



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΕΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

**Περιφερειακή Πρόβλεψη Αιολικής Παραγωγής
Με Χρήση ARTMAP**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΧΡΟΝΗΣ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούλιος 2014



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΕΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

Περιφερειακή Πρόβλεψη Αιολικής Παραγωγής Με Χρήση ARTMAP

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΧΡΟΝΗΣ

Επιβλέπων: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 11^η Ιουλίου 2014.

.....
Ν. Χατζηαργυρίου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Σ. Παπαθανασίου
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Π. Γεωργιλάκης
Λέκτορας Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούλιος 2014

.....

ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΧΡΟΝΗΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός Και Μηχανικός Υπολογιστών

Copyright © Νικόλαος Ι. Χρόνης , 2014

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η τεχνολογική πρόοδος της σύγχρονης κοινωνίας έχει ως αποτέλεσμα τη χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας από τις πιο απλές καθημερινές δραστηριότητες ενός κοινού ανθρώπου μέχρι την βιομηχανία κι άλλες πιο ενεργειακά δαπανηρές δραστηριότητες. Προβάλλει έτσι επιτακτική η ανάγκη για παραγωγή όλο και περισσότερης ηλεκτρικής ενέργειας προς εξυπηρέτηση όλων των απαιτήσεων. Δεδομένου ότι ο ορυκτός πλούτος, ο οποίος ήταν για αρκετές δεκαετίες μια απ' τις βασικές πηγές ενέργειας, έχει αρχίσει να ελαττώνεται αλλά εκπέμπει επίσης και σημαντικούς ρύπους, γίνεται πλέον στροφή στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, οι οποίες είναι και πιο «καθαρές» μορφές.

Η αιολική ενέργεια είναι μία από τις κυριότερες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και στην Ελλάδα ευνοείται αρκετά η δημιουργία αιολικών πάρκων αν αναλογιστεί κανείς τους ανέμους που πνέουν στο μεγαλύτερο διάστημα του έτους τόσο σε παραθαλάσσιες όσο και σε ηπειρωτικές περιοχές. Ωστόσο, λόγω της μεταβλητότητας του ανέμου, παρουσιάζονται δυσκολίες στην ενσωμάτωση στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Επομένως, τα τελευταία χρόνια γίνεται μια προσπάθεια πρόβλεψης της αιολικής παραγωγής, με χρήση διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης, ούτως ώστε η πρόβλεψη να αποτελέσει ένα σημαντικό εργαλείο για τους διαχειριστές των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας σε θέματα όπως ο καθορισμός της εφεδρείας, ο προγραμματισμός των μονάδων και ο οικονομικός σχεδιασμός αλλά και σε διάφορα ερευνητικά προγράμματα.

Το βασικό εργαλείο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη είναι τα αριθμητικά δεδομένα καιρού από το εκάστοτε σύστημα καιρού, τα οποία παρέχουν τιμές για τις ατμοσφαιρικές μεταβλητές των αιολικών πάρκων και καθορίζουν στον μεγαλύτερο βαθμό την παραγωγή αιολικής ισχύος. Έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα πρόβλεψης, τα οποία χωρίζονται σε δύο κατηγορίες βάσει της προσέγγισης που χρησιμοποιείται, τα φυσικά μοντέλα, που μέσω φυσικών διεργασιών ανάγουν τα δεδομένα καιρού σε ισχύ και τα στατιστικά μοντέλα που συνδέουν κατευθείαν τα δεδομένα καιρού στατιστικά με την παραγόμενη ισχύ.

Μια άλλη οικογένεια μοντέλων τα οποία έχουν δοκιμαστεί αρκετά είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Το βασικό τους πλεονέκτημα είναι η παραγωγή προβλέψεων από το μηδέν μέσω της συνεχούς τους εκπαίδευσης. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον έχουν τα συστήματα που στηρίζονται στην Θεωρία Προσαρμοστικού Συντονισμού (Adaptive Resonance Theory – ART) και κυρίως τα ARTMAPs, τα οποία στηρίζονται στην αυτό-οργάνωση τους.

Στην παρούσα διπλωματική επιχειρείται περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής στην περιοχή της Πελοποννήσου με χρήση νευρωνικού δικτύου και συγκεκριμένα του distributed ARTMAP. Στόχος είναι ο περιορισμός του σφάλματος πρόβλεψης αλλά και συγχρόνως μια ικανοποιητική καμπύλη πρόβλεψης που να συμβαδίζει επαρκώς με την καμπύλη παραγωγής για ορίζοντα πρόβλεψης έως 48 ώρες μπροστά. Επομένως, αφού παρουσιαστεί η θεωρία των νευρωνικών δικτύων καθώς και ο αλγόριθμος που θα χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη, θα γίνει μια ανάλυση όλων των τροποποιήσεων και προσπαθειών που έγιναν στοχεύοντας την βελτίωση του αλγορίθμου για να εξαχθούν τα τελικά συμπεράσματα και να πραγματοποιηθεί η αξιολόγηση της μεθόδου αυτής.

Λέξεις κλειδιά: Αιολική παραγωγή, περιφερειακή πρόβλεψη, αριθμητικές προβλέψεις καιρού, μοντέλα τεχνολογίας αιχμής, σφάλμα πρόβλεψης, νευρωνικά δίκτυα, θεωρία προσαρμοστικού συντονισμού, καταναεμημένη ενεργοποίηση.

Abstract

Technological advancement of modern society has resulted in the use of electricity, from the simplest daily activities of a common man, to the industry and other more energy-costly activities. So it is imperative to produce more and more electricity to service all requirements. Since mineral wealth, which was for decades one of the essential sources of energy, has begun to dwindle but also emits and major pollutants, electricity market is now turning to renewable energy sources, which are more "pure" forms.

Wind energy is one of the main renewable energy sources and in Greece is favored enough the creation of wind farms, considering the winds blowing most of the year, both in coastal and continental regions. However, due to the variability of the wind, there are difficulties presented in integrating into the electricity system. Therefore, in recent years there is an effort to forecast wind production, using various forecasting methods, so that prediction can be an important tool for the operators of electricity systems on issues such as the definition of reserves, the unit commitment and the economic dispatch but also in various research projects.

The basic tool used for prediction is the numerical weather data from the weather system, which provide values for atmospheric variables of the wind farms and largely determine the wind power production. There have been developed various forecasting models, which are divided into two categories based on the approach used, the physical models, which through natural processes reduce the weather data into power and the statistical models that connect directly the weather data statistically with the power output.

Another family of models which have been tested enough artificial neural networks. Their main advantage is the production of predictions from zero through their own continuous training. Of particular interest are the systems based on Adaptive Resonance Theory - ART and mainly ARTMAPs, which rely on their self-organization.

This diploma thesis seeks regional wind production forecast in the region of Peloponnesus using neural network and in particular distributed ARTMAP. Objective is the reduction of the forecasting error but simultaneously a satisfactory prediction curve sufficiently in line with the production curve for forecast horizon up to 48 hours ahead. Therefore, having presented the theory of neural networks and the algorithm that will be used for the prediction, it will become an analysis of all the modifications and the efforts made aiming the improvement of the algorithm to draw final conclusions and to make the evaluation of this method.

Keywords: Wind power production, regional forecasting, numerical weather predictions, State-of-the-art models, forecast error, neural networks, adaptive resonance theory, distributed activation.

Θα ήθελα σ' αυτό το σημείο να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Γ. Σιδεράτο για την πολύτιμη βοήθεια, την καθοδήγηση και την συμβολή του στην περάτωση της διπλωματικής.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Γενικά	15
1.2 Η αιολική ενέργεια.....	16
1.3 Δομή της εργασίας.....	19

Κεφάλαιο 2: Πρόβλεψη αιολικής παραγωγής

2.1 Γενικά	21
2.2 Παράγοντες που χρησιμοποιούνται την πρόβλεψη αιολικής παραγωγής.....	21
2.2.1 Παράγοντες που καθορίζουν την αιολική παραγωγή	21
2.2.2 Παράγοντες που επιδρούν στην πρόβλεψη	22
2.3 Σφάλματα πρόβλεψης	23
2.4 Κατηγορίες πρόβλεψης βάσει του οριζοντα πρόβλεψης.....	23
2.5 Ηλεκτρικά συστήματα και λειτουργίες της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας	24
2.5.1 Χρονοδιάγραμμα λειτουργιών αγοράς.....	25
2.5.2 Απαιτήσεις εφεδρείας.....	25
2.5.3 Λειτουργίες της επόμενης μέρας (DA).....	27
2.5.4 Λειτουργίες πραγματικού χρόνου (RT)	28
2.6 Πρόβλεψη αιολικής ενέργειας στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας	28
2.6.1 Τρέχουσα κατάσταση.....	28
2.6.2 Τομείς βελτίωσης	29
2.6 Η σημασία της πρόβλεψης	31

Κεφάλαιο 3: Αριθμητικές προβλέψεις καιρού

3.1 Εισαγωγή.....	33
3.2 Ιστορική Αναδρομή.....	33
3.2.1 Προϊστορία της επιστημονικής πρόβλεψης.....	33
3.2.2 Το ξεκίνημα των μοντέλων NWP.....	35
3.3 Σύγχρονα μοντέλα NWP	36
3.3.1 Μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις	37
3.3.1.1 Αφομοίωση δεδομένων για αρχικοποίηση επικύρωση των μοντέλων.....	37
3.3.1.2 Τυποποίηση των μοντέλων	38
3.3.1.3 Πακέτα φυσικών διεργασιών.....	39

3.3.1.4	Πρότυπα λειτουργίας.....	40
3.3.2	Τοπικά μοντέλα.....	40
3.3.2.1	Χρησιμοποιούμενα μοντέλα NWP πρωτογενών εξισώσεων.....	41
3.3.2.2	Γενική τυποποίηση των μοντέλων NWP.....	46
3.3.2.3	Πεδίο μελέτης, ανάλυσης και εύρος των προτύπων λειτουργίας των τοπικών μοντέλων NWP.....	46
3.3.2.4	Ορισμένα προβλήματα των τοπικών μοντελοποιήσεων.....	47
3.4	Επιδόσεις των μοντέλων NWP.....	49
3.4.1	Εξέλιξη των μεθόδων αξιολόγησης των μοντέλων.....	49
3.5	Λειτουργικά χαρακτηριστικά των μοντέλων NWP.....	49
3.5.1	Υπολογιστικές απαιτήσεις.....	50
3.5.2	Κύκλος λειτουργίας.....	51

Κεφάλαιο 4: Μοντέλα τεχνολογίας αιχμής

4.1	Γενικά.....	53
4.2	Ορισμοί.....	53
4.3	Μοντέλα αναφοράς.....	54
4.4	Προσέγγιση πολύ βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης.....	54
4.5	Πρόβλεψη αιολικής παραγωγής με χρήση αριθμητικών προβλέψεων καιρού.....	56
4.5.1	Φυσική προσέγγιση.....	56
4.5.1.1	Μοντέλο Predictor.....	58
4.5.1.2	Μοντέλο Previento.....	59
4.5.1.3	Μοντέλο EWind.....	60
4.5.1.4	Μοντέλα LocalPred και RegioPred.....	61
4.5.1.5	Μοντέλο HIPROM.....	62
4.5.2	Στατιστική προσέγγιση.....	62
4.5.2.1	Μοντέλο Wind Power Prediction Tool – WPPT.....	63
4.5.2.2	Μοντέλο Sireolico.....	64
4.5.2.3	Armines Wind Power Prediction System – AWPPS.....	64
4.5.2.4	Μοντέλο Zephyr.....	66
4.6	Αξιολόγηση των προβλέψεων.....	66
4.6.1	Αποσύνθεση σφάλματος των προβλέψεων ταχύτητας ανέμου.....	67
4.6.2	Αξιολόγηση απόδοσης των WPF.....	68
4.6.3	Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής.....	68

4.6.4	Τυπικά μέτρα σφάλματος	69
4.6.5	Σύγκριση της ακρίβειας διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης	71
4.6.6	Τυπικά σφάλματα πρόβλεψης.....	72

Κεφάλαιο 5: Θεωρία νευρωνικών δικτύων και ARTMAPs

5.1	Γενικά	75
5.2	Θεωρία Προσαρμοστικού Συντονισμού (Adaptive Resonance Theory – ART).....	76
5.3	Η δυναμική των ART	76
5.4	Fuzzy ART	81
5.5	Η δυναμική του fuzzy ART.....	82
5.5.1	Διανύσματα πεδίων δραστηριότητας.....	82
5.5.2	Διάνυσμα βαρών.....	82
5.5.3	Παράμετροι.....	82
5.5.4	Επιλογή κατηγορίας.....	82
5.5.5	Συντονισμός ή Επαναφορά.....	83
5.5.6	Εκμάθηση.....	84
5.5.7	Κανονικοποίηση μέσω συμπληρωματικής κωδικοποίησης.....	84
5.6	Γεωμετρία του fuzzy ART	84
5.7	Θεωρία των ARTMAP	87
5.8	Distributed ARTMAP	89
5.8.1	Γενικά	89
5.8.2	Κατανεμημένη κωδικοποίηση μέσω συστημάτων προσαρμοστικού συντονισμού	90
5.8.2.1	Κατανεμημένη εκμάθηση	91
5.8.2.2	Επιλογές σχεδιασμού του dARTMAP	91
5.8.3	Κανόνες CAM, λειτουργίες κωδικοποίησης και ανατεθείσα πίστωση.....	92
5.8.3.1	Κανόνας αυξημένης κλίσης content-addressable μνήμης (CAM rule)	92
5.8.3.2	Distributed και winner-take-all λειτουργίες κωδικοποίησης	93
5.8.3.3	Ανατεθείσα πίστωση, καταμέτρηση συμβάντος και εντοπισμός ταιριάσματος.....	95
5.8.4	Γεωμετρία του fuzzy ARTMAP.....	95
5.8.4.1	Πλαίσια κατηγοριών του ARTMAP.....	96
5.8.4.2	Σειρά αναζήτησης των ARTMAP.....	97
5.8.4.3	Winner-take-all εκμάθηση του ARTMAP	98
5.8.5	Γεωμετρία του distributed ARTMAP	98

5.8.5.1	Δυναμικά βάρη του distributed ARTMAP	98
5.8.5.2	Πλαίσια κωδικοποίησης και πλαίσια ταιριάσματος του distributed ARTMAP	99
5.8.5.3	Εκμάθηση του distributed ARTMAP	101
5.8.5.4	Κανόνες σήματος του distributed ARTMAP	102
5.8.5.5	Κανόνες CAM του distributed ARTMAP	103
5.8.6	Αλγόριθμος του distributed ARTMAP	106
5.8.6.1	Εκπαίδευση του distributed ARTMAP	106
5.8.6.2	Δοκιμή του distributed ARTMAP	111

Κεφάλαιο 6: Προσομοίωση πραγματικών δεδομένων

6.1	Εισαγωγή	113
6.2	Περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής	113
6.3	Αρχικοποίηση και λειτουργία του αλγορίθμου προβλέψεως	115
6.4	Πρόβλεψη ανά 24ωρο	115
6.4.1	Εκτέλεση αρχικού αλγορίθμου	116
6.4.2	Απενεργοποίηση της καταμέτρησης συμβάντος	116
6.4.3	Αλλαγή παραμέτρων	118
6.4.4	Χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος	119
6.4.5	Χρήση υποενοτήτων (clusters)	120
6.4.6	Επιλογή νευρώνων	121
6.4.7	Αποτελέσματα Persistence	124
6.5	Πρόβλεψη ανά ώρα	125
6.5.1	Πρώιμη μορφή αλγορίθμου	126
6.5.2	Βελτιώσεις αλγορίθμου	127
6.5.3	Μέσος όρος ενεργοποίησης νευρώνων	128
6.5.4	Αποτελέσματα Persistence	129

Κεφάλαιο 7: Αποτίμηση αποτελεσμάτων

7.1	Γενικά	131
7.2	Αδυναμίες αρχικού αλγορίθμου	131
7.3	Συνδυασμός μεθόδων και συμπεράσματα	132

Βιβλιογραφία	136
---------------------------	------------

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Όλες οι τελευταίες περιβαλλοντολογικές μελέτες συνέκλιναν στο γεγονός ότι το περιβάλλον του πλανήτη έχει επιβαρυνθεί αρκετά τα τελευταία χρόνια. Δείγμα αυτής της καταπόνησης είναι και η αύξηση της θερμοκρασίας του πλανήτη, γεγονός που οφείλεται κατά κύριο λόγο στο φαινόμενο του θερμοκηπίου, της υψηλής συγκέντρωσης δηλαδή διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα. Σ' αυτήν την ρύπανση του περιβάλλοντος έχει συμβάλλει σ' έναν σημαντικό βαθμό και η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, αν αναλογιστεί κανείς ότι η συμβατική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας στηρίζεται κυρίως σε ορυκτά καύσιμα, όπως ο λιγνίτης, τα οποία, κατά την καύση τους, αυξάνουν τις εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα.

Πάντως τα πράγματα τα τελευταία χρόνια είναι σαφώς βελτιωμένα, σε σχέση για παράδειγμα με 20 χρόνια νωρίτερα, καθώς στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας έχει πλέον εισέλθει δυναμικά και το φυσικό αέριο. Το βασικό όμως μειονέκτημα, τόσο του λιγνίτη όσο και του φυσικού αερίου, είναι ότι είναι μη ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Λαμβάνοντας έτσι υπόψη την συνεχόμενη εξέλιξη του πολιτισμού, η οποία οδηγεί στην συνεχή αύξηση ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, είναι δεδομένο ότι θα οδηγηθούμε σε αδιέξοδο λόγω της εξάντλησης των παραπάνω πόρων. Οι επιπτώσεις δε, δεν θα είναι μόνο ενεργειακές αλλά μπορούν να είναι και κοινωνικοπολιτικές καθώς δεν έχουν όλες οι χώρες τον ίδιο ορυκτό πλούτο. Επομένως θα δημιουργηθούν μονοπώλια τα οποία ενδεχομένως να διαχειρίζονται ορισμένοι λαοί, με αποτέλεσμα σημαντική αύξηση του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας, γεγονός το οποίο εν τέλει μπορεί να οδηγήσει σε ξέσπασμα και κάποιον ενδεχόμενο πόλεμο.

Επομένως, για τους παραπάνω λόγους κρίθηκε επιτακτική η ανάγκη, από τις περισσότερες χώρες, για μεταστροφή προς τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Στις Ηνωμένες Πολιτείες έχουν ληφθεί κάποιες πρωτοβουλίες σε επίπεδο κράτους, από το χαρτοφυλάκιο ανανεώσιμων προτύπων και πιστοποιητικών ανανεώσιμων πηγών ενέργειας για συστήματα ελέγχου εκπομπής αερίων του θερμοκηπίου. Επιπλέον, εντός της ομοσπονδιακής κυβέρνησης των Ηνωμένων Πολιτειών, έχουν δημιουργηθεί νέες πολιτικές για την ενέργεια και το περιβάλλον, γεγονός το οποίο είναι πολύ πιθανόν να αυξήσει ουσιαστικά την χρήση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Απ' την άλλη πλευρά, η Ευρωπαϊκή Ένωση προσπαθεί να επιτύχει τους φιλόδοξους στόχους της 20/20/20 μέχρι το 2020, οι οποίοι στοχεύουν σε μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου κατά 20% σε σχέση με αυτούς του 1990, αύξηση της ποσότητας των ανανεώσιμων πηγών κατά 20% και μείωση της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας κατά 20% μέσω της ενεργειακής απόδοσης (EU 2008)^[4].

Απ' όλα τα παραπάνω αναδεικνύεται η τεράστια σημασία των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, σημασία η οποία κάνει τις ΑΠΕ όλο και περισσότερο ευρέως διαδεδομένες και τις καθιστά ως τον πυρήνα της μελλοντικής

παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας που χρησιμοποιούνται για στην παραγωγή σήμερα είναι οι ακόλουθες:

- ❖ *Αιολική ενέργεια*, με την οποία και θα ασχοληθούμε στο πλαίσιο της εργασίας.
- ❖ *Ηλιακή ενέργεια*, η οποία προέρχεται από την ηλιακή ακτινοβολία που απορροφάται από διάφορα στοιχεία όπως οι ηλιακοί θερμοσίφωνες και τα φωτοβολταϊκά και μετατρέπεται σε ηλεκτρική ενέργεια.
- ❖ *Βιομάζα*, που είναι το βιοαποικοδομήσιμο κλάσμα των προϊόντων, αποβλήτων και υπολειμμάτων που προέρχονται από τη γεωργία, (συμπεριλαμβανομένων των φυτικών και των ζωικών ουσιών), τη δασοκομία και τις συναφείς βιομηχανίες, καθώς και το βιοαποικοδομήσιμο κλάσμα των βιομηχανικών και αστικών αποβλήτων
- ❖ *Γεωθερμία*, η οποία είναι μια ήπια και πρακτικά ανεξάντλητη ενεργειακή πηγή, που μπορεί με τις σημερινές τεχνολογικές δυνατότητες να καλύψει ανάγκες θέρμανσης και ψύξης, αλλά και σε ορισμένες περιπτώσεις να παράγει ηλεκτρική ενέργεια. Η γεωθερμία προσφέρει ενέργεια χαμηλού κόστους, ενώ δεν επιβαρύνει το περιβάλλον με εκπομπές βλαβερών ρύπων αφού προέρχεται από την θερμότητα του γεωθερμικού ρευστού ή ατμού. Στις περιπτώσεις που τα γεωθερμικά ρευστά έχουν υψηλή θερμοκρασία (πάνω από 150° C), η γεωθερμική ενέργεια χρησιμοποιείται κυρίως για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας.
- ❖ *Υδροηλεκτρική ενέργεια*, η οποία στηρίζεται στην εκμετάλλευση και τη μετατροπή της δυναμικής ενέργειας του νερού των λιμνών και της κινητικής ενέργειας του νερού των ποταμών σε ηλεκτρική ενέργεια.^[7]

1.2 Η αιολική ενέργεια

Από τα αρχαία ακόμη χρόνια ο άνθρωπος είχε πολύ καλή σχέση με τον άνεμο. Χαρακτηριστικά παραδείγματα της εκμετάλλευσης του ανέμου προς όφελος του ανθρώπου είναι τα ιστιοφόρα και οι ανεμόμυλοι. Επομένως δεν θα πρέπει να αποτελεί έκπληξη το γεγονός ότι στην σημερινή εποχή χρησιμοποιούνται οι ανεμογεννήτριες προκειμένου να υπάρξει αξιοποίηση της αιολικής ενέργειας προς όφελος του τομέα της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Η αιολική ενέργεια χαρακτηρίζεται ως “ήπια μορφή ενέργειας” και συγκαταλέγεται στις “καθαρές πηγές”, όπως συνηθίζονται να λέγονται οι πηγές ενέργειας που δεν εκπέμπουν ή δεν προκαλούν ρύπους.

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω υπάρχουν κι άλλες μορφές ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, οι οποίες γνωρίζουν σημαντική βελτίωση και μάλιστα σε βαθμό τέτοιο ώστε να χρησιμοποιούνται χωρίς ιδιαίτερα σημαντικές απώλειες. Ωστόσο η αιολική ενέργεια γνωρίζει την μεγαλύτερη εξέλιξη και την ταχύτερη ανάπτυξη όπως φαίνεται και στα παρακάτω σχήματα όπου η εικόνα 1.1 απεικονίζει τον ευρωπαϊκό χάρτη εγκατεστημένης ισχύος αιολικών πάρκων στο τέλος του 2012, ενώ στην εικόνα 1.2 παρατηρούμε την πολύ ενδιαφέρουσα και συνάμα ραγδαία - χρόνο με το χρόνο - αύξηση της εγκατεστημένης αιολικής ισχύος στην Ελλάδα τα τελευταία 15 χρόνια.

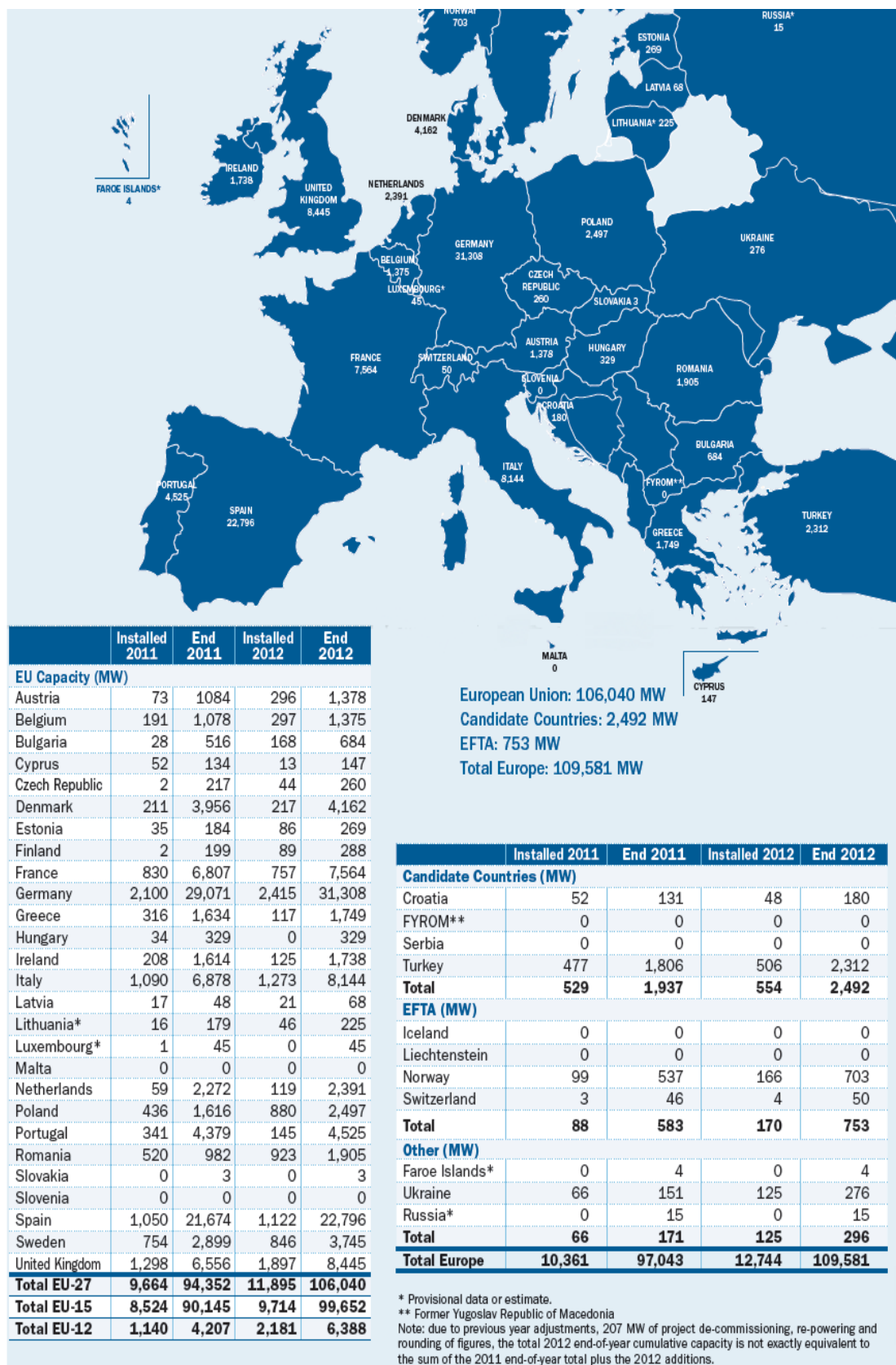
Παρατηρώντας τους πίνακες της εικόνας 1.1 μπορούμε να εξάγουμε κάποια αρκετά ενδιαφέροντα στοιχεία. Το 2011 η εγκατεστημένη ισχύς στο σύνολο της Ευρώπης αυξήθηκε από 86882 MW σε 97043 MW, δηλαδή κατά 10361 MW που σε ποσοστό μεταφράζεται σε 11,9% της εγκατεστημένης ισχύος του 2010, ενώ αντίστοιχα το 2012 έκλεισε με συνολική

εγκατεστημένη ισχύ 109581 MW σημειώνοντας αύξηση κατά 12744 MW δηλαδή 13,1%. Αξίζει να σημειωθεί δηλαδή ότι όχι μόνο αυξήθηκε η ισχύς γεγονός το οποίο ήταν αναμενόμενο αλλά επιπλέον υπήρξε και μεγαλύτερη ποσοστιαία αύξηση εγκατεστημένης ισχύος το 2012 σε σχέση με το 2011, γεγονός το οποίο και δικαιολογεί πως η αιολική ενέργεια έχει την ταχύτερη ανάπτυξη απ' όλες τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας^[1].

