψεων μίας περιοχής B , όχι κατ' ανάγκην ξένο σύνολο ως προς A , που, για χάρη γενικότητας, αφορούν στο χρονικό ορίζοντα k , $k > h$. Οι προβλέψεις αυτές προέρχονται από κάποιο μοντέλο \mathbf{F} σαν απόκριση σε κάποιες εισόδους, όπως ιστορικές παρατηρήσεις, ατμοσφαιρικές μεταβλητές κ.ά. Επομένως, αν $\mathbf{x}_{(A)(t-h)}$ οι είσοδοι για την περιοχή A και $\mathbf{x}_{(B)t}$ οι είσοδοι για την περιοχή B τότε ισχύουν οι σχέσεις

$$\hat{\mathbf{y}}_{(A)t-h|t} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_{(A)(t-h)}) \quad (6.1)$$

και

$$\hat{\mathbf{y}}_{(B)t+k} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_{(B)t}) \quad (6.2)$$

Οι προβλέψεις αυτές, συγκρινόμενες με τις πραγματικές παρατηρήσεις, παράγουν τα σύνολα σφαλμάτων $\boldsymbol{\epsilon}_{(A)|t+h}$ και $\boldsymbol{\epsilon}_{(B)|t+k}$.

Η ιδέα που δανειζόμαστε από την Εργασία [1] είναι ότι

Τα σφάλματα των προβλέψεων διαδίδονται στο χώρο και στο χρόνο (spatial-temporal propagation of errors)

Η ίδια δημοσίευση καταδεικνύει ότι τα σφάλματα συσχετίζονται σε συγκεκριμένες χρονικές καθυστερήσεις και είναι πιο έντονη σε κυρίαρχες κατευθύνσεις ανέμων και σε μεγαλύτερες ταχύτητες. Επομένως, μπορεί κάποιος, εκμεταλλεύομενος αυτές τις χωροχρονικές συσχετίσεις των σφαλμάτων να δημιουργήσει κάποιο μοντέλο πρόβλεψης για τα σφάλματα της περιοχής-στόχου B , από την οποία εκτιμάται ότι σφάλματα που παρουσιάστηκαν κατά το παρελθόν στην A θα εμφανισθούν στη B . Ας υποθέσουμε ότι υπάρχει ένα μοντέλο \mathbf{M} που με δεδομένα τα σφάλματα της περιοχής A , $\boldsymbol{\epsilon}_{(A)|t+h}$ και των προβλέψεων των συνιστωσών ανέμων των 2 περιοχών ($\hat{\mathbf{u}}_{(A)|t+h}$, $\hat{\mathbf{v}}_{(A)|t+h}$, $\hat{\mathbf{u}}_{(B)|t+k}$, $\hat{\mathbf{v}}_{(B)|t+k}$) μπορεί να δώσει μία καλύτερη εκτίμηση των σφαλμάτων της περιοχής B . Αυτό γράφεται ως εξής

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}}_{(B)|t+k} = \mathbf{M}(\boldsymbol{\epsilon}_{(A)|t+h}, \hat{\mathbf{u}}_{(A)|t+h}, \hat{\mathbf{v}}_{(A)|t+h}, \hat{\mathbf{u}}_{(B)|t+k}, \hat{\mathbf{v}}_{(B)|t+k}) \quad (6.3)$$

Εάν έχουμε στα χέρια μας την εκτίμηση $\hat{\boldsymbol{\epsilon}}_{(B)|t+k}$ τότε μπορούμε να διορθώσουμε την πρόβλεψη της περιοχής στόχου, με τη νέα πρόβλεψη

$$\hat{\mathbf{y}}_{(B)t+k}^{new} = \hat{\mathbf{y}}_{(B)t+k} + \hat{\boldsymbol{\epsilon}}_{(B)|t+k} \quad (6.4)$$

Το μέτρο της ομοιομορφίας των σφαλμάτων των δύο περιοχών καθώς και η κλίμακα της χρονικής υστέρησης κρίνονται από το συντελεστή ετεροσυσχέτισης (CCF) και τη σχέση που παρουσιάζει με το λευκό θόρυβο e_t για δεδομένο επίπεδο εμπιστοσύνης.

Φυσικά, για να μπορεί να γίνει η σύγκριση των σφαλμάτων διαφορετικών περιοχών μοντελοποίηση των προβλέψεων θα πρέπει όλα τα μεγέθη να είναι ανηγμένα σε ποσοστιαίες μονάδες, δηλαδή κανονικοποιημένα είτε προς την εγκατεστημένη ισχύ είτε προς τη μέγιστη τιμή των παρατηρήσεων.

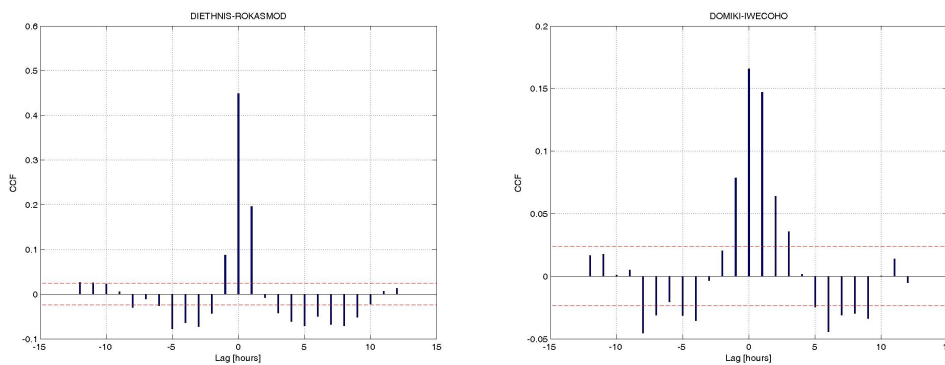
Να σημειώσουμε ότι από τις δύο περιοχές, η περιοχή πρότυπο A , δηλαδή εκείνη από την οποία θεωρούμε ότι περνά περνά πρώτα το μέτωπο του ανέμου, χαρακτηρίζεται ως “υπήνεμη” (up-wind) ενώ η περιοχή στόχος B χαρακτηρίζεται ως “προσήνεμη” (down-wind). Δεν αποκλείεται ωστόσο, ανάλογα με τη χρονική ανάλυση και τις καιρικές προβλέψεις, να παρατηρείται εναλλαγή μεταξύ των περιοχών.

Στην Εργασία [1], η Δανία διαιρείται σε 15 ομάδες αιολικών πάρκων με μέγιστες αποστάσεις της τάξεως των 150 km και ανέμους νοτιοδυτικούς με μεγάλη ομοιομορφία. Σε αυτό το περιβάλλον, στη θέση του M επιδεικνύεται η εφαρμογή ενός μοντέλου Vector AutoRegressive (VAR) μεταξύ των σφαλμάτων όλων των ομάδων και η βελτίωση αυτού με την κωδικοποίηση της διεύθυνσης ανέμου στην είσοδο με την τεχνική Conditional Parametric VAR. Οι δοκιμές στη συγκεκριμένη μελέτη έδειξαν σημαντική συσχέτιση και κατόπιν διόρθωση στο επίπεδο των 2 h.

Επομένως, μέσω της χωροχρονικής μοντελοποίησης σφάλματος της αιολικής πρόβλεψης, στοχεύουμε να βελτιώσουμε την τελική πρόβλεψη. Η πρόταση είναι ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε εργαλεία της μηχανικής μάθησης, και συγκεκριμένα τα MLPs για να αποδώσουμε τις σύνθετες, μη γραμμικές εξαρτήσεις. Αρχικά εκτελούμε μία δοκιμή στην Κρήτη και στη συνέχεια εφαρμόζουμε τη μέθοδο στην περίπτωση Πελοποννήσου - Ρόδου. Τα χαρακτηριστικά των προβλέψεων και η κλίμακα αυτών θα περιγραφούν αναλυτικά στις επόμενες παραγράφους.

6.4 Δοκιμή στην Κρήτη

Δίνονται 27 αιολικά πάρκα σε όλη την Κρήτη και η παραγωγή τους για το 2013. Δίνουμε τα στοιχεία τους στον Πίνακα 6.1 και την τοποθεσία στο Σχήμα 6.2. Επιλέγουμε 18 αντιπροσωπευτικά από κάθε περιοχή και με καλές μετρήσεις και εφαρμόζουμε τη μέθοδο persistence για 1 h μπροστά καθώς λόγω των μικρών αποστάσεων στην Κρήτη (συγκρίσιμες με αυτές στο case της Δανίας) η διάδοση των σφαλμάτων δεν καθυστερεί περισσότερο από λίγες ώρες. Στη συνέχεια βελτιώνουμε τις τοπικές προβλέψεις με την τεχνική της Αυτοπαλινδρόμησης (Autoregression) όπου με διάφορα τεστ διαπιστώνουμε ότι το καταλληλότερο ιστορικό παράθυρο είναι μεγέθους τριών (3) ιστορικών παρατηρήσεων. Η αξιολόγηση των προβλέψεων γίνεται με τον καθιερωμένο δείκτη $RMSE$ και με βάση την επίδοση της persistence συγκρίνουμε τις υπόλοιπες μεθόδους. Μέχρι στιγμής εφαρμόσαμε κλασικές μεθόδους πρόβλεψης σε χρονοσειρές. Στη συνέχεια, μιμούμενοι την εφαρμογή στο [1], προβαίνουμε σε μοντελοποίηση σφάλματος στο σύνολο των πάρκων με τη μέθοδο VAR. Το καταλληλότερο χρονικό παράθυρο είναι εκείνο των τεσσάρων (4) παρατηρήσεων. Με βάση τα προβλεπόμενα σφάλματα διορθώνουμε την πρόβλεψη AR και η βελτίωση είναι της τάξεως του 10 %. Στη συνέχεια εκτελούμε την ίδια διαδικασία με μοντέλο εκτίμησης σφαλμάτων τα MLPs. Ως είσοδο δεχόμαστε τα σφάλματα της προηγούμενης ώρας. Η βελτίωση είναι παρόμοια με τη μέθοδο VAR ενώ σε κάποιες περιπτώσεις η βελτίωση αγγίζει και το 14 %. Οι συγκεκριμένες τεχνικές δε δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από μία χωρική εξομάλυνση που θα μπορούσε να εφαρμοστεί στην ίδια περιοχή, όμως ήταν η πρώτη μας επαφή και εξοικείωση με τη χωροχρονική μοντελοποίηση του σφάλματος. Η πορεία της εκτέλεση και τα αποτελέσματα διακρίνονται στον Πίνακα 6.2.



