



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

ΠΙΘΑΝΟΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΗΛΙΑΚΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ
ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΡΤΜΑΡ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΦΩΤΙΟΣ Χ. ΚΑΡΑΜΕΡΟΣ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ

Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2013



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

ΠΙΘΑΝΟΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΗΛΙΑΚΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ
ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΡΤΜΑΡ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΦΩΤΙΟΣ Χ. ΚΑΡΑΜΕΡΟΣ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ

Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την ...

.....
Ν. Χατζηαργυρίου
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Σ. Παπαθανασίου
Αναπλ. Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Π. Γεωργιάκης
Λέκτορας ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2013

.....
ΦΩΤΙΟΣ Χ. ΚΑΡΑΜΕΡΟΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός Και Μηχανικός Υπολογιστών

Copyright © Φώτιος Χ. Καραμέρος , 2013

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Τις τελευταίες δεκαετίες έχει σημειωθεί αξιοπρόσεχτη ανάπτυξη στην τεχνολογία των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ), ως αποτέλεσμα της ανάγκης για περιορισμό των συμβατικών πηγών ενέργειας και των περιβαλλοντικών επιπτώσεων. Η ηλιακή ενέργεια είναι μια από τις ευρύτερα χρησιμοποιούμενες εναλλακτικές μορφές ενέργειας, κάτι που επιβεβαιώνεται από την αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος φωτοβολταϊκών συστημάτων τόσο στην Ελλάδα όσο και παγκοσμίως. Ωστόσο, η διακοπόμενη φύση και η έντονη μεταβλητότητα της ηλιακής (όπως και της αιολικής) παραγωγής καθιστούν δύσκολη την ενσωμάτωση της στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Επομένως, η πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος αναγνωρίζεται ως ένα πολύτιμο εργαλείο για τον καλύτερο έλεγχο αλλά και το εμπόριο της ηλιακής ενέργειας και η ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης της ηλιακής παραγωγής έχει απασχολήσει σε μεγάλο βαθμό κλάδους της μετεωρολογίας, των μαθηματικών και της εφαρμοσμένης πληροφορικής.

Η πλειονότητα των μοντέλων πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος χρησιμοποιεί ως είσοδο δεδομένα από μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού, λόγω της άμεσης σχέσης της ηλιακής παραγωγής με τις καιρικές συνθήκες, τα οποία παρέχουν εκτιμήσεις των μελλοντικών τιμών καιρικών και ατμοσφαιρικών μεταβλητών στο επίπεδο του ηλιακού πάρκου. Ο βαθμός χρησιμοποίησης των δεδομένων των αριθμητικών προβλέψεων καιρού σχετίζεται και με την κατηγοριοποίηση των προσεγγίσεων των μοντέλων πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος σε φυσικές, στατιστικές ή συνδυαστικές. Επιπροσθέτως, οι περισσότερες προβλέψεις της ηλιακής και της αιολικής ισχύος δίνονται με τη μορφή σημειακών προβλέψεων που αποσκοπούν στον προσδιορισμό της πιθανότερης τιμής της ηλιακής παραγωγής για ένα δεδομένο χρονικό ορίζοντα. Όμως, σε πολλές σχετικές έρευνες επιχειρείται η ενσωμάτωση των εκτιμήσεων της αβεβαιότητας στις υπάρχουσες σημειακές προβλέψεις με χρήση διαστημάτων πρόβλεψης, εκατοστημορίων κ.α. Οι προβλέψεις αυτές ονομάζονται πιθανοτικές προβλέψεις της ηλιακής ισχύος.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιχειρείται η ανάπτυξη ενός μοντέλου πιθανοτικής πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος βασισμένο σε νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα, το μοντέλο που αναπτύσσεται βασίζεται στη θεωρία των δικτύων ARTMAP και των δικτύων RBF, οπότε ουσιαστικά αποτελεί συνδυασμό των δύο αυτών τύπων νευρωνικού δικτύου. Η πρόβλεψη η οποία προκύπτει τελικά είναι πιθανοτική, δεδομένου ότι λαμβάνουμε υπόψη την αβεβαιότητα της και με βάση αυτήν την αξιολογούμε.

Στην κατεύθυνση αυτήν, αρχικά περιγράφονται αναλυτικά τα ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η μεθοδολογία αποτίμησης των πιθανοτικών προβλέψεων, οι γενικές αρχές τους αλλά και σχετικές χρησιμοποιηθείσες προσεγγίσεις στις ΑΠΕ. Ακολουθεί η γενική θεωρία των νευρωνικών δικτύων με ιδιαίτερη έμφαση σε αυτήν των δικτύων ARTMAP και RBF. Κατόπιν, παρουσιάζεται αναλυτικά η προσέγγισή μας για την

πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής στην περιφέρεια της Ανατολικής Πελοποννήσου, η οποία στη συνέχεια αποτιμάται και, εν τέλει, εξάγονται συμπεράσματα και παρατηρήσεις για το μοντέλο που αναπτύχθηκε.

Λέξεις Κλειδιά: Ηλιακή ισχύς, πιθανοτική πρόβλεψη, αριθμητικές προβλέψεις καιρού, εκατοστημόρια, νευρωνικά δίκτυα, θεωρία προσαρμόσιμου συντονισμού, βελτιστοποίηση, αξιοπιστία.

Abstract

During the last decades a remarkable development of the technology related to renewable energy sources has been observed, as a result of the necessity to limit the conventional energy sources and the consequences for the environment. Solar energy is one of the widely used alternative energy sources which is proved by the increase of the installed power of photovoltaic systems not only in Greece, but also globally. However, due to the intermittence and the huge randomness of solar (as well as of wind) power, the integration of solar power into the electric energy systems is difficult. Hence, solar power forecast is recognized as a powerful tool for better control and merchandise of solar energy and the development of solar power forecast models has greatly occupied fields of meteorology, mathematics and applied informatics.

Most solar power forecast models use as input data from numerical weather prediction models, because of the direct relation between solar power and weather conditions, which provide estimations of future weather variables on the level of the photovoltaic park. The grade of use of numerical weather predictions data is also related to the categorization of solar power forecast approaches in physical, statistical or combined approaches. Moreover, most solar and wind forecasts are given by the form of point forecasts which aim at producing the most-likely solar power value for a given horizon. However many studies have attempted the integration of uncertainty estimations in already produced point forecasts with use of prediction intervals, quantiles etc. These forecasts are named solar power probabilistic forecasts.

In this diploma thesis, the development of a probabilistic forecast model is attempted based in neural networks. Specifically, the model that is developed is based in ARTMAP and RBF network theory, hence it constitutes a combination of these two types of neural network. The forecast that we get in the end is probabilistic, given that we take into account its uncertainty.

To this direction, firstly the widely used numerical weather prediction models are described. Next the evaluation methodology of probabilistic forecasts is presented, their basic principles and related approaches used in renewable energy sources. The theory of neural networks follows, with an emphasis on ARTMAP and RBF networks. Then, our approach is analytically presented concerning the solar power forecasting for the region of East Peloponnisos, which is afterwards evaluated and, finally, conclusions extracted by our model are given.

Keywords: Solar power, probabilistic forecast, numerical weather predictions, quantiles, neural networks, adaptive resonance theory, optimization, reliability.

*Ευχαριστίες προς τον κ. Γ. Σιδεράτο
για τη συμβολή του στην περάτωση της εργασίας*

Πίνακας Περιεχομένων

Κεφάλαιο 1 : Εισαγωγή

1.1 Γενικά.....	13
1.2 Η ηλιακή ενέργεια.....	13
1.3 Δομή της εργασίας.....	15

Κεφάλαιο 2 : Αριθμητικές προβλέψεις καιρού (Numerical Weather Predictions-NWP)

2.1 Γενικά.....	17
2.2 Μοντέλα NWP.....	18
2.2.1 Παγκόσμια μοντέλα και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις.....	21
2.2.1.1 Αφομοίωση δεδομένων για την αρχικοποίηση των μοντέλων.....	21
2.2.1.2 Τυποποίηση των μοντέλων.....	22
2.2.1.3 Πακέτα φυσικών διεργασιών.....	23
2.2.1.4 Πρότυπα λειτουργίας.....	24
2.2.2 Τοπικά μοντέλα NWP.....	24
2.2.2.1 Χρησιμοποιούμενα μοντέλα NWP πρωτογενών εξισώσεων.....	25
2.2.2.2 Γενική τυποποίηση των τοπικών μοντέλων NWP.....	30
2.2.2.3 Πεδίο μελέτης , ανάλυση και εύρος των προτύπων λειτουργίας των τοπικών μοντέλων NWP.....	31
2.2.2.4 Προβλήματα των τοπικών μοντελοποιήσεων.....	32
2.3 Επιδόσεις των μοντέλων NWP.....	33
2.3.1 Εξέλιξη των μεθόδων αξιολόγησης των μοντέλων.....	33
2.4 Λειτουργικά χαρακτηριστικά των τοπικών μοντέλων NWP.....	34
2.4.1 Υπολογιστικές απαιτήσεις.....	34
2.4.2 Κύκλοι λειτουργίας.....	35

Κεφάλαιο 3 : Μεθοδολογία για την αποτίμηση πιθανοτικών προβλέψεων

3.1 Εισαγωγή.....	37
3.2 Σημειακές προβλέψεις.....	38
3.2.1 Παραμένουσα τιμή.....	39
3.2.2 Απλός κινητός μέσος όρος.....	39
3.2.3 Απόλυτος μέσος όρος.....	39
3.2.4 Σταθμισμένο σημείο αναφοράς.....	40
3.3 Πιθανοτικές προβλέψεις.....	40
3.3.1 Προβλέψεις συνόλου.....	40
3.3.2 Προβλεπόμενες κατανομές.....	41
3.3.3 Προβλέψεις εκατοστημορίων.....	41
3.3.4 Διαστήματα πρόβλεψης.....	41
3.3.5 Δείκτες ρίσκου.....	42
3.3.6 Πιθανοτικά σημεία αναφοράς.....	42
3.4 Απόδοση πρόβλεψης.....	43
3.4.1 Δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής.....	43
3.4.2 Αποτίμηση σημειακής πρόβλεψης.....	44
3.4.3 Πιθανοτικά χαρακτηριστικά.....	45
3.4.4 Πιθανοτική αποτίμηση.....	47

3.4.5 Αποτίμηση πρόβλεψης εκατοστημορίων.....	50
3.4.6 Αποτίμηση διαστημάτων πρόβλεψης.....	51
3.4.7 Αποτίμηση ακραίων γεγονότων.....	52
3.4.8 Σύγκριση μοντέλων.....	56

Κεφάλαιο 4 : Γενικές αρχές πιθανοτικών προβλέψεων και χρησιμοποιηθείσες προσεγγίσεις στις ΑΠΕ

4.1 Εισαγωγή.....	57
4.2 Εφαρμογές πιθανοτικής πρόβλεψης στην αιολική παραγωγή.....	57
4.2.1 Επισκόπηση μεθόδων πιθανοτικής πρόβλεψης στην αιολική παραγωγή.....	57
4.2.2 Δυνατότητα επέκτασης της πιθανοτικής πρόβλεψης αιολικής παραγωγής.....	59
4.3 Εφαρμογές πιθανοτικής πρόβλεψης στην ηλιακή παραγωγή.....	60
4.3.1 Προσέγγιση με χρήση συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας.....	60
4.3.2 Προσέγγιση με βάση την παλινδρόμηση εκατοστημορίων.....	61
4.3.3 Συμπεράσματα και παρατηρήσεις.....	63

Κεφάλαιο 5 : Γενική θεωρία νευρωνικών δικτύων και δίκτυα ARTMAP

5.1 Εισαγωγή.....	64
5.2 Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks-ANN).....	65
5.2.1 Βιολογικοί και τεχνητοί νευρώνες.....	65
5.2.2 Αρχές τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	66
5.3 Θεωρία Προσαρμοσίμου Συντονισμού (Adaptive Resonance Theory).....	69
5.3.1 Γενικά.....	69
5.3.2 Διάφοροι τρόποι εκμάθησης.....	69
5.3.3 Κωδικοποίηση, ταίριασμα και εκτίμηση.....	70
5.3.4 Προσοχή, αναζήτηση, συντονισμός και εκμάθηση.....	71
5.3.5 Επιβλεπόμενη εκμάθηση και πρόβλεψη.....	73
5.4 Αναλυτική περιγραφή του νευρωνικού δικτύου ARTMAP.....	74
5.4.1 Η αρχιτεκτονική του HS-ARTMAP νευρωνικού δικτύου.....	74
5.4.2 Η παραπλήσια με ART δίκτυο μονάδα (ART-like μονάδα).....	77
5.4.3 Η παραπλήσια με RBF δίκτυο μονάδα (RBF-like μονάδα).....	78
5.4.4 Η διαδικασία εκπαίδευσης του δικτύου HS-ARTMAP.....	81

Κεφάλαιο 6 : Πιθανοτική πρόβλεψη ηλιακής παραγωγής με χρήση ARTMAP

6.1 Πρόβλεψη πριν τη βελτιστοποίηση.....	85
6.2 Βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων.....	94
6.2.1 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης Particle Swarm Optimization-PSO.....	94
6.2.2 Ένταξη του PSO στο τελικό πρόγραμμα.....	96
6.3 Τελική αξιολόγηση της πρόβλεψης.....	97

Κεφάλαιο 7 : Συμπεράσματα και παρατηρήσεις.....

Βιβλιογραφία.....	105
-------------------	-----

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά

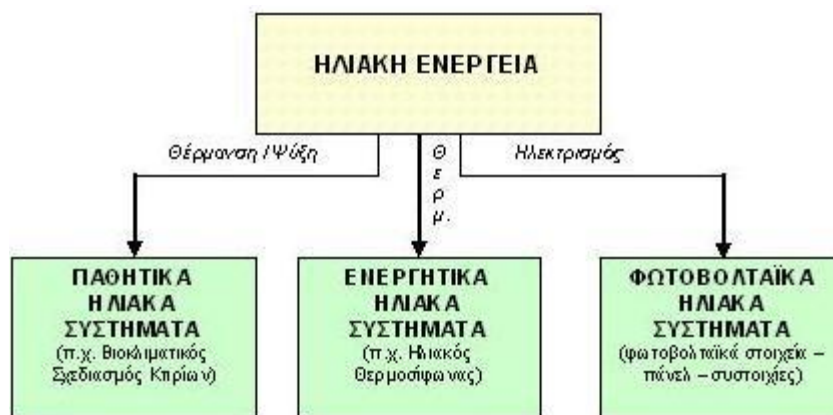
Οι πιο διαδεδομένες τεχνολογίες ΑΠΕ για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας σήμερα είναι: τα φωτοβολταϊκά συστήματα, οι ανεμογεννήτριες, οι υδροηλεκτρικές μονάδες, οι κυψέλες καυσίμου, η βιομάζα και η ενέργεια από γεωθερμικούς σταθμούς. Πολλές από τις τεχνολογίες αυτές έχουν μέχρι σήμερα αναπτυχθεί σημαντικά σε βαθμό που να χαρακτηρίζονται αποδοτικές, ωστόσο ξεχωρίζουν ως τώρα η αιολική ενέργεια (που αξιοποιείται μέσω των ανεμογεννητριών) και η ηλιακή ενέργεια (που αξιοποιείται στα φωτοβολταϊκά). Πιο ειδική αναφορά στην ηλιακή ενέργεια γίνεται στην ενότητα που ακολουθεί.

1.2 Η ηλιακή ενέργεια

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

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

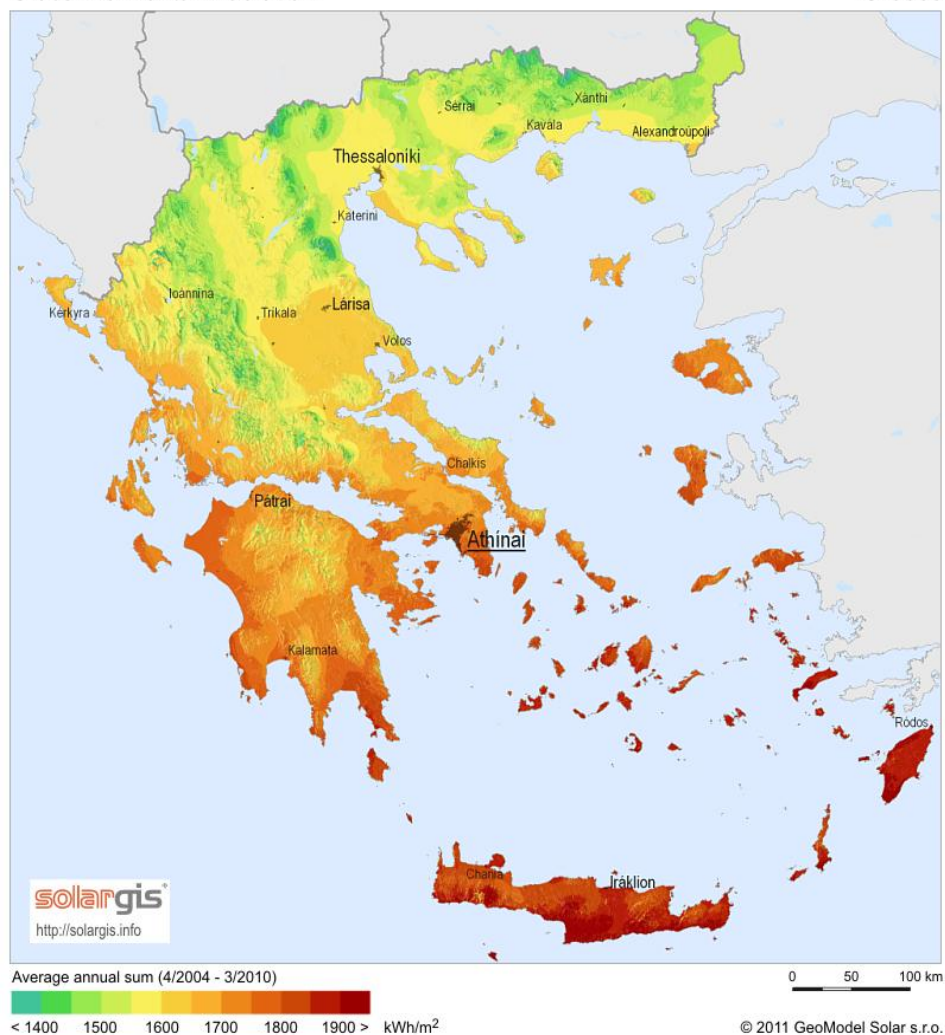
συστήματα στηρίζονται στη μετατροπή της ηλιακής ακτινοβολίας σε ηλεκτρικό ρεύμα μέσω του φωτοβολταϊκού φαινομένου.



Εικόνα 1.1: Εκμετάλλευση ηλιακής ενέργειας

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

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



Εικόνα 1.2: Ηλιακό δυναμικό χάρτη της Ελλάδας

1.3 Δομή της εργασίας

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου για την πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος. Το μοντέλο βασίζεται σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και χρησιμοποιεί ως είσοδο αριθμητικές προβλέψεις καιρού και χρονοσειρές ηλιακής ισχύος. Είναι αυτοπροσαρμοζόμενο σε νέες παρατηρήσεις και παραμένει αξιόπιστο σε κάθε περίπτωση μελέτης. Ακολουθεί μια σύντομη αναφορά στα κεφάλαια της εργασίας, τα οποία έχουν ως στόχο την εξοικείωση με την πρόβλεψη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όπως είναι και η ηλιακή και τα χαρακτηριστικά ιδιαίτερα της πιθανοτικής πρόβλεψης.

Στο **Κεφάλαιο 1** πραγματοποιήθηκε σύντομη αναφορά στα χαρακτηριστικά και τη σπουδαιότητα της ηλιακής ενέργειας, η οποία θα πρέπει να απασχολήσει ειδικά τη χώρα μας προς ένα μέλλον βασισμένο στην αιφόρο ενέργεια.

Στο **Κεφάλαιο 2** παρουσιάζονται εκτενώς οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού ως μέσο ορθότερων προβλέψεων ανά τον κόσμο. Πρόκειται για προβλέψεις μετεωρολογικών

μοντέλων για τη μελλοντική κατάσταση της ατμόσφαιρας και είναι απαραίτητες για την εκτίμηση όχι μόνο της ηλιακής ενέργειας, αλλά και της αιολικής και άλλων ανανεώσιμων πηγών.

Στο **Κεφάλαιο 3** γίνεται αναφορά στις μεθόδους αποτίμησης των πιθανοτικών προβλέψεων. Παρατίθενται μέτρα και τρόποι αξιολόγησης των προβλέψεων καθώς και διάφορα είδη πιθανοτικής πρόβλεψης.

Στο **Κεφάλαιο 4** παρατίθενται οι γενικές αρχές των πιθανοτικών προβλέψεων όπως αυτές έχουν διατυπωθεί σε επιστημονικές μελέτες. Επιπλέον γίνεται αναφορά σε αξιοσημείωτα μοντέλα τεχνολογίας αιχμής που χρησιμοποιήθηκαν για αυτό το είδος πρόβλεψης στην ηλιακή και την αιολική παραγωγή.

Στο **Κεφάλαιο 5** παρουσιάζονται τα νευρωνικά δίκτυα. Τη γενική θεωρία τους ακολουθούν εξειδικευμένες αναφορές στα δίκτυα προσαρμόσιμου συντονισμού (ARTMAP) και ιδιαίτερα στο νευρωνικό δίκτυο HS-ARTMAP, που βασίζεται σε αυτή τη θεωρία και χρησιμοποιήθηκε ως ένα βαθμό στην ανάπτυξη του μοντέλου μας.

Στο **Κεφάλαιο 6** παρουσιάζεται η ανάπτυξη του μοντέλου, παραθέτοντας τα βήματα που μεσολάβησαν από τις αρχικές εκπαιδεύσεις του νευρωνικού μέχρι την τελική βέλτιστη πρόβλεψη που εξήχθη.

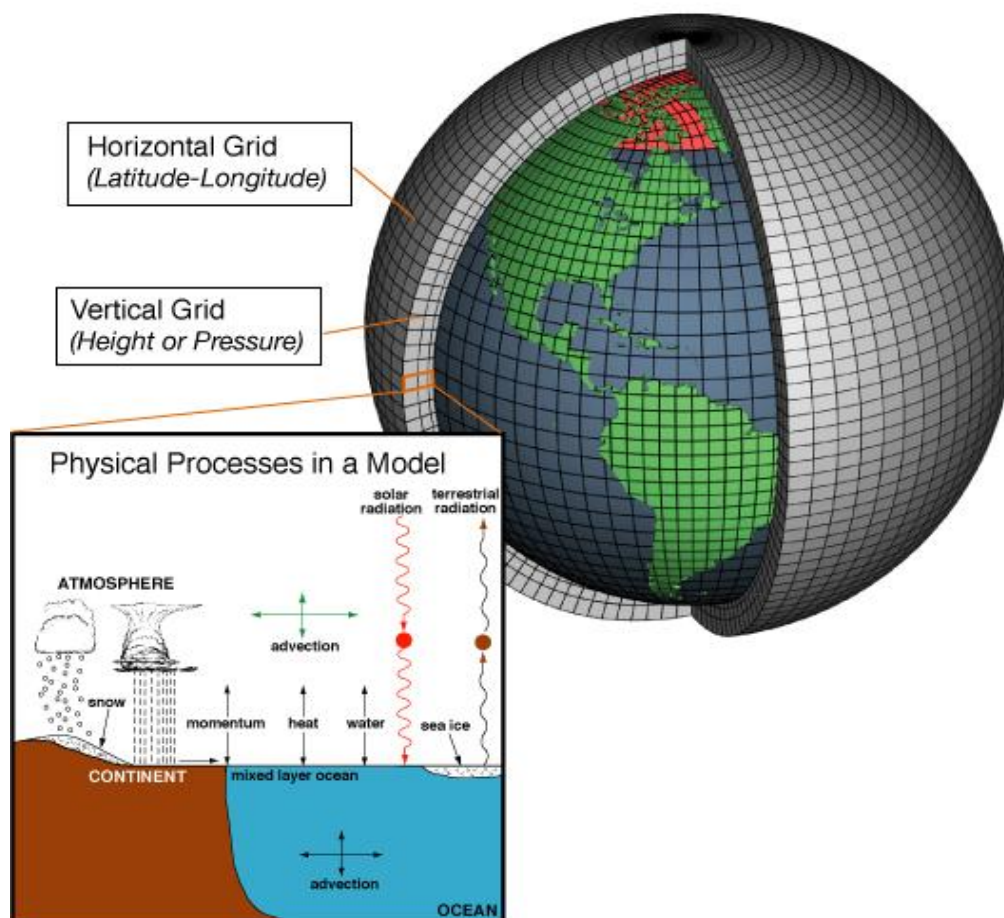
Στο **Κεφάλαιο 7** γίνεται σχολιασμός των αποτελεσμάτων του μοντέλου που αναπτύχθηκε και καταλήγουμε στα γενικότερα συμπεράσματα της μελέτης.

Κεφάλαιο 2

Αριθμητικές προβλέψεις καιρού (Numerical Weather Predictions-NWP)

2.1 Γενικά

Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού (numerical weather prediction-NWP) χρησιμοποιούν μαθηματικά μοντέλα της ατμόσφαιρας και των ωκεανών για να προβλέψουν τον καιρό βάσει των τρεχουσών καιρικών συνθηκών. Παρόλο που αρχικά κάτι τέτοιο επιχειρήθηκε ήδη γύρω στο 1920, ήταν στη δεκαετία του 1950 που οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού παρήγαγαν ρεαλιστικά αποτελέσματα και αυτό χάρη στην έλευση των προσομοιώσεων μέσω υπολογιστή. Πληθώρα παγκόσμιων και τοπικών μοντέλων πρόβλεψης τρέχουν σε διάφορες χώρες ανά τον κόσμο, χρησιμοποιώντας ως εισόδους στα μοντέλα τρέχουσες παρατηρήσεις καιρού μεταδιδόμενες από ραδιοβόλιση (radiosondes) ή μετεωρολογικούς δορυφόρους.



Εικόνα 2.1 : Τα μοντέλα καιρού χρησιμοποιούν συστήματα διαφορικών εξισώσεων που

βασίζονται στους νόμους της φυσικής, της μηχανικής ρευστών και της χημείας και χρησιμοποιούν ένα σύστημα συντεταγμένων το οποίο διαιρεί τον πλανήτη σε ένα τρισδιάστατο πλέγμα. Άνεμοι, μεταφορά θερμότητας, ηλιακή ακτινοβολία, σχετική υγρασία και υδρολογία επιφανείας υπολογίζονται σε κάθε ‘κελί’ του πλέγματος και οι αλληλεπιδράσεις με γειτονικά κελιά χρησιμοποιούνται στον υπολογισμό ιδιοτήτων της ατμόσφαιρας μελλοντικά.

2.2 Μοντέλα NWP

Τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού πρωτοεμφανίστηκαν το 1950 μετά την πρωτοποριακή δουλειά των *Charney, Fjortoft, και von Neumann* και έκτοτε βρίσκονται στο προσκήνιο. Τα πρώιμα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού είχαν τις βάσεις τους σε θεωρίες παραπλήσιες με τη γεωστροφική, προκειμένου να αναπτύξουν συνεπή μοντέλα χαμηλής ανάλυσης, τα οποία ωστόσο από τη φύση του σχεδιασμού τους, δεν μπορούσαν να συμπεριλάβουν μια σειρά από σημαντικές φυσικές διαδικασίες κυρίως λόγω έλλειψης επαρκούς γνώσης και υπολογιστικής δύναμης. Τα μοντέλα λοιπόν αυτά κυριαρχούσαν τις δεκαετίες του ‘50 και του ‘60, όταν και χρησιμοποιούνταν κατά κύριο λόγο για ημισφαιρικές βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (περίπου μέχρι 3 ημέρες μπροστά) και για τη μελέτη των διαδικασιών. Αυτά λοιπόν τα πρώιμα μοντέλα επικεντρώνονταν σε μικρής κλίμακας διαδικασίες, όπως η εξέλιξη των καιρικών συστημάτων μεσαίου γεωγραφικού πλάτους, τα οποία χαρακτηρίζονται από οριζόντιες κλίμακες της τάξης των εκατοντάδων χιλιομέτρων, χρονικούς οριζόντες λίγων ημερών και σύνθετες δομές της τροπόσφαιρας. Επαληθεύσεις των προβλέψεων είχαν πραγματοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό και ως ένα βαθμό ακόμη πραγματοποιούνται, ως συνάρτηση της ποιότητας των μεσοτροποσφαιρικών στρωμάτων (γεωδυναμικού της τάξης των 500 – hectoPascal [hPA]), ή με τη βοήθεια μιας ανάλυσης της εξέλιξης των κύριων μετεωρολογικών συστημάτων (π.χ. τροχιές ανεμοστρόβιλων σε μεσαία γεωγραφικά πλάτη και κοντά στην επιφάνεια της γης). Λόγω του ότι τα μοντέλα αυτά δεν λάμβαναν υπόψη μια σειρά από εξωγενείς ισχυρές ατμοσφαιρικές διαδικασίες, όπως η διακύμανση στη θερμοκρασία της επιφάνειας της γης, και πολλές άλλες σημαντικές διαδικασίες (όπως η ακτινοβολία και οι φασικές μεταβολές), διέθεταν περιορισμένες δυνατότητες πρόβλεψης. Παρ’ όλα αυτά, τα πρώιμα μοντέλα περιελάμβαναν μια σειρά από χαρακτηριστικά από τα οποία αποτελείται ένα σύγχρονο μετεωρολογικό μοντέλο όπως: ένα σύστημα αφομοίωσης δεδομένων για τον καθορισμό της αρχικής κατάστασης του μοντέλου, ένα διακριτό σύστημα εξισώσεων εκφρασμένων σε σφαιρικές συντεταγμένες και μια πιστή αναπαράσταση της τοπογραφίας της επιφάνειας της γης (αποκαλούμενη και προσέγγιση σίγμα-συντεταγμένης από τον *Phillips* (1957))^[2].

Το 1955 ο *Charney* πρότεινε τη χρησιμοποίηση ενός πιο πλήρους και ακριβούς συνόλου εξισώσεων, για τις οποίες υιοθετήθηκε ο όρος «πρωτογενείς εξισώσεις» (“primitive equations”). Το σύνολο αυτό εξισώσεων ήταν μια έντονα προσεγγιστική εκδοχή των εξισώσεων που περιέγραφαν τις ατμοσφαιρικές δυναμικές (εξισώσεις Navier-Stokes): η εξίσωση κατακόρυφης ορμής αντικαταστάθηκε από την

υδροστατική συνθήκη ,σύμφωνα με την οποία η κάθετη κίνηση του ανέμου είναι αμελητέα σε σχέση με την οριζόντια κίνηση και το επίπεδο βάθους του ρευστού είναι πολύ μικρότερο, σε σύγκριση με την ακτίνα της ατμόσφαιρας. Η λέξη «πρωτογενείς» που χαρακτηρίζει το σύνολο εξισώσεων υπονοεί ότι τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο θεωρούσαν ότι μη-υδροστατικές διαδικασίες είχαν μικρή μετεωρολογική αξία. Τα μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων χρησιμοποιήθηκαν ευρύτατα από την επιστημονική κοινότητα κατά τη δεκαετία του '60, αν και μόλις στα τέλη της δεκαετίας του '70 καθιερώθηκαν πλήρως στον κλάδο της πρόβλεψης καιρού^{[3].[4]}. Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του '70 και καθώς το σύνολο πρωτογενών εξισώσεων έγινε πιο διαδεδομένο, τα ατμοσφαιρικά μοντέλα εδραιώθηκαν παγκοσμίως και ένα σύνολο σχετικών διαδικασιών προστέθηκε προοδευτικά στα υπάρχοντα μοντέλα. Πιθανώς για λόγους που έχουν να κάνουν με την ιστορία της ανάπτυξης μοντέλων , ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού (μοντέλο NWP), συνήθως χαρακτηρίζεται ως σύνολο τριών κύριων συνιστωσών: του «δυναμικού» πυρήνα που έχει να κάνει με το βασικό σύνολο εξισώσεων της αδιαβατικής ροής ρευστών χωρίς ιξώδες, του *πακέτου φυσικών διεργασιών* , το οποίο περιλαμβάνει ένα μεταβλητό αριθμό εξισώσεων που αναπαριστούν διαδικασίες όπως η ακτινοβολία, οι φασικές μεταβολές , η μεταγωγή θερμότητας ή οι στροβιλισμοί και του *κώδικα αφομοίωσης δεδομένων*.

Τα παγκόσμια μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων εξακολουθούν να αποτελούν τον πυρήνα της διαδικασίας πρόβλεψης του καιρού. Τις τρεις τελευταίες δεκαετίες τα μοντέλα αυτά έχουν σημειώσει αξιόλογη ανάπτυξη με κατευθύνσεις προς υψηλότερη ανάλυση ,πιο ακριβείς παραμετροποιήσεις βασισμένες στη φυσική των ατμοσφαιρικών διαδικασιών , βελτιωμένα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων και μεγαλύτερη υπολογιστική δύναμη. Ταυτόχρονα ο χρονικός ορίζοντας των προβλέψεων έχει επεκταθεί ώστε να υπερβαίνει τη μία εβδομάδα και σύγχρονες στατιστικές τεχνικές έχουν αφομοιωθεί στην διαδικασία πρόβλεψης με σκοπό την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας των δεδομένων και των μοντέλων .Παρά τη διαρκή πρόοδο των μετεωρολογικών προβλέψεων , είναι ευνόητο ότι υπεισέρχονται περιορισμοί στην προβλεψιμότητα της ατμοσφαιρικής ροής. Έχοντας εργαστεί πάνω σε αποτελέσματα από NWP μοντέλα και με τη βοήθεια απλουστευμένων μη γραμμικών μοντέλων ,ο *Lorenz* ο θεμελιωτής της «Θεωρίας του Χάους» ανακάλυψε ότι πολύ μικρές διαφορές στην αρχική κατάσταση των μοντέλων τείνουν να αυξάνονται με το χρόνο, οδηγώντας σε ποιοτικά διαφορετικές προβλέψεις σε βάθος χρόνου δύο εβδομάδων^[3]. Εξαιτίας της ύπαρξης ορίων στην ακρίβεια της εκτίμησης της αρχικής κατάστασης ,αυτό σημαίνει ότι ακόμα και στο πιο ιδανικό μοντέλο υπάρχει ένα άνω όριο ως προς τη χρησιμότητα των προβλέψεων

Σε γενικές γραμμές η μετεωρολογική πρόβλεψη είναι ένα πρόβλημα αρχικών και συνοριακών τιμών. Σε ένα παγκόσμιο μοντέλο η αρχική τρισδιάστατη ατμοσφαιρική κατάσταση η οποία συχνά απαντάται με τον όρο «ανάλυση», υπολογίζεται μέσω παρατηρήσεων .Βεβαίως ,καθώς οι παρατηρήσεις είναι από τη φύση τους φτωχές σε πληροφορία και περιέχουν λάθη, οι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων των μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού έχουν εξελιχθεί σε πολύ ευέλικτους επεξεργαστές

δεδομένων που προσπαθούν να εξάγουν τη καλύτερη δυνατή εκτίμηση της αρχικής κατάστασης από ένα διάσπαρτο σύνολο πιθανώς διαφορούμενων παρατηρήσεων, οι οποίες προέρχονται από ραδιοβολίδες, δορυφόρους, αεροπλάνα, σταθμούς στην επιφάνεια της γης κ.λ.π. Τα μοντέλα επίσης χρειάζονται συνοριακές συνθήκες, οι οποίες να ορίζουν τις μεταβολές των μεταβλητών του μοντέλου εντός των ορίων ενός πεδίου τιμών. Ειδικότερα στην περίπτωση των παγκόσμιων μοντέλων οι συνοριακές συνθήκες απαιτούνται για όλο το χρονικό διάστημα της πρόβλεψης τόσο στην επιφάνεια (ξηρά και θάλασσα) όσο και στα υψηλότερα επίπεδα του πεδίου πρόβλεψης. Στην περίπτωση πιο τοπικών μοντέλων, απαιτούνται χρονικά μεταβαλλόμενες συνοριακές συνθήκες και στα πλευρικά σύνορα.

Εξαιτίας του πολύ ισχυρού ημερήσιου κύκλου των ατμοσφαιρικών διαδικασιών που σχετίζονται με τις χερσαίες επιφάνειες, όλα τα μετεωρολογικά μοντέλα συμπεριλαμβάνουν εξειδικευμένες μοντελοποιήσεις για την εκτίμηση των ιδιοτήτων του χώματος (όπως θερμοκρασία και περιεχόμενο σε νερό). Αντίθετα τα συνηθισμένα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού δεν περιλαμβάνουν με τον ίδιο τρόπο μοντελοποιήσεις των ωκεανών, ενώ η θερμοκρασία της επιφάνειας της θάλασσας σε γενικές γραμμές υπαγορεύεται από την κλιματολογία όπως επίσης και η θερμοκρασία περιοχών μόνιμα καλυμμένων από πάγο και παγόβουνων. Κάποια μοντέλα έχουν αρχίσει να υιοθετούν αναπαραστάσεις υδάτινων περιοχών της ξηράς (ποταμών, λιμνών), οι οποίες μπορεί να έχουν σημαντικούς ημερήσιους κύκλους^[3].

2.2.1 Παγκόσμια μοντέλα και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις

Τα παγκόσμια μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού συνιστούν τον πυρήνα των μετεωρολογικών προβλέψεων, καθώς διεξάγουν στο μεγαλύτερο βαθμό τις διαδικασίες αφομοίωσης δεδομένων, παράγοντας έτσι το σύνολο των αρχικών και συνοριακών συνθηκών που χρησιμοποιούνται στη συνέχεια από τοπικά μοντέλα. Πιο πρόσφατα αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν ευρέως ως κύρια πηγή κλιματολογικών δεδομένων, μέσω της διεξαγωγής παγκόσμιων τρισδιάστατων επαν-αναλύσεων (re-analyses), από φορείς όπως το Εθνικό Κέντρο για Περιβαλλοντικές Προβλέψεις (NCEP) (*Kalnay et al.*) και το Ευρωπαϊκό Κέντρο για Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις Καιρού (ECMWF) (*Uppala et al.*). Τα σύνολα δεδομένων που προκύπτουν από αυτές τις επαν-αναλύσεις αποτελούνται από τα αποτελέσματα του συστήματος αφομοίωσης δεδομένων μέσω ενός εξειδικευμένου μοντέλου, ενώ οι λειτουργικές αναλύσεις προκύπτουν από διαφορετικές κυκλοφορίες των μοντέλων, καθώς αυτά ενημερώνονται τακτικά. Εξ' αυτού είναι γενικά αποδεκτό ότι οι συγκεκριμένες επαν-αναλύσεις παρέχουν την πιο αξιόπιστη διαθέσιμη τρισδιάστατου πλέγματος άποψη της γήινης ατμόσφαιρας^[3].

2.2.1.1 Αφομοίωση δεδομένων για την αρχικοποίηση των μοντέλων

Κάθε μετεωρολογικό μοντέλο απαιτεί κάποιας μορφής αφομοίωση δεδομένων, προκειμένου να προσδιορίσει την αρχική του κατάσταση. Στα σύγχρονα παγκόσμια μοντέλα η αφομοίωση δεδομένων αποτελεί μία από τις κυριότερες επιτυχίες του

μοντέλου, ιδιαίτερα αν αναλογιστούμε ότι τα λάθη στην αρχικοποίηση του μοντέλου αναγνωρίζονται γενικά ως ο μεγαλύτερος κίνδυνος για αβεβαιότητα των προβλέψεων που παράγει. Λαμβάνοντας μάλιστα υπόψη την τεράστια ποσότητα των διαθέσιμων για αφομοίωση δεδομένων, τα οποία προέρχονται από ραδιοβολίδες ,δορυφόρους ,εμπορικά αεροπλάνα ,σταθμούς στην επιφάνεια της γης κ.λ.π. , οι διαδικασίες αφομοίωσης δεδομένων είναι δυνατόν να διεξαχθούν μόνο σε μεγάλους μετεωρολογικούς σταθμούς που έχουν πρόσβαση στα δίκτυα διανομής πληροφοριών του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού (World Meteorological Organization - WMO) και τα τεχνολογικά εφόδια να διαχειρίζονται την τεράστια ροή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Παλαιότερα συστήματα NWP χρησιμοποιούσαν απλουστευμένους αλγόριθμους αφομοίωσης δεδομένων , οι οποίοι παρενέβαλλαν παρατηρήσεις στο πλέγμα του μοντέλου ,εφαρμόζοντας ταυτόχρονα κάποια φίλτρα και περιορισμούς για την ισορροπία μεταξύ διαφορετικών πεδίων και όλα σχεδιασμένα έτσι ώστε να μειώνουν το θόρυβο στην αρχική κατάσταση. Σύγχρονοι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων (όπως μέθοδοι 3D-VAR και 4D-VAR των *Lewis και Derber* ^[5]) υιοθετούν μια εναλλακτική προσέγγιση για τη βελτιστοποίηση της αρχικής κατάστασης , συχνά αφομοιώνοντας παρατηρήσεις εντός ενός χρονικού διαστήματος. Η προσέγγιση αυτή είναι αρκετά κατάλληλη για τα σύγχρονα συστήματα αφομοίωσης ,με δυνατότητες ανίχνευσης παρατηρήσεων ,από μακριά, οι οποίες ενημερώνονται τακτικά (π.χ. ανά 15 λεπτά). Οι περιορισμοί που επιβάλλονται από πιο σύγχρονα συστήματα δεδομένων ενσωματώνουν τις φυσικές ισορροπίες που συμπεριλαμβάνονται στις εξισώσεις των μοντέλων ,καθώς οι μέθοδοι αυτές χρησιμοποιούν τις προβλέψεις άλλων μοντέλων ως αρχική εκτίμηση της αρχικής τους κατάστασης .

Το δίκτυο ραδιοβόλισης ήταν για πολλές δεκαετίες η «ραχοκοκαλιά» των παρακολουθήσεων της ατμόσφαιρας , παράγοντας τις μόνες άμεσες παρατηρήσεις για την τρισδιάστατη κατάσταση αυτής .Μαζί με ένα αρκετά πιο πυκνό δίκτυο σταθμών της επιφάνειας , συναποτελούν το πρωταρχικό δίκτυο που δίνει σε παγκόσμια κλίμακα συγχρονισμένες παρατηρήσεις σε προκαθορισμένες χρονικές στιγμές. Ωστόσο το πρόβλημα με το δίκτυο αυτό είναι η μεγάλη χωρική ετερογένεια του, με μεγάλες εκτάσεις κυρίως πάνω από ωκεανούς πρακτικά να μην παρατηρούνται. Λόγω αυτών των δυσχερειών άρχισαν σταδιακά να χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό δεδομένα διαφορετικής φύσης , όπως δεδομένα από δορυφόρους στην διαδικασία της αφομοίωσης. Οι παρατηρήσεις από δορυφόρους είναι σήμερα η κύρια πηγή δεδομένων, αν και τα παραγόμενα δεδομένα είναι μεγάλης κλίμακας υπό την έννοια ότι είναι πιο εύχρηστα για τα παγκόσμια μοντέλα κα λιγότερο για τα τοπικά .Υπάρχουν ωστόσο πιθανές πηγές δεδομένων για μικρότερης κλίμακας μοντέλα, όπως εικόνες από ραντάρ κ.α. οι οποίες μπορεί σύντομα να φανούν χρήσιμες για τα τοπικής χρήσης μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού^[3].

2.2.1.2 Τυποποίηση των μοντέλων (Model Formulation)

Η πλειοψηφία των παγκόσμιων μοντέλων αριθμητικών προβλέψεων καιρού, με αξιοσημείωτη εξαίρεση το μοντέλο UK Met Office χρησιμοποιούν μια μέθοδο

φασματικής διακριτοποίησης της υδρόγειου σφαίρας, αναπαριστώντας τα ατμοσφαιρικά πεδία ως άθροισμα σφαιρικών συνιστωσών . Ο αριθμός των όρων που συμμετέχουν στο άθροισμα αυτό καθορίζει την τάξη της προσέγγισης που σχετίζεται άμεσα με τη χωρική ανάλυση του μοντέλου .Ωστόσο επειδή πολλές από τις διαδικασίες του μοντέλου υπολογίζονται στο φυσικό και όχι στο φασματικό πεδίο , το μοντέλο υπολογίζει τους ευθείς και αντίστροφους μετασχηματισμούς σε κάθε χρονικό βήμα .Τα περισσότερα παγκόσμια μοντέλα χρησιμοποιούν μια διαμορφωμένη ανάλογα με την πίεση κατακόρυφη συντεταγμένη σε ένα σιγμοειδές κατά *Phillips* σύστημα που ακολουθεί την επιφάνεια της γης, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα υπολογισμού των επιφανειακών συντοιακών συνθηκών για το διάλυμα του ανέμου. Η χρήση της πίεσης για τον καθορισμό της κατακόρυφης συνιστώσας απλοποιεί τους θερμοδυναμικούς υπολογισμούς και συναντάται συχνά στη μετεωρολογική μοντελοποίηση. Η προσέγγιση ταιριάζει πολύ στα υδροστατικά μοντέλα (πρωτογενείς εξισώσεις), ενώ είναι εφικτή και για τα μη υδροστατικά (*Rödm et al , Skamarock et al.*)^[6,7].