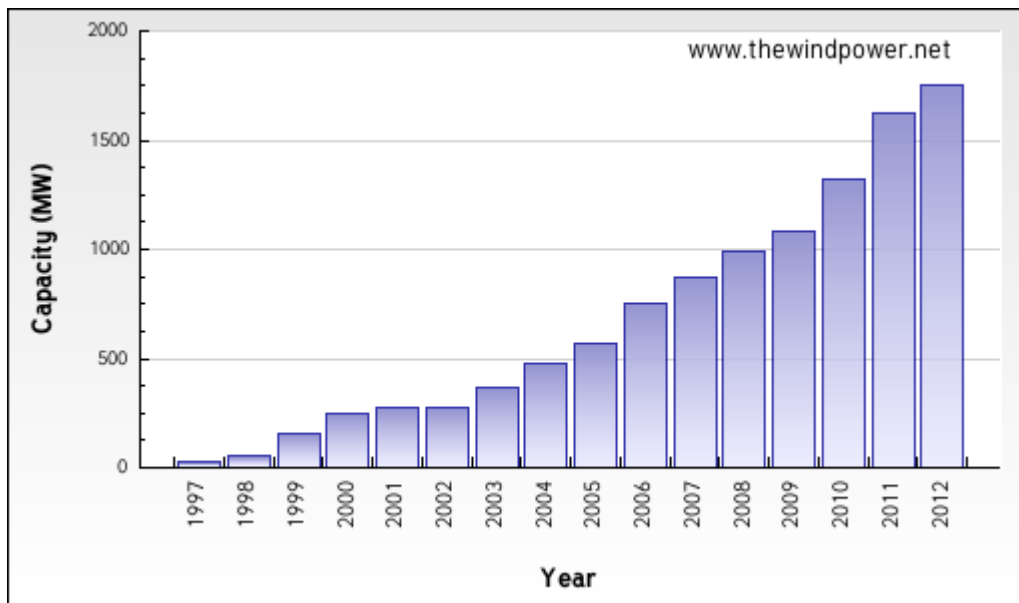
Η εικόνα 1.2 έρχεται να επιβεβαιώσει ότι και στην Ελλάδα ισχύει παρόμοια εικόνα σε σχέση με την υπόλοιπη Ευρώπη. Όπως βλέπουμε μπορεί το 2012 να μην υπήρξε αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος στον ίδιο βαθμό με το 2011, πάντως η πορεία συνέχισε να είναι ανοδική κλείνοντας έτσι στα 1749 MW σημειώνοντας αύξηση κατά 117 MW^[2].

Δεδομένης πλέον της παραδοχής ότι η αιολική ενέργεια όπως έχουμε ξαναπεί αναπτύσσεται με τον ταχύτερο ρυθμό εισερχόμαστε πλέον και στην αναζήτηση των πλεονεκτημάτων της έναντι των υπολοίπων ΑΠΕ. Το βασικό πλεονέκτημα της αιολικής ενέργειας είναι ότι δεν υπάρχει δέσμευση γεωγραφικά δεδομένου ότι θεωρητικά και σε μεγάλο βαθμό και ρεαλιστικά παντού πνέει αέρας ανεξαρτήτου έντασης ή άλλων χαρακτηριστικών όπως η μορφολογία του εδάφους που επηρεάζει κι αυτή την παραγωγή ενέργειας. Επομένως γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι χωρίς γεωγραφικούς περιορισμούς είναι ευκολότερο να αναπτυχθεί ένα μεγάλο δίκτυο αιολικών πάρκων σε όλη την χώρα, συμπεριλαμβανομένης τόσο της ηπειρωτικής χώρας όσο και των νησιών, εν αντιθέσει για παράδειγμα με την γεωθερμία η οποία υπόκειται σε γεωγραφικούς περιορισμούς. Επιπλέον η αιολική ενέργεια είναι ανταγωνιστική και από οικονομικής απόψεως σε σχέση για παράδειγμα με τα φωτοβολταϊκά, ενώ υστερεί απέναντι στους υδροηλεκτρικούς σταθμούς και τη γεωθερμία, υπερέρχει όμως αν αναλογιστούμε την σχέση γεωγραφικοί περιορισμοί – οικονομία^[6].

Αξίζει εδώ βέβαια να επισημάνουμε και το σημαντικό μειονέκτημα του ανέμου το οποίο είναι η μεταβλητότητα δηλαδή το γεγονός ότι συνεχώς αλλάζει. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα η λύση είναι να διατηρείται εφεδρεία από συμβατικές μονάδες ούτως ώστε να υπάρχει ισορροπία στο δίκτυο ιδίως σε περιπτώσεις όπου η διείσδυση είναι αρκετά μεγάλη. Έτσι γίνεται εμμέσως αντιληπτή η σημασία της πρόβλεψης της αιολικής παραγωγής ούτως ώστε οι χειριστές να έχουν την δυνατότητα να προγραμματίσουν τους πόρους τους οποίους θα χρειαστούν προκειμένου να διατηρήσουν ισορροπία στο δίκτυο, τροφοδοτώντας το, αν είναι αναγκαίο, με την απαιτούμενη ισχύ από τις συμβατικές μονάδες παραγωγής ενέργειας.



Εικόνα 1.1: Εγκατεστημένη αιολική ισχύς στην Ευρώπη στο τέλος του 2012^[1]



Εικόνα 1.2: Εγκατεστημένη αιολική ισχύς στην Ελλάδα από το 1997 ως το 2012^[2]

1.3 Δομή της εργασίας

Η παρούσα διπλωματική έχει ως στόχο την περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής στην περιοχή της Πελοποννήσου. Γι' αυτόν τον σκοπό, αναπτύσσεται ένα μοντέλο πρόβλεψης, συγκεκριμένα το Distributed Artmap, το οποίο στην ουσία αποτελεί ένα νευρωνικό δίκτυο τεχνητής νοημοσύνης, που δέχεται ως εισόδους δεδομένα από αριθμητικές προβλέψεις καιρού όπως επίσης και από προηγούμενες τιμές της ισχύος και μας δίνει σαν έξοδο την μελλοντική παραγωγή για τον επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης, βασιζόμενο στην εκπαίδευση την οποία έχει υποστεί. Παρακάτω γίνεται μια συνοπτική ανάλυση του περιεχομένου του κάθε κεφαλαίου της εργασίας.

Στο **Κεφάλαιο 1** έγινε μια γενική αναφορά στους παράγοντες που οδήγησαν στην ανάπτυξη των ΑΠΕ, κυρίως της αιολικής ενέργειας. Επίσης παρατέθηκαν κάποια στατιστικά στοιχεία για την αύξηση της αιολικής εγκατεστημένης ισχύος τα τελευταία χρόνια τόσο στην Ευρώπη όσο και στην Ελλάδα, ενώ τέλος αναφέρθηκαν τα πλεονεκτήματα της αιολικής ενέργειας έναντι των άλλων ΑΠΕ χωρίς βεβαίως να παραληφθεί και το βασικό στοιχείο του ανέμου, η μεταβλητότητα, που δημιουργεί πολλές φορές προβλήματα και είναι ένας απ' τους λόγους που χρειαζόμαστε την πρόβλεψη.

Επομένως το **Κεφάλαιο 2** αναφέρεται στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύος και την σημασία της στον τομέα της ενέργειας. Επιπροσθέτως γίνεται αναφορά των παραγόντων οι οποίοι επηρεάζουν την πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, καθώς επίσης καθώς επίσης και των σφαλμάτων που μπορούν να προκύψουν σε μια πρόβλεψη.

Το **Κεφάλαιο 3** κάνει μια ενδελεχή αναφορά στις αριθμητικές προβλέψεις καιρού ξεκινώντας από μια ιστορική αναδρομή και καταλήγοντας στα σημερινά μοντέλα και τον τρόπο λειτουργίας τους.

Το **κεφάλαιο 4** ασχολείται με τα διάφορα μοντέλα τεχνολογίας αιχμής (state of the art) που έχουν δημιουργηθεί τα τελευταία χρόνια, κάνοντας μια ελαφρώς εκτεταμένη αναφορά στα σημαντικότερα μοντέλα.

Ακολουθεί το **κεφάλαιο 5** το οποίο ασχολείται με τα νευρωνικά δίκτυα ως μέσο πρόβλεψης αιολικής ισχύος. Αρχικά γίνεται ανάλυση της γενικής θεωρίας συντονισμού, ενώ στην συνέχεια εισερχόμαστε στην ανάλυση του χρησιμοποιημένου στην παρούσα διπλωματική εργασία μοντέλου, Distributed Artmap.

Το **κεφάλαιο 6** εμπεριέχει όλες τις προσπάθειες που πραγματοποιήθηκαν κατά την περάτωση της εργασίας προκειμένου να έχουμε όσο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα, δηλαδή την επίτευξη του μικρότερου δυνατού σφάλματος.

Τέλος στο **κεφάλαιο 7** γίνεται αποτίμηση τόσο του αποτελέσματος όσο και του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε, καταλήγοντας έτσι στα τελικά μας συμπεράσματα.

Κεφάλαιο 2

Πρόβλεψη αιολικής παραγωγής

2.1 Γενικά

Καθώς η ποσότητα της αιολικής ενέργειας σε μερικές χώρες έχει φτάσει σε αρκετά υψηλά επίπεδα, ιδιαιτέρως στην Ευρώπη, έχει υπάρξει μια συνεχής βελτίωση των μοντέλων πρόβλεψης αιολικής παραγωγής τα τελευταία 15 χρόνια. Έχει προκύψει ένας αριθμός παρόχων προβλέψεων αιολικής ενέργειας, με αποτέλεσμα να υπάρχει ανταγωνισμός για την παροχή των καλύτερων εκτιμήσεων στον κλάδο της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Υπάρχουν αρκετές διαφορετικές ομάδες χρηστών πρόβλεψης στον κλάδο, συμπεριλαμβανομένων και εταιριών παραγωγής και βοηθητικών προγραμμάτων, αναλυτών της αγοράς και εμπόρων, καθώς και φορέων της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Επομένως, το κεφάλαιο αυτό θα εστιάσει κυρίως στην χρησιμότητα των προβλέψεων αιολικής παραγωγής στην αγορά αιολικής ενέργειας. Προκειμένου όμως να γίνει αυτό χρειάζεται μια αναδρομή στα βασικά στοιχεία της πρόβλεψης αιολικής παραγωγής, δηλαδή τους παράγοντες που επηρεάζουν την αιολική παραγωγή, παράγοντες που επιδρούν στην πρόβλεψη, όπως επίσης και τα είδη των σφαλμάτων που μπορούν να υπάρξουν σε μια πρόβλεψη.

2.2 Παράγοντες που χρησιμοποιούνται την πρόβλεψη αιολικής παραγωγής

2.2.1 Παράγοντες που καθορίζουν την αιολική παραγωγή

Θα μπορούσε να γίνει αναφορά αυτών των παραγόντων στο κομμάτι της αιολικής ενέργειας στην εισαγωγή αλλά προτιμήθηκε να γίνει εδώ ούτως ώστε να υπάρχει μία συνολική εικόνα όλων των παραγόντων, οι οποίοι εν τέλει θα χρειαστούν προκειμένου να υπάρξει μια αξιόπιστη πρόβλεψη.

Αναφερόμενοι στην αιολική ενέργεια, ο πρώτος και πιο σημαντικός παράγοντας δεν θα μπορούσε να είναι άλλος από την ταχύτητα του ανέμου. Με τον όρο ταχύτητα του ανέμου εννοούμε το μέτρο της συνισταμένης που προκύπτει από τις δύο κάθετες συνιστώσες του ανέμου, όπως αυτές μας δίνονται από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, οι οποίες θα αναλυθούν στο επόμενο κεφάλαιο. Είναι εύκολα αντιληπτό ότι όσο μεγαλύτερη είναι η ταχύτητα του ανέμου τόσο μεγαλύτερη είναι και η παραγωγή (υποθέτοντας ότι όλες οι άλλες μεταβλητές παραμένουν σταθερές), στα πλαίσια βέβαια μεταξύ της ταχύτητας ένταξης 4 m/s και της ταχύτητας αποκοπής 25 m/s.

Ο επόμενος παράγοντας ο οποίος επηρεάζει την αιολική παραγωγή είναι η κατεύθυνση του ανέμου η οποία ορίζεται ως η γωνία μεταξύ των δύο συνιστωσών του ανέμου και μπορεί να πάρει όλο το εύρος τιμών από 0° έως 360°. Η επίδραση της κατεύθυνσης δεν είναι φυσικά τόσο μεγάλη όσο αυτή της ταχύτητας, αλλά διαδραματίζει κι αυτή σημαντικό ρόλο στην παραγωγή και κατ' επέκταση και στην πρόβλεψη, εφόσον η παραγωγή των ανεμογεννητριών διαφοροποιείται ανάλογα με την γωνία που σχηματίζουν με τον άνεμο.

Ένα χαρακτηριστικό το οποίο έχει επίσης σημαντική συμβολή στην παραγωγή αιολικής ενέργειας είναι και η πυκνότητα του αέρα. Η ενέργεια η οποία είναι διαθέσιμη στον άνεμο είναι ευθέως ανάλογη με την πυκνότητα του αέρα. Καθώς η πυκνότητα του αέρα αυξάνει η διαθέσιμη ενέργεια αυξάνει κι αυτή. Σ' αυτό το σημείο υπεισέρχονται και οι δύο παράγοντες που επηρεάζουν την πυκνότητα του αέρα: η πίεση του αέρα και η θερμοκρασία. Η πυκνότητα του αέρα αυξάνει με την αύξηση της πίεσης καθώς επίσης και με την πτώση της θερμοκρασίας. Και οι δύο αυτοί παράγοντες μειώνονται καθώς αυξάνεται το υψόμετρο. Κατά συνέπεια γίνεται αντιληπτό ότι προκειμένου να υπολογιστεί η παραγωγή της αιολικής ενέργειας πρέπει να ληφθούν υπόψη τόσο η θερμοκρασία όσο και η πίεση του αέρα ούτως ώστε να υπάρξει αξιοπιστία στην πρόβλεψη^[3].

2.2.2 Παράγοντες που επιδρούν στην πρόβλεψη

Η μορφολογία του εδάφους είναι ένας από τους συντελεστές που επιδρούν σημαντικά στην πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής. Αυτός ο παράγοντας θα μπορούσε κάλλιστα να τοποθετηθεί και στην παραπάνω ενότητα, όμως προτιμήθηκε η κατάταξή του σ' αυτό το σκέλος καθώς η συμβολή του στην παραγωγή δεν είναι τόσο άμεση, αλλά περισσότερο έμμεση καθώς μέσω της επίδρασής του στους συντελεστές που αναφέρθηκαν στην παραπάνω ενότητα επηρεάζει την παραγωγή. Αντιθέτως στον τομέα της πρόβλεψης, αποτελεί μια βασική δυσκολία καθώς όλες οι μελέτες και οι έρευνες έχουν δείξει, ότι όσο πιο σύνθετο είναι το έδαφος, τόσο μεγαλύτερο είναι και το σφάλμα της πρόβλεψης σε αντίθεση με το έδαφος που πλησιάζει περισσότερο το επίπεδο όπου υπάρχει σαφώς μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης. Επιπλέον ένας ακόμη λόγος που η μορφολογία του εδάφους τοποθετείται σ' αυτό το σκέλος είναι ότι, όπως θα δούμε και αργότερα, η αφομοίωση της μορφολογίας του εδάφους γίνεται από το εκάστοτε σύστημα πρόβλεψης. Στην προκειμένη περίπτωση το έδαφος αφομοιώνεται μέσω της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, χωρίς όμως να υπάρχει κάποιο στοιχείο της εισόδου που να καταδεικνύει την πολυπλοκότητα του εδάφους, επομένως αυτός ο παράγοντας απασχολεί σημαντικά τον τομέα της πρόβλεψης καθώς και του εκάστοτε χρησιμοποιούμενου εργαλείου πρόβλεψης.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό της πρόβλεψης είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης. Εφόσον ο ορίζοντας της πρόβλεψης είναι μικρός, μέχρι 6 ώρες μπροστά, τότε αρκετά σημαντικό ρόλο στο αποτέλεσμα διαδραματίζει η παλινδρομικότητα του αέρα, κι έτσι μπορεί να γίνει ικανοποιητική πρόβλεψη βάση των προηγούμενων τιμών της παραγομένης ισχύος. Εάν όμως ο ορίζοντας της πρόβλεψης είναι μεγαλύτερος τότε τον σημαντικότερο ρόλο έχουν τα αριθμητικά δεδομένα καιρού. Συνήθως πάντως χρησιμοποιούνται σαν είσοδοι συνδυασμοί των δεδομένων καιρού με τις προηγούμενες τιμές της ισχύος, εφόσον ο ορίζοντας πρόβλεψης που ενδιαφέρει είναι από 1 έως 48 ή και περισσότερες ώρες μπροστά.

2.3 Σφάλματα πρόβλεψης

Τα περισσότερα σφάλματα στην πρόβλεψη αιολικής παραγωγής πηγάζουν από τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού. Υπάρχουν δύο τύποι σφάλματος: τα σφάλματα επιπέδου και τα σφάλματα φάσης. Για τη ευκολότερη κατανόηση, ας φέρουμε για παράδειγμα ένα διερχόμενο μέτωπο καταιγίδας. Ένα σφάλμα επιπέδου αγνοεί την σοβαρότητα της καταιγίδας, ενώ ένα σφάλμα φάσης τοποθετεί λάθος την έναρξη και την κορυφή της καταιγίδας.

Ενώ τα σφάλματα επιπέδου είναι εύκολο να περιοριστούν, χρησιμοποιώντας κάποιες χρονοσειρές μέτρησης σφάλματος, τα σφάλματα φάσης είναι δυσκολότερο να ποσοτικοποιηθούν, αν και έχουν καθοριστικό αντίκτυπο στο σφάλμα της πρόβλεψης. Ένα αίνιγμα για τους προβλεπτές είναι ότι, προβλέψεις υψηλότερης ανάλυσης τείνουν να συλλάβουν περισσότερη απ' την μεταβλητότητα, αλλά αν υπάρχει ένα ελαφρύ σφάλμα φάσης, το παραδοσιακό σφάλμα θα είναι χειρότερο σε σχέση με μία πιο ομαλή πρόβλεψη, γεγονός το οποίο προβληματίζει τον χειριστή, ακόμα κι αν είναι λάτρης τη πιο ρεαλιστικής ματιάς της πρόβλεψης.

2.4 Κατηγορίες πρόβλεψης βάσει του ορίζοντα πρόβλεψης^[5]

Ο ορίζοντας πρόβλεψης μπορεί να ποικίλει από μερικές ώρες έως και 7 μέρες. Επομένως οι προβλέψεις βάσει του ορίζοντα πρόβλεψης μπορούν να διακριθούν στις ακόλουθες κατηγορίες:

- ❖ Πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, οι οποίες έχουν ορίζοντα έως και 9 ώρες μπροστά.
- ❖ Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, όπου ο ορίζοντας πρόβλεψης φτάνει έως και τις 72 ώρες μπροστά.
- ❖ Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις, στις οποίες ο ορίζοντας πρόβλεψης μπορεί να φτάσει και τις 7 ημέρες.

Ο πίνακας 2.1 που παρατίθεται παρακάτω είναι και η ουσία αυτής της ενότητας αφού συνδέει τον ορίζοντα πρόβλεψης με της εταιρίες παραγωγής ηλεκτρικής και τον ανεξάρτητο διαχειριστή του συστήματος, παρουσιάζοντας έτσι όλες τις λειτουργικές ενέργειες που μπορούν να επωφεληθούν από τους διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης. Στην συνέχεια θα γίνει περιγραφή της λειτουργίας της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας ούτως ώστε στο τελικό μέρος της ενότητας να γίνει σύνδεσή της με την πρόβλεψη.

Πίνακας 2.1: Χρονικοί ορίζοντες πρόβλεψης αιολικής παραγωγής

Χρονικός ορίζοντας	Εταιρίες παραγωγής	Ανεξάρτητος διαχειριστής συστήματος/ Διαχειριστής συστήματος μετάδοσης
Πολύ βραχυπρόθεσμη (μέχρι 9 ώρες)	a) Αγορά εντός ημέρας b) Αγορά πραγματικού χρόνου	i. Διαχείριση βοηθητικών υπηρεσιών ii. Προγραμματισμός μονάδων iii. Οικονομικός σχεδιασμός iv. Διαχείριση συμφόρησης γραμμών
Βραχυπρόθεσμη (μέχρι 72 ώρες)	a) Αγορά της επόμενης ημέρας b) Σχεδιασμός συντήρησης των αιολικών πάρκων c) Συγχρονισμός αιολικών πάρκων και συσκευών αποθήκευσης	i. Σχεδιασμός συντήρησης των γραμμών του δικτύου ii. Διαχείριση συμφόρησης γραμμών iii. Ρύθμιση εφεδρείας της επόμενης ημέρας iv. Προγραμματισμός μονάδων και οικονομικός σχεδιασμός
Μεσοπρόθεσμη (μέχρι και 7 ημέρες)	a) Σχεδιασμός συντήρησης των αιολικών πάρκων b) Σχεδιασμός συντήρησης των συμβατικών μονάδων παραγωγής	i. Σχεδιασμός συντήρησης των γραμμών του δικτύου

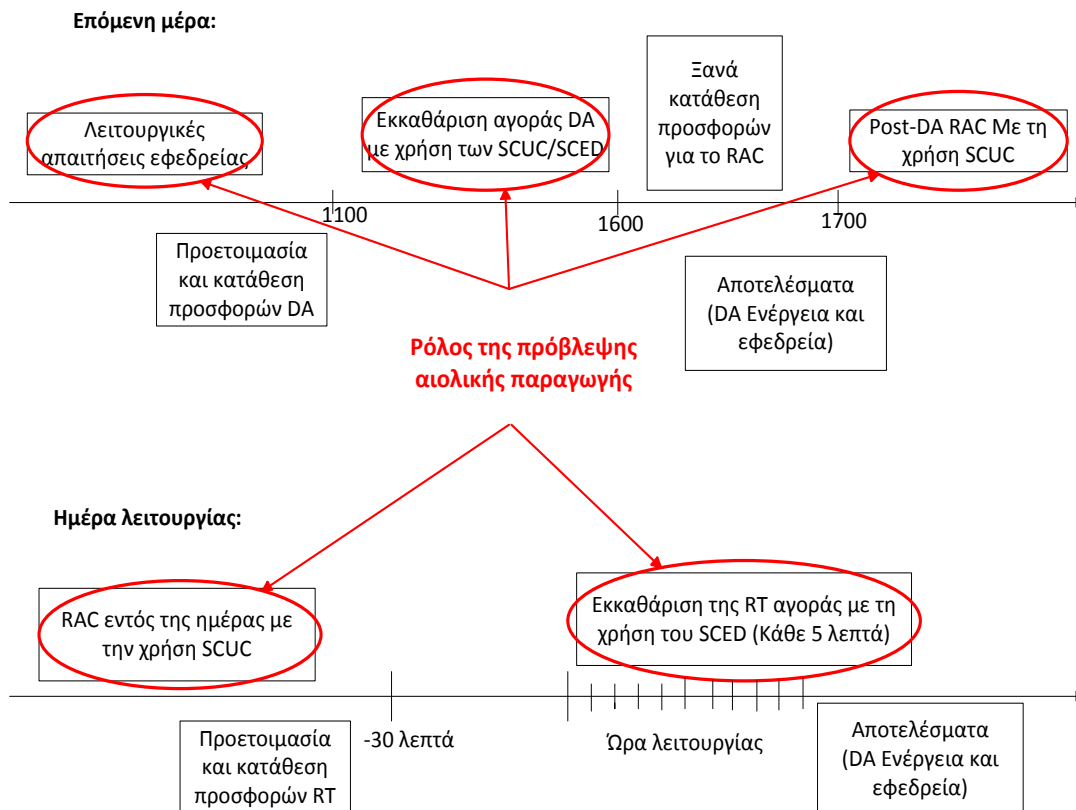
2.5 Ηλεκτρικά συστήματα και λειτουργίες της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας^[4]

Στο τμήμα αυτό περιγράφονται τα κύρια βήματα που συνήθως εμπλέκονται στη βραχυπρόθεσμη λειτουργία των ηλεκτρικών συστημάτων. Η όλη συζήτηση βασίζεται στη λειτουργία των ISO/RTO¹ στις αγορές των Η.Π.Α, όπου διάφορες περιοχές της χώρας έχουν δει έναν σημαντικό βαθμό σύγκλισης στον σχεδιασμό των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας κατά τη διάρκεια των τελευταίων αρκετών χρόνων. Στο τέλος της ενότητας, παρατίθεται ο πίνακας 2.2, ο οποίος παρέχει μια σύντομη περιλήψη της λειτουργίας της αγοράς και της τρέχουσα κατάσταση, καθώς επίσης και της ανάπτυξης των προβλέψεων αιολικής ισχύος για τα MISO (Midwest ISO), NYISO (New York ISO), PJM, ERCOT (Ηλεκτρικό συμβούλιο αξιοπιστίας του Τέξας) και CAISO (California ISO).

¹ Οι όροι ISO (ανεξάρτητος διαχειριστής συστήματος) και RTO (οργανισμός περιφερειακής μετάδοσης) χρησιμοποιούνται στις Ηνωμένες Πολιτείες και από δω και στο εξής θα αναφερόμαστε σ' αυτούς χάριν συντομίας και όχι στους πλήρεις ορισμούς.

2.5.1 Χρονοδιάγραμμα λειτουργιών αγοράς

Ένα τυπικό χρονοδιάγραμμα λειτουργίας της αγοράς είναι αυτό που θα παρουσιαστεί στο σχήμα 2.1. Οι διαδικασίες και το χρονοδιάγραμμα περιγράφονται βάσει των ισχυόντων κανόνων στην MISO αγορά. Ωστόσο, όπως φαίνεται και στον πίνακα 2.2 άλλες αγορές λειτουργούν με παρόμοιο τρόπο. Τα κύρια βήματα των λειτουργιών της αγοράς, συμπεριλαμβανομένου του προσδιορισμού των απαιτήσεων εφεδρείας, των λειτουργιών της επόμενης μέρας (DA) και των λειτουργιών πραγματικού χρόνου (RT), αναφέρονται παρακάτω.



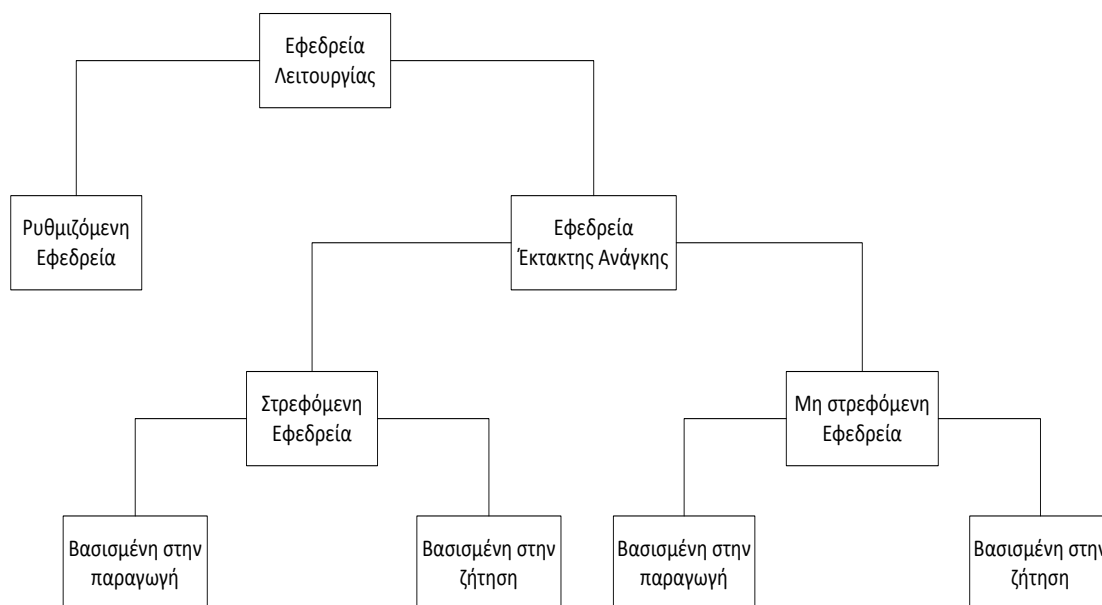
Σχήμα 2.1: Η σημασία της πρόβλεψης αιολικής παραγωγής στην διαχείριση των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας (χρονοδιάγραμμα βασισμένο στο MISO)

2.5.2 Απαιτήσεις εφεδρείας

Προκειμένου το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας να λειτουργήσει μ' έναν ασφαλή και αξιόπιστο τρόπο, είναι απαραίτητο να διατηρηθεί ένα ορισμένο ποσό εφεδρείας λειτουργίας. Η εφεδρεία λειτουργίας συνήθως κατηγοριοποιείται σε διάφορους τύπους, ανάλογα με το πόσο γρήγορα ανταποκρίνεται στις μεταβολές του συστήματος. Η ρυθμιζόμενη εφεδρεία ανταποκρίνεται αμέσως στις ανάγκες προσαρμογής παραγωγής του συστήματος, και παρέχεται συνήθως από μονάδες παραγωγής αυτόματου έλεγχου παραγωγής (AGC) ανταποκρινόμενες στις αποκλίσεις συχνότητας του δικτύου. Η εφεδρεία

έκτακτης ανάγκης πρέπει να είναι σε θέση να αποκριθεί εντός 10 λεπτών, και χρησιμοποιείται προκειμένου να ανταποκριθεί σε έκτακτες καταστάσεις που ενδέχεται να προκύψουν, όπως η αναγκαστική διακοπή γεννητριών ή γραμμών μεταφοράς. Η εφεδρεία έκτακτης ανάγκης μπορεί επίσης να διαχωριστεί σε στρεφόμενη και συμπληρωματική (μη στρεφόμενη). Να σημειωθεί σ' αυτό το σημείο ότι στις αγορές των Η.Π.Α είναι συνηθισμένο να μπορούν να παρέχουν λειτουργική εφεδρεία πόροι της παραγωγής αλλά και πόροι της ζήτησης. Στο σχήμα 2.2 γίνεται μια διαγραμματική απεικόνιση των κατηγοριών εφεδρείας.