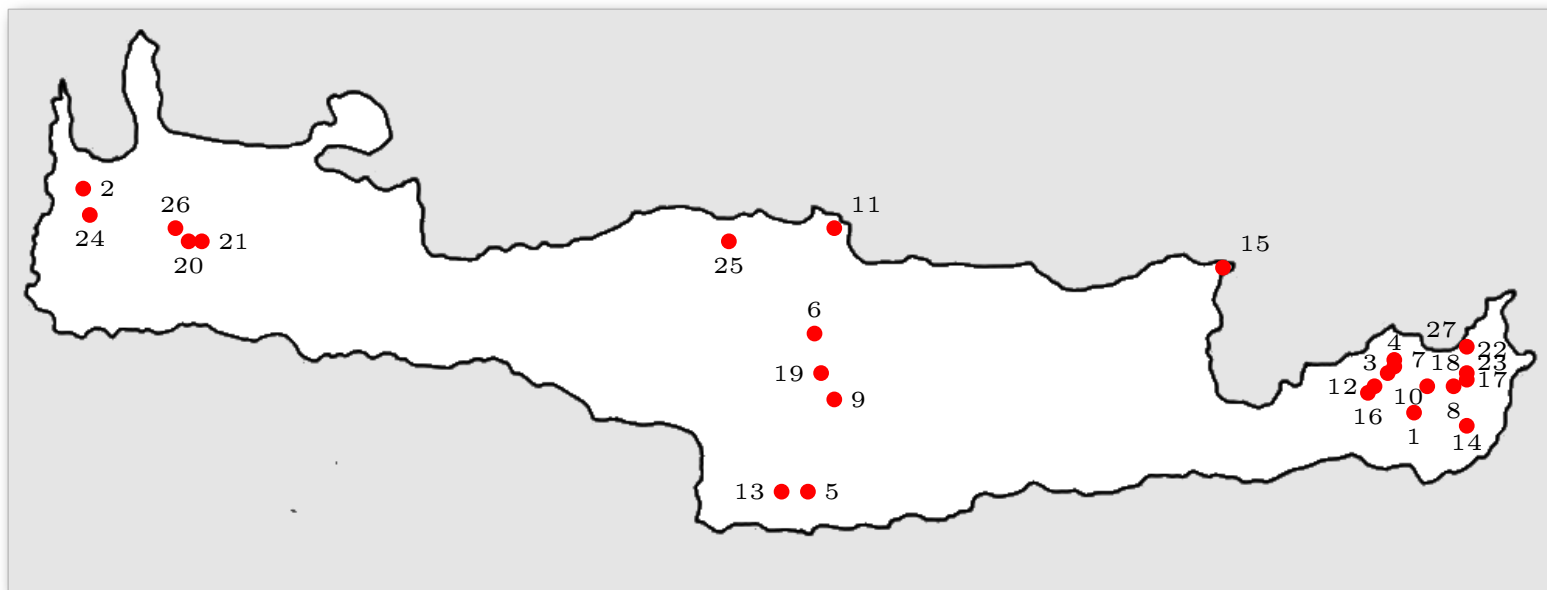
Σχήμα 6.1: Συσχέτιση σφαλμάτων

A/A	Επωνυμία Φορέα	Θέση ΑΠ	Νομός	Display Code	Ονομαστική Ισχύς ΑΠ
1	AEOLOS ΑΕ	Χανδράς Σητείας	Λασιθίου	AIOLOS	9 900 kW
2	Άνεμος Αλκυόνης ΑΕΕ	Προφήτης Ηλίας - Παπούρα Κισσάμου	Χανίων	ALKYONIS	6 300 kW
3	Ανεμόεσσα Αιολικά Πάρκα ΑΕ	Βιγλί Σητείας	Λασιθίου	ANEMOES	5 000 kW
4	Αιολικά Πάρκα Αχλαδιών ΑΕ	Αγριλίδα/Βελήρας Σητείας	Λασιθίου	AXLADIA	10 000 kW
5	Διεθνής Αιολική Κρήτης ΑΕ	Άγιος Κύριλλος Γόρτυνας	Ηρακλείου	DIETHNIS	7 200 kW
6	Αιολικό Βοσχερού ΑΕ	Βοσχερό Κρουσώνα	Ηρακλείου	DOMIKI	5 950 kW
7	ENERCON Ελλάς ΑΕ	Πλατυβόλα Σητείας	Λασιθίου	ENERCON	2 500 kW
8	EN.TE.KA ΑΠ Κρήτης ΑΕ	Πισκοπιανές/Πισχόλακος Ξηρολίμνης Σητείας	Λασιθίου	ENTEKA	2 700 kW
9	IWECO Μεγάλη Βρύση ΑΕΒΕΕ	Μεγάλη Βρύση (Νταγά) Αγίας Βαρβάρας	Ηρακλείου	IWECO	4 950 kW
10	IWECO Χώνος Κρήτης ΑΕ	Χώνος Ιτάνου	Λασιθίου	IWECOHO	4 500 kW
11	Ρόκας Αιολική Κρήτη ΑΒΕΕ	Καλόγερος Γαζιού	Ηρακλείου	KALOGEROS	3 600 kW
12	Αιολικά Πάρκα Κρύων ΑΕ	Πλατυβόλα Κρύων Σητείας	Λασιθίου	KRYA	10 000 kW
13	Αιολικά Πάρκα Μοιρών ΑΕ	Αντισκάρι Φαιστού	Ηρακλείου	MOIRES	5 250 kW
14	Οργανισμός Ανάπτυξης Σητείας ΑΕ	Καμινάκια/Χορδάκι Σητείας	Λασιθίου	OAS	500 kW
15	Πλαστικά Κρήτης ΑΒΕΕ	Άγιος Ιωάννης Βρουχά	Λασιθίου	PLASTIKA	11 900 kW

Πίνακας 6.1: Αιολικά Πάρκα Κρήτης (συνεχίζεται)

A/A	Επωνυμία Φορέα	Θέση ΑΠ	Νομός	Display Code	Ονομαστική Ισχύς ΑΠ
16	WRE Hellas SA	Πλατυβόλα Κρύων Σητείας	Λασιθίου	PLATIBOLA	3 000 kW
17	Ρόκας Αιολική ABEE	Πλακοκερατιά Μητάτου Σητείας	Λασιθίου	ROKAS	10 200 kW
18	Ρόκας Αιολική ABEE	Γιδάρι - Βιγλί (Επέκταση Πλακοκερατιάς)	Λασιθίου	ROKASMOD	4 800 kW
19	ΤΕΡΝΑ Ενεργειακή ΑΒΕΤΕ	Περδικοκορυφή Αγίας Βαρβάρας	Ηρακλείου	TERNA	14 450 kW
20	ENVITEC Ανανεώσιμες ΑΕ	Βάρδια, Πλατάνια	Χανίων	VARDIA	5 400 kW
21	ENVITEC Ανανεώσιμες ΑΕ	Βατάλι, Πλατάνια	Χανίων	VATALI	5 400 kW
22	Ρόκας Αιολική Κρήτη ABEE	Ξηρολίμνη Σητείας	Λασιθίου	XIROLIMNI	3 000 kW
23	ΔΕΗ Ανανεώσιμες ΑΕ	Ξηρολίμνη Σητείας	Λασιθίου	XIRDEI	3 000 kW
24	Αιολική Ενεργειακή Πελοποννήσου ΑΕ	Ρόβας Κισσάμου	Χανίων	YDROAIOL	9 350 kW
25	Αιολικό Κουλούκωνας ΑΕ	Κουλούκωνας Μυλοποτάμου	Ρεθύμνου	KOULOUKONAS	4 800 kW
26	Αιολική Μούσουρων ΑΕ	Στρογγυλή Κορυφή, Πλατάνια	Χανίων	MOUSOURWN	2 550 kW
27	ΔΕΗ Ανανεώσιμες ΑΕ	Μονή Τοπλού Σητείας	Λασιθίου	TOPLOY	5 100 kW

Πίνακας 6.1: Αιολικά Πάρκα Κρήτης (συνέχεια)