Τα παγκόσμια μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων ενσωματώνουν προγνωστικές εξισώσεις για τις οριζόντιες συνιστώσες του ανέμου , για την επιφανειακή πίεση , για μια θερμοδυναμική μεταβλητή (θερμοκρασία ή πιθανή θερμοκρασία) και τουλάχιστον για τους υδρατμούς , αν δεν ενσωματώσουν τις υπόλοιπες «αποθήκες» νερού όπως σύννεφα νερού, πάγος κ.τ.λ. . Λοιπές μεταβλητές υπολογίζονται από τη σχέση τους με τις παραπάνω , όπως για παράδειγμα η κατακόρυφη ταχύτητα του ανέμου η οποία δεν είναι δυνατόν να υπολογιστεί άμεσα σε μια υδροστατική προσέγγιση και υπολογίζεται εν τέλει μέσω της ολοκλήρωσης της εξίσωσης συνέχειας^[3].

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

2.2.1.3 Πακέτα φυσικών διεργασιών

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

ποικίλουν αρκετά επί της ουσίας και κάποια πιο ερευνητικά μοντέλα μπορεί να περιλαμβάνουν διάφορες παραλλαγές για κάθε διαδικασία .

Οι διαδικασίες που θεωρούνται με σκοπό την παραμετροποίηση στα παγκόσμια μοντέλα περιλαμβάνουν : τον στροβιλισμό, την μετάδοση θερμότητας , αποτελούμενη συχνά από επιφανειακές και βαθιές διατάξεις μετάδοσης , τα σύννεφα και την κατακρήμνιση , την ακτινοβολία και τα κύματα βαρύτητας .Οι στροβιλισμοί και η επιφανειακή μετάδοση θερμότητας αναπαριστούν διαδικασίες του συνοριακού στρώματος , με σημαντικές συνέπειες στη ροή στα χαμηλά στρώματα. Βέβαια , όταν είναι παρούσες, και οι υπόλοιπες διαδικασίες μπορούν να έχουν ως αποτέλεσμα σημαντικές μεταβολές στη ροή αυτή. Το επιφανειακό μοντέλο ,το οποίο τεχνικά είναι ένα ανεξάρτητο μοντέλο μπορεί επίσης να έχει σημαντική επιρροή στις μεταβλητές των χαμηλών στρωμάτων .Γενικά , τα παγκόσμια κλίμακας μοντέλα αντικρίζουν τις διαφορετικές παραμετροποιήσεις του φυσικού μοντέλου σαν μονοδιάστατα προβλήματα παράλληλα με την κατακόρυφη ανάλυση , χωρίς σαφείς αλληλεπιδράσεις μεταξύ των γειτονικών κάθετων τομέων ανάλυσης . Η προσέγγιση αυτή είναι δικαιολογημένη εξαιτίας της τεράστιας ασυμμετρίας μεταξύ των οριζόντιων και των κατακόρυφων αναλύσεων στα παγκόσμια μοντέλα και έχει ως αποτέλεσμα την αξιοσημείωτη ελάττωση του υπολογιστικού κόστους^[3].

2.2.1.4 Πρότυπα λειτουργίας

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

Τις τελευταίες δεκαετίες οι υπηρεσίες ECMWF και NCEP έχουν θεμελιώσει τα πρότυπα για μεσοπρόθεσμες προβλέψεις , οι οποίες ορίζονται ως προβλέψεις για διάστημα από 3 έως 10 ημέρες μπροστά. Και τα δύο κέντρα χρησιμοποιούν ένα παγκόσμιο φασματικό μοντέλο. Σήμερα το μοντέλο Παγκόσμιου Συστήματος Προβλέψεων (Global Forecast System - GFS) του NCEP διαθέτει οριζόντια ανάλυση της τάξης των 35 χιλιομέτρων ,αποτελούμενο από 64 ανομοιόμορφα κατανεμημένα κατακόρυφα επίπεδα. Στην περίπτωση του ECMWF το μοντέλο IFS (Integrated Forecast System) είναι ένα υψηλής ανάλυσης μοντέλο σε ακτίνα περίπου 25 χιλιομέτρων , με 91 ανομοιόμορφα κατανεμημένα κατακόρυφα επίπεδα. Και τα δύο προαναφερθέντα κέντρα (ECMWF και NCEP) στρέφονται παράλληλα προς ένα

υψηλότερης ανάλυσης καθολικό μοντέλο, οριζόντιας ανάλυσης περίπου στα 100 χιλιόμετρα ,με ένα σύνολο από 50 χαμηλότερης ανάλυσης προσομοιώσεις με διαταραγμένη αρχική κατάσταση και στην περίπτωση του ECMWF με διαταραγμένες φυσικές διεργασίες ,έχοντας ως σκοπό την αποτίμηση της προβλεψιμότητας της ατμόσφαιρας αλλά και ενός αντικειμενικού βαθμού αβεβαιότητας για κάθε ξεχωριστή πρόβλεψη^[3,39] .

2.2.2 Τοπικά μοντέλα NWP

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

Ένας αριθμός διαφορετικών μοντέλων που αναπτύχθηκαν από διάφορες ακαδημαϊκές ομάδες για ερευνητικούς σκοπούς εξελίχθηκαν σε εφαρμόσιμα μοντέλα πρόβλεψης καιρού ,καθώς οι παγκόσμιας κλίμακας προβλέψεις έγιναν ευρέως διαθέσιμες σε πραγματικό χρόνο. Στα τελευταία συμπεριλαμβάνονται το μοντέλο MM5 (αρχικά από τους *Anthes and Warner* 1978 [8]) ,αρχικά σχεδιασμένο στο Πανεπιστήμιο της Πενσυλβανίας .Το μοντέλο αργότερα υιοθετήθηκε από το Εθνικό Κέντρο Ατμοσφαιρικής Έρευνας (National Center of Atmospheric Research - NCAR) και έγινε ελεύθερα διαθέσιμο μέσω του διαδικτύου με αποτέλεσμα την καθιέρωσή του ως τοπικό μοντέλο πρόβλεψης και την ευρεία χρήση του από μικρότερες υπηρεσίες καιρού και πανεπιστημιακές ομάδες παγκοσμίως .Τα τελευταία χρόνια ωστόσο η εξελικτική διαδικασία για το MM5 τερματίστηκε με αποτέλεσμα το NCAR σε συνεργασία με το NCEP να προχωρήσουν στην προώθηση ενός νέου τοπικού μοντέλου με το όνομα WRF (Weather Research and Forecasting Model). Το WRF (*Skamarock et al.* 2005) αποτελεί ένα νέας γενιάς τοπικό μοντέλο, το οποίο σχεδιάστηκε ειδικά για τα σύγχρονα υπολογιστικές πλατφόρμες, λαμβάνοντας υπόψη πρόσφατες και τρέχουσες μελέτες ,έχοντας παράλληλα διατηρήσει πολλά από τα αποτελέσματα του προκατόχου του MM5.Το WRF έχει δύο βασικές παραλλαγές και περιλαμβάνει μια πληθώρα επιλογών που επιτρέπουν την πρόσβαση σε διάφορες παραμετροποιήσεις και αριθμητικές μεθόδους^[9,10] .

Άλλα τοπικά μεσοπρόθεσμα μοντέλα με ευρεία χρήση που αξίζει να αναφερθούν είναι : το μοντέλο RAMS (Regional Atmospheric Modelling System - *Pielke et al*) , το μοντέλο COAMPS (*Hodur* 1993) του αμερικάνικου ναυτικού, το γαλλικό MesoNH (*Lafore et al.* 1998) και τέλος το πιο πρόσφατο ευρωπαϊκό μοντέλο AROME. Όλα τα προαναφερθέντα μοντέλα μοιράζονται ένα κοινό βασικό χαρακτηριστικό με το MM5

και το WRF ,πιο συγκεκριμένα το γεγονός ότι χρησιμοποιούν ένα σύνολο μη υδροστατικών εξισώσεων και επιπλέον παρά το γεγονός ότι παρουσιάζουν διαφορετικές προσεγγίσεις στις φυσικές τους προσομοιώσεις και τις αριθμητικές τους μεθόδους, όλα σημείωσαν επιτυχία στην προσομοίωση των μεσοπρόθεσμων ροών. Ορισμένα μάλιστα εξ' αυτών (WRF, MesoNH) εφάρμοσαν με επιτυχία βραχυπρόθεσμες προσομοιώσεις ,όπως τα μοντέλα προσομοίωσης πολύ μεγάλων στροβίλων σε οριζόντιες αναλύσεις των 100 μέτρων ή και λιγότερο^[11,12,13].

2.2.2.1 Χρησιμοποιούμενα μοντέλα NWP πρωτογενών εξισώσεων

Στην ενότητα αυτή πραγματοποιείται μια ιδιαίτερη αναφορά στα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού υψηλής κλίμακας. Στα μοντέλα αυτά ,η χρήση των οποίων εντοπίζεται σε διάφορες μετεωρολογικές υπηρεσίες της Ευρώπης και τα οποία αποτελούν μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων, συμπεριλαμβάνονται τα μοντέλα HIRLAM (*Källén* 1996) και ALADIN (*Bubnova et al.* 1995) , καθώς και το μοντέλο SKIRON , το οποίο σχεδιάστηκε με σκοπό την εφαρμογή του στην ελληνική Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία, για τοπική πρόγνωση καιρού. Το SKIRON αναπτύχθηκε από το Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο της Αθήνας στο πλαίσιο ενός προγράμματος, με σκοπό στόχο τη δημιουργία ενός συστήματος πρόβλεψης καιρού στην Ελλάδα^[16]. Ακολουθεί μια πιο ειδική αναφορά στο καθένα από αυτά τα μοντέλα:

Μοντέλο HIRLAM

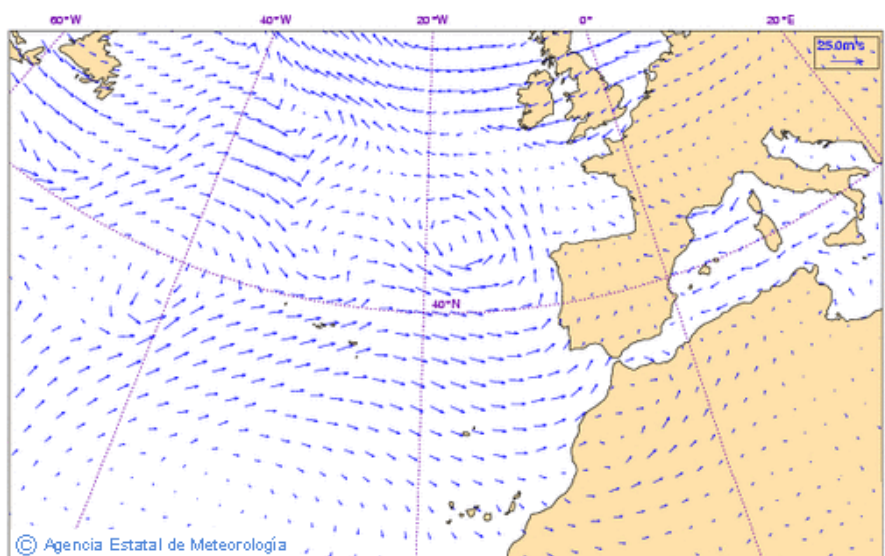
Το μοντέλο HIRLAM (High Resolution Limited Area Model) αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του ερευνητικού προγράμματος HIRLAM-5, με σκοπό την πρόγνωση του καιρού σε μικρής κλίμακας περιοχή και για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης. Το ερευνητικό πρόγραμμα HIRLAM-5 είναι η συνέχεια του προγράμματος HIRLAM_4 και των προκάτοχων του και είχε σκοπό να αναπτύξει ένα σύστημα μετεωρολογικής πρόγνωσης, που να παρέχει μεγάλης ακρίβειας αριθμητικές προβλέψεις καιρού και να είναι λειτουργικό για τα μέλη του. Στο πρόγραμμα αυτό συμμετείχαν οι μετεωρολογικές υπηρεσίες της Δανίας, της Φιλανδίας, της Ισλανδίας, της Ιρλανδίας, της Ολλανδίας, της Νορβηγίας, της Ισπανίας και της Σουηδίας, καθώς και η Meteo-France.

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

δεν έχουν αντιμετωπιστεί πλήρως από το HIRLAM. Το HIRLAM παρέχει αναλύσεις με τη μέθοδο σημείων πλέγματος και με την φασματική μέθοδο.

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

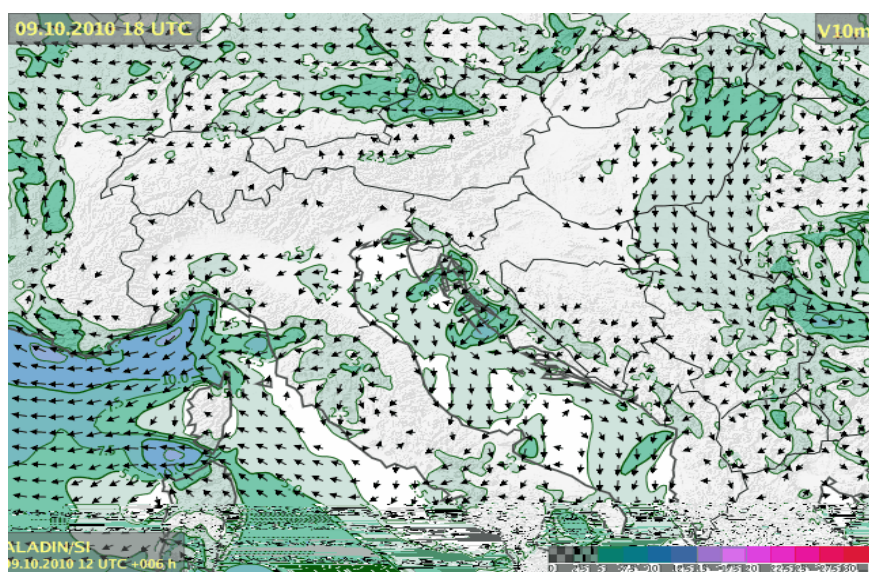
Το μοντέλο HIRLAM είναι ένα υδροστατικό μοντέλο με οριζόντια ανάλυση πλέγματος από 55Km μέχρι 5Km και τα κάθετα επίπεδα που χρησιμοποιεί κυμαίνονται από 16 μέχρι 40, ανάλογα σε ποια μετεωρολογική υπηρεσία εφαρμόζονται. Το πλαίσιο των εξισώσεων που εφαρμόζεται γενικά είναι Οίλεριανού τύπου^[17].



Εικόνα 2.2 : Προβλέψεις του μοντέλου HIRLAM για τα μέτωπα του ανέμου στην περιοχή που εξετάζει.

Μοντέλο ALADIN

Το μοντέλο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού ALADIN (Limited Area, dynamical Adaptation, International Development) είναι ένα λειτουργικό υδροστατικό μοντέλο με ημι-λαγκρανζιανό πλαίσιο εξισώσεων. Το μοντέλο αυτό αποτελείται από επιμέρους τμήματα, που περιγράφουν τις διάφορες ατμοσφαιρικές διεργασίες, όπως τον στροβιλισμό, τις επιρροές της ορογραφίας και της βαρύτητας, τη λεπτομερή ανάλυση της μεταφοράς της θερμότητας, την κίνηση των συννέφων και την ακτινοβολία. Η οριζόντια ανάλυση του πλέγματος είναι 10 Km, ενώ γίνεται ανάλυση σε 41 κάθετα επίπεδα ^[18]. Στην εικόνα της επόμενης σελίδας παρουσιάζεται μια άποψη των προβλέψεων που παράγει το μοντέλο ALADIN για μια περιοχή ενδιαφέροντος του :



Εικόνα 2.3 : Προβλέψεις του μοντέλου ALADIN για τα μέτωπα του ανέμου στο βόρειο τμήμα της Αδριατικής θάλασσας (κάτω αριστερά) και την ευρύτερη περιοχή των Άλπεων (άσπρο χρώμα).

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

Μοντέλο SKIRON

Όπως έχει ήδη αναφερθεί το μετεωρολογικό σύστημα SKIRON βρίσκει εφαρμογή, κατά μείζονα λόγο, στην ελληνική Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία (ΕΜΥ), για πρόγνωση καιρού τοπικού χαρακτήρα. Στην ουσία, το SKIRON είναι η εξέλιξη του μοντέλου ETA , το οποίο έχει αναπτυχθεί αρχικά από το Πανεπιστήμιο του Βελιγραδίου, με ειδικό σκοπό την πρόγνωση του καιρού σε περιοχές με απότομη κλίση όρη, αλλά και από το κέντρο NCEP στην Ουάσιγκτον των Η.Π.Α. , όπου το μοντέλο έχει ήδη χρησιμοποιηθεί ως ένα πλήρως λειτουργικό μοντέλο πρόγνωσης καιρού.

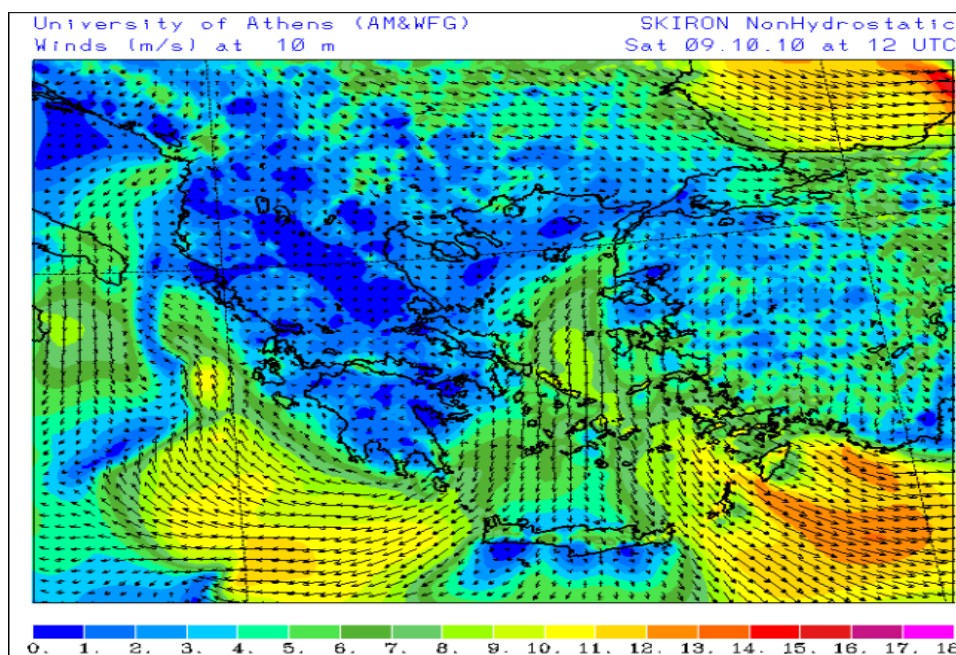
Το ETA μοντέλο έχει σχεδιαστεί ως ένα υδροστατικό μοντέλο, που χρησιμοποιεί στοιχειώδης εξισώσεις, βασισμένες σε υδροστατική προσέγγιση. Συνεπώς, η καλύτερη οριζόντια ανάλυση που μπορεί να εκτελεστεί, είναι περίπου 5-10 Km. Μέσω του ερευνητικού προγράμματος SKIRON, το μοντέλο ETA επεκτάθηκε στο να μπορεί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

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

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

ακτινοβολίας, πάνω σε επικλινές έδαφος. Τέλος, υπολογίζονται και οι διαφορές του αλμπέδο ^[19].

Τα σύνολα δεδομένων επεξεργάζονται από προ-επεξεργαστές, πριν χρησιμοποιηθούν από το μοντέλο ETA. Στη συνέχεια, το μοντέλο ETA λαμβάνει τα επεξεργασμένα δεδομένα και τα περνάει ή σ' έναν μονό επεξεργαστή ή σε συνδυασμό επεξεργαστών, που λειτουργούν με τη μέθοδο του πολύ-προγραμματισμού ^[19]. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας καλύπτουν τις επόμενες 3 μέρες και διανέμονται κάθε μέρα στις 12UTC. Μια άποψη των προβλέψεων που παράγει το μοντέλο SKIRON με περιοχή ενδιαφέροντος τον ελλαδικό χώρο ακολουθεί στην συνέχεια :



Εικόνα 2.4 Προβλέψεις του μοντέλου SKIRON για τα μέτωπα του ανέμου σε ύψος 10 μέτρων στη νοτιοανατολική Ευρώπη.

2.2.2.2 Γενική τυποποίηση των τοπικών μοντέλων NWP

Όλα τα περιορισμένης έκτασης μοντέλα NWP χρησιμοποιούν συντεταγμένες που ακολουθούν την επιφάνεια της γης, συνήθως σε ένα διαμορφωμένο με βάση την πίεση σύστημα, με εξαίρεση μοντέλα που χρησιμοποιούν κλίμακες διαμορφωμένες με βάση το γεωμετρικό ύψος (MesoNH). Τα περισσότερα μοντέλα είναι μοντέλα σημειακών πλεγμάτων που χρησιμοποιούν μια ποικιλία τελικών διαφορετικών σχημάτων ,αν και κάποια παλαιότερα υδροστατικά μοντέλα (HIRLAM) χρησιμοποιούν φασματικούς κώδικες δανεισμένους από μοντέλα NWP παγκόσμιας κλίμακας .Η πλειοψηφία των τοπικών μοντέλων χρησιμοποιούν φωλιασμένα πλέγματα με χαμηλότερη ανάλυση πλέγματος για την πλήρη κάλυψη του πεδίου ενδιαφέροντος τους και διαδοχικά πλέγματα υψηλότερης ανάλυσης για την κάλυψη μικρότερων περιοχών και

υποπεριοχών του πεδίου τους. Τα φωλιασμένα πλέγματα επιτρέπουν πολύ υψηλή ανάλυση εντός μιας μικρής περιοχής μεταβαίνοντας προοδευτικά σε ενδιάμεσες αναλύσεις ,μέχρι να συναντήσουν στα σύνορα του πεδίου μελέτης τους τις χαμηλές αναλύσεις των παγκόσμιων μοντέλων NWP. Ο σχεδιασμός αυτός είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός για τη μελέτη μεσαίας κλίμακας ροών. Η αλληλεπίδραση μεταξύ των μπορεί να είναι μονόδρομη (καταλήγοντας από τις μεγάλες κλίμακες στις μικρότερες) ή και αμφίδρομη. Λόγω του ότι το χρονικό βήμα διαμορφώνεται γραμμικά σε σχέση με την ανάλυση, το μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος σε γενικές γραμμές αντιστοιχεί στον υπολογισμό και σχεδιασμό του εσωτερικού (υψηλότερης ανάλυσης) πλέγματος. Ορισμένα τοπικά μοντέλα NWP έχουν αρκετές επιπρόσθετες επιλογές ,επιτρέποντας κατά κάποιον τρόπο τη συνεργασία διαφορετικών μοντέλων ανάλογα με το επίπεδο ανάλυσης^[3].

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

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

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

Σε αναλύσεις κάτω του χιλιομέτρου , κάποιες παραμετροποιήσεις (όπως η ακτινοβολία ή οι μικρής κλίμακας φυσικές διεργασίες των συννέφων) μπορεί να

απαιτούν ακριβούς τρισδιάστατους υπολογισμούς που δεν είναι πρακτικά διαθέσιμοι .Ωστόσο ,τουλάχιστον για ορισμένες διαδικασίες όπως οι τοπογραφικής προέλευσης ροές αέρα ,τα μοντέλα φαίνονται να αποκρίνονται καλά σε τέτοιες υψηλές αναλύσεις.

Μια σειρά από μελέτες έχουν εμβαθύνει στην αξία των υψηλών αναλύσεων στις προβλέψεις καιρού για διάφορες εφαρμογές. Ο *Doyle (Doyle et al. [21])* χρησιμοποίησε το μοντέλο COAMPS για να προσομοιώσει δυνατούς ανέμους σε περιοχές με πολύπλοκο τοπογραφικό ανάγλυφο στα παράλια της Καλιφόρνια και στη Νορβηγία .Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι προκειμένου να επιτύχει ικανοποιητική αναπαράσταση των ισχυρών ανέμων με κατηφορικές διευθύνσεις και άλλων τοπογραφικών φαινομένων ,οριζόντιες αναλύσεις 3 έως 5 χιλιομέτρων ήταν απαραίτητες.

Σε παρόμοια συμπεράσματα κατέληξαν οι *Cairns και Corey* το 2003 ^[22], οι οποίοι διεξήγαγαν προσομοιώσεις ισχυρών ανέμων στις οροσειρές της δυτικής Νεβάδα με καλά αποτελέσματα και με μία MM5 προσομοίωση ανάλυσης 3 χιλιομέτρων ,υπό συνθήκες στις οποίες το μοντέλο ETA του NCEP ,στο οποίο έγινε αναφορά πιο πάνω, είχε προηγούμενα αποτύχει .Από την άλλη πλευρά ο *Colle* επίσης το 2003 κατέληξε ,έπειτα από συνεχείς προβλέψεις διάρκειας 2 ετών με τα μοντέλα ETA και MM5 πλέγματος 36 χιλιομέτρων στα ανατολικά 2/3 των Ηνωμένων Πολιτειών και με μοντέλα φωλιασμένων πλεγμάτων στις νοτιοανατολικές ακτές της Αγγλίας, στο συμπέρασμα ότι τα αποτελέσματα για 12 χιλιόμετρα (το τυπικό MM5 πλέγμα) είναι πράγματι βελτιωμένα, ωστόσο η περαιτέρω αύξηση της ανάλυσης δεν επιφέρει ουσιαστικές αλλαγές. Βέβαια , όπως θα συζητηθεί και στην πορεία η χρήση πλεγμάτων υψηλότερης ανάλυσης απαιτεί τροποποιήσεις στη διαδικασία αποτίμησης των δεδομένων και μάλιστα πολλά πιο σύγχρονα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι μία αυξημένη ανάλυση μπορεί να έχει κάποια σημαντικά οφέλη^[23].

2.2.2.4 Προβλήματα των τοπικών μοντελοποιήσεων

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

Οι αιτίες αυτής της υπέρβασης των μεσοπρόθεσμων προβλέψεων μπορούν να συνδεθούν με το γεγονός ότι οι μεσοπρόθεσμες εκτιμήσεις ελέγχονται κατά κάποιον τρόπο με πιο εξωγενείς παράγοντες και όχι ιδιαίτερα με τη φύση της προβλεψιμότητας . Ένα παράδειγμα είναι η ορογραφική ροή ανέμου η οποία ελέγχεται σε πολύ μεγάλο βαθμό από τη γεωμετρία του εδάφους , μια μόνιμη και πού καλά διατυπωμένη

σταθερά του μοντέλου. Ένας μεγάλος αριθμός από μελέτες διάφορων ερευνητών δίνουν έμφαση στην απόδοση των μεσοπρόθεσμων μοντέλων πρόβλεψης πολύ σημαντικών ατμοσφαιρικών φαινομένων (π.χ. άνεμος ,κατακρήμνιση) και καταλήγουν υπέρ των προσομοιώσεων υψηλών αναλύσεων των ατμοσφαιρικών διαδικασιών σε τοπικό επίπεδο. Ωστόσο οι ίδιες έρευνες κατέδειξαν ότι κάποιες συνηθισμένες εκδοχές των υψηλής ανάλυσης τοπικών μοντέλων μπορεί να μην είναι αποτελεσματικές ,ακόμα κι αν ο αποτιμήσεις σε γενικές γραμμές δείχνουν βελτίωση στην ποιότητα της προσομοίωσης. Οι *Zhong* και *Fast*^[34] μελέτησαν υψηλής ανάλυσης προσομοιώσεις των θερμικής προέλευσης κυκλοφοριών αέριων μαζών σε κοιλάδες συγκρίνοντας τρία μοντέλα μεσοπρόθεσμων προβλέψεων (MM5 ,RAMS και ETA) με προσομοιώσεις ανάλυσης κάτω του χιλιομέτρου. Στο σύνολο τους τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ,αν και τα δύο υψηλότερης ανάλυσης μοντέλα (RAMS,MM5) έτειναν να εμφανίζουν καλύτερα αποτελέσματα , τα σφάλματά τους είχαν εμφανείς ομοιότητες με τα αντίστοιχα του μοντέλου ETA ,παρά τις διαφορές στη σχεδιαστική τους φιλοσοφία. Πράγματι τα σφάλματα τους θα μπορούσαν με σχετική βεβαιότητα να αποδοθούν στις κοινές τους ανακρίβειες ως προς τις φυσικές παραμετροποιήσεις των μεγάλων κυμάτων ακτινοβολίας και των στροβιλισμών ,τα οποία επέφεραν εσφαλμένες εκτιμήσεις της θερμοκρασίας του χαμηλού στρώματος της τροπόσφαιρας και λανθασμένα βάθη συνοριακών στρωμάτων .

Σε μια πρόσφατη δημοσίευση ο *Storm* μελέτησε τις επιδόσεις του WRF μοντέλου στην πρόβλεψη των χαμηλού επιπέδου ανέμων στις πεδιάδες των Η.Π.Α., οι οποίοι αποτελούν κοινό φαινόμενο ατμοσφαιρικών ροών που παρατηρούνται κατά τη διάρκεια της νύχτας και μπορούν να οδηγήσουν στην προοδευτική εμφάνιση ισχυρών ανέμων στα χαμηλά επίπεδα της τροπόσφαιρας ύψους από 100 έως 1000 μέτρα και ενίοτε και στο ύψος των Α/Γ. Η μελέτη αυτή έδωσε ανάμικτα συμπεράσματα για την απόδοση των μοντέλων NWP ,με στοιχεία καλής αναπαράστασης των σπουδαιότερων χαρακτηριστικών των χαμηλού επιπέδου ανέμων, γεγονός που σημαίνει ότι βασικές οδηγούσες διαδικασίες λαμβάνονται υπόψη από τα μοντέλα, με την εμφάνιση όμως κάποιων σφαλμάτων στην κατακόρυφη τοποθεσία των αρχικών ανέμων (jets) και την έντασή τους, κυρίως λόγω των ανακριβειών στις συνοριακές παραμετροποιήσεις της μόνιμης κατάστασης. Για όλες τις λειτουργίες του WRF μοντέλου ο *Storm* απέδειξε ουσιαστικά την τάση υποτίμησης του μεγίστου της ταχύτητας ανέμου και υπερτίμησης της κάθετης τοποθεσίας , ένα αποτέλεσμα που θα μπορούσε να οφείλεται στην υπερβολική κατακόρυφη σύγχυση, που αποτελεί σύνηθες χαρακτηριστικό των μοντέλων NWP. Τα αποτελέσματα κάνουν λόγο για μια τάση των μοντέλων να εξομαλύνουν τις οξείες αντιστροφές στην κυκλοφορία των χαμηλών στρωμάτων στο συνοριακό στρώμα κατά τη διάρκεια τη νύχτας Τέλος ο *Storm* συμπέρανε ότι υπάρχουν μεγάλα περιθώρια βελτιώσεις στις παραμετροποιήσεις αυτές και πως αυτοί οι χαμηλού επιπέδου άνεμοι (jets) κατά τη διάρκεια της νύχτας μπορούν να αποτελέσουν σημαντική πηγή αιολικής ενέργειας^[25].

2.3 Επιδόσεις των μοντέλων NWP

2.3.1 Εξέλιξη των μεθόδων αξιολόγησης των μοντέλων

Οι επιδόσεις των παγκόσμιας κλίμακας μοντέλων NWP αποτιμώνται παραδοσιακά σε πεδία γεωδυναμικού των 500 hPa , που είναι χαρακτηριστικά των ισορροπημένων (από γεωστροφικής άποψης) ανέμων της μεσαίας τροπόσφαιρας. Η συσχέτιση της ανομοιομορφίας αυτών των πεδίων έχει σταθερά αυξηθεί από τα τέλη της δεκαετίας του '70, όταν οι πρωτογενείς εξισώσεις των παγκόσμιων μοντέλων NWP με 10ήμερο ορίζοντα πρόβλεψης, εμφανίστηκαν στο προσκήνιο και λειτουργούσαν με συσχέτιση της τάξης του 60%, η οποία αυξήθηκε στο 88% από τις 5ήμερου ορίζοντα προβλέψεις του IFS (ECMWF). Παρόμοια χαρακτηριστικά με ελάχιστα μικρότερα ποσοστά παρατηρήθηκαν από άλλα παγκόσμιας κλίμακας μοντέλα όπως το μοντέλο GFS (NCEP) με περίπου 83% συσχέτιση της ανομοιομορφίας για 5ήμερου ορίζοντα προβλέψεις την περίοδο 20002-2007. Τα προηγούμενα δεδομένα υπονοούν ότι με τις σημερινές 5ήμερες προβλέψεις, έχει παρατηρηθεί ένα καθαρό κέρδος της τάξης των 2 ημερών στην πρόβλεψη συγκριτικά με τις 3ήμερες προβλέψεις της δεκαετίας του '80. Επιπρόσθετα ,οι σημερινές προβλέψεις 7ήμερου ορίζοντα (με 70% συσχέτιση ανομοιομορφίας) είναι αισθητά βελτιωμένες σε σχέση με τις προβλέψεις ορίζοντα 5 ημερών της δεκαετίας του '80 (με ποσοστά συσχέτισης κάτω του 60%). Την ίδια περίοδο είχε παρατηρηθεί μια σύγκλιση μεταξύ του βόρειου με το νότιο ημισφαίριο, η οποία συμφωνεί όχι μόνο με τη σταθερή αύξηση της αξιοπιστίας των δεδομένων από δορυφόρους για την αρχικοποίηση των μοντέλων NWP ,αλλά και με τις σημαντικές βελτιώσεις στα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων τους.

2.4 Λειτουργικά χαρακτηριστικά των τοπικών μοντέλων NWP

Τα παγκόσμιας κλίμακας μοντέλα NWP πρόκειται να χρησιμοποιηθούν μόνο από πολύ μεγάλες μετεωρολογικές υπηρεσίες και διεθνείς οργανισμούς ,καθώς απαιτούν πρόσβαση σε πραγματικό χρόνο σε ιδιοκτησιακά δεδομένα του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού ,πληροφορίες από δορυφόρους και τεράστια συστήματα αφομοίωσης δεδομένων τεχνολογίας αιχμής. Αν θεωρήσουμε ότι τουλάχιστον μία από αυτές τις παγκόσμιες προβλέψεις είναι διαθέσιμη στο κοινό, όπως συμβαίνει και στην πραγματικότητα σήμερα με το μοντέλο GFS του κέντρου NCEP , οι τοπικές προβλέψεις μπορούν να διεξαχθούν αυτόνομα από μικρότερες ομάδες που προσανατολίζουν τις παραμέτρους των μοντέλων σύμφωνα με τις δικές τους ειδικές ανάγκες .

Έτοιμα και πλήρη συστήματα αριθμητικών προβλέψεων καιρού διατίθενται σε ευρεία κλίμακα, όπως τα παλαιότερα MM5 και RAMS μοντέλα και το πιο σύγχρονο WRF. Άλλα μοντέλα μπορούν να αποκτηθούν για ερευνητικούς σκοπούς έπειτα από συμφωνία με τους κατόχους τους. Όλα αυτά τα μοντέλα απαιτούν πρόσβαση πραγματικού χρόνου σε μια πρόβλεψη από παγκόσμια NWP μοντέλο ,προκειμένου να ορίσουν την αρχική τους κατάσταση και τις συνοριακές τους συνθήκες ,αλλά και για μια προεπεξεργασία για την παραγωγή του πεδίου λειτουργίας του μοντέλου και την επιλογή συγκεκριμένων παραμέτρων. Μια μικρή ομάδα από επαγγελματίες με επαρκείς γνώσεις πάνω στη μετεωρολογία και τη χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών ,είναι ικανή να αναπτύξει ένα τέτοιο μοντέλο σε διάστημα λίγων εβδομάδων.

2.4.1 Υπολογιστικές απαιτήσεις

Οι υπολογιστικές απαιτήσεις ενός μοντέλου έχουν να κάνουν κυρίως με το μέγεθος του πεδίου λειτουργίας του και την ανάλυση του πιο εσωτερικού του πλέγματος. Για παράδειγμα ο συνολικός χρόνος εκτέλεσης μιας πρόβλεψης χρονικού ορίζοντα 72 ωρών στο Πανεπιστήμιο της Λισσαβόνας από μοντέλο MM5 με χρήση διπλού τετραπύρηνου επεξεργαστή Xeon στα 2,7 GHz, είναι 2,5 ώρες για ένα εσωτερικό πεδίο αποτελούμενο από $88 \times 91 \times 73$ σημεία πλέγματος, 31 κατακόρυφα επίπεδα και ανάλυσης 6 χιλιομέτρων. Για το ίδιο πλέγμα το μοντέλο WRF (έκδοση 3.0.1) μπορεί να «τρέξει» σε μόλις 75 λεπτά χρησιμοποιώντας ένα προσαρμόσιμο χρονικό βήμα, τεχνική που επιτρέπει στο μοντέλο να αυξήσει τα χρονικά του βήματα κάτω από κατάλληλες μετεωρολογικές συνθήκες. Για τη λειτουργία αυτή τα μοντέλα MM5 και WRF χρησιμοποιούν 3 φωλιασμένα πεδία, με ένα αρκετά μεγαλύτερο πεδίο για αναλύσεις των 54 χιλιομέτρων και ένα ενδιάμεσο πεδίο για αναλύσεις των 9 χιλιομέτρων, όλα με συγκρίσιμα μεγέθη πλέγματος. Ωστόσο, όπως έχει ήδη αναφερθεί, το κόστος του πιο εσωτερικού πλέγματος είναι επικρατών όρος στον συνολικό υπολογιστικό χρόνο.

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

Όλα τα σύγχρονα μοντέλα NWP συμπεριλαμβάνουν τη Διεπιφάνεια Διαβίβασης Μηνυμάτων (Message Passing Interface-MPI), η οποία επιτρέπει στον κώδικα να εκτελείται παράλληλα σε έναν αριθμό πυρήνων ή επεξεργαστών, δίνει δηλαδή την δυνατότητα χρησιμοποίησης επιπλέον hardware για παραλληλία κατά την εκτέλεση. Κάποιοι κώδικες μπορούν επίσης να περιλαμβάνουν OPEN-MP καθοδηγήσεις, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα για ταυτόχρονη χρήση και των δύο παράλληλων τεχνολογιών. Η απόδοση του κώδικα σε διαφορετικές υπολογιστικές τοπολογίες, εξαρτάται ωστόσο όχι μόνο από τον ίδιο τον κώδικα και τα μεγέθη των πεδίων, αλλά και από τις τεχνικές λεπτομέρειες του hardware όπως ταχύτητα συνεργασίας κυκλωμάτων, μεγέθη κρυφών μνημών (cache sizes) κ.τ.λ.

Αξίζει να επισημανθεί ότι τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού, ιδίως αυτά που σχεδιάστηκαν σε ερευνητικά περιβάλλοντα (όπως τα MM5 και WRF), έχουν πάντα έναν αριθμό προαιρετικών διακοπών για την επιλογή μεταξύ διάφορων αριθμητικών και φυσικών προσεγγίσεων. Οι επιλογές αυτές μπορεί να έχουν σημαντικές επιδράσεις στην απόδοση του μοντέλου τόσο σε επίπεδο υπολογισμών,

όσο και σε επίπεδο αποτελεσμάτων. Το σίγουρο είναι ότι απαιτείται μια καλή κατανόηση της βιβλιογραφίας της μετεωρολογικής έρευνας από το χρήστη προκειμένου να χειριστεί κατάλληλα ένα μοντέλο NWP ^[3].

2.4.2 Κύκλοι λειτουργίας

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

Αν επιπρόσθετα δεδομένα είναι διαθέσιμα, κάποια τοπικά μοντέλα NWP μπορούν να τα αφομοιώσουν σαν διορθωτικά κατά την ανάλυση. Σε αυτό το στάδιο οι τοπικές προσομοιώσεις μπορούν να διεξαχθούν. Αν τα μοντέλα χρησιμοποιούν αμφίδρομο φώλιασμα πλεγμάτων, οι προβλέψεις για διαφορετικά πλέγματα θα υπολογιστούν παράλληλα και θα είναι ταυτοχρόνως διαθέσιμα. Αν όμως το εσωτερικό πλέγμα χρησιμοποιεί μονόδρομο φώλιασμα, τότε είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν δεδομένα από το ενδιάμεσο πλέγμα ενώ το εσωτερικό ακόμα υπολογίζεται ^[3].

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

Μεθοδολογία για την αποτίμηση πιθανοτικών προβλέψεων^[26]

3.1 Εισαγωγή

Για την αξιόπιστη και αποτελεσματική ένταξη της αιολικής (όμοια της ηλιακής) ενέργειας στα συστήματα ηλεκτρικής ισχύος απαιτούνται ακριβείς βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της αιολικής (αντίστοιχα της ηλιακής) ισχύος. Αυτό αφορά ακόμα περισσότερο στις ελεύθερες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας όπου προβλέψεις αιολικής παραγωγής μπορούν να βελτιώσουν την παραγωγή αιολικής ισχύος. Ο σχετικός ορίζοντας πρόβλεψης εξαρτάται από την εκάστοτε εφαρμογή. Στην πράξη, οι περισσότερες εμπορικές εφαρμογές πρόβλεψης αιολικής ισχύος βασίζονται σε συνδυασμούς αριθμητικών προβλέψεων καιρού (Numerical Weather Predictions, NWP) και ορισμένων στατιστικών μοντέλων (Kariniotakis et al., 2006; Costa et al., 2008).

Το πανευρωπαϊκό πρόγραμμα έρευνας και ανάπτυξης (R&D) Anemos εξέτασε την απόδοση περισσότερων από δέκα διαφορετικών συστημάτων πρόβλεψης αιολικής ισχύος χρησιμοποιώντας στατιστικά και φυσικά μοντέλα (www.anemos.cma.gr). Ως μέρος του προγράμματος, ενσωματωμένο λογισμικό αναπτύχθηκε για να φιλοξενήσει έναν αριθμό από μοντέλα και αυτά έχουν χρησιμοποιηθεί σε ποικίλες εφαρμογές. Κατά τη διάρκεια του προγράμματος Anemos, αναπτύχθηκε (Madsen et al., 2005) ένα πρωτόκολλο που αποτελούνταν από ένα σύνολο κριτηρίων για την αξιολόγηση βραχυπρόθεσμων σημειακών προβλέψεων παραγωγής αιολικής ισχύος. Η ιδέα της παροχής μιας δομημένης προσέγγισης αξιολόγησης προβλέψεων αιολικής ισχύος προωθήθηκε λόγω της οικονομικής επίδρασης της αιολικής ισχύος και της εμπορικής σημασίας που έχει η σωστή αξιολόγηση των ανταγωνιστικών τεχνολογιών.

Το Safewind είναι επίσης ένα πανευρωπαϊκό πρόγραμμα R&D αποτελούμενο από 21 συνεργάτες σε 10 χώρες. Εστιάζει σε πιθανοτικές προβλέψεις παραγωγής αιολικής ισχύος. Πολλά κέντρα μετεωρολογικής πρόβλεψης παρέχουν πλέον προβλέψεις συνόλου (ensemble forecasting) που επιχειρούν να εξηγήσουν την αβεβαιότητα στις αρχικές συνθήκες και τις ατέλειες των εξισώσεων που αναπαριστούν τα δυναμικά στην ατμόσφαιρα. Οι Leutbecher και Palmer^[20] παρέχουν μια περίληψη των προβλέψεων συνόλου και των πρόσφατων επιτευγμάτων στην πιθανοτική πρόβλεψη στη μετεωρολογική κοινότητα. Επιπρόσθετα στα συστήματα προβλέψεων που παρέχονται από το Ευρωπαϊκό Κέντρο για Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις Καιρού (

European Centre for Medium-ranged Weather Forecasting, ECMWF) και από το Εθνικό Κέντρο για Περιβαλλοντικές Προβλέψεις (National Center for Environmental Prediction, NCEP) , πολλοί επαγγελματίες έχουν ενδιαφερθεί για τη χρησιμοποίηση συνόλων αποτελούμενων από σημειακές προβλέψεις εκδοθείσες από διαφορετικές μετεωρολογικές υπηρεσίες (Gneiting et al., 2006).