Οι απαιτήσεις για εφεδρεία λειτουργίας στο ηλεκτρικό σύστημα των Η.Π.Α βασίζονται στα πρότυπα που έχουν καθοριστεί από το συμβούλιο αξιοπιστίας Βόρειας Αμερικής (NERC). Οι ISO/RTOs είναι υποχρεωμένοι να τηρούν επαρκή έλεγχο ούτως ώστε να πληρούν το κριτήριο του NERC για το σφάλμα ελέγχου περιοχής (ACE). Το ACE είναι μια μέτρηση της απόκλισης μεταξύ της προγραμματισμένης και της διαπιστωμένης ανταλλαγής, από μία αρχή εξισορρόπησης περιοχών, και ορίζεται ως η στιγμιαία διαφορά μεταξύ πραγματικής και προγραμματισμένης ανταλλαγής του δικτύου, λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση της μεταβολής της συχνότητας συμπεριλαμβανομένου και του μέτρου του σφάλματος διόρθωσης. Όσον αφορά την εφεδρεία έκτακτης ανάγκης, ακολουθεί τον κανόνα N-1, δηλαδή πρέπει να υπάρχει επαρκής εφεδρεία προκειμένου να καλυφθεί «η απώλεια παραγωγικής δυνατότητας σε περίπτωση αναγκαστικών διακοπών της παραγωγής ή του εξοπλισμού μετάδοσης που θα προέκυπταν από την σοβαρότερη κατάσταση ανάγκης» (NERC 2009). Επιπλέον, τουλάχιστον η μισή από την εφεδρεία ανάγκης πρέπει να είναι στρεφόμενη, σύμφωνα με τις ελάχιστες απαιτήσεις που έχει θέσει το NERC. Ωστόσο λόγω της ύπαρξης περιφερειακών διαφοροποιήσεων μερικοί ISO/RTOs χρησιμοποιούν πιο αυστηρούς περιορισμούς για την λειτουργική εφεδρεία. Σε συστήματα με μεγάλα και συνωστισμένα δίκτυα, είναι επίσης σύνηθες, οι απαιτήσεις εφεδρείας να καθορίζονται με βάση κριτήρια του συστήματος. Επίσης ενδιαφέρον έχει το γεγονός, ότι ορισμένες αγορές έχουν εισάγει μια καμπύλη ζήτησης για διαφορετικούς τύπους λειτουργική εφεδρείας σε σχέση με τις παραδοσιακές απαιτήσεις.



Σχήμα 2.2: Τυπικές κατηγορίες εφεδρείας λειτουργίας (Πηγή: MISO 2009)

2.5.3 Λειτουργίες της επόμενης μέρας (DA)²

Στο στάδιο της επόμενης μέρας, οι συμμετέχοντες στην αγορά (ζήτησης και προσφοράς) πρέπει να υποβάλλουν τις προσφορές τους στους ISO/RTOs εντός ορισμένης προθεσμίας. Η πραγματική προθεσμία προσφορών ποικίλλει μεταξύ των διαφόρων αγορών, όπως φαίνεται και στον πίνακα 2.2. Οι προσφορές των συμμετεχόντων στην αγορά πρέπει να αντανακλούν στο ποσό της ενέργειας και της εφεδρείας που μπορούν να παρέχουν. Πληροφορίες σχετικά με τους περιορισμούς προγραμματισμού μονάδων (ρυθμός αύξησης τιμών, κόστη και χρόνοι εκκίνησης κλπ για τις μονάδες παραγωγής) παρέχονται επίσης στους ISO/RTOs.

Η εκκαθάριση της DA αγοράς για ενέργεια και εφεδρεία είναι μία διαδικασία δύο σταδίων. Κατ' αρχάς, ένας προγραμματισμός μονάδων περιορισμένης ασφαλείας (SCUC) εκτελείται, προκειμένου να δεσμευτούν οι πόροι για την αγορά DA. Ο στόχος της SCUC είναι η ελαχιστοποίηση του λειτουργικού κόστους καλύπτοντας ταυτόχρονα την συνολική ζήτηση στην αγορά. Ο αλγόριθμος SCUC λαμβάνει υπόψη τους περιορισμούς δέσμευσης μονάδος. Το επόμενο βήμα για την εκκαθάριση της αγοράς είναι η εκτέλεση ενός περιορισμένης ασφαλείας αλγόριθμου οικονομικού σχεδιασμού (SCED), βασισμένο στο χρονοδιάγραμμα δέσμευσης από το SCUC. Το SCED είναι σχεδιασμένο ως μια ρουτίνα γραμμικού προγραμματισμού, τοπικών οριακών τιμών (LPMs), προερχόμενες από τους περιορισμούς του ισοζυγίου ενέργειας κάθε ενός από τους κόμβους μετάδοσης.

Στις περισσότερες αγορές των ΗΠΑ οι διαδικασίες SCUC/SCED συνεργάζονται για να βελτιστοποιήσουν από κοινού τα θέματα της παραγωγής και της εφεδρείας. Επομένως η έξοδος από τη αγορά DA περιλαμβάνει χρονοδιαγράμματα για την ενέργεια και την λειτουργική εφεδρεία. Επιπλέον οι LPMs παράγονται για κάθε κόμβο μετάδοσης και ο συμψηφισμός των τιμών της αγοράς υπολογίζεται επίσης για κάθε κατηγορία της εφεδρείας λειτουργίας. Οι τιμές χρησιμοποιούνται στον οικονομικό διακανονισμό της αγοράς DA.

Κατόπιν της εκκαθάρισης της αγοράς και πριν την έναρξη της επόμενης μέρας, οι ISO/RTOs εκτελούν συνήθως αναθεωρημένη δέσμευση, εστιάζοντας στην αξιοπιστία. Η αξιολόγηση της αξιοπιστίας δέσμευσης (RAC) γίνεται επίσης μέσω του SCUC. Ωστόσο, οι προσφορές ζήτησης που χρησιμοποιούνται στην εκκαθάριση της αγοράς DA αντικαθίστανται τώρα από το προβλεπόμενο φορτίο για την επόμενη μέρα. Επομένως οι ISO/RTOs μπορούν να αποφασίσουν να αλλάξουν το χρονοδιάγραμμα δέσμευσης από την εκκαθάριση της αγοράς DA, βασιζόμενοι στα αποτελέσματα του RAC. Οι κανόνες σχεδιάζονται συνήθως με τέτοιο τρόπο, ώστε να εξασφαλίζεται ότι οι δεσμευμένοι πόροι παραγωγής θα ανακτήσουν όλες τις λειτουργικές δαπάνες. Μερικές φορές χρειάζονται και πλευρικές πληρωμές εκτός των τακτικών πληρωμών που προκύπτουν από τις τιμές εκκαθάρισης της αγοράς, ούτως ώστε να ανακτηθούν οι δαπάνες εκκίνησης κτλ.

² Στην συνέχεια της εργασίας για συντομία θα αναφερόμαστε στην επόμενη μέρα με τα αρχικά της αγγλικής ορολογίας DA (day ahead) και στον πραγματικό χρόνο ως RT (real time).

2.5.4 Λειτουργίες πραγματικού χρόνου (RT)

Κατά τη διάρκεια της επόμενης μέρας, το RAC επαναλαμβάνεται ανάλογα με τις ανάγκες, προκειμένου να προσαρμοστεί η δέσμευση μονάδος, ούτως ώστε να αφομοιωθούν οι μεταβολές στις συνθήκες λειτουργίας (εξαναγκασμένες διακοπές, αποκλίσεις από τα προβλεπόμενα φορτία κτλ). Την ίδια στιγμή, οι συμμετέχοντες στην αγορά μπορούν να υποβάλλουν τις προσφορές για τους εναπομείναντες πόρους τους στην RT αγορά. Η προθεσμία υποβολής προσφορών στην αγορά RT ποικίλει αρκετά ευρέως μεταξύ των διαφόρων αγορών όπως φαίνεται και στον πίνακα 2.2. Κατά την ώρα λειτουργίας, οι ISO/RTOs χρησιμοποιούν την SCED για τον σχεδιασμό του συστήματος. Την ίδια στιγμή υπολογίζονται οι τιμές πραγματικού χρόνου για την ενέργεια και την εφεδρεία λειτουργίας. Η συχνότητα του RT σχεδιασμού είναι 5 λεπτά στις περισσότερες αγορές ISO/RTO. Οι διακυμάνσεις στο φορτίο που δεν ρυθμίζονται από τα 5λεπτα σήματα σχεδιασμού αντιμετωπίζονται μέσω της ρυθμιζόμενης εφεδρείας. Έτσι εάν η αιολική ενέργεια εισάγει περισσότερη μεταβλητότητα και αβεβαιότητα σε πολύ σύντομο χρονικό διάστημα, ίσως κριθεί απαραίτητο να αυξηθεί το επίπεδο της εφεδρείας ρύθμισης στο σύστημα.

Οι συμβατικές μονάδες παραγωγής τιμωρούνται συνήθως εάν αποκλίνουν από τα RT σήματα σχεδιασμού. Ωστόσο, έως τώρα, η παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές όπως η αιολική δεν έχει λάβει σήματα σχεδιασμού από τους ISO/RTOs. Έτσι η αιολική ενέργεια έχει εξαιρεθεί από τις κυρώσεις αποκλίσεων, και η πλειοψηφία της αιολικής παραγωγής έχει ενσωματωθεί στην RT τιμή. Αυτό όμως μπορεί να αλλάξει, καθώς οι ISO/RTO εργάζονται στην βελτίωση και την ενσωμάτωση της αιολικής παραγωγής στις λειτουργικές διαδικασίες των αγορών DA και RT.

2.6 Πρόβλεψη αιολικής ενέργειας στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας^[4]

Έχοντας πλέον αναλύσει επαρκώς την λειτουργία των αγορών, σ' αυτήν την ενότητα θα συζητηθεί σε τι βαθμό οι προβλέψεις αιολικής ενέργειας χρησιμοποιούνται επί του παρόντος στην διαχείριση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και θα προσδιοριστούν σημαντικοί τομείς βελτίωσης.

2.6.1 Τρέχουσα κατάσταση

Η πρόβλεψη αιολικής ισχύος χρησιμοποιείται για διαφορετικούς σκοπούς, όπως συνοψίζεται και στον πίνακα 2.2. Βρίσκει εφαρμογή από τον σχεδιασμό διακοπής μετάδοσης, την ασφάλεια μετάδοσης και την ανάλυση της αιχμής φορτίου, μέχρι την αξιοπιστία δέσμευσης μονάδος, τις προσφορές τις αγοράς για τις επόμενες ώρες και την δέσμευση πραγματικού χρόνου και τον σχεδιασμό. Οι προβλέψεις αιολικής παραγωγής χρησιμοποιούνται ως εισοδοί σε κάποιες από τις διαδικασίες του συστήματος καθώς και στις λειτουργίες των αγορών που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη ενότητα. Παρόλα αυτά, οι ISO/RTOs έχουν μέχρι σήμερα περιορισμένη εμπειρία σε αυτόν τον τομέα, γι' αυτό εργάζονται συνεχώς πάνω στην βελτίωση και την αυτοματοποίηση της χρήσης της πρόβλεψης αιολικής παραγωγής στις DA και RT λειτουργίες.

2.6.2 Τομείς βελτίωσης

Η ανάγκη για πρόβλεψη αιολικής παραγωγής στα συστήματα ηλεκτρική ενέργειας είναι προφανώς εξαρτημένη από το ποσό της αιολικής ενέργειας στο σύστημα. Ωστόσο, λόγω της ραγδαίας αύξησης της παραγωγής αιολικής ενέργειας σε αρκετές περιοχές των ΗΠΑ, καθίσταται σημαντική η αποτελεσματική αξιοποίηση των πληροφοριών που παρέχονται από τα προηγμένα μοντέλα πρόβλεψης. Ορισμένοι σημαντικοί τομείς βελτίωσης θα αναφερθούν παρακάτω, με έμφαση στα στοιχεία λειτουργίας της αγοράς που αναφέρθηκαν στην ενότητα 2.5.

a) Εφεδρεία λειτουργίας

Την επιπρόσθετη αβεβαιότητα και μεταβλητότητα που προκαλείται από μία αυξανόμενη διείσδυση αιολικής ενέργειας εγείρει το ερώτημα του κατά πόσο οι τρέχουσες απαιτήσεις εφεδρείας είναι επαρκείς. Η ανάγκη για υπηρεσίες ρύθμισης μπορεί να αυξάνονται λόγω των βραχυπρόθεσμων διακυμάνσεων της αιολικής παραγωγής, αν και η μικρή συχνότητα του RT σχεδιασμού (5 λεπτά) στις περισσότερες αγορές ISO/RTO μειώνει το μέτρο των διακυμάνσεων που πρέπει να αντιμετωπιστούν μέσω των υπηρεσιών ρύθμισης. Μία αύξηση της εφεδρείας αργότερης εκκίνησης ίσως να είναι απαραίτητη, προκειμένου να αντιμετωπιστούν γεγονότα μείωσης, μεγάλης κλίμακας, της αιολικής ισχύος. Συνεχίζεται η έρευνα για τον βέλτιστο προσδιορισμό των απαιτήσεων εφεδρείας υπό συνθήκες υψηλής διείσδυσης αιολικής ενέργειας (Ortega-Vazquez και Kirschen 2009). Εφόσον τα μοντέλα πρόβλεψης είναι σε θέση να παράγουν πιθανοτικές εκτιμήσεις για την αιολική παραγωγή, θα μπορούσε ενδεχομένως να γίνει χρήση της πληροφορίας της αβεβαιότητας από την πρόβλεψη για τον καθορισμό των απαιτήσεων εφεδρείας λειτουργίας. Συνεπώς, οι απαιτήσεις εφεδρείας θα μπορούσαν να εξαρτώνται από το προβλεπόμενο επίπεδο και την αβεβαιότητα της αιολικής παραγωγής για την επόμενη ημέρα. Αυτό θα απαιτούσε, η εφεδρεία λειτουργίας να καθορίζεται πιο συχνά και πιο κοντά στον πραγματικό χρόνο σε σχέση με αυτό που γίνεται σήμερα.

Μεταξύ των ISO/RTO των ΗΠΑ, είναι ενδιαφέρον να σημειωθεί ότι το ERCOT ήδη λαμβάνει υπόψη την διείσδυση αιολικής ενέργειας καθώς και την αβεβαιότητα της πρόβλεψης στο καθορισμό της μη στρεφόμενης και της εφεδρείας ρύθμισης.

b) Προγραμματισμός μονάδων

Οι αποφάσεις προγραμματισμού μονάδων είναι προφανώς μείζονος σημασίας προκειμένου να διατηρηθεί η αξιοπιστία και η οικονομική αποδοτικότητα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Επομένως η παραγωγή των αιολικών πάρκων καθώς και οι πληροφορίες των προβλέψεων αιολικής παραγωγής πρέπει να ενσωματωθούν αποτελεσματικά στο πρόβλημα προγραμματισμού μονάδων. Παραδοσιακά, αυτό παρουσιάζεται ως ένα ντετερμινιστικό πρόβλημα βελτιστοποίησης. Ωστόσο η επιπλέον αβεβαιότητα που προκύπτει απ' την αιολική παραγωγή, καθιστά σχετική και την θεώρηση εναλλακτικών διατυπώσεων. Αρκετές διαφορετικές προσεγγίσεις έχουν προταθεί στην πρόσφατη βιβλιογραφία ούτως ώστε να διαχειριστούν την αβεβαιότητα της αιολικής παραγωγής στο πρόβλημα δέσμευσης μονάδος (πχ Bart et al. 2006, Bouffard και Galiana

2008, Wang et al. 2008, Ruiz et al, 2009, Tuohy et al. 2009). Τα προκαταρκτικά αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι τέτοια μοντέλα μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στη μείωση του κόστους, διατηρώντας παράλληλα την ασφάλεια του συστήματος υπό αυξημένη αβεβαιότητα και μεταβλητότητα. Ωστόσο, απαιτείται περισσότερη έρευνα στην ανάπτυξη και δοκιμή στοχαστικών μοντέλων για την δέσμευση μονάδος, και με ποιόν τρόπο είναι πιθανόν τα σφάλματα πρόβλεψης αιολικής παραγωγής (σφάλματα μέτρου ή φάσης) να επηρεάσουν την αξιοπιστία και το κόστος στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Επιπλέον, είναι σημαντικό να εξεταστεί η στενή αλληλεπίδραση μεταξύ της εφεδρείας λειτουργίας και της πολιτικής προγραμματισμού.

Έως τώρα οι ISO/RTOs των ΗΠΑ εστιάζουν στο πως θα ενοποιήσουν τις πληροφορίες των προβλέψεων με την αξιοπιστία του συστήματος. Σαφώς και είναι σημαντική η εξασφάλιση της αξιοπιστίας καθώς θα επηρεάσει τις RT τιμές. Εκτός από αυτό όμως, είναι σημαντικό να ενσωματωθούν οι πληροφορίες των προβλέψεων και στην εκκαθάριση της DA αγοράς. Η αιολική παραγωγή θα έχει αυξανόμενες επιπτώσεις στο οριακό κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας κι αυτό πρέπει να αντικατοπτρίζεται κατάλληλα στην εκκαθάριση της DA αγοράς, όπου εγκαθίσταται το μεγαλύτερο μέρος της ενέργειας. Μία σημαντική πρόκληση είναι ο τρόπος με τον οποίο αξιοποιούνται οι πληροφορίες αβεβαιότητας στις λειτουργίες της αγοράς DA. Μια ενδιαφέρουσα προσέγγιση χρησιμοποιείται από το ERCOT, η οποία επί του παρόντος χρησιμοποιεί μία υπέρβαση 80% στην πρόβλεψη αιολικής παραγωγής ως είσοδο στις διαδικασίες σχεδιασμού πόρων DA (Maggio 2009).

c) Σχεδιασμός

Η αποτελεσματική ενσωμάτωση αιολικής παραγωγής στον σχεδιασμό πραγματικού χρόνου είναι επίσης σημαντική. Οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις αιολικής παραγωγής, οι οποίες έχουν σχετικά χαμηλή αβεβαιότητα, πρέπει να ληφθούν υπόψη από τους ISO/RTO στο SCED πραγματικού χρόνου. Την ίδια στιγμή, είναι σημαντικό οι ISO/RTO να είναι σε θέση να ελέγχουν την παραγωγή των αιολικών πάρκων και να επιβάλουν την περικοπή αιολικής παραγωγής σε περιπτώσεις που αυτό κρίνεται απαραίτητο, είτε από οικονομικής άποψης είτε από άποψης αξιοπιστίας. Τα σύγχρονα αιολικά πάρκα περιλαμβάνουν μια σειρά από χαρακτηριστικά που τα κάνει να μοιάζουν με τους συμβατικούς σταθμούς παραγωγής, συμπεριλαμβανομένης της συνεισφοράς αέργου ισχύος, της ρύθμισης τάσης, του πλέγματος απόκρισης συχνότητας, της εξομάλυνσης των μεταβολών ανέμου και της ελεγχόμενης εκκίνησης και απενεργοποίησης. Θα είναι όλο και πιο σημαντικό το γεγονός, οι διαχειριστές του συστήματος να επωφεληθούν των παραπάνω χαρακτηριστικών στον σχεδιασμό και τις λειτουργίες πραγματικού χρόνου.

Οι ISO/RTOs των ΗΠΑ εργάζονται στην ενσωμάτωση των προβλέψεων στις διαδικασίες σχεδιασμού. Ο CAISO ήδη απαιτεί από τα αιολικά πάρκα που συμμετέχουν στο πρόγραμμα συμμετεχόντων διαλειπόντων πόρων (PIRP) να υποβάλουν τις προσφορές τους στην αγορά των επόμενων ωρών σύμφωνα με μία βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη. Έχουν επίσης δημιουργηθεί κανόνες προκειμένου να περιοριστεί η απόκλιση αιολικής παραγωγής. Μία ενδιαφέρουσα εξέλιξη λαμβάνει χώρα στο NYISO, η οποία εισάγει νέους κανόνες για να ενσωματώσουν την αιολική παραγωγή στο SCED (Gonzales et al. 2008, Swider 2009). Με τους νέους κανόνες, τα αιολικά πάρκα θα υποχρεούνται να υποβάλλουν τις προσφορές τους ως ευέλικτες μονάδες. Κατά την διάρκεια των ωρών χωρίς περιορισμούς, τα αιολικά

πάρκα μπορούν να λειτουργούν ελεύθερα. Ωστόσο στις περιορισμένες καταστάσεις, τα αιολικά πάρκα θα κατευθύνονται να μειώσουν την παραγωγή όταν η τιμή εκκαθάρισης στις περιοχές τους πέφτουν κάτω από τις οικονομικές τους προσφορές. Κυρώσεις θα επιβάλλονται σε όποια αιολικά πάρκα υπερβαίνουν τις οδηγίες σχεδιασμού. Η νέα διαδικασία θα εξασφαλίσει ότι οι οικονομικές προτιμήσεις των παραγωγών αιολικής ενέργειας θα αντικατοπτρίζονται στο SCED. Επίσης θα συνεισφέρει σε έναν πιο αποτελεσματικό σχεδιασμό γενικά, και θα μειώσει την ανάγκη για χρήση ενεργειών εκτός αγοράς για την διατήρηση της αξιοπιστίας του συστήματος.

2.6 Η σημασία της πρόβλεψης

Σ' όλο το κεφάλαιο έγινε μία ανάλυση των βασικών στοιχείων της πρόβλεψης, της λειτουργίας της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας καθώς επίσης και των βελτιώσεων που μπορεί η πρόβλεψη να εισάγει στην αγορά ενέργειας. Αυτό βοήθησε στην ευκολότερη κατανόηση της αξίας της πρόβλεψης για τα σύγχρονα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Εν κατακλείδι, σ' αυτήν την ενότητα γίνεται μια συνοπτική αναφορά της σημασίας της πρόβλεψης.

Η πρόβλεψη αιολικής παραγωγής θα αποτελέσει ένα σημαντικό εργαλείο για την βελτίωση της αποτελεσματικότητας και της αξιοπιστίας των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας με μεγάλο μερίδιο αιολικής ενέργειας. Οι ISO/RTOs των ΗΠΑ εργάζονται επί του παρόντος στην ενσωμάτωση των προβλέψεων στις λειτουργικές διαδικασίες, ενώ οι προβλέψεις ήδη χρησιμοποιούνται σ' έναν αριθμό σημαντικών εφαρμογών. Ωστόσο καθώς η ποσότητα της αιολικής παραγωγής αυξάνεται με ταχείς ρυθμούς, υπάρχει μια ανάγκη για καλύτερη ενσωμάτωση των προβλέψεων στα διαφορετικά μέρη των λειτουργιών των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, από τον καθορισμό της εφεδρείας λειτουργίας μέχρι τον προγραμματισμό των μονάδων και τις αποφάσεις σχεδιασμού. Είναι επίσης σημαντικό τα μοντέλα πρόβλεψης αιολικής παραγωγής να είναι ικανά να απευθυνθούν στις ανάγκες των διαχειριστών του συστήματος, συμπεριλαμβανομένων προβλέψεων έντονων καιρικών συνθηκών επιφυλακής και στοχαστικών προβλέψεων αιολικής ισχύος.

	MISO	NYISO	PJM	ERCOT	CAISO
Φορτίο αιχμής	109,157 MW (31/7-2006)	33,939 MW (2/8-2006)	144,644 MW (2/8-2006)	62,339 MW (17/8-2006)	50,270 MW (24/7-2006)
Εγκατεστημένη ισχύς	127,000 MW	39,000 MW	163,000 MW	71,000 MW	58,000 MW
Αιολική ισχύς (τέλος 2008)	4000 MW	1275 MW	2050 MW	8000 MW	2500 MW
Διαχείριση τιμών και συμφόρησης	LMP	LMP	LMP	Ζώνης	LMP
Απαιτήσεις εφεδρείας	<ul style="list-style-type: none"> - Βασισμένο στα πρότυπα NERC - Καμπύλη ισχύος για εφεδρεία - Η ζήτηση μπορεί να συμμετέχει σ' όλες τις αγορές - Απαιτήσεις ανανεώνονται καθημερινά - Εκδίδονται για 2 μέρες μπροστά - Ο άνεμος δεν υπολογίζεται απευθείας 	<ul style="list-style-type: none"> - Βασισμένο στα πρότυπα NERC - Καμπύλη ισχύος για εφεδρεία - Η ζήτηση μπορεί να συμμετέχει σ' όλες τις αγορές - Απαιτήσεις ανανεώνονται μηνιαία - Ο άνεμος δεν υπολογίζεται απευθείας 	<ul style="list-style-type: none"> - Βασισμένο στα πρότυπα NERC - Ρυθμιζόμενη: 1% του φορτίου αιχμής (5-24 ώρες) , 1% του φορτίου κοιλάδας (0-5 ώρες) - Η ζήτηση μπορεί να συμμετέχει στην αγορά εφεδρείας - Ο άνεμος δεν υπολογίζεται απευθείας 	<ul style="list-style-type: none"> - Δικές του απαιτήσεις όμοιες με του NERC - Μηνιαία ενημέρωση - Τα σφάλματα ανέμου και προβλέψεως υπολογίζονται για την ρυθμιζόμενη και την μη στρεφόμενη 	<ul style="list-style-type: none"> - Βασισμένο στα κριτήρια του WECC και πρότυπα του NERC - Εκδίδονται για 2 μέρες μπροστά - Ο άνεμος δεν υπολογίζεται απευθείας
DA αγορά	Βελτιστοποίηση ενέργειας, εφεδρείας ρύθμισης, στρεφόμενης και συμπληρωματικής ταυτόχρονα	Βελτιστοποίηση ενέργειας, εφεδρείας ρύθμισης, στρεφόμενης και συμπληρωματικής ταυτόχρονα	Βελτιστοποίηση ενέργειας, και συμπληρωματικής εφεδρείας ταυτόχρονα	Βελτιστοποίηση εφεδρείας ρύθμισης, στρεφόμενης αντικατάστασης και συμπληρωματικής ταυτόχρονα	Βελτιστοποίηση ενέργειας, εφεδρείας ρύθμισης, στρεφόμενης και συμπληρωματικής ταυτόχρονα
RT αγορά	Βελτιστοποίηση ενέργειας, ρυθμιζόμενης, στρεφόμενης και συμπληρωματικής εφεδρείας ταυτόχρονα	Βελτιστοποίηση ενέργειας, ρυθμιζόμενης, στρεφόμενης και συμπληρωματικής εφεδρείας ταυτόχρονα	Βελτιστοποίηση ενέργειας, ρυθμιζόμενης και στρεφόμενης εφεδρείας ταυτόχρονα	Αγορά ισορροπίας ενέργειας 15 λεπτά συχνότητα	Βελτιστοποίηση ενέργειας, ρυθμιζόμενης, στρεφόμενης και συμπληρωματικής εφεδρείας ταυτόχρονα
Χρονοδιάγραμμα αγοράς	DA προσφορές έως: 11 πμ DA αποτελέσματα: 4 μμ. Επανα-προσφορές έως: 5μμ. RT προσφορές έως: ΟΗ -30λεπτά	DA προσφορές έως: 5 πμ DA αποτελέσματα: 11 πμ.. RT προσφορές έως: ΟΗ -75λεπτά	DA προσφορές έως: μεσημβρία DA αποτελέσματα: 4 μμ. RT προσφορές έως: 6 μμ. DA	DA προσφορές έως (εφεδρείες): 1 μμ./ 4μμ DA αποτελέσματα (εφεδρείες): 1.30 μμ./ 4μμ. RT προσφορές έως: ΟΗ -60λεπτά	DA προσφορές: 10 πμ DA αποτελέσματα: 1 μμ. RT προσφορές: ΟΗ -75λεπτά
RT συχνότητα σχεδιασμού	5 λεπτά	5 λεπτά	5 λεπτά	15 λεπτά	5 λεπτά
Διαδικασία προγραμματισμού μονάδων	Ναι. SCUC στην DA, post- DA και εντός ημέρας, όποτε χρειάζεται.	Ναι, SCUC στην DA και 75 λεπτά πριν το RT (αποτελέσματα 45 λεπτά πριν το RT).	Ναι, SCUC στην DA, UC αξιοπιστίας στην post-DA και εντός της ημέρας αν χρειάζεται.	Όχι, θα εισαχθεί μαζί με την αγορά κόμβων.	Ναι. SCUC στην DA, HA και στις λειτουργίες RT.
Πηγές	MISO (09), McMullen (09), DeMeo (07).	NYISO (08a), NYISO (08b), Swider (09), Medelson (08), Gonzalez (08).	Patil (09), PJM (09), DeMeo (07).	ERCOT (09a, 09b, 09c), Maggio (09), DeMeo (07).	CAISO (09), Blatchford (08), Loutan and Hawkins (07), Makarov (09), DeMeo (07).