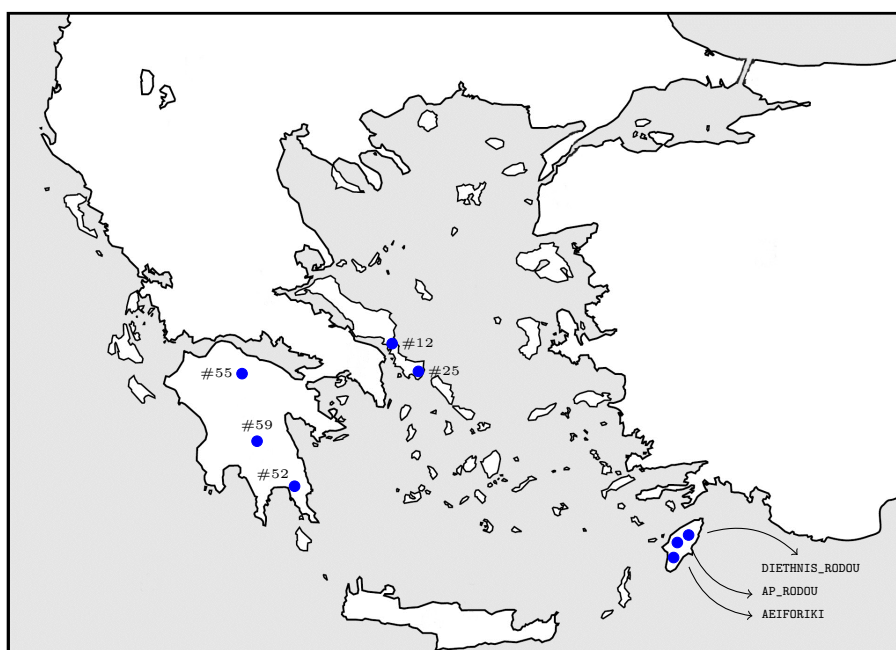
Σχήμα 6.2: Αιολικά Πάρκα Κρήτης

Wind Farms	Persistence	AR(3)		Error modelling - VAR(4)		Error modelling - MLP	
	<i>RMSE</i> [%]	<i>RMSE</i> [%]	Δ <i>RMSE</i> [%]	<i>RMSE</i> [%]	Δ <i>RMSE</i> [%]	<i>RMSE</i> [%]	Δ <i>RMSE</i> [%]
1 AIOLOS	13,96490	13,71784	1,77	12,94852	7,28	12,49674	10,51
2 ALKYONIS	13,61565	12,85424	5,59	12,41154	8,84	12,46503	8,45
3 AXLADIA	10,97095	10,78889	1,66	10,14650	7,51	9,63331	12,19
4 DIETHNIS	11,21442	11,03048	1,64	10,58734	5,59	10,60803	5,41
5 DOMIKI	12,01878	11,20731	6,75	10,69327	11,03	10,79403	10,19
6 ENERCON	11,69531	11,20731	1,18	10,81276	7,55	9,97134	14,74
7 IWECO	15,21369	14,91139	1,99	14,12216	7,17	13,01602	14,45
8 IWECOHO	10,70866	10,40077	2,88	9,67786	9,63	9,54829	10,84
9 KRYA	11,03161	10,82454	1,88	10,15974	7,90	9,98742	9,46
10 MOIRES	12,88332	12,27044	4,76	11,67095	9,41	11,27019	12,52
11 ROKAS	10,16536	9,98854	1,74	9,49689	6,58	9,20524	9,45
12 ROKASMOD	14,02244	13,53198	3,50	12,83935	8,44	12,71580	9,32
13 TERNA	11,76841	11,45321	2,68	10,62083	9,75	10,43203	11,35
14 TOPLOY	8,42596	8,332876	1,10	8,05184	4,44	7,93841	5,79
15 VARDIA	10,65144	10,25270	3,74	9,85779	7,45	9,80876	7,91
16 VATALI	10,41316	10,07283	3,27	9,65666	7,26	9,67150	7,12
17 XIROLIMNI	8,96265	8,85261	1,23	8,02915	10,42	7,86519	12,24
18 YDROAIOL	11,03795	10,52426	4,65	10,15799	7,97	9,97465	9,63

Πίνακας 6.2: MLP-err smoothing για 1 h μπροστά

6.5 Εφαρμογή στην περίπτωση Πελοποννήσου-Ρόδου

Από 52 αιολικά πάρκα στην περιοχή της ηπειρωτικής Ελλάδας (κυρίως σε Αττική, Πελοπόννησο, Εύβοια, Θεσσαλονίκη και Ήπειρο) και 4 αιολικά πάρκα στη Ρόδο, επιλέξαμε ως περιοχή Α πέντε (5) ΑΠ σε Πελοπόννησο και Εύβοια και τρία (3) ΑΠ στη Ρόδο. Οι θέσεις των πάρκων του πειράματος δίνονται στο παρακάτω Σχήμα και τα στοιχεία αυτών στους παρακάτω Πίνακες.



Σχήμα 6.3: Αιολικά πάρκα πειράματος

A/A	#	Περιοχή	Ονομαστική Ισχύς
1	12	Αλιβέρι, ΕΥΒΟΙΑ	2 300 kW
2	25	Κάρυστος, ΕΥΒΟΙΑ	3 500 kW
3	52	Μολάοι, ΣΠΑΡΤΗ	2 500 kW
4	55	Αίγιο, ΚΑΛΑΒΡΥΤΑ	2 560 kW
5	59	Τρίπολη, ΤΡΙΠΟΛΗ	1 500 kW

Πίνακας 6.3: Αιολικά πάρκα εισόδου

A/A	Επωνυμία Φορέα	Περιοχή	Display Code	Ον. Ισχύς
1	ΑΕΙΦΟΡΙΚΗ ΔΩΔΕΚΑΝΗΣΟΥ _{ΑΕ}	Χαλατάς	AEIFORIKI	3,30 MW
2	ΔΙΕΘΝΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗ ΡΟΔΟΥ _{ΑΕ}	Κουτσούτης	DIETHNIS_RODOU	11,05 MW
3	ΑΙΟΛΙΚΟ ΠΑΡΚΟ ΡΟΔΟΥ _{ΑΕ}	Πιθανίτης	AP_RODOU	12,00 MW

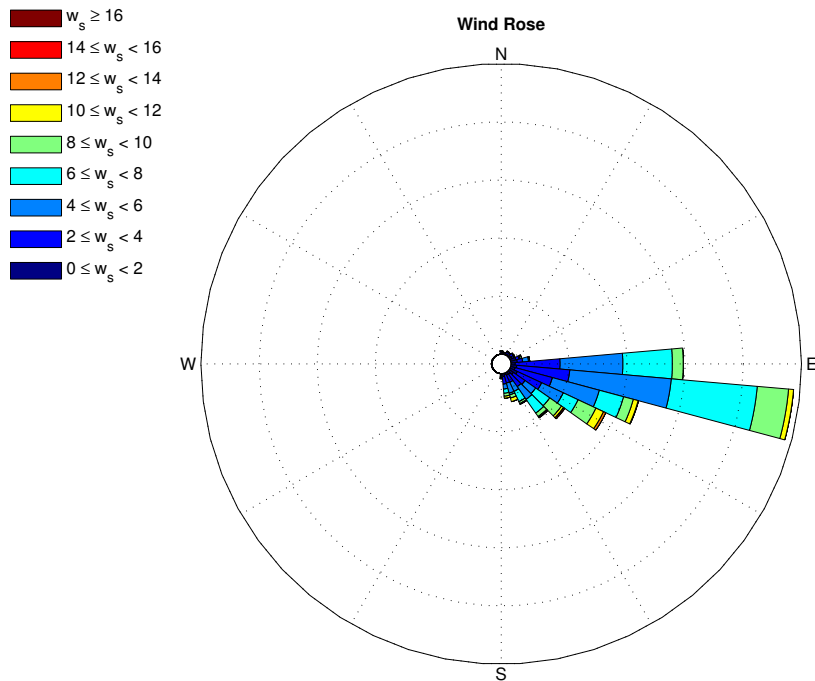
Πίνακας 6.4: Αιολικά πάρκα στόχοι

6.5.1 Εκτέλεση

Σε αυτό το πείραμα η μέθοδος πρόβλεψης f για τις προβλέψεις ήταν τα Νευρωνικά Δίκτυα Συνάρτησης Ακτινικής Βάσης (Radial Basis Fuction Neural Networks - RBFNN) [Sideratos and Hatziaargyriou [7]] τα οποία εκπαίδευσε ο Γιώργος Σιδεράτος από το Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας του Τομέα Ηλεκτρικής Ισχύος ΕΜΠ και μου έδωσε τις προβλέψεις. Η συγκεκριμένη μέθοδος είναι ευρέως καταξιωμένη και αναφέρεται στη διεθνή βιβλιογραφία των αιολικών προβλέψεων ως πρότυπος μέθοδος στην κατηγορία των προβλέψεων με μηχανική μάθηση. Οι προβλέψεις αυτές αφορούσαν ορίζοντα έως και 48 h μπροστά για το διάστημα Ιανουάριος 2011 έως Απρίλιος 2012. Με δεδομένες τις προβλέψεις αιολικής ισχύος για τις περιοχές και τις αιολικές προβλέψεις για εκείνο το χρονικό διάστημα και στις αντίστοιχες περιοχές μοντελοποιήσαμε το σφάλμα της Ρόδου με την υπόθεση ότι οι άνεμοι κινούνται δυτικά, όπως φαίνεται και στα ροδογράμματα της επόμενης παραγράφου. Για το μοντέλο M χρησιμοποιήσαμε δίκτυα Multilayer Perceptrons τα οποία εκπαδεύσαμε με τα σφάλματα των περιοχών και με τις ανεμολογικές προβλέψεις. Για την υλοποίηση χρησιμοποιήσαμε MATLAB και συγκεκριμένα το εργαλείο `nnstart` το οποίο μάς επέτρεψε το σχεδιασμό και την παραμετροποίηση των δικτύων. Με εισόδους τα σφάλματα της Πελοποννήσου-Εύβοιας με ορίζοντα $h = \{1, 2, 3, 4, 8, 12, 16, 24\}$ h και θέτοντας ως στόχο τα πάρκα της Ρόδου με ορίζοντα $k = \{2, 3, 4, 8, 12, 16, 24, 48\}$ h επιχειρήσαμε να βρούμε τους συνδυασμούς χρονοκαυστήρησης που παράγουν την καλύτερη βελτίωση στην πρόβλεψη για τις παραπάνω διακριτές τιμές έως και 48 h. Σε κάθε δίκτυο δώσαμε επαρκές βάθος 10 επιπέδων, και τα εκπαιδεύσαμε χρησιμοποιώντας τεχνική Backpropagation με αλγόριθμο Levenberg-Marquard ενώ διαρθρώσαμε τα δεδομένα σε 60 % εκπαίδευση, 20 % επικύρωση και 20 % δοκιμή. Ο μέσος αριθμός επαναλήψεων πριν τον τερματισμό της μάθησης ανήλθε στις 11 επαναλήψεις (iterations) ανά μάθηση. Εν γένει, το γραφικό περιβάλλον (GUI) που δίνει το πρόγραμμα δίνει μεγάλη ευκολία στο χρήστη ώστε να προβαίνει σε δοκιμές και αλλαγές στη δομή, στο αλγόριθμο και στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Στις επόμενες ενότητες θα σχολιάσουμε τα αποτελέσματα που παρήγαγαν τα δίκτυα και την επίδοση των τελικών προβλέψεων.