Πολλοί τομείς έχουν αρχίσει να εκτιμούν τα οφέλη της πιθανοτικής πρόβλεψης. Εκτός από τις μετεωρολογικές καινοτομίες, πιθανοτικές προβλέψεις έχουν μελετηθεί στη λογιστική και τα οικονομικά (Abramson and Clemen, 1995; Tay and Wallis, 2000; Timmermann, 2000). Οι Taylor και Buizza (2006) επιδεικνύουν τα πλεονεκτήματα της τιμολόγησης παραγώγων καιρού (weather derivatives) με βάσει προβλεπόμενες κατανομές. Στην εργασία των Pinson et al. (2007) βρέθηκε ότι η βέλτιστη διαχείριση και το εμπόριο της παραχθείσας ενέργειας πρέπει να βασίζεται σε πιθανοτικές προβλέψεις. Στην πράξη, πολλοί επαγγελματίες και υπεύθυνοι λήψεων αποφάσεων έχουν εμφανιστεί επιφυλακτικοί στο να περάσουν πέρα από τις σημειακές προβλέψεις. Αυτό ίσως οφείλεται σε διάφορους παράγοντες συμπεριλαμβανομένων του επιπρόσθετου οικονομικού κόστους, της πολυπλοκότητας της αποθήκευσης και επεξεργασίας των προβλέψεων συνόλου και του σημαντικού χρόνου που χρειάζεται για να αναπτυχθεί η στατιστική ειδικότητα κατανόησης, ολοκλήρωσης και αποτίμησης πιθανοτικών προβλέψεων. Η επίδειξη των οικονομικών οφελών των πιθανοτικών προβλέψεων είναι μεγάλης σημασίας και αποτελεί μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις του σχεδίου Safewind.

Αυτό το αυξανόμενο ενδιαφέρον στην πιθανοτική πρόβλεψη έχει οδηγήσει σε πολυάριθμες δημοσιεύσεις σχετικά με τις αρμόζουσες μεθοδολογίες για την ποσοτικοποίηση της απόδοσης των προβλέψεων, οι οποίες μπορεί να εκφέρονται ως προβλεπόμενες κατανομές (density forecasts), προβλέψεις εκατοστημορίων (quantile forecasts) ή διαστήματα πρόβλεψης (prediction intervals). Στην εργασία των Jolliffe and Stephenson (2003) παρέχεται μια περίληψη των διαθέσιμων τεχνικών για πιστοποίηση πιθανοτικών προβλέψεων κατηγορικών και συνεχών μεταβλητών στις ατμοσφαιρικές επιστήμες.

3.2 Προβλέψεις σημείου

Η πιο συνηθισμένη μορφή για μια πρόβλεψη είναι η παροχή της καλύτερης εικασίας (guess) για τη μελλοντική αξία της πρόβλεψης αιολικής ισχύος. Έστω ότι οι χρονοσειρές που σχηματίζονται από την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος σε διακριτές τιμές t εκφράζονται με τη μεταβλητή y_t . Κάθε σημειακή πρόβλεψη για ορίζοντα k βημάτων μπροστά μπορεί να γραφεί ως $\hat{y}_{t+k|t} = f(\Omega_t, k)$, όπου Ω_t είναι το σύνολο πληροφορίας σε χρόνο t αποτελούμενο από όλες τις παρατηρήσεις που είναι διαθέσιμες μέχρι και αυτόν το χρόνο.

Η ιδέα αυτής της σημειακής πρόβλεψης που αντιπροσωπεύει την καλύτερη εικασία της μελλοντικής παραγωγής αιολικής ισχύος υπονοεί ότι υπάρχει μια αίσθηση της συνάρτησης ωφελείας (utility function) του επαγγελματία που θα δράσει στην πληροφορία που μεταφέρεται με την πρόβλεψη. Ένας άλλος τρόπος να το δούμε αυτό είναι να θεωρήσουμε τους υπαινιγμούς των σφαλμάτων πρόβλεψης διαφορετικών μεγεθών και προσήμου. Όταν επιλέγεται ένα κατάλληλο μοντέλο για την παραγωγή σημειακών προβλέψεων, ο κατασκευαστής του μοντέλου θα πρέπει να λάβει υπόψη το συγκεκριμένο μέτρο απόδοσης της πρόβλεψης. Ο στόχος αυτού που κάνει την πρόβλεψη πρέπει να είναι να εξάγει προβλέψεις που μεγιστοποιούν το σχετικό μέτρο επιδεξιότητας της πρόβλεψης ορισμένο από τον επαγγελματία.

Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης είναι συχνά μια οπτική άσκηση, όπου ανταγωνιστικά μοντέλα συγκρίνονται χρησιμοποιώντας ένα επιλεγμένο μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης. Για διευκόλυνση της σύγκρισης μοντέλων, είναι χρήσιμο να έχουμε πρόσβαση σε μερικά απλά σημεία αναφοράς (benchmarks) που βοηθούν να καθιερωθεί τι επίπεδο απόδοσης θα πρέπει να αναμένεται. Συνιστάται η χρησιμοποίηση των ακολούθων κατάλληλων σημείων αναφοράς για αυτόν το λόγο.

3.2.1 Παραμένουσα τιμή (persistence)

Το σημείο αναφοράς της συνέχισης (persistence), επίσης γνωστό ως πρόβλεψη τυχαίου περιπάτου (random walk forecast), αναφέρεται στην πρόβλεψη που προκύπτει εκδίδοντας την τελευταία πρόβλεψη ως την πρόβλεψη για όλους τους μελλοντικούς

$$\text{ορίζοντες: } \hat{y}_{t+kt}^{\wedge per} = y_t .$$

Για προβλέψεις σύντομου ορίζοντα, η συνέχισης παρέχει ένα ισχυρό σημείο αναφοράς.

3.2.2 Απλός κινητός μέσος όρος (simple moving average)

Για χρονοσειρές αιολικής ισχύος που παρουσιάζουν υψηλό επίπεδο μεταβλητότητας, μπορεί να είναι πιθανή η βελτίωση του σημείου αναφοράς persistence παίρνοντας έναν απλό κινητό μέσο όρο των παρατηρήσεων που αποθηκεύτηκαν κατά τα τελευταία m χρονικά βήματα:

$$\hat{y}_{t+kt}^{\wedge sma} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_{t-i+1}$$

3.2.3 Απόλυτος μέσος όρος (unconditional mean)

Μια ιδιαίτερη περίπτωση του απλού κινητού μέσου όρου, γνωστή ως unconditional mean και δηλωθείσα ως \bar{y} προκύπτει όταν το m ισούται με το μήκος των διαθέσιμων χρονοσειρών. Αυτό το σημείο αναφοράς πρόβλεψης αντιστοιχεί αντιστοιχεί στο γενικό μακροπρόθεσμο μέσο όρο. Στη μετεωρολογία αυτό το σημείο αναφοράς συχνά

αναφέρεται ως κλιματολογική πρόβλεψη (climatology forecast). Για μεγάλου εύρους ορίζοντες πρόβλεψης, ο unconditional mean παρέχει ένα ισχυρό σημείο αναφοράς.

3.2.4 Σταθμισμένο σημείο αναφοράς (weighted benchmark)

Όπως η συνέχιση είναι κατάλληλο σημείο αναφοράς για μικρούς ορίζοντες και ο unconditional mean είναι ανταγωνιστικός στους μεγάλους ορίζοντες, ένα ισχυρότερο σημείο αναφοράς για ενδιάμεσους ορίζοντες μπορεί να κατασκευαστεί παίρνοντας έναν σταθμισμένο μέσο όρο όπου τα βάρη είναι συνάρτηση του ορίζοντα πρόβλεψης. Σύμφωνα με τους Nielsen et al. (1998), μπορούμε να γράψουμε αυτό το σταθμισμένο

σημείο αναφοράς ως $\hat{y}_{t+k|t}^{wb} = a_k y_t + (1 - a_k) \bar{y}$. Οι παράμετροι a_k θα πρέπει να εκτιμώνται χρησιμοποιώντας το διαθέσιμο σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων.

3.3 Πιθανοτικές προβλέψεις

Η ακριβής πρόβλεψη του αιολικού δυναμικού μέχρι και δύο μέρες μπροστά συμβάλλει τα μέγιστα στην αξιόπιστη ένταξη αιολικής ισχύος μεγάλης κλίμακας. Ιδιαίτερα, σε μία ελεύθερη αγορά ηλεκτρισμού, εργαλεία πρόβλεψης εμπλουτίζουν τη θέση της αιολικής ενέργειας σε σύγκριση με άλλες μορφές διεσπαρμένης παραγωγής.

3.3.1 Προβλέψεις συνόλου (ensemble forecasts)

Πολλοί πάροχοι μετεωρολογικών προγνώσεων παράγουν πλέον πολλαπλές προσομοιώσεις του μοντέλου τους αριθμητικών προβλέψεων καιρού (numerical weather prediction-NWP), καταλήγοντας σε μια πρόβλεψη συνόλου. Το σύνολο παρέχει διαφορετικά σενάρια που είναι εξίσου πιθανά δεδομένων του δυναμικού μοντέλου της ατμόσφαιρας και των διαθέσιμων αρχικών συνθηκών. Διαφορετικά μέλη του συνόλου επιχειρούν να εκφράσουν την εξάπλωση της αβεβαιότητας στη διαδικασία μοντελοποίησης. Τέτοια αβεβαιότητα ανακύπτει από εκλειπούσες/λανθασμένες παρατηρήσεις, παραμετρική αβεβαιότητα και σφάλμα προτύπου (model error). Υπάρχουν πολλές διαφορετικές τεχνικές διαθέσιμες για την κατασκευή προβλέψεων συνόλου όπως τα "μοναδικά διανύσματα" (singular vectors) και τα "αναπαραχθέντα διανύσματα" (bred vectors) και μια πολύ καλή σύνοψη παρουσιάζεται από τους Leutbecher and Palmer (2008). Το ECMWF αυτή τη στιγμή παράγει μια πρόβλεψη συνόλου αποτελούμενη από 50 μέλη, μια πρόβλεψη ελέγχου και μια ντετερμινιστική πρόβλεψη υψηλής ανάλυσης. Το NCEP παράγει μια παγκόσμια πρόβλεψη συνόλου με 16 μέλη.

Οι προβλέψεις συνόλου χρησιμοποιούνται ως ακατέργαστη είσοδος από το μοντέλο NWP και μπορεί να απαιτούν βαθμονόμηση για να βελτιωθούν οι στατιστικές ιδιότητες. Η βαθμονόμηση είναι ιδιαίτερα σημαντική όταν οι προβλέψεις συνόλου χρησιμοποιούνται για παραγωγή αιολικής ισχύος (Roulston et al., 2003; Taylor et al., 2009; Pinson and Madsen, 2009).

3.3.2 Προβλεπόμενες κατανομές (density forecasts)

Μια προβλεπόμενη κατανομή αναφέρεται σε μια συνάρτηση συνεχούς πυκνότητας πιθανότητας για την παραγωγή αιολικής ισχύος. Παρέχει μια εκτενή περιγραφή του μέλλοντος για δεδομένο χρόνο οδήγησης. Η διακύμανση της προβλεπόμενης κατανομής μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εκφραστεί η αντίστοιχη με την πρόβλεψη αβεβαιότητα. Χρησιμοποιούμε $\hat{f}_{t+k|t}(y)$ για να αναπαραστήσουμε μια προβλεπόμενη κατανομή για την παραγωγή αιολικής ισχύος σε χρόνο t για χρόνο οδήγησης $t+k$.

Παρόμοια, $\hat{F}_{t+k|t}(y)$ χρησιμοποιείται για να δηλωθεί η αντίστοιχη συνάρτηση αθροιστικής κατανομής (CDF) μιας πιθανοτικής πρόβλεψης και αυτό μπορεί να αναφέρεται ως "πρόβλεψη CDF". Μια σημειακή πρόβλεψη μπορεί να προκύψει από την προβλεπόμενη κατανομή υπολογίζοντας το μέσο όρο.

3.3.3 Προβλέψεις εκατοστημορίων (quantile forecasts)

Αν η αθροιστική συνάρτηση κατανομής (cumulative distribution function), $F_{t+k|t}(y)$, είναι μια αυστηρά αύξουσα συνάρτηση, το εκατοστημόριο (quantile) $q_{t+k|t}^{(a)}(y)$ με τμήμα (proportion) $a \in [0,1]$ της τυχαίας μεταβλητής, Y_{t+k} , ορίζεται μονοσήμαντα από $P(Y_{t+k} < q_{t+k}^{(a)}) = a$ ή από $q_{t+k}^{(a)} = F^{-1}(a)$. Η παλινδρόμηση εκατοστημορίων (quantile regression) παρουσιάστηκε από τους Koenker and Bassett (1978) και παρέχει ένα μέσο εκτίμησης συναρτήσεων εκατοστημορίων υπό συνθήκη (conditional quantile functions). Η εκτίμηση συναρτήσεων εκατοστημορίων υπό συνθήκη μπορεί να επιτευχθεί με παλινδρόμηση σε παρατηρηθέντες συμπαραγόντες (covariates). Χρησιμοποιούμε $\hat{q}_{t+k}^{(a)}(y)$ για να δηλώσουμε την πρόβλεψη για το εκατοστημόριο με ονομαστικό τμήμα a εκδοθέν σε χρόνο t για χρόνο οδήγησης $t+k$. Οι Pinson et al. (2007) έχουν χρησιμοποιήσει μη παραμετρικές προσεγγίσεις για την παραγωγή προβλέψεων εκατοστημορίων αιολικής ισχύος. Προβλεπόμενες κατανομές μπορούν να κατασκευαστούν ορίζοντας μια οικογένεια από προβλέψεις εκατοστημορίων με ονομαστικά τμήματα που καλύπτουν το μοναδιαίο διάστημα. Μια συνεχής προβλεπόμενη κατανομή μπορεί να κατασκευαστεί με παρεμβολή στην οικογένεια των εκατοστημορίων. Οι Gneiting et al. (2007) έδειξαν ότι για πολλούς επαγγελματίες, οι συναρτήσεις κόστους τους είναι τέτοιες ώστε η βέλτιστη λήψη απόφασης μπορεί να σχετίζεται άμεσα με ένα συγκεκριμένο εκατοστημόριο της προβλεπόμενης πυκνότητας.

3.3.4 Διαστήματα πρόβλεψης (prediction intervals)

Τα διαστήματα πρόβλεψης χρησιμοποιούνται για να εκφράσουν ένα εύρος τιμών μέσα στις οποίες η επαλήθευση (verification) αναμένεται να εμφανιστεί με δεδομένη πιθανότητα. Αυτή η πιθανότητα μπορεί να καθοριστεί ως ένας δείκτης κάλυψης (coverage rate) $[1-\beta]$ τέτοιος ώστε $\beta \in [0,1]$. Δύο επιλεγμένα εκατοστημόρια της

προβλεπόμενης κατανομής μπορούν να χρησιμοποιηθούν για αυτόν το λόγο. Ένα διάστημα πρόβλεψης, $\hat{I}_{t+k|t}^{(\beta)}$, εκδοθέν σε χρόνο t με χρόνο οδήγησης $t+k$ καθορίζεται από τα χαμηλότερα και υψηλότερα όριά του αντίστοιχα με τις προβλέψεις εκατοστημορίου,

$$\hat{I}_{t+k|t}^{(\beta)} = [q_{t+k|t}^{(a_l)}, q_{t+k|t}^{(a_u)}]$$

των οποίων τα τμήματα a_l και a_u σχετίζονται μέσω της σχέσης $a_l - a_u = 1 - \beta$. Αυτός ο ορισμός δεν ορίζει μονοσήμαντα ένα διάστημα πρόβλεψης δεδομένου ενός δείκτη κάλυψης. Για να παρέχεται ένας μονοσήμαντος ορισμός πρέπει να αποφασιστεί πώς θα κεντραριστεί το διάστημα πρόβλεψης στην πυκνότητα πρόβλεψης. Μια τυπική προσέγγιση είναι ο ορισμός κεντρικών διαστημάτων πρόβλεψης κεντράροντας τα διαστήματα στη διάμεσο, κάτι που διασφαλίζει ότι θα υπάρχει μια ίση πιθανότητα ότι η επαλήθευση θα εκτείνεται πάνω ή κάτω του διαστήματος πρόβλεψης. Αυτό θέτει έναν επιπλέον περιορισμό στις παραμέτρους της μορφής $a_l = 1 - a_u = (1 - \beta) / 2$.

3.3.5 Δείκτες ρίσκου (risk indices)

Οι Pinson and Kariniotakis (2004) ορίζουν έναν δείκτη μετεωρολογικού ρίσκου (meteo-risk index- MRI) για τη μέτρηση της διασποράς των προβλέψεων καιρού σε δεδομένο χρόνο. Αυτό επιτυγχάνεται μετρώντας την διακύμανση προβλέψεων προηγούμενων αναβαθμίσεων του παρόχου. Μια σχετική προσέγγιση είναι η συσχέτιση της διάδοσης των συνόλων (ensembles) αιολικής ισχύος με το σφάλμα της πρόβλεψης ελέγχου της αιολικής ισχύος. Από αρχικές έρευνες σχετικά με το πώς οι επαγγελματίες μπορούν να χρησιμοποιούν πιθανοτικές προβλέψεις για τη λήψη αποφάσεων, φαίνεται ότι τέτοιοι δείκτες ρίσκου μπορεί να είναι επωφελείς για να εκφραστεί το επίπεδο αβεβαιότητας στην πρόβλεψη. Η προσέγγιση αναπτύχθηκε περαιτέρω στη μελέτη των Pinson et al. (2009a), όπου ως είσοδος θεωρούνται διαφορετικοί τύποι προβλέψεων συνόλου μετεωρολογικών μεταβλητών. Αυτές περιλαμβάνουν τις ECMWF και NCEP προβλέψεις συνόλου, καθώς επίσης μια εναλλακτική μέσου όρου χρονικής υστέρησης (lagged-average) που αποτελείται από τις χρονικά καθυστερημένες ECMWF προβλέψεις ελέγχου (5 μέλη). Μετατρέπονται όλες σε προβλέψεις συνόλου αιολικής ισχύος πριν υπολογιστούν οι δείκτες ρίσκου. Βρέθηκε σε αυτήν τη μελέτη ότι προβλέψεις μέσου όρου χρονικής υστέρησης επιτρέπουν την επίλυση καταστάσεων με ποικίλα επίπεδα αβεβαιότητας πρόγνωσης. Οι δείκτες ρίσκου συνόλου (ensemble risk indices) βασίζονται στο NCEP και στο ECMWF έχουν υψηλότερη ανάλυση, ιδιαίτερος αυτοί του ECMWF.

3.3.6 Πιθανοτικά σημεία αναφοράς (probabilistic benchmarks)

Όπως και στην περίπτωση των σημειακών προβλέψεων, είναι βολικό να οριστούν κατάλληλα σημεία αναφοράς για να διευκολυνθεί η σύγκριση της απόδοσης ανταγωνιστικών μεθόδων. Ακολουθούν συνιστώμενα σημεία αναφοράς για πιθανοτικές προβλέψεις.

Κατανομή παραμένουσας τιμής (persistence distribution)

Η κατανομή παραμένουσας τιμής είναι κατασκευασμένη να εκφράζει την κατανομή πυκνότητας που αντιστοιχεί στην έκδοση της σημειακής πρόβλεψης παραμένουσας τιμής (persistence point forecast). Ενώ η μία πιο πρόσφατη παρατήρηση είναι αρκετή για να παρέχει τη σημειακή πρόβλεψη διατήρησης, απαιτείται μια μεγαλύτερη καταχώρηση παρατηρήσεων για την περιγραφή της πυκνότητας. Στην περίπτωση της πρόβλεψης αιολικής ισχύος, συνίσταται η χρήση της κατανομής παρατηρήσεων που συμβαίνουν τις προηγούμενες 12 ώρες για την κατασκευή ενός σημείου αναφοράς για τη διατήρηση.

Απόλυτη (άνευ όρων) κατανομή (unconditional distribution)

Η άνευ όρων κατανομή σχηματίζεται χρησιμοποιώντας όλες τις παρελθοντικές παρατηρήσεις για την κατασκευή μιας πιθανοτικής πρόβλεψης. Αυτό το σημείο αναφοράς αντιπροσωπεύει την ιδέα ότι η τοπική χρονική πληροφορία δεν είναι προβλέψιμη και ότι η χρονική διάταξη των προβλέψεων είναι ασύνδετη όταν κατασκευάζεται μια πρόβλεψη. Στη μετεωρολογική κοινότητα, ο όρος κλιματολογία χρησιμοποιείται συχνά για να υποδηλώσει το μακροπρόθεσμο μέσο όρο μιας συγκεκριμένης μετεωρολογικής μεταβλητής. Το κίνητρο πίσω από αυτό το σημείο αναφοράς είναι παρόμοιο με αυτό της άνευ όρων κατανομής αλλά η κλιματολογία μπορεί επίσης να εξαρτάται από το συγκεκριμένη χωρική τοποθεσία και από την περίοδο του έτους. Στην πράξη, μεγάλες καταχωρήσεις από 25 έως 40 χρόνια επιστρατεύονται για να οριστούν αυτά τα σημεία αναφοράς.

Ομοιόμορφη κατανομή

Η ομοιόμορφη κατανομή επιλέγεται να εκτείνεται ανάμεσα στην ελάχιστη παραγωγή αιολικής ισχύος (τιμή 0) και στη μέγιστη κανονικοποιημένη παραγωγή αιολικής ισχύος (τιμή 1). Αυτό το σημείο αναφοράς της προβλεπόμενης κατανομής υπονοεί ότι υπάρχει ίση πιθανότητα να λάβει η παραγωγή αιολικής ισχύος οποιαδήποτε τιμή μεταξύ 0 και 1.

3.4 Απόδοση πρόβλεψης (forecast performance)

3.4.1 Δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής

Κατά την κατασκευή μαθηματικών/στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης είναι σημαντική η αποφυγή υπερπροσαρμογής (overfitting) όταν εκτιμώνται οι παράμετροι των μοντέλων. Ένα μοντέλο υπερπροσαρμογής είναι αυτό όπου οι εκτιμώμενες παράμετροι έχουν συντονιστεί ώστε να παρέχουν μια κλειστή προσαρμογή ενός συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων με το πρόβλημα ότι αυτό το επίπεδο ακρίβειας δεν μπορεί να διατηρηθεί όταν αντιμετωπίζονται νέα σύνολα δεδομένων. Ο στόχος ενός μοντέλου πρόβλεψης είναι να ταιριάζει στα δυναμικά που αποτελούν τη βάση των διαθέσιμων δεδομένων αλλά όχι στο θόρυβο που προκύπτει από αβεβαιότητα παρατηρήσεων (πχ. λάθη μετρήσεων). Αυτός ο στόχος είναι δύσκολος εφόσον κανείς

καλείται να μάθει τα δυναμικά από μια συγκεκριμένη πραγματοποίηση των δεδομένων. Γι' αυτόν το λόγο είναι απαραίτητη η κατασκευή και η αποτίμηση των μοντέλων σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων ώστε να τεκμηριωθεί πόσο καλά το μοντέλο μπορεί να γενικεύεται σε νέα δεδομένα. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με χρήση ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης (training data set) για τον υπολογισμό παραμέτρων του μοντέλου και ενός συνόλου δεδομένων ελέγχου (testing data set) για αποτίμηση.

3.4.2 Αποτίμηση σημειακής πρόβλεψης

Υποθέτουμε ότι $\hat{y}_{t+k|t}$ είναι μια σημειακή πρόβλεψη εκδοθείσα σε χρόνο t με χρόνο οδήγησης (lead time) $t+k$. Αν η πραγματική παρατηρηθείσα τιμή, γνωστή και ως επιβεβαίωση (verification), είναι y_{t+k} , τότε το αντίστοιχο λάθος πρόβλεψης δίνεται από τη σχέση $\varepsilon_{t+k|t} = \hat{y}_{t+k|t} - y_{t+k|t}$.

Κλίση πρόβλεψης (forecast bias)

Η κλίση της πρόβλεψης αναφέρεται στο συστηματικό λάθος στην πρόβλεψη. Αυτή η ποσότητα εκτιμάται ως το μέσο λάθος κατά την περίοδο αποτίμησης και υπολογίζεται ξεχωριστά για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης:

$$BIAS(k) = \bar{\varepsilon}_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_{t+k|t}$$

Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (root mean square error-RMSE)

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) ορίζεται ως

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_{t+k|t}^2}$$

Το RMSE σχετίζεται με την υπόθεση ανεξάρτητων και κανονικά κατανομημένων λαθών πρόβλεψης. Αν το μοντέλο παράγει κανονικά κατανομημένα λάθη πρόβλεψης, τότε η εκτιμήτρια μεγίστης πιθανοφάνειας των παραμέτρων συμπίπτει με τις τιμές των παραμέτρων που προέκυψαν από την ελαχιστοποίηση του RMSE χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων (training data set).

Μέσο απόλυτο σφάλμα (mean absolute error-MAE)

Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τη σχέση

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\varepsilon_{t+k|t}|$$

Αν κανείς θελήσει να ελαχιστοποιήσει το MAE, τότε η σημειακή πρόβλεψη θα πρέπει να αντιστοιχεί στη διάμεσο της προβλεπόμενης κατανομής.

Κανονικοποιημένα αποτελέσματα (normalized scores)

Πολλοί διαφορετικοί λειτουργοί αιολικών πάρκων μπορεί να θέλουν να συγκρίνουν την ακρίβεια της πρόβλεψης ανταγωνιστικών τεχνικών σε αιολικά πάρκα διαφορετικού μεγέθους. Γι' αυτόν το λόγο είναι χρήσιμο να θεωρήσουμε τα κανονικοποιημένα λάθη πρόβλεψης εκφρασμένα ως κλάσμα της εγκατεστημένης χωρητικότητας. Οι αντίστοιχες τιμές για τα BIAS, RMSE, MAE θα μπορούν τότε να συγκριθούν πιο ουσιαστικά εφόσον θα εκφράζουν το μέσο σφάλμα ως κλάσμα της εγκατεστημένης χωρητικότητας.

3.4.3 Πιθανοτικά χαρακτηριστικά

Αναμένουμε μια σειρά από επιθυμητά χαρακτηριστικά από μια καλή πρόβλεψη. Παρακάτω περιγράφονται αυτά τα χαρακτηριστικά για τη συγκεκριμένη περίπτωση μιας πιθανοτικής πρόβλεψης.

Αξιοπιστία (reliability)

Η αξιοπιστία αναφέρεται στο βαθμό ομοιότητας ανάμεσα στις προβλέψεις και τις παρατηρήσεις. Για πιθανοτικές προβλέψεις, μπορεί κανείς να θεωρήσει την αξιοπιστία ως μέτρο της κλίσης ενός συστήματος πιθανοτικής πρόβλεψης. Αναμένεται ότι η εμπειρική κάλυψη που επιτυγχάνεται από κάθε πρόβλεψη εκατοστημορίου θα πρέπει να ισούται με το καθορισμένο τμήμα. Αυτό υπονοεί ότι το Y_{t+k} πρέπει να πέφτει

κάτω από την πρόβλεψη εκατοστημορίου $\hat{q}_{t+k|t}^{(a)}(y)$ σε $\alpha\%$ των προβλέψεων. Η αξιοπιστία των προβλέψεων θα πρέπει να ελέγχεται για κάθε συγκεκριμένο ορίζοντα πρόβλεψης k . Η αξιοπιστία δεν είναι αρκετή για να χαρακτηρίσει την ποιότητα μιας πιθανοτικής πρόβλεψης. Η αξιοπιστία είναι θεμελιώδης ιδιότητα για λήψη αποφάσεων και μπορεί να βελτιώνεται με τεχνικές επαναβαθμονόμησης.

Αιχμηρότητα (sharpness)

Η αιχμηρότητα αναφέρεται στο βαθμό συγκέντρωσης της πιθανοτικής πρόβλεψης. Αν η προβλεπόμενη κατανομή έχει τη μορφή μια συνάρτησης Δέλτα, αυτό θα σήμαινε μέγιστη αιχμηρότητα εφόσον αυτός που κάνει την πρόβλεψη πιστεύει ότι μια συγκεκριμένη τιμή θα εμφανιστεί με απόλυτη βεβαιότητα. Αυτό ισοδυναμεί με την εξιδανικευμένη ιδέα μια τέλει σημειακής πρόβλεψης. Αντίθετα, η "άνευ όρων" κατανομή (unconditional distribution) δεν είναι οξεία εφόσον υπάρχει μια πιθανότητα η μελλοντική παρατήρηση να πάρει οποιαδήποτε τιμή που έχει παρατηρηθεί στο

παρελθόν. Μια ομοιόμορφη κατανομή που καλύπτει προηγούμενα παρατηρηθείσες τιμές θα έχει την ελάχιστη αιχμηρότητα. Σε αντίθεση με την αξιοπιστία, η αιχμηρότητα είναι μια εγγενής ιδιότητα του συστήματος πρόβλεψης και δεν μπορεί να βελτιωθεί με τεχνικές επαναβαθμονόμησης (Pinson et al., 2009b). Η αξιοπιστία σχετίζεται με την αιχμηρότητα με τον ίδιο τρόπο που η κλίση σχετίζεται με τη μεταβλητότητα στη ντετερμινιστική αποτίμηση. Πράγματι, μπορεί κανείς να αυξήσει τεχνητά την αιχμηρότητα εφαρμόζοντας έναν παράγοντα κλίμακας για μείωση της διασποράς της προβλεφθείσας κατανομής. Αυτό μπορεί να αυξήσει την αιχμηρότητα αλλά θα οδηγήσει σε απώλεια αξιοπιστίας.

Ανάλυση (resolution)

Η ανάλυση παρέχει ένα μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης με βάση μία ή περισσότερες διευκρινιστικές μεταβλητές. Στην περίπτωση της παραγωγής αιολικής ισχύος, τέτοιες μεταβλητές μπορεί να είναι η ταχύτητα του ανέμου, η κατεύθυνση του και το τρέχον ή προβλεπόμενο επίπεδο της παραγωγής αιολικής ισχύος. Όπως και στην περίπτωση της αιχμηρότητας, η ανάλυση είναι ένα εγγενές χαρακτηριστικό του συστήματος πρόβλεψης. Στη μετεωρολογία, η αιχμηρότητα μετρά την ικανότητα των προβλέψεων να αποκλίνουν από την κλιματολογία, ενώ η ανάλυση εκφράζει την ικανότητα παροχής διαφορετικών προβλεπόμενων κατανομών (Stephenson, 2003). Στην ιδανική περίπτωση των απόλυτα αξιόπιστων πιθανοτικών προβλέψεων, αυτές οι δύο έννοιες ταυτίζονται (Toth et al., 2003).

Επιδεξιότητα (skill)

Η επιδεξιότητα ποσοτικοποιεί τη συνολική ποιότητα της πρόβλεψης και πρέπει να περιέχει μέτρα αξιοπιστίας, αιχμηρότητας και ανάλυσης. Ενώ απλοποιείται η σύγκριση των συστημάτων πρόβλεψης, κάθε μέτρο επιδεξιότητας τείνει να εστιάζει διαφορετικά σε καθένα από τα παραπάνω χαρακτηριστικά.

Οικονομική αποτίμηση (economic value)

Για πολλούς επαγγελματίες το σωστό μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης μπορεί να σχετίζεται άμεσα με την τελική χρήση του συστήματος πρόβλεψης. Οι προγνώσεις μπορεί να είναι μέρος μιας διαδικασίας λήψης απόφασης που μπορεί να αξιολογηθεί με όρους προστιθέμενης οικονομικής αξίας από τη χρησιμοποίηση μίας πρόβλεψης έναντι άλλων. Με αυτήν την οπτική κανείς θα μπορούσε να θεωρήσει τις προβλέψεις ως μέρος μιας ανάλυσης κόστους-οφέλους (cost-benefit) όπου το απόλυτο μέτρο είναι το οικονομικό κόστος ή ανταμοιβή μετρημένα σε χρηματικούς όρους. Αξίζει να σημειωθεί ότι κάθε διαδικασία λήψης απόφασης υπονοεί μια συνάρτηση κόστους με κάποια μαθηματική δομή που είναι πιθανώς διαφορετική από την συνήθως χρησιμοποιούμενη τετραγωνική συνάρτηση κόστους που υποστηρίζει το μέτρο RMSE. Σε πολλές περιπτώσεις είναι αδύνατο να περιγραφεί η συνάρτηση κόστους με χρήση αναλυτικής μαθηματικής σχέσης και η αριθμητική βελτιστοποίηση ίσως είναι το μόνο μέσο για την επιλογή του καλύτερου συστήματος πρόβλεψης ώστε να διασφαλιστεί ένας βέλτιστος αλγόριθμος λήψης απόφασης. Μία προσέγγιση αποτίμησης της

οικονομικής αξίας ενός συστήματος πρόβλεψης είναι η ρουλέτα καιρού (weather roulette), όπου οι παίκτες μπορούν να στοιχηματίσουν στις προβλέψεις τους (Hagedorn and Smith, 2008).

3.4.4 Πιθανοτική αποτίμηση

Καθώς τα συστήματα πρόβλεψης αιολικής ισχύος γίνονται όλο και περισσότερο διαθέσιμα, οι επαγγελματίες είναι τώρα αντιμέτωποι με την απόφαση επιλογής ενός ή περισσότερων παρόχων υπηρεσιών. Οι φυσικά αποκτηθείσες προβλέψεις με καλή ιστορική απόδοση είναι η μία κύρια απαίτηση. Ενώ η επιλογή ανάμεσα σε ένα σύνολο από σημειακές προβλέψεις μπορεί να είναι μια σχετικά ξεκάθαρη διαδικασία, η απόφαση είναι πιο πολύπλοκη στην περίπτωση των πιθανοτικών προβλέψεων. Ακολούθως επισημαίνονται σημαντικά διαγνωστικά εργαλεία για την αποτίμηση των χαρακτηριστικών ενός συστήματος πιθανοτικής πρόβλεψης και εν κατακλείδι αναφέρονται κάποια μέτρα επιδεξιότητας.

Διάγραμμα αξιοπιστίας (reliability diagram)

Το διάγραμμα αξιοπιστίας παρέχει ένα μέσο οπτικοποίησης του (πιθανοτικού) bias του συστήματος πιθανοτικής πρόβλεψης. Μπορεί να κατασκευάζεται με διαφορετικούς τρόπους ανάλογα αν θεωρηθούν γεγονότα πολλών κατηγοριών (multi-categorical events) ή συνεχείς μεταβλητές. Στην πρώτη περίπτωση, το διάγραμμα κατασκευάζεται σχεδιάζοντας την παρατηρηθείσα συχνότητα του γεγονότος σε συνάρτηση με την προβλεπόμενη πιθανότητα, όπου το εύρος των προβλεπόμενων πιθανοτήτων διαιρείται σε διαστήματα (bins) (πχ. 0-5%, 5-10%, 10-15% κτλ). Η διαγώνια γραμμή δείχνει την τέλεια αξιοπιστία (η μέση παρατηρηθείσα συχνότητα ισούται με την προβλεφθείσα πιθανότητα για κάθε κατηγορία) και η οριζόντια γραμμή αναπαριστά την κλιματολογική συχνότητα. Κάποιες φορές δείγματα μεγεθών σχεδιάζονται είτε ως ιστόγραμμα, είτε ως αριθμοί δίπλα στα σημεία δεδομένων. Στη δεύτερη περίπτωση, όταν πρόκειται για συνεχείς μεταβλητές, τα διαγράμματα αξιοπιστίας είναι όμοια με τις γραφικές quantile-quantile, στο ότι δίνουν το παρατηρηθέν τμήμα των διαφόρων εκατοστημορίων (quantile) που αποτελούν τις προβλεπόμενες πυκνότητες, σε συνάρτηση με τις ονομαστικές. Η προσέγγιση αποτίμησης (rank histogram) που ακολουθεί δίνει ακριβώς την ίδια πληροφορία, με τη διαφορά ότι είναι σχεδιασμένη για αποτίμηση πρόβλεψης συνόλου (ensemble forecast evaluation).

Ιστόγραμμα κατάταξης (rank histogram)

Ένας άλλος τρόπος ανάλυσης της βαθμονόμησης μιας πιθανοτικής πρόβλεψης ενός συστήματος συνόλου (ensemble system) είναι η κατασκευή ενός ιστογράμματος κατάταξης. Τα ιστογράμματα κατάταξης συνήθως παράγονται για συστήματα συνόλου με περιορισμένο αριθμό μελών. Αν η πιθανοτική πρόβλεψη ενός τέτοιου συνόλου είναι καλά βαθμονομημένη, η παρατήρηση είναι εξίσου πιθανό να βρίσκεται ανάμεσα σε οποιαδήποτε δύο διατεταγμένα διπλανά μέλη, συμπεριλαμβανομένων των περιπτώσεων όπου η παρατήρηση θα είναι έξω από το εύρος του συνόλου σε

οποιαδήποτε πλευρά της κατανομής. Τότε το ιστόγραμμα κατάταξης θα πρέπει να είναι επίπεδο με τον ίδιο αριθμό επιβεβαιώσεων (verifications) σε κάθε διάστημα. Ειδικά λόγω του περιορισμένου μεγέθους του συνόλου, η παρατήρηση μπορεί να βρίσκεται εκτός του εύρους του συνόλου. Για ένα σύστημα συνόλου με 51 μέλη, όπως είναι το ECMWF, αυτό θα συμβεί για 2/51 (□ 4%) του χρόνου.

Μετασχηματισμός πιθανοτικού ολοκληρώματος (probability integral transform- PIT)

Για συνεχείς προβλεπόμενες πυκνότητες, μια εναλλακτική μέθοδος απαιτείται για την αξιολόγηση της βαθμονόμησης. Ο μετασχηματισμός πιθανοτικού ολοκληρώματος (PIT) που αντιστοιχεί στην CDF πρόβλεψη, $\hat{F}_{t+k|t}(y)$, και στην πραγματική αιολική παραγωγή Y_{t+k} δίνεται από τη σχέση $z_{t,k} = \hat{F}_{t+k|t}(Y_{t+k})$. Αυτή η προσέγγιση αποτίμησης πιθανοτικών προβλέψεων αποδίδεται στο Rosenblatt (1952).

Λογαριθμικό αποτέλεσμα (logarithmic score)

Το logarithmic score προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Good (1952) και έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως με διάφορα ονόματα, όπως προβλεπόμενη απόκλιση (Knorr-Held and Rainer 2001) και ignorance score (Roulston and Smith, 2002). Η λογαριθμική πιθανότητα (log likelihood) για μια πιθανοτική πρόβλεψη εκδοθείσα την

στιγμή t με χρόνο οδήγησης $t+k$ δίνεται από τη σχέση $L_{t+k|t} = \ln \hat{f}_{t+k|t}(Y_{t+k})$ όπου $\hat{f}_{t+k|t}(Y_{t+k})$ είναι η εκτίμηση της πιθανότητας, την οποία παρέχει η προβλεπόμενη κατανομή, $\hat{f}_{t+k|t}(y)$, υπολογισμένη στη συγκεκριμένη τιμή της παρατήρησης αιολικής ισχύος Y_{t+k} . Αυτή μπορεί να υπολογιστεί εμπειρικά εκτιμώντας την παράγωγο της CDF πρόβλεψης, $\hat{F}_{t+k|t}(y)$, της αιολικής ισχύος (Taylor et al., 2009). Ο μέσος όρος των λογαριθμικών πιθανοτήτων κάθε ζευγαριού πρόβλεψης/επιβεβαίωσης (forecast/verification pair) παρέχει ένα αποτέλεσμα για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης,

$$LS(k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N L_{t+k|t} \quad .$$

Continuous ranked probability score (CRPS)

Το CRPS είναι διάσημο ως μέσο αποτίμησης πιθανοτικών προβλέψεων ([22],[67]).

Το CRPS για μια CDF πρόβλεψη, $\hat{F}_{t+k|t}(y)$, και η αντίστοιχη επιβεβαίωση Y_{t+k}

ορίζονται παίρνοντας το ολοκλήρωμα των αποτελεσμάτων Brier για τις αντίστοιχες προβλέψεις δυαδικής πιθανότητας σε όλες τις πραγματικές τιμές κατωφλίων,

$$crps(\hat{F}_{t+k|t}(y), y_{t+k}) = \int_{-\infty}^{\infty} (\hat{F}_{t+k|t}(y) - I(y \geq y_{t+k}))^2 dy .$$

όπου $I(\cdot)$ είναι μια ενδεικτική συνάρτηση που ισούται με 1 αν το γεγονός μέσα στην παρένθεση είναι αληθές και 0 αλλιώς. Ο μέσος όρος αυτών των CRPS τιμών πάνω σε κάθε ζευγάρι πρόβλεψης/επιβεβαίωσης παρέχει ένα αποτέλεσμα για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης

$$CRPS(k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N crps(\hat{F}_{t+k|t}(y), y_{t+k})$$

Το CRPS παρέχει αυτό που ονομάζεται “σωστό αποτέλεσμα” (proper score), με βάση το ότι αυτός που κάνει την πρόγνωση ελαχιστοποιεί το αναμενόμενο αποτέλεσμα για μια παρατήρηση της πιθανοτικής πρόβλεψης, \hat{F} , εκδίδοντας \hat{F} αντί για οποιαδήποτε άλλη ανταγωνιστική πιθανοτική πρόβλεψη. Άλλη χρήσιμη ιδιότητα του CRPS αποτελέσματος ανακύπτει από το γεγονός ότι για σημειακές προβλέψεις το CRPS εκφυλίζεται σε μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE).

Συνάρτηση απώλειας εκατοστημορίων (quantile loss function)

Η συνάρτηση απώλειας εκατοστημορίων επίσης γνωστή ως “απώλεια φλίπερ” (pinball loss) ή “συνάρτηση ελέγχου” (check function), χρησιμοποιείται τυπικά για τον ορισμό ενός συγκεκριμένου εκατοστημορίου μιας κατανομής (Koenker and Bassett, 1978). Για ένα συγκεκριμένο τμήμα $a \in [0,1]$, η συνάρτηση απώλειας εκατοστημορίων είναι μια τμηματικά γραμμική συνάρτηση που δίνεται από τη σχέση $\rho_\alpha(u) = u(a - I(u < 0))$, όπου u είναι η διαφορά ανάμεσα στην παρατηρηθείσα και την υπολογισμένη τιμή. Το πρόβλημα της εκτίμησης του quantile με τμήμα a μπορεί να

$$\text{γραφεί ως } \hat{q}^{(a)} = \min_q \sum_{t=1}^N \rho_\alpha(y_t - q).$$

Εκτός της χρησιμοποίησης της συνάρτησης απώλειας εκατοστημορίων για εκτίμηση του εκατοστημορίου με αυτόν τον τρόπο, μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την αποτίμηση των προβλέψεων εκατοστημορίων. Μια σειρά από προβλέψεις εκατοστημορίων, $\hat{q}_{t+k|t}^{(a)}(y)$ εκδοθείσες σε χρόνους t με ορίζοντα k και τμήμα a , μπορεί να αποτιμηθεί χρησιμοποιώντας

$$QL(k, \alpha) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \rho_\alpha(y_{t+k} - \hat{q}_{t+k|t}^{(a)}(y)) .$$

Στην απλή περίπτωση που $\alpha=1/2$, αυτό το αποτέλεσμα εκφυλίζεται στο ήμισυ του MAE.

Αποτίμηση υπό συνθήκη (conditional evaluation)

Η ποιότητα των προγνώσεων μπορεί να ποικίλλει αρκετά και να εξαρτάται από μια σειρά εξωτερικών παραγόντων. Γι' αυτόν το λόγο, είναι σημαντικό να θεωρούμε την αποτίμηση των πιθανοτικών προβλέψεων εξαρτημένη από το επίπεδο σχετικών διευκρινιστικών μεταβλητών, όπως ταχύτητα και κατεύθυνση του ανέμου και αιολική ισχύς. Επιπροσθέτως, μπορεί να είναι κατατοπιστική η παροχή αποτελεσμάτων εξαρτημένων από διαφορετικές στιγμές του έτους εφόσον η απόδοση της πρόβλεψης μπορεί να ποικίλλει κατά τη διάρκεια του έτους. Τέτοιες αποτιμήσεις υπό συνθήκη είναι σημαντικές για την ταυτοποίηση επιπρόσθετων διευκρινιστικών παραγόντων που ενδεχομένως χρησιμοποιούνται για τη βελτίωση του συστήματος πρόβλεψης.