Κεφάλαιο 3

Αριθμητικές προβλέψεις καιρού (Numerical Weather Predictions- NWP)

3.1 Εισαγωγή

Μια απ' τις πιο σημαντικές επιστημονικές εξελίξεις του περασμένου αιώνα είναι η ικανότητα προσομοίωσης σύνθετων φυσικών συστημάτων, χρησιμοποιώντας αριθμητικά μοντέλα. Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού χρησιμοποιούν μαθηματικά μοντέλα της ατμόσφαιρας και των ωκεανών για να προβλέψουν τον καιρό βάσει των τρεχουσών καιρικών συνθηκών. Ένα εξαιρετικό παράδειγμα είναι η ανάπτυξη μοντέλων γενικής κυκλοφορίας (GCMs) για την ατμόσφαιρα και τον ωκεανό, τα οποία έχουν φέρει δύο μεγάλα πλεονεκτήματα: είναι πλέον εφικτή η πρόβλεψη του καιρού για αρκετές μέρες εκ των προτέρων με υψηλό βαθμό εμπιστοσύνης, ενώ αποκτάται πλέον και μεγάλη διορατικότητα σχετικά με τους παράγοντες που προκαλούν αλλαγές στο κλίμα και την πιθανή τους διάρκεια και σοβαρότητα.^[8]

Έναν αιώνα πριν, η πρόγνωση του καιρού ήταν μία τυχαία διαδικασία, πολύ ασαφής και αναξιόπιστη. Οι παρατηρήσεις ήταν αραιές και ακανόνιστες, ειδικά για την ανώτερη ατμόσφαιρα και πάνω απ' τους ωκεανούς. Οι αρχές της θεωρητικής φυσικής είχαν μικρό έως και αμελητέο ρόλο στην πρακτική πρόβλεψη: οι προβλεπτές χρησιμοποιούσαν αργές τεχνικές προέκτασης, γνώση της τοπικής κλιματολογίας και διαισθητικές εικασίες. Δηλαδή η πρόβλεψη αποτελούσε περισσότερο τέχνη παρά επιστήμη. Οι παρατηρήσεις της πίεσης και άλλες μεταβλητές απεικονίζονταν σε συμβολική μορφή σε χάρτες καιρικών συνθηκών ενώ υπήρχαν και ισοβαρείς καμπύλες που συμπλήρωναν το μοτίβο των συστημάτων καιρού. Οι προβλεπτές χρησιμοποιούσαν εμπειρία, μνήμη καθώς και μία σειρά εμπειρικών κανόνων για να παράγουν έναν μετεωρολογικό χάρτη.^[8]

3.2 Ιστορική Αναδρομή

3.2.1 Προϊστορία της επιστημονικής πρόβλεψης^[8]

Η ανάπτυξη της θερμοδυναμικής κατά τον 19^ο αιώνα οδήγησε στην ολοκλήρωση του συνόλου των θεμελιωδών αρχών της φυσικής που διέπουν την ροή της ατμόσφαιρας. Το 1890, ο μεγάλος μετεωρολόγος Cleveland Abbe, αναγνώρισε ότι η μετεωρολογία είναι ουσιαστικά η εφαρμογή της θερμοδυναμικής και της υδροδυναμικής στην ατμόσφαιρα. Ο Abbe πρότεινε μια μαθηματική προσέγγιση για την πρόβλεψη, ενώ εξέφρασε την ελπίδα ότι οι επιστήμονες «θα λάβουν υπόψη τα προβλήματα μας και θα επινοήσουν είτε γραφικές είτε αναλυτικές είτε αριθμητικές μεθόδους», μέσω της επίλυσης εξισώσεων. Μια πιο σαφής ανάλυση του προβλήματος πρόβλεψης του καιρού, από επιστημονικής απόψεως, έγινε σύντομα από τον Νορβηγό επιστήμονα Vilhelm Bjerknes. Ο Bjerknes καθόρισε ένα σχέδιο δύο σταδίων για την ορθολογική πρόβλεψη. Ένα στάδιο διάγνωσης, όπου καθορίζεται η αρχική κατάσταση της ατμόσφαιρας χρήση των παρατηρήσεων, και ένα

στάδια πρόγνωσης, όπου χρησιμοποιούνται οι νόμοι της κίνησης προκειμένου να υπολογιστεί ο τρόπος με τον οποίο η κατάσταση αλλάζει διαχρονικά.

Παρά το γεγονός ότι υπήρχε σοβαρή έλλειψη παρατηρήσεων, συγκεκριμένα για τις θάλασσες και την ανώτερη ατμόσφαιρα, ο Bjerknes ήταν αισιόδοξος, επειδή προγράμματα διεθνών παρατηρήσεων ήταν ήδη σε εξέλιξη και θα μπορούσαν να παρέχουν μια λογική διάγνωση της κατάστασης της ατμόσφαιρας. Το βήμα πρόγνωσης θα έβγαινε από την επίλυση ενός συνόλου εξισώσεων, μία για κάθε εξαρτημένη μεταβλητή που περιγράφει την ατμόσφαιρα. Οι 7 μεταβλητές που κατέγραψε ήταν οι εξής: πίεση, θερμοκρασία, πυκνότητα, υγρασία και τρεις συνιστώσες της ταχύτητας. Στην συνέχεια, επισήμανε τις 7 ανεξάρτητες εξισώσεις: τις 3 θερμοδυναμικές εξισώσεις κίνησης, την εξίσωση συνέχειας, την εξίσωση κατάστασης και τις εξισώσεις που εκφράζουν τον πρώτο και τον δεύτερο θερμοδυναμικό νόμο.

Ο Bjerknes μία ποιοτική, γραφική μέθοδο για την επίλυση εξισώσεων, καθώς δεν μπορούσε να τις λύσει αριθμητικά και αναλυτική λύση δεν φαινόταν να υπήρχε. Η ιδέα του ήταν να αναπαραστήσει την αρχική κατάσταση της ατμόσφαιρας με έναν αριθμό γραφημάτων που δίνει την κατανομή των μεταβλητών σε διαφορετικά επίπεδα. Γραφικές μέθοδοι βάση των θεμελιωδών εξισώσεων θα μπορούσαν στη συνέχεια να εφαρμοστούν για να κατασκευάσει ένα νέο σύνολο γραφημάτων που περιγράφουν την ατμόσφαιρα μερικές ώρες αργότερα. Αυτή η διαδικασία θα μπορούσε να επαναληφθεί έως ότου επιτευχθεί το επιθυμητό μήκος πρόβλεψης. Ο Bjerknes σύγκρινε τις μεθόδους της μετεωρολογίας με αυτές τις αστρονομίας, για την οποία οι προβλέψεις ήταν αρκετά ακριβείς και πιθανές και δήλωσε τον στόχο του, να κάνει την μετεωρολογία μια ακριβή επιστήμη, μια πραγματική φυσική της ατμόσφαιρας.

Ακολούθησε ο Άγγλος Lewis Fry Richardson, ο οποίος επιχείρησε μια απευθείας επίλυση των εξισώσεων κίνησης. Ο Richardson άκουσε για πρώτη φορά το σχέδιο του Bjerknes όταν αναζήτησε εργασία στο μετεωρολογικό γραφείο του δεύτερου το 1913. Έτσι ο Richardson ξεκίνησε σοβαρή δουλειά για πρόβλεψη καιρού το 1913, όταν και διορίστηκε προϊστάμενος του παρατηρητηρίου του Eskdalemuir, στα νότια υψίπεδα της Σκωτίας. Τότε είχε ελάχιστη έως και καμία προηγούμενη εμπειρία πάνω στην μετεωρολογία. Ίσως αυτή η έλλειψη τυπικής εκπαίδευσης στο θέμα τον οδήγησε σε μία τέτοια προσέγγιση του προβλήματος πρόγνωσης του καιρού, από μία τόσο πρωτότυπη και αντισυμβατική γωνία. Η ιδέα του, ήταν να εκφράσει της φυσικές αρχές που διέπουν την συμπεριφορά της ατμόσφαιρας, ως ένα σύστημα μαθηματικών εξισώσεων την δική του μέθοδο πεπερασμένων διαφορών για την επίλυση του συστήματος. Προηγουμένως είχε χρησιμοποιήσει και γραφικές και αριθμητικές μεθόδους για την επίλυση των διαφορικών εξισώσεων καταλήγοντας στις τελευταίες. Είχε ήδη τις βασικές εξισώσεις που είχαν καθοριστεί απ' τους Abbe και Bjerknes, αλλά έπρεπε να τις απλοποιήσει χρησιμοποιώντας υδροστατικές υποθέσεις, μετασχηματίζοντάς τις ώστε να καταστούν αποδεκτές ως μία προσέγγιση της λύσης. Η βασική ιδέα είναι η ατμοσφαιρική πίεση, ταχύτητες κτλ, να οργανωθούν σε πίνακες ορισμένων γεωγραφικών πλατών, μηκών και υψομέτρων ούτως ώστε να δοθεί μια γενική περιγραφή της κατάστασης της ατμόσφαιρας σε μία στιγμή. Στη συνέχεια, αυτοί οι αριθμοί επεξεργάζονται με αριθμητικό τρόπο που παράγει τις τιμές τους μετά από ένα χρονικό διάστημα dt . Η διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί, ώστε να αποφέρει την κατάσταση της ατμόσφαιρας μετά από $2dt$, $3dt$, και ούτω καθεξής.

Ο Richardson επιθυμούσε να καταστεί το μοντέλο του εύχρηστο και γι' αυτό χρησιμοποίησε ένα αρκετά πλήρες σύνολο παρατηρήσεων για να εφαρμόσει την αριθμητική του μέθοδο και υπολόγισε τις αλλαγές σε πίεση και ανέμους σε δύο σημεία της κεντρικής Ευρώπης. Το αποτέλεσμα ήταν καταστροφικό: υπολογίστηκε μια αλλαγή στην πίεση της επιφάνεια, σε μια περίοδο έξι ωρών 145 hPa, μια εντελώς εξωπραγματική τιμή. Ο ίδιος χαρακτήρισε την πρόγνυσή του, ως ένα αρκετά σωστό συμπέρασμα από μία κάπως αφύσικη αρχική κατανομή. Υπέθεσε ότι θα είχε λογικά αποτελέσματα εάν χρησιμοποιούσε πιο ομαλά αρχικά δεδομένα και συζήτησε αρκετές μεθόδους για να το επιτύχει.

Η αρχική αντίδραση στο βιβλίο «Weather Prediction by Numerical Process» ήταν αρκετά μέτρια, και πρέπει να ήταν απογοητευτική για τον Richardson. Αναθεωρήθηκε ευρέως, με γενικά ευμενή σχόλια στο βιβλίο του Ashford για την ζωή και το έργο του Richardson το οποίο περιλαμβάνει μια καλή κάλυψη των αντιδράσεων, αλλά το ανεφάρμοστο των μεθόδων καθώς και η αβυσσαλέα αποτυχία του μοναχικού παραδείγματος προσέδρασε αναπόφευκτα δυσμενή κριτική. Η πραγματική αξία του έργου του Richardson δεν ήταν άμεσα προφανής. Παρά την δικαιολογημένη επιφυλακτική αρχική αντίδραση, οι λαμπρές και προφητικές ιδέες του Richardson είναι σήμερα παγκοσμίως αναγνωρισμένες από τους μετεωρολόγους και το έργο του είναι το θεμέλιο πάνω στο οποίο χτίζεται η σύγχρονη πρόβλεψη.

3.2.2 Το ξεκίνημα των μοντέλων NWP^[5]

Τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού έχουν εγκαθιδρυθεί από το 1950 μετά το πρωτοποριακό έργο των Charney, Fjortfort και von Neumann, οι οποίοι χρησιμοποίησαν μία ιδιαιτέρως φιλτραρισμένη έκδοση, χαμηλής ανάλυσης, των δυναμικών εξισώσεων. Τα πρώιμα μοντέλα NWP βασίζονταν σε θεωρίες παραπλήσιες της γεωστροφικής προκειμένου να αναπτύξουν συνεπή μοντέλα χαμηλής ανάλυσης, τα οποία, βάση σχεδιασμού, είχαν έλλειψη αρκετών σχετικών φυσικών διεργασιών, οι οποίες δεν ήταν δυνατόν να συμπεριληφθούν είτε λόγω ανεπαρκούς γνώσης είτε υπολογιστικών πόρων. Αυτά τα μοντέλα λοιπόν κυριάρχησαν κατά τις δεκαετίες του 1950 και 1960, όταν χρησιμοποιήθηκαν ως επί το πλείστον για ημισφαιρικές βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (δηλαδή μέχρι 3 ημέρες μπροστά) και για την μελέτη των διαδικασιών.

Εκείνα τα μοντέλα λοιπόν, επικεντρώνονταν σε μικρής κλίμακας διαδικασίες, όπως η εξέλιξη των συστημάτων καιρού μεσαίου γεωγραφικού πλάτους, τα οποία χαρακτηρίζονταν από οριζόντιες κλίμακες της τάξης εκατοντάδων χιλιομέτρων, χρονικές κλίμακες της τάξης μερικών ημερών καθώς και σύνθετες δομές της τροπόσφαιρας. Η επαλήθευση των προβλέψεων πραγματοποιούνταν, και σ' έναν ορισμένο βαθμό πραγματοποιούνται ακόμα και σήμερα, ως συνάρτηση της ποιότητας μεσοτροποσφαιρικών στρωμάτων (γεωδυναμικό της τάξης των 500 hPa), ή μέσω μιας ανάλυσης της εξέλιξης των βασικών μετεωρολογικών συστημάτων. Επειδή αυτά τα μοντέλα αγνοούν μια σειρά εξωγενείς ισχυρές διαδικασίες, όπως η διακύμανση της θερμοκρασίας στην επιφάνεια της γης και πολλές ακόμα σημαντικές ατμοσφαιρικές διαδικασίες (όπως η ακτινοβολία και οι μεταβολές φάσης), παρουσίαζαν περιορισμένες δυνατότητες πρόβλεψης. Ωστόσο, τα παραπάνω μοντέλα περιελάμβαναν ήδη κάποια χαρακτηριστικά του τι θα αποτελούσε ένα σύγχρονο μετεωρολογικό μοντέλο: ένα σύστημα αφομοίωσης δεδομένων προκειμένου να καθοριστεί η αρχική κατάσταση του μοντέλου, ένα γραπτό σύστημα εξισώσεων

εκφρασμένο σε σφαιρικές συντεταγμένες και μία σαφή αναπαράσταση της τοπογραφίας της επιφάνειας της γης, η αποκαλούμενη προσέγγιση συντεταγμένων σίγμα από τον Phillips.

Ήδη από το 1955, ο Charney τάθηκε υπέρ της χρήσης ενός πιο ακριβούς συνόλου εξισώσεων, των λεγόμενων «πρωτογενών εξισώσεων». Το σύνολο αυτό, ήταν μια εκδοχή των εξισώσεων της δυναμικής της ατμόσφαιρας, έχοντας ενσωματώσει μια βασική προσέγγιση: η εξίσωση κατακόρυφης ορμής αντικαταστάθηκε από την υδροστατική συνθήκη. Η χρήση της λέξης «πρωτογενείς» για τον χαρακτηρισμό του συνόλου των εξισώσεων, υπονοεί ότι εκείνη την χρονική στιγμή, θεωρούταν ότι οι μη υδροστατικές διαδικασίες είχαν μικρή μετεωρολογική αξία. Τα μοντέλα πρωτογενών εξισώσεων χρησιμοποιήθηκαν ευρέως την δεκαετία του 1960 από την επιστημονική κοινότητα παρά το γεγονός ότι εισήχθησαν πλήρως στην βιομηχανία πρόγνωσης καιρού μόλις στα τέλη της δεκαετίας του 1970.

Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1970, και καθώς το σύνολο των πρωτογενών εξισώσεων γίνονταν όλο και πιο διαδεδομένο, τα ατμοσφαιρικά μοντέλα εδραιώθηκαν παγκοσμίως, κι ένα σύνολο σχετικών διαδικασιών προστέθηκαν σταδιακά στα υπάρχοντα μοντέλα. Ενδεχομένως ως φόρο τιμής στην ιστορία της ανάπτυξης των μοντέλων, ένα μοντέλο αριθμητικών προβλέψεων καιρού (NWP) συνήθως χαρακτηρίζεται από τρεις βασικές συνιστώσες: τον «δυναμικό» πυρήνα, που σχετίζεται με το βασικό σύνολο των εξισώσεων αδιαβατικής ροής ρευστών, το «φυσικό» πακέτο, το οποίο περιλαμβάνει ένα μεταβλητό αριθμό εξισώσεων που αναπαριστούν διαδικασίες όπως η ακτινοβολία, οι μεταβολές φάσης, η μεταγωγή θερμότητας ή οι στροβιλισμοί και τέλος τον κώδικα αφομοίωσης δεδομένων.

3.3 Σύγχρονα μοντέλα NWP

Τα μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας πρωτογενών εξισώσεων εξακολουθούν να αποτελούν τον πυρήνα των διαδικασιών πρόγνωσης καιρού. Τις τρεις τελευταίες δεκαετίες, αυτά τα μοντέλα έχουν σημειώσει σημαντική εξέλιξη στοχεύοντας σε υψηλότερη ανάλυση, πιο ακριβείς, βασισμένες στην φυσική, παραμετροποιήσεις και καλύτερα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων, συμβαδίζοντας με τις τεχνολογικές εξελίξεις, την πρόοδο των συστημάτων παρατήρησης καθώς και την τεχνολογία υπολογιστών. Ταυτόχρονα, το χρονικό φάσμα της πρόβλεψης επεκτάθηκε υπερβαίνοντας την μία εβδομάδα και νέες στατιστικές τεχνικές ενσωματώθηκαν στην διαδικασία της πρόβλεψης προκειμένου να αντιμετωπιστεί η αβεβαιότητα τόσο των μοντέλων όσο και των δεδομένων.

Παρά την συνεχή πρόοδο στην πρόγνωση καιρού, είναι εύληπτο ότι υπάρχουν περιορισμοί στην προβλεψιμότητα της ατμοσφαιρικής ροής. Εργαζόμενος πάνω στα αποτελέσματα των NWP και απλούστερων μη γραμμικών μοντέλων, ο Lorenz, θεμελιωτής της «θεωρίας του Χάους», διαπίστωσε ότι πολύ μικρές διαφορές στην αρχική κατάσταση των μοντέλων τείνουν να αυξάνονται με τον χρόνο, οδηγώντας σε ποιοτικά διαφορετικές προβλέψεις σε βάθος χρόνου μερικών εβδομάδων. Εξαιτίας της ύπαρξης περιορισμένης ακρίβειας εκτίμησης της αρχικής κατάστασης, αυτό σημαίνει ότι ακόμα και το πιο ιδανικό μοντέλο έχει ένα άνω όριο ως προς την χρησιμότητα της πρόβλεψης.

Επί της ουσίας η πρόγνωση του καιρού είναι ένα μικτό πρόβλημα αρχικών και συνοριακών τιμών. Σ' ένα παγκόσμιο μοντέλο, η αρχική τρισδιάστατη ατμοσφαιρική

κατάσταση, αναφερόμενη συχνά με τον όρο «ανάλυση», υπολογίζεται από παρατηρήσεις. Βεβαίως, καθώς οι παρατηρήσεις είναι από τη φύση τους φτωχές σε πληροφορία και εμπεριέχουν σφάλματα, οι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων NWP έχουν εξελιχθεί σε αρκετά περίπλοκους επεξεργαστές δεδομένων, οι οποίοι προσπαθούν να εξάγουν την καλύτερη δυνατή εκτίμηση της αρχικής κατάστασης από ένα διάσπαρτο σύνολο ενδεχομένως αντικρουόμενων παρατηρήσεων, προερχόμενες από ραδιοβολίδες, δορυφόρους, αεροπλάνα, σταθμούς στην επιφάνεια της γης κτλ. Τα μοντέλα επίσης χρειάζονται οριακές συνθήκες, οι οποίες να ορίζουν την εξέλιξη των μεταβλητών του μοντέλου εντός των ορίων ενός πεδίου τιμών. Στην περίπτωση των παγκοσμίων μοντέλων, οι οριακές συνθήκες χρειάζονται στην επιφάνεια (ξηράς και θάλασσας) καθώς και στα υψηλότερα επίπεδα καθ' όλη τη διάρκεια της πρόβλεψης. Στην περίπτωση των τοπικών μοντέλων, χρειάζονται επίσης χρονικά μεταβαλλόμενες οριακές συνθήκες στα πλευρικά όρια.

Εξαιτίας του πολύ ισχυρού ημερησίου κύκλου ατμοσφαιρικών διαδικασιών σχετικών με την επιφάνεια της γης, όλα τα μετεωρολογικά μοντέλα περιλαμβάνουν ένα συγκεκριμένο μοντέλο προκειμένου να εκτιμηθούν οι ιδιότητες του χώματος (θερμοκρασία και περιεκτικότητα σε νερό). Ωστόσο, συνήθως τα NWP μοντέλα δεν περιλαμβάνουν ακόμα κάποια μοντελοποίηση του ωκεανού, και η θερμοκρασία της θάλασσας υπαγορεύεται σε γενικές γραμμές από την κλιματολογία. Ορισμένα μοντέλα έχουν ξεκινήσει να περιλαμβάνουν μια αναπαράσταση υδάτινων περιοχών της ξηράς, τα οποία μπορεί να έχουν σημαντικό ημερήσιο κύκλο.

3.3.1 Μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις

Τα παγκόσμια μοντέλα καιρού αποτελούν τον πυρήνα της πρόγνωσης καιρού καθώς αναλαμβάνουν το μεγαλύτερο μέρος της διαδικασίας αφομοίωσης δεδομένων και παράγουν τόσο τις αρχικές όσο και τις οριακές συνθήκες που χρησιμοποιούνται από τα τοπικά μοντέλα. Προσφάτως, αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν ευρέως ως η βασική πηγή κλιματολογικών δεδομένων, μέσω της διεξαγωγής παγκόσμιων τρισδιάστατων επανααναλύσεων από φορείς όπως το Εθνικό Κέντρο Περιβαλλοντικών Προβλέψεων (NCEP) και το Ευρωπαϊκό Κέντρο Μεσοπρόθεσμων Προγνώσεων Καιρού (ECMWF). Τα σύνολα δεδομένων που προκύπτουν από τις επανααναλύσεις αποτελούνται απ' το αποτέλεσμα του συστήματος αφομοίωσης δεδομένων που παράγονται από ένα συγκεκριμένο μοντέλο, ενώ οι λειτουργικές αναλύσεις προκύπτουν από διαφορετικές εκδόσεις μοντέλων, εφόσον τα μοντέλα ανανεώνονται συχνά. Επομένως, απ' τα παραπάνω προκύπτει, και είναι ευρέως αποδεκτό, ότι οι επανααναλύσεις είναι οι καλύτερες διαθέσιμες τρισδιάστατες απόψεις της γήινης ατμόσφαιρας.

3.3.1.1 Αφομοίωση δεδομένων για αρχικοποίηση επικύρωση των μοντέλων

Κάθε ατμοσφαιρικό μοντέλο απαιτεί κάποιο είδος αφομοίωσης δεδομένων προκειμένου να καθοριστεί η αρχική του κατάσταση. Στα σύγχρονα παγκόσμια μοντέλα, η αφομοίωση δεδομένων αποτελεί ένα από τα βασικά πλεονεκτήματά τους, καθώς τα σφάλματα αρχικής κατάστασης αναγνωρίζονται ευρέως ως η βασική πηγή απ' την οποία πηγάζει η αβεβαιότητα των μοντέλων. Λαμβάνοντας υπόψη την τεράστια ποσότητα

διαθέσιμων δεδομένων για αφομοίωση, συμπεριλαμβανομένων και των προερχόμενων από ραδιοβολίδες, σταθμούς στην επιφάνεια της γης, εμπορικά αεροπλάνα και πολλαπλές δορυφορικές πλατφόρμες, οι διαδικασίες αφομοίωση δεδομένων μπορούν να καταστούν δυνατές μόνο εντός των κυρίων μετεωρολογικών κέντρων, με προνομιακή πρόσβαση στα κανάλια διανομής δεδομένων του Παγκόσμιου Μετεωρολογικού Οργανισμού (WMO), καθώς επίσης και σε πόρους που συμβάλλουν στην διαχείριση της ροής των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

Τα παλαιότερα συστήματα NWP χρησιμοποιούσαν απλουστευμένους αλγόριθμους αφομοίωσης δεδομένων, οι οποίοι παρενέβαλαν παρατηρήσεις στο πλέγμα του μοντέλου, επιβάλλοντας παράλληλα κάποια φίλτρα και περιορισμούς στην ισορροπία μεταξύ των διαφορετικών πεδίων, έχοντας σχεδιαστεί προκειμένου να μειώσουν τον θόρυβο της αρχικής κατάστασης. Εν αντιθέσει, οι σύγχρονοι κώδικες αφομοίωσης δεδομένων, όπως οι μέθοδοι 3D-VAR και 4D-VAR, χρησιμοποιούν μια εναλλακτική προσέγγιση, στηριζόμενη στις μεταβλητές, ούτως ώστε να βελτιστοποιήσουν την αρχική κατάσταση, αφομοιώνοντας συχνά παρατηρήσεις κατά μήκος ενός παραθύρου χρόνου. Αυτή η προσέγγιση συνίσταται στα σύγχρονα συστήματα τηλεπισκόπησης, τα οποία δεν είναι μόνο παγκόσμια αλλά ανανεώνονται επίσης αυτόματα. Οι περιορισμοί που επιβάλλονται από τα σύγχρονα συστήματα αφομοίωσης δεδομένων ενσωματώνουν τις φυσικές ισορροπίες συμπεριλαμβανομένων και των εξισώσεων των μοντέλων, δεδομένου ότι η μέθοδος μεταβλητών τα μοντέλα πρόγνωσης ως μια πρώτη εικασία της αρχικής κατάστασης.

Το δίκτυο ραδιοβολίσεων υπήρξε, για αρκετές δεκαετίες, η ραχοκοκαλιά της ατμοσφαιρικής παρακολούθησης, παρέχοντας τις μόνες άμεσες παρατηρήσεις της τρισδιάστατης κατάστασης της ατμόσφαιρας. Σε συνδυασμό μ' ένα πολύ πυκνότερο δίκτυο σταθμών της επιφάνειας, αποτελούν το πρωταρχικό δίκτυο, που σε παγκόσμια κλίμακα, παρέχει συγχρονισμένες παρατηρήσεις σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές. Ωστόσο, το μεγάλο πρόβλημα του δίκτυο είναι η χωρική του ετερογένεια, με μεγάλες περιοχές, ιδιαίτερος πάνω απ' τους ωκεανούς και στις λιγότερο εύπορες χώρες, να παραμένουν πρακτικά απαρατήρητες. Δεδομένων αυτών των περιστάσεων άρχισαν σταδιακά να χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό δεδομένα διαφορετικής φύσης, τα οποία κυρίως προκύπτουν από παρατηρήσεις δορυφόρων, και τελικά κατέληξαν να είναι η βασική πηγή δεδομένων. Ενώ τα περισσότερα απ' αυτά τα παραγόμενα δεδομένα είναι μεγάλης κλίμακας, εξακολουθούν να υπάρχουν πολλές πιθανές πηγές δεδομένων για μοντέλα μικρότερης κλίμακας, περιλαμβανομένων εικόνων από ραντάρ κ.α. οι οποίες μπορεί σύντομα να ενδείκνυνται για τοπικά μοντέλα NWP.

3.3.1.2 Τυποποίηση των μοντέλων

Η πλειοψηφία των μοντέλων NWP παγκόσμιας κλίμακας, με αξιοσημείωτη εξαίρεση UK Met Office, χρησιμοποιεί τη μέθοδο φασματικής διακριτοποίησης της υδρογείου, αναπαριστώντας τα στρώματα της ατμόσφαιρας ως ένα σύνολο σφαιρικών αρμονικών συνιστωσών. Το πλήθος των όρων που συμμετέχουν σ' αυτό το άθροισμα, καθορίζει την τάξη της προσέγγισης, η οποία σχετίζεται άμεσα με τη χωρική ανάλυση του μοντέλου. Ωστόσο, λόγω του ότι πολλές από τις διαδικασίες των μοντέλων υπολογίζονται στο φυσικό και όχι στο φασματικό πεδίο, το μοντέλο υπολογίζει σε κάθε βήμα τους ευθείς και τους αντίστροφους μετασχηματισμούς.^[5]

Επιπροσθέτως, τα μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας, στην πλειοψηφία τους, χρησιμοποιούν μία, βασισμένη στην πίεση, κατακόρυφη συντεταγμένη σε ένα σιγμοειδές κατά Phillips σύστημα που ακολουθεί την επιφάνεια της γης, επιτρέποντας έτσι τον υπολογισμό των επιφανειακών συντορικών συνθηκών για το διάνυσμα του ανέμου. Η αξιοποίηση της πίεσης στον καθορισμό της κατακόρυφης συντεταγμένης, απλοποιεί τους θερμοδυναμικούς υπολογισμούς κι έχει δημιουργήσει μια ισχυρή παράδοση στην μετεωρολογική μοντελοποίηση. Η προσέγγιση αυτή ταιριάζει ιδιαίτερα στα υδροστατικά μοντέλα, αλλά είναι επίσης εφικτή και στους μη υδροστατικούς κώδικες (*Rööm et al.*^[9], *Skamarock et al.*^[10]).

Τα μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας πρωτογενών εξισώσεων ενσωματώνουν προγνωστικές εξισώσεις για τις οριζόντιες συνιστώσες του ανέμου, για την πίεση της επιφάνειας, για μία θερμοδυναμική μεταβλητή (την θερμοκρασία ή την πιθανή θερμοκρασία) και τουλάχιστον για τους υδρατμούς, αγνοώντας τις υπόλοιπες αποθήκες νερού όπως το νερό των σύννεφων, ο πάγος κτλ. Άλλες μεταβλητές υπολογίζονται σε σχέση με τις παραπάνω, για παράδειγμα, η κατακόρυφη ταχύτητα, η οποία δεν μπορεί να προβλεφθεί άμεσα σ' ένα υδροστατικό μοντέλο, είναι δυνατό να υπολογιστεί μέσω ολοκλήρωση της εξίσωσης συνέχειας.