6.5.2 Ροδογράμματα Ανέμου

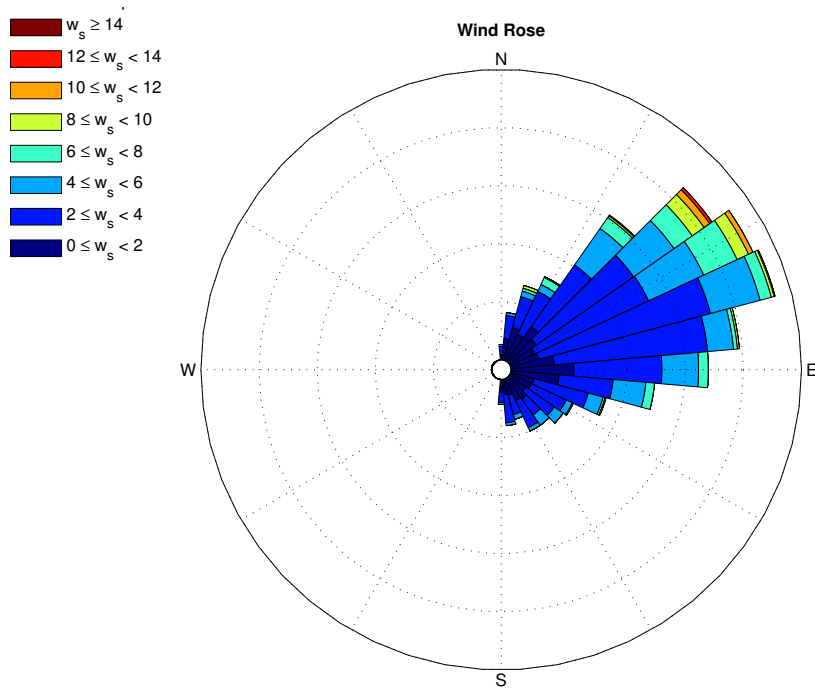
Τα παρακάτω σχήματα αποτελούν τα ροδογράμματα ανέμου των περιοχών του ενδιαφέροντος μας. Όπως είναι εμφανές, σε αυτού του είδους τα διαγράμματα, καταγράφουμε τη συχνότητα των ανέμων ανά διαστήματα τιμών και ανά κατεύθυνση.



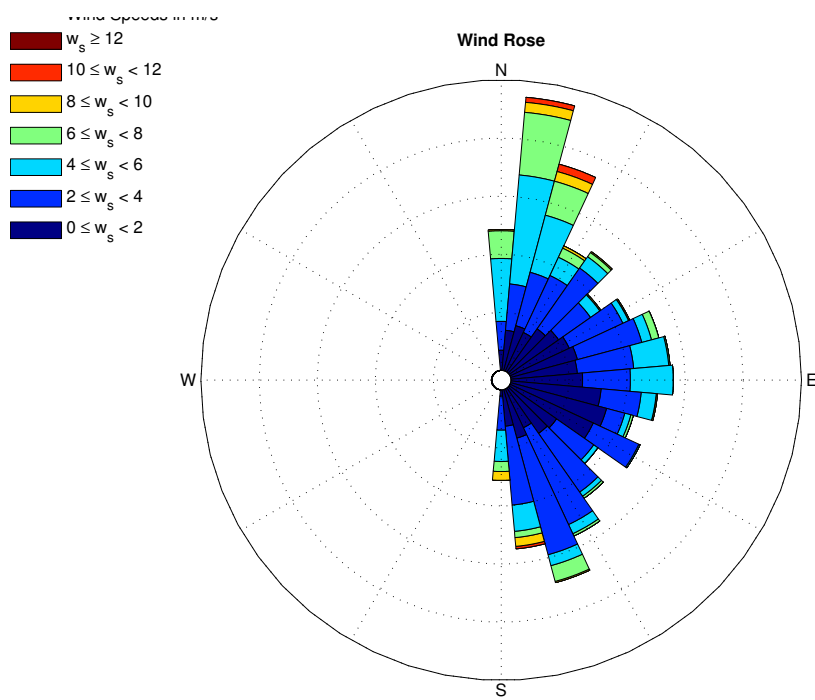
Σχήμα 6.4: Ροδόγραμμα στην Ρόδο

Όπως παρατηρούμε για την περίπτωση της Ρόδου οι άνεμοι για το διάστημα μελέτης είναι σχεδόν αποκλειστικά δυτικοί. Οι άνεμοι στην περιοχή της Πελοποννήσου είναι δυτικοί/νοτιοδυτικοί ενώ στην περιοχή της Εύβοιας κυμαίνονται από νοτιοδυτικοί έως βορειοδυτικοί. Το μέτωπο του ανέμου σε αδρές γραμμές κινείται από δυτικά συνεπώς είναι λογικό να υποθέσουμε ότι η διάδοση των σφαλμάτων αιολικής πρόβλεψης κινείται κατά την ίδια κατεύθυνση.

Η δική μας στόχευση είναι να διορθώσουμε την πρόβλεψη της παραγωγής των αιολικών πάρκων της Ρόδου, μοντελοποιώντας το σφάλμα πρόβλεψης με τη βοήθεια του σφάλματος 5 αιολικών πάρκων (2 από την Εύβοια και 3 από την Πελοπόννησο) και τις προβλέψεις ανέμου και των δύο περιοχών.



Σχήμα 6.5: Ροδόγραμμα στην Πελοπόννησο

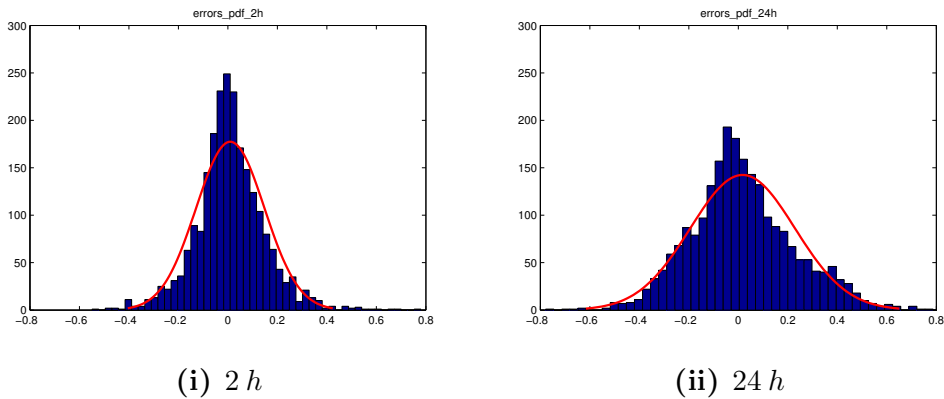


Σχήμα 6.6: Ροδόγραμμα στην Εύβοια

6.5.3 Αποτελέσματα

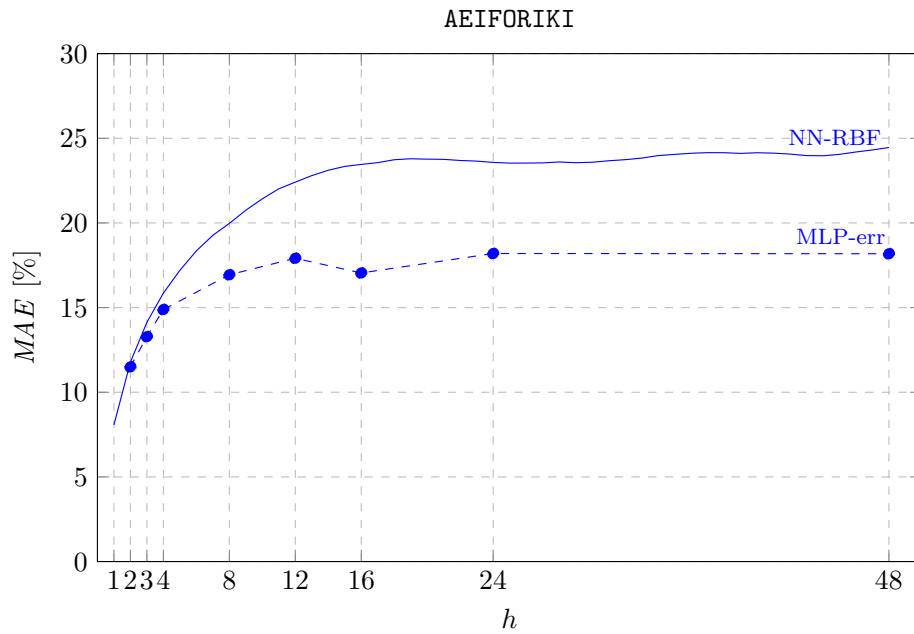
Στους παρακάτω πίνακες δείχνουμε τα αποτελέσματα μετά την εκτέλεση για τα 3 αιολικά πάρκα της Ρόδου. Παρουσιάζουμε αναλυτικά την επίδοση για τους διάφορους συνδυασμούς εισόδου-στόχου σε δύο από τους κλασικούς δείκτες σφάλματος, το μέσο απόλυτο σφάλμα (*MAE*) και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (*RMSE*). Στην πρώτη στήλη (**NN-RBF**) κάθε δείκτη παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα της αρχικής, σημειακής μεθόδου για κάθε πάρκο (RBFNN), στη δεύτερη (**MLP-err**) δίνουμε τη βελτιωμένη επίδοση που επιτυγχάνουμε με τη χωροχρονική διόρθωση σφάλματος επί της αρχικής μεθόδου με τους πολυεπίπεδους νευρώνες και στην τρίτη στήλη (**Imp**) δίνουμε τη βελτίωση επί τοις εκατό. Να υπογραμμίσουμε ότι οι συνδυασμοί στους οποίους επιτυγχάνονται τα καλύτερα αποτελέσματα σημειώνονται με παχιά γραφή (**bold**). Στα σχήματα δίνουμε την ίδια πληροφορία με διαγραμματική μορφή. Για κάθε δείκτη σφάλματος σχεδιάζουμε με συνεχή γραμμή την καμπύλη σφάλματος ως προς ορίζοντα πρόβλεψης, ενώ με διακεκομμένη ζωγραφίζουμε στο περίπου την καμπύλη που ενώνει τα σημεία της βελτίωσης. Τέλος, στα Σχήματα 6.14 και 6.15 δείχνουμε σε μορφή ραβδογράμματος τη βελτίωση στο χώρο του ορίζοντα πρόβλεψης ανά ΑΠ.