3.4.5 Αποτίμηση πρόβλεψης εκατοστημορίων

Συνιστάται η αποτίμηση των post-sample quantile προβλέψεων χρησιμοποιώντας το ποσοστό επιτυχίας (hit percentage) το οποίο αξιολογεί την άνευ όρων κάλυψη των προβλέψεων εκατοστημορίων. Για μια συγκεκριμένη πρόβλεψη εκατοστημορίων,

$q_{t+k|t}^{(a)}$, εκδοθείσα σε χρόνο t με χρόνο οδήγησης $t+k$ με επαλήθευση y_{t+k} , ορίζουμε

μια μεταβλητή ένδειξης, $\xi_{t,k}^{(a)} = I(y_{t+k} < q_{t+k|t}^{(a)})$. Η χρονοσειρά των $\xi_{t,k}^{(a)}$ αποδίδουν

μια δυαδική ακολουθία που αντιστοιχεί που αντιστοιχεί στα "hits" αν η επαλήθευση είναι κάτω από την πρόβλεψη εκατοστημορίων και αλλιώς καταγράφεται ως "miss". Μια ανάλυση των απαιτείται για την αξιολόγηση της πρόβλεψης εκατοστημορίων. Για κάθε ορίζοντα, k , μπορούμε να υπολογίσουμε την πραγματική κάλυψη της πρόβλεψης εκατοστημορίων παίρνοντας ένα μέσο όρο του συνόλου αποτίμησης,

$$\hat{a}_k^{(a)} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \xi_{t,k}^{(a)} .$$

Για την ποσοτικοποίηση της αξιοπιστίας, μπορούμε να μετρήσουμε το bias του συστήματος πρόβλεψης: $b_k^{(a)} = a - \hat{a}_k^{(a)}$.

Όταν συνοψίζουμε την απόδοση πρόβλεψης, μπορεί να είναι χρήσιμο να παρέχουμε τιμές bias για κάθε ονομαστικό τμήμα εκατοστημορίου (quantile nominal proportion), ως ένα μέσο όρο πάνω από ολόκληρο το μήκος των αντίστοιχων οριζόντων πρόβλεψης

$$\bar{b}^{(a)} = \frac{1}{k_{\max}} \sum_{k=1}^{k_{\max}} b_k^{(a)} .$$

Στη μελέτη των Engle and Manganelli (2004) παρουσιάστηκε μια δοκιμή δυναμικού εκατοστημορίου (dynamic quantile test, DQ) για την αποτίμηση των δυναμικών ιδιοτήτων ενός εκατοστημορίου υπό συνθήκες (conditional quantile), όπως μια quantile πρόβλεψη. Η DQ δοκιμή περιλαμβάνει και τη δοκιμή αν η μεταβλητή επιτυχίας (hit variable),

$$h_t = I(y_{t+k} < q_{t+k|t}^{(a)}) - a .$$

κατανέμεται ανεξάρτητα και όμοια με πιθανότητα a και είναι ανεξάρτητη από την εκτιμήτρια conditional quantile, $q_{t+k|t}^{(a)}$. Αν το σύστημα πιθανοτικής πρόβλεψης είναι τέλει, η χρονοσειρά των h_t τιμών θα έχει μηδενικές-υπό συνθήκες και απόλυτες-προσδοκίες (conditional and unconditional expectations). Οι Engle και Manganelli (2004) και ο Taylor (2008) προτείνουν τη χρήση τεσσάρων καθυστερήσεων (lags) των h_t στην παλινδρόμηση (regression) της δοκιμής για την κατασκευή μιας DQ στατιστικής δοκιμής, η οποία, υπό την άκυρη υπόθεση τέλει conditional και unconditional κάλυψης, κατανέμεται ως $\chi^2(6)$.

3.4.6 Αποτίμηση διαστημάτων πρόβλεψης

Εφόσον ένα διάστημα πρόβλεψης περιλαμβάνει δύο εκατοστημόρια, όλη η συζήτηση που σχετίζεται με ένα μόνο (single) quantile μεταφέρεται στην αξιολόγηση της απόδοσης ενός διαστήματος πρόβλεψης. Πράγματι, δεν φτάνει απλώς να ελέγξουμε την κάλυψη που παρέχεται από το διάστημα πρόβλεψης. Είναι σημαντικό να αξιολογήσουμε αν και τα δύο quantiles που απαιτούνται για τον ορισμό της πρόβλεψης διαστημάτων είναι αμερόληπτος (unbiased). Μία προσέγγιση για να ελέγξουμε την αιχμηρότητα της πρόβλεψης διαστημάτων είναι να εστιάσουμε στο πλάτος των διαστημάτων. Για διαστήματα πρόβλεψης κεντραρισμένα στη διάμεσο με τιμή κάλυψης $(1-\beta)$, το πλάτος δίνεται από τη σχέση

$$\delta_{t,k}^{(\beta)} = q_{t+k|t}^{(1-\beta/2)} - q_{t+k|t}^{(\beta/2)}$$

και ένα μέτρο της αιχμηρότητας αυτών των διαστημάτων με ορίζοντα k , δίνεται από το μέσο όρο

$$\bar{\delta}_k^{(\beta)} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \delta_{t,k}^{(\beta)} .$$

Μπορεί επίσης να είναι χρήσιμη η σύνοψη της πληροφορίας σχετικά με την αιχμηρότητα των διαστημάτων πρόβλεψης σε ένα εύρος οριζόντων πρόβλεψης παίρνοντας το μέσο όρο

$$\bar{\delta} = \frac{1}{k_{\max}} \sum_{k=1}^{k_{\max}} \bar{\delta}_k^{(\beta)} .$$

3.4.7 Αποτίμηση ακραίων γεγονότων

Παραδείγματα αυτών των ακραίων γεγονότων είναι υψηλές ταχύτητες ανέμου που οδηγούν στο κλείσιμο των ανεμογεννητριών ή χαμηλές ταχύτητες ανέμου όπου δεν παράγεται αιολική ισχύς. Στα επόμενα παρουσιάζονται διαφορετικά μέτρα για την ποσοτικοποίηση της επιδεξιότητας ενός συστήματος πρόβλεψης που στοχεύει στην πρόβλεψη συγκεκριμένων γεγονότων.

Brier score

Το Brier score (BS) παρουσιάστηκε από τον Brier (1950) και μετρά τη διαφορά μεταξύ στην προβλεπόμενη πιθανότητα ενός γεγονότος και του “συμβάντος” (occurrence) του, που εκφράζεται ως μονάδα αν το γεγονός έχει συμβεί ή ως μηδέν διαφορετικά. Έστω ότι ένα γεγονός ορίζεται από την παρατηρήσιμη τιμή Y_{t+k} , που πέφτει κάτω από μια τιμή κατωφλίου, y . Τότε το BS για την CDF πρόβλεψη, $\hat{F}_{t+k|t}(y)$, εκδοθέν σε χρόνο t με χρόνο οδήγησης $t+k$, δίνεται από:

$$BS(k, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{F}_{t+k|t}(y) - I(y_{t+k} \leq y))^2$$

Όσο χαμηλότερο είναι το BS τόσο καλύτερο το σύστημα πιθανοτικής πρόβλεψης.

Ανάλυση κατηγοριοποίησης (classification analysis)

Προβλέψεις συνήθως χρησιμοποιούνται για την παροχή της βάσης ενός συστήματος κατηγοριοποίησης που αφορά συγκεκριμένα γεγονότα. Για παράδειγμα, μπορεί να θέλουμε την πιθανότητα να είναι η ταχύτητα του αέρα μεγαλύτερη από ένα συγκεκριμένο κατώφλι που μπορεί να οδηγεί στο κλείσιμο της ανεμογεννήτριας. Σε αυτήν την περίπτωση είναι σημαντικό να ξέρουμε αν η ταχύτητα του ανέμου υπερβαίνει ή όχι την ταχύτητα αποκοπής (cut-off speed) της τουρμπίνας. Εν αντιθέσει με ένα ντετερμινιστικό σύστημα πρόβλεψης, το οποίο προβλέπει ένα γεγονός (πχ. ταχύτητα ανέμου μεγαλύτερη από 25m/s) με μια απόφαση ναι/όχι, ένα σύστημα πιθανοτικής πρόβλεψης αναθέτει μια πιθανότητα p μεταξύ 0 και 1 στο γεγονός. Εντούτοις, οι χρήστες μπορούν να παράγουν διχοτομημένες (ναι/όχι) προβλέψεις ορίζοντας ένα κατώφλι για την προβλεπόμενη πιθανότητα τέτοιο ώστε το σύστημα πιθανοτικής πρόβλεψης θα πρέπει τότε να προβλέπει το γεγονός με τουλάχιστον αυτήν την πιθανότητα για να παραχθεί μια προειδοποίηση. Για την αξιολόγηση της επιδεξιότητας της πρόγνωσης υπό αυτές τις συνθήκες η πρόγνωση απλοποιείται σε μια δήλωση ναι/όχι (κατηγορική πρόγνωση). Όμοια, η παρατήρηση ανατίθεται σε μία από τις δύο κατηγορίες: γεγονός παρατηρηθέν/μη παρατηρηθέν.

Πίνακες συγκυρίας (contingency tables)

Η ανάλυση κατηγοριοποίησης σχηματίζει έναν 2 επί 2 πίνακα που αναπαριστά 4 πιθανά αποτελέσματα για κάθε ζευγάρι πρόβλεψης/επαλήθευσης. Ακολουθώς μετράμε τον αριθμό των ζευγαριών πρόβλεψης/επαλήθευσης που δίνει κάθε αποτέλεσμα. Έστω ότι το h δηλώνει τον αριθμό των ‘hits’ που αντιστοιχούν σε σωστές ναι-προβλέψεις (yes-forecasts, το γεγονός έχει προβλεφθεί να συμβεί και συμβαίνει), f ‘λανθασμένοι συναγερμοί’ αντιστοιχούν σε λανθασμένες ναι-προβλέψεις, m ‘misses’ (λανθασμένες όχι-προβλέψεις), z ‘μηδενικά’ για σωστές όχι-προβλέψεις. Αν υπάρχουν N προβλέψεις συνολικά, τότε $h+f+m+z=N$. Μια τέλεια πρόγνωση υπονοεί ότι και το f και το m είναι μηδέν. Ο πίνακας 3.1 συνοψίζει αυτούς τους αριθμούς σε έναν πίνακα συγκυρίας. Πολλά σκορ επαλήθευσης μπορεί να υπολογιστεί από αυτούς τους αριθμούς και θα περιγράψουμε αυτούς που είναι σχετικοί με την αποτίμηση της πρόβλεψης αιολικής ισχύος.

Data	observed	not observed	Total
forecasted	h	F	forecasted yes
not forecasted	m	Z	forecasted no
Total	observed yes	observed no	N

Πίνακας 3.1 : Ένας πίνακας ενδεχομένων για τη σύγκριση προβλέψεων και επαληθεύσεων.

Frequency Bias (Bias score):
$$FBIAS = (h + f) / (h + m),$$

συγκρίνει τη συχνότητα των προβλεφθέντων γεγονότων με τη συχνότητα των παρατηρηθέντων γεγονότων. **Εύρος (Range):** 0 ως άπειρο. **Τέλαιο σκορ (Perfect score):** 1. Δείχνει αν το σύστημα πρόβλεψης έχει την τάση να υπο-προβλέπει ($FBIAS < 1$) ή να υπερ-προβλέπει ($FBIAS > 1$) γεγονότα.

Probability of Detection (Hit Rate):
$$POD = h / (h + m),$$

είναι το κλάσμα των παρατηρηθέντων γεγονότων που προβλέφθηκαν σωστά. **Εύρος:** 0 ως 1. **Τέλαιο σκορ:** 1. Αγνοεί τους λανθασμένους συναγερμούς και μπορεί επομένως να βελτιωθεί τεχνητά εκδίδοντας περισσότερες ‘ναι’ προβλέψεις για να αυξηθεί ο αριθμός των ‘hits’ (υπερ-πρόβλεψη).

False Alarm Ratio:
$$FAR = f / (h + f),$$

δίνει το κλάσμα των προβλεφθέντων ‘ναι’ γεγονότων που ήταν λανθασμένοι συναγερμοί. **Εύρος:** 0 ως 1. **Τέλαιο σκορ:** 0. Ευαίσθητο σε λανθασμένους συναγερμούς, αλλά αγνοεί τα ‘misses’.

Probability of False Detection (False Alarm Rate):
$$POFD = f / (z + f),$$

είναι το κλάσμα των λανθασμένων συναγερμών δεδομένου ότι το γεγονός δεν συνέβη (σχετικό με παρατηρηθέντα “όχι” γεγονότα). **Εύρος:** 0 ως 1. **Τέλειο σκορ:** 0. Μπορεί να αυξηθεί τεχνητά εκδίδοντας λιγότερες “ναι” προβλέψεις για να μειωθεί ο αριθμός των λανθασμένων συναγερμών.

Threat score (Critical Success Index): $TS = h / (h + m + f)$,

μετρά το κλάσμα των παρατηρηθέντων και προβλεφθέντων “ναι” γεγονότων που προβλέφθηκαν σωστά – αγνοώντας τα σωστά αρνητικά (correct negatives). **Εύρος:** 0 ως 1, το 0 υποδεικνύει καμία επιδεξιότητα. **Τέλειο σκορ:** 1. Το threat score(TS) επικεντρώνει μόνο σε προβλέψεις που μετρούν. Εξαρτάται από την κλιματολογική συχνότητα των γεγονότων εφόσον κάποια hits μπορεί να προκύψουν απολύτως λόγω τυχαίας πιθανότητας (->ETS).

Equitable Threat score: $ETS = (h - h_{ran}) / (h + m + f - h_{ran})$,

όπου $h_{ran} = (h + m)(h + f) / N$ είναι τα “hits” λόγω τυχαίας πιθανότητας. **Εύρος:** -1/3 ως 1, το 0 υποδεικνύει καμία επιδεξιότητα. **Τέλειο σκορ:** 1. Διορθώνει το TS για τα hits που σχετίζονται με τυχαία πιθανότητα.

Heidke skill score: $HSS = (h + z - hz_{ran}) / (N - hz_{ran})$,

όπου $hz_{ran} = [(h+m)(h+f) + (z+m)(z+f)] / N$ είναι οι αναμενόμενα σωστές προβλέψεις λόγω τυχαίας πιθανότητας. **Εύρος:** -(άπειρο) ως 1, το 0 υποδεικνύει καμία επιδεξιότητα. **Τέλειο σκορ:** 1. Μετρά το κλάσμα των σωστών προβλέψεων μετά τον αποκλεισμό των προβλέψεων εκείνων που θα ήταν σωστές λόγω τυχαίας πιθανότητας.

True skill statistic (TSS): $TSS = POD - POFD$

μετρά πόσο καλά η πρόβλεψη χωρίζει τα “ναι” γεγονότα από τα “όχι” γεγονότα. **Εύρος:** -1 ως 1, το 0 υποδεικνύει καμία επιδεξιότητα. **Τέλειο σκορ:** 1. Το TSS δεν εξαρτάται από την κλιματολογική συχνότητα του γεγονότος, αλλά για σπάνια γεγονότα το TSS είναι σταθμισμένο προς τον POD όρο, επειδή τότε περισσότερες προβλέψεις θα είναι σωστά αρνητικά (correct negatives) και ο δεύτερος όρος (POFD) είναι κοντά στο μηδέν.

Extreme Dependency Score (EDS): $EDS = 2\log((h + m) / N) / (\log(h / N)) - 1$,

συγκρίνει το κλάσμα των παρατηρηθέντων γεγονότων με το κλάσμα των σωστά προβλεφθέντων γεγονότων (Stephenson et al., 2008). **Εύρος:** -1 ως 1. **Τέλειο σκορ:** 1. Έχει προταθεί ως εναλλακτική στα πιο κοινά σκορ του πίνακα συγκυρίας, εφόσον το EDS δεν τείνει στο μηδέν για σπάνια γεγονότα.

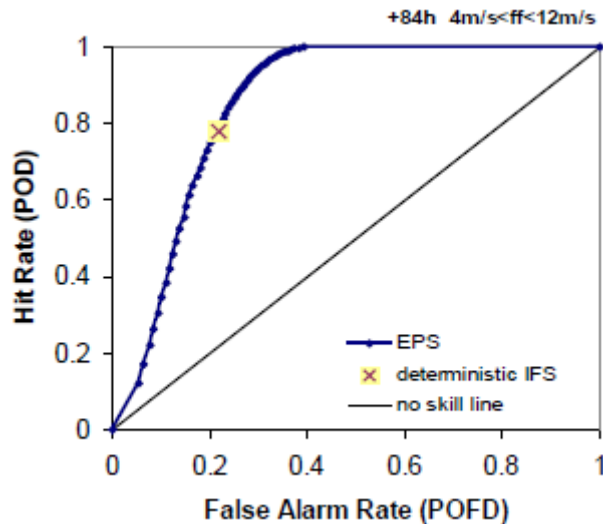
Relative operating characteristics

Για να χρησιμοποιήσουμε ένα σύστημα πιθανοτικής πρόβλεψης για την παροχή προειδοποιήσεων προκαθορισμένων γεγονότων είναι σημαντικό να ελέγξουμε την επιδεξιότητα για ένα συγκεκριμένο επίπεδο κατωφλίων πιθανότητας.

Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο αυξανόμενων κατωφλίων πιθανότητας για να πάρουμε την ναι/όχι απόφαση και σχεδιάζοντας το ποσό των hit (Hit Rates-POD) συναρτήσει του ποσού των λανθασμένων συναγερμών (False Alarm Rates-POFD) παράγει το 2-διάστατο διάγραμμα σχετικών λειτουργικών χαρακτηριστικών (Relative Operating Characteristics- ROC diagram). Ένα σημείο στο ROC διάγραμμα για ένα δεδομένο κατώφλι πιθανότητας ορίζεται από την τιμή POFD στον οριζόντιο άξονα και την τιμή POD στον κάθετο άξονα.

Η πάνω αριστερά γωνία του ROC διαγράμματος αναπαριστά ένα σύστημα τέλειας πρόβλεψης όπου δεν υπάρχουν λανθασμένοι συναγερμοί και μόνο hits. Όσο κοντύτερα είναι το σημείο σε αυτήν την πάνω αριστερά γωνία, τόσο υψηλότερη η επιδεξιότητα. Η χαμηλότερη αριστερά γωνία, όπου το ποσό και των hit και των false alarms είναι μηδενικό, αναπαριστά ένα σύστημα που δεν παρέχει ποτέ προειδοποιήσεις ενός γεγονότος. Η πάνω δεξιά γωνία αναπαριστά ένα σύστημα όπου το γεγονός δεν συμβαίνει ποτέ. Στην πραγματικότητα, ένα ατελές σύστημα θα έχει τις τιμές του σε μια κυρτή καμπύλη σημαδεύοντας την πάνω αριστερά γωνία ("ROC curve"). Η περιοχή κάτω από την ROC curve χρησιμοποιείται συχνά ως μέτρο της επιδεξιότητας της πρόβλεψης.

Η ROC curve επιτρέπει μια σύγκριση ανάμεσα σε ένα σύστημα πιθανοτικής και ένα ντετερμινιστικής πρόβλεψης. Αν η ντετερμινιστική τιμή βρίσκεται πάνω από την ROC curve, το ντετερμινιστικό σύστημα είναι πιο επιδέξιο από το πιθανοτικό. Με όρους χρησιμότητας, όμως, μεγαλύτερα πλεονεκτήματα μπορούν να προκύψουν από την πιθανοτική πληροφορία. Μόνο συστήματα πιθανοτικής πρόβλεψης επιτρέπουν την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους ορισμένη από το χρήστη. Εξαιρετικά καλές ντετερμινιστικές προβλέψεις θα απαιτούνταν για να είναι πιο χρήσιμες από μια πιθανοτική πρόβλεψη. Είναι πάντως πιθανό να προστεθεί μια καλή ντετερμινιστική πρόβλεψη σε ένα σύστημα πιθανοτικής πρόβλεψης ώστε να κάνουμε το συνδυασμένο σύστημα πιο ωφέλιμο από οποιοδήποτε ατομικό του μέρος.



Εικόνα 1: Παράδειγμα ενός ROC-diagram για ωριαίες ταχύτητες αέρα σε περίπου 105m ύψος μεταξύ 4 και 12m/s πάνω από την Ευρώπη για την περίοδο Δεκεμβρίου/Ιανουαρίου/Φεβρουαρίου 2008 σε συνάρτηση με το κατώφλι πιθανότητας. Για κάθε κατώφλι πιθανότητας ένας πίνακας συγκυρίας παράγεται. Μια σωστή πρόβλεψη (hit) εκδόθηκε, αν η πιθανότητα των ταχυτήτων αέρα μεταξύ 4 και 12m/s υπερβαίνει το κατώφλι πιθανότητας. Τα τετράγωνα με τους σταυρούς συμβολίζουν τις τιμές score για το ενταγμένο ντετερμινιστικό σύστημα πρόβλεψης (IFS). Οι μαύρες κατακόρυφες γραμμές είναι δύο πιθανά κατώφλια ορισμένα από το χρήστη για τη λήψη απόφασης. Η δεξιά γραμμή συμβολίζει ένα κατώφλι του 55% με μέγιστο HSS και η αριστερή γραμμή ένα κατώφλι πιθανότητας του 27% με μέγιστο TSS.

3.4.8 Σύγκριση μοντέλων

Είναι συχνά απαραίτητο να ποσοτικοποιήσουμε το κέρδος κάποιων προχωρημένων συστημάτων πρόβλεψης σε ένα επιλεγμένο σύστημα αναφοράς. Αυτό το κέρδος, δηλωμένο ως μια βελτίωση σε σχέση με το σύστημα αναφοράς της πρόβλεψης που έχουμε θεωρήσει, ονομάζεται ‘‘Skill Score’’ και ορίζεται ως:

$$SkillScore(k) = \frac{Score_{REF}(k) - Score(k)}{Score_{REF}(k)} = 1 - \frac{Score(k)}{Score_{REF}(k)},$$

όπου k είναι ο χρόνος οδήγησης της πρόβλεψης και $Score$ είναι το θεωρημένο κριτήριο αποτίμησης, το οποίο μπορεί να είναι είτε ένα ντετερμινιστικό είτε ένα πιθανοτικό μέτρο. Ένα κατάλληλο σύστημα αναφοράς μπορεί να είναι μια προγενέστερη εκδοχή του μοντέλου ή ένα από τα κατάλληλα benchmark (κεφάλαιο 3.3.6). Μια πολύ σημαντική αναφορά είναι η πρόβλεψη που παράγεται από την κλιματολογική κατανομή της μεταβλητής υπό εξέταση (πχ. ταχύτητα ανέμου ή αιολική ισχύς).

Κεφάλαιο 4

Γενικές αρχές πιθανοτικών προβλέψεων και χρησιμοποιηθείσες προσεγγίσεις στις ΑΠΕ

4.1 Εισαγωγή

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί ποικίλες μέθοδοι για την εκτίμηση της ισχύος που αναμένεται να παραχθεί από μια πηγή ανανεώσιμης ενέργειας, οι οποίες βασικά διαφέρουν στον τύπο της πληροφορίας που χαρακτηρίζει την προβλεπόμενη έξοδο και στον χρονικό ορίζοντα της εφαρμογής τους.

Ανάλογα με τον τύπο της πληροφορίας, δύο κύριες μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να υιοθετηθούν, η σημειακή και η πιθανοτική πρόβλεψη. Στην πρώτη, παρέχεται μία μόνη τιμή ισχύος της ανανεώσιμης παραγωγής και δεν λαμβάνεται υπόψη η αβεβαιότητα της πρόβλεψης. Στη δεύτερη, η τιμή της εξόδου συνοδεύεται από πληροφορία σχετική με την εσωτερική ιδιότητα του *απρόβλεπτου* και είναι, επομένως, πιο κατάλληλη για την επίλυση προβλημάτων διαχείρισης και ελέγχου στα μελλοντικά έξυπνα δίκτυα (Smart Grids, SGs). Οι πιθανοτικές μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να διαχωριστούν σε δύο επιπλέον κατηγορίες σύμφωνα με την εφαρμοζόμενη προσέγγιση: το σφάλμα πρόβλεψης ή την απευθείας προσέγγιση. Ενώ η πρώτη παρέχει την αβεβαιότητα του σφάλματος προερχόμενη από την εφαρμογή μιας μεθόδου σημειακής πρόβλεψης, η δεύτερη κατηγορία δίνει κατευθείαν τη στατιστική αναπαράσταση της προβλεπόμενης εξόδου.

4.2 Εφαρμογές πιθανοτικής πρόβλεψης στην αιολική παραγωγή

Τα εργαλεία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται ευρέως μέχρι σήμερα παρέχουν σημειακές προβλέψεις μίας τιμής. Το βασικό μειονέκτημα των σημειακών προβλέψεων είναι ότι δεν παρέχεται πληροφορία για τη διασπορά των παρατηρήσεων γύρω από την προβλεπόμενη τιμή. Θα ήταν ενδιαφέρον να βρούμε, για παράδειγμα, ένα επίπεδο αιολικής (αντίστοιχα ηλιακής) ισχύος το οποίο, με υψηλή πιθανότητα, δεν υπερβαίνεται. Παρόλα αυτά, απαιτείται επιπρόσθετη πληροφορία για την αβεβαιότητα που σχετίζεται με προβλέψεις μελλοντικής αιολικής ισχύος. Πρόσφατες έρευνες έχουν εστιάσει στο συσχετισμό εκτιμήσεων αβεβαιότητας με σημειακές προβλέψεις, λαμβάνοντας υπόψη τη μορφή πιθανοτικών προβλέψεων, δείκτες ρίσκου ή σενάρια βραχυπρόθεσμης παραγωγής αιολικής ισχύος^[27].

4.2.1 Επισκόπηση μεθόδων πιθανοτικής πρόβλεψης στην αιολική παραγωγή^[28]

Τα τελευταία χρόνια έχουν αφιερωθεί σημαντικές ερευνητικές προσπάθειες στην πρόβλεψη αιολικής ισχύος και έχουν αναπτυχθεί μια σειρά από σχετικές τεχνικές. Ανάλυση αυτών των τεχνικών παρουσιάζεται στις μελέτες [29-31], καταδεικνύοντας την αδιαμφισβήτητη πρόοδο στον τομέα, αλλά και την περιορισμένη προβλεψιμότητα της αιολικής ισχύος σε αρκετές εφαρμογές. Τα περισσότερα εργαλεία αιολικής πρόβλεψης παρέχουν προβλέψεις αιολικής ισχύος χωρίς αρκετή πληροφορία για την αβεβαιότητά τους. Πλέον, η σχετικές έρευνες εστιάζουν στον εμπλουτισμό των σημειακών αιολικών προβλέψεων με την αβεβαιότητά τους μέσω δεικτών ρίσκου ή προβλεπόμενων πυκνοτήτων πιθανότητας αιολικής ισχύος.

Πολλές μελέτες έχουν δείξει τα πλεονεκτήματα που προκύπτουν από την πληροφορία της αβεβαιότητας των προβλέψεων. Στην [32], το βέλτιστο επίπεδο εφεδρικής παραγωγής υπολογίζεται με χρήση της αβεβαιότητας των αιολικών προβλέψεων. Στις [33,34] ο βέλτιστος συντονισμός υδροπαραγωγής και αιολικής ενέργειας ερευνάται λαμβάνοντας υπόψη τις προβλέψεις ενός μοντέλου πιθανοτικής πρόβλεψης. Στις [35,36] παρουσιάζονται τα αυξημένα εισοδήματα που προκύπτουν βασίζοντας στρατηγικές προσφοράς σε προβλεπόμενες πυκνότητες αιολικής ισχύος σε αγορές ηλεκτρικής ενέργειας με ορίζοντα ημέρας (day-ahead electricity markets). Τέλος, η αβεβαιότητα αιολικής πρόβλεψης απαιτείται για αναλυτικές μελέτες που βασίζονται σε πιθανοτική ροή φορτίου^[37], πχ. διαχείριση γραμμών συμφόρησης.

Μοντέλα πιθανοτικής πρόβλεψης αιολικής ισχύος χρησιμοποιούν μετεωρολογικά σύνολα (meteorological ensembles) που αποκτώνται με ένα μετεωρολογικό μοντέλο υψηλής ανάλυσης [38,39] ή σε παραδοσιακές χρονοσειρές αιολικής ισχύος και αριθμητικών προβλέψεων καιρού (NWP). Στη δεύτερη περίπτωση εφαρμόζεται μια στατιστική μέθοδος για να εκτιμηθούν οι κατανομές πρόβλεψης στη μορφή εκατοστημορίων ή διαστημάτων. Για παράδειγμα, στην [40] τοπική γραμμική παλινδρόμηση εκατοστημορίων (local linear quantile regression) εφαρμόζεται για τον υπολογισμό 10 διαφορετικών εκατοστημορίων. Μια παρόμοια μέθοδος χρησιμοποιείται στην [41] συνδυαζόμενη με ομαλές πολυωνυμικές συναρτήσεις (spline bases) για την εκτίμηση δύο εκατοστημορίων του σφάλματος πρόβλεψης του μοντέλου πρόβλεψης WWPT^[42]. Στη μελέτη [43] μια μέθοδος που παρέχει τη συνεχή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της αιολικής ισχύος προτείνεται βάσει των εκτιμητριών πυκνότητας πυρήνα (kernel density estimators). Μια παρόμοια μέθοδος παρουσιάζεται στην [44] όπου χρησιμοποιούνται χρονικά προσαρμοζόμενοι πυρήνες. Στην [45] διαστήματα πρόβλεψης εκτιμώνται με προσαρμόσιμη αναδειγματοληψία χρησιμοποιώντας την πληροφορία αβεβαιότητας ενός κατάλληλου δείκτη ρίσκου που προκύπτει από συνεχόμενες προβλέψεις καιρού. Οι σχέσεις μεταξύ τυπικών καιρικών καταστάσεων και σφαλμάτων πρόβλεψης ερευνώνται στην [46]. Κάποια πιθανοτικά μοντέλα [41,47] χρησιμοποιούν τις σημειακές προβλέψεις που παρέχονται από ένα μοντέλο σημειακής πρόβλεψης αιολικής παραγωγής και αντλούν την πληροφορία αβεβαιότητας από τις χρονοσειρές NWP.

Στην εργασία [28] παρουσιάζεται μια νέα μέθοδος πιθανοτικής πρόβλεψης αιολικής ισχύος που χρησιμοποιεί τις σημειακές προβλέψεις και την πληροφορία αβεβαιότητας

ενός ντετερμινιστικού μοντέλου τεχνολογίας αιχμής, που ονομάζεται dWPF^[48]. Η πληροφορία αβεβαιότητας αποκτάται από την ποιότητα των NWP, τη δομή του dWPF και τη σταθερότητα του καιρού. Η σταθερότητα του καιρού ορίζεται από τις τυπικές αποκλίσεις ταχύτητας και κατεύθυνσης ανέμου στο δίκτυο των NWP. Η ποιότητα των NWP εκτιμάται εκπαιδύοντας δύο νευρωνικά δίκτυα ακτινωτής βάσης (radial basis function neural networks, RBFNN) με διαφορετικές μεταβλητές εισόδου ώστε να προβλεφθεί η αιολική ισχύς που προκύπτει από την προβλεφθείσα ταχύτητα του ανέμου και την καμπύλη ισχύος του κατασκευαστή του αιολικού πάρκου. Η ποιότητα των NWP εκτιμάται συγκρίνοντας τις εξόδους των RBFNN με την πρόβλεψη του dWPF^[49]. Τελικά, χρησιμοποιείται η πληροφορία που αντλείται από το νικητή νευρώνα των RBFNN του dWPF.

Το προτεινόμενο πιθανοτικό μοντέλο σχεδιάστηκε να προβλέπει οκτώ εκατοστημόρια της κατανομής αιολικής ισχύος χρησιμοποιώντας πολλαπλά RBFNN. Ένα RBFNN ενεργοποιείται ανάλογα το πώς ταιριάζει το εξεταζόμενο δείγμα στη γνώση που περιέχεται στο μοντέλο dWPF. Τα ανεπτυγμένα RBFNN εκπαιδεύονται με τον ορθογώνιο αλγόριθμο ελαχίστων τετραγώνων (orthogonal least square, OLS)^[50] και η απόδοση τους βελτιώνεται χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο PSO (particle swarm optimization)^[51] για να καθοριστούν τα πλάτη των νευρώνων ακτινωτής βάσης και οι παράμετροι του διανύσματος εισόδου^[48]. Αποτελέσματα που εξήχθησαν από την εφαρμογή του προτεινόμενου μοντέλου σε δύο αιολικά πάρκα έδειξαν την ανωτερότητα της προτεινόμενης μεθόδου έναντι άλλων υπάρχουσών μεθόδων.

Στην εργασία [54] ένα νέο regime switching μοντέλο βασιζόμενο, επίσης, στην τεχνητή νοημοσύνη προτείνεται ώστε να παρέχονται προβλέψεις για περισσότερο από μία μέρα μπροστά με ιδιαίτερη θεώρηση ακραίων γεγονότων. Τεχνικές regime switching έχουν εφαρμοστεί στην [43] για μοντελοποίηση διακυμάνσεων αιολικής ισχύος σε πολύ βραχυπρόθεσμη κλίμακα. Το μοντέλο που προτάθηκε εδώ καταφέρνει να βελτιώσει την προβλεψιμότητα της αιολικής ισχύος θεωρώντας τα ακραία γεγονότα ως ξεχωριστό regime σχετιζόμενο με την αβεβαιότητα των NWP. Για τον υπολογισμό των regime, ένα νευρωνικό δίκτυο βασισμένο στη θεωρία προσαρμοσίμου συντονισμού (adaptive resonance theory, ART) εφαρμόζεται. Το επονομαζόμενο RFF-pARTMAP εκτιμά την πιθανότητα να συμβούν τα regime. Οι προβλέψεις αιολικής ισχύος παράγονται από RBFNN, όπου το καθένα εκπαιδεύεται με δεδομένα που αντιστοιχούν σε διαφορετικό regime. Η τελική έξοδος του προτεινόμενου μοντέλου αποκτάται συνδυάζοντας τις προβλέψεις των RBFNN με τις πιθανότητες των regime που εκτιμώνται από το RFF-pARTMAP δίκτυο. Ένα καινοτόμο υβριδικό προσαρμοσίμο μοντέλο εφαρμόζεται για να εμπλουτιστούν τα RBFNN με νέα πληροφορία, βασιζόμενο στη συνδυασμένη χρήση αλγορίθμου MRAN (Minimal Resource Allocation Network)^[55] και γενετικών αλγορίθμων^[56], που ονομάζονται GA-mRAN.

4.2.2 Δυνατότητα επέκτασης της πιθανοτικής πρόβλεψης αιολικής παραγωγής

Στην εργασία [52] οι ερευνητές προχώρησαν ένα βήμα παρακάτω, από τις πιθανοτικές προβλέψεις στα στατιστικά σενάρια βραχυπρόθεσμης αιολικής παραγωγής. Όπως αναφέρεται στη μελέτη, οι βραχυπρόθεσμες (έως 2-3 μέρες μπροστά) πιθανοτικές προβλέψεις της αιολικής ισχύος παρέχουν τους χρήστες των προγνώσεων με μια πολύτιμη πληροφορία σχετικά με την αβεβαιότητα της αναμενόμενης αιολικής παραγωγής. Ανεξάρτητα από τον τύπο αυτών των πιθανοτικών προβλέψεων, παράγονται σε μια βάση ανά ορίζοντα (per horizon basis) και, άρα, δεν ενημερώνουν σχετικά με την ανάπτυξη της αβεβαιότητας της πρόβλεψης μέσω σειρών πρόβλεψης. Παρόλα αυτά, η επιπλέον πληροφορία μπορεί να είναι υψίστης σημασίας για πληθώρα χρονοεξαρτώμενων και πολυεπίπεδων προβλημάτων λήψης απόφασης πχ βέλτιστη λειτουργία συνδυασμένων συστημάτων αποθήκευσης ανέμου ή εμπόριο πολλαπλών αγορών με διαφορετικά κλεισίματα πυλών (gate closures). Αυτό το θέμα πραγματεύεται η συγκεκριμένη μελέτη περιγράφοντας μια μέθοδο που επιτρέπει την παραγωγή στατιστικών σεναρίων βραχυπρόθεσμης αιολικής παραγωγής και η οποία αντιπροσωπεύει τη δομή αλληλοεξάρτησης των σφαλμάτων πρόβλεψης και τις προγνωστικές κατανομές της παραγωγής αιολικής ισχύος. Η μέθοδος βασίζεται στη μετατροπή των σειρών σφαλμάτων πρόβλεψης σε μια τυχαία γκαουσιανή μεταβλητή, η δομή αλληλοεξάρτησης της οποίας μπορεί τότε να υπολογιστεί από ένα μοναδικό πίνακα συνδιακύμανσης. Ένας τέτοιος πίνακας υπολογίζεται αναδρομικά ώστε να καταγράψει μακροπρόθεσμες μεταβολές στα χαρακτηριστικά του σφάλματος πρόβλεψης. Η ποιότητα και το ενδιαφέρον της μεθοδολογίας επιδεικνύονται με μια εφαρμογή στην περίπτωση μια αιολικής φάρμας πολλών MW για μια περίοδο άνω των δύο ετών.

4.3 Εφαρμογές πιθανοτικής πρόβλεψης στην ηλιακή παραγωγή

Σε γενικές γραμμές οι αρχές που διέπουν την πιθανοτική πρόβλεψη στην ηλιακή παραγωγή είναι ίδιες με αυτές που συναντώνται και στην αιολική. Σημειώνεται ότι και σε αυτήν την περίπτωση ένα φυσικό επόμενο βήμα μετά τις σημειακές προβλέψεις είναι οι αντίστοιχες πιθανοτικές. Η πιθανοτική πρόβλεψη ηλιακής ισχύος σημαίνει ότι για δεδομένο χρόνο μπροστά προβλέπεται η κατανομή πιθανότητας αντί για μια μοναδική τιμή.

4.3.1 Προσέγγιση με χρήση συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας

Στη μελέτη [53] επιχειρήθηκε βραχυπρόθεσμη πιθανοτική πρόβλεψη φωτοβολταϊκής παραγωγής σε SG με βάση μια μπεϋζιανή μέθοδο. Η προτεινόμενη μέθοδος προβλέπει για γενική ώρα h τη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (probability density function, pdf) της ενεργής ισχύος που παράγει ένα φ/β σύστημα την ώρα $h+k$ με $k=1, \dots, K$, ξεκινώντας από την αποτίμηση δειγμάτων της pdf του ωριαίου δείκτη καθαρότητας (hourly clearness index) την ώρα $h+k$. Η πρόβλεψη της pdf του ωριαίου δείκτη καθαρότητας αποκτάται πρώτα επιλέγοντας για την pdf μια αναλυτική έκφραση και, έπειτα, αξιολογώντας τις παραμέτρους της εφαρμόζοντας

μπεύζιανό συμπερασμό (Bayesian Inference, BI). Σε τελικό στάδιο, η pdf της ενεργής ισχύος του φ/β συστήματος προβλέπεται με τη βοήθεια μιας προσομοίωσης Monte Carlo: μια τυχαία δειγματοληψία της pdf του ωριαίου δείκτη καθαρότητας (hourly clearness index) εκτελείται και, χρησιμοποιώντας το μοντέλο του φ/β συστήματος, προκύπτουν τα δείγματα φ/β ισχύος.

Η επιλογή της αναλυτικής έκφρασης της pdf που μοντελοποιεί τον ωριαίο δείκτη καθαρότητας αποτελεί σημαντικό μέρος της μελέτης. Η αναλυτική έκφραση μπορεί να προκύψει πειραματικά από μια στατιστική ανάλυση των ιστορικών ηλιακών μετρήσεων που έχουν συλλεχθεί στο μέρος όπου εγκαθίσταται το φ/β σύστημα. Στη βιβλιογραφία, ξεκινώντας από την προσαρμογή (fitting) των δεδομένων του ωριαίου δείκτη καθαρότητας μιας συγκεκριμένης τοποθεσίας, η έρευνα έχει συχνά καταλήξει στην εξατομίκευση των pdf που χαρακτηρίζονται από γνωστές κατανομές. Στην εργασία [55] οι μετρήσεις του ωριαίου δείκτη καθαρότητας καταγεγραμμένες σε ποικίλες περιοχές της Αλγερίας περιγράφονται άνετα με κατανομές Βήτα (Beta distributions). Στην εργασία [56] διτροπικές κατανομές (dimodal distributions) θεωρούνται πιο επαρκείς για τη μοντελοποίηση ασυννέφιαστων και συννεφιασμένων συνθηκών μετρήσεων του ωριαίου δείκτη καθαρότητας συλλεχθέντων σε διάφορες πόλεις των ΗΠΑ. Από την άλλη, διάφορες προσπάθειες έχουν γίνει για την εύρεση γενικών γνωστών pdf που είναι ανεξάρτητες της τοποθεσίας και της χρονικής περιόδου και χρησιμοποιούνται για να οριστεί ο δείκτης καθαρότητας. Στην εργασία αυτή υιοθετήθηκε η δεύτερη αυτή προσέγγιση. Χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο που προτείνεται και στην [57] και η pdf του ωριαίου δείκτη καθαρότητας, K_t , μοντελοποιείται σύμφωνα με την τροποποιημένη κατανομή Γάμα ^[53].

4.3.2 Προσέγγιση με βάση την παλινδρόμηση εκατοστημορίων (quantile regression approach)^[58]

Αναλύεται ακολούθως μια προσέγγιση που χρησιμοποιήθηκε με βάση την παλινδρόμηση εκατοστημορίων για την απεικόνιση ορισμένων σημαντικών χαρακτηριστικών. Το ένα χαρακτηριστικό είναι ότι η σχέση μεταξύ της κανονικοποιημένης ηλιακής ισχύος-που μπορεί να θεωρηθεί ίση με το δείκτη καθαρότητας (clearness index)-και της αβεβαιότητας της πρόβλεψης γίνεται φανερή θεωρώντας κανονικοποιημένες αριθμητικές προβλέψεις καιρού σχεδιασμένες συναρτήσει της κανονικοποιημένης ηλιακής ισχύος. Βρίσκεται ότι η αβεβαιότητα της πρόβλεψης εξαρτάται από την κάλυψη των νεφών, η οποία περιγράφεται με τον δείκτη καθαρότητας, με τέτοιο τρόπο που προβλέψεις για συννεφιασμένες ή χωρίς σύννεφα συνθήκες έχουν μικρότερη αβεβαιότητα από προβλέψεις για μερικώς συννεφιασμένες συνθήκες. Αυτό είναι σε συμφωνία με τα ευρεθέντα σε άλλες μελέτες (*Lorenz et al., 2007*).

Πιθανοτική πρόβλεψη με quantile regression έχει εφαρμοστεί επιτυχημένα για πρόβλεψη αιολικής ισχύος από τους *Bremnes (2004)* και *Nielsen et al. (2006)*. Η προσέγγιση που παρατίθεται εδώ για την ηλιακή ισχύ βασίζεται στις ίδιες θεμελιώδεις αρχές με την πρόβλεψη με ένα “υπό όρους παραμετρικό μοντέλο” ^[59].

Χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια δεδομένα, αποτελούμενα από παρατήρηση ηλιακής ισχύος P_t και NWP παγκόσμιας ακτινοβολίας $G_{t+k|t}^{nwp}$, και η συνάρτηση πρόβλεψης αντικαταστάθηκε απλώς από το τοπικό μοντέλο quantile regression :

$$\hat{\beta}_t = \arg \min_{\beta \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^t \rho_{\tau}(P_i - (\beta_{0,t} + \beta_{1,t} G_{i|i-k}^{nwp})) K_{3d}(t, i)$$

όπου i και t υποδηλώνουν χρόνο, $\rho_{\tau}(u) = u(\tau - I_{\{u < 0\}})$ είναι η αντικειμενική συνάρτηση quantile regression (Koenker, 2005) και την τρισδιάστατη πολλαπλασιαστική συνάρτηση πυρήνα

$$K_{3d}(t, i) = K(day(t, i)) \cdot K(tod(t, i)) \cdot K(G_{t|t-k}^{nwp} - G_{i|i-k}^{nwp})$$

όπου $day(t, i)$ είναι η απόσταση από t σε i μέρες, $tod(t, i)$ είναι ο χρόνος ημερήσιας απόστασης και η Epanechnikov συνάρτηση πυρήνα

$$K(\Delta) = \begin{cases} \frac{3}{4} (1 - [\frac{|\Delta|}{h}]^2), & \text{for } \frac{|\Delta|}{h} \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

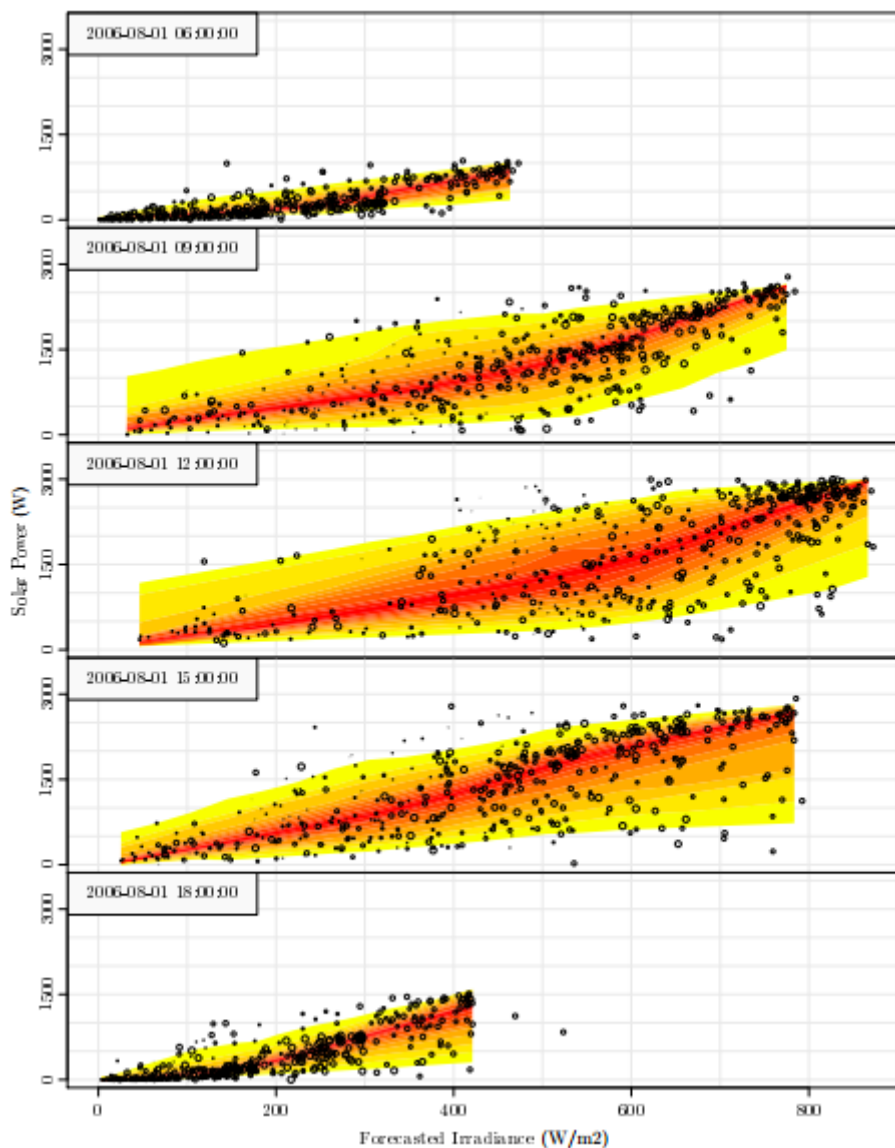
με εύρος h χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των βαρών σε κάθε διάσταση. Τα ακόλουθα εύρη ζώνης (bandwidths), τα οποία τέθηκαν μετά από εποπτική επιθεώρηση των αποτελεσμάτων, χρησιμοποιούνται στις τρεις διαστάσεις βαρών (weighting dimensions):

$$h_{day} = 150 \text{ είναι το εύρος ζώνης σε μέρες}$$

$$h_{tod} = 2 \text{ είναι το εύρος ζώνης σε ώρες}$$

$h_{G_{nwp}} = nn(t, i, 300)$ είναι το εύρος ζώνης σε W/m^2 υπολογισμένο ως το ελάχιστο εύρος ζώνης όπου περιλαμβάνονται οι 300 κοντινότεροι γείτονες.

Οι υπολογισμοί εκτελέστηκαν σύμφωνα με το πακέτο 'quantreg' του R (R Development Core Team, 2011). Οι γραφικές παραστάσεις στην εικόνα 4.1 είναι των εκτιμώμενων quantile και ανάλογα με τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού παγκόσμιας ακτινοβολίας, με 24ωρο ορίζοντα. Τα τ quantiles είναι των 5%, 10%, ..., 90%, 95%. Μια σαφής εξάρτηση στο επίπεδο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού παγκόσμιας ακτινοβολίας διακρίνεται και η ίδια συμπεριφορά, που περιγράφεται παραπάνω, διαπιστώνεται: η αβεβαιότητα είναι μεγαλύτερη για τιμές στο μέσο του εύρους της προβλεφθείσας παγκόσμιας ακτινοβολίας.



Εικόνα 4.1 : Παράδειγμα πιθανοτικών προβλέψεων ηλιακής ισχύος για έναν $k=24$ ωρο ορίζοντα σε 5 διαφορετικές ώρες της ημέρας. Τοπική παλινδρόμηση εκατοστημορίων εφαρμόζεται για την εκτίμηση των τ εκατοστημορίων 5%, 10%, ..., 90%, 95%. Το βάρος ενός σημείου (με $day(t,i)$ και $tod(t,i)$) δηλώνεται μέσω του μεγέθους του κύκλου του στη γραφική.

4.3.3 Συμπεράσματα και παρατηρήσεις

Είναι εμφανές ότι απαιτείται περισσότερη έρευνα στην πιθανοτική πρόβλεψη ηλιακής ισχύος, για παράδειγμα θα πρέπει να εκτελεστεί μια σωστή αποτίμηση και μια βελτιστοποίηση των ευρών ζώνης. Με μια πρώτη ανάγνωση των προσεγγίσεων που παρουσιάστηκαν, καταλήγουμε στα εξής συμπεράσματα^[58]:

- Απαιτείται αποτίμηση των πιθανοτικών προβλέψεων ηλιακής ισχύος για την αξιολόγηση της ποιότητας της πρόβλεψης. Η ηλιακή πρόβλεψη σχετίζεται στενά με την αιολική πρόβλεψη και η αποτίμηση μπορεί να βασιστεί σε

μεθόδους αποτίμησης πιθανοτικών προβλέψεων αιολικής ισχύος, για παράδειγμα στο πλαίσιο που προτάθηκε από *Pinson et al. (2007b)*.

- Είναι ξεκάθαρο ότι η κατανομή της ηλιακής ισχύος ανάλογα με τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού παγκόσμιας ακτινοβολίας αλλοιώνεται σε μεγάλο βαθμό για χαμηλά και υψηλά επίπεδα των αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Επομένως, κανείς μπορεί να αναρωτηθεί πώς πρέπει να γίνεται μια σωστή αποτίμηση των σημειακών προβλέψεων, εφόσον η βελτιστοποίηση των κριτηρίων της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων βασίζεται κυρίως στην υπόθεση κανονικά κατανεμημένων σφαλμάτων.
- Η αξία ενεργειακών προγνώσεων αυξάνεται όσο διατίθεται περισσότερη χρήσιμη πληροφορία για τους λειτουργούς του συστήματος. Προς αυτήν την κατεύθυνση, πιθανοτικές προβλέψεις ηλιακής ισχύος μπορούν να αποδειχθούν πολύτιμες, εφόσον η κατανομή του σφάλματος εξαρτάται ιδιαίτερα από τις εισόδους και άρα περιέχει αρκετή σημαντική πληροφορία.
- Μελέτες έχουν δείξει ότι πολύτιμη πληροφορία σχετικά με την αβεβαιότητα αιολικών προβλέψεων μπορεί να εξαχθεί από προβλέψεις συνόλου (ensemble forecasting). Προβλέψεις συνόλου υπολογισμένες από μετεωρολόγους μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως είσοδος για να μοντελοποιηθεί η αβεβαιότητα σε ενεργειακές προγνώσεις, πχ όπως περιγράφεται από *Nielsen et al. (2006)* για πρόβλεψη αιολικής ισχύος. Η ίδια προσέγγιση μπορεί να εφαρμοστεί για πρόβλεψη ηλιακής ισχύος.

Κεφάλαιο 5

Γενική θεωρία νευρωνικών δικτύων και δίκτυα ARTMAP

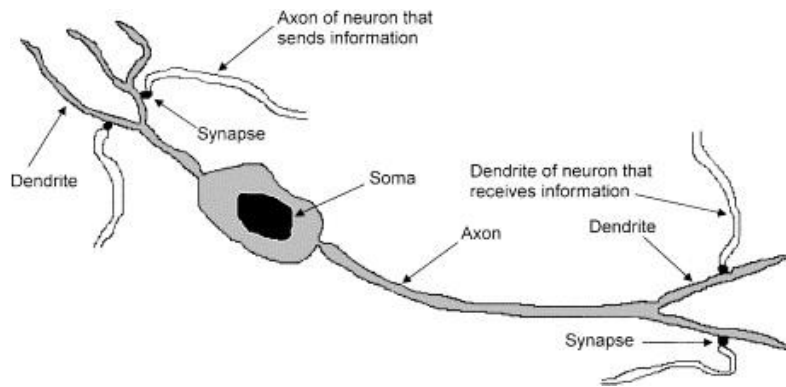
5.1 Εισαγωγή

Σκοπός του παρόντος κεφαλαίου είναι η αναλυτική περιγραφή της θεωρίας του μοντέλου εκτίμησης της ηλιακής παραγωγής που αναπτύχθηκε έχοντας ως βάση τη θεωρία ARTMAP. Συνδυάζονται χαρακτηριστικά νευρωνικών δικτύων ακτινωτής βάσης και νευρωνικών δικτύων ART, τα οποία έχουν τη βάση τους στη Θεωρία του Προσαρμόσιμου Συντονισμού (Adaptive Resonance Theory). Στην κατεύθυνση αυτή πραγματοποιείται αρχικά μια επισκόπηση στη γενική θεωρία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και ακολούθως παρουσιάζεται το μοντέλο νευρωνικού που χρησιμοποιήσαμε. Η περιγραφή του εν λόγω μοντέλου περιλαμβάνει πρώτα την παρουσίαση των γενικών αρχών και χαρακτηριστικών των νευρωνικών δικτύων ART και της αντίστοιχης θεωρίας, με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της διαδικασίας εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου HS-ARTMAP. Κατόπιν περιγράφεται αναλυτικά η αρχιτεκτονική του δικτύου HS-ARTMAP και οι γενικές αρχές των αλγορίθμων εκπαίδευσης του.

5.2 Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks)

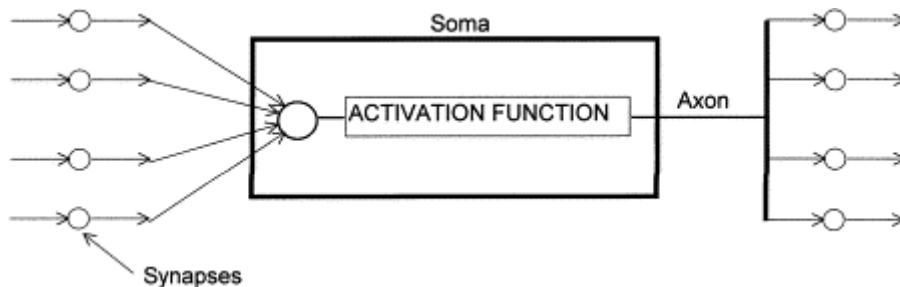
5.2.1 Βιολογικοί και τεχνητοί νευρώνες

Ένας βιολογικός νευρώνας φαίνεται στην εικόνα 5.1. Στον εγκέφαλο υπάρχει ροή κωδικοποιημένων πληροφοριών (χρησιμοποιούνται ηλεκτροχημικά μέσα, οι επονομαζόμενοι νευροδιαβιβαστές) από τις συνάψεις προς τον άξονα. Ο άξονας κάθε νευρώνα μεταβιβάζει πληροφορίες σε έναν αριθμό άλλων νευρώνων. Ο νευρώνας λαμβάνει πληροφορίες στις συνάψεις από ένα μεγάλο αριθμό άλλων νευρώνων. Εκτιμάται ότι κάθε νευρώνας μπορεί να λάβει ερέθισμα από 10.000 άλλους νευρώνες. Ομάδες νευρώνων οργανώνονται σε υποσυστήματα και η ενοποίηση αυτών των υποσυστημάτων σχηματίζει τον εγκέφαλο. Υπολογίζεται ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει περί τους 100 δις διασυνδεδεμένους νευρώνες.



Εικόνα 5.1 : Απλοποιημένο μοντέλο βιολογικού νευρώνα.

Η εικόνα 5.2 ένα υπεραπλουστευμένο μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την προσομοίωση μερικών σημαντικών παραμέτρων του πραγματικού βιολογικού νευρώνα. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) είναι ένα σύνολο διασυνδεδεμένων τεχνητών νευρώνων που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους με ένα συντονισμένο τρόπο. Σε ένα τέτοιο σύστημα, επιβάλλεται διέγερση στην είσοδο του δικτύου. Ακολουθώντας κάποια κατάλληλη διαδικασία, καταλήγει σε μια επιθυμητή έξοδο. Στις συνάψεις, υπάρχει συσσώρευση δυναμικού το οποίο, στην περίπτωση των τεχνητών νευρώνων, μοντελοποιείται σαν συνδετικό βάρος (connection weight). Αυτά τα βάρη μεταβάλλονται συνεχώς, με βάση κατάλληλους κανόνες εκμάθησης^[60].



Εικόνα 5.2 : Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα.

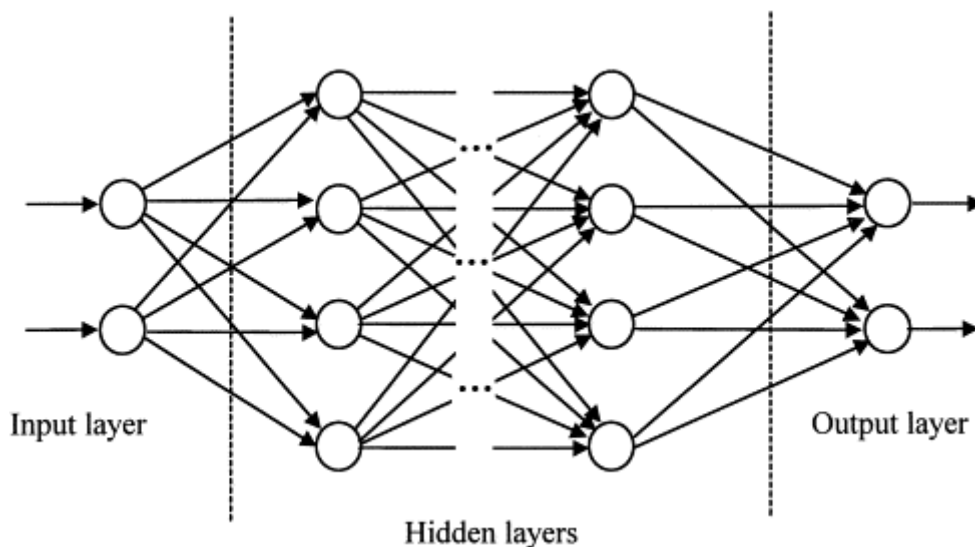
5.2.2 Αρχές τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Σύμφωνα με τον Haykin^[60], ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας μαζικός παράλληλα καταναμημένος επεξεργαστής με φυσική ροπή για αποθήκευση εμπειρικής γνώσης. Μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο σημεία : η γνώση αποκτάται από το δίκτυο μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης και διανευρικές δυνάμεις σύνδεσης (inter-neuron connection strengths), γνωστές ως συναπτικά βάρη, χρησιμοποιούνται για την αποθήκευση της γνώσης.

Μοντέλα ANN μπορεί να χρησιμοποιηθούν ως εναλλακτικές μέθοδοι σε μηχανικές αναλύσεις και προβλέψεις. Τα ANN μιμούνται σε κάποιο βαθμό τη διαδικασία εκμάθησης ενός ανθρώπινου εγκεφάλου. Λειτουργούν σαν ένα μοντέλο-μαύρο κουτί ("black box" model) και δεν απαιτούν λεπτομερή πληροφορία σχετικά με το

σύστημα. Αντίθετα, μαθαίνουν τη σχέση μεταξύ των παραμέτρων εισόδου και των ελεγχόμενων και μη ελεγχόμενων μεταβλητών μελετώντας δεδομένα που έχουν προηγουμένως καταγραφεί, με τρόπο παρόμοιο με το πώς μια μη γραμμική παλινδρόμηση θα μπορούσε να εκτελεστεί. Ένα άλλο πλεονέκτημα της χρησιμοποίησης ANN είναι η ικανότητα τους να χειρίζονται μεγάλα και πολύπλοκα συστήματα με πολλές συσχετισμένες παραμέτρους. Φαίνεται να αγνοούν απλώς τα επιπλέον δεδομένα ήσσονος σημασίας και συγκεντρώνονται στις πιο σημαντικές εισόδους.

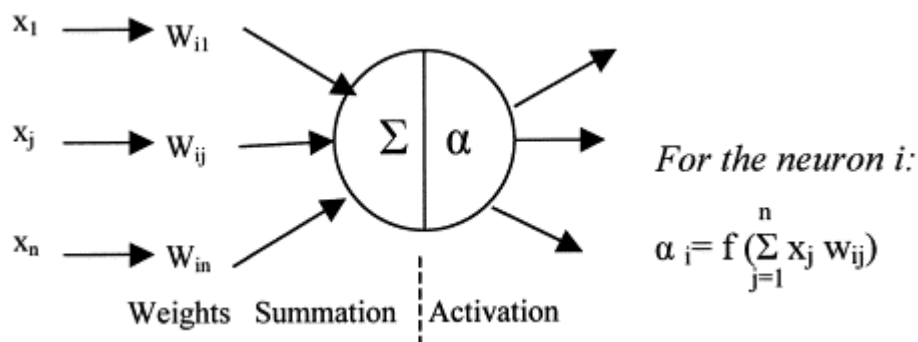
Ένα σχηματικό διάγραμμα μιας τυπικής αρχιτεκτονικής πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου φαίνεται στην εικόνα 5.3. Το δίκτυο συνήθως αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου (input layer) , κάποια κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) και ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Στην απλή του μορφή, κάθε μοναδικός νευρώνας συνδέεται με άλλους νευρώνες ενός προηγούμενου επιπέδου μέσω προσαρμοζόμενων συναπτικών βαρών. Η γνώση συνήθως αποθηκεύεται ως σύνολο συνδεδεικμένων βαρών (προφανής αντιστοιχία με την αποτελεσματικότητα των συνάψεων στα βιολογικά νευρικά συστήματα). Η εκπαίδευση (training) είναι η διαδικασία μετατροπής των συνδεδεικμένων βαρών σε κάποια τακτική μορφή, χρησιμοποιώντας μια κατάλληλη μέθοδο εκμάθησης. Το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν τρόπο εκμάθησης στον οποίο μια είσοδος παρουσιάζεται στο δίκτυο μαζί με την επιθυμητή έξοδο και τα βάρη ρυθμίζονται έτσι ώστε το δίκτυο επιχειρεί να παράξει την επιθυμητή έξοδο. Τα βάρη, μετά την εκπαίδευση, περιέχουν σημαντική πληροφορία ενώ πριν την εκπαίδευση είναι τυχαία και δεν έχουν σημασία.



Εικόνα 5.3 : Σχηματικό διάγραμμα πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου (multilayer feed-forward neural-network).

Η εικόνα 5.4 απεικονίζει πώς η πληροφορία επεξεργάζεται μέσω ενός μόνο κόμβου. Ο κόμβος λαμβάνει σταθμισμένες ενεργοποιήσεις άλλων κόμβων μέσω των εισερχόμενων συνδέσεών του. Πρώτα, αυτές προστίθενται (summation). Το αποτέλεσμα ακολούθως περνάει μέσα από μια συνάρτηση ενεργοποίησης και η έξοδος

είναι η ενεργοποίηση του κόμβου. Για κάθε εξερχόμενη σύνδεση, αυτή η τιμή ενεργοποίησης πολλαπλασιάζεται με το συγκεκριμένο βάρος και μεταφέρεται στον επόμενο κόμβο.



Εικόνα 5.4 : Επεξεργασία πληροφορίας σε μια μονάδα νευρωνικού δικτύου.

Συνοπτικά, τα νευρωνικά δίκτυα χρειάζονται κάποιο επαναληπτικό αλγόριθμο για να αποθηκεύσουν την πληροφορία που τους δίνεται. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Κατά την εκπαίδευση πραγματοποιείται η ρύθμιση των παραμέτρων του κάθε νευρώνα. Κάθε νευρώνας αποτελείται από έναν αριθμό που ονομάζεται βάρος και που περιέχει την πληροφορία η οποία λαμβάνεται από την διαδικασία εκπαίδευσης και τη συνάρτηση μεταφοράς η οποία είναι προκαθορισμένη. Πριν ξεκινήσει η εκπαίδευση του μοντέλου είναι απαραίτητο να καθοριστούν οι μεταβλητές εισόδου που θα εφαρμοστούν στο νευρωνικό δίκτυο και θα αποτελέσουν το διάνυσμα εισόδου του. Ο καθορισμός μπορεί να γίνει απλά με τον υπολογισμό της συσχέτισης της κάθε μεταβλητής με την έξοδο που πρόκειται να προβλεφθεί. Αφού βρεθεί το κατάλληλο διάνυσμα εισόδου, τότε συλλέγονται τα αντίστοιχα δεδομένα από τις ιστορικές χρονοσειρές και δημιουργείται το σύνολο δεδομένων εισόδου με τις αντίστοιχες τιμές της εξόδου. Το τελευταίο διάνυσμα εξόδου ονομάζεται και διάνυσμα στόχου.

Το σύνολο δεδομένων που προκύπτει χωρίζεται σε δύο υποσύνολα: το σύνολο εκπαίδευσης και το σύνολο αποτίμησης. Το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει από το σύνολο εκπαίδευσης, ενώ με το σύνολο αποτίμησης επικυρώνεται αν η πληροφορία που έχει αποκτηθεί μπορεί να γενικευθεί σε ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων από αυτό της εκπαίδευσης. Πολλές φορές και με σκοπό την γενίκευση της μάθησης του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιείται ένα τρίτο σύνολο που προκύπτει από το σύνολο εκπαίδευσης και ονομάζεται σύνολο επικύρωσης. Σε αυτό το σύνολο που δεν συμμετέχει στην διαδικασία της εκπαίδευσης, εφαρμόζονται διάφορα κριτήρια που δίνουν πληροφορία σχετικά με το πόσες φορές πρέπει να εφαρμόσουμε τον επαναληπτικό αλγόριθμο εκπαίδευσης και με το μέγεθος του δικτύου έτσι ώστε να συλλάβει μόνο την κατάλληλη πληροφορία. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται διαδικασία γενίκευσης και έχει σαν σκοπό την βελτιστοποίηση της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου. Η διαδικασία αυτή μπορεί να είναι και η πιο κρίσιμη για την καλή απόδοση του

νευρωνικού δικτύου. Υπάρχουν δύο λόγοι για αυτό: ο πρώτος είναι όταν το δίκτυο είναι μικρό και δεν μπορεί να αποθηκεύσει όλες τις περιπτώσεις που απαιτούνται για να εκτιμήσει το μέλλον, και ο δεύτερος όταν είναι μεγάλο με αποτέλεσμα να υποθέτει ότι οι μόνες περιπτώσεις που περιγράφουν το σύστημα είναι αυτές που αντιστοιχούν στο σύνολο εκπαίδευσης (υπερπροσαρμογή-overfitting)^[1].

5.3 Θεωρία Προσαρμόσιμου Συντονισμού (Adaptive Resonance Theory - ART)

5.3.1 Γενικά

Διάφορες αρχές που προήλθαν από τη μελέτη-ανάλυση της βιβλιογραφίας της έρευνας σε τομείς όπως η όραση, η ομιλία, ο σχηματισμός του εγκεφαλικού φλοιού, η ενισχυμένη εκμάθηση αλλά και οι γνωστικές-συναισθηματικές αλληλεπιδράσεις κ.α. οδήγησαν στη θεμελίωση της θεωρίας του προσαρμόσιμου συντονισμού ως μια θεωρία της ανθρώπινης γνωστικής επεξεργασίας πληροφοριών (Grossberg 1976). Η θεωρία εξελίχθηκε μέσω μιας σειράς πραγματικού χρόνου μοντέλων νευρωνικών δικτύων που επιτελούν μη-επιβλεπόμενη ή επιβλεπόμενη εκμάθηση, αναγνώριση προτύπων αλλά και πρόβλεψη (Duda, Hart και Stork 2001, Levine 2000). Στα μοντέλα μη επιβλεπόμενης μάθησης συμπεριλαμβάνονται τα μοντέλα ART1 (Carpenter και Grossberg 1987) ως μοντέλα για δυαδικές (binary) εισόδους, αλλά και τα ασαφή μοντέλα fuzzy ART (Carpenter, Grossberg και Rosen 1991), ως μοντέλα αναλογικών δεδομένων. Επιπρόσθετα, τα μοντέλα ARTMAP (Carpenter et al, 1992) συνδυάζουν δύο φόρμες μη-επιβλεπόμενης μάθησης με τρόπο τέτοιο ώστε τελικά να διεξάγουν επιβλεπόμενη εκμάθηση. Πολλές παραλλαγές των βασικών επιβλεπόμενων ή μη δικτύων έχουν έκτοτε προσαρμοστεί σε τεχνολογικές εφαρμογές και βιολογικές αναλύσεις^[61].

5.3.2 Διάφοροι τρόποι εκμάθησης

Ένα κεντρικό χαρακτηριστικό όλων των ART συστημάτων είναι μια διαδικασία ταιριάσματος προτύπων (pattern matching), με την οποία μια εξωτερική είσοδος συγκρίνεται με την εσωτερική μνήμη ενός ενεργού κώδικα. Από το ταιρίασμα αυτό είναι δυνατόν να προκύψει είτε μια κατάσταση συντονισμού (*resonant state*), η οποία παραμένει για αρκετό χρόνο ώστε να επιτρέψει την εκμάθηση, είτε παράλληλη αναζήτηση της μνήμης. Εάν η αναζήτηση ολοκληρωθεί με έναν επαληθευμένο κώδικα, τότε η αναπαράσταση της μνήμης μπορεί είτε να παραμείνει η ίδια ή να ενσωματώσει νέες πληροφορίες από ταιριασμένα τμήματα της τρέχουσας εισόδου. Εάν ωστόσο η αναζήτηση ολοκληρωθεί σε ένα νέο κώδικα τότε η αναπαράσταση της μνήμης εκπαιδεύεται με την τρέχουσα είσοδο. Αυτή η βασισμένη στο ταιρίασμα διαδικασία εκμάθησης είναι η αρχή της ευστάθειας του κώδικα ART. Η εκμάθηση με βάση το ταιρίασμα-ομοιότητα επιτρέπει στις μνήμες να αλλάζουν μόνο όταν μια είσοδος από το εξωτερικό περιβάλλον βρίσκεται αρκετά κοντά στις εσωτερικές προσδοκίες

(internal expectations) ή όταν υφίσταται κάτι εντελώς καινούριο. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι που καθιστά τα συστήματα ART πολύ κατάλληλα για εφαρμογή σε προβλήματα που απαιτούν εκμάθηση εντός λειτουργίας (online) σε υπερμεγέθη και μεταβαλλόμενα δεδομένα^[61].

Η εκμάθηση με βάση την ομοιότητα (ταίριασμα) είναι συμπληρωματική της εκμάθησης με βάση τα σφάλματα (error based learning), η οποία οδηγεί σε διαχωρισμό με την τροποποίηση των μνημών, προκειμένου να μειωθεί η διαφορά μεταξύ της εξόδου-στόχου και της πραγματικής εξόδου, αντί να πραγματοποιήσει αναζήτηση με σκοπό το βέλτιστο ταίριασμα. Αυτή η μέθοδος εκμάθησης βασισμένη στα σφάλματα είναι εκ φύσεως κατάλληλη για εφαρμογή σε προβλήματα προσαρμόσιμου ελέγχου και ανάδρασης. Τα νευρωνικά δίκτυα που πραγματεύονται αυτόν τον τρόπο εκμάθησης, περιλαμβάνουν όπισθο-μετάδοση (backpropagation) και άλλους πολυεπίπεδους αναγνωριστές (multilayer perceptrons - MLPs)^[61].

Πολλές ART εφαρμογές χρησιμοποιούν την ταχεία εκμάθηση (fast learning), σύμφωνα με την οποία προσαρμόσιμα βάρη συγκλίνουν σε ισορροπία ως απόκριση κάθε πρότυπης εισόδου. Η ταχεία εκμάθηση δίνει τη δυνατότητα σε ένα σύστημα να προσαρμόζεται γρήγορα σε εισόδους που εμφανίζονται σπάνια, αλλά μπορεί ωστόσο να απαιτούν άμεση και ακριβή ανάκληση. Η ανάμνηση λεπτομερειών από μια συναρπαστική ταινία είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα της εκμάθησης με μια δοκιμή. Η ταχεία εκμάθηση δημιουργεί μνήμες, οι οποίες εξαρτώνται από τη σειρά παρουσίασης των εισόδων. Πολλά ART συστήματα εκμεταλλεύονται αυτό το χαρακτηριστικό για να βελτιώσουν την ακρίβεια τους εκλέγοντας ανάμεσα από ένα σύνολο εκπαιδευμένων δικτύων, με τους εκλογείς να παρέχουν ένα μέτρο εμπιστοσύνης για κάθε πρόβλεψη.

5.3.3 Κωδικοποίηση, ταίριασμα και εκτίμηση

Ένας τυπικός ART κύκλος αναζήτησης περιλαμβάνει συγκεκριμένα βήματα. Αρχικά μια πρότυπη είσοδος \mathbf{I} αναγνωρίζεται ως μια βραχυπρόθεσμη δραστηριότητα μνήμης \mathbf{x} σε ένα πεδίο κόμβων του δικτύου F_1 . Συγκλίνουσες ή αποκλίνουσες διαδρομές από το πεδίο F_1 στο πεδίο F_2 , καθεμία έχοντας βάρος ανάλογα με ένα προσαρμόσιμο μακροπρόθεσμο «ίχνος» πάνω στη μνήμη, μετατρέπουν το διάνυσμα \mathbf{x} σε ένα διάνυσμα-σήμα \mathbf{T} του δικτύου. Οι εσωτερικές ανταγωνιστικές δυναμικές του επιπέδου F_2 , μετασχηματίζουν περαιτέρω το διάνυσμα \mathbf{T} , παράγοντας έναν συμπιεσμένο κώδικα \mathbf{y} ή αλλιώς μια μνήμη διευθυνσιοδοτημένη κατά περιεχόμενο (content-addressable memory). Με ισχυρό ανταγωνισμό, η ενεργοποίηση πραγματοποιείται στον κόμβο του επιπέδου F_2 που λαμβάνει το πιο ισχυρό $F_1 \rightarrow F_2$ σήμα. Σε αυτήν λοιπόν την ανταγωνιστική λειτουργία, μόνο μία συνιστώσα του κώδικα-μνήμης παραμένει θετική.

Προτού η εκμάθηση μπορεί να επιφέρει αλλαγές στη μνήμη, η θεωρία προσαρμόσιμου συντονισμού συμπεριφέρεται στον επιλεγθέντα κώδικα ως μια «υπόθεση», την οποία και ελέγχει επιχειρώντας ταιριάσματα των, από πάνω μέχρι

κάτω, προσδοκιών του \mathbf{y} με την είσοδο που την επέλεξε. Μια παράλληλη καθορισμένη ή ακαθόριστη ανάδραση από το επίπεδο F_2 υλοποιεί αυτό το ταίριασμα σαν έναν τοπικά ορισμένο πραγματικού χρόνου (real time) υπολογισμό του δικτύου. Έτσι οι κόμβοι του επιπέδου F_1 λαμβάνουν διαρκώς τόσο διεγείροντα σήματα όσο και άγνωστα (unlearned) ανασταλτικά σήματα από το επίπεδο F_2 . Αυτού του είδους τα συμπληρωματικά σήματα δρουν έτσι ώστε να καταστρίβουν τα τμήματα της εισόδου \mathbf{I} με κατεύθυνση από κάτω προς τα πάνω, τα οποία δεν ταιριάζουν με το πρότυπο \mathbf{V} των προσδοκιών από πάνω προς τα κάτω. Με την καταστολή των τμημάτων αυτών η παραμένουσα δραστηριότητα \mathbf{x}^* αναπαριστά ένα πρότυπο κρίσιμων χαρακτηριστικών (critical features) της τρέχουσας εισόδου σε σχέση με τον επιλεγμένο κώδικα \mathbf{y} . Εάν ο κώδικας \mathbf{y} δεν είχε υπάρξει ποτέ ενεργός στο παρελθόν τότε $\mathbf{x} = \mathbf{x}^* = \mathbf{I}$ και το επίπεδο F_1 καταχωρεί ένα τέλειο ταίριασμα ^[61].

5.3.4 Προσοχή, αναζήτηση, συντονισμός και εκμάθηση

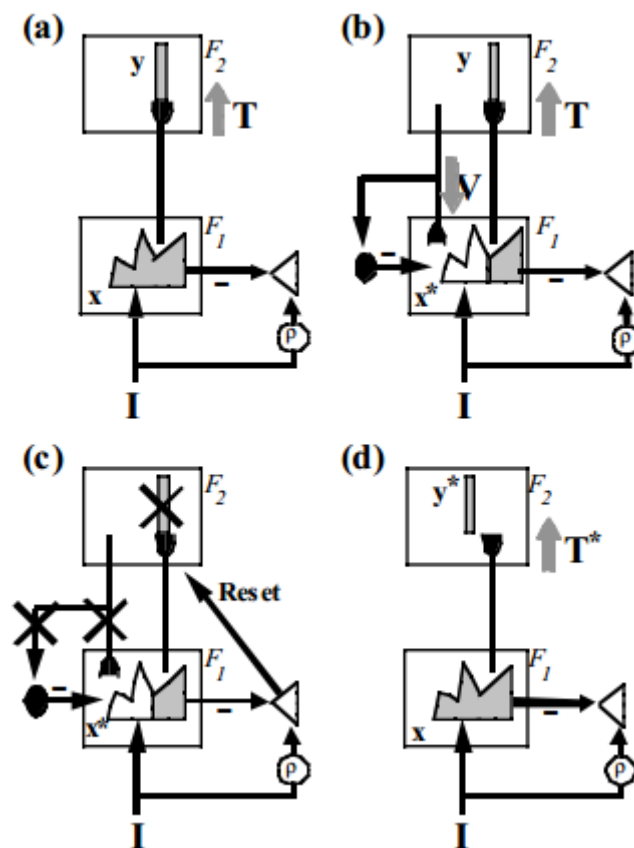
Εάν λοιπόν το ταιριασμένο διάνυσμα \mathbf{x}^* είναι αρκετά όμοιο με την είσοδο \mathbf{I} , τότε το ίχνος της μνήμης του ενεργού F_2 κώδικα συγκλίνει προς το \mathbf{x}^* . Η ιδιότητα της κωδικοποίησης των κρίσιμων χαρακτηριστικών με προσεκτική εστίαση (attentional focus) είναι το «κλειδί» για την ευστάθεια του κώδικα. Αυτή η στρατηγική εκμάθησης είναι που διαφοροποιεί τα ART δίκτυα από τους πολυεπίδεδους αναγνωριστές, οι οποίοι ουσιαστικά κωδικοποιούν την τρέχουσα είσοδο, αντί να προβούν σε μια διαδικασία ταιριάσματος, έτσι οι πολυεπίεδοι αναγνωριστές περιλαμβάνουν αργή εκμάθηση πάνω σε πολλές δοκιμές εισόδων με σκοπό να αποφευχθεί η καταστροφική απώλεια μνήμης (forgetting).

Η αναζήτηση της ART μνήμης ξεκινά όταν το δίκτυο αποφασίζει ότι η, από κάτω προς τα πάνω, είσοδος \mathbf{I} φαίνεται αρκετά καινούρια ή απροσδόκητη, για να διαπιστωθεί το κατά πόσο ο ενεργός κώδικας ικανοποιεί ένα κριτήριο ταιριάσματος. Η διαδικασία αναζήτησης επαναφέρει τον κώδικα \mathbf{y} του επιπέδου F_2 , προτού μπορέσει να πραγματοποιηθεί μια εσφαλμένη συσχέτιση στην παραμένουσα είσοδο \mathbf{x}^* . Μετά την επαναφορά, οι μεσοπρόθεσμες μνήμες των διαδρομών $F_1 \rightarrow F_2$ (Carpenter και Grossberg 1990), στρέφουν το δίκτυο προς τον προηγούμενος επιλεγμένο κόμβο, έτσι ώστε ο νέος κώδικας \mathbf{y}^* να μπορεί να επιλεγθεί και να ελεγχθεί ως προς την ομοιότητα ^[61].

Πρακτικά το κριτήριο ταιριάσματος ενός ART συστήματος ορίζεται με τη βοήθεια μιας παραμέτρου p που ονομάζεται εγρήγορση (vigilance) και καθορίζει το ελάχιστο όριο στην είσοδο, για το οποίο η είσοδος θεωρείται επαρκώς όμοια-ταιριασμένη προκειμένου να υπάρξει συντονισμός. Οι χαμηλές τιμές της παραμέτρου vigilance δίνουν τη δυνατότητα για μια ευρεία γενίκευση, με μεγάλες γενικευμένες κατηγορίες,

και αφηρημένες μνήμες. Αντίθετα οι υψηλές τιμές αυτής της παραμέτρου, οδηγούν σε πιο περιορισμένες γενικεύσεις, σαφώς καθορισμένες κατηγορίες και λεπτομερείς μνήμες. Για τη μέγιστη τιμή της παραμέτρου *vigilance*, η εκμάθηση των κατηγοριών εκφυλίζεται σε εκμάθηση υποδειγματικών τιμών. Ενώ η παράμετρος *vigilance* είναι ελεύθερη στα ART δίκτυα μη επιβλεπόμενης εκμάθησης, στα δίκτυα με επίβλεψη αποτελεί μια εσωτερικά ελεγχόμενη μεταβλητή, η οποία «πυροδοτεί» την αναζήτηση μετά την αύξησή της ως αποτέλεσμα ενός σφάλματος πρόβλεψης.

Λόγω του ότι η τιμή της παραμέτρου *vigilance* ποικίλει με τις διάφορες εφαρμογές εκμάθησης, οι μνήμες ενός συστήματος ARTMAP (σύστημα επιβλεπόμενης εκμάθησης) ουσιαστικά παρουσιάζουν ένα εύρος από βαθμούς λεπτομέρειας. Στην εικόνα που ακολουθεί αμέσως πιο κάτω φαίνονται τα διάφορα στάδια του κύκλου αναζήτησης ενός ART συστήματος :



Εικόνα 5.5 : Ένας κύκλος αναζήτησης ART εφαρμόζει ένα κριτήριο ταιριάσματος, το οποίο ορίζεται με τη βοήθεια μιας αδιάστατης παραμέτρου ρ που ονομάζεται *vigilance* και καθορίζει το βαθμό ομοιότητας ανάμεσα στην από κάτω προς τα πάνω είσοδο I και την από πάνω προς τα κάτω προσδοκία V πάνω στην οποία έχει προηγούμενα εκπαιδευτεί ο κώδικας y στο επίπεδο F_2 επιλεγμένος από την είσοδο I ^[61].

5.3.5 Επιβλεπόμενη εκμάθηση και πρόβλεψη

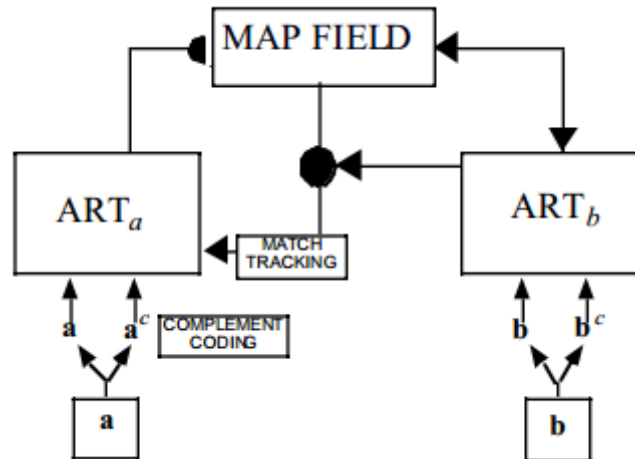
Ένα σύστημα ARTMAP περιλαμβάνει ένα ζεύγος από μονάδες ART : ART_a και ART_b . Κατά τη διάρκεια της εκμάθησης με επίβλεψη (supervised learning) η μονάδα ART_a λαμβάνει μια ροή από πρότυπα $\{\mathbf{a}^{(n)}\}$ και η μονάδα ART_b λαμβάνει αντίστοιχα μια ροή $\{\mathbf{b}^{(n)}\}$, όπου το σύνολο $\mathbf{b}^{(n)}$ αποτελεί την ορθή πρόβλεψη δοθέντος του συνόλου $\mathbf{a}^{(n)}$. Ένα συσχετιστικό δίκτυο εκμάθησης και ένας ελεγκτής της παραμέτρου vigilance, συνδέουν αυτές τις δύο μονάδες για να σχηματίσουν το σύστημα ARTMAP , δίνοντας του τη δυνατότητα να λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο, δημιουργώντας τον ελάχιστο αριθμό από ART_a κατηγορίες αναγνώρισης, ή κρυφές μονάδες (hidden units) για ικανοποίηση των κριτηρίων της ακρίβειας.

Ένας κανόνας εκμάθησης βασισμένος στην εύρεση του ελάχιστου των μεγίστων (minimax learning) δίνει τη δυνατότητα στο σύστημα ARTMAP να μαθαίνει γρήγορα αποδοτικά και με ακρίβεια, καθώς ελαχιστοποιεί με ενσωματωμένο τρόπο το σφάλμα μιας πρόβλεψης, και μεγιστοποιεί τη συμπίεση του κώδικα εντός λειτουργίας (online). Μια τιμή κατωφλίου p_a της παραμέτρου vigilance ορίζει το ελάχιστο στο κριτήριο ομοιότητας. Με την επιλογή μικρότερης τιμής κατωφλίου δίνεται η δυνατότητα για σχηματισμό ευρύτερων κατηγοριών. Στην αρχή της διαδικασίας εκπαίδευσης ισχύει : $p_a = \bar{p}_a$. Ένα σφάλμα πρόβλεψης στη μονάδα ART_b αυξάνει την παράμετρο vigilance τόσο ώστε να εκκινήσει μια διαδικασία αναζήτησης, μέσω ενός μηχανισμού ελέγχου με ανάδραση που ονομάζεται ανίχνευση ταιριάσματος (*match tracking*). Ένας νέος ενεργός κώδικας εστιάζει την προσοχή του σε μια διαφορετική ομάδα των χαρακτηριστικών εισόδου και ελέγχει το κατά πόσο αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να δώσουν μια καλύτερη και διορθωμένη πρόβλεψη στην έξοδο^[61]. Η ανίχνευση ταιριάσματος επιτρέπει στο σύστημα ARTMAP να μαθαίνει να επιλέγει μια πρόβλεψη για ένα σπάνιο γεγονός μέσα από ένα συνονθύλευμα συχνών και παραπλήσιων γεγονότων που θα μπορούσαν να διαφοροποιήσουν την πρόβλεψη .