Τα μοντέλα ουσιαστικά διαφέρουν στις χρησιμοποιούμενες αριθμητικές μεθόδους. Οι μη γραμμικοί όροι για την κίνηση των αέριων μαζών στις διαφορετικές εξισώσεις πρόγνωσης δεν είναι επαρκείς για υπολογισμούς στο φασματικό πεδίο, όπου τα μοντέλα μπορεί να κάνουν χρήση διαφορετικών σχημάτων πεπερασμένων διαφορών ή μιας ημι-λαγκρανζιανής προσέγγισης. Καθώς η οριζόντια κίνηση αέριων μαζών αποτελεί συχνά την δυναμική διαδικασία η οποία θέτει ένα όριο στο χρονικό βήμα του μοντέλου και είναι πάντα μια κυρίαρχη διαδικασία στην ατμόσφαιρα, αυτό το στοιχείο του κώδικα του μοντέλου μπορεί να έχει ισχυρό αντίκτυπο στις συνολικές του επιδόσεις.^[5]

3.3.1.3 Πακέτα φυσικών διεργασιών^[5]

Τα πακέτα φυσικών διεργασιών ενός μοντέλου παγκόσμιας κλίμακας περιλαμβάνουν μια αναπαράσταση ενός πλήθους διεργασιών, οι οποίες δεν αναπαρίστανται ρητά μέσω των εξισώσεων πρόγνωσης εξαιτίας της ανάλυσης του μοντέλου. Ταυτόχρονα, περιλαμβάνει τον υπολογισμό κάποιων αναγκαίων όρων για τις εξισώσεις πρόγνωσης. Τα περιεχόμενα των πακέτων φυσικών διεργασιών μπορούν να ποικίλουν σημαντικά, ενώ ορισμένα μοντέλα έρευνας μπορεί να περιλαμβάνουν διάφορες εναλλακτικές για κάθε διαδικασία.

Οι διαδικασίες που λαμβάνονται υπόψη στην παραμετροποίηση των μοντέλων παγκόσμιας κλίμακας περιλαμβάνουν: τον στροβιλισμό, την μετάδοση θερμότητας, αποτελούμενης 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 συντορικού στρώματος, με ισχυρή επίδραση στα χαμηλά στρώματα ροής. Ωστόσο, εν τη παρουσία τους, οι υπόλοιπες διεργασίες μπορούν επίσης να οδηγήσουν σε σημαντικές μεταβολές της ροής. Το επιφανειακό μοντέλο, το οποίο είναι τεχνικά ένας ανεξάρτητος συνδυασμός μοντέλων, έχει επίσης σημαντική επίδραση στις μεταβλητές των χαμηλών στρωμάτων.

Γενικά, τα μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας αντιμετωπίζουν τις διαφορετικές παραμετροποιήσεις των φυσικών μοντέλων σαν μονοδιάστατα προβλήματα παράλληλα με την κατακόρυφη ανάλυση, χωρίς σαφείς αλληλεπιδράσεις μεταξύ των γειτονικών κάθετων τομέων ανάλυσης. Η προσέγγιση αυτή δικαιολογείται λόγω της υπερβολικής ασυμμετρίας μεταξύ των οριζοντίων και των κατακόρυφων αναλύσεων των μοντέλων παγκόσμιας κλίμακας, ενώ έχει σημαντική συμβολή στην μείωση του υπολογιστικού κόστους.

3.3.1.4 Πρότυπα λειτουργίας^[5]

Τα μοντέλα NWP παγκόσμιας κλίμακας λειτουργούν δύο ή τέσσερις φορές κάθε μέρα από ένα μικρό αριθμό μεγάλων μετεωρολογικών υπηρεσιών, συμπεριλαμβανομένων των NCEP, ECMWF, του Ναυτικού των ΗΠΑ καθώς και μερικών μεγάλων εθνικών μετεωρολογικών υπηρεσιών, όπως αυτές του Ηνωμένου Βασιλείου, της Γερμανίας, της Γαλλίας, της Ιαπωνίας, της Βραζιλίας και της Ρωσίας. Οι κύριες προβλέψεις ξεκινούν στις 00 και 12 UTC (Universal Time Coordinated, ή αλλιώς GMT), σε αντιστοιχία με την εκτόξευση της παγκόσμιας ραδιοβολίδας, της μοναδικής άμεσης τρισδιάστατης παρατήρησης της ατμοσφαιρικής κατάστασης. Συμπληρωματικές προβλέψεις ξεκινούν στις 06 και 18 UTC. Η 10ήμερη πρόγνωση του NCEP είναι μάλιστα ελεύθερα διαθέσιμη μέσω διαδικτύου και χρησιμοποιείται ευρέως από μικρές μετεωρολογικές υπηρεσίες, πανεπιστήμια και ομάδων μετεωρολόγων ανά τον κόσμο. Κατά τις τελευταίες δεκαετίες, το ECMWF και το NCEP έχουν θεσπίσει κάποια πρότυπα για τις μεσοπρόθεσμες προβλέψεις, δηλαδή τις προβλέψεις με χρονικό ορίζοντα που κυμαίνεται από 3 έως και 10 μέρες. Και τα δύο παραπάνω κέντρα χρησιμοποιούν ένα φασματικό μοντέλο παγκόσμιας κλίμακας. Επί του παρόντος, το μοντέλο Παγκόσμιου Συστήματος Προβλέψεων (Global Forecast System- GFS) του NCEP διαθέτει οριζόντια ανάλυση περίπου 35 χιλιομέτρων, αποτελούμενο από 64 ανομοιόμορφα κατανεμημένα κατακόρυφα επίπεδα. Στην περίπτωση του ECMWF, το μοντέλο IFS (Integrated Forecast System) διαθέτει οριζόντια ανάλυση περίπου 25 χιλιομέτρων και το συνθέτουν 91 ανομοιόμορφα κατανεμημένα κατακόρυφα επίπεδα. Τόσο το NCEP όσο και το ECMWF εκτελούν παράλληλα με το μοντέλο παγκόσμιας κλίμακας υψηλής ανάλυσης και ένα σύνολο περίπου 50, χαμηλότερης ανάλυσης (με περίπου 100 χιλιόμετρα οριζόντιας ανάλυσης), προσομοιώσεων με διαταραγμένες αρχικές συνθήκες και, στην περίπτωση του ECMWF, διαταραγμένες φυσικές διεργασίες, έχοντας ως σκοπό την αποτίμηση της προβλεψιμότητας της ατμόσφαιρας καθώς και ενός αντικειμενικού βαθμού αβεβαιότητας για κάθε ξεχωριστή πρόβλεψη.

3.3.2 Τοπικά μοντέλα

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^[3] .

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* ^[16]), 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*^[17]) 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.

Άλλα τοπικά μεσοπρόθεσμα μοντέλα με ευρεία χρήση που αξίζει να αναφερθούν είναι : το μοντέλο RAMS (Regional Atmospheric Modelling System - *Pielke et al* ^[18]) , το μοντέλο COAMPS (*Hodur 1993*^[19]) του αμερικάνικου ναυτικού, το γαλλικό MesoNH (*Lafore et al. 1998*^[20]) 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.

3.3.2.1 Χρησιμοποιούμενα μοντέλα NWP πρωτογενών εξισώσεων

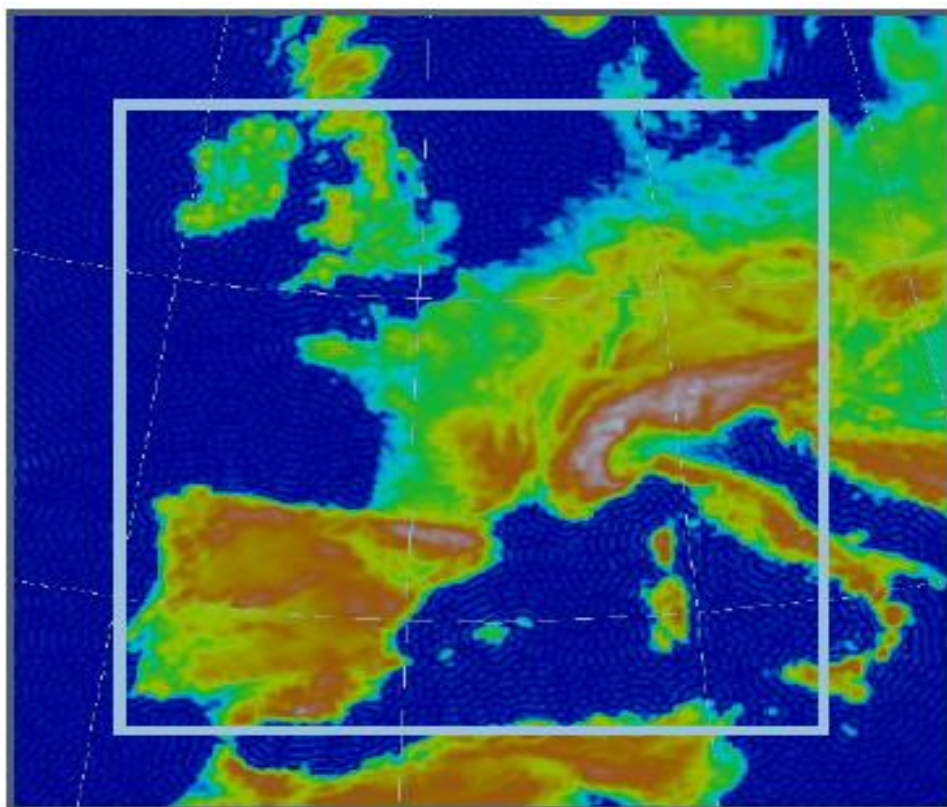
Σ' αυτήν την ενότητα θα αναφερθούμε στα τρία βασικά τοπικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται από το πρόγραμμα ANEMOS και είναι τα ακόλουθα: το μοντέλο Aladin που εκτελείται από το MeteoFrance, το μοντέλο Skiron από το IASA καθώς και διάφορες παραλλαγές του μοντέλου Hirlam εκτελούμενες από το DMI, το MetEireann και το IHN.

a) MeteoFrance: ALADIN

Το ALADIN (Limited Area, dynamical Adaptation, International Development) είναι ένα διεθνές έργο, που περιλαμβάνει 14 εθνικές μετεωρολογικές υπηρεσίες των εξής χωρών: Αυστρία, Βέλγιο, Κροατία, Δημοκρατία της Τσεχίας, Γαλλία, Ουγγαρία, η Δημοκρατία της Μολδαβίας, Μαρόκο, Πολωνία, Πορτογαλία, Ρουμανία, Σλοβακία και Σλοβενία. Αξίζει να

σημειωθεί ότι το MeteoFrance χρησιμοποιεί και το μοντέλο παγκόσμιας κλίμακας ARPEGE, του οποίου το σύστημα αφομοίωσης δεδομένων χρησιμοποιείται και από το ALADIN.

Το μοντέλο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού είναι ένα λειτουργικό υδροστατικό μοντέλο με ημι-λαγκρανζιανό πλαίσιο εξισώσεων. Διαθέτει ένα πολύ σταθερό πακέτο φυσικών διεργασιών (Geylein et al., 1994^[21]): διεργασίες για τυρβώδεις ροές και το οριακό πλανητικό στρώμα, ένα ISBA σχήμα βλάστησης του εδάφους (Noilhan, και Planton, 1989^[22]), καθώς και άλλες ατμοσφαιρικές διεργασίες όπως ο στροβιλισμός, οι επιρροές της ορογραφίας και της βαρύτητας, η λεπτομερής ανάλυση της μεταφοράς της θερμότητας, η κίνηση των συννέφων και η ακτινοβολία. Η περιφέρεια του ALADIN είναι ένα τετράγωνο πλευράς 2740 χιλιομέτρων επικεντρωμένο στην περιοχή μείστης ανάλυσης του ARPEGE (ελάχιστο γεωγραφικό πλάτος: 35B, μέγιστο γεωγραφικό πλάτος: 57B, ελάχιστο γεωγραφικό μήκος: 11Δ, μέγιστο γεωγραφικό μήκος: 17Α). Η οριζόντια ανάλυση είναι 10 χιλιόμετρα ενώ διαθέτη 41 κατακόρυφα επίπεδα έως 10hPa. Το ALADIN εκτελείται 4 φορές την ημέρα σε συνδυασμό με το αντίστοιχο μοντέλο ARPEGE, το οποίο παρέχει τις αρχικές και συνοριακές συνθήκες (κάθε 3 ώρες) μέχρι 48 ώρες. Οι αρχικές συνθήκες του ARPEGE δίνονται από το σύστημα αφομοίωσης 4D-VAR σε παράθυρα χρονικού μήκους 6 ωρών, στις 00, 06, 12 και 18 UTC.^[25]



Εικόνα 3.1: Ορογραφία της περιφέρειας του ALADIN. Λόγω των παράσιτων χαλάρωσης Newton για τα πλευρικά όρια, μόνο το εσωτερικό τετράγωνο πρέπει να λαμβάνεται υπόψη.^[25]

b) IASA: SKIRON/ETA

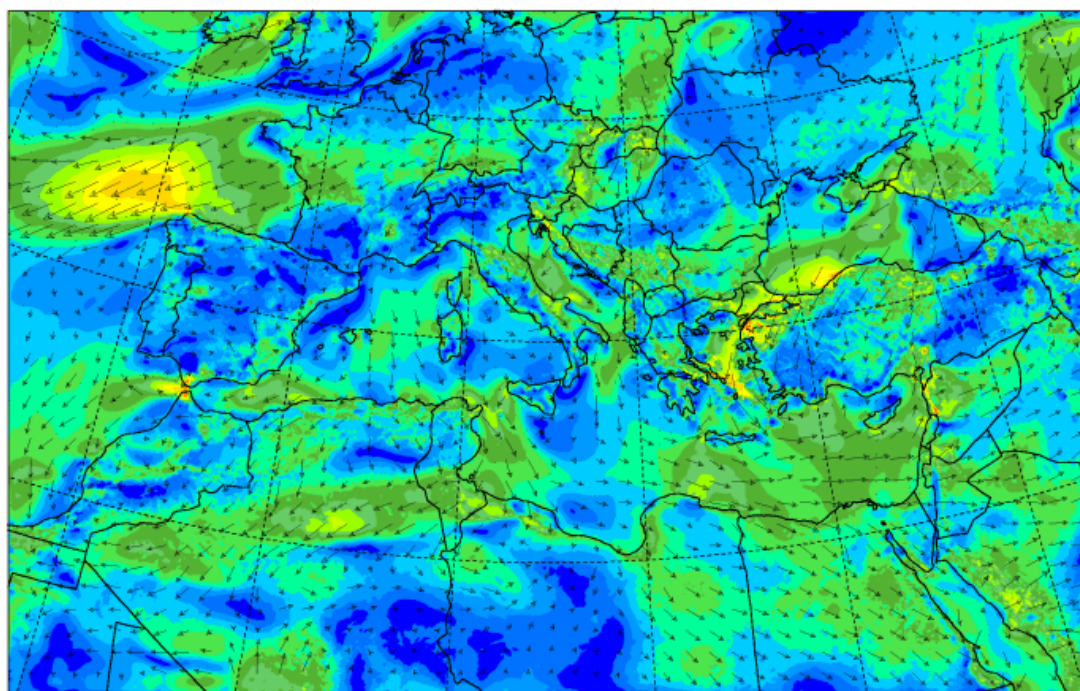
Όπως έχει ήδη αναφερθεί το μετεωρολογικό σύστημα SKIRON βρίσκει εφαρμογή, κατά μείζονα λόγο, στην ελληνική Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία (EMY), για πρόγνωση καιρού τοπικού χαρακτήρα. Στην ουσία, το SKIRON είναι η εξέλιξη του μοντέλου ETA, το οποίο έχει αναπτυχθεί αρχικά από το Πανεπιστήμιο του Βελιγραδίου, 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 στοιχειώδεις εξισώσεις, βασισμένες σε υδροστατική προσέγγιση. Συνεπώς, η καλύτερη οριζόντια ανάλυση που μπορεί να εκτελεστεί, είναι περίπου 5-10 Km. Μέσω του ερευνητικού προγράμματος SKIRON, το μοντέλο ETA επεκτάθηκε στο να μπορεί να προβλέπει την παραγωγή και 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 πρωταρχική φάση, το σύστημα SKIRON δέχεται στην είσοδο μετεωρολογικούς 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 πολιτείας 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 προ-καθοριζόμενες (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 ^[23].

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 ^[23]. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας καλύπτουν τις επόμενες 3 μέρες και διανέμονται κάθε μέρα στις 12UTC.



Εικόνα 3.2: Προβλέψεις του μοντέλου SKIRON για τα μέτωπα του ανέμου σε ύψος 10 μέτρων στη νοτιοανατολική Ευρώπη ^[24]

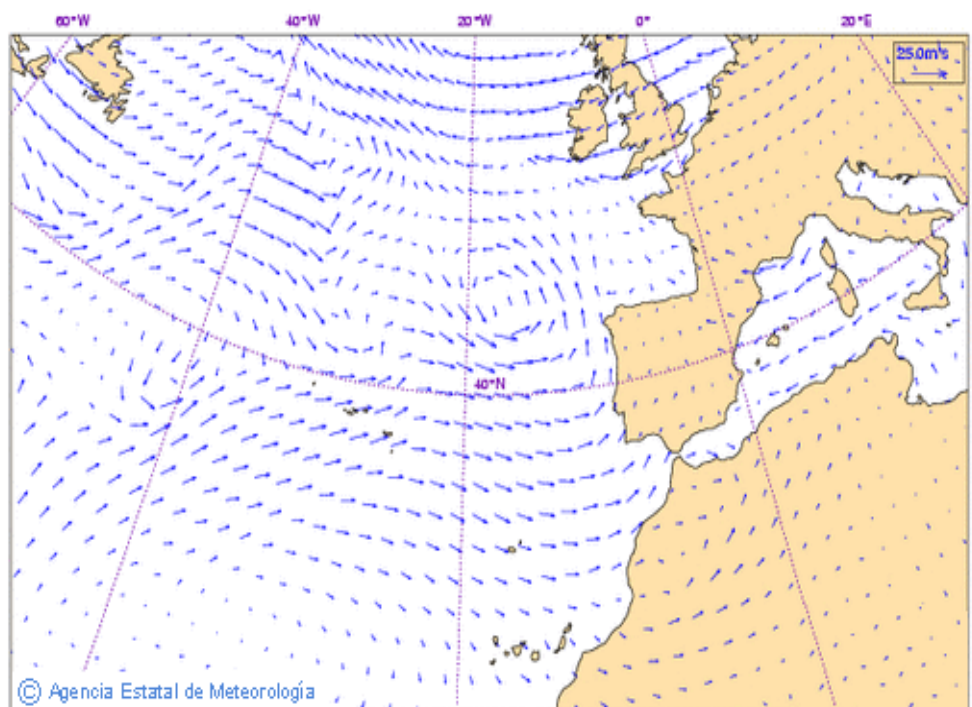
c) Μοντέλο HIRLAM

Το μοντέλο HIRLAM (High Resolution Limited Area Model) αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του ερευνητικού προγράμματος HIRLAM 1-6, με σκοπό την πρόγνωση του καιρού σε μικρής κλίμακας περιοχή και για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης. Αυτή τη στιγμή βρίσκεται στο στάδιο HIRLAM-B, σε συνέχεια του προγράμματος HIRLAM-A (2006-2010), και είχε σκοπό να αναπτύξει ένα σύστημα μετεωρολογικής πρόγνωσης, που να παρέχει μεγάλης ακρίβειας βραχυπρόθεσμες και αρκετά βραχυπρόθεσμες 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. Να σημειωθεί εδώ ότι, το HIRLAM και το ALADIN έχουν στενή συνεργασία.^[26]

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 υφής του εδάφους. Ο τύπος της βλάστησης καθορίζει το αλμπέδο, το τοπικό μήκος της τραχύτητας, το ποσοστό βλάστησης, και τον δείκτη της επιφάνειας φυλλώματος, ενώ η υφή 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 Οϊλεριανού τύπου.^[27]



Εικόνα 3.3: Προβλέψεις του μοντέλου HIRLAM για τα μέτωπα του ανέμου στην περιοχή ενδιαφέροντός του.

3.3.2.2 Γενική τυποποίηση των 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 κάποιο τρόπο τη συνεργασία διαφορετικών μοντέλων ανάλογα με το επίπεδο ανάλυσης^[5].

3.3.2.3 Πεδίο μελέτης, ανάλυσης 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 επιτυγχάνουν με εξαιρετικά αποτελέσματα για αποστάσεις των 5 χιλιομέτρων και κατόπιν των 250 μέτρων, επιδεικνύοντας ωστόσο αδύναμη συμπεριφορά για ενδιάμεσες αναλύσεις.

Σε αναλύσεις κάτω του χιλιομέτρου, κάποιες παραμετροποιήσεις (όπως η ακτινοβολία ή οι μικρής κλίμακας φυσικές διεργασίες των συννέφων) μπορεί να απαιτούν ακριβούς τρισδιάστατους υπολογισμούς που δεν είναι πρακτικά διαθέσιμοι. 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. ^[11]) 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 ^[12], 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 προηγουμένα 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 ^[13].

3.3.2.4 Ορισμένα 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 ορειογραφική 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* ^[14] 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 σφάλματά τους θα μπορούσαν με σχετική βεβαιότητα να αποδοθούν στις κοινές τους ανακρίβειες ως προς τις φυσικές παραμετροποιήσεις των μεγάλων κυμάτων ακτινοβολίας και των στροβιλισμών ,τα οποία επέφεραν εσφαλμένες εκτιμήσεις της θερμοκρασίας του χαμηλού στρώματος της τροπόσφαιρας και λανθασμένα βάρη συνωριακών στρωμάτων .

Σε μια αρκετά 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 ανακρίβειών στις συνωριακές 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 συνωριακό 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 ^[15].

3.4 Επιδόσεις των μοντέλων NWP

3.4.1 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 παγκόσμια 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.

3.5 Λειτουργικά χαρακτηριστικά των μοντέλων NWP

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

3.5.1 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 88×91×73 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 Διεπαφή 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.

Τέλος 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 ^[5].

3.5.2 Κύκλος 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 προ-επεξεργασία 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 ^[5].

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).

Κεφάλαιο 4

Μοντέλα τεχνολογίας αιχμής

4.1 Γενικά

Δεδομένης της αύξησης της αιολικής παραγωγής στις περισσότερες χώρες καθώς και την σημασία της πρόβλεψης στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, γίνεται εμφανής η ανάγκη δημιουργίας νέων και βελτίωσης των παλαιών μοντέλων πρόβλεψης αιολικής παραγωγής, προκειμένου να αυξηθεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία των προβλέψεων.

Ένα μοντέλο πρόβλεψης αιολικής ισχύος (Wind Power Forecast-WPF) συνήθως χρησιμοποιεί δεδομένα εισόδου από διαφορετικές πηγές, συμπεριλαμβανομένων των προγνώσεων καιρού που προκύπτουν από τα μοντέλα αριθμητικών προβλέψεων καιρού NWP, δεδομένα SCADA που περιγράφουν την κατάσταση και την παραγωγή των αιολικών πάρκων καθώς επίσης και τις τοπικές μετεωρολογικές συνθήκες σε πραγματικό χρόνο, ενώ λαμβάνονται υπόψη και επιπρόσθετες πληροφορίες σχετικά με τα χαρακτηριστικά των αιολικών πάρκων, του εδάφους και της τοπογραφίας τους. Όπως θα αναφερθεί και παρακάτω τα μοντέλα πρόβλεψης μπορεί να ταξινομηθούν σε φυσικά και στατιστικά μοντέλα. Τα σύγχρονα προηγμένα μοντέλα πρόβλεψης αιολικής παραγωγής συχνά βασίζονται στον συνδυασμό των φυσικών και των στατιστικών μεθόδων. Τόσο η απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης όσο και η ακρίβεια των προβλέψεων εξαρτώνται από την διαθεσιμότητα καλών προβλέψεων NWP, την πολυπλοκότητα του εδάφους όπως επίσης και από την διαθεσιμότητα δεδομένων πραγματικού χρόνου για τα αιολικά πάρκα και τις καιρικές συνθήκες που επικρατούν σ' αυτά. Σε γενικές γραμμές το σφάλμα πρόβλεψης αυξάνει καθώς αυξάνει και ο ορίζοντας πρόβλεψης. Εντούτοις, μπορεί να υπάρξουν μεγάλες διαφορές στο σφάλμα μεταξύ αιολικών πάρκων σε διαφορετικές τοποθεσίες.^[4]

Παρακάτω θα γίνει αναφορά στους βασικούς ορισμούς που θα χρησιμεύσουν στην ανάλυση των μοντέλων πρόβλεψης. Επιπλέον θα γίνει περιγραφή των διαφορετικών μεθόδων που χρησιμοποιούνται, καθώς και αναφορά των πιο σημαντικών μοντέλων που έχουν δημιουργηθεί έως σήμερα.

4.2 Ορισμοί

Η πρόβλεψη αιολικής παραγωγής που πραγματοποιείται την χρονική στιγμή t , για μια μελλοντική χρονική στιγμή $t+k$, είναι η μέση ενέργεια, η οποία συμβολίζεται ως $p_{t+k|t}$, που αναμένεται να παραχθεί κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης χρονικής περιόδου (π.χ. μία ώρα) από το αιολικό πάρκο, εάν αυτό λειτουργούσε υπό συνθήκες σταθερού ανέμου. Οι προβλέψεις πραγματοποιούνται για έναν χρονικό ορίζοντα T , ο οποίος δείχνει το συνολικό μήκος της περιόδου πρόβλεψης (π.χ. 72 ώρες). Η χρονική ανάλυση των προβλέψεων υποδηλώνεται από το χρονικό βήμα k . Το μήκος του χρονικού βήματος (αριθμός λεπτών) σχετίζεται με το μήκος του ορίζοντα πρόβλεψης. Συνήθως, για οριζόντες τάξης των 24 έως 72 ωρών, το χρονικό βήμα είναι ωριαίο. Σ' αυτήν την περίπτωση, οι μεταβολές της ισχύος εντός του χρονικού βήματος, καθώς και οι επιδράσεις τους δεν λαμβάνονται υπόψη. Η παραδοχή αυτή προκύπτει επίσης από το γεγονός, ότι οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού

για την ταχύτητα του ανέμου, οι οποίες συχνά χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εισόδου, δίνονται ως σταθερές τιμές για το εξεταζόμενο βήμα. Για παράδειγμα, μία πρόβλεψη των 1.5 MW για την μελλοντική χρονική στιγμή $t+8$ αντιστοιχεί στη μέση παραγωγή μίας ώρας. Πρακτικά, η μετρούμενη ισχύς προέρχεται είτε από μέσο όρο μετρήσεων υψηλότερης ανάλυσης (π.χ. 15 λεπτά), οι οποίες μπορεί να είναι στιγμιαίες μετρήσεις ισχύος, είτε από ολοκλήρωση τιμών ενέργειας, ανάλογα με το σύστημα απόκτησης.

Είναι σημαντικό να τονιστεί εδώ ότι το $\hat{p}_{t+k|t}$ αποκαλείται σημειακή πρόβλεψη, επειδή είναι μία μόνο τιμή. Σήμερα έχουν γίνει συνήθεις κι άλλοι τύποι προβλέψεων. Η πιθανοτική πρόβλεψη δημιουργεί μία κατανομή πιθανότητας προβλεπόμενη για κάθε επόμενη ώρα πρόβλεψης.^[5]

4.3 Μοντέλα αναφοράς

Το μοντέλο persistence υποθέτει πως ο άνεμος, κατά κατεύθυνση και ταχύτητα, ή η παραγόμενη ισχύς σε κάποια μελλοντική χρονική στιγμή, θα είναι ίδια με αυτήν της στιγμής που πραγματοποιήθηκε η πρόβλεψη, το οποίο μπορεί να διατυπωθεί ως $\hat{p}_{t+k|t} = p_t$.

Σε επιχειρησιακό επίπεδο, πρέπει να χρησιμοποιούνται οι πιο πρόσφατα διαθέσιμες μετρήσεις ταχύτητας ανέμου ή αιολικής ισχύος, όπως αυτές παρέχονται από το σύστημα εποπτικού ελέγχου και απόκτησης δεδομένων (Supervisory Control And Data Acquisition-SCADA). Η Persistence είναι προφανώς μια πολύ απλή μέθοδος, η οποία χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς για την αξιολόγηση των επιδόσεων των προηγμένων μεθόδων. Μια προηγμένη μέθοδος αξίζει εφαρμογής εφόσον υπερτερεί της Persistence. Ο άνεμος, ωστόσο, είναι από την φύση του κάπως της μορφής Persistence και γι' αυτόν τον λόγο η μέθοδος αυτή είναι δύσκολο να νικηθεί ειδικά για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (1-6 ώρες).

Ένα νέο μοντέλο αναφοράς WPF περιγράφεται παρακάτω. Το συγκεκριμένο μοντέλο συνδυάζει την Persistence με τον μέσο όρο, όπου το βάρος είναι μια συνάρτηση της συσχέτισης μεταξύ των p_t και p_{t+k} . Η μέθοδος μπορεί να διατυπωθεί ως εξής:

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

όπου p_t είναι η τελευταία μέτρηση αιολικής παραγωγής, \bar{p} είναι ο εκτιμώμενος μέσος όρος της παραγωγής που δίνεται από την σχέση $\bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N p_t$ και a_k είναι ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ p_t και p_{t+k} . Το βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι οι συντελεστές a_k πρέπει να εκτιμηθούν ή να καθοριστούν χρησιμοποιώντας κάποιες αποδοχές ή υποθέσεις. Ο C. Moerhien^[28] δήλωσε ότι για ορίζοντες πρόβλεψης μεγαλύτερο των 3 ωρών το νέο μοντέλο αναφοράς θα πρέπει να χρησιμοποιείται αντί της Persistence.