Στο αμέσως επόμενο σχήμα δίνουμε ενδεικτικά την κατανομή των σφαλμάτων των προβλέψεων

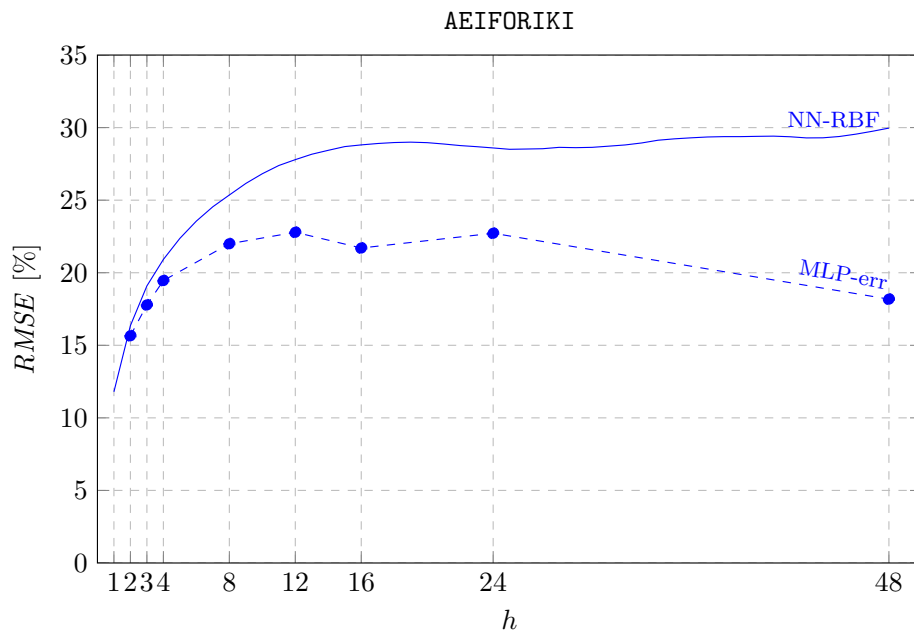


Σχήμα 6.7: Ιστογράμματα σφαλμάτων

Παρατηρούμε ότι τα σφάλματα έχουν περίπου συμμετρική κατανομή γύρω από το μηδέν, όμως, σύμφωνα με το Lilliefors Test δεν ανήκει στην οικογένεια των κανονικών κατανομών. Όπως είναι λογικό, η διασπορά αυξάνεται με την αύξηση του ορίζοντα.



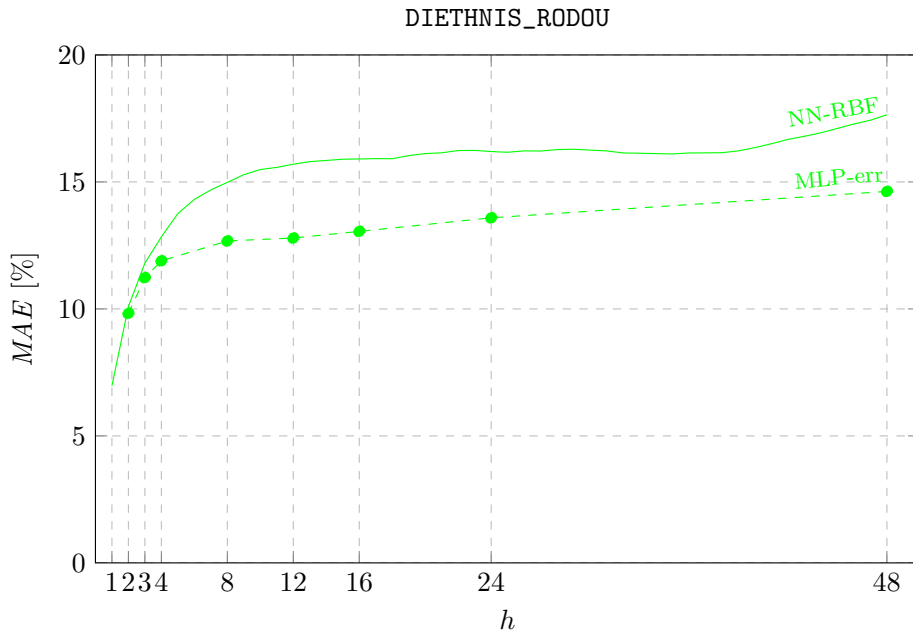
Σχήμα 6.8: Μέσο απόλυτο σφάλμα



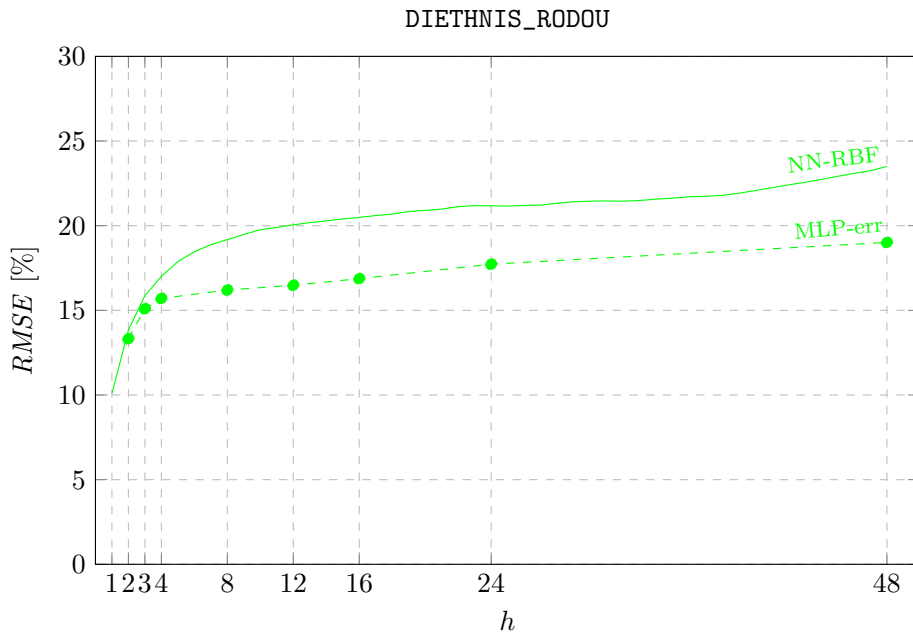
Σχήμα 6.9: Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος

Input	Target	MAE [%]			RMSE [%]		
		NN-RBF	MLP-err	Imp	NN-RBF	MLP-err	Imp
ϵ_{t+1}	ϵ_{t+2}	11,7760	11,5002	2,34	16,3552	15,6567	4,27
	ϵ_{t+3}	14,1311	13,4710	4,67	19,0925	18,0296	5,57
	ϵ_{t+4}	15,8560	15,0433	5,13	20,9175	19,6721	5,95
	ϵ_{t+8}	19,9709	18,4664	7,53	25,3555	23,5290	7,20
ϵ_{t+2}	ϵ_{t+3}	14,1311	13,2853	5,99	19,0925	17,7833	6,86
	ϵ_{t+4}	15,8560	15,0580	5,03	20,9175	19,6367	6,12
	ϵ_{t+8}	19,9709	16,9378	15,19	25,3555	21,9972	13,24
	ϵ_{t+12}	22,4120	19,5958	12,57	27,7933	24,4373	12,07
ϵ_{t+3}	ϵ_{t+4}	15,8560	14,8852	6,12	20,9175	19,4596	6,97
	ϵ_{t+8}	19,9709	17,3444	13,15	25,3555	22,1328	12,71
	ϵ_{t+12}	22,4120	17,9130	20,07	27,7933	22,7878	18,01
	ϵ_{t+16}	23,4575	19,4653	17,02	28,8093	24,1711	16,10
	ϵ_{t+24}	23,5759	19,1321	18,85	28,5983	23,8198	16,71
ϵ_{t+4}	ϵ_{t+8}	19,9709	17,3810	12,97	25,3555	22,1564	12,62
	ϵ_{t+12}	22,4120	19,7204	12,01	27,7933	24,7033	11,12
	ϵ_{t+16}	23,4575	19,5755	16,55	28,8093	24,2708	15,75
	ϵ_{t+24}	23,5759	18,9298	19,71	28,5983	23,6499	17,30
	ϵ_{t+48}	24,4540	20,0845	17,87	29,9665	25,0983	16,25
ϵ_{t+8}	ϵ_{t+12}	22,4120	19,5120	12,94	27,7933	24,2550	12,73
	ϵ_{t+16}	23,4575	18,5015	21,13	28,8093	23,2456	19,31
	ϵ_{t+24}	23,5759	19,6018	16,86	28,5983	24,1094	15,70
	ϵ_{t+48}	24,4540	20,5645	15,91	29,9665	25,9018	13,56
ϵ_{t+12}	ϵ_{t+16}	23,4575	17,0455	27,33	28,8093	21,7035	24,66
	ϵ_{t+24}	23,5759	20,0719	14,86	28,5983	24,5864	14,03
	ϵ_{t+48}	24,4540	20,4747	16,27	29,9665	25,3565	15,38
ϵ_{t+16}	ϵ_{t+24}	23,5759	18,1954	22,82	28,5983	22,7206	20,55
	ϵ_{t+48}	24,4540	20,1929	17,42	29,9665	24,8016	17,24
ϵ_{t+24}	ϵ_{t+48}	24,4540	18,1813	25,65	29,9665	23,2291	22,48