Τα συστήματα ARTMAP περιέχουν ένα βήμα προεπεξεργασίας που ονομάζεται κωδικοποίηση συμπληρώματος (complement coding) ,το οποίο μέσω μιας κανονικοποίησης της εισόδου, επιλύει το πρόβλημα της πιθανής επανάληψης των κατηγοριών (*Carpenter, Grossberg και Rosen 1991*). Η κωδικοποίηση συμπληρώματος ουσιαστικά διπλασιάζει τον αριθμό των συνιστωσών της εισόδου, παρουσιάζοντας στο νευρωνικό δίκτυο τόσο το αυθεντικό χαρακτηριστικό διάνυσμα ,όσο και το συμπλήρωμα του. Με νεύρο-βιολογικούς όρους η κωδικοποίηση συμπληρώματος χρησιμοποιεί ενεργά και μη ενεργά κύτταρα για την αναπαράσταση μιας πρότυπης εισόδου. Το σχετικό ενεργό τμήμα ενός διανύσματος βαρών ,κωδικοποιεί τα χαρακτηριστικά που είναι διαρκώς παρόντα στις πρότυπες κατηγορίες, ενώ το ανενεργό τμήμα κωδικοποιεί τα διαρκώς απόντα χαρακτηριστικά.

Τα μικρού μεγέθους βάρη στα συμπληρωματικά τμήματα της αναπαράστασης μιας κατηγορίας, κωδικοποιούν ως «μη περιέχοντα πληροφορία» αυτά τα χαρακτηριστικά, τα οποία ορισμένες φορές είναι παρόντα ,ενώ άλλες φορές απουσιάζουν ^[61].

Στην εικόνα 5.6 που ακολουθεί συνοψίζονται τα παραπάνω:



Εικόνα 5.6 : Το γενικό ARTMAP δίκτυο για επιβλεπόμενη μάθηση περιέχει 2 μονάδες ART. Σε προβλήματα ταξινόμησης, η μονάδα ARTb μπορεί να απλοποιείται.

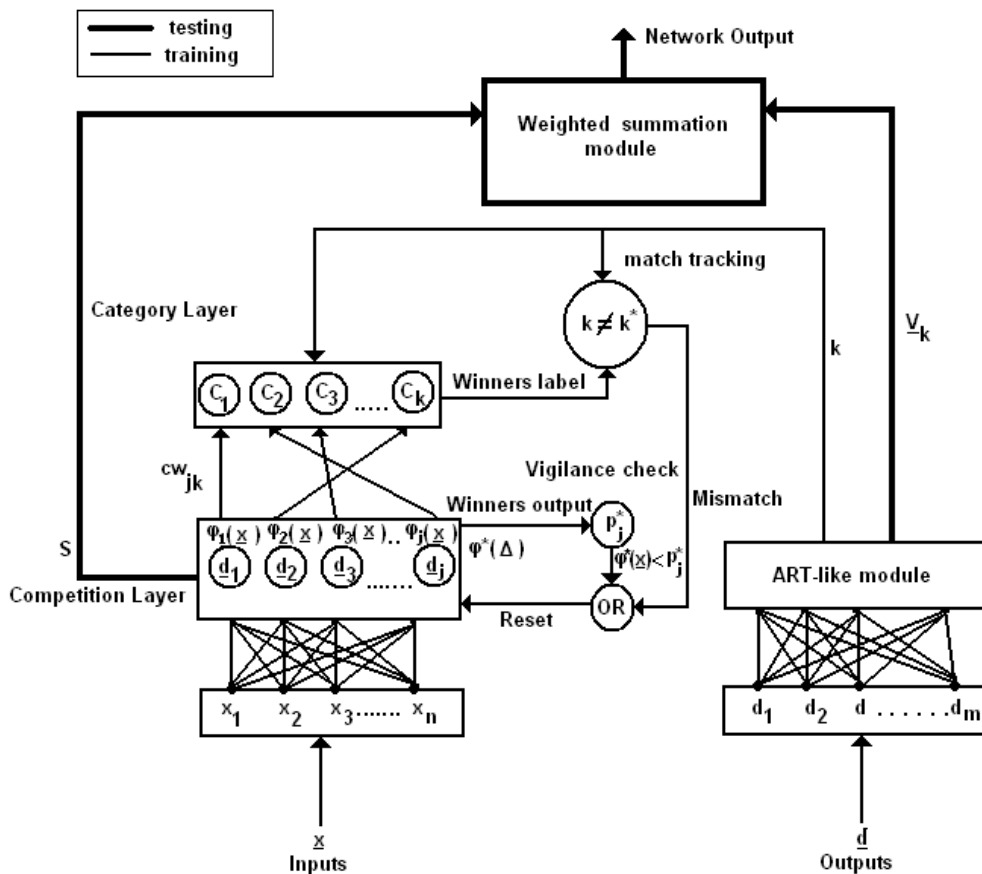
5.4 Αναλυτική περιγραφή του νευρωνικού δικτύου HS ARTMAP^[62]

Είδαμε στην προηγούμενη ενότητα τη γενική άποψη της θεωρίας του προσαρμόσιμου συντονισμού και τις θεμελιώδεις αρχές των νευρωνικών δικτύων που την υιοθετούν. Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται αναλυτικά το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε ως βάση για την πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής στην εφαρμογή μας. Το νευρωνικό δίκτυο αυτό ονομάζεται HS-ARTMAP (hyper spherical ARTMAP) και προτάθηκε από τους *Mu-Chun Su, Jonathan Lee και Kuo-Lung Hsieh* το 2004. Το δίκτυο αποτελεί μια καινοφανή προσέγγιση της σταδιακής δόμησης ενός νευρωνικού δικτύου που παρέχει τη δυνατότητα εκμάθησης νέων πληροφοριών χωρίς την απώλεια πρότερης γνώσης και προκύπτει από το συνδυασμό μιας μονάδας με χαρακτηριστικά δικτύου ακτινωτής βάσης (RBF) με μια μονάδα με χαρακτηριστικά ARTMAP συστήματος.

Σημειώνεται ότι για το μοντέλο μας το HS-ARTMAP χρησιμοποιήθηκε όχι αυτούσιο, αλλά παραλλαγμένο, με την έννοια ότι το δίκτυο μας ναι μεν έχει την ικανότητα incremental learning, όπως εξηγείται στη συνέχεια, αλλά στην έξοδο χρησιμοποιήσαμε RBF δίκτυο. Ουσιαστικά, λοιπόν, εργαστήκαμε με συνδυαστικό αλγόριθμο HS και RBF ARTMAP, όπως θα δούμε στο επόμενο κεφάλαιο.

5.4.1 Η αρχιτεκτονική του HS-ARTMAP νευρωνικού δικτύου

Μια σχηματική άποψη του χρησιμοποιούμενου HS-ARTMAP δικτύου παρουσιάζεται στην εικόνα 5.7. Όπως φαίνεται και στην εικόνα, τα βασικά δομικά στοιχεία του δικτύου HS-ARTMAP είναι μια μονάδα παραπλήσια με ένα RBF νευρωνικό δίκτυο, μια μονάδα παραπλήσια με ART δίκτυο και μια αθροιστική μονάδα συντελεστών-βαρών. Συγκρίνοντας με την εικόνα 5.6 που απεικονίζει τη γενική δομή ενός ARTMAP συστήματος, προκύπτει ότι οι τρεις προαναφερθείσες μονάδες του HS-ARTMAP δικτύου χρησιμοποιούνται για την αντικατάσταση των μονάδων ART_a , ART_b και του πεδίου συσχέτισης (map field) αντίστοιχα. Καθώς τα RBF δίκτυα είναι λειτουργικά ισοδύναμα με συστήματα ασαφούς λογικής (fuzzy inference systems), αλλά και πολύ αποδοτικά από υπολογιστική άποψη, κατά τη δόμηση του δικτύου HS-ARTMAP (συνδυασμός HS και RBF για εμάς) αποφασίστηκε η χρήση της παραπλήσιας με RBF, μονάδας προς αντικατάσταση της μονάδας ART_a . Για να επιτραπεί ωστόσο το «χτίσιμο» της σύνδεσης μεταξύ της τιμής της παραμέτρου vigilance με την επιθυμητή τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, που το μοντέλο HS-ARTMAP εκπαιδεύεται για να επιτύχει, η μονάδα ART_b αντικαθίσταται από μια παραπλήσια με ART δίκτυο μονάδα.



Εικόνα 5.7 : Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου HS-ARTMAP.

Παρά το γεγονός ότι η διαδικασία ανίχνευσης ταιριάσματος που λαμβάνει χώρα στο πεδίο συσχέτισης είναι πολύ χρήσιμη για θέματα ταξινόμησης-επικύρωσης (classification), δεν έχει καλή απόδοση για αποτιμήσεις συναρτήσεων υπό θορυβώδεις συνθήκες. Έτσι, όπως και τα τροποποιημένα δίκτυα PRO-BART, το δίκτυο HS-ARTMAP αμελεί το πεδίο συσχέτισης.

Η παραπλήσια με RBF δίκτυο μονάδα (RBF-like μονάδα) αποτελείται από ένα ανταγωνιστικό επίπεδο και ένα επίπεδο κατηγοριών. Κατά τη διάρκεια της επιβλεπόμενης εκμάθησης, μια πρότυπη είσοδος, $\underline{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T$ εμφανίζεται στο ανταγωνιστικό επίπεδο της RBF-like μονάδας, ενώ η επιθυμητή πρότυπη έξοδος (διάνυσμα στόχου) $\underline{d}_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im})^T$ εμφανίζεται στην ART-like μονάδα. Η ακατέργαστη πρότυπη είσοδος οδηγείται απευθείας στο ανταγωνιστικό επίπεδο, μέσω των συνδετικών βαρών \underline{c}_j και r_j . Οι νευρώνες στο ανταγωνιστικό επίπεδο, ανταγωνίζονται ο ένας τον άλλο με βάση τις εξόδους τους, οι οποίες είναι συναρτήσεις των συνδετικών βαρών \underline{c}_j και r_j και της εισόδου \underline{x}_i , μέχρι την ανάδειξη νικητή νευρώνα σε σχέση με την πρότυπη είσοδο \underline{x}_i . Το επίπεδο κατηγοριών διατηρεί τα αναγνωριστικά (labels) μόνο των K κατηγοριών (ή κλάσεων), τις οποίες το δίκτυο οφείλει να μάθει και η τιμή του K καθορίζεται από την ART-like μονάδα. Μόνο ένας νευρώνας στο ανταγωνιστικό επίπεδο μπορεί να παρέχει κωδικοποίηση για μία μόνο κατηγορία, έτσι ώστε να μπορεί να «δείχνει» σε έναν και μοναδικό κόμβο του επιπέδου των κατηγοριών.

Με παρόμοιο τρόπο όπως στα συμβατικά ART δίκτυα, η ART-like μονάδα σταδιακά ομαδοποιεί τις επιθυμητές πρότυπες εξόδους σε δέσμες (clusters). Κάθε νευρώνας της μονάδας αντιστοιχεί με μία δέσμη και συσχετίζεται με m-διάστατο διάνυσμα συνδετικών βαρών, \underline{u} , το οποίο αναπαριστά το αντίστοιχο κέντρο της δέσμης. Ο αριθμός των δεσμών που σχηματίζονται έχει να κάνει με ένα προκαθορισμένο κατώφλι ομοιότητας θ_d που έχει ρόλο αντίστοιχο με αυτόν της παραμέτρου vigilance σε ένα ART δίκτυο. Εάν ο k-οστός νευρώνας της ART-like μονάδας και ο j-οστός νευρώνας του ανταγωνιστικού επιπέδου νικήσουν στη διαδικασία ανταγωνισμού αντίστοιχα, τότε το συνδετικό βάρος cw_{jk} που συνδέει τον j-οστό νευρώνα του ανταγωνιστικού επιπέδου με τον κόμβο C_k του επιπέδου των κατηγοριών, ενεργοποιείται για να δώσει την ένωση. Διαφορετικά δεν υφίσταται σύνδεση μεταξύ των δύο κόμβων.

Το κατά πόσον τα βάρη του νικητή νευρώνα του ανταγωνιστικού επιπέδου πρόκειται να ανανεωθούν εξαρτάται από το αν το αναγνωριστικό κατηγορίας του νικητή κόμβου είναι το ίδιο με το αναγνωριστικό κατηγορίας της εισόδου. Αν λοιπόν τα αναγνωριστικά δεν ταιριάζουν, τότε πραγματοποιείται ο επόμενος νικητής νευρώνας ή η προσθήκη ενός κόμβου στην έξοδο. Συνοψίζοντας το δίκτυο HS-ARTMAP μαθαίνει οποιοδήποτε πρότυπο εκπαίδευσης του παρουσιαστεί, είτε με την

ενσωμάτωσή του σε έναν ήδη υπάρχοντα νευρώνα του ανταγωνιστικού επιπέδου, είτε με τη δημιουργία ενός νέου νευρώνα για αυτό το πρότυπο.

5.4.2 Η παραπλήσια με ART δίκτυο μονάδα (ART-like μονάδα)

Ουσιαστικά οι εφαρμογές μπορούν να διαχωριστούν σε δύο βασικές κατηγορίες προβλημάτων: το πρόβλημα της αναγνώρισης προτύπων και το πρόβλημα της προσεγγιστικής αποτίμησης συναρτήσεων. Ενώ οι επιθυμητές εξόδους για ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων είναι διακριτές, κατά την αποτίμηση συναρτήσεων μπορεί να έχουν πραγματικές τιμές. Ο κύριος στόχος της ART-like μονάδας είναι να μετασχηματίσει τις επιθυμητές εξόδους με πραγματικές τιμές σε ένα σύνολο διακριτών κλάσεων. Εάν πραγματοποιηθεί αυτό τότε το πρόβλημα της αποτίμησης μιας συνάρτησης μπορεί να αναχθεί σε πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων.

Στην ART-like μονάδα, κάθε νευρώνας συσχετίζεται με ένα m-διάστατο διάνυσμα συνδετικών βαρών, \underline{u} , το οποίο θα αντιστοιχηθεί με ένα κέντρο δέσμης. Η βασική ιδέα πίσω από τη μονάδα αυτή είναι πολύ παραπλήσια με τα συμβατικά ART δίκτυα και τον αλγόριθμο ομαδοποίησης με βάση τον πλησιέστερο γείτονα (nearest neighbor). Η μονάδα λοιπόν αυτή ομαδοποιεί σταδιακά τις επιθυμητές πρότυπες εξόδους σε δέσμες. Ο αριθμός των δεσμών που σχηματίζονται αποφασίζεται με βάση ένα προκαθορισμένο κατώφλι ομοιότητας. Η βήμα προς βήμα λειτουργία της ART-like μονάδας περιγράφεται στη συνέχεια :

Βήμα 1^ο : Εάν η τρέχουσα πρότυπη έξοδος \underline{d}_i είναι η πρώτη στη σειρά τότε παράγεται ένας νευρώνας και το διάνυσμα συνδετικών βαρών του, \underline{u}_1 , αρχικοποιείται έτσι ώστε να ισούται με το \underline{d}_1 , (δηλαδή $\underline{u}_1 = \underline{d}_1$). Αν δεν ισχύει αυτό μεταβαίνουμε στο βήμα 2^ο.

Βήμα 2^ο : Εύρεση του νικητή νευρώνα k^* με βάση το κριτήριο της ελάχιστης ευκλείδειας απόστασης :

$$k^* = \underset{k=1, \dots, K}{\text{Arg min}} \|\underline{d}_i - \underline{u}_k\| \quad (5.1)$$

, όπου K ο αριθμός των υπάρχοντων νευρώνων.

Βήμα 3^ο : Έλεγχος εάν πληρείται η ακόλουθη συνθήκη :

$$\|\underline{d}_i - \underline{u}_{k^*}\| < \theta_d \quad (5.2)$$

,όπου θ_d είναι το προκαθορισμένο κατώφλι ομοιότητας. Εάν η συνθήκη (5.2) πληρείται ,τότε η πρότυπη έξοδος \underline{d}_i ανατίθεται στον k^* -οστό νευρώνα και ανανεώνεται το διάνυσμα συνδεδεικτών βαρών της με χρήση της ακόλουθης εξίσωσης :

$$\underline{u}_{k^*} = \frac{N_{k^*}}{N_{k^*} + 1} \times \underline{u}_{k^*} + \frac{1}{N_{k^*} + 1} \times \underline{d}_i \quad (5.3)$$

,όπου το N_{k^*} αναπαριστά τον τρέχοντα αριθμό των προτύπων που έχουν ανατεθεί στον k^* -οστό νευρώνα. Η εξίσωση (5.3) είναι μια αναδρομική φόρμα για τον υπολογισμό του μέσου διανύσματος από $N_{k^*} + 1$ πρότυπα. Η τιμή του N_{k^*} αυξάνεται τότε κατά 1 ($N_{k^*} = N_{k^*} + 1$). Διαφορετικά , πρέπει να παραχθεί ένας νέος νευρώνας ,προκειμένου να συμπεριληφθεί η τρέχουσα επιθυμητή πρότυπη έξοδος. Το διάνυσμα συνδεδεικτών βαρών του νέου νευρώνα , \underline{u}_{k+1} αρχικοποιείται στην έξοδο d_i (δηλαδή $\underline{u}_{k+1} = \underline{d}_i$) και ο αριθμός των νευρώνων επίσης αυξάνεται κατά 1 (δηλαδή $K = K+1$).

Βήμα 4^ο : Τερματισμός της διαδικασίας εάν έχουν προσπελαστεί όλες οι πρότυπες έξοδοι, διαφορετικά εκτελείται το βήμα 2^ο .

Ο καθορισμός της τιμής του κατωφλίου ομοιότητας θ_d , εξαρτάται από το είδος του προβλήματος που αντιμετωπίζεται κάθε φορά. Εάν το πρόβλημα είναι μια αναγνώριση προτύπων K -κλάσης, τότε η παράμετρος θ_d τίθεται ίση με τη μονάδα, καθώς οι επιθυμητές έξοδοι για τη δεικτοδότηση K κλάσεων συνήθως είναι K συνεχείς ακέραιοι. . Δίνοντας αυτή την τιμή, μια δέσμη θα αντιστοιχεί με μία επιθυμητή κλάση μία προς μία. Σε σχέση όμως με τα προβλήματα αποτίμησης-προσέγγισης μιας συνάρτησης ,η τιμή της παραμέτρου θ_d καθορίζει την ασυμπτωτική ακρίβεια της προσέγγισης. Ως ένα βαθμό, αντιπροσωπεύει την ποσότητα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, την οποία θέλουμε το εκπαιδευμένο HS-ARTMAP δίκτυο να επιτύχει .

5.4.3 Η παραπλήσια με RBF δίκτυο μονάδα (RBF-like μονάδα)

Ως γνωστόν , ένα RBF δίκτυο είναι ένα δίκτυο τριών επιπέδων και επιτελεί μια μη γραμμική απεικόνιση από τον χώρο $\mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}$ μέσω του ακόλουθου μετασχηματισμού:

$$y = \sum_{j=1}^J u_j \phi_j(x, w_j) \quad (5.4)$$

, όπου $\underline{x}_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ είναι ένα n-διάστατο πρότυπο διάνυσμα δεδομένων, u_j είναι το διάνυσμα συνδετικών βαρών μεταξύ του κρυφού κόμβου j και του κόμβου εξόδου, J είναι ο αριθμός των κρυφών κόμβων, $\phi_j(\underline{x}, \underline{w}_j)$ είναι μια συνάρτηση ακτινωτής βάσης, \underline{w}_j είναι οι αντίστοιχες ρυθμιζόμενες παράμετροι της συνάρτησης ακτινωτής βάσης $\phi_j(\underline{x}, \underline{w}_j)$ και τέλος y είναι η έξοδος του νευρωνικού δικτύου.

Η πιο δημοφιλής συνάρτηση ακτινωτής βάσης είναι η γκαουσιανή :

$$\phi_j(\underline{x}, \underline{w}_j) = e^{-\frac{\|\underline{x} - \underline{m}_j\|^2}{\sigma_j^2}} \quad (5.5)$$

, όπου \underline{m}_j και σ_j είναι το μέσο n-διάστατο διάνυσμα και η τυπική απόκλιση της j-οστής γκαουσιανής συνάρτησης βάσης. Ένα RBF δίκτυο που δουλεύει με γκαουσιανή συνάρτηση βάσης μπορεί να αντιμετωπίσει προβλήματα, όταν οι επιθυμητές έξοδοι μπορεί να έχουν σταθερές τιμές σε συγκεκριμένες περιοχές. Για το λόγο αυτό στη βιβλιογραφία προτείνονται και άλλες συναρτήσεις βάσης. Για την RBF-like μονάδα του δικτύου HS-ARTMAP η συνάρτηση βάσης που προτείνεται για να αντιμετωπίσει τα προβλήματα των σταθερών τιμών είναι η υπερ-σφαιρική (hyper spherical) και ορίζεται ως εξής :

$$\phi_j(\underline{x}, \underline{w}_j) = \frac{d_{\max} - d_j(\underline{x})}{a + (d_{\max} - r_j)} \quad (5.6)$$

, όπου

$$d_{\max} = \sum_{i=1}^n (M_i - m_i) \quad (5.7) \quad \text{και}$$

$$d_j(\underline{x}) = \begin{cases} r_j, & \text{αν } \|\underline{x} - \underline{c}_j\| \leq r_j \\ \|\underline{x} - \underline{c}_j\|, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.8)$$

Οι παράμετροι M_i και m_i είναι η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή όλων των πρότυπων εισόδων στην i-οστή διάσταση. Ουσιαστικά η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή σε κάθε διάσταση, είτε είναι διαθέσιμες εκ των προτέρων, είτε μπορούν εύκολα να υπολογιστούν με μια διαδικασία ταξινόμησης των πρότυπων δεδομένων σε κάθε διάσταση. Είναι λογικό να θεωρηθεί ότι τα άνω όρια και κάτω όρια που χαρακτηρίζουν την είσοδο, είναι συνήθως διαθέσιμα εκ των προτέρων. Για

παράδειγμα τα επίπεδα γκρι (gray levels) ενός pixel μιας ψηφιακής εικόνας φράσσονται στο διάστημα τιμών $[0, 255]$ με κωδικοποίηση των 8 bits. Έτσι εάν τα άνω και κάτω όρια είναι διαθέσιμα εκ των προτέρων, όπως στο προηγούμενο παράδειγμα, τότε προτείνεται η χρήση τους για τον προσδιορισμό των παραμέτρων M_i και m_i . Στην περίπτωση που τα άνω και κάτω όρια δεν είναι γνωστά εκ των προτέρων, τότε η μόνη επιλογή είναι η θεώρηση ακραίων τιμών για αυτά, προκειμένου να αποφευχθούν προβλήματα που μπορεί να προκύψουν μέσα από κάποια νέα πρότυπα δεδομένα με τιμές που κυμαίνονται εκτός του εύρους τιμών που ορίζουν οι παράμετροι M_i και m_i .

Οι ρυθμιζόμενες παράμετροι, \underline{w}_j αποτελούνται από τις παραμέτρους \underline{c}_j και r_j , συγκεκριμένα: $\underline{w}_j = (c_{j1}, \dots, c_{jn}, r_j)^T$. Ενώ οι παράμετροι M_i και m_i είναι έτοιμες αμέσως μετά τον υπολογισμό τους, οι παράμετροι \underline{c}_j και r_j πρέπει να ρυθμίζονται (προσαρμόζονται) κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης. Ως ένα βαθμό οι παράμετροι \underline{c}_j και r_j μπορούν να χαρακτηριστούν ως το διάνυσμα των κέντρων της συνάρτησης ακτινωτής βάσης (γενικευμένης σφαίρας HS_j) και η αντίστοιχη ακτίνα της γενικευμένης σφαίρας, η οποία ορίζεται μέσω της συνάρτησης $\|\underline{x} - \underline{c}_j\| = r_j$. Ο αριθμός a (συνήθως είναι μικρότερος της μονάδας) είναι μια παράμετρος για διάκριση πολύ παραπλήσιων περιπτώσεων, επιλέγοντας τη γενικευμένη σφαίρα με τη μικρότερη ακτίνα r_j , όταν τα πρότυπα δεδομένα εμπίπτουν ταυτόχρονα σε περισσότερες γενικευμένες σφαίρες. Για μικρές τιμές της ακτίνας r_j (π.χ. $r_j = 0.1$) η συνάρτηση αυτή ακτινωτής βάσης μοιάζει ιδιαίτερα με τη γκαουσιανή συνάρτηση βάσης, ωστόσο για μεγαλύτερες τιμές της ακτίνας r_j (π.χ. $r_j = 0.5$) η υπερ-σφαιρική συνάρτηση βάσης προκύπτει σταθερή εντός μιας κυκλικής περιοχής.

Οι νευρώνες στο ανταγωνιστικό επίπεδο της RBF-like μονάδας αποτελούνται από τους νευρώνες με τις υπερ-σφαιρικές ακτινωτές συναρτήσεις βάσης. Ανταγωνίζονται ο ένας τον άλλο μέχρι να αναδειχτεί κάποιος νικητής με βάση το κριτήριο μέγιστης εξόδου (Maximum Output). Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης όλου του δικτύου, η πληροφορία για το ποιος είναι ο νικητής νευρώνας θα διαδοθεί στο επίπεδο των κατηγοριών, για τη δεικτοδότηση των νευρώνων στο ανταγωνιστικό επίπεδο και για σκοπούς ταιριάσματος (matching). Αν ο k -οστός νευρώνας της ART-like μονάδας και ο j -οστός νευρώνας του ανταγωνιστικού επιπέδου υπερσχύσουν στους ανταγωνισμούς αντιστοίχως, τότε το συνδετικό βάρος cw_{jk} που συνδέει το j -οστό κόμβο του ανταγωνιστικού επιπέδου με τον κόμβο C_k του επιπέδου των κατηγοριών γίνεται ίσο με τη μονάδα. Διαφορετικά δεν υπάρχει σύνδεση μεταξύ των δύο κόμβων. Αξίζει να σημειωθεί ότι ένας κόμβος του ανταγωνιστικού επιπέδου μπορεί να συνδεθεί με έναν μόνο κόμβο του επιπέδου των κατηγοριών. Επιπλέον μετά τη σύναψη και σύνδεση των κόμβων, οι τελευταίοι παραμένουν μόνιμα συνδεδεμένοι και το αντίστοιχο συνδετικό βάρος τους έκτοτε παραμένει ίσο με τη μονάδα. Κατά τη

διάρκεια της διαδικασίας ελέγχου, μόνο τα ενεργά διανύσματα συνδετικών βαρών θα τροφοδοτήσουν την αθροιστική μονάδα βαρών για των υπολογισμό της τελικής εξόδου του εκπαιδευμένου δικτύου.

Εάν μόνο ο νικητής νευρώνας στο ανταγωνιστικό επίπεδο συνεισφέρει στον υπολογισμό της τελικής εξόδου, τότε υπό συνθήκες θορύβου το δίκτυο δεν αναμένεται να αποδώσει καλά. Αυτός είναι και ο λόγος ύπαρξης της αθροιστικής μονάδας βαρών στο HS-ARTMAP δίκτυο για τον υπολογισμό της εξόδου του.

5.4.4 Η διαδικασία εκπαίδευσης του δικτύου HS-ARTMAP

Έχοντας περιγράψει πλήρως την αρχιτεκτονική του HS-ARTMAP δικτύου, στην ενότητα αυτή πραγματοποιείται εκτενής αναφορά στον αλγόριθμο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για το δίκτυο. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ξεκινά με μηδενικό αριθμό νευρώνων στο ανταγωνιστικό επίπεδο και στην πορεία προστίθενται σταδιακά νευρώνες στο δίκτυο προκειμένου να παράγουν ακριβείς προβλέψεις. Το πιο σημαντικό μέρος του αλγορίθμου εκπαίδευσης του HS-ARTMAP δικτύου συνοψίζεται στα βήματα που ακολουθούν :

Βήμα 1^ο : Επιλογή της τιμής κατωφλίου της παραμέτρου vigilance p_b , και της αρχικής τιμής της ακτίνας της γενικευμένης σφαίρας r_b , καθορισμός των τιμών των παραμέτρων Δr και α και αρχικοποίηση στην τιμή 0 του δείκτη J, που αναπαριστά τον τρέχοντα αριθμό των νευρώνων στο ανταγωνιστικό επίπεδο.

Βήμα 2^ο : Παρουσίαση μιας πρότυπης εισόδου \underline{x} , στην RBF-like μονάδα και της αντίστοιχης επιθυμητής πρότυπης εξόδου \underline{d} στην ART-like μονάδα. Στο σημείο αυτό υποτίθεται ότι ο νικητής νευρώνας είναι ο νευρώνας C_k όταν η επιθυμητή πρότυπη έξοδος είναι η \underline{d} στην ART-like μονάδα.

Βήμα 3^ο : Εάν δεν συναντηθεί ένας υπάρχων νευρώνας στο ανταγωνιστικό επίπεδο, τότε ο αλγόριθμος μεταβαίνει στο βήμα 8^ο για τη δημιουργία ενός νέου νευρώνα, προς αντιστοιχία με την πρώτη στη σειρά πρότυπη είσοδο \underline{x} . Διαφορετικά υπολογίζονται οι έξοδοι των υπάρχοντων νευρώνων στο ανταγωνιστικό επίπεδο με χρήση της εξίσωσης (5.6).

Βήμα 4^ο : Μετά τον παραπάνω υπολογισμό, ακολουθεί η εύρεση του νικητή νευρώνα j^* με κριτήριο τη μέγιστη έξοδο της συνάρτησης ακτινωτής βάσης :

$$\phi_{j^*}(\mathbf{x}) = \underset{j=1,\dots,J}{\text{Arg max}} \phi_j(\mathbf{x}) \quad (5.9)$$

Εδώ θεωρείται ότι ο τρέχων αριθμός των νευρώνων στο ανταγωνιστικό επίπεδο είναι J . Αν όλοι οι υπάρχοντες νευρώνες προκύψουν ανενεργοί τότε ο αλγόριθμος μεταβαίνει στο βήμα 8^ο, ειδάλλως στο βήμα 5^ο.

Βήμα 5^ο : Έλεγχος αν η έξοδος του νικητή νευρώνα είναι μεγαλύτερη από την τιμή της παραμέτρου vigilance που σχετίζεται με το νικητή νευρώνα :

$$\phi_{j^*}(\mathbf{x}) \geq p_{j^*} \quad (5.10)$$

Εάν η συνθήκη πληρείται τότε ακολουθεί το βήμα 6^ο, διαφορετικά γίνεται άλμα στο βήμα 8^ο.

Βήμα 6^ο : Έλεγχος αν τα πρότυπα δεδομένα εισόδου $\underline{\mathbf{x}}$ περιέχονται στη γενικευμένη σφαίρα, HS_{j^*} , που ορίζεται από το νικητή νευρώνα j^* :

$$\|\underline{\mathbf{x}} - \underline{\mathbf{c}}_{j^*}\| \leq r_{j^*} \quad (5.11)$$

Περίπτωση 1η : Το διάνυσμα δεδομένων περιέχεται εντός της γενικευμένης σφαίρας HS_{j^*} .

Συνθήκη 1.1 : $cw_{j^*,k} = 1$

Εφόσον το αναγνωριστικό (label) του νικητή νευρώνα ταιριάζει με τον νευρώνα C_k δεν χρειάζεται κάποια ενημέρωση των βαρών του νικητή νευρώνα και ο αλγόριθμος μπορεί να μεταβεί στο βήμα 2^ο για να συνεχιστεί η διαδικασία εκμάθησης νέων προτύπων.

Συνθήκη 1.2 : $cw_{j^*,k} \neq 1$

Εφόσον το αναγνωριστικό (label) του νικητή νευρώνα δεν ταιριάζει με τον νευρώνα C_k τίθεται $p_{j^*} = 1$ και ο αλγόριθμος μεταβαίνει στο βήμα 8^ο για την προσθήκη ενός νέου νευρώνα. Θέτοντας $p_{j^*} = 1$ αποφεύγεται η συμμετοχή στον j^* -οστό νευρώνα και άλλων προτύπων που ανήκουν σε κλάσεις διαφορετικές από αυτή του νικητή νευρώνα και μπορεί να συμπεριλαμβάνονται στην περιοχή της γενικευμένης σφαίρας HS_{j^*} .

Περίπτωση 2η : Το διάνυσμα δεδομένων δεν περιέχεται εντός της γενικευμένης σφαίρας HS_{j^*} .

Συνθήκη 2.1 : $cw_{j^*k} = 1$

Εάν $p_{j^*} = 1$, απενεργοποιείται ο νικητής νευρώνας και εκτελείται το βήμα 4ο για την αναζήτηση ενός άλλου νικητή . Αν όμως $p_{j^*} \neq 1$ εκτελείται το βήμα 7^ο για την ανανέωση των βαρών του νικητή νευρώνα.

Συνθήκη 2.1 : $cw_{j^*k} \neq 1$

Στην περίπτωση αυτή αυξάνεται ελάχιστα η τιμή της παραμέτρου vigilance που σχετίζεται με τον j^* -οστό νευρώνα ,με την πρόσθεση μιας πολύ μικρής ποσότητας σε αυτήν (π.χ. $p_{j^*} = \min [1.0, p_{j^*} + \Delta p]$) .Τότε απενεργοποιείται ο νευρώνας και εκτελείται το βήμα 4^ο για αναζήτηση επόμενου νικητή.

Βήμα 7^ο : Ανανέωση των βαρών του νικητή με την επέκταση της γενικευμένης σφαίρας που ορίζεται από τα βάρη του νικητή προκειμένου να επικαλύψει το τρέχον διάνυσμα εισόδου \underline{x} :

$$c_{j^*i} = x_i + \frac{r_{j^*} + \|\underline{x} - \underline{c}_{j^*}\|}{2r_{j^*}} (c_{j^*i} - x_i) \quad \text{για } 1 \leq i \leq n \quad (5.12)$$

$$r_{j^*} = \frac{r_{j^*} + \|\underline{x} - \underline{c}_{j^*}\|}{2} \quad (5.13)$$

Εκτελείται το βήμα 2^ο .

Βήμα 8^ο : Ένας νέος νευρώνας προστίθεται και αρχικοποιείται ως ακολούθως :

$$p_{J+1} = p_b \quad (5.14) ,$$

$$c_{J+1} = x_i \quad \text{με } 1 \leq i \leq n \quad (5.15) ,$$

$$r_{J+1} = r_b \quad (5.16) ,$$

$$cw_{(J+1),k} = 1 \quad (5.17) \text{ και}$$

$$J = J + 1 \quad (5.18).$$

Εκτελείται το βήμα 2^ο για την εκμάθηση του επόμενου προτύπου [□].

Από τον αλγόριθμο εκπαίδευσης του δικτύου HS-ARTMAP μπορούν να εξαχθούν κάποιες σημαντικές παρατηρήσεις :

1. Μικρότερες γενικευμένες σφαίρες θα σχηματιστούν εντός των μεγαλύτερων σφαιρών , προκειμένου να παραχθούν σωστές προβλέψεις για σημειακά δεδομένα που περιέχονται στις μεγάλες γενικευμένες σφαίρες, έχοντας όμως διαφορετικά αναγνωριστικά κλάσεων από αυτά της επιθυμητής κλάσης δεδομένων.
2. Γενικευμένες σφαίρες που αντιστοιχούν σε διαφορετικές κλάσεις δεδομένων μπορεί να επικαλύπτονται. Αυτός είναι και ο λόγος σχηματισμού μικρότερων σφαιρών που περιγράφει η παρατήρηση 1.
3. Αν ένα σημείο δεδομένων περιέχεται ταυτόχρονα σε διάφορες σφαίρες με διαφορετικά αναγνωριστικά κλάσεων η καθεμία, τότε το σημείο αυτό θα συμπεριληφθεί στη μικρότερη σφαίρα για λόγους ακρίβειας .
4. Όταν μια σφαίρα περιέχει δεδομένα (σημεία) με διαφορετικό αναγνωριστικό κλάσης από αυτήν , τότε αυτόματα αυξάνεται η παράμετρος vigilance, έτσι ώστε η σφαίρα να μην επεκτείνεται περαιτέρω. Ειδικά μια σφαίρα μπορεί να έχει μεγάλη πιθανότητα να περιέχει σημεία με διαφορετικά ως προς αυτήν αναγνωριστικά κλάσης.
5. Όταν αναγνωρίζεται ότι μια σφαίρα είναι κοντά σε σημεία με διαφορετικά ως προς αυτήν αναγνωριστικά κλάσης, τότε αυξάνεται λίγο η παράμετρος vigilance με την πρόσθεση μιας μικρής ποσότητας σε αυτήν. Έτσι για τις υπόλοιπες επαναλήψεις η σφαίρα θα επεκτείνεται πολύ συντηρητικά, προκειμένου να αποφευχθεί η δημιουργία ανεπιθύμητων φωλιασμένων μικρών σφαιρών.

Κεφάλαιο 6

Πιθανοτική πρόβλεψη ηλιακής παραγωγής με χρήση ARTMAP

Είδαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο τη θεωρία των (τεχνητών) νευρωνικών δικτύων, των δικτύων ARTMAP και ιδιαίτερα του HS-ARTMAP. Στη συνέχεια παρουσιάζονται με τη σειρά τα βήματα που ακολουθήσαμε μέχρι την ολοκλήρωση της προσομοίωσης. Παρατίθεται η αρχική προσέγγιση της πρόβλεψης, όπου το συνδυαστικό μοντέλο που αναπτύχθηκε βάσει της θεωρίας του προηγούμενου κεφαλαίου είναι αρκετά όμοιο με το RBF-pARTMAP^[54]. Αναλύεται στη συνέχεια ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκε για τη βελτίωση της πιθανοτικής πρόβλεψης και ο τρόπος με τον οποίο αυτός εντάχθηκε στο μοντέλο. Τέλος, η συνολική πρόβλεψη αποτιμάται και εξάγονται συμπεράσματα για την ορθότητά της.

6.1 Πρόβλεψη πριν τη βελτιστοποίηση

Η πρώτη προσέγγιση του προβλήματος περιελάμβανε την εκπαίδευση του νευρωνικού μας ARTMAP χωρίς αυτή να εγγυάται τη βέλτιστη προσαρμογή των παραμέτρων εισόδου. Τα μοντέλα πρόβλεψης της ηλιακής ενέργειας που αναπτύχθηκαν εφαρμόστηκαν για την περίπτωση της περιφέρειας της αν. Πελοποννήσου. Στην περιφέρεια αυτή ανήκουν οι νομοί Κορινθίας, Αργολίδας, Αρκαδίας και Λακωνίας και μέχρι τα μέσα του 2012 ήταν εγκατεστημένα 49 πάρκα ηλιακής ενέργειας ονομαστικής ισχύος 28MW. Οι χρονοσειρές της παραγόμενης ισχύος και των NWP που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και για την αποτίμηση των μοντέλων πρόβλεψης καλύπτουν το χρονικό διάστημα του ενός έτους και πέντε μηνών, συγκεκριμένα από την 1/1/2011 έως την 31/05/2012.

Από τις NWP χρησιμοποιήθηκαν οι προβλέψεις για την ηλιακή ακτινοβολία μικρού μήκους κύματος, για την ποσοστιαία επικάλυψη νεφών και για την θερμοκρασία για κάθε σημείο της περιφέρειας που είναι εγκατεστημένο ένα ηλιακό πάρκο. Επειδή όμως, δεν είναι διαθέσιμες οι ακριβείς συντεταγμένες όλων των ηλιακών πάρκων ή επειδή κάποια πάρκα βρίσκονται σε μικρή απόσταση μεταξύ τους, τα σημεία του πλέγματος των NWP που επιλέχθηκαν είναι τελικώς 34. Για τα ηλιακά πάρκα που δεν υπάρχουν διαθέσιμες οι συντεταγμένες του σημείου εγκατάστασης, επιλέχθηκε το

σημείο του πλέγματος των NWP που οι προβλέψεις έχουν την μεγαλύτερη συσχέτιση με την χρονοσειρά της ισχύος. Η είσοδος λοιπόν των μοντέλων πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν περιέχουν τις 34 προβλέψεις για κάθε μετεωρολογική μεταβλητή (ακτινοβολία, θερμοκρασία, ποσοστό νέφωσης), την ώρα για την οποία γίνεται η πρόβλεψη και το μήνα. Συνολικά, το διάνυσμα εισόδου του μοντέλου περιέχει 104 μεταβλητές.^[68]

Οι 104 παράμετροι της εισόδου (input) πολλαπλασιάστηκαν με συντελεστές οι οποίοι προέκυψαν με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος. Το επιθυμητό διάνυσμα στόχου (target) του δικτύου προσδιορίστηκε με επισκόπηση των παρατηρούμενων χρονοσειρών της αντίστοιχης ηλιακής ισχύος.

Με την εκπαίδευση προέκυψε ένας αριθμός κλάσεων ισχύος που η κάθε μια εμφανίστηκε κατά την αποτίμηση με μια συγκεκριμένη πιθανότητα, για κάθε σύνολο παρατηρήσεων-δειγμάτων (targets).

Όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο, η έξοδος του μοντέλου προέκυψε με χρήση συνάρτησης ακτινωτής βάσης (RBF). Συγκεκριμένα εξήχθησαν πιθανότητες για κάθε κλάση ισχύος, όπως και στη μελέτη [54].

Όσον αφορά στον υπολογισμό της πιθανότητας κάθε κλάσης ισχύος, σύμφωνα με την εργασία [54] η πιθανότητα $\xi_{k,t+h}$ εμφάνισης της ισχύος της κλάσης k εξαρτάται από την προβλεπόμενη τιμή ισχύος για την αμέσως προηγούμενη ώρα \hat{y}_{t+h-1} και από το διάνυσμα εισόδου $X_{t/t+h}$. Δηλαδή οι δεσμευμένες πιθανότητες (conditional probabilities) $\xi_{k,t+h}$ κάθε κλάσης k υπολογίζονται από τη σχέση:

$$\xi_{k,t+h} = \Pr(\hat{y}_{t+h-1} = k | X_{t/t+h}) \quad \forall k \in [1..K]$$

Η προβλεπόμενη τιμή ισχύος \hat{y}_{t+h} για χρόνο $t+h$ παράγεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$\hat{y}_{t+h} = \arg \max \{ \Pr(\hat{y}_{t+h} = k | X_{t/t+h}) \} \quad \forall k \in [1..K]$$

Για τον υπολογισμό των δεσμευμένων πιθανοτήτων $\xi_{k,t+h}$ κάθε κλάσης k γίνεται χρήση

του κανόνα του Bayes:
$$\xi_{k,t+h} = \frac{\Pr(\hat{y}_{t+h} = k) \Pr(X_{t/t+h} | \hat{y}_{t+h} = k)}{\Pr(X_{t/t+h})} \quad \forall k \in [1..K]$$

Για τον υπολογισμό των παραπάνω πιθανοτήτων \Pr , χρησιμοποιείται η μονάδα εκτίμησης πιθανότητας (probability estimation module). Όπως είναι φυσικό, αυτή η μονάδα ενεργοποιείται μετά την εκπαίδευση, κατά την αποτίμηση του μοντέλου.

Αρχικά υπολογίζονται οι έξοδοι $\varphi_j(x_n)$ των συναρτήσεων βάσης (basis functions) στην RBF-like μονάδα του μοντέλου, όπως αυτό αναλύθηκε στην ενότητα 5.4.3. Ακολούθως, μόνο οι έξοδοι $\varphi_j(x_n)$ της RBF που ικανοποιούν τη σχέση

$\varphi_j(x_n) \geq \theta_{rec}$ λαμβάνονται υπόψη για τον υπολογισμό των δεσμευμένων πιθανοτήτων $\xi_{k,t+h}$. Η παράμετρος θ_{rec} είναι προκαθορισμένη και στην προσομοίωση μας τέθηκε ίση με 0.2, η οποία προέκυψε με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος.

Αν j' υποδηλώνει δείκτες των κρυμμένων μονάδων (hidden units) όπου η ανωτέρω συνθήκη ικανοποιείται και j'' υποδηλώνει δείκτες των κρυμμένων μονάδων σχετιζόμενους με την κλάση k , οι πιθανότητες $\xi_{k,t+h}$ που είδαμε προηγούμενα μπορούν να υπολογιστούν από τις εξής σχέσεις:

$$\Pr(\hat{y}_{t+h} = k) = \frac{N_k}{\sum_{\forall k} N_k}$$

$$\Pr(X_{t/t+h} | \hat{y}_{t+h} = k) = \frac{\sum_{\forall j''} N_{c,j''}}{N_k} = 1$$

$$\Pr(X_{t/t+h}) = \frac{\sum_{\forall j'} N_{c,j'}}{\sum_{\forall j} N_{c,j}}$$

N_k είναι ο αριθμός των υποδειγμάτων εξόδου (output patterns) d_n για κάθε n που έχει αντιστοιχηθεί στην k -οστή κλάση στο παρελθόν. Συνδυάζοντας όλες τις προηγούμενες σχέσεις προκύπτει τελικά η σχέση υπολογισμού των δεσμευμένων πιθανοτήτων $\xi_{k,t+h}$ [54].

$$\xi_{k,t+h} = \frac{N_k}{\sum_{\forall j'} N_{c,j'}}$$

Για την αποτίμηση της αρχικής αυτής πρόβλεψης, εξήχθησαν οι δείκτες *αξιοπιστίας*, *αιχμηρότητας* και *crrps*, οι οποίοι παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 3 και υπενθυμίζονται αμέσως παρακάτω.