4.4 Προσέγγιση πολύ βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης

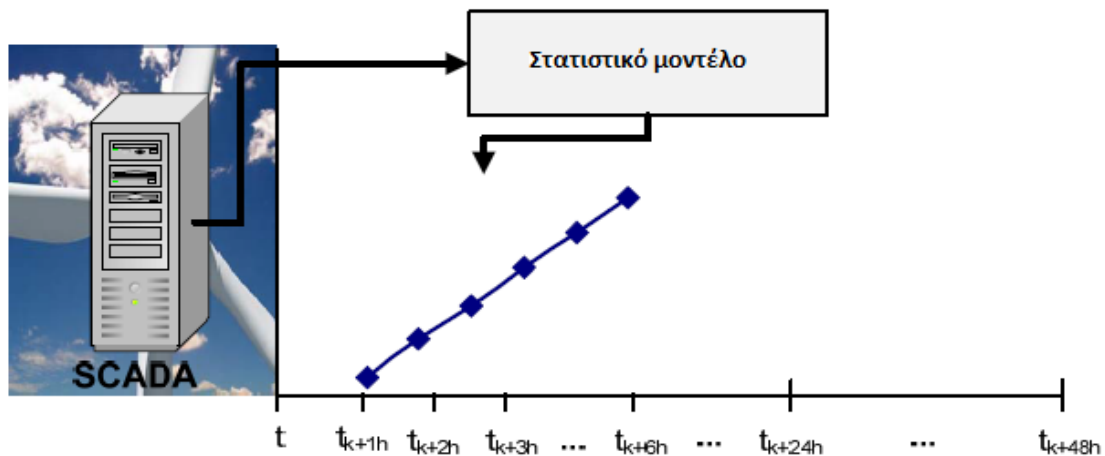
Η προσέγγιση πολύ βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης αποτελείται από στατιστικά μοντέλα βασισμένα σε μέθοδο χρονοσειρών, όπως τα φίλτρα Kalman, τα αυτό-παλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου (ARMA), τα αυτό-παλινδρομικά μοντέλα εξωγενών μεταβλητών (ARX), και οι μέθοδοι διαδικασιών Box-Jenkins. Αυτοί οι τύποι μοντέλων λαμβάνουν ως δεδομένα εισόδου μόνο παρελθούσες τιμές των προβλεπομένων μεταβλητών (π.χ. ταχύτητα ανέμου, αιολική παραγωγή). Ταυτόχρονα, μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν βοηθητικές μεταβλητές (π.χ. διεύθυνση του ανέμου, θερμοκρασία), οι οποίες μπορούν να βελτιώσουν το σφάλμα πρόβλεψης. Δεδομένου ότι αυτές οι μέθοδοι

στηρίζονται μόνο σε παρελθόντα δεδομένα παραγωγής, υπερτερούν του μοντέλου αναφοράς Persistence για ορίζοντες πρόβλεψης μεταξύ 3 και 6 ωρών. Η μέγιστη βελτίωση που μπορεί να επιτευχθεί έναντι της Persistence γι' αυτόν το μικρό χρονικό ορίζοντα είναι της τάξης του 15% με 20%^[29]. Για χρονικούς ορίζοντες μεγαλύτερους από αυτούς των 3-6 ωρών οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα εισόδου.

Από στατιστικής απόψεως τα μοντέλα, τα μοντέλα χωρίζονται σε μοντέλα μίας μεταβλητής και σε μοντέλα πολλών μεταβλητών. Τα μοντέλα μίας μεταβλητής λαμβάνουν υπόψη μόνο παρελθούσες τιμές της παραγωγής p . Ένα μοντέλο μίας μεταβλητής εκφράζεται από την σχέση $\hat{p}_{t+k|t} = f(p_t, p_{t-1}, \dots, p_{t-n}) + e_t$, όπου e_t είναι λευκός θόρυβος και f μια γενική συνάρτηση που μπορεί να είναι γραμμική ή και όχι. Τα μοντέλα πολλών μεταβλητών δεν χρησιμοποιούν μόνο προηγούμενες τιμές της προβλεπόμενης μεταβλητής, αλλά και προηγούμενες ή παρούσες τιμές άλλων μεταβλητών. Αυτές η παρελθούσες τιμές μετρούνται μέσω του συστήματος SCADA του αιολικού πάρκου. Ένα μοντέλο πολλών μεταβλητών μπορεί να εκφραστεί από την σχέση $\hat{p}_{t+k|t} = f(p_t, p_{t-1}, \dots, p_{t-n}, x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n}) + e_t$, η οποία είναι μια συνάρτηση προηγούμενων τιμών του p , καθώς και μιας σειράς προηγούμενων τιμών της βοηθητικής μεταβλητής x . Το σχήμα 4.1 απεικονίζει την δομή της εξαιρετικά βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης.

Υπάρχουν δύο πιθανοί μέθοδοι πρόβλεψης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη ενός πλήρους ορίζοντα. Η μία μέθοδος αποτελείται από εκπαίδευση, για κάθε αριθμό ωρών μπροστά, ενός μοντέλου που θα προβλέπει το στιγμιαίο φορτίο για τις αντίστοιχες ώρες. Αυτό σημαίνει ότι εκπαιδεύονται 48 μοντέλα για 48 διαφορετικές περιπτώσεις ωρών μπροστά. Η άλλη μέθοδος περιλαμβάνει εκπαίδευση ενός μόνο μοντέλου χρησιμοποιώντας το σε μια επαναληπτική προσέγγιση. Αυτή η προσέγγιση περιλαμβάνει την ανατροφοδότηση της πρώτης πρόβλεψης πίσω ούτως ώστε να αντικατασταθεί η καθυστερημένη τιμή που χρησιμοποιείται ως είσοδος προκειμένου να παραχθεί η πρόβλεψη της επόμενης ώρας μπροστά. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται συνεχώς έως ότου φτάσει η τελευταία περίπτωση. Το πλεονέκτημα της τελευταίας λύσης είναι, πως είναι απαραίτητη η εκπαίδευση ενός μόνο μοντέλου. Ωστόσο, το συνολικό σφάλμα, από το ένα στο άλλο χρονικό βήμα αυξάνει το σφάλμα πρόβλεψης ευρείας κλίμακας.

Η εναλλακτική χρησιμοποίηση αυτών των μοντέλων εξαρτάται από τον σκοπό των προβλέψεων, κι έτσι θα πρέπει να υπολογιστεί ένα ισοζύγιο μεταξύ του κόστους των αριθμητικών προβλέψεων καιρού και της χρησιμότητας της πρόβλεψης. Για παράδειγμα, αν οι προβλέψεις αιολικής παραγωγής πρόκειται να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα εισόδου σ' έναν αλγόριθμο προγραμματισμού μονάδων ή σχεδιασμού, για ορίζοντες κυμαινόμενους από 10 λεπτά έως 1 ώρα, η χρήση εξαιρετικά βραχυπρόθεσμων προβλέψεων κρίνεται ικανοποιητική χωρίς να απαιτούνται επιπλέον οικονομικές επιβαρύνσεις από τις NWP.



Σχήμα 4.1: Δομή της εξαιρετικά βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης

4.5 Πρόβλεψη αιολικής παραγωγής με χρήση αριθμητικών προβλέψεων καιρού

Η σημερινή πλειοψηφία των προσεγγίσεων βραχυπρόθεσμων προβλέψεων αιολικής ισχύος απαιτούν μετεωρολογικές προβλέψεις ως δεδομένα εισόδου για την πρόβλεψη για ορίζοντες που κυμαίνονται από 6 ως 72 ώρες. Το κύριο χαρακτηριστικό που διακρίνει τις προσεγγίσεις έχει να κάνει με τον τρόπο που οι προβλέψεις μετεωρολογικών μεταβλητών μετατρέπονται σε προβλέψεις παραγωγής αιολικής ισχύος μέσω της καμπύλης ισχύος.

Οι προηγμένες μέθοδοι πρόβλεψης γενικά χωρίζονται σε δύο κύριες ομάδες. Η πρώτη ομάδα είναι η φυσική προσέγγιση, η οποία επικεντρώνεται στην περιγραφή της ροής του ανέμου γύρω και εντός του αιολικού πάρκου, χρησιμοποιώντας επίσης και την καμπύλη ισχύος του κατασκευαστή έτσι ώστε να δώσει μια εκτίμηση της αιολικής παραγωγής. Η δεύτερη ομάδα ονομάζεται στατιστική μέθοδος και αποτελείται από την μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ μετεωρολογικών προβλέψεων, ιστορικών μετρήσεων και της παραγωγής εξόδου, μέσω στατιστικών μοντέλων των οποίων οι παράμετροι πρέπει να εκτιμηθούν από τα δεδομένα, χωρίς να συνεκτιμηθούν καθόλου τα φυσικά φαινόμενα. Υπάρχουν μερικά συστήματα WPF τα οποία συνδυάζουν τις δύο αυτές προσεγγίσεις προκειμένου να απολαμβάνουν τα οφέλη και των δύο μεθόδων και κατά συνέπεια να βελτιώσουν τις προβλέψεις τους.

4.5.1 Φυσική προσέγγιση

Οι προβλέψεις NWP παρέχονται από τα μοντέλα παγκόσμιας κλίμακας σε αρκετούς κόμβους του πλέγματος καλύπτοντας μια σχετικά μεγάλη έκταση. Για μία πιο λεπτομερή ανάλυση των μεταβλητών του καιρού στο αιολικό πάρκο, είναι απαραίτητη η προέκταση των προβλέψεων. Η φυσική προσέγγιση στα [30] και [31] αποτελείται από αρκετά υπομοντέλα, τα οποία συνολικά παρέχουν μια μετάφραση από την πρόγνωση του ανέμου σ' ένα ορισμένο σημείο του πλέγματος και επίπεδο μοντέλου, σε πρόβλεψη παραγωγής στην εξεταζόμενη περιοχή και στο ύψος πλήμνης της γεννήτριας. Κάθε υπομοντέλο περιέχει την μαθηματική περιγραφή των φυσικών διεργασιών σχετικών με τη μετάφραση. Τα δύο βασικά βήματα της φυσικής προσέγγισης είναι η βαθμονόμηση προς τα κάτω καθώς και η μετατροπή σε ισχύ όπως απεικονίζεται και στο σχήμα 4.2.

Το βήμα της βαθμονόμησης προς τα κάτω ανάγει την ταχύτητα και την κατεύθυνση του ανέμου στο ύψος πλήμνης. Το πρώτο στάδιο της προς τα κάτω βαθμονόμησης αποτελείται από την εύρεση του επιπέδου βέλτιστης απόδοσης NWP (συνήθως στην ταχύτητα ανέμου στα 10 μέτρα). Η βασική ιδέα είναι να αντληθούν πληροφορίες από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, χρησιμοποιώντας φυσικές εκτιμήσεις σχετικά με το έδαφος, όπως η τραχύτητα, η ορεογραφία και τα εμπόδια, και μοντελοποιώντας το προφίλ του τοπικού ανέμου, πιθανώς λαμβάνοντας υπόψη και την ατμοσφαιρική σταθερότητα. Οι δύο κύριες εναλλακτικές για την παραπάνω υλοποίηση είναι οι ακόλουθες:

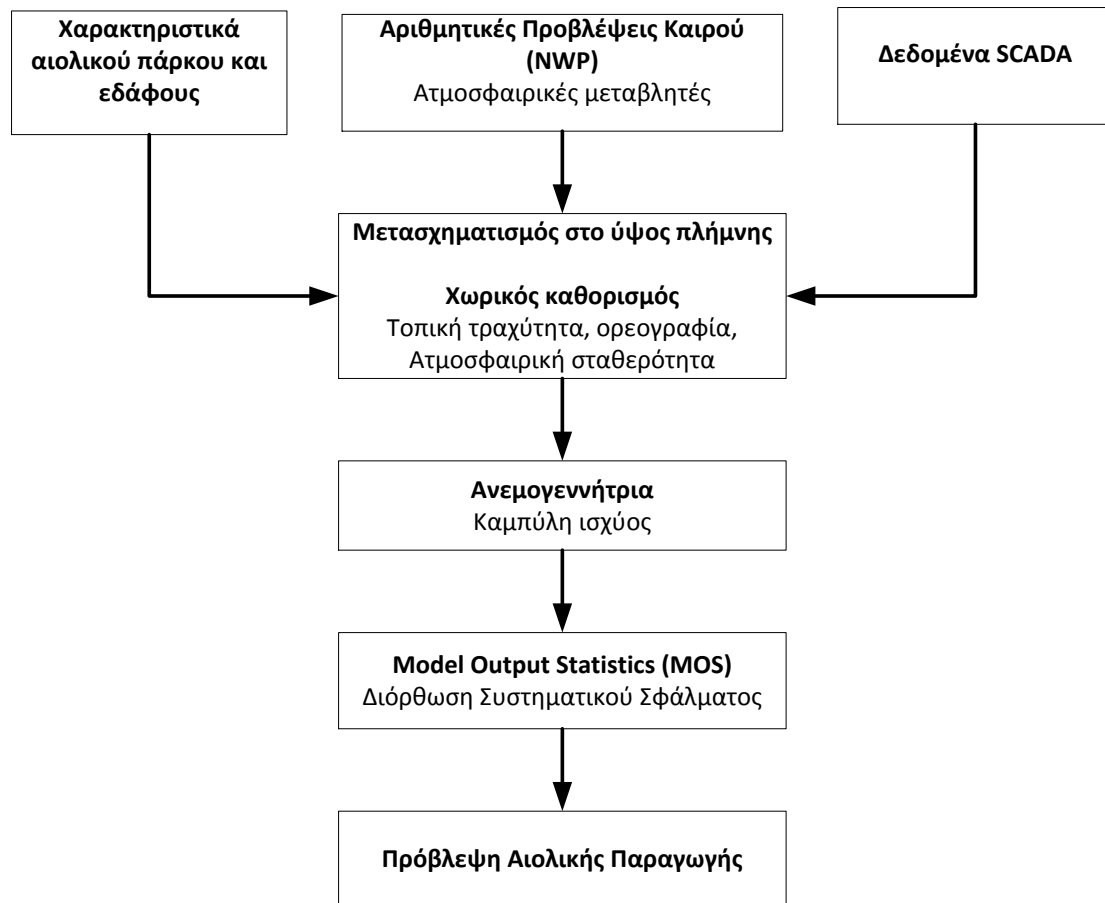
- a) Συνδυάζοντας την μοντελοποίηση του προφίλ του ανέμου (με μια λογαριθμική υπόθεση) και του γεωστροφικού νόμου υστέρησης³ ούτως ώστε να υπολογιστούν οι επιφανειακοί άνεμοι^[30]
- b) Χρησιμοποιώντας έναν κώδικα CFD (Υπολογιστική δυναμική των ρευστών-Computational Fluid Dynamics) που επιτρέπει έναν ακριβή υπολογισμό του μετώπου του ανέμου που βλέπει το αιολικό πάρκο, θεωρώντας μια πλήρη περιγραφή του εδάφους^[32]. Κατόπιν αυτού του βήματος, μια πρόβλεψη του τρέχοντος τοπικού ανέμου είναι διαθέσιμη.

Τα απαιτούμενα δεδομένα εισόδου για το βήμα της βαθμονόμησης προς τα κάτω, είναι μια λεπτομερής περιγραφή της περιοχής του αιολικού πάρκου, όπως η διάταξή του, η ορεογραφία του, η τραχύτητα καθώς και άλλες μεταβλητές περιγραφής.

Το βήμα μετατροπής σε ισχύ αποτελείται από την μετατροπή της ταχύτητας του ανέμου σε ισχύ μέσω της χρήσης της καμπύλης ισχύος. Η χρήση της καμπύλης ισχύος του κατασκευαστή αποτελεί την ευκολότερη προσέγγιση, αν και οι πιο πρόσφατες έρευνες έχουν δείξει ότι είναι πιο συμφέρουσα η εκτίμηση της καμπύλης ισχύος από τις προβλεπόμενες ταχύτητες και διευθύνσεις ανέμου καθώς και τις μετρήσεις ισχύος.^[33]

Προκειμένου να υπολογιστούν τα συστηματικά σφάλματα πρόβλεψης, τα οποία μπορούν να αποδοθούν στα μοντέλα NWP ή στις προσεγγίσεις μοντελοποίησης τους, οι σχεδιαστές των φυσικών μοντέλων συχνά ενσωματώνουν σ' αυτά κάποια μοντέλα στατιστικών εξόδου (Model Output Statistics- MOS)^[34], για την κατόπιν επεξεργασία των προβλέψεων ισχύος. Για ένα μοντέλο NWP, οι στατιστικές σχέσεις μεταξύ των μοντέλων πρόβλεψης και των μεταβλητών του ήδη παρατηρημένου καιρού, χρησιμοποιούνται είτε για την διόρθωση των μεταβλητών των μοντέλων πρόβλεψης, είτε για την πρόβλεψη των μεταβλητών που δεν προβλέπονται ρητά απ' το μοντέλο. Συχνά λαμβάνουν την μορφή πολυγραμμικών εξισώσεων παλινδρόμησης. Η μέθοδος αυτή παράγει προβλέψεις για τις καιρικές μεταβλητές οι οποίες, σε κάποιο βαθμό, λαμβάνονται υπόψη στο τυχαίο και το συστηματικό σφάλμα των μοντέλων NWP. Το κύριο μειονέκτημα αυτού του μοντέλου είναι ότι χρειάζεται μετρημένα δεδομένα (on-line ή off-line), τα οποία θα πρέπει να είναι και καλής ποιότητας.

³ $G = \frac{u_*}{k} \sqrt{\left[\ln \left(\frac{u_*}{f z_0} \right) - A \right]^2 + B^2}$, όπου G είναι ο γεωστροφικός άνεμος, u_* η ταχύτητα τριβής, k η σταθερά Von Kármán, f η παράμετρος Coriolis και z_0 το μήκος της αεροδυναμικής τραχύτητας.



Σχήμα 4.2: Βασικά στάδια της φυσικής προσέγγισης

4.5.1.1 Μοντέλο Predictor

Ένα από τα πρώτα μοντέλα πρόβλεψης παραγωγής αιολικών πάρκων που αναπτύχθηκαν, ήταν αυτό του Landberg. Το μοντέλο αυτό βασιζόταν σε φυσικές παραμετροποιήσεις, παρόμοιες με τη μεθοδολογία του Ευρωπαϊκού Αιολικού Χάρτη και χρησιμοποιούσε προβλέψεις της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου. Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού προέρχονταν από το μοντέλο DMI HIRLAM^[35,36].

Η βασική ιδέα του μοντέλου ήταν να μετατρέψει το προβλεπόμενο διάνυσμα του ανέμου στις τοπικές συνθήκες του πάρκου. Για να γίνει αυτό, χρησιμοποιούνταν δύο τιμές της ταχύτητας. Αρχικά, με την τιμή της ταχύτητας από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, που αντιστοιχεί στα 10 μέτρα πάνω από το έδαφος, υπολογίζεται η μέση τιμή της τραχύτητας της περιοχής. Στη συνέχεια, η τιμή της ταχύτητας του ανέμου, που αντιστοιχεί σε ένα από τα υψηλότερα επίπεδα της ατμόσφαιρας, λαμβάνεται ως ίση με την τιμή του γεωστροφικού ανέμου. Έτσι, από τον νόμο της γεωστροφικής επιβράδυνσης, υπολογίζεται η ταχύτητα τριβής του ανέμου και, παράλληλα, με την εξίσωση του λογαριθμικού προφίλ του ανέμου, προσεγγίζεται η τιμή της ταχύτητας στο ύψος της πλήμνης. Επειδή όμως, οι τιμές της ταχύτητας προέρχονται από το μοντέλο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού, πρέπει να ληφθούν υπόψη οι τοπικές επιδράσεις.

Η προσομοίωση της ροής του ανέμου στην περιοχή ενδιαφέροντος γίνεται πρώτα με το μέσο-κλιμακούμενο μοντέλο KAMM (Karlsruhe Atmospheric Mesoscale Model) και στη συνέχεια με το μικρό-κλιμακούμενο μοντέλο WASP (Wind Atlas Analysis and Application Program). Το WASP μοντελοποιεί τα εμπόδια της περιοχής, την τραχύτητα και τις αλλαγές της, καθώς και τις επιδράσεις της ορογραφίας. Αντίθετα, δεν περιλαμβάνει μονάδες που να περιγράφουν τα θερμικά φαινόμενα, όπως το φαινόμενο όρους\κουλάδας ή τη γέφυρα θάλασσας\εδάφους. Η εκτίμηση του ανέμου στην περιοχή του πάρκου, όπως διαμορφώνεται από το μοντέλο WASP, βελτιώνεται με τη χρήση στατιστικής διόρθωσης απόκρισης. Ένας συντελεστής διόρθωσης πολλαπλασιάζεται με την τιμή της ταχύτητας, με αποτέλεσμα να μειωθεί το συστηματικό σφάλμα της πρόβλεψης. Έτσι, προκύπτει η προκαταρκτική πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, μετατρέποντας την ταχύτητα του ανέμου, μέσω των καμπύλων ισχύος των Α/Γ του πάρκου.

Παράλληλα, το φαινόμενο σκίασης των Α/Γ περιγράφεται με το μοντέλο PARK. Αυτό το μοντέλο δημιουργεί ένα ροδοδιάγραμμα της αποτελεσματικότητας του πάρκου, δηλαδή χαρτογραφείται η μείωση της παραγωγής του πάρκου, που προέρχεται από τη σκίαση των Α/Γ, σε σχέση με τη διεύθυνση του ανέμου. Το μοντέλο PARK θεωρεί ότι το φάσμα του κυματισμού πίσω από την Α/Γ αυξάνεται γραμμικά και ότι η μείωση της επίδρασης του κυματισμού στις άλλες Α/Γ είναι αντιστρόφως ανάλογη με το τετράγωνο της απόστασης από την Α/Γ.

Τέλος εφαρμόζεται και δεύτερη στατιστική διόρθωση απόκρισης στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύος. Προϋπόθεση για την εκτίμηση των παραμέτρων των μοντέλων στατιστικής απόκρισης, είναι να υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα τουλάχιστον τεσσάρων μηνών. Το παραπάνω μοντέλο πρόβλεψης της αιολικής παραγωγής είναι γνωστό ως Predictor και αναπτύχθηκε στο πανεπιστήμιο RISOE της Δανίας ^[37].

4.5.1.2 Μοντέλο Previento

Ένα μοντέλο παρόμοιο με το παραπάνω είναι το Previento, που αναπτύχθηκε στο πανεπιστήμιο του Oldenburg της Γερμανίας πρώτα από τον Beyer^[38] και εξελίχθηκε στη συνέχεια από τους Focken και Lange^[39]. Το Previento έχει εφαρμοστεί στη Γερμανία, δίνοντας προβλέψεις τόσο σε απομονωμένα πάρκα όσο και στην συνολική αιολική παραγωγή της χώρας. Το μοντέλο αρχικοποιείται με τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού του μοντέλου Lokalmodel, που παρέχονται από την Γερμανική μετεωρολογική υπηρεσία και του μοντέλου της ECMWF. Το Previento βελτιώνει τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού, μοντελοποιώντας τις τοπικές συνθήκες της περιοχής και δίνοντας έμφαση στην ορογραφία και την εξαρτώμενη από τη διεύθυνση του ανέμου επιφανειακή τραχύτητα.

Για τον υπολογισμό της ταχύτητας του ανέμου στο ύψος της πλήμνης, γίνεται εκτίμηση του κάθετου προφίλ του ανέμου, με μοντελοποίηση της θερμικής διαστρωμάτωσης της ατμόσφαιρας. Ιδιαίτερα στην περίπτωση Α/Γ πάνω από 50 μέτρα, η επίδραση της θερμικής ευστάθειας είναι πολύ σημαντική. Η μετατροπή της ταχύτητας του ανέμου σε αιολική ισχύ, γίνεται με τις θεωρητικές καμπύλες ισχύος των Α/Γ του πάρκου. Στην περίπτωση όμως, που υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα μετρήσεων ισχύος και ταχύτητας του ανέμου, οι καμπύλες ισχύος καθορίζονται στατιστικά για την συγκεκριμένη περιοχή. Στην εκτίμηση της αιολικής ισχύος, λαμβάνονται υπόψη και οι επιδράσεις σκίασης των Α/Γ στην έξοδο του πάρκου.

Τέλος, αν η μέτρηση της παραγωγής του πάρκου είναι γνωστή, τότε εφαρμόζεται στατιστική διόρθωση απόκρισης, με τη βοήθεια τεχνικών γραμμικής παλινδρόμησης.

Ο Lange ενσωμάτωσε στο Previento ένα μοντέλο εκτίμησης αβεβαιότητας της πρόβλεψης. Ο Focken ανέπτυξε μία προχωρημένη μέθοδο, για να προβλέψει τη συνολική παραγωγή όλης της Γερμανίας, χρησιμοποιώντας δεδομένα από 50 αντιπροσωπευτικά αιολικά πάρκα, που έχουν επιλεγεί με κατάλληλο τρόπο, ώστε να λάβουν χώρα τα οφέλη της χωρικής εξομάλυνσης^[40]. Ο Tambke και ο Lange προσάρμοσαν το Previento, ώστε να μπορεί να λειτουργεί και σε θαλάσσια αιολικά πάρκα, μοντελοποιώντας με λεπτομέρεια τα φαινόμενα του αέρα πάνω από τη θάλασσα, λόγω της θερμικής αλληλεπίδρασης στεριάς και θάλασσας και της δυναμικής αλληλεπίδρασης ανέμου και κυμάτων. Τέλος, απέδειξαν ότι το κάθετο προφίλ του ανέμου δεν ακολουθεί το λογαριθμικό πρότυπο του Monin-Obukhov σε ασταθείς καταστάσεις της ατμόσφαιρας, λόγω της συχνής καθόδου του ατμοσφαιρικού επιπέδου Ekman^[41,42]. Το Previento σήμερα είναι το πιο διαδεδομένο μοντέλο πρόβλεψης της αιολικής ισχύος στην Ευρώπη. Παρόλ' αυτά, υστερεί σε περιοχές με πολύπλοκο έδαφος.

4.5.1.3 Μοντέλο EWind

Το μοντέλο Ewind, που αναπτύχθηκε από την True Wind Inc, συνδυάζει τις φυσικές θεωρήσεις με στατιστικές μεθόδους^[43]. Το EWind χρησιμοποιεί αριθμητικά ατμοσφαιρικά μοντέλα και προσαρμοστικές στατιστικές τεχνικές, οι οποίες μπορούν να διαμορφωθούν έτσι, ώστε να παρέχουν ακριβή πρόβλεψη ταχύτητας ανέμου. Το σύστημα προβλέπει την ταχύτητα και την κατεύθυνση του ανέμου και στη συνέχεια μετατρέπει τις προβλέψεις αυτές σε παραγόμενη ισχύ. Τα στοιχεία που συλλέγονται από τον χώρο πρόβλεψης, έχουν τη δυνατότητα συνεχούς ανατροφοδότησης, έτσι ώστε να παρέχουν τις καλύτερες δυνατές προβλέψεις σε όλο το διάστημα.

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

Οι προβλέψεις των ατμοσφαιρικών μοντέλων τροφοδοτούν τα προσαρμοστικά στατιστικά μοντέλα. Τα στατιστικά μοντέλα είναι ένα σύνολο σχέσεων μεταξύ της εξόδου των βασιζόμενων στη φυσική ατμοσφαιρικών μοντέλων και των μεταβλητών, που πρόκειται να προβλεφθούν για μια τοποθεσία, όπως πχ. η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου και η πυκνότητα του αέρα στη θέση των Α/Γ. Τα στατιστικά μοντέλα, στην ουσία, βασίζονται στη γραμμική παλινδρόμηση πολλών μεταβλητών και στα νευρωνικά δίκτυα. Το πρώτο είδος στατιστικών μοντέλων επιλέγει αυτόματα τις καλύτερες προγνωστικές μεταβλητές από το ατμοσφαιρικό μοντέλο^[44]. Πέρα από την πρόβλεψη του ανέμου, οι μεταβλητές εισόδου μπορεί να περιλαμβάνουν θερμοκρασία, μεταβλητότητα, συννεφιά,

και άλλες παραμέτρους. Τα νευρωνικά δίκτυα του EWind συνδυάζονται με αλυσίδες Markov.

4.5.1.4 Μοντέλα LocalPred και RegioPred

Το LocalPred και το RegioPred είναι δύο εργαλεία πρόβλεψης, σχεδιασμένα ειδικά για περιοχές με περίπλοκο έδαφος, που αναπτύχθηκαν από τον Marti Perez^[45]. Το LocalPred, συγκεκριμένα, έχει τη δυνατότητα να παρέχει πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, βασισμένες σε μοντέλα ARMA και ARX. Επίσης, περιλαμβάνει μια εξελιγμένη μονάδα στατιστικού υποβιβασμού (statistical downscaling module), ικανή να αναγνωρίζει και να απομακρύνει συστηματικά λάθη των αριθμητικών προβλέψεων καιρού.

Το LocalPred είναι σχεδιασμένο, για να χρησιμοποιεί αριθμητικές προβλέψεις καιρού από οποιοδήποτε μετεωρολογικό μοντέλο (HIRLAM, ECMWF, AVN κ.α.). Είναι ικανό να κάνει προβλέψεις αιολικής ισχύος, βασιζόμενο μόνο σε online μετρήσεις, χωρίς εκ των προτέρων εκπαίδευση. Εάν δεν υπάρχουν μετρήσεις αιολικής ισχύος, μπορεί να λειτουργήσει μόνο με αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Διορθώσεις πραγματοποιούνται μέσω υψηλής ανάλυσης φυσικών υπολογισμών. Όταν είναι διαθέσιμες οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού και οι on-line μετρήσεις, το LocalPred υπολογίζει μια βέλτιστη πρόβλεψη για κάθε χρονικό βήμα, συνδυάζοντας τις προβλέψεις από τις παραπάνω μονάδες (modules).