Πίνακας 6.5: Αποτελέσματα για ΑΕΙFORIKI



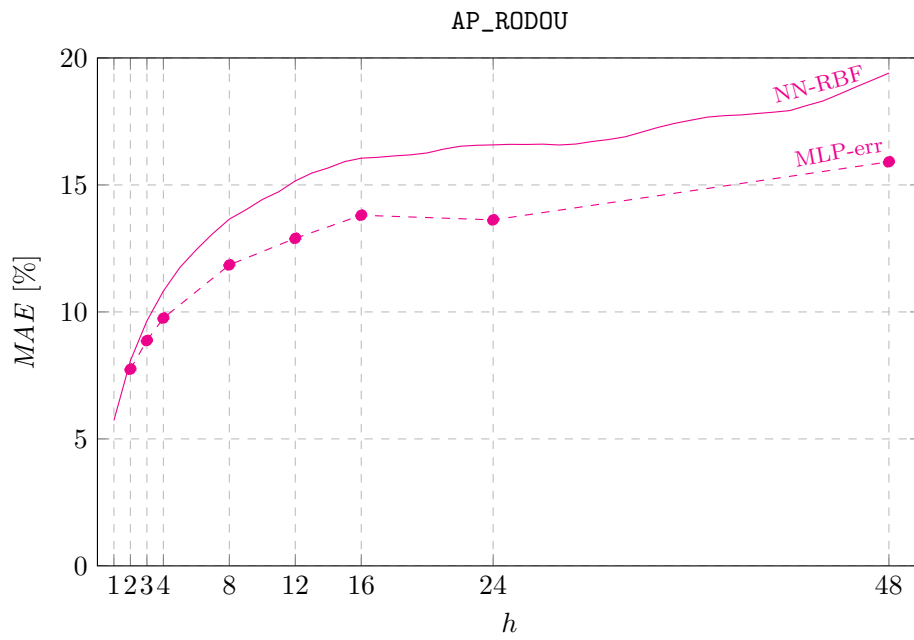
Σχήμα 6.10: Μέσο απόλυτο σφάλμα



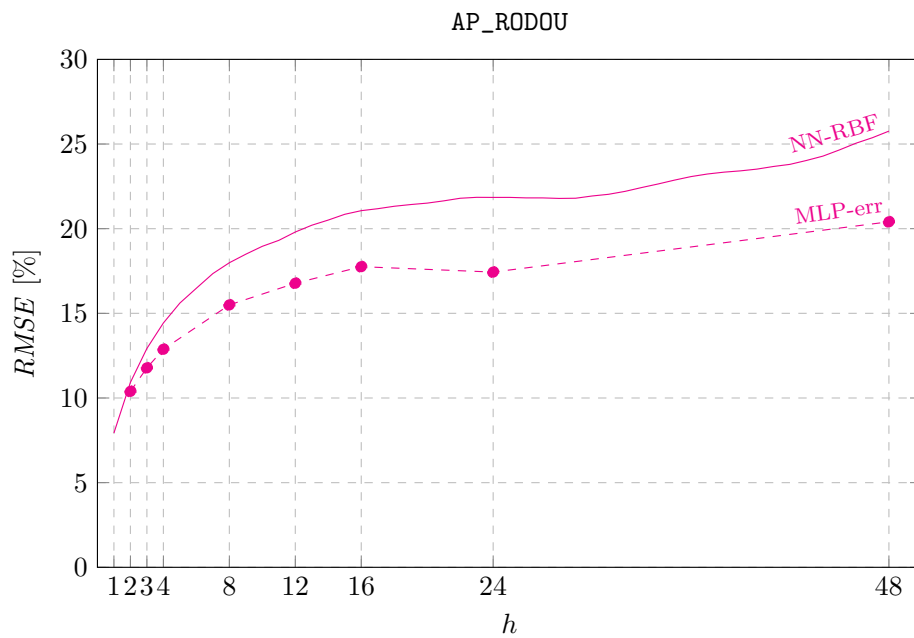
Σχήμα 6.11: Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος

Input	Target	MAE [%]			RMSE [%]		
		NN-RBF	MLP-err	Imp	NN-RBF	MLP-err	Imp
ϵ_{t+1}	ϵ_{t+2}	10,0928	9,8250	2,65	13,8313	13,3211	3,69
	ϵ_{t+3}	11,8031	11,5900	1,81	15,8620	15,5162	2,18
	ϵ_{t+4}	12,8383	12,0623	6,04	17,0079	15,8894	6,58
	ϵ_{t+8}	14,9817	13,5275	9,71	19,1764	17,3717	9,41
ϵ_{t+2}	ϵ_{t+3}	11,8031	11,2310	4,85	15,8620	15,0930	4,85
	ϵ_{t+4}	12,8383	11,9976	6,55	17,0079	15,7329	7,50
	ϵ_{t+8}	14,9817	12,7787	14,70	19,1764	16,5300	13,80
	ϵ_{t+12}	15,6993	12,9222	17,69	20,0500	16,5713	17,35
ϵ_{t+3}	ϵ_{t+4}	12,8383	11,8932	7,36	17,0079	15,7044	7,66
	ϵ_{t+8}	14,9817	12,9756	13,39	19,1764	16,5940	13,47
	ϵ_{t+12}	15,6993	13,0613	16,80	20,0500	16,8138	16,14
	ϵ_{t+16}	15,9026	13,0517	17,93	20,4879	16,8723	17,65
	ϵ_{t+24}	16,1968	15,0319	7,19	21,1726	19,8274	6,35
ϵ_{t+4}	ϵ_{t+8}	14,9817	12,6761	15,39	19,1764	16,2000	15,52
	ϵ_{t+12}	15,6993	13,3070	15,24	20,0500	17,3559	13,44
	ϵ_{t+16}	15,9026	13,3982	15,75	20,4879	17,1537	16,27
	ϵ_{t+24}	16,1968	14,5596	10,11	21,1726	19,0530	10,01
	ϵ_{t+48}	17,6448	15,6325	11,40	23,4983	20,3708	13,31
ϵ_{t+8}	ϵ_{t+12}	15,6993	12,7921	18,52	20,0500	16,4796	17,81
	ϵ_{t+16}	15,9026	13,4532	15,40	20,4879	17,5318	14,43
	ϵ_{t+24}	16,1968	14,8168	8,52	21,1726	19,2617	9,03
	ϵ_{t+48}	17,6448	15,1578	14,10	23,4983	19,6516	16,37
ϵ_{t+12}	ϵ_{t+16}	15,9026	13,2738	16,53	20,4879	17,1072	16,50
	ϵ_{t+24}	16,1968	14,6813	9,36	21,1726	19,0700	9,93
	ϵ_{t+48}	17,6448	14,8706	15,72	23,4983	19,6068	16,56
ϵ_{t+16}	ϵ_{t+24}	16,1968	13,5871	16,11	21,1726	17,7246	16,29
	ϵ_{t+48}	17,6448	14,6270	17,10	23,4983	19,3193	17,78
ϵ_{t+24}	ϵ_{t+48}	17,6448	14,7969	16,14	23,4983	19,0101	19,10

Πίνακας 6.6: Αποτελέσματα για DIETHNIS_RODOU



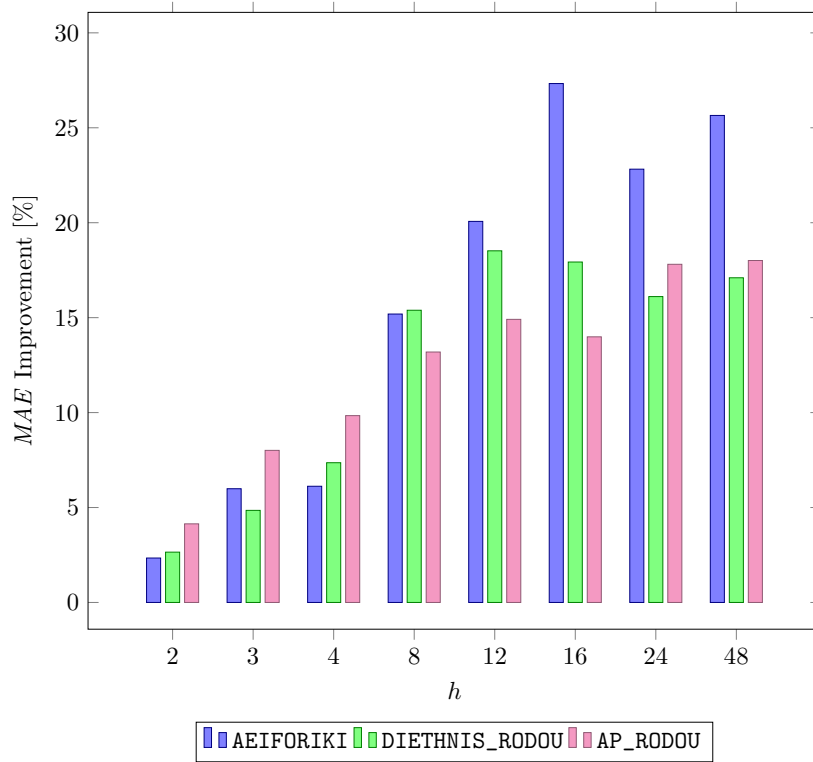
Σχήμα 6.12: Μέσο απόλυτο σφάλμα



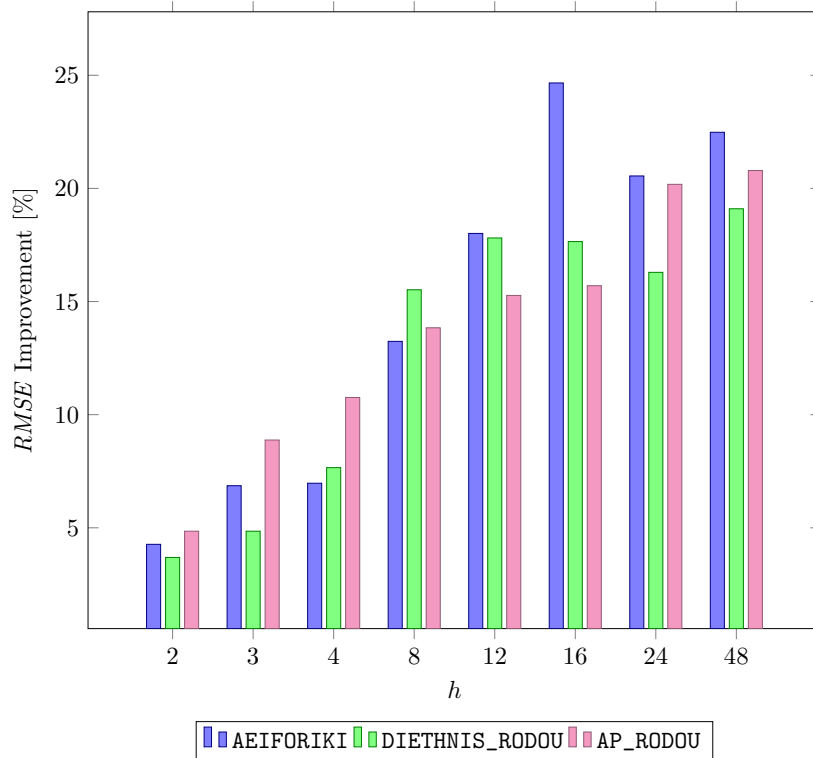
Σχήμα 6.13: Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος

Input	Target	MAE [%]			RMSE [%]		
		NN-RBF	MLP-err	Imp	NN-RBF	MLP-err	Imp
ϵ_{t+1}	ϵ_{t+2}	8,0792	7,7446	4,14	10,9216	10,3924	4,85
	ϵ_{t+3}	9,6454	9,4263	2,27	12,9264	12,5190	3,15
	ϵ_{t+4}	10,8213	10,3847	4,03	14,4312	13,7412	4,78
	ϵ_{t+8}	13,6529	12,9644	5,04	17,9882	16,8693	6,22
ϵ_{t+2}	ϵ_{t+3}	09,6454	8,8731	8,01	12,9264	11,7791	8,88
	ϵ_{t+4}	10,8213	10,0020	7,57	14,4312	13,2368	8,28
	ϵ_{t+8}	13,6529	12,9198	5,37	17,9882	16,8778	6,17
	ϵ_{t+12}	15,1578	12,8983	14,91	19,8034	16,7785	15,27
ϵ_{t+3}	ϵ_{t+4}	10,8213	9,7563	9,84	14,4312	12,8779	10,76
	ϵ_{t+8}	13,6529	11,8514	13,19	17,9882	15,4979	13,84
	ϵ_{t+12}	15,1578	13,5573	10,56	19,8034	17,6166	11,04
	ϵ_{t+16}	16,0529	14,6283	8,87	21,0639	18,8204	10,65
	ϵ_{t+24}	16,5765	15,4537	6,77	21,8471	19,6783	9,93
ϵ_{t+4}	ϵ_{t+8}	13,6529	11,9085	12,78	17,9882	15,5244	13,70
	ϵ_{t+12}	15,1578	13,7127	9,53	19,8034	17,6969	10,64
	ϵ_{t+16}	16,0529	14,6756	8,58	21,0639	19,2267	8,72
	ϵ_{t+24}	16,5765	15,2817	7,81	21,8471	19,7162	9,75
	ϵ_{t+48}	19,4044	17,9818	7,33	25,7616	22,9632	10,86
ϵ_{t+8}	ϵ_{t+12}	15,1578	13,1918	12,97	19,8034	16,8635	14,85
	ϵ_{t+16}	16,0529	13,8066	13,99	21,0639	17,7559	15,70
	ϵ_{t+24}	16,5765	15,8622	4,31	21,8471	20,2635	7,25
	ϵ_{t+48}	19,4044	15,9100	18,01	25,7616	20,4064	20,79
ϵ_{t+12}	ϵ_{t+16}	16,0529	13,8126	13,96	21,0639	17,8549	15,23
	ϵ_{t+24}	16,5765	14,8180	10,61	21,8471	19,1423	12,38
	ϵ_{t+48}	19,4044	17,2375	11,17	25,7616	22,4700	12,78
ϵ_{t+16}	ϵ_{t+24}	16,5765	13,6240	17,81	21,8471	17,4374	20,18
	ϵ_{t+48}	19,4044	16,6723	14,08	25,7616	21,5773	16,24
ϵ_{t+24}	ϵ_{t+48}	19,4044	16,4332	15,31	25,7616	21,1782	17,79

Πίνακας 6.7: Αποτελέσματα για AP_RODOU



Σχήμα 6.14: Βελτίωση του μέσου απολύτου σφάλματος



Σχήμα 6.15: Βελτίωση της ρίζας μέσου τετραγωνικού σφάλματος

6.5.4 Συμπεράσματα

Από τα Σχήματα 6.8 έως και 6.13 γίνεται εμφανές ότι οι δείκτες σφάλματος παρουσιάζουν μικρή βελτίωση για μικρούς χρονικούς ορίζοντες και μεγαλύτερη καθώς ο ορίζοντας μεγαλώνει. Η βελτίωση από 12 h και πάνω είναι της τάξεως του 20 %. Είναι θετικό ότι βελτίωση σημειώνει τόσο το απόλυτο σφάλμα όσο και το τετραγωνικό γιατί έτσι επικυρώνεται η αξιοπιστία της πρόβλεψης. Στους Πίνακες 6.5, 6.6 και 6.7 προκύπτει ότι οι καλύτερες επιδόσεις κωδικοποιούνται σε συγκεκριμένους χρονικούς συνδυασμούς που δε διαφοροποιούνται πολύ από πάγκο σε πάγκο. Φυσικά δεν ήταν εκ των προτέρων γνωστοί οι καλύτεροι συνδυασμοί αλλά σε καμία περίπτωση δε σημειώθηκε επιδείνωση των αποτελεσμάτων. Επομένως, η χωροχρονική μοντελοποίηση σφάλματος μπορεί να δώσει θετικά αποτελέσματα και να ενισχύσει την ακρίβεια των αιολικών προβλέψεων.

6.6 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Τέλος, θα δώσουμε μερικές ιδέες που θα μπορούσαν να αποτελέσουν μελλοντικές προεκτάσεις της μελέτης που εκπονήθηκε στα πλαίσια αυτής της Διπλωματικής Εργασίας.

- Ολοκλήρωση μελέτης με ενσωμάτωση πολλών περιοχών από την Ελλάδα ή από άλλες χώρες με αιολική ενέργεια. Περισσότερα αιολικά πάγκα με αντιπροσωπευτικά δεδομένα από ένα έτος και πάνω θα μπορούσαν να προστεθούν ώστε να συμπληρωθεί ένα δίκτυο περιοχών για γενικευμένη εφαρμογή της μεθόδου
- Δοκιμές και εναλλακτικές παραμετροποιήσεις στα νευρωνικά δίκτυα θα μπορούσαν να συμβάλλουν σε βέλτιστες ρυθμίσεις για την αποδοτικότερη μηχανική μάθηση. Για παράδειγμα, θα μπορούσαμε να πειραματιστούμε με τον αριθμό των κρυφών επίπεδων και τον αλγόριθμο μάθησης
- Ενσωμάτωση των Multilayer Perceptrons σε ζωντανή (online), επιχειρησιακή πλατφόρμα προβλέψεων για real-time δοκιμές

Η χωροχρονική μοντελοποίηση των σφαλμάτων στις αιολικές προβλέψεις είναι ένα από τα αντικείμενα του αναπτύσσονται στην επιστημονική κοινότητα διότι μπορεί να δώσει χρήσιμη πληροφορία για το μέλλον από περιοχή σε περιοχή. Δεν παύει να ισχύει γενική αρχή ότι ένα πιο σύνθετο μοντέλο υστερεί σε απλότητα σχεδιασμού, υλοποίησης και υπολογισμών, όμως η χρήση της μηχανικής μάθησης, χωρίς να υπόσχεται θαύματα, μπορεί να δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα διατηρώντας μία καλή ισορροπία σε απλότητα και επιτήδευση.

Παράρτημα

Παράρτημα Α

Κανόνας Δέλτα (Delta Rule)

Στη μηχανική μάθηση, ο Κανόνας Δέλτα είναι ένας κανόνας εκμάθησης τύπου κλίσεως καθόδου για την ενημέρωση των βαρών στις εισόδους των τεχνητών νευρώνων σε ένα single-layer νευρωνικό δίκτυο. Πρόκειται για μια ειδική περίπτωση του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης (backpropagation). Για έναν νευρώνα j με συνάρτηση ενεργοποίησης $g(x)$ ο κανόνας δέλτα για το i -οστό βάρος w_{ji} είναι

$$\Delta w_{ji} = \alpha(t_j - y_j)g'(h_j)x_i \quad (7.5)$$

όπου

α είναι μία σταθερά που ονομάζεται “ρυθμός εκμάθησης”

$g(x)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα

t_j είναι η προβλεφθείσα έξοδος

h_j είναι το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του νευρώνα

y_j είναι η πραγματική έξοδος

x_i είναι η i -οστή είσοδος

Ισχύει ότι $h_j = \sum x_i w_{ji}$ και $y_j = g(h_j)$.

Ενώ ο κανόνας δέλτα είναι παρόμοιος με τον κανόνα ενημέρωσης των πολυεπίπεδων νευρώνων, η διαφορά είναι διαφορετική. Όταν ο νευρώνας χρησιμοποιεί τη συνάρτηση Heaviside ως συνάρτηση ενεργοποίησης $g(h)$, το οποίο σημαίνει ότι η $g'(h)$ δεν υπάρχει στο μηδέν, και είναι ίση με μηδέν οπουδήποτε αλλού, τότε η άμεση εφαρμογή του κανόνα δέλτα είναι αδύνατη.