Αξιοπιστία (reliability)

Η αξιοπιστία, παρότι δεν αρκεί από μόνη της για να εκτιμηθεί επακριβώς η επιτυχία της πρόβλεψης, αποτελεί θεμελιώδες κριτήριο προς εξέταση. Είναι η ικανότητα του μοντέλου να παρέχει προβλέψεις εκατοστημορίων $\hat{q}_{t/t+h}^a$ που ικανοποιούν τη σχέση $P(p_t < q_t^a) = \alpha$ ή $q_t^a = F_t^{-1}(\alpha)$ με P να είναι η πιθανότητα της ηλιακής ισχύος p_t να είναι μικρότερη από το εκατοστημόριο q_t και F_t είναι η αθροιστική συνάρτηση πυκνότητας (cumulative density function, cdf).

Για τον υπολογισμό της αξιοπιστίας, αρχικά πρέπει να υπολογιστεί η ενδεικτική μεταβλητή (indicator variable) για κάθε επόμενη χρονική στιγμή (look-ahead time) ξεχωριστά. Η ενδεικτική μεταβλητή $I_{t/t+h}^{(a)}$ της πρόβλεψης εκατοστημορίου $\hat{q}_{t/t+h}^a$ για βήμα πρόβλεψης h με ονομαστική πιθανότητα α ορίζεται ως η επιτυχία (*hit*) ή η αποτυχία (*miss*) της προηγούμενης σχέσης. Δηλαδή

$$I_{t/t+h}^{(a)} = \begin{cases} 1, & \text{if } p_{t+h} < \hat{q}_{t/t+h}^a \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

p_{t+h} είναι η μέτρηση της ηλιακής ισχύος για χρόνο $t+h$. Από τον ορισμό της αξιοπιστίας, το αναλογία (proportion) \hat{a}_h^a των hits στο σύνολο αποτίμησης πρέπει να είναι όσο το δυνατόν κοντύτερα στην ονομαστική πιθανότητα των προβλέψεων εκατοστημορίων. Στο τέλος, η αξιοπιστία καθορίζεται ως η απόκλιση των εμπειρικών από τις ονομαστικές πιθανότητες^[28].

Αιχμηρότητα (sharpness)

Η αιχμηρότητα ορίζεται ως ο μέσος όρος της απόστασης που καλύπτουν τα διαστήματα πρόβλεψης. Εκφράζει την ικανότητα του μοντέλου να συγκεντρώνει την πληροφορία αβεβαιότητας της πρόβλεψης ηλιακής ισχύος. Η αιχμηρότητα $\bar{\delta}_h^{(1-2\alpha)}$ αποτιμάται στα διαστήματα πρόβλεψης, εν προκειμένω τα συμμετρικά ζευγάρια των εκατοστημορίων, χωρίς να λαμβάνονται υπόψη οι παρατηρήσεις της ισχύος και έχει τη

μορφή^[28]:
$$\bar{\delta}_h^{(1-2\alpha)} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{q}_{t/t+h}^{(1-\alpha)} - \hat{q}_{t/t+h}^{(\alpha)}) \quad \forall \alpha < 0.5$$

CRPS (cumulative ranked probability score)

Ο δείκτης CRPS συνδυάζει τους δείκτες αξιοπιστίας (reliability) και αιχμηρότητας (sharpness) σε ένα μόνο κριτήριο και εκτιμά την ολική προβλεπτική πυκνότητα (predictive density) ως εξής:

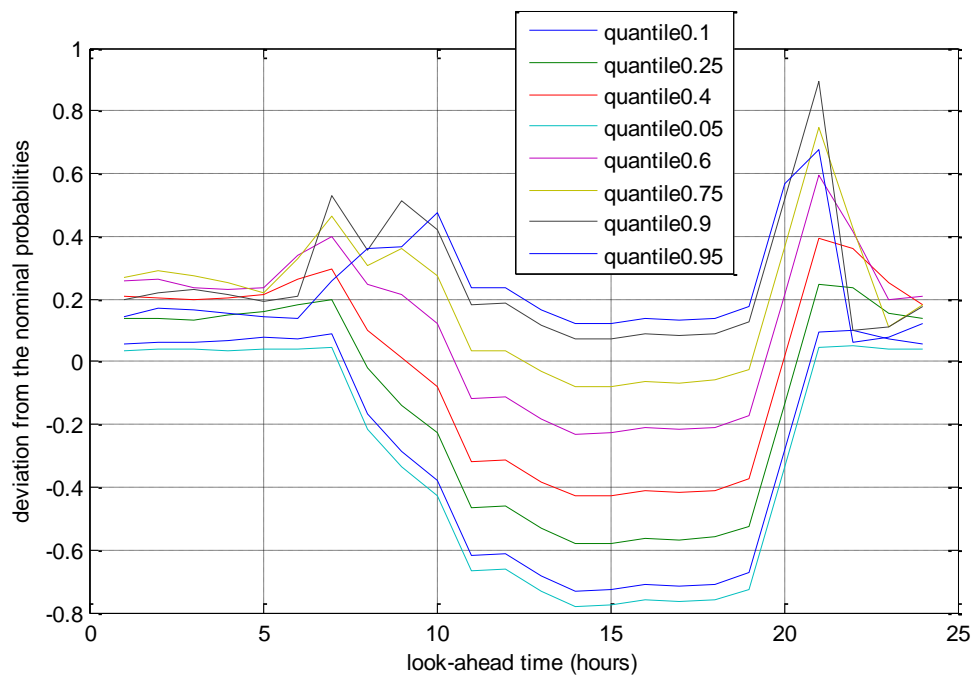
$$crps(\hat{F}_{t+k|t}(y), y_{t+k}) = \int_{-\infty}^{\infty} (\hat{F}_{t+k|t}(y) - I(y \geq y_{t+k}))^2 dy$$

όπου $\hat{F}_{t+k|t}(y)$ είναι η πρόβλεψη μας, y_{t+k} η αντίστοιχη παρατήρηση/επιβεβαίωση και $I(\cdot)$ είναι η ενδεικτική συνάρτηση που ισούται με 1 αν το γεγονός μέσα στην παρένθεση είναι αληθές και με 0 αλλιώς. Ο μέσος όρος αυτών των CRPS τιμών πάνω σε κάθε ζευγάρι πρόβλεψης/επιβεβαίωσης παρέχει ένα αποτέλεσμα για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης

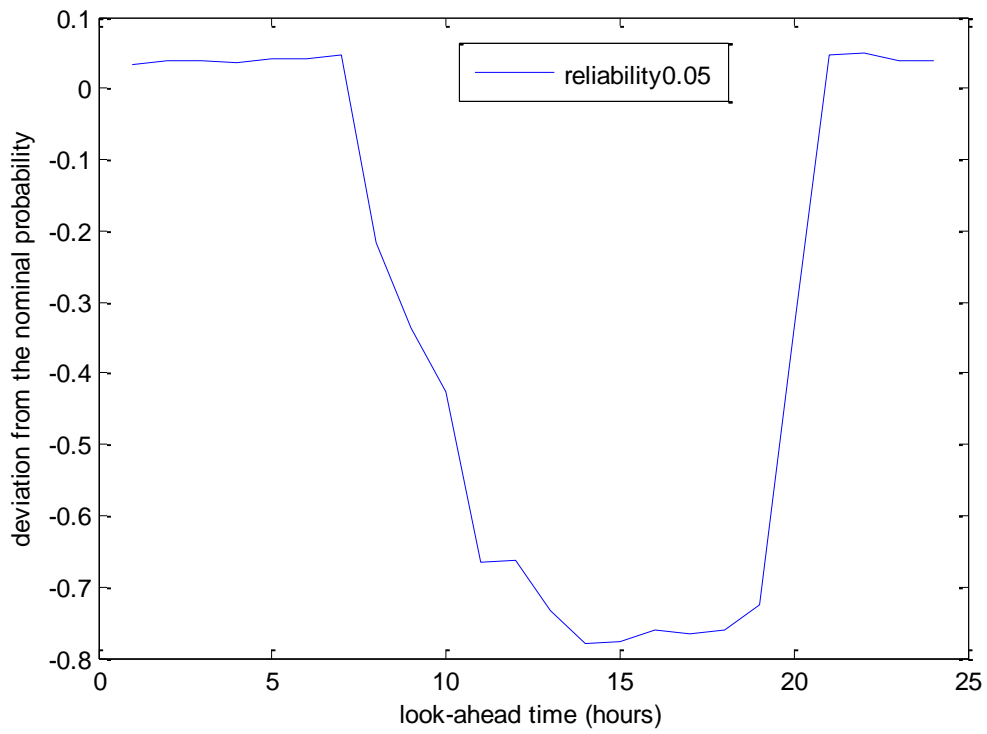
$$CRPS(k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N crps(\hat{F}_{t+k|t}(y), y_{t+k})$$

όπου το N είναι ο αριθμός των δειγμάτων μας.

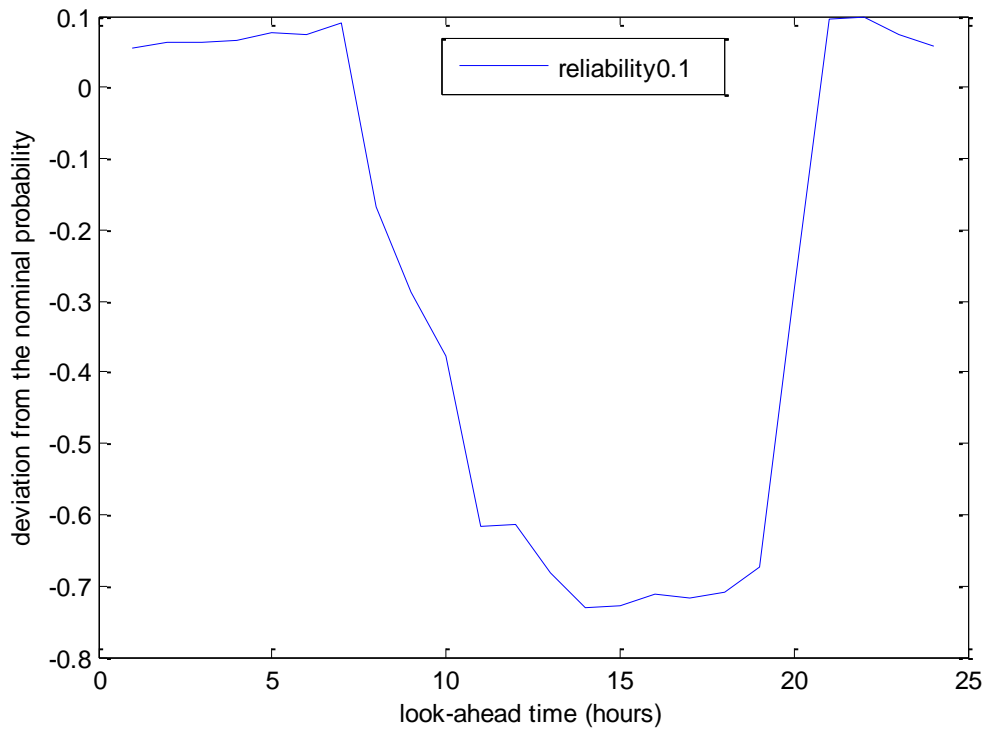
Με βάση τα ανωτέρω, λοιπόν, τα διαγράμματα αξιοπιστίας, αιχμηρότητας και crps για πρόβλεψη έως 24 ώρες μπροστά φαίνονται παρακάτω.



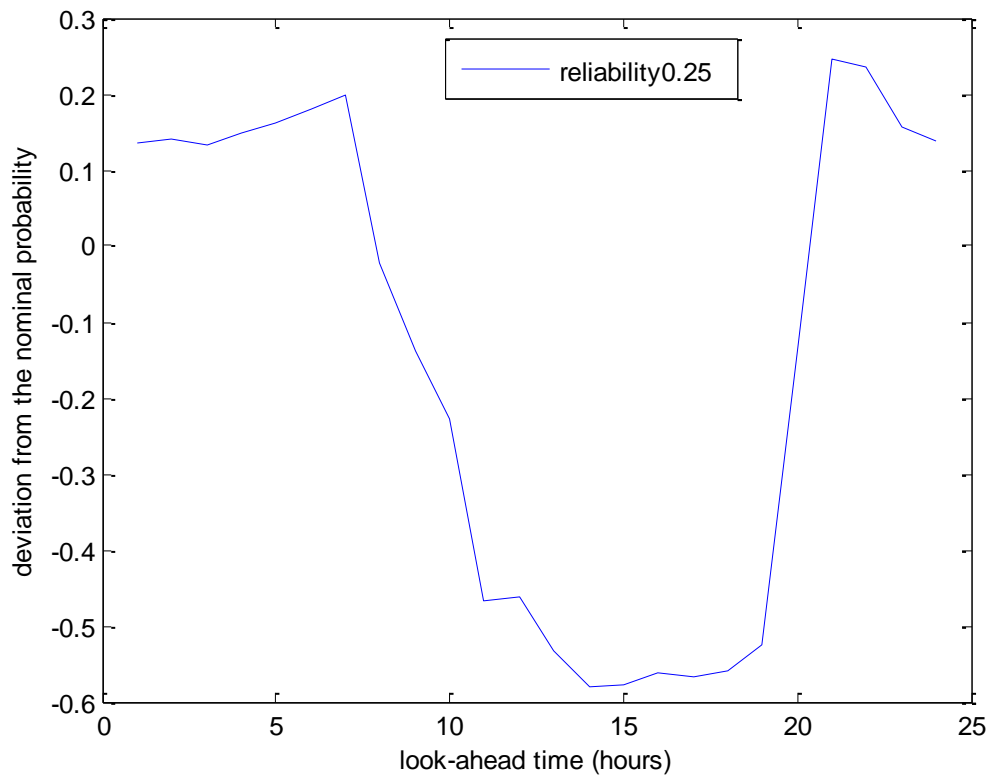
Εικόνα 6.1 : Συγκεντρωτικά διαγράμματα αξιοπιστίας αρχικής πρόβλεψης.



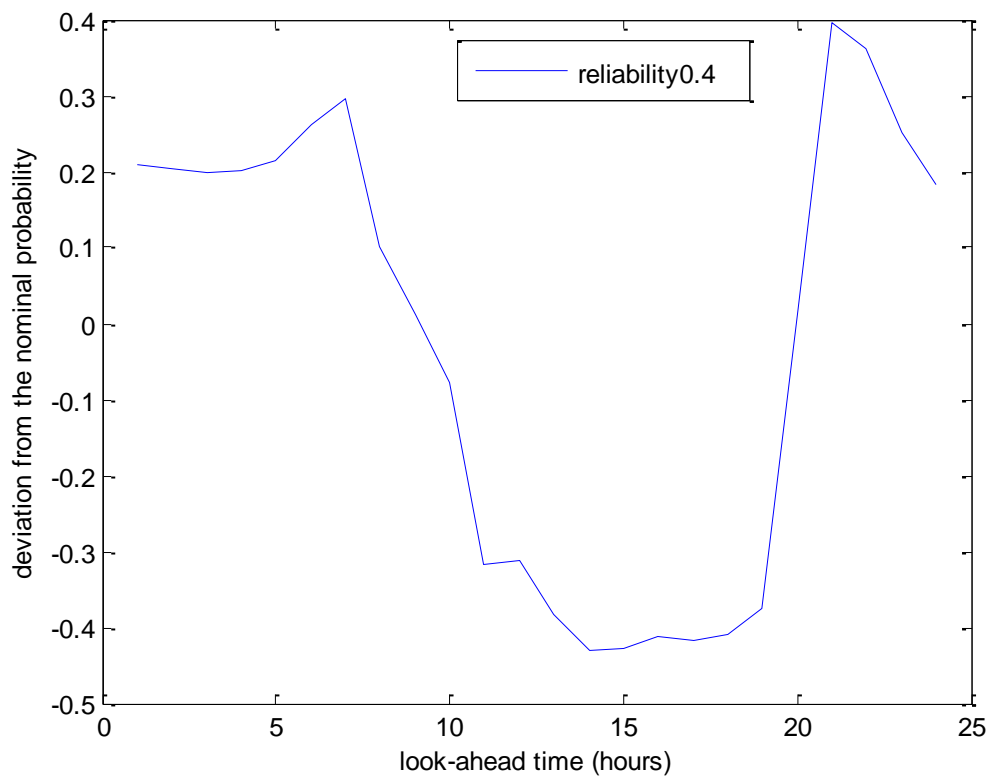
Εικόνα 6.2 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.05 .



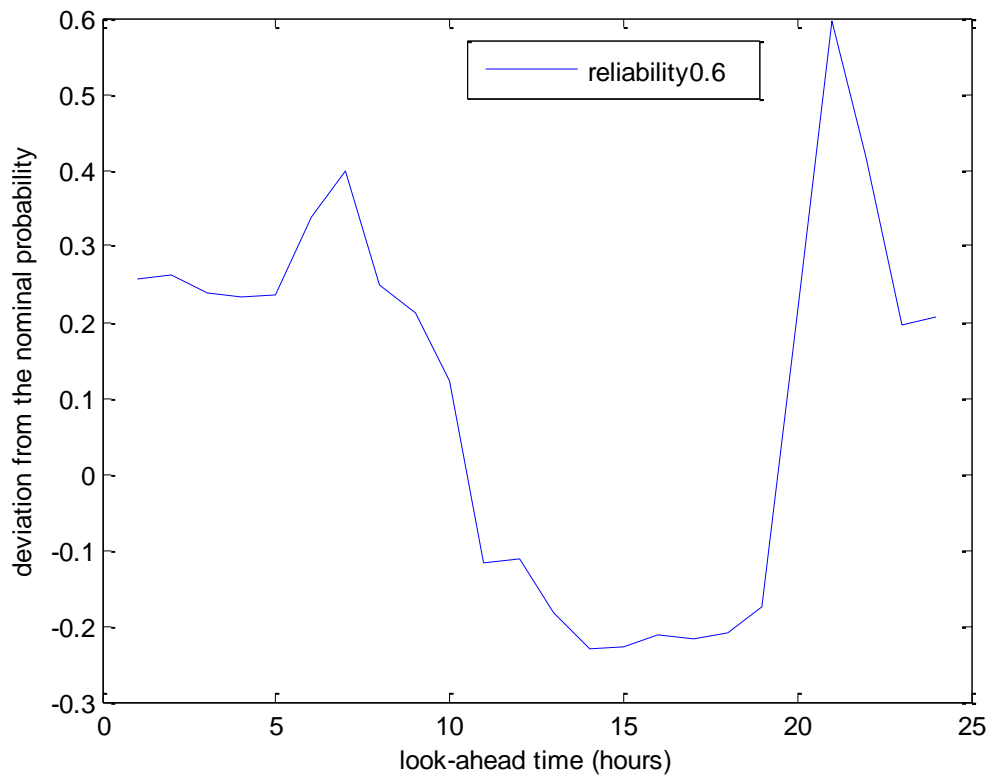
Εικόνα 6.3 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.1 .



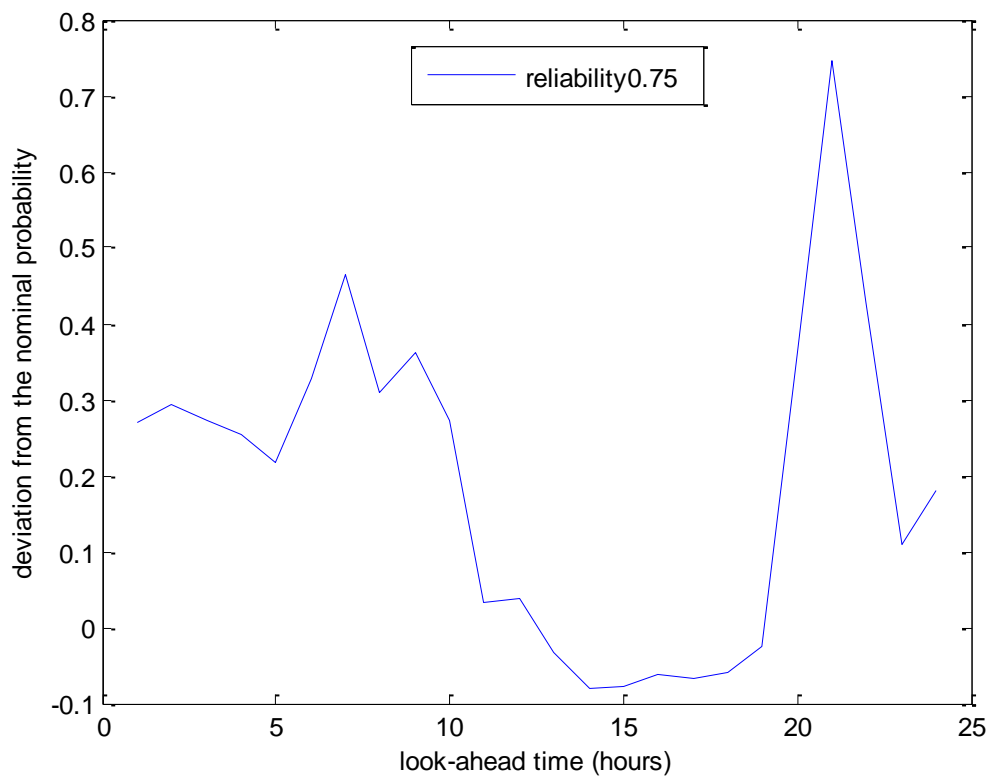
Εικόνα 6.4 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.25 .



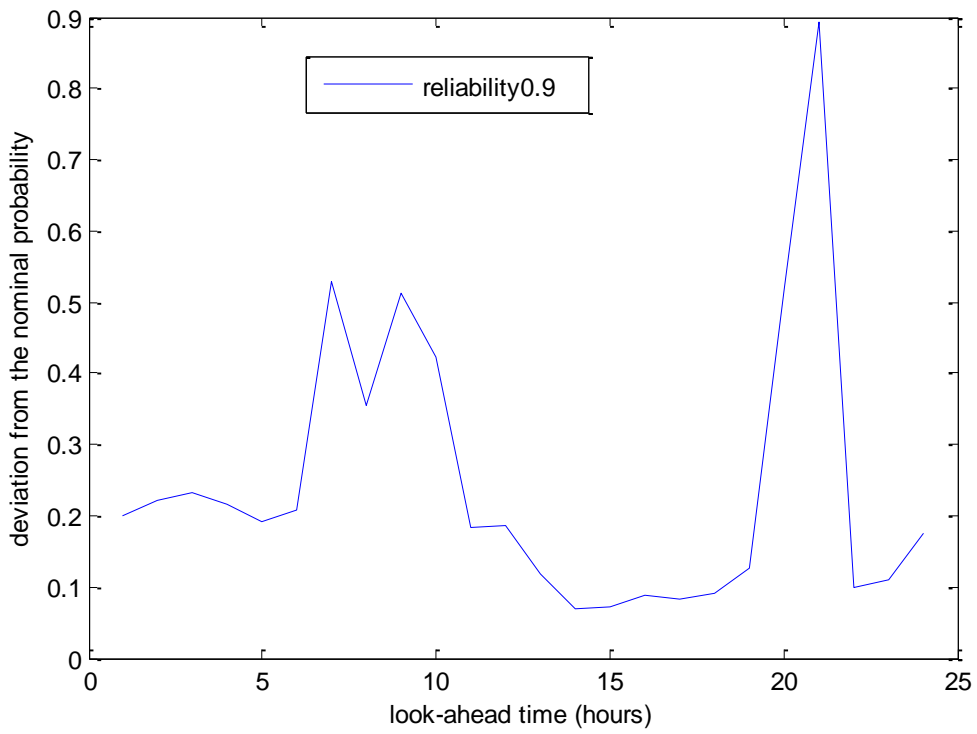
Εικόνα 6.5 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.4 .



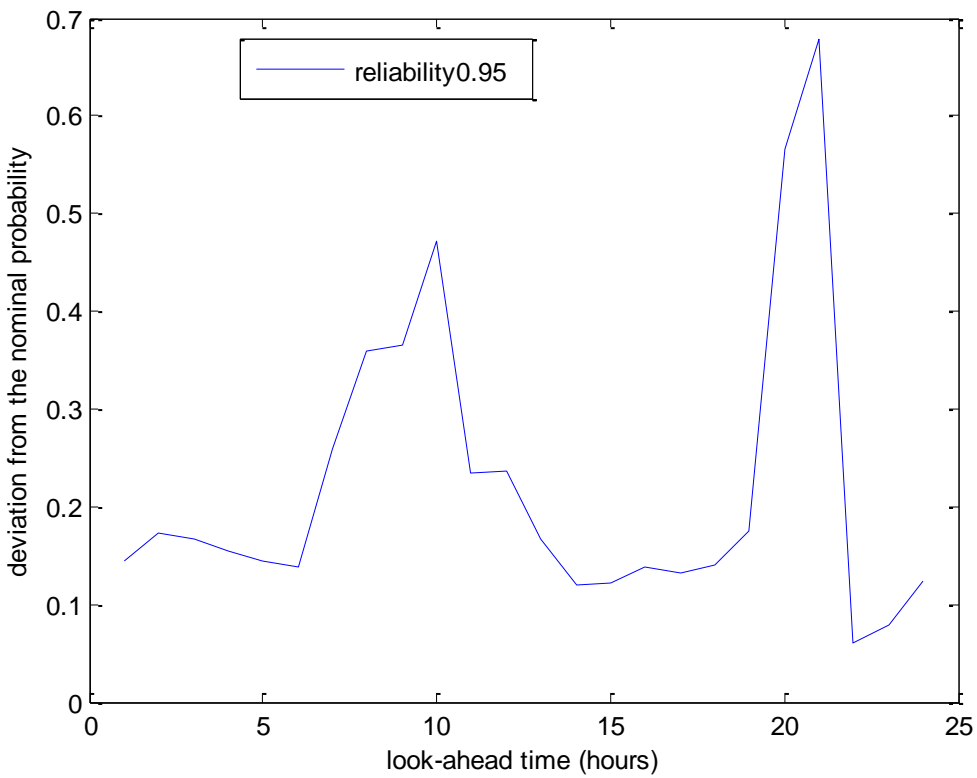
Εικόνα 6.6 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.6 .



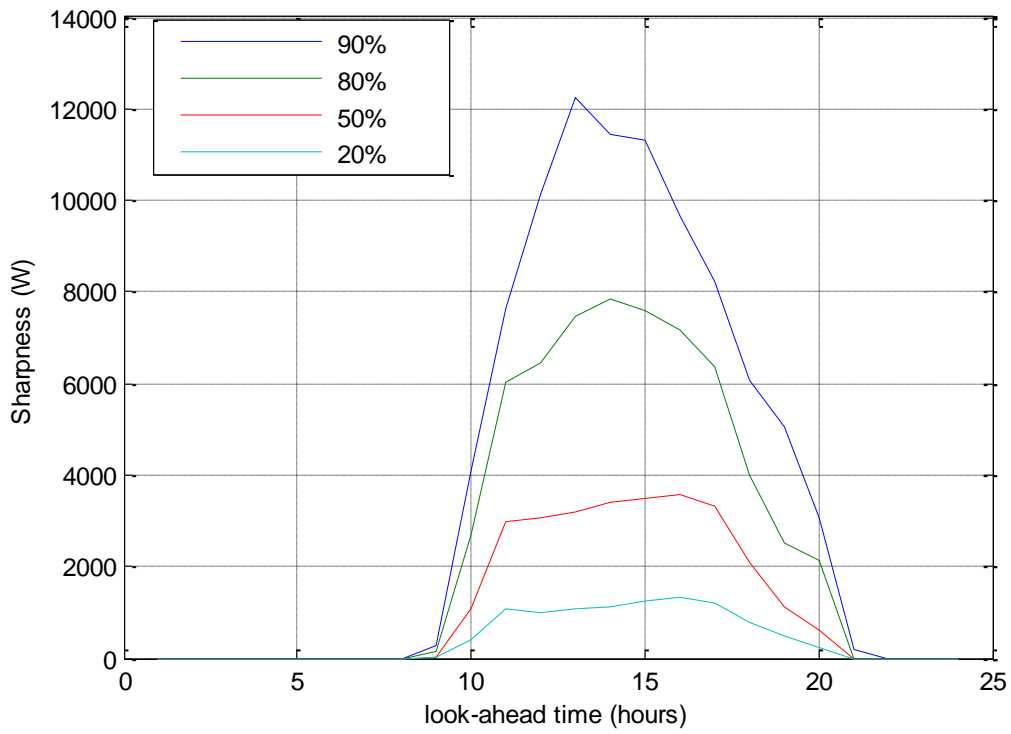
Εικόνα 6.7 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.75 .



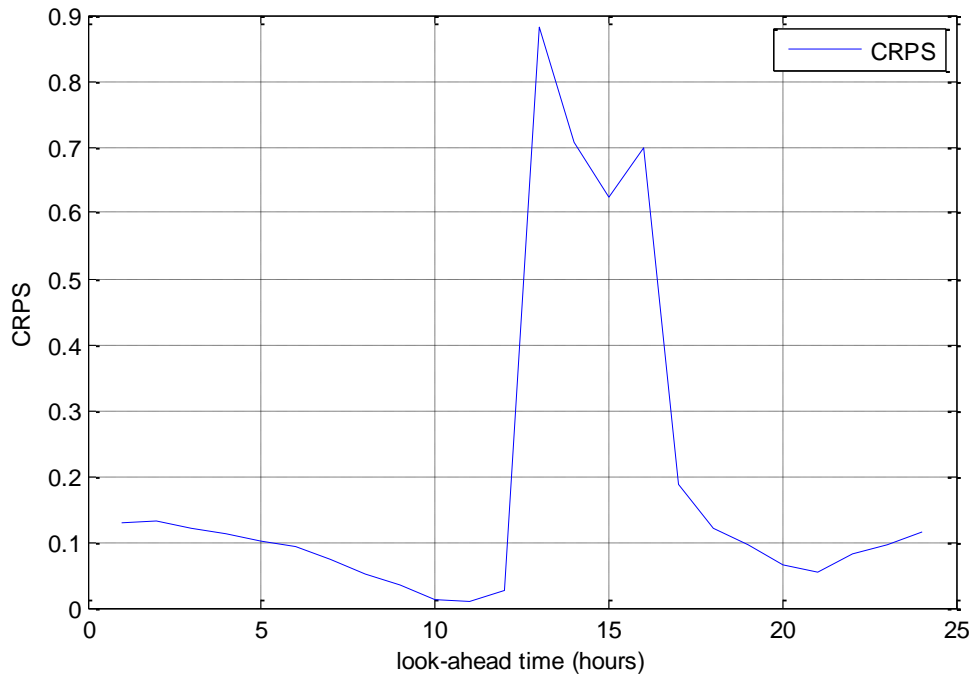
Εικόνα 6.8 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.9 .



Εικόνα 6.9 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.95 .



Εικόνα 6.10 : Διάγραμμα αιχμηρότητας αρχικής πρόβλεψης.



Εικόνα 6.11 : Διάγραμμα crps αρχικής πρόβλεψης.

6.2 Βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων

Μετά τα πρώτα αποτελέσματα της προσομοίωσης προέκυψε μια πρόβλεψη ηλιακής παραγωγής η οποία, ναι μεν ακολουθούσε όλες τις αρχές πιθανοτικών προγνώσεων, αλλά είχε περιθώρια βελτίωσης. Κρίθηκε σκόπιμη η βελτιστοποίηση της πρόβλεψης ώστε να μειωθεί η αβεβαιότητα και να αυξηθεί η αξιοπιστία της. Στην κατεύθυνση αυτήν χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης PSO.

6.2.1 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης Particle Swarm Optimization (PSO)^[63,64]

Στην επιστήμη των υπολογιστών, η PSO είναι μια υπολογιστική μέθοδος που βελτιστοποιεί ένα πρόβλημα προσπαθώντας επαναληπτικά να βελτιώσει μια υποψήφια λύση με βάση ένα δεδομένο μέτρο ποιότητας. Η PSO βελτιστοποιεί ένα πρόβλημα έχοντας έναν πληθυσμό υποψηφίων λύσεων ονόματι σωματίδια (particles) και μετακινώντας αυτά τα σωματίδια γύρω στο χώρο έρευνας (search-space) σύμφωνα με απλές μαθηματικές φόρμουλες που αφορούν τη θέση και την ταχύτητα των σωματιδίων. Η κίνηση κάθε σωματιδίου επηρεάζεται από την τοπική καλύτερη γνωστή του θέση και οδηγείται επίσης προς τις καλύτερες γνωστές θέσεις στο χώρο έρευνας, οι οποίες ανανεώνονται όσο καλύτερες θέσεις βρίσκονται από άλλα σωματίδια. Αυτό αναμένεται να μετακινήσει το σμήνος (swarm) προς τις καλύτερες λύσεις.

Η ιδέα της βελτιστοποίησης PSO αποδίδεται στους *Kennedy and Ebberhart*^[65] και αρχικά σκόπευε στην προσομοίωση κοινωνικής συμπεριφοράς, ως μια αναπαράσταση της κίνησης των οργανισμών σε ένα σμήνος πτηνών ή σε μια σχολή ψαρέματος. Ο αλγόριθμος απλοποιήθηκε και παρατηρήθηκε να εφαρμόζει βελτιστοποίηση. Το αντίστοιχο βιβλίο των *Kennedy and Ebberhart* περιγράφει πολλές φιλοσοφικές οπτικές της PSO και της οξυδέρκειας του σμήνους (swarm intelligence).

Η PSO κάνει ελάχιστες ή καθόλου υποθέσεις σχετικά με το πρόβλημα προς βελτιστοποίηση και μπορεί να ερευνήσει πολύ μεγάλους χώρους υποψηφίων λύσεων. Εντούτοις, τεχνικές σαν την PSO δεν εγγυώνται την εύρεση βέλτιστης λύσης. Πιο συγκεκριμένα, η PSO δεν χρησιμοποιεί την κλίση (gradient) του προβλήματος προς βελτιστοποίηση, που σημαίνει ότι η PSO δεν απαιτεί να είναι το πρόβλημα παραγωγίσιμο (κάτι που απαιτούν οι κλασικές μέθοδοι βελτιστοποίησης, όπως οι gradient descent και quasi-newton). Επομένως, η PSO μπορεί να χρησιμοποιηθεί επίσης σε προβλήματα βελτιστοποίησης που είναι μερικώς ανώμαλα, θορυβώδη, χρονικά μεταβαλλόμενα κτλ.

Ο αλγόριθμος PSO περιλαμβάνει κάποιες παραμέτρους (tuning parameters) που επηρεάζουν ραγδαία την απόδοση του αλγορίθμου, οι οποίες συνήθως αναφέρονται ως συναλλαγή εξερεύνησης-εκμετάλλευσης (exploration-exploitation tradeoff). Η εξερεύνηση είναι η ικανότητα δοκιμής ποικίλων περιοχών στο χώρο του προβλήματος ώστε να εντοπιστεί ένα καλό βέλτιστο (optimum), ιδανικά η γενική-παγκόσμια (global) λύση. Εκμετάλλευση είναι η ικανότητα συγκέντρωσης της έρευνας γύρω από μια υποσχόμενη υποψήφια λύση ώστε να εντοπιστεί το βέλτιστο ακριβώς. Παρά τις πρόσφατες ερευνητικές προσπάθειες, η επιλογή των αλγοριθμικών παραμέτρων

παραμένει εμπειρική σε μεγάλο βαθμό. Μια πλήρης θεωρητική ανάλυση του αλγορίθμου δίνεται στη μελέτη [66] από τους *Clerk and Kennedy* ^[63].

Παρατίθενται ακολούθως οι βασικές εξισώσεις υπολογισμού στον αλγόριθμο PSO καθώς και τα βασικά βήματα που περιλαμβάνει.

Εξισώσεις υπολογισμού της ανανέωσης της ταχύτητας και της θέσης αντίστοιχα κάθε σωματιδίου^[70]:

$$\vec{v}_{t+1} = \vec{v}_t + \underbrace{c_1 r_1 (\vec{p}_t - \vec{x}_t)}_{\text{cognitive component}} + \underbrace{c_2 r_2 (\vec{p}_t^g - \vec{x}_t)}_{\text{social component}}$$

$$\vec{x}_{t+1} = \vec{x}_t + \vec{v}_{t+1}$$

όπου \vec{x}_t είναι η θέση του σωματιδίου, \vec{v}_t είναι η ταχύτητα του σωματιδίου, \vec{p}_t είναι η καλύτερη αποθηκευμένη ατομική θέση του σωματιδίου, \vec{p}_t^g είναι η καλύτερη αποθηκευμένη θέση του σμήνους, c_1 και c_2 είναι η γνωστική και η κοινωνική παράμετρος αντίστοιχα και r_1 και r_2 είναι τυχαίοι θετικοί αριθμοί μικρότεροι του 1.

Η βασική μορφή του PSO φαίνεται στον παρακάτω ψευδοκώδικα^[69]:

```

Randomly generate an initial population
repeat
  for i = 1 to population_size do
    if  $f(\vec{x}_i) < f(\vec{p}_i)$  then  $\vec{p}_i = \vec{x}_i$  ;
     $\vec{p}_g = \min(\vec{p}_{neighbours})$ ;
    for d = 1 to dimensions do
      velocity_update();
      position_update();
    end
  end
until termination criterion is met.

```

6.2.2 Ένταξη του αλγορίθμου PSO στο τελικό πρόγραμμα

Σκοπός ήταν *ελαχιστοποίηση* του μέτρου *crps*, ώστε να χαρακτηριστεί βέλτιστο. Για να το πετύχουμε θα έπρεπε να εξαχθούν οι βέλτιστες παράμετροι εισόδου μέσω συνεχόμενων εφαρμογών της PSO και στο τέλος να εκπαιδεύσουμε το νευρωνικό μας με τις βέλτιστες παραμέτρους. Στην κατεύθυνση αυτή, εκπαιδεύσαμε πρώτα το νευρωνικό ARTMAP με μοναδιαίους συντελεστές παραμέτρων, σαν να μην υπεισερχόταν καμία διαφορά βαρύτητας στις διάφορες παραμέτρους. Οπότε,

αποθηκεύσαμε σε αντίστοιχους πίνακες στο MATLAB τα πραγματικά δεδομένα- παρατηρήσεις (targets) και τις βασικές εισόδους (inputs), δηλαδή τις εισόδους με μοναδιαίο βάρος για κάθε παράμετρο. Στη συνέχεια κατασκευάσαμε τη συνάρτηση προς βελτιστοποίηση, `artmap_optim`, η οποία λάμβανε ως εισόδους το προηγούμενος βασικά εκπαιδευμένο δίκτυο με τις εισόδους και τις παραμέτρους προς βελτιστοποίηση. Το εξαγόμενο της ήταν ο δείκτης *crps*, αφού ουσιαστικά τη βελτιστοποίηση (ελαχιστοποίηση) αυτού του γενικού δείκτη επιδιώκαμε. Για την κατασκευή του *crps* χρειάστηκε πρώτα ο υπολογισμός των πιθανοτήτων των κλάσεων με τρόπο όμοιο με αυτόν που περιγράφηκε στην ενότητα 6.1.

Αυτήν ακριβώς τη συνάρτηση καλούνταν να βελτιστοποιήσει ο αλγόριθμος PSO, ο οποίος λάμβανε ως βασικές εισόδους τη συνάρτηση προς βελτιστοποίηση `artmap_optim` και τα άνω και κάτω όρια των 104 παραμέτρων προς βελτιστοποίηση. Θέσαμε ένα ικανοποιητικά μεγάλο, αλλά όχι “άπειρο”, χρονικό όριο για την εξαγωγή των βέλτιστων παραμέτρων. Ένα αντιπροσωπευτικό *TimeLimit* που θα μας επέτρεπε να εξάγουμε αξιόπιστη πρόβλεψη με βέλτιστο, κατά το δυνατόν, *crps*. Ακόμα, ορίστηκαν οι μεταβλητές εισόδου στον αλγόριθμο PSO: *Initial Population*, που ορίζει τον αρχικό πληθυσμό των σωματιδίων (εν προκειμένω το αρχικό διάνυσμα των 104 παραμέτρων), *Initial Velocities* που ορίζει την αρχική τους ταχύτητα, *Generations* που ορίζει για πόσες γενιές θα επαναλαμβάνεται ο αλγόριθμος, *Population Size* που ορίζει το μέγεθος του πληθυσμού κάθε γενιάς, *Cognitive Attraction* που ορίζει τη γνωστική παράμετρο, *Social Attraction* που ορίζει την κοινωνική παράμετρο.

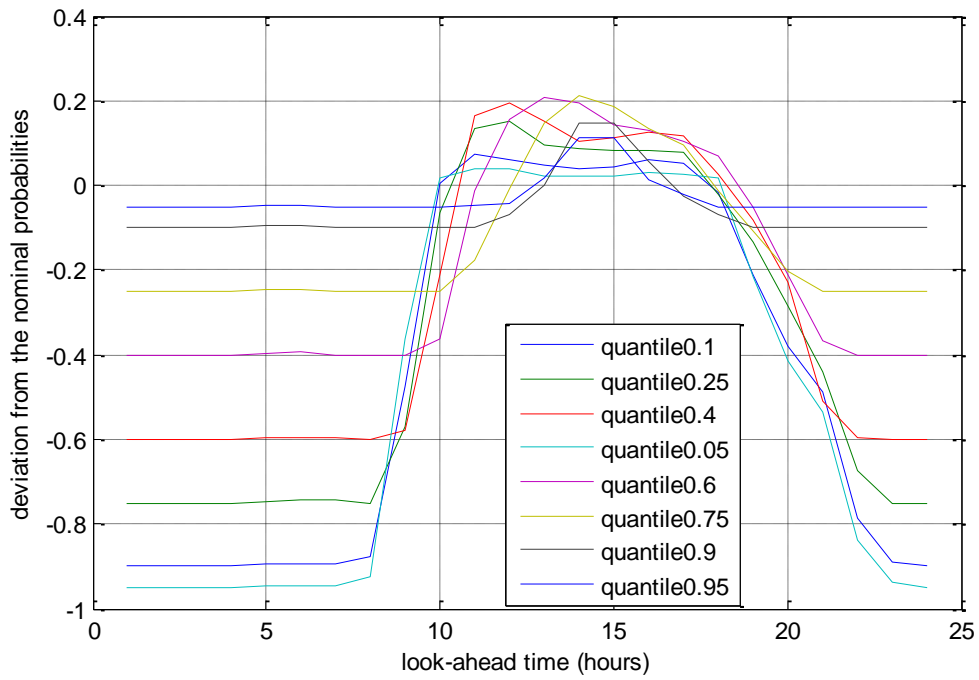
Μετά το τέλος της εκτέλεσης του αλγορίθμου PSO είχαμε πλέον βέλτιστο διάνυσμα παραμέτρων. Με είσοδο αυτό εκπαιδεύτηκε και αποτιμήθηκε εκ νέου το νευρωνικό δίκτυο για όλες πλέον τις παρατηρήσεις ηλιακής ισχύος όλης της χρονικής περιόδου που εξετάστηκε. Προέκυψαν οι νέες κλάσεις ισχύος, με τρόπο όμοιο με αυτόν που εφαρμόστηκε στην αρχική -μη βέλτιστη- πρόβλεψη. Στη συνέχεια εξήχθησαν τα νέα μέτρα αποτίμησης.

Στο τέλος του συνολικού προγράμματος προέκυψε μια ικανοποιητική πρόβλεψη, η αξιολόγηση της οποίας παρουσιάζεται στην επόμενη ενότητα.

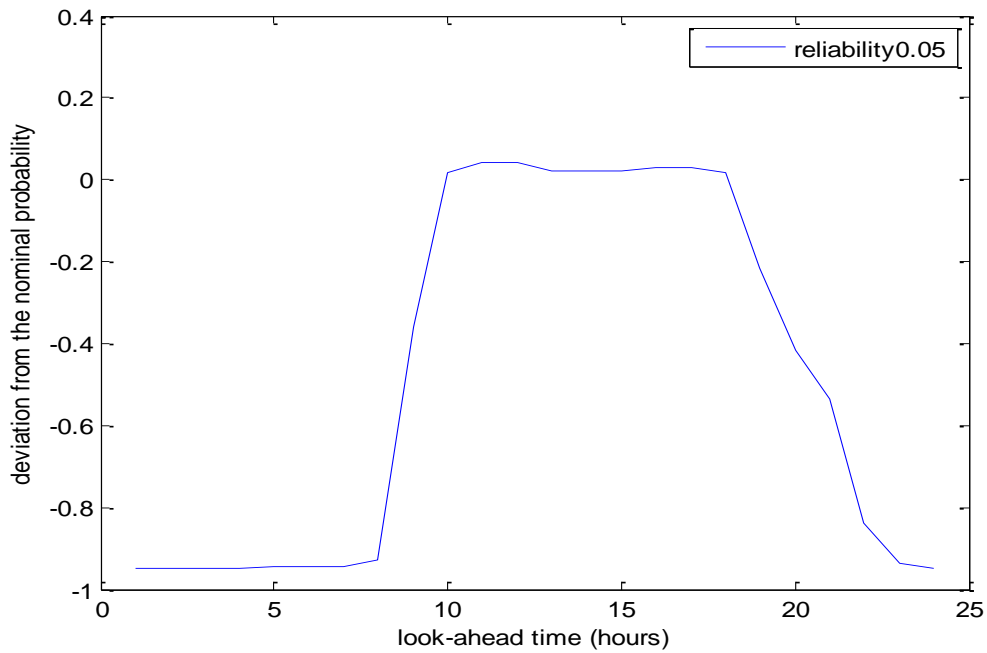
6.3 Τελική αξιολόγηση της πρόβλεψης

Μετά και την ενσωμάτωση της βελτιστοποίησης PSO στο πρόγραμμά μας, καταλήξαμε σε μια πρόβλεψη η οποία μπορεί να χαρακτηριστεί βέλτιστη. Οι δείκτες *αξιοπιστίας*, *αιχμηρότητας* και *crps* αποδεικνύουν ότι η πρόβλεψη είναι πιο αξιόπιστη και με μικρότερο σφάλμα σε σχέση με την αρχική.

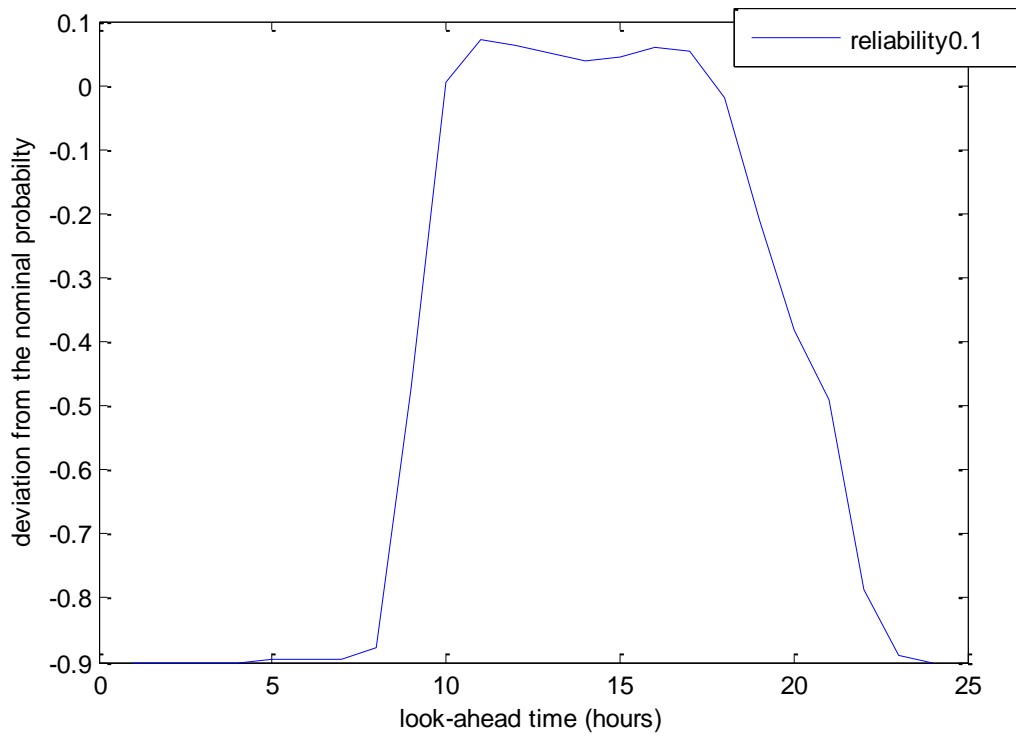
Τα αντίστοιχα διαγράμματα για πρόβλεψη έως και 24 ώρες μπροστά φαίνονται παρακάτω.



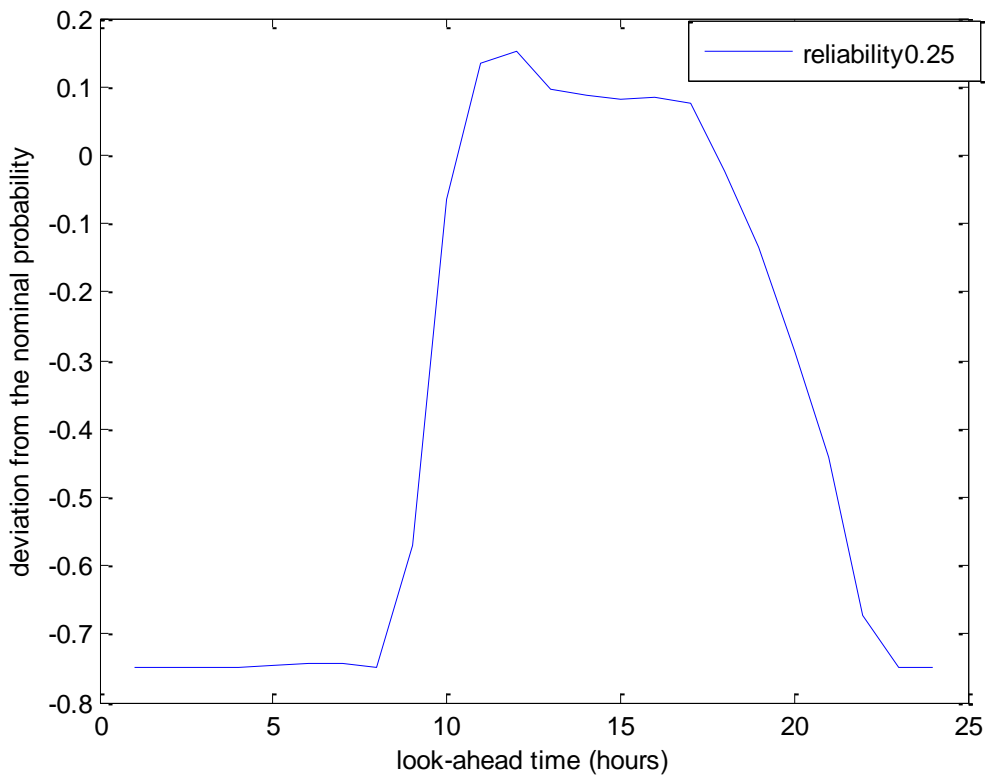
Εικόνα 6.12 : Συγκεντρωτικά διαγράμματα αξιοπιστίας βέλτιστης πρόβλεψης.



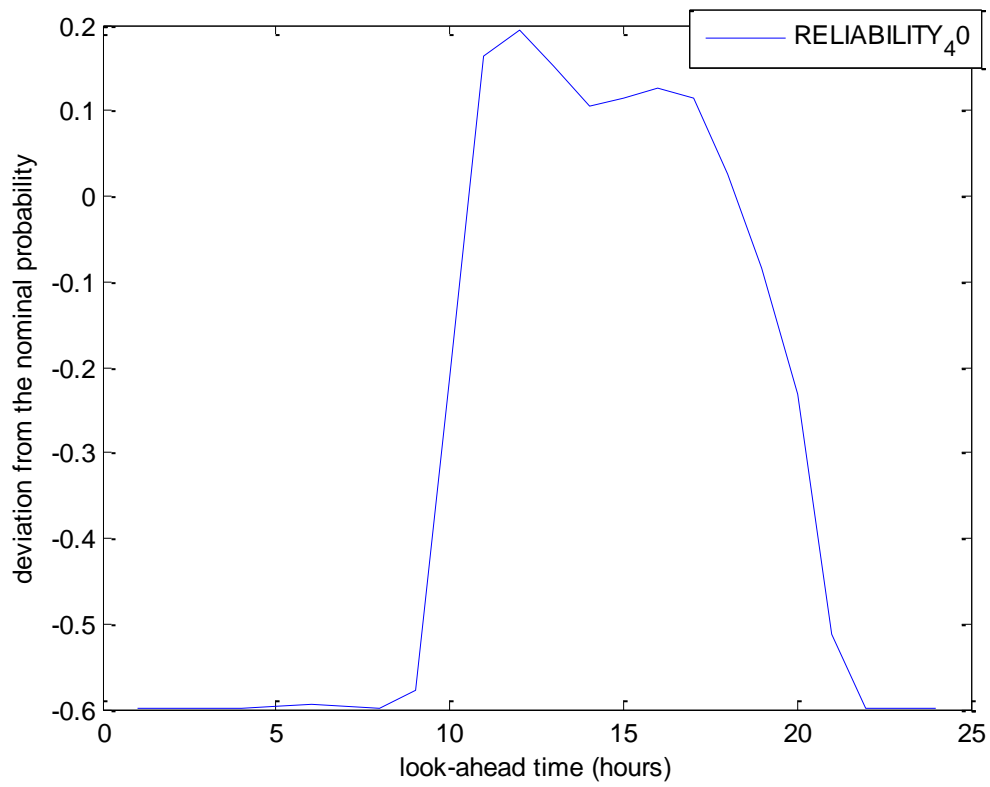
Εικόνα 6.13 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.05 .



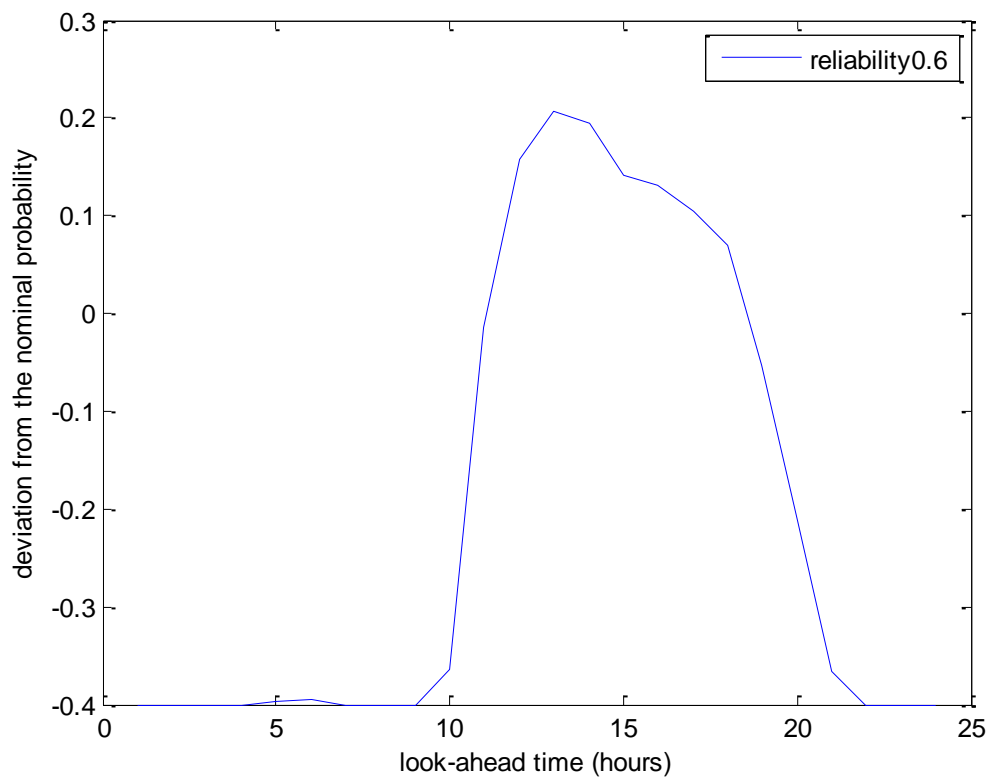
Εικόνα 6.14 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.1 .



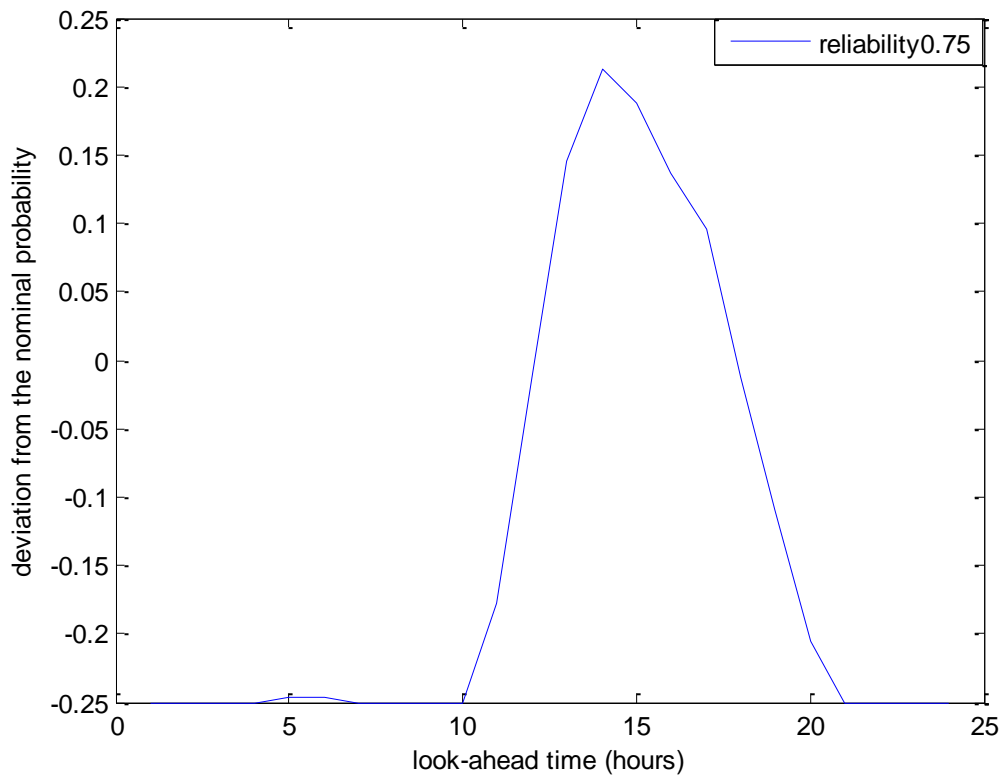
Εικόνα 6.15 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.25 .



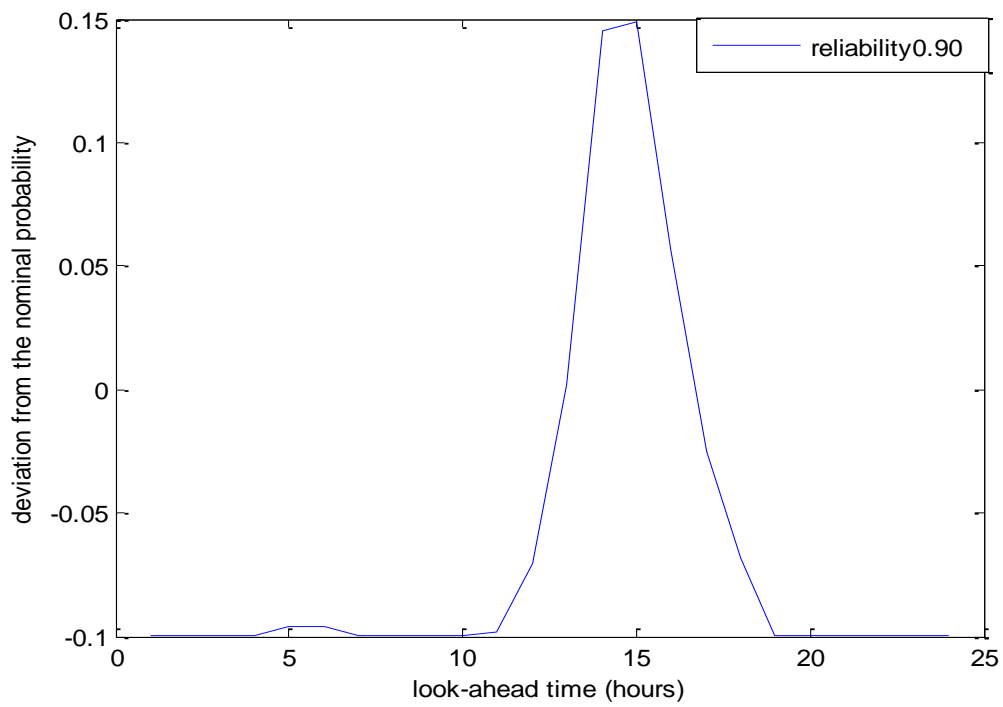
Εικόνα 6.16 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.4 .



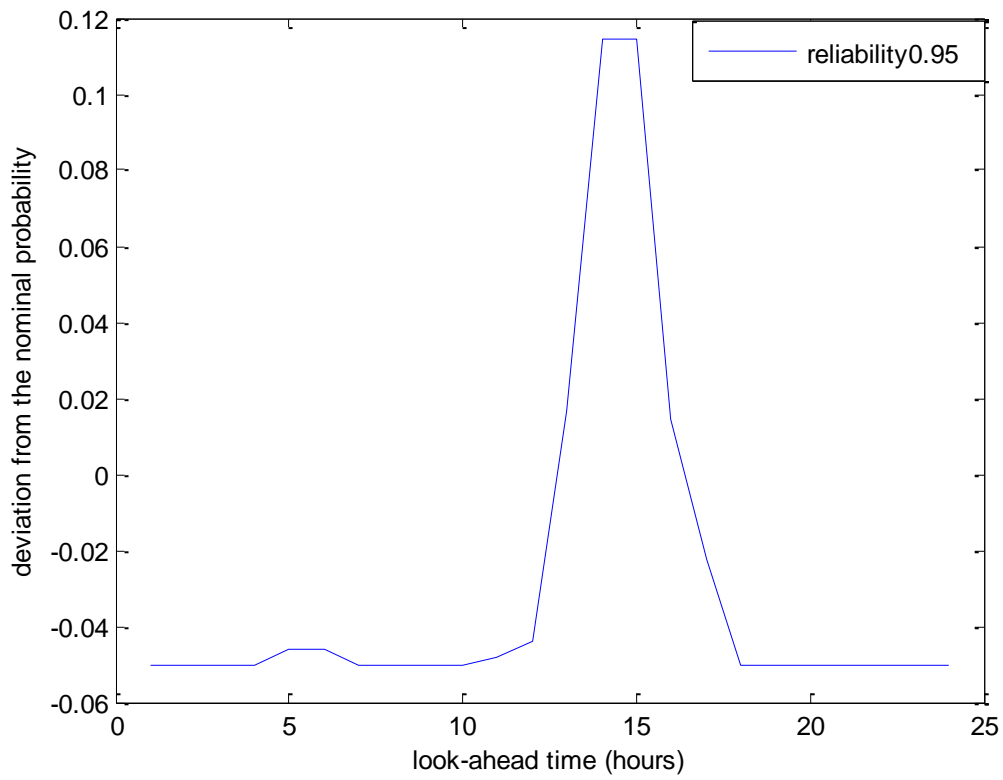
Εικόνα 6.17 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.6 .



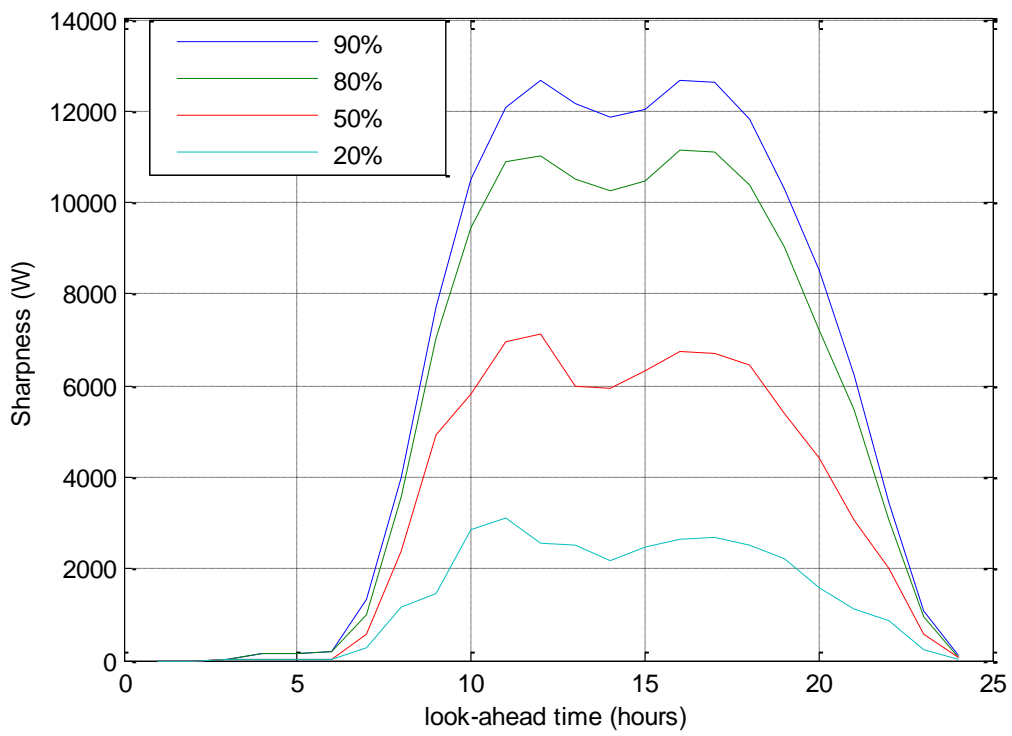
Εικόνα 6.18 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.75 .



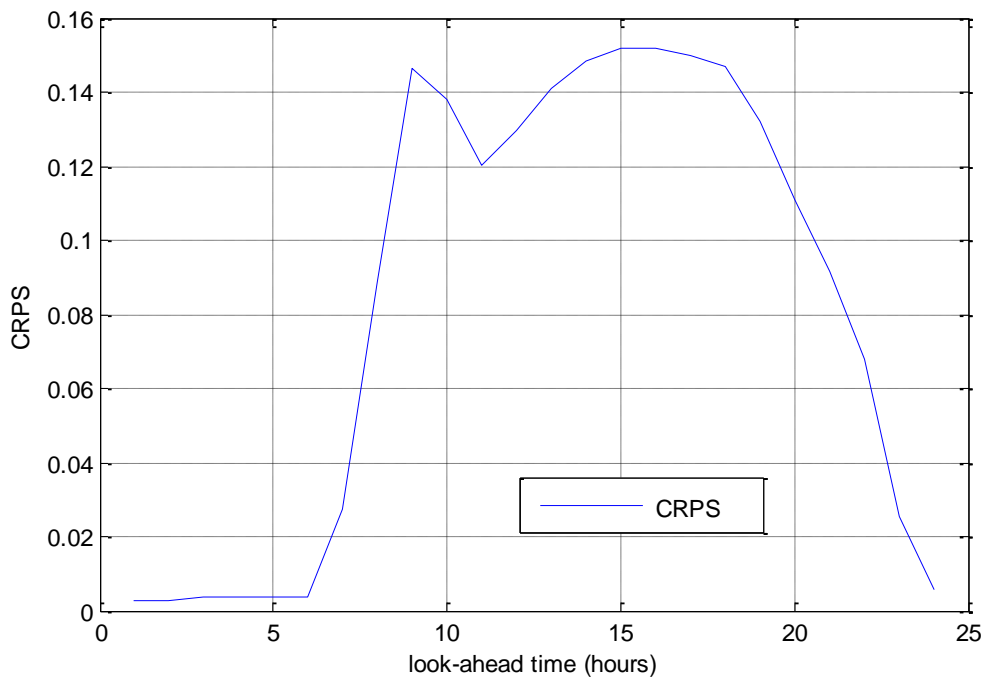
Εικόνα 6.19 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.9 .



Εικόνα 6.20 : Διάγραμμα αξιοπιστίας του εκατοστημορίου 0.95 .



Εικόνα 6.21 : Διάγραμμα αιχμηρότητας βέλτιστης πρόβλεψης.



Εικόνα 6.22 : Διάγραμμα *crps* βέλτιστης πρόβλεψης.

Επομένως, με βάση τα διαγράμματα που προέκυψαν, παρατηρήθηκε αξιοσημείωτη μείωση στην αβεβαιότητα της πρόβλεψης.

Ειδικότερα, όσον αφορά στο *crps* που αποτελεί και το βασικότερο μέτρο αξιολόγησης, είναι ορατή η μεγάλη μείωσή (βελτίωση) του, λαμβάνοντας υπόψη ότι η μέγιστη τιμή του πριν την βελτιστοποίηση άγγιζε το 90% για ορίζοντα πρόβλεψης μεταξύ 10 και 20 ωρών μπροστά, ενώ μετά τη βελτιστοποίηση η μέγιστη τιμή μειώθηκε σε περίπου 15% για τον ίδιο ορίζοντα πρόβλεψης. Επίσης, είναι φανερό ότι για ώρες που αναμένεται ουσιαστικά μηδενική παραγωγή ισχύος (νυχτερινές και πολύ νωρίς το πρωί), το *crps* της βέλτιστης πρόβλεψης είναι πρακτικά μηδενικό, όπως και αναμένεται θεωρητικά.

Όσον αφορά στην *αξιοπιστία*, πριν τη βελτιστοποίηση τα εκατοστημόρια προέκυψαν πολύ μικρά ή μηδενικά γι' αυτό η αξιοπιστία ήταν σε μεγάλο βαθμό αρνητική. Τα δύο μεγαλύτερα εκατοστημόρια ισχύος (90%, 95%) έχουν πάντως καλή αξιοπιστία σε σχέση με τα υπόλοιπα σχεδόν καθόλη τη διάρκεια της 24ωρης πρόβλεψης, όπως και αναμένεται. Μετά τη βελτιστοποίηση παρατηρούμε ότι η αξιοπιστία όλων των εκατοστημορίων για τις ώρες με τη μεγαλύτερη παραγωγή ισχύος (10-19) περιλαμβάνεται στο διάστημα [-20% , +20%] με ακόμα μικρότερο διάστημα διακύμανσης για τα 2 μεγαλύτερα εκατοστημόρια. Οι μεγάλες τιμές αξιοπιστίας για τα εκατοστημόρια 5%, 10%, 25%, 40%, 60%, 75% σε ώρες όπου η ισχύς αναμένεται μηδενική οφείλεται στο γεγονός ότι το μοντέλο παρήγαγε θετικές πιθανότητες εμφάνισης κάποιας τιμής ισχύος σε αυτές τις νυχτερινές ώρες. Υπενθυμίζεται, φυσικά,

ότι με τεχνικές επαναβαθμονόμησης η αξιοπιστία μπορεί να βελτιωθεί ακόμα περισσότερο.

Τέλος, η *αιχμηρότητα* πριν τη βελτιστοποίηση προέκυψε μικρή, και κυρίως τις βραδινές ώρες, γιατί οι κατανομές περιορίζονταν κοντά στο μηδέν. Μετά τη βελτιστοποίηση οι κατανομές δεν περιορίζονταν τόσο γύρω από το μηδέν, γι' αυτό και η μεγαλύτερη έκταση της αιχμηρότητας.

Συνολικά, λοιπόν, λαμβάνοντας υπόψη τα τρία μέτρα αποτίμησης προέκυψε μετά τη βελτιστοποίηση μια πρόβλεψη με μικρότερο σφάλμα και μικρότερη αβεβαιότητα σε σχέση με την αρχική.

Κεφάλαιο 7

Συμπεράσματα και παρατηρήσεις

Η παρούσα εργασία εστιάζει στην πιθανοτική πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος. Επιλέχθηκε η περιοχή της Ανατολικής Πελοποννήσου για την εφαρμογή ενός συνδυαστικού μοντέλου νευρωνικών δικτύων. Τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν είναι ένα δίκτυο σταδιακής επιβλεπόμενης εκμάθησης (incremental supervised learning), ονόματι HS-ARTMAP και ένα δίκτυο συνάρτησης ακτινωτής βάσης (radial basis function, RBF) το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την έξοδο. Ουσιαστικά το μοντέλο μας προσομοιάζει με το *RBF-pARTMAP* που αναπτύχθηκε στην [54]. Το προτεινόμενο μοντέλο δέχεται σαν βασικά δεδομένα εισόδου τις καιρικές μεταβλητές (θερμοκρασία, ακτινοβολία μικρού μήκους κύματος, νέφωση) της εν λόγω περιφέρειας, όπως αυτές προκύπτουν από μοντέλο NWP, το μήνα και την ώρα της πρόβλεψης. Το επιθυμητό διάνυμα στόχου του δικτύου προσδιορίζεται με επισκόπηση των παρατηρούμενων χρονοσειρών της αντίστοιχης ηλιακής ισχύος. Ως έξοδο του μοντέλου πήραμε τις πιθανότητες εμφάνισης κάθε μίας από τις κλάσεις ηλιακής ισχύος και κατασκευάσαμε τα αντίστοιχα εκατοστημόρια. Για την αποτίμηση υπολογίστηκαν τα μέτρα *αξιοπιστίας*, *αιχμηρότητας* και *crrps*.

Σε δεύτερο στάδιο η πρόβλεψη βελτιστοποιήθηκε με χρήση του αλγορίθμου PSO. Κριτήριο βελτιστοποίησης ήταν η ελαχιστοποίηση του μέτρου *crrps*, το οποίο είναι και ο βασικός δείκτης αξιολόγησης της πρόβλεψης. Με τις νέες τιμές των παραμέτρων εισόδου που προέκυψαν από τον αλγόριθμο PSO το δίκτυο επανεκπαιδεύτηκε και αποτιμήθηκε η νέα πρόβλεψη. Η δεύτερη αυτή πρόβλεψη αποδείχτηκε όντως καλύτερη από την αρχική, όπως φαίνεται και από τα διαγράμματα *αξιοπιστίας*, *αιχμηρότητας* και *crrps*.

Συμπερασματικά, στην εργασία αυτή παρατίθενται χρήσιμες πληροφορίες σχετικά με την πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος ως αντικείμενο έρευνας, αναλύοντας λεπτομερώς, μεταξύ άλλων, την έντονη εξάρτησή της από τις καιρικές μεταβλητές, τις διαφορετικές χρησιμοποιηθείσες προσεγγίσεις των μοντέλων πρόβλεψης ανανεώσιμης ενέργειας τεχνολογίας αιχμής, τα διάφορα κριτήρια αποτίμησης σημειακών και πιθανοτικών προβλέψεων, την εφαρμογή τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη ηλιακής και αιολικής ισχύος. Παράλληλα, μέσω της προσέγγισής μας αποδίδεται ένα κατευθυντήριο πλαίσιο εργασίας που περιλαμβάνει τόσο σε θεωρητικό επίπεδο, όσο και σε επίπεδο εφαρμογής, τη μοντελοποίηση με νευρωνικά δίκτυα. Η βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης της ηλιακής ισχύος συνιστά ένα ελκυστικό πεδίο έρευνας με σημαντικές μελλοντικές προοπτικές. Η παρούσα εργασία μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εφαλτήριο για περαιτέρω μελέτη.

Βιβλιογραφία

- [1] Δημήτριος Ν.Τόλης, Διπλωματική εργασία ‘*Πιθανοτική πρόβλεψη της αιολικής ισχύος κοντά στο όριο αποκοπής της ταχύτητας του ανέμου*’, ΕΜΠ, Μάρτιος 2011
- [2] J. Charney, R. Fjortoft, and J. von Neumann, “*Numerical Integration of the Barotropic vorticity equation*”.
- [3] C. Monteiro, R. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, J. Wang, and G. Conzelmann Argonne National Laboratory “*Wind Power Forecasting : State-of-the-art 2009*”.
- [4] J. Charney, “*The use of the primitive equations of motion in numerical prediction*,” Tellus, vol. 7, pp. 22–26, 1955.
- [5] J.M. Lewis and J.C. Derber, “*The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraints*,” Tellus, vol. 37A, pp. 309–322, 1985.
- [6] R. Rødm, P.M.A. Miranda, and A.J. Thorpe, “*Filtered non-hydrostatic models in Pressure-related coordinates*” Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, vol. 127, pp. 1277–1292, 2001.
- [7] W.C. Skamarock, J.B. Klemp, J. Dudhia, D.O. Gill, D.M. Barker, W. Wang, and J.G. Powers, “*A Description of the Advanced Research WRF Version 2*” NCAR/TN–468, 2005.
- [8] R.A. Anthes and T.T. Warner, “*Development of hydrodynamic models suitable for air pollution and other mesometeorological studies*” Monthly Weather Review, vol. 106, pp. 1045–1078, 1978.
- [9] J. Dudhia, “*A nonhydrostatic version of the Penn State–NCAR Mesoscale Model: Validation tests and simulation of an Atlantic cyclone and cold front*” Monthly Weather Review, vol. 121, pp. 1493–1513, 1993.
- [10] J. Dudhia Grell and D.R. Stauffer, “*A description of the fifth-generation Penn System/NCAR Mesoscale Model (MM5)*”, NCAR Tech. Note NCAR/TN-39811A, 107 pp., 1994.
- [11] R.A. Pielke, et al., “*A comprehensive meteorological modeling system-RAMS*,” Metrological Atmospheric Physics, vol. 49, pp. 69–91, 1992.
- [12] R.M. Hodur, “*Development and testing of the Coupled Ocean Atmosphere Mesoscale Prediction System (COAMPS)*” ,NRL/ MR/7533-93-7213, Naval Research Laboratory, 84 pp., 1993.

- [13] J.-P. Lafore, et al., “The Meso-NH atmospheric simulation system. Part 1: Adiabatic formulation and control simulations”, *Annales Geophysicae*, vol. 16, pp. 90–109, 1998.
- [14] E. Källén, “HIRLAM documentation manual. System 2.5” Technical report, HIRLAM, 178 p. + 55 p. Appendix. Available from SMHI, S-60176 Norrköping, Sweden, 1996.
- [15] R. Bubnova, G. Hello, P. Bénard, and J.-F. Geleyn, “Integration of the fully-elastic equations cast in the hydrostatic pressure terrain-following coordinate in the framework of the ARPEGE/ALADIN NWP system” *Monthly Weather Review*, vol. 123, pp. 515–535, 1995.
- [16] Kallos, G., S. Nickovic, D. Jovic, O. Kakaliagou, A. Papadopoulos, N. Misirlis, L. Boukas, N. Mimikou, “The ETA model operational forecasting system and its parallel implementation”, *Proceedings of the 1st Workshop on Large-Scale Scientific Computations*, 7-11 June, Varna, Bulgaria, pp 15 , 1997.
- [17] Ivarsson, K.-I., “Recent developments of the Rasch-Kristjansson scheme in HIRLAM” , *HIRLAM Newsletter* 54, p. 107-112, 2008.
- [18] Noilhan, J., and S. Planton, 1989 , “A simple parameterization of land surface processes for meteorological models”, *Mon.Wea.Rev.*, 117, 536-549.
- [19] Manuals prepared for the SKIRON system at the framework of the project EPET-II “An integrated forecasting system on parallel computer platforms”. ISBN 960-8468-14-0 .
- [20] Leutbecher, M., Palmer, T.N. (2008). “Ensemble forecasting”. *J. Comput. Phys.* 227: 3515–3539.
- [21] J.D. Doyle and M.A. Shapiro, “Mesoscale characteristics of a topographically modulated frontal zone over Norway” in *Preprints of the Seventh Conf. on Mesoscale Processes*, Reading, United Kingdom, Amer. Meteor. Soc., pp. 319–321, 1996.
- [22] Gneiting, T., Raftery, A. E., Westveld, A. H. and Goldman, T. (2005). “Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation”. *Monthly Weather Review*, 133, 1098-1118.
- [23] B.A. Colle, J.B. Olson, and J.S. Tongue, “Multiseason Verification of the MM5. Part I: Comparison with the Eta Model over the Central and Eastern United States and Impact of MM5 Resolution” *Weather Forecasting*, vol. 18, pp. 431–457, 2003.
- [24] S. Zhong and J. Fast, “An Evaluation of the MM5, RAMS, and Meso-Eta Models at Subkilometer Resolution Using VTMX Field Campaign Data in the Salt Lake Valley ”*Monthly Weather Review*, vol. 131, pp. 1301–1322, 2003.

- [25] B. Storm, J. Dudhia, S. Basu, A. Swift, and I. Giammanco, "Evaluation of the Weather Research and Forecasting model on forecasting low-level jets: implications for wind energy" *Wind Energy*, vol. 12, pp. 81–90, 2008.
- [26] Deliverable Dp-6.2 "Methodology for the evaluation of probabilistic forecasts"
- [27] C. Monteiro et al., "Wind Power Forecasting State-of-the-Art 2009", November 2009
- [28] G. Sideratos and N. Hatziargyriou, "Probabilistic wind power forecasting using radial basis function neural networks"
- [29] G. Kariniotakis et al. "What performance can be expected by short term wind power prediction models depending on site characteristics?", Proc. of EWEC 2004. London 2004.
- [30] G. Kariniotakis et al. "Evaluation of Advanced Wind Power Forecasting Models – Results of the Anemos Project", EWEC, Athens 2006
- [31] V. Guénard, G., Kariniotakis, I. Martí, , "ANEMOS Advanced Wind Power Forecasting. Operational Challenges and On-line Performance". Proc. of EWEC'07, Milan, Italy, 7-10 May 2007
- [32] R. Doherty, M. O'Malley, "A new approach to quantify reserve demand in systems with significant installed wind capacity", *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 20, pp. 587–595, 2005.
- [33] J. Usaola, O. Ravelo, G. Gonzalez, F. Soto, C. Davila, B. Diaz-Guerra, "Benefits for wind energy in electricity markets from using short term wind power prediction tools: a simulation study", *Wind Engineering*, vol. 28, no. 1, pp. 119-128, 2004
- [34] E.D. Castronuovo, J.A. Pecas Lopes, "On the optimization of the daily operation of a wind-hydro power plant", *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 19, pp. 1599–1606, 2004
- [35] G. N. Bathurst, J. Weatherhill, and G. Strbac, "Trading wind generation in short-term energy markets," *IEEE Trans. Power System*, vol. 17, no. 3, pp. 782–789, Aug. 2002
- [36] P. Pinson, C. Chevallier, and G. Kariniotakis, "Trading Wind Generation From Short-Term Probabilistic Forecasts of Wind Power," *IEEE Trans. on Power System*, vol. 22, no. 3, pp. 1148–1156, Aug. 2007
- [37] T.S. Karakatsanis, N.D. Hatziargyriou, "Probabilistic Constrained Load Flow based on Sensitivity Analysis" ,*IEEE Trans on Power Systems*, Vol 9, No 4, November 1994, pp 1853-1860

- [38] G. Giebel, L. Landberg, J. Badger, K. Sattler, H. Feddersen, T.S. Nielsen, H.Aa. Nielsen, H. Madsen, “Using Ensemble Forecasting for Wind Power”, EWEC’03, Madrid, 16-20 June, 2003
- [39] J.W. Taylor, P.E. McSharry, and R. Buizza, “Wind Power Density Forecasting Using Ensemble Predictions and Time Series Models”, IEEE Trans. on Energy Conversion, vol. 24, pp. 775-782, 2009
- [40] J. B. Bremnes, “Probabilistic wind power forecasts using local quantile regression”, Wind Energy, vol. 7, no 1, pp. 47–54, 2004.
- [41] H. A. Nielsen, H. Madsen, and T. S. Nielsen, “Using quantile regression to extend an existing wind power forecasting system with probabilistic forecasts”, Wind Energy, vol 9, no 1-2, pp. 95–108, 2006.
- [42] T. S.Nielsen and H.Madsen, ‘Statistical methods for predicting wind power’, in Proceedings of the 1997 European Wind Energy Conference, EWEC’97, Dublin, Ireland, pp. 755–758, 1997
- [43] J. Juban, L. Fugon, and G. N. Kariniotakis, “Probabilistic short-term wind power forecasting based on kernel density estimators,” Proc. of the EWEC’07, Milan, Italy, May 2007
- [44] R.J. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, Z. Zhou, J. Wang, “Time-Adaptive Quantile-Copula for Wind Power Probabilistic Forecasting,” Renewable Energy, Vol. 40, No. 1, pp. 29-39, 2012.
- [45] P. Pinson, G. Kariniotakis, “On-line assessment of prediction risk for wind power production forecasts” Wind Energy, vol 7, pp. 119–132, 2004.
- [46] M. Lange, “Analysis of the Uncertainty of Wind Power Predictions” PhD dissertation, Carl von Ossietzky Oldenburg University, 2003
- [47] Giebel G., “The State of the Art in Short-Term Prediction of Wind Power - A Literature Overview, 2nd Edition” Deliverable 1.2b of the ANEMOS.plus project. Available: Anemos-plus.eu
- [48] G. Sideratos and N. Hatziargyriou, “An Advanced Radial Base Structure for Wind Power Forecasting”, International journal on Power and Energy Systems, ACTA Press, Vol 12, November 2008
- [49] G. Sideratos, N. Hatziargyriou, ” An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting”, IEEE Transactions on Power System, Vol. 22, Issue 1, pp. 258-265, February 2007
- [50] S. Chen, C.F.N. Cowan, and P.M. Grant, “Orthogonal least squares learning for radial basis function networks”, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 2, pp. 302-309

- [51] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization". Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks, vol IV. pp. 1942–1948, 1995
- [52] P.Pinson et al., "From Probabilistic Forecasts to Statistical Scenarios of Short-term Wind Power Production", 2008
- [53] Antonio Brascale et al., "A Bayesian Method for Short-Term Probabilistic Forecasting of Photovoltaic Generation in Smart Grid Operation and Control", February 2013
- [54] G.Sideratos and N.D. Hatziargyriou, "Wind Power Forecasting Focused on Extreme Power System Events".
- [55] Ettoumi, F.Y.; Mefti, A.; Adane, A.; Bouroubi, M.Y. Statistical analysis of solar measurements in Algeria using beta distributions. *Renew. Energy* 2002, 124, 28–33.
- [56] Ibanez, M.; Beckman, W.A.; Sanford, A.K. Frequency distributions for hourly and daily clearness indices. *J. Sol. Energy Eng.* 2002, 26, 47–67.
- [57] Hollands, K.T.G.; Huget, R.G. A probability density function for clearness index, with applications. *Sol. Energy* 1983, 30, 195–209.
- [58] Peder Bacher, "Models for efficient integration of solar energy", DTU, 2012
- [59] P. Bacher. Short-term solar power forecasting. Master's thesis, Technical University of Denmark, 2008. IMM-M.Sc.-2008-13.
- [60] S.Kalogirou, "Applications of artificial neural-networks for energy systems", September 2000
- [61] Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg "Adaptive Resonance Theory" Boston Massachusetts, MIT Press April 2002.
- [62] Mu-Chun Su, Jonathan Lee, Kuo Lung Hsieh "A new ARTMAP-based neural network for incremental learning", 2006 Science Direct.
- [63] Ioan Cristian Trelea, "The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection", 2003
- [64] wikipedia
- [65] J. Kennedy, R.C. Eberhart, Particle swarm optimization, in: Proc. IEEE Conf. on Neural Networks, IV, Piscataway, NJ, 1995, pp. 1942–1948.
- [66] M. Clerc, J. Kennedy, The particle swarm: explosion stability and convergence in a multi-dimensional complex space, *IEEE Trans. Evolution. Comput.* 6 (1) (2002) 58–73.
- [67] Hersbach, H. (2000). "Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems". *Weather and Forecasting* 15, 559–570.

[68] Γ.Σιδεράτος, ‘‘Ανάπτυξη προηγμένου μοντέλου πρόβλεψης παραγωγής από ΑΠΕ συνδεδεμένες στη ΜΤ του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας για την υποστήριξη της προβλεπόμενης ζήτησης και της δήλωσης φορτίου των πελατών της ΔΕΗ ΑΕ στην αγορά ενέργειας’’, 1^ο και 2^ο παραδοτέο του έργου, Σεπτέμβριος 2012.

[69] Xiaodong Li, ‘‘Particle Swarm Optimization, An introduction and its recent developments’’, School of Computer Science and IT, RMIT University, Melbourne, Australia.

[70] Jaco F. Schutte, ‘‘The Particle Swarm Optimization Algorithm’’, EGM 6365-Structural Optimization, Fall 2005.