Ο κανόνας απορρέει από την προσπάθεια να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα της εξόδου του νευρωνικού δικτύου διά της καθόδου της κλίσεως. Το σφάλμα για ένα νευρωνικό με j εξόδους μπορεί να μετρηθεί ως

$$E = \sum_j \frac{1}{2}(t_j - y_j)^2 \quad (7.6)$$

Θέλουμε να κινηθούμε στο χώρο των συντελεστών βάρους του νευρώνα με τρόπο ανάλογο προς την κλίση της ανωτέρω συναρτήσεως σφάλματος. Για να

το κάνουμε αυτό υπολογίζουμε τη μερική παράγωγο του σφάλματος ως προς ένα βάρους. Για το i -οστό βάρους η παράγωγος αυτή είναι

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} (t_j - y_j)^2 \right)}{\partial w_{ji}} \quad (7.7)$$

Με τον κανόνα της αλυσίδας η παράγωγος γράφεται ως

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} (t_j - y_j)^2 \right)}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}} \quad (7.8)$$

και εκτελώντας πράξεις καταλήγουμε στο αποτέλεσμα

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = - (t_j - y_j) g'(h_j) x_i \quad (7.9)$$

Όπως σημειώσαμε η κλίση της κλίσης δείχνει ποιο βάρους πρέπει να προσαρμοστεί στην κλίση. Απαλοίφοντας το “-” ώστε να κινούμαστε προς την αντίθετη κατεύθυνση της κλίσεως (κατεύθυνση ελαχιστοποίησης σφάλματος) και επιλέγοντας μία σταθερά αναλογίας α παίρνουμε την τελική σχέση

$$\Delta w_{ji} = \alpha (t_j - y_j) g'(h_j) x_i \quad (7.10)$$

Συντελεστής Ετεροσυσχέτισης (Cross-Correlation Factor)

Ο συντελεστής ετεροσυσχέτισης είναι ένα μέτρο της ομοιότητας δύο δειγμάτων και εκφράζεται ως μία συνάρτηση της σχετικής καθυστέρησης (lag) του ενός ως προς το άλλο. Πρόκειται για το εσωτερικό γινόμενο δύο σειρών με τη μία να ολισθαίνει στο χρόνο. Χρησιμοποιείται στην ανάλυση σημάτων για την εξακρίβωση χαρακτηριστικών στη διάρκεια μεγάλων σημάτων και έχει εφαρμογές στην αναγνώριση προτύπων, στην κρυπτανάλυση, στη νευροφυσιολογία και αλλού. Για πραγματικές συνεχείς συναρτήσεις f και g και δεδομένη καθυστέρηση τ ο συντελεστής συσχέτισης ορίζεται ως

$$(f * g)(\tau) \stackrel{\text{def}}{=} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) g(t + \tau) dt \quad (7.11)$$

Ομοίως, για διακριτές πραγματικές σειρές, ο συντελεστής ετεροσυσχέτισης ορίζεται ως

$$(f * g)[l] \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{m=-\infty}^{\infty} f[m] g[m + l] \quad (7.12)$$

Στη στατιστική μάς ενδιαφέρει αν τα δείγματα δύο τυχαίων μεταβλητών, X και Y , παρουσιάζουν θετική, αρνητική ή αμελητέα συσχέτιση, ανάλογα με τη συνεισφορά των όρων του αθροίσματος γινομένων, και σε ποιο lag.

Lilliefors Test

Στη στατιστική, το Lilliefors Test είναι ένα τεστ κανονικότητας (normality test) για μία κατανομή, το οποίο βασίζεται στο τεστ Kolmogorov–Smirnov. Χρησιμοποιείται για να ελέγξει την κενή υπόθεση (null hypothesis) ότι, δηλαδή, τα αποτελέσματα ενός πειράματος προέρχονται από έναν πληθυσμό με κανονική κατανομή, χωρίς, ωστόσο, να δίνει στοιχεία για της παραμέτρους αυτής (μέση τιμή και διασπορά).

Έστω n το μέγεθος ενός δείγματος. Διακρίνουμε τις εξής υποθέσεις:

H_0 : Τα δεδομένα προέρχονται από κανονική κατανομή

H_a : Τα δεδομένα προέρχονται από μη κανονική κατανομή

Το τεστ πραγματοποιείται ως ακολούθως:

1. Υπολογισμός μέσης τιμής δείγματος

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (7.13)$$

και τυπικής απόκλισης δείγματος

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (7.14)$$

2. Υπολογισμός κανονικοποιημένων τιμών δείγματος $Z_i, i = 1, 2, \dots, n$

$$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \quad (7.15)$$

3. Υπολογισμός του στατιστικού T ως εξής

$$T = \sup |F^*(x) - S(x)| \quad (7.16)$$

όπου $F^*(x)$ είναι η αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας μίας κανονικής κατανομής με μέση τιμή μηδέν και τυπική απόκλιση ένα και $S(x)$ είναι η εμπειρική συνάρτηση μάζας πιθανότητας των τιμών Z_i και T το ανώτατο (supremum) της απόλυτης διαφοράς των δύο συναρτήσεων

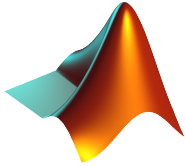
4. Έαν το T , για δεδομένο επίπεδο εμπιστοσύνης α , ξεπερνά τις κρίσιμες τιμές του στατιστικού πίνακα τότε η υπόθεση H_0 απορρίπτεται και η υπόθεση H_a γίνεται αποδεκτή

Το συγκεκριμένο τεστ υπολογίζει τη μέγιστη ασυμφωνία μεταξύ των δύο συναρτήσεων που αναφέραμε πιο πάνω και αξιολογεί εάν αυτή η ασυμφωνία είναι αρκετά μεγάλη ώστε να θεωρηθεί στατιστικά σημαντική και επομένως να απορρίψει την κενή υπόθεση.

Παράρτημα Β

Λογισμικά

Υπολογισμοί-Επεξεργασία Δεδομένων



MATLAB®



The R language for statistical computing

Στοιχειοθεσία

L^AT_EX

Βιβλιογραφία

- [1] Pinson P, Girard R, Thomsen S.C, Corradi O, Tastu J, Madsen H, *Spatio-temporal modelling and forecasting of wind power prediction errors*, Version 2.0, *SafeWind* project, Deliverable Report Dp-4.1, 2011
- [2] Tastu J, Pinson P, Kotwa E, Madsen E, Nielsen Aa H, *Spatio-temporal analysis and modeling of short-term wind power forecast errors*, *Wind Energy*, 2010
- [3] Tastu J, Pinson P, Madsen E, *Multivariate Conditional Parametric models for a spatio-temporal analysis of short-term wind power forecast errors*, in *Proceedings of the EWEC 2010, European Wind Energy Conference*, Warsaw, Poland, 2010
- [4] Jung J, Broadwater R, *Current status and future advances for wind speed and power forecasting*, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, ELSEVIER, 2014
- [5] Al-Yashyai S, Charabi Y, Gastli A, *Review of the use of Numerical Weather Prediction (NWP) Models for wind energy assessment*, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, ELSEVIER, 2010
- [6] Zhang Y, Wang J, Wang X, *Review on probabilistic forecasting of wind power generation*, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, ELSEVIER, 2014
- [7] Sideratos G, Hatziargyriou N, *Probabilistic wind power forecasting using radial basis function neural networks*, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 27, No. 4, 2012
- [8] Kariniotakis G, *Storage for managing renewables variability – the role of predictability*, *SafeWind, The Transmission and Distribution R&D seminar*, Brussels, 2013
- [9] Mur-Amada J, Bayod-Rújula A, *Variability of wind and wind power*, *Wind Power*, 2010
- [10] Zeineldin HH et al. *Impact of wind farm integration on electricity market prices*, *Renew Power Gener*, IET, 2009:3:84-95
- [11] Trombe P-J, Pinson P et al. *Weather radars - the new eyes for offshore wind farm?*, *Wind Energy*, 2014
- [12] Erdem E, Shi J, *ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction*, *Appl. Energy*, 2011

- [13] Miranda MS, Dunn RW, *One-hour-ahead wind speed prediction using a Bayesian methodology*, *Proceedings of the 2006 IEEE power engineering society general meeting*, 2006
- [14] Kani S, Riahy G, *A new ANN-based methodology for very short-term wind speed prediction using Markov chain approach*, *Proceedings of the 2008 IEEE Canada electric power conference*, 2008
- [15] Amjady N et al. *Wind power prediction by a new forecast engine composed of modified hybrid neural network and enhanced particle swarm optimization*, *IEEE Trans Sustain Energy*, 2011
- [16] Li G, Shi J, *On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting*, *Appl. Energy*, 2010
- [17] Kitajima T, Yasuno T, *Output prediction of wind power generation system using complex-valued neural network*, *Proceedings of the 2010 SICE annual conference*, 2010
- [18] Blonbou R, *Very short-term wind power forecasting with neural networks and adaptive Bayesian learning*, *Renew Energy*, 2011
- [19] Guo Z, Zhao W, Lu H, Wang J, *Multi-step forecasting for wind speed using a modified EMD-based artificial neural network model*, *Renew Energy*, 2012
- [20] Celik AN, Kolhe M, *Generalized feed-forward based method for wind energy prediction*, *Appl. Energy*, 2013
- [21] Zhao P, Wang J et al. *Performance evaluation and accuracy enhancement of a day-ahead wind power forecasting system in China*, *Renew Energy*, 2012
- [22] Guo Z, Zhao W, Lu H, Wang J, *Kernel ridge regression with active learning for wind speed prediction*, *Appl. Energy*, 2013
- [23] Sánchez I, *Short-term prediction of wind energy production*, *Int J Forecast*, 2006
- [24] Marti I, Kariniotakis G, Pinson P et al. *Evaluation of advanced wind power forecasting models – results of the Anemos Project*, *Proceedings of the 2006 european wind energy conference and exhibition*, 2006
- [25] Thogersen M et al. *Measure-correlate-predict methods: case studies and software implementation*, *Proceedings of the 2007 EWEA conference*, 2007
- [26] Kwno S-D, *Uncertainty analysis of wind energy potential assessment*, *Appl. Energy*, 2010
- [27] Alexiadis MC et al. *Wind speed and power forecasting based on spatial correlation models*, *IEEE Trans Energy Convers*, 1999
- [28] Bechrakis DA, Sparis PD, *Correlation of wind speed between neighboring measuring stations*, *IEEE Trans Energy Convers*, 2004
- [29] Juban J, Siebert N, Kariniotakis G, *Probabilistic short-term wind power forecasting for the optimal management of wind generation*, *Proceedings of the 2007 IEEE Lausanne PowerTech*, 2007

- [30] Pinson P, Kariniotakis G, *On-line assessment of prediction risk for wind power production forecasts*, *Wind Energy*, 2004
- [31] Πετρόπουλος Φ, Ασημακόπουλος Β, **Επιχειρησιακές Προβλέψεις**, Εκδόσεις Συμμετρία, 2011
- [32] Κοκολάκης Γ, Σπηλιώτης Ι, **Θεωρία Πιθανοτήτων και Στατιστική με Εφαρμογές**, Εκδόσεις Συμείων, 2010