Για μακροπρόθεσμες προβλέψεις (μέχρι 6-8 ώρες) η μονάδα χρονοσειρών (time series module) παρέχει προβλέψεις της ταχύτητας του ανέμου ή/ και της παραγόμενης ισχύος, χρησιμοποιώντας ως είσοδο τις απ' ευθείας σύνδεσης δεδομένα μετρήσεις της ταχύτητας του ανέμου και της παραγόμενης ισχύος του Α/Π (LocalPred 1.1).

Για μέσου χρόνου προβλέψεις (μεγαλύτερες από 8 ώρες) χρησιμοποιούνται αριθμητικές προβλέψεις καιρού από διαφορετικές πηγές (HIRLAM, AVN, ECMWF). Για να μειωθούν τα σφάλματα, εκτελείται μια MOS διόρθωση (LocalPred 1.0), παρέχοντας μια πιο ακριβή πρόβλεψη. Η πρόβλεψη του ανέμου μετατρέπεται σε πρόβλεψη ισχύος, μέσω της μονάδας καμπύλης ισχύος (LocalPred 2), η οποία έχει υπολογιστεί με τη χρήση ιστορικών δεδομένων παραγωγής ισχύος και NWP^[46].

Η υψηλής ανάλυσης φυσική μονάδα (LocalPred 1.2) αποτελείται από το MM5 μοντέλο και τους CFD υπολογισμούς. Σκοπός αυτής της μονάδας είναι να εξετάζει τις επιπτώσεις της τοπογραφίας και της τραχύτητας, με υψηλό βαθμό ακρίβειας. Το LocalPred χρησιμοποιεί ως είσοδο αριθμητικές προβλέψεις καιρού και μετρούμενα από το Α/Π δεδομένα (ταχύτητα και κατεύθυνση του ανέμου, παραγωγή ισχύος, θερμοκρασία και πίεση). Ως παραλλαγή, το σύστημα μπορεί να χρησιμοποιήσει μια μονάδα, που βασίζεται μόνο σε χρονοσειρές ή δύο μονάδες MOS και καμπύλης ισχύος, με απ' ευθείας σύνδεσης δεδομένα.

Το RegioPred είναι ένα εργαλείο για την πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος σε εθνικό επίπεδο. Λειτουργεί συνδυαστικά με το LocalPred, μέσω μιας μονάδας αναβάθμισης (upscaling module). Το RegioPred παρέχει ακριβή πρόβλεψη με χαμηλό υπολογιστικό κόστος, μέσω μιας επιλογής αιολικών πάρκων αναφοράς.

4.5.1.5 Μοντέλο HIPROM

Το μοντέλο των αριθμητικών προβλέψεων καιρού HIRLAM εφαρμόστηκε και ως μοντέλο πρόβλεψης αιολικής ισχύος^[47]. Το μοντέλο έτρεχε με τον ενφωλιασμένο τρόπο σε διαφορετικές οριζόντιες χωρικές αναλύσεις (0.45°, 0.225°, 0.15°, 0.05°, 0.014°) στην περίπτωση της Δανίας και με θεωρητικές καμπύλες ισχύος υπολογιζόταν η παραγωγή αιολικής ενέργειας. Το μοντέλο ονομάστηκε HIPROM (HIRlam Power prediction Model). Μπορεί αυτή η μέθοδος να μην έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα, αλλά έγινε μία αξιολογή μελέτη από τον Jorgensen και την Moehrlen^[48] για το πώς επηρεάζει η ακρίβεια των αριθμητικών προβλέψεων καιρού την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης αιολικής ισχύος.

4.5.2 Στατιστική προσέγγιση

Μια εναλλακτική προσέγγιση, η οποία αποτελείται από ένα μόνο βήμα (άμεσος μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδου σε αιολική παραγωγή), είναι η στατιστική προσέγγιση. Το μόνο εκτελούμενο βήμα είναι ένα στατιστικό μπλοκ όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.3. Το μπλοκ αυτό είναι σε θέση να συνδυάζει δεδομένα εισόδου από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού όπως η ταχύτητα, η διεύθυνση, η θερμοκρασία κτλ., των διαφόρων επιπέδων του μοντέλου, με τις on-line μετρήσεις, όπως η αιολική παραγωγή, η ταχύτητα κ.α. Με αυτά τα μοντέλα, μια άμεση εκτίμηση της περιφερειακής αιολικής παραγωγής από τις παραμέτρους εισόδου είναι πιθανή σε ένα μόνο βήμα.

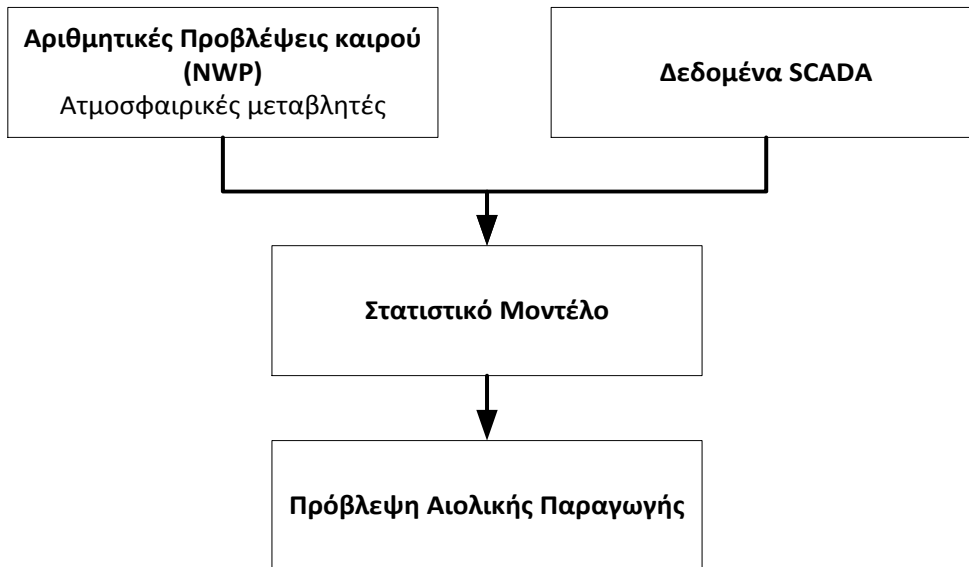
Το στατιστικό μπλοκ μπορεί να περιλαμβάνει ένα ή περισσότερα γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα διαφορετικών τύπων. Μερικά παραδείγματα είναι τα αποκαλούμενα «μαύρα κουτιά», τα οποία περιλαμβάνουν την πλειοψηφία των μοντέλων βασισμένων στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως τα Νευρωνικά Δίκτυα (NNs) και οι Μηχανές Υποστήριξης Διανύσματος (SVMs). Άλλοι τύποι μοντέλων είναι τα «γκρι κουτιά», τα οποία μαθαίνουν μέσω της εμπειρίας τους (από ένα σύνολο δεδομένων) και για τα οποία η προηγούμενη γνώση μπορεί να μεταδοθεί. Υπάρχουν επίσης μοντέλα τα οποία μπορούν να εκφραστούν αναλυτικά, όπως η παλινδρόμηση Kernel.

Το στατιστικό μοντέλο μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

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

η οποία είναι μια συνάρτηση προηγούμενων τιμών του p και ενός συνόλου προηγούμενων τιμών καθώς και προβλέψεων της βοηθητικής μεταβλητής x .

Τα στατιστικά μοντέλα συνήθως αποτελούνται από ένα μέρος αυτοπαλινδρόμησης, που χρησιμοποιείται για την κατανόηση της persistence συμπεριφοράς του ανέμου, όπως αναφέρθηκε και σε παραπάνω ενότητα, και από ένα μετεωρολογικό μέρος, το οποίο αποτελείται από μη γραμμικούς μετασχηματισμούς των NWP. Το μέρος αυτοπαλινδρόμησης επιτρέπει πρόβλεψη σημαντικά αυξημένης ακρίβειας για ορίζοντες έως 6-10 ώρες μπροστά (π.χ. γενικά, σ' αυτήν την περίοδο, η αποκλειστική χρήση των NWP προβλέψεων ενδεχομένως να είναι ανεπαρκής για να ξεπεράσουν την persistence).



Σχήμα 4.3: Βασικά βήματα της στατιστικής προσέγγισης

4.5.2.1 Μοντέλο Wind Power Prediction Tool – WPPT

Το WPPT χρησιμοποιεί μια εντελώς διαφορετική φιλοσοφία για την πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής από αυτή που αναπτύχθηκε μέχρι τώρα. Δημιουργήθηκε από το τεχνικό πανεπιστήμιο της Δανίας (DTU) με συνεργασία των διαχειριστών του δικτύου Eltra και Elsam και χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής στη Δανία. Βασίζεται σε στατιστικές μεθόδους και προβλέπει την παραγωγή σε μεγάλες εκτάσεις, συνδυάζοντας μετρήσεις σε πραγματικό χρόνο (online) από επιλεγμένα αιολικά πάρκα στην περιοχή και αριθμητικές προβλέψεις καιρού, για την ταχύτητα και την κατεύθυνση του ανέμου. Η περιοχή διαιρείται σε υποπεριοχές, εάν αυτό είναι απαραίτητο, και για κάθε υποπεριοχή επιλέγεται ένα αιολικό πάρκο αναφοράς.

Οι προβλέψεις γίνονται με δύο τρόπους είτε α) χρησιμοποιώντας τις online μετρήσεις της αιολικής παραγωγής και τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού σαν είσοδο για κάθε αιολικό πάρκο αναφοράς και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο αναβάθμισης για την πρόγνωση της παραγωγής σε όλη την περιοχή, είτε β) χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο που συνδυάζει offline μετρήσεις της αιολικής παραγωγής της περιοχής με τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Οι προβλέψεις των επιμέρους υποπεριοχών αθροίζονται, για να δώσουν μια πρόβλεψη για ολόκληρη την περιοχή. Η τελική πρόβλεψη για την περιοχή ενδιαφέροντος υπολογίζεται σαν ο σταθμισμένος μέσος των δύο παραπάνω τρόπων πρόβλεψης.

Γενικά το WPPT χρησιμοποιεί στατιστικές μεθόδους για να καθορίζει την ιδανική ισοστάθμιση μεταξύ online μετρήσεων και μεταβλητών, που είναι αποτέλεσμα μετεωρολογικών προβλέψεων. Έτσι το σύστημα έχει τη δυνατότητα να προσαρμόζεται, καθώς μεταβάλλονται τα διαθέσιμα δεδομένα με την πάροδο του χρόνου. Οι μεταβολές μπορεί να οφείλονται σε γήρανση των Α/Γ, μεταβολές στο περιβάλλον και πάνω από όλα σε αλλαγές των NWP, όπως επίσης και σε αλλαγές στον πληθυσμό των Α/Γ σε ένα Α/Π ή μια ευρύτερη περιοχή.

4.5.2.2 Μοντέλο Sipreolico

Στο πανεπιστήμιο του Carlos III της Μαδρίτης, ο Sanchez^[49] ανέπτυξε ένα σύνολο εννιά μοντέλων, τα δύο από τα οποία είναι παρόμοια με το WPPT. Το πρώτο από τα εννιά μοντέλα είναι τύπου ARMA και κάνει προβλέψεις με βάση τις τρεις πιο πρόσφατες τιμές της αιολικής ισχύος και την τιμή της ισχύος της προηγούμενης μέρας, που αντιστοιχεί στην ώρα της πρόβλεψης. Τα επόμενα τρία μοντέλα έχουν την ίδια παραμετροποίηση με το πρώτο, μόνο που προστίθεται η τιμή της προβλεπόμενης τιμής της ταχύτητας με τη μορφή χρονοσειράς (μοντέλο ARMAX). Δηλαδή, το ένα από τα τρία δέχεται ακριβώς την τιμή της ταχύτητας, το δεύτερο το άθροισμα της πρώτης και της δεύτερης δύναμης της τιμής αυτής και το τρίτο το άθροισμα των τριών πρώτων δυνάμεων της τιμής της ταχύτητας του ανέμου. Στα άλλα τρία μοντέλα απλώς προστίθενται ο παράγοντας της διεύθυνσης του ανέμου στα προηγούμενα τρία, με την μορφή σειράς Fourier. Τέλος, τα τελευταία δύο μοντέλα είναι τα υπό συνθήκη μη παραμετρικά ARCH μοντέλα και οι συντελεστές-συναρτήσεις τους καθορίζονται με βάση την ταχύτητα του ανέμου και την ώρα της ημέρας που γίνεται η πρόβλεψη. Στο ένα από τα δύο τελευταία μοντέλα, η υπό συνθήκη παραμετροποίηση γίνεται ανεξάρτητα για τις δύο μεταβλητές, ενώ στο δεύτερο γίνεται συζευγμένα και ταυτόχρονα ανεξάρτητα για τον παράγοντα της ώρας. Η εκτίμηση των συναρτήσεων παλινδρόμησης εδώ γίνεται με έναν αναδρομικό αλγόριθμο, που είναι παραλλαγή της τοπικά σταθμισμένης παλινδρόμησης που περιγράφηκε παραπάνω.

Σε όλα τα μοντέλα γενικά, εφαρμόζεται η αναδρομική μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων με χρήση του παράγοντα «λήθης». Παράλληλα, οι συντελεστές των μοντέλων προσεγγίζονται και με τη διαδικασία του φίλτρου Kalman. Το φίλτρο Kalman δεν είναι ευαίσθητο στις γρήγορες ή απότομες αλλαγές του συστήματος, έτσι οι παράμετροι των μοντέλων εξελίσσονται αργά. Αντίθετα, η αναδρομική μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων έχει ανάλογη προσαρμοστικότητα με την τάση της εξέλιξης του συστήματος. Έτσι, με τον τρόπο αυτό, μετά την διαδικασία εκτέλεσης των μοντέλων, υπάρχουν 18 διαφορετικές προβλέψεις, που πρέπει να συνδυαστούν^[50].

Σημαντική βελτίωση στην απόδοση των μοντέλων επιτεύχθηκε με την ενσωμάτωση ενός προσαρμοστικού αλγόριθμου, επιλογής του παράγοντα λήθης, στην αναδρομική μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων, που βασίζεται στην απόσταση Cook. Ο αλγόριθμος αυτός συνδυάζει τη μεταβολή των παραμέτρων του μοντέλου, που προκύπτει από την είσοδο μιας καινούριας παρατήρησης και την ιστορική απόδοση των μοντέλων με τη χ^2 κατανομή της πιθανότητας της μεταβολής των παραμέτρων.

Οι 18 προβλέψεις των εννιά μοντέλων, εκπαιδευμένων με δύο διαφορετικές μεθόδους, συνδυάζονται με τη μέθοδο του εκθετικά σταθμισμένου μέσου τετραγωνικού σφάλματος, χρησιμοποιώντας έναν παράγοντα «λήθης» στα σφάλματα των μοντέλων του τελευταίου 24ωρου. Η τελική πρόβλεψη προκύπτει από τα μοντέλα που απέδωσαν καλύτερα το τελευταίο 24ωρο, λαμβάνοντας υπόψη τον παράγοντα «λήθης».

4.5.2.3 Armines Wind Power Prediction System – AWPPS

Στα πλαίσια του προγράμματος CARE αναπτύχθηκαν πιο εξελιγμένα μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης για Α/Π εγκατεστημένα στην Κρήτη. Στο πρόγραμμα MORE CARE το ARMINES, ανέπτυξε μοντέλα για την πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος ενός Α/Π

για τις επόμενες 48-72 ώρες, βασισμένα σε on-line SCADA και σε αριθμητικές προβλέψεις καιρού (μετεωρολογικές προβλέψεις).

Το σύστημα που αναπτύχθηκε, μπορεί γενικά να δεχτεί σαν δεδομένα εισόδου διαφορετικούς τύπους μετεωρολογικών προβλέψεων (π.χ. Hirlam, Skiron κλπ.).

Το AWPPS παρέχει βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της παραγόμενης ενέργειας για on-shore και off-shore A/Π:

- Για τις επόμενες 24-72 ώρες με βήμα μιας ώρας (ανανέωση κάθε 1 ώρα)
- Για τις επόμενες 4-6 ώρες με βήμα 10-15 λεπτών (ανανέωση κάθε 10-15 λεπτά)
- Online εκτίμηση της αβεβαιότητας αυτών των προβλέψεων

Το AWPPS ενσωματώνει:

- Βραχυπρόθεσμα μοντέλα βασισμένα σε στατιστικές χρονοσειρές, προσέγγιση ικανή να προβλέψει αποδοτικά αιολική ισχύ για ορίζοντες μέχρι και 10 ώρες μπροστά.
- Μακροπρόθεσμα μοντέλα βασισμένα σε ασαφή νευρωνικά δίκτυα, ικανά να προβλέψουν την ισχύ ενός αιολικού πάρκου σε ορίζοντα 72 ωρών μπροστά. Αυτά τα μοντέλα λαμβάνουν ως δεδομένα εισόδου online SCADA δεδομένα ή αριθμητικές προβλέψεις καιρού.
- Συνδυασμένες προβλέψεις: τέτοιες προβλέψεις προκύπτουν από έξυπνη στάθμιση βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων για μια βέλτιστη απόδοση για ολόκληρο τον χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης.

Η μονάδα πρόβλεψης ισχύος (Power Prediction Module) παρέχει προβλέψεις για την παραγόμενη ισχύ κάθε θεωρούμενου αιολικού πάρκου. Η βασική μονάδα βασίζεται σε σύγχρονα προσαρμοστικά ασαφή νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η προσέγγιση παρέχει ισχυρά πλεονεκτήματα σε σύγκριση με κλασσικά νευρωνικά δίκτυα ή άλλες στατιστικές ή φυσικές τεχνικές. Η μονάδα είναι εφοδιασμένη με online ικανότητες προσαρμογής για ιδανική απόδοση. Το AWPPS είναι το μόνο διαθέσιμο εργαλείο που παρέχει διαστήματα εμπιστοσύνης για τις προβλέψεις ισχύος με ένα προκαθορισμένο επίπεδο εμπιστοσύνης. Τα διαστήματα προκύπτουν βασισμένα σε μια εξελιγμένη προσέγγιση κατάλληλη, για το πρόβλημα πρόβλεψης της ισχύος.

Η μονάδα πρόβλεψης ρίσκου (Prediction risk) επιτρέπει την πρόβλεψη της αβεβαιότητας βασισμένη στη σταθερότητα του αναμενόμενου καιρού για τις επόμενες 24 ώρες. Η online χρήση αυτής της μονάδας, επιτρέπει την ανάπτυξη στρατηγικών για την μεγιστοποίηση της αξίας χρήσης των προβλέψεων ισχύος. Το AWPPS περιέχει μονάδες για πρόγνωση σε τοπικό και περιφερειακό επίπεδο βασισμένο σε A/Π αναφοράς.

Το AWPPS υιοθετήθηκε και επικυρώθηκε επιτυχώς για περισσότερα από 35 παραθαλάσσια και μη αιολικά πάρκα στη Δανία, τη Γερμανία, την Ελλάδα, την Ιρλανδία, την Πορτογαλία, την Ισπανία και τη Μ. Βρετανία και για διαφορετικούς τύπους εδάφους (επίπεδο, μέτριο και πολύπλοκο).

4.5.2.4 Μοντέλο Zephyr

Στο τμήμα Μαθηματικής Μοντελοποίησης του τεχνικού πανεπιστημίου της Δανίας, (IMM Department) αναπτύχθηκε ένα νέο πρόγραμμα βραχυπρόθεσμων προβλέψεων της παραγόμενης αιολικής ισχύος, το Zephyr. Το Zephyr^[51] συγχωνεύει τα μοντέλα Prediktor και WPPT. Η συγχώνευση αυτή εγγυάται αξιόπιστες προγνώσεις για όλους τους χρονικούς ορίζοντες, βραχυπρόθεσμους (0-9 ώρες) και μακροπρόθεσμους (36-48 ώρες). Το WPPT χρησιμοποιεί προσαρμοστικές στατιστικές μεθόδους για να μετατρέψει την πρόβλεψη του Hirflam σε πρόβλεψη αιολικής ισχύος, όταν είναι διαθέσιμα μετρούμενα δεδομένα, παρέχοντας έτσι ικανοποιητικά αποτελέσματα για βραχυχρόνιο ορίζοντα. Το Prediktor χρησιμοποιεί το πρόγραμμα WasP, για να παραμετροποιήσει τις τοπικές επιρροές στην ταχύτητα του ανέμου. Τέτοιες μπορεί να είναι για παράδειγμα, η επιτάχυνση πάνω σε ένα λόφο ή ο άνεμος σε διαφορετικές τραχύτητες εδάφους. Το Prediktor υπερέχει όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμα μετρούμενα δεδομένα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν σημείο έναρξης για τα στατιστικά μοντέλα ελλείψει αυτών. Με τον τρόπο αυτό, βελτιώνει τις μακροχρόνιες προβλέψεις. Μια έξυπνη ισοστάθμιση των αποτελεσμάτων των δύο κλάδων δίνει το αποτέλεσμα για ολόκληρη την περιοχή ενδιαφέροντος.

4.6 Αξιολόγηση των προβλέψεων

Τα μοντέλα πρόβλεψης αιολικής παραγωγής χαρακτηρίζονται από μια εγγενή αβεβαιότητα, που σημαίνει ότι καμία διαθέσιμη πρόβλεψη αιολικής ισχύος δεν μπορεί να είναι τελείως ακριβής. Επομένως, είναι ουσιαστικό οι προβλέψεις να αξιολογηθούν σωστά, όχι μόνο για να εκτιμηθεί η απόδοση των επιλεγμένων προσεγγίσεων επαρκώς, αλλά επίσης για να αποκτηθεί μια βαθύτερη κατανόηση των χαρακτηριστικών της αβεβαιότητας πρόβλεψης.

Η αξιολόγηση της ποιότητας των μεθόδων πρόβλεψης διεξάγεται μέσω της σύγκρισης των προβλέψεων αιολικής ισχύος, οι οποίες πραγματοποιήθηκαν σ' έναν ορισμένο χρόνο, ευθέως με τις πραγματικές αντίστοιχες παρατηρήσεις. Ως εκ τούτου, η ποιότητα μιας δεδομένης μεθόδου πρόβλεψης εκτιμάται μέσω της ανάλυσης της απόκλισης μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής. Οι ενέργειες για τον καθορισμό και την ποσοτικοποίηση της ποιότητας των μεθόδων πρόβλεψης, όσον αφορά τις στατιστικές τους επιδόσεις, συνεπάγονται ότι θα υπάρξει μια αξιολόγηση από μια μεγάλη σειρά προβλέψεων, ούτως ώστε να αναλύονται αρκετά δεδομένα.

Σ' αυτήν την ενότητα, παρουσιάζεται ένα πλαίσιο για την αξιολόγηση της ακρίβειας των μεθόδων πρόβλεψης. Σύμφωνα με τα [52] και [53], το πλαίσιο αυτό αποτελείται από ένα πρωτόκολλο αξιολόγησης για την μέτρηση και την βαθμολόγηση της ποιότητάς τους^[53]. Υπάρχει ιδιαίτερη έμφαση στα πιο σημαντικά κριτήρια που λαμβάνονται υπόψη στις προβλέψεις αιολικής παραγωγής. Επιπλέον, παρουσιάζονται διάφορα μέτρα αξιολόγησης, προκειμένου να παρέχεται ένα συνολικό πλαίσιο για τον έλεγχο των WPF. Τα μέτρα αυτά θα δώσουν στους χρήστες την δυνατότητα να αξιολογήσουν και να συγκρίνουν διαφορετικές προσεγγίσεις για την πρόβλεψη αιολικής ισχύος και να τους παρέχουν διορατικότητα σχετικά με τα χαρακτηριστικά της αβεβαιότητας.

4.6.1 Αποσύνθεση σφάλματος των προβλέψεων ταχύτητας ανέμου

Όσον αφορά τις προγνώσεις της ταχύτητας ανέμου, v_{pred} και v_{meas} είναι η προβλεπόμενη και οι μετρούμενες ταχύτητες ανέμου αντίστοιχα. Η διαφορά ή απόκλιση μεταξύ των v_{pred} και v_{meas} το οποίο ονομάζεται σφάλμα πρόγνωσης, e , παρέχεται από την ακόλουθη σχέση:

$$e = v_{pred} - v_{meas}$$

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ δύο αντίστοιχων χρονοσειρών, $rmse$, υπολογίζεται ως η τετραγωνική ρίζα της τιμής του τετραγωνικού σφάλματος όπως φαίνεται στην ακόλουθη σχέση:

$$rmse = \sqrt{\bar{e}^2}$$

Το $rmse$ μπορεί να αναλυθεί σε τρία διαφορετικά μέρη, ανάλογα με την προέλευση του σφάλματος πρόβλεψης^[54]:

$$rmse^2 = bias^2 + sde^2 = bias^2 + sdbias^2 + disp^2,$$

Όπου:

$$bias = \bar{e},$$

$$sde = \sigma(e),$$

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

$$disp = \sqrt{2\sigma(v_{pred})\sigma(v_{meas})(1 - r_{p,m})},$$

Με $r_{p,m}$ τον συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των δύο χρονοσειρών και $\sigma(v_{pred}), \sigma(v_{meas})$ τις αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις.

Το $bias$ εκφράζει την διαφορά μεταξύ των μέσων τιμών των προβλέψεων και των μετρούμενων τιμών. Η τυπική απόκλιση των σφαλμάτων εκφράζει την διακύμανση γύρω από τη μέση τιμή, με δύο διαφορετικά συστατικά:

- Το $sdbias$, το οποίο αποτελείται από την διαφορά μεταξύ των τυπικών αποκλίσεων των v_{pred} και v_{meas} , μεταφράζοντας τις συνεισφορές των σφαλμάτων που δημιουργήθηκαν από εσφαλμένα προβλεπόμενη μεταβλητότητα, και
- Την διασπορά, $disp$, που περιλαμβάνει τον συντελεστή συσχέτισης επιβαρυνόμενο με τις τυπικές αποκλίσεις των δύο χρονοσειρών. Η διασπορά εκφράζει τη συμβολή των σφαλμάτων φάσης στο $rmse$, αντανακλώντας τα παγκόσμια χαρακτηριστικά των συστημάτων πρόβλεψης αιολικής ισχύος.

4.6.2 Αξιολόγηση απόδοσης των WPF

Η αξιολόγηση ενός συνόλου προβλέψεων συνεπάγεται την διαθεσιμότητα των σχετικών παρατηρήσεων. Παρά το γεγονός ότι τα πιο σύγχρονα αιολικά πάρκα είναι εξοπλισμένα με συστήματα SCADA, μπορεί να υπάρξουν χρονικά διαστήματα για τα οποία να μην υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα. Ωστόσο, ακόμα κι αν τα δεδομένα είναι πλήρως διαθέσιμα, υπάρχει ακόμα η πιθανότητα να είναι φτωχής ποιότητας. Στην τελευταία περίπτωση ο συντονισμός και η επαλήθευση των προβλέψεων δεν μπορούν να πραγματοποιηθούν επιτυχώς, δεδομένου ότι η αξιολόγηση των προβλέψεων με στοιχεία που δεν αντιστοιχούν στα πραγματικά κάνει την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων λιγότερο πιθανή. Ο αναλυτής πρέπει επομένως να αποφασίσει πως θα ασχοληθεί με το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων, λαμβάνοντας υπόψη την συνολική ποιότητα.

Η αξιολόγηση των προβλέψεων απαιτεί την θεώρηση διάφορων διαθέσιμων κριτηρίων τα οποία πρέπει να εφαρμοστούν επαρκώς και να συνδυαστούν προς υποστήριξη της εξαγωγής ασφαλών συμπερασμάτων.

4.6.3 Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής

Μια χρήσιμη μέθοδος πρόβλεψης πρέπει να είναι σε θέση να παρέχει επαρκείς προβλέψεις για νέα και ανεξάρτητα δεδομένα δοκιμής. Η δυνατότητα αυτή είναι συνήθως γνωστή ως γενίκευση, και η σημασία της στην αξιολόγηση της ποιότητας των μεθόδων πρόβλεψης είναι ζωτικής σημασίας επειδή μεταφράζει την ικανότητα της μεθόδου να προβλέπει κάτω από διαφορετικές συνθήκες. Ως εκ τούτου, είναι πολύ σημαντικό να αξιολογηθούν τα μέτρα σφάλματος σε δεδομένα τα οποία δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή του μοντέλου πρόβλεψης ή στον καθορισμό των παραμέτρων της μεθόδου.

Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό, τα δεδομένα διαιρούνται συνήθως σε δύο διαφορετικά σύνολα, ανάλογα με τα χρονικά τους χαρακτηριστικά:

- Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, και
- Το σύνολο δεδομένων δοκιμής.

Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για την κατασκευή του μοντέλου, λαμβάνοντας υπόψη την επικύρωση των αποφάσεων ή/και των κανόνων για τη δομή του μοντέλου. Ωστόσο, δεδομένου ότι το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης δεν παρέχει επαρκείς εκτιμήσεις για τα σφάλματα πρόβλεψης, είναι απαραίτητη η χρήση νέων και ανεξάρτητων δεδομένων — του συνόλου δεδομένων δοκιμής. Έτσι, τα μοντέλα πρόβλεψης θα πρέπει να αναπτυχθούν και να συντονιστούν χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκπαίδευσης και αγνοώντας τα δεδομένα δοκιμής, ενώ τα μέτρα σφάλματος πρέπει να βασίζονται μόνο στα δεδομένα δοκιμής. Παρ' όλ' αυτά, το σύνολο δεδομένων δοκιμής μπορεί να χρησιμοποιηθεί για αυτοπροσαρμοζόμενη εκπαίδευση κατά την φάση δοκιμής.

4.6.4 Τυπικά μέτρα σφάλματος

Όσον αφορά την πρόβλεψη αιολικής ισχύος, το σφάλμα πρόβλεψης που παρατηρείται σε μια δεδομένη χρονική στιγμή $t + k$ για μία πρόβλεψη που πραγματοποιήθηκε την χρονική στιγμή t , $e_{t+k|t}$, ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της τιμής της αιολικής ισχύος η οποία μετράται την στιγμή $t + k$, P_{t+k} , και την τιμή της αιολικής ισχύος την στιγμή $t + k$ που είχε αρχικά προβλεφθεί την στιγμή t , $\hat{P}_{t+k|t}$:

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

όπου:

$e_{t+k|t}$ είναι το σφάλμα που αντιστοιχεί σε χρόνο $t + k$ για ρην πρόβλεψη που πραγματοποιήθηκε τη χρονική στιγμή t ,

P_{t+k} είναι η μετρούμενη ισχύς την χρονική στιγμή $t + k$, και

$\hat{P}_{t+k|t}$ είναι η πρόβλεψη ισχύος για χρόνο $t + k$ που έγινε την χρονική στιγμή t .

Είναι συχνά βολικό να χρησιμοποιήσετε το κανονικοποιημένο σφάλμα πρόβλεψης e , το οποία προκύπτει διαιρώντας το σφάλμα πρόβλεψης με την εγκατεστημένη ισχύ, ως εξής:

$$e = \frac{e_{t+k|t}}{P_{inst}} = \frac{1}{P_{inst}} [P_{t+k} - \hat{P}_{t+k|t}]$$

όπου P_{inst} είναι η εγκατεστημένη ισχύς του αιολικού πάρκου. Η χρησιμότητα της κανονικοποίησης των σφαλμάτων πρόβλεψης δημιουργεί τη δυνατότητα της απόκτησης αποτελεσμάτων συγκρίσιμων από ένα αιολικό πάρκο σε άλλο, ανεξάρτητα από την ονομαστική εγκατεστημένη ισχύ τους. Έτσι παράγονται αποτελέσματα ανεξάρτητα από το μέγεθος των αιολικών πάρκων.

Οποιοδήποτε σφάλμα πρόβλεψης μπορεί να αναλυθεί σε δύο συνιστώσες: ένα συστηματικό σφάλμα και ένα τυχαίο σφάλμα. Ιδανικά, σ' ένα τέλειο μοντέλο, το συστηματικό σφάλμα πρέπει να είναι ίσο με το μηδέν, ενώ το τυχαίο μέρος πρέπει να είναι μια ακολουθία ανεξάρτητων τυχαίων σφαλμάτων τα οποία μπορούν να μοντελοποιηθούν με τη χρήση μιας γκαουσιανής κατανομής μηδενικής μέσης τιμής. Για πρακτικούς σκοπούς, ωστόσο, τα διαδοχικά σφάλματα πρόβλεψης συχνά συσχετίζονται χωρίς να ακολουθούν κάποια κανονική κατανομή.

Η χρήση συγκεκριμένων μέτρων σφάλματος, είναι δυνατόν να οδηγήσει στην εκτίμηση της ποιότητας των μεθόδων πρόβλεψης. Ένα παράδειγμα είναι η μέθοδος $BIAS_k$, η οποία αντιστοιχεί σε μια εκτίμηση του συστηματικού σφάλματος που παρέχεται από το μέσο σφάλμα καθ' όλη τη διάρκεια της περιόδου αξιολόγησης, όπως περιγράφεται από την σχέση:

$$BIAS_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_{t+k|t}$$

Όπου N είναι ο αριθμός των σφαλμάτων πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν κατά την μέθοδο αξιολόγησης. Το bias υπολογίζεται για κάθε τιμή k ωρών μπροστά του εξεταζόμενου χρονικού ορίζοντα.

Όταν υπολογίζεται για ολόκληρο το σύνολο δοκιμής, η τιμή του bias παρέχει μία ένδειξη του κατά πόσον η μέθοδος τείνει να υπερεκτιμά ή να υποτιμά την προβλεπόμενη μεταβλητή. Επιπλέον, εάν το bias υπολογίζεται για διάφορα υποσύνολα δεδομένων με διαφορετικές καιρικές συνθήκες, δίνεται η δυνατότητα εντοπισμού των συνθηκών για τις οποίες η μέθοδος παράγει προβλέψεις οι οποίες είναι σημαντικά ψηλότερα από την υποτιμημένη τιμή. Αυτό οδηγεί στον προσδιορισμό μιας τάσης.

Ωστόσο, είναι πολύ απίθανο μια μέθοδος πρόβλεψης με μηδικό bias να παρέχει τέλειες προβλέψεις, καθώς το bias ακυρώνεται ως ένα αποτέλεσμα θετικών και αρνητικών τιμών σφάλματος σε ένα ολόκληρο σύνολο δοκιμής. Ένα κοινό μέτρο σφάλματος για την αναγνώριση της συμβολής τόσο των θετικών όσο και των αρνητικών σφαλμάτων στην έλλειψη ακρίβειας μιας μεθόδου πρόβλεψης είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), το οποίο αποτελείται από τον μέσο όρο των τετραγώνων των σφαλμάτων ενός συνόλου δοκιμής:

$$MSE_k = \frac{1}{N-p} \sum_{t=1}^N e_{t+k|t}^2,$$

όπου p είναι ο αριθμός των εκτιμώμενων παραμέτρων που χρησιμοποιούν τα θεωρημένα δεδομένα. Για το σύνολο δοκιμής $p=0$.

Εκτός από το MSE, υπάρχουν δύο ακόμα βασικά κριτήρια για να τονιστεί η απόδοση ενός μοντέλου: το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Το MAE δίνεται από την σχέση:

$$MAE_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |e_{t+k|t}|$$

Τόσο τα συστηματικά όσο και τα τυχαία σφάλματα συνεισφέρουν στο MAE. Το RMSE αντιστοιχεί στην τετραγωνική ρίζα του το MSE:

$$RMSE_k = \sqrt{MSE_k} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_{t+k|t}^2}{N-p}}$$

Όπως και στην περίπτωση του MAE, το κριτήριο RMSE επηρεάζεται και από τα συστηματικά και από τα τυχαία σφάλματα. Δεδομένου ότι το RMSE εκφράζεται στις ίδιες μονάδες με την προβλεπόμενη μεταβλητή, η προκύπτουσα πληροφορία είναι ευκολότερο να ερμηνευτεί σε σχέση με την πληροφορία που προκύπτει από το MSE.

Το MAE και το RMSE, διαιρεμένα με την εγκατεστημένη ισχύ ή την μέση παραγωγή των αιολικών πάρκων, ονομάζονται NMAE (κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα) και NRMSE (κανονικοποιημένη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος).

Μια εναλλακτική της χρήσης του RMSE είναι να εξεταστεί η τυπική απόκλιση των σφαλμάτων (SDE):

$$SDE_k = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N [e_{t+k|t} - \bar{e}_k]^2}{N - (p + 1)}}$$

Εφόσον το κριτήριο SDE είναι μια εκτίμηση για την τυπική απόκλιση της κατανομής του σφάλματος, μόνο το τυχαίο σφάλμα συνεισφέρει σ' αυτό το κριτήριο.

Επειδή οι τιμές του BIAS και του MAE συνδέονται με την δυναμική πρώτης τάξης της κατανομής του σφάλματος πρόβλεψης, συνδέονται άμεσα και με την παραγόμενη ισχύ. Αντιθέτως, οι τιμές των RMSE και SDE σχετίζονται με την δυναμική δεύτερης τάξης της κατανομής του σφάλματος πρόβλεψης, επομένως συνδέονται με την διακύμανση του σφάλματος πρόβλεψης. Πρέπει να τονιστεί ότι το RMSE και το SDE δεν έχουν μια άμεση ερμηνεία, και επηρεάζονται ιδιαίτερα από μεγάλα σφάλματα πρόβλεψης. Αυτό το γεγονός κάνει το κριτήριο RMSE περισσότερο ευαίσθητο στην παρουσία εσφαλμένων δεδομένων σε σύγκριση με το κριτήριο MAE. Επομένως, εάν υπάρχει αμφιβολία σχετικά με την ποιότητα του συνόλου αποτίμησης, το MAE θα πρέπει να προτιμηθεί ως βασικό κριτήριο αξιολόγησης δεδομένου ότι παρουσιάζει μεγαλύτερη στιβαρότητα όταν αντιμετωπίζει μεγάλα σφάλματα πρόβλεψης. Ακολουθώντας αυτήν την προσέγγιση, μπορεί να αποφευχθεί η εξαγωγή του συμπεράσματος ότι μια μέθοδος πρόβλεψης θα έχει έλλειψη ακρίβειας όταν, στην πραγματικότητα, οι παρατηρούμενες υψηλές τιμές του RMSE θα είναι το αποτέλεσμα μετρημένων δεδομένων κακής ποιότητας.

4.6.5 Σύγκριση της ακρίβειας διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης

Συγκρίνοντας και αξιολογώντας διάφορες μεθόδους πρόβλεψης, το γεγονός ότι μια μέθοδος μπορεί να λειτουργεί καλύτερα με ένα ορισμένο κριτήριο αλλά όχι με ένα εναλλακτικό κριτήριο πρέπει να ληφθεί υπόψη. Η απόδοση των μεθόδων πρόβλεψης αιολικής ισχύος δεν εξαρτάται μόνο από την διακύμανση του σφάλματος πρόβλεψης, αλλά επίσης και από την περίοδο αξιολόγησης: κάποιες μέθοδοι μπορεί να αποδίδουν καλύτερα για χαμηλή διαθεσιμότητα αιολικής ισχύος, με αποτέλεσμα να υποσκελίζονται από αντίπαλες προσεγγίσεις όταν αξιολογούνται μόνο σε περιόδους χαμηλής παραγωγής. Είναι επομένως απαραίτητο να περιλαμβάνεται μια ευρεία ποικιλία μέτρων σφάλματος κατά την εκτίμηση της ακρίβειας μιας μεθόδου πρόβλεψης.

Προκειμένου να συγκριθεί το επίπεδο απόδοσης διαφόρων μεθόδων, θα ήταν ενδιαφέρον να ποσοτικοποιηθεί το κέρδος που προκύπτει από την προτίμηση μιας συγκεκριμένης προσέγγισης έναντι μιας μεθόδου αναφοράς. Το κέρδος αυτό, ορίζεται ως η βελτίωση σε σχέση με την μέθοδο αναφοράς και μερικές φορές γίνεται αναφορά σ' αυτό ως «βαθμολογία δυνατοτήτων» και αντιστοιχεί στην μείωση του σφάλματος πρόβλεψης που επιτυγχάνεται με την χρήση μιας προηγμένης μεθόδου για ένα δεδομένο μέτρο σφάλματος και ορίζεται ως :

$$Imp_{EC}^{ref}(k) = \frac{EvC_k^{ref} - EvC_k}{EvC_k^{ref}}$$

όπου EvC είναι το εξεταζόμενο κριτήριο αξιολόγησης, το οποίο μπορεί να είναι είτε τα MAE, RMSE, SDE, ή οι ισοδύναμες κανονικοποιημένες τους εκδοχές. Το EvC_k^{ref} δηλώνει την

τιμή του κριτηρίου για το μοντέλο πρόβλεψης αναφοράς, ενώ το EnC_k αντιστοιχεί στην τιμή για την προηγμένη υπό αξιολόγηση μέθοδο πρόβλεψης. Η βελτίωση συχνά εκφράζεται ως ποσοστό βελτίωσης έναντι της προσέγγισης αναφοράς. Θετικές τιμές βελτίωσης υποδηλώνουν ότι η προηγμένη προσέγγιση είναι καλύτερη από την μέθοδο αναφοράς (ως προς το εξεταζόμενο κριτήριο), ενώ αρνητικές τιμές δείχνουν ότι η προηγμένη μέθοδος υστερεί σε σχέση με την αναφοράς.

Ένας διαφορετικός τρόπος σύγκρισης διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης αποτελείται από τον υπολογισμό των συντελεστών προσδιορισμού R^2 , για κάθε ώρα μπροστά:

$$R_k^2 = \frac{MSE_k^0 - MSE_k}{MSE_k^0}$$

όπου MSE^0 είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το μοντέλο κινούμενου μέσου. Οι συντελεστές προσδιορισμού μεταφράζουν την ικανότητα ενός μοντέλου να εξηγεί την διακύμανση των δεδομένων και κυμαίνονται μεταξύ 0 (άχρηστες προβλέψεις) και 1 (τέλειες προβλέψεις). Είναι σημαντικό να επισημανθεί ότι, όσον αφορά τις προβλέψεις αιολική παραγωγής, το κριτήριο R^2 αποσκοπεί ουσιαστικά στην επιλογή μοντέλου χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης. Όταν χρησιμοποιείται για μεγάλους ορίζοντες πρόβλεψης, η προκύπτουσα τιμή του R^2 θα είναι αρνητική εξαιτίας της ασυμπτωτικής διακύμανσης των σφαλμάτων πρόβλεψης η οποία διπλασιάζει την διακύμανση της παγκόσμιας μέσης πρόβλεψης. Έτσι, ενώ το κριτήριο R^2 μπορεί να εξετασθεί για την σύγκριση της απόδοσης διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης, η χρήση του ως ένα βασικό εργαλείο για την αξιολόγηση της απόδοσης θα πρέπει να αποφεύγεται καθώς ενδέχεται να αποφέρει παραπλανητικά αποτελέσματα.

Μια πιθανότητα για τον καθορισμό της τιμής του R^2 είναι να δημιουργηθεί μέσω της συσχέτισης μεταξύ της μετρούμενης και της προβλεπόμενης ισχύος. Προκειμένου να αποφευχθεί ένας ορισμός που θα οδηγούσε στην σχέση $R^2 = 1$, είναι απαραίτητο να συμπεριληφθούν τόσο τα συστηματικά όσο και τα τυχαία μέρη των σφαλμάτων πρόβλεψης όπου τα στοιχεία αυτά είναι ενσωματωμένα στις τιμές του MSE. Σε κάθε περίπτωση που χρησιμοποιείται το κριτήριο R^2 , είναι ιδιαίτερα σημαντικό να γίνεται μια ακριβής περιγραφή του υπολογισμού του.

4.6.6 Τυπικά σφάλματα πρόβλεψης

Η απόδοση των συστημάτων WPF σχετίζεται ισχυρά με διάφορα χαρακτηριστικά. Επομένως προκειμένου να αξιολογηθεί το επίπεδο απόδοσής τους, πρέπει να ληφθούν υπόψη τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- *Η πολυπλοκότητα του εδάφους* η οποία εκφράζεται μέσω του δείκτη τραχύτητας (RIX) αντανακλά την κλίση του εδάφους γύρω από το αιολικό πάρκο,
- *Το μέγεθος του αιολικού πάρκου:* εγκατεστημένη ισχύς, αριθμός Α/Γ, σχεδιασμός Α/Γ,
- *Η γεωγραφική τοποθεσία:* σε ηπειρωτική περιοχή, παραθαλάσσιο, κοντά σε θάλασσα,

- Η ποιότητα των δεδομένων: σφάλματα των προβλέψεων NWP, σφάλματα των μετρήσεων του συστήματος SCADA,
- Τα χαρακτηριστικά των μοντέλων NWP: μικρής κλίμακας, μεσαίας κλίμακας, χωρική ανάλυση και
- Οι κλιματολογικές συνθήκες της περιοχής.

Επίσης το σφάλμα πρόβλεψης εξαρτάται από το μέτρο σφάλματος που χρησιμοποιήθηκε κατά την σύγκριση. Οι πιο συνήθεις περιγραφές του σφάλματος είναι τα NRMSE και NMAE.

Τα αποτελέσματα των τυπικών μοντέλων για απλή πρόβλεψη αιολικής ισχύος (βασισμένα στα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στα [55] και [56]) είναι τα ακόλουθα:

- Το NMAE είναι περίπου 6-9% και το NRMSE περίπου 10-13% της εγκατεστημένης ισχύος για τις πρώτες 6 ώρες, ανεβαίνοντας στο 13-16% και 18-22% για 48 ώρες μπροστά αντίστοιχα.
- Τα τυπικά αποτελέσματα της περιφερειακής πρόβλεψης είναι της τάξης περίπου 6-10% για το NMAE και περίπου 8-12% της εγκατεστημένης ισχύος για το NRMSE για 24 ώρες μπροστά, ανεβαίνοντας στο 11-14% και 14-17% αντίστοιχα για 48 ώρες μπροστά.

Στον πίνακα 4.1 που παρατίθενται παρακάτω συνοψίζονται τα αναφερθέντα μέτρα σφάλματος καθώς και οι σχέσεις από τις οποίες παράγονται.

Πίνακας 4.1 : Αξιολόγηση της απόδοσης των WPF

Μέτρα Σφάλματος	
Κανονικοποιημένο Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (NMAE)	$NMAE_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_{t+k t} $
Κανονικοποιημένη Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (NRMSE)	$NRMSE_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_{t+k t}^2}{N}}$
Κανονικοποιημένο BIAS (NBIAS)	$NBIAS_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_{t+k t}$
Κανονικοποιημένη Τυπική Απόκλιση των σφαλμάτων (NSDE)	$NSDE_k = \frac{1}{P_{inst}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N [e_{t+k t} - \bar{e}_k]^2}{N}}$
Βελτίωση έναντι μιας μεθόδου αναφοράς	$Imp_{EC}^{ref}(k) = \frac{EvC_k^{ref} - EvC_k}{EvC_k^{ref}}$

Κεφάλαιο 5

Θεωρία νευρωνικών δικτύων και ARTMAPs

5.1 Γενικά

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks- ANNs) είναι μια οικογένεια μοντέλων, τα οποία χρησιμοποιούνται ευρέως πλέον στην πρόβλεψη δεχόμενα ως εισόδους δεδομένα από online μετρήσεις. Οι περισσότερες ομάδες του τομέα τα έχουν χρησιμοποιήσει ως μέσο πρόβλεψης, αλλά παρά τα επιστημονικά οφέλη σε βελτιώσεις έναντι της απλής persistence, δεν εδραιώθηκαν ως η βασική μέθοδος πρόβλεψης. Οι εφικτές βελτιώσεις κρίνονταν συνήθως ανεπαρκείς να δικαιολογήσουν την επιπλέον προσπάθεια για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων.^[57] Ωστόσο, καθώς η επιστήμη εξελίσσεται τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο ενώ παρατηρείται και συνεχής βελτίωση των μοντέλων τα οποία αποδίδουν καλύτερα αποτελέσματα.

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από κόμβους χωρισμένους σε επίπεδα, οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους μέσω των νευρώνων. Ένας κόμβος είναι, στην ουσία, μία συνάρτηση μεταφοράς, που λαμβάνει στην είσοδό της το πολωμένο γινόμενο ενός αριθμού, που ονομάζεται βάρος, με την έξοδο των κόμβων του προηγούμενου επιπέδου ή με μία εξωτερική είσοδο. Οι νευρώνες, καθένας από τους οποίους αποτελείται από ένα βάρος και μία πόλωση (ή κλίση), μοιράζονται όλη την πληροφορία που διέπει ένα σύστημα. Η ικανότητα ενός νευρωνικού δικτύου να προβλέπει, αποκτάται από ένα σύνολο εκπαίδευσης αρκετά μεγάλο, ώστε να περιέχονται όλες οι περιπτώσεις που περιγράφουν το πρόβλημα και μέσω ενός αλγόριθμου εκμάθησης. Αν και φαίνεται απλή η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων για την επίλυση ενός προβλήματος, απαιτούν μεγάλη εμπειρία και πολύπλοκους χειρισμούς του αλγόριθμου εκμάθησης, ώστε το νευρωνικό δίκτυο να αποθηκεύσει μόνο την κατάλληλη πληροφορία, ώστε αυτή να είναι γενικευμένη και στον υπόλοιπο χώρο από το σύνολο εκπαίδευσης.^[6]

Τα νευρωνικά δίκτυα ART και ARTMAP, στα οποία θα αναφερθούμε στις παρακάτω ενότητες, έχουν εφαρμοσθεί σε ένα μεγάλο εύρος προβλημάτων με στόχο την προσαρμοστική αναγνώριση και πρόβλεψη. Τέτοιες εφαρμογές είναι η ανάκτηση του σχεδιασμού των μελών στην εταιρία Boeing, η αυτόματη χαρτογράφηση από απομακρυσμένες δορυφορικές μετρήσεις τηλεπισκόπησης, η πρόβλεψη των ιατρικών βάσεων δεδομένων καθώς επίσης και η όραση των ρομπότ. Παρακάτω παρατίθεται μια αυτόνομη εισαγωγή στην δυναμική των ART και ARTMAP καθώς και ένας πλήρης αλγόριθμος, συγκεκριμένα του distributed ARTMAP, για τις εφαρμογές. Οι υπολογιστικές ιδιότητες αυτών των δικτύων επιδεικνύονται μέσω παραδειγμάτων τηλεπισκόπησης και ιατρικών βάσεων δεδομένων. Τα βασικά δίκτυα ART και ARTMAP διαθέτουν το χαρακτηριστικό ανταγωνιστικής κωδικοποίησης Winner-Takes-All (WTA), το οποίο ομαδοποιεί τις εισόδους σε διακριτές κατηγορίες αναγνώρισης. Η κωδικοποίηση WTA σε αυτά τα δίκτυα επιτρέπει την ταχεία εκμάθηση, η οποία δίνει στο δίκτυο την δυνατότητα να κωδικοποιήσει σημαντικά σπάνιες περιπτώσεις, αλλά μπορεί να οδηγήσει σε αναποτελεσματική πολλαπλασιασμό των κατηγοριών με θορυβώδεις εισόδους εκπαίδευσης. Αυτό το πρόβλημα λύνεται εν μέρει από το ART-EMAP, το οποίο χρησιμοποιεί

κωδικοποίηση WTA στην εκπαίδευση αλλά κατανεμημένες αναπαραστάσεις κατηγοριών για τις προβλέψεις του συνόλου δοκιμών. Στις ιατρικές βάσεις δεδομένων, οι οποίες συχνά χαρακτηρίζονται από ασυνεπή δεδομένα εισόδου, το ARTMAP-IC βελτιώνει ακόμα περισσότερο τις επιδόσεις του ARTMAP με κατανεμημένη πρόβλεψη, στιγμιαία καταμέτρηση και έναν νέο αλγόριθμο αναζήτησης. Τέλος υπάρχει και η πιο πρόσφατα ανεπτυγμένη οικογένεια μοντέλων ART και με την οποία θα ασχοληθούμε (dART και dARTMAP), τα οποία διατηρούν σταθερή κωδικοποίηση, αναγνώριση και πρόβλεψη, αλλά επιτρέπει την αυθαίρετη κατανεμημένη εκπροσώπηση κάθε κατηγορίας κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης όπως επίσης και της πρόβλεψης.

5.2 Θεωρία Προσαρμοστικού Συντονισμού (Adaptive Resonance Theory – ART)

Η θεωρία προσαρμοστικού συντονισμού προέρχεται από την ανάλυση της επεξεργασίας και της σταθερής κωδικοποίησης της ανθρώπινης γνωστικής πληροφορίας σ' ένα περιβάλλον πολύπλοκων εισόδων. Μια εξελισσόμενη σειρά των μοντέλων νευρωνικών δικτύων ART έχει προσθέσει νέες αρχές στη πρώιμη θεωρία και έχει αναγνωρίσει τις αρχές αυτές ως ποσοτικά συστήματα τα οποία μπορούν να εφαρμοσθούν σε προβλήματα εκμάθησης, αναγνώρισης και πρόβλεψης κατηγορίας. Κάθε δίκτυο ART σχηματίζει κατηγορίες σταθερής αναγνώρισης σε απόκριση με τις αυθαίρετες ακολουθίες εισόδου σε καθεστώς είτε ταχείας είτε αργής εκμάθησης. Το πρώτο μοντέλο ART, ART 1, ήταν ένα μη επιβλεπόμενο σύστημα εκμάθησης για την κατηγοριοποίηση δυαδικών μοτίβων εισόδου. Το ART 2 και το fuzzy ART διεύρυναν την εμβέλεια του ART 1 προκειμένου να κατηγοριοποιούν τόσο αναλογικές όσο και δυαδικές εισόδους.

Οι επιβλεπόμενες αρχιτεκτονικές ART, γνωστές ως συστήματα ARTMAP, οργανώνουν από μόνα τους αυθαίρετες αντιστοιχίσεις μεταξύ των διανυσμάτων εισόδου, τα οποία αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά όπως φασματικές τιμές και μεταβλητές εδάφους, και διανυσμάτων εξόδου, που αναπαριστούν προβλέψεις όπως το επίπεδο βλάστησης σε μια απομακρυσμένη εφαρμογή τηλεπισκόπησης ή εν προκειμένω η πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ισχύος. Οι εσωτερικοί μηχανισμοί ελέγχου των ARTMAP δημιουργούν σταθερές κατηγορίες αναγνώρισης βέλτιστου μεγέθους μέσω της μεγιστοποίησης της συμπίεσης του κώδικα ελαχιστοποιώντας παράλληλα το προγνωστικό σφάλμα σ' ένα on-line περιβάλλον. Οι υπολογισμοί του δυαδικό ART 1 αποτελούν το θεμέλιο του πρώτου δικτύου ARTMAP, το οποίο ως εκ τούτου μαθαίνει δυαδικούς χάρτες. Όταν το fuzzy ART αντικαθιστά το ART 1 σ' ένα σύστημα ARTMAP, η προκύπτουσα αρχιτεκτονική fuzzy ARTMAP αφομοιώνει γρήγορα σταθερές αντιστοιχίσεις μεταξύ αναλογικών ή δυαδικών διανυσμάτων εισόδου και εξόδου.

5.3 Η δυναμική των ART

Το κεντρικό χαρακτηριστικό όλων των συστημάτων ART είναι μια διαδικασία αντιστοίχισης μοτίβων, η οποία συγκρίνει την τρέχουσα είσοδο με μια εκμαθημένη αναπαράσταση κατηγορίας, ή ενεργή υπόθεση, επιλεγμένη από την είσοδο. Αυτή η διαδικασία αντιστοίχισης οδηγεί είτε σε μια επικρατούσα κατάσταση η οποία εστιάζει την προσοχή και πυροδοτεί μια εκμάθηση κατηγορίας είτε σε μία αυτό-προσαρμοζόμενη παράλληλη αναζήτηση μνήμης, η οποία οδηγεί πάντα σε κάποια κατάσταση συντονισμού, εκτός αν γίνεται υπέρβαση της χωρητικότητας της μνήμης του δικτύου. Εάν η αναζήτηση

τελειώσει με την επιλογή μιας υπάρχουσας καθιερωμένης κατηγορίας, τότε η ήδη εκμαθημένη αναπαράσταση της κατηγορίας μπορεί να αναπροσαρμοστεί προκειμένου να αφομοιώσει την νέα πληροφορία από την τρέχουσα είσοδο. Αντιθέτως, εάν η αναζήτηση καταλήξει στην επιλογή ενός προηγούμενου μη εκπαιδευμένου κόμβου, το δίκτυο ART καθιερώνει μια νέα κατηγορία.

Τα σχήματα που ακολουθούν δίνουν μια επαρκή εικόνα για την κατανόηση της βασικής λειτουργίας των ART. Το σχήμα 5.1 παρουσιάζει της κύριες συνιστώσες ενός δικτύου ART 1, ενώ στο σχήμα 5.2 φαίνεται ο κύκλος αναζήτησης ενός ART. Κατά τη διάρκεια της αναζήτησης, το διάνυσμα εισόδου A καταχωρείται από μόνο του ως ένα πρότυπο x δραστηριότητας στο επίπεδο F_1 (σχήμα 5.2a). Τα συγκλίνοντα και αποκλίνοντα μονοπάτια προσαρμοστικού φιλτραρίσματος $F_1 \rightarrow F_2$, σταθμισμένα το καθένα από ένα ίχνος μακροπρόθεσμης μνήμης (long term memory- LTM), ή προσαρμοστικό βάρος, μετασχηματίζουν το x σ' ένα νέο διάνυσμα εισόδου T για το επίπεδο F_2 . Η εσωτερική ανταγωνιστική δυναμική του διανύσματος αυξανόμενης αντίθεσης T του F_2 , δημιουργεί ένα διάνυσμα συμπιεσμένης δραστηριότητας y στο επίπεδο F_2 . Στα δίκτυα ART 1 και fuzzy ART, ο ισχυρός ανταγωνισμός επιλέγει τον κόμβο F_2 που λαμβάνει την μέγιστη συνιστώσα εισόδου T_j για το μονοπάτι $F_1 \rightarrow F_2$. Μόνο ένα στοιχείο(y_j) του y παραμένει θετικό κατόπιν της πραγματοποίησης της επιλογής. Γι' αυτόν τον λόγο αυτού του είδους η ενεργοποίηση ονομάζεται «ο νικητής τα παίρνει όλα» ή «winner-takes-all – WTA», καθώς επιλέγεται μόνο μία κατηγορία J για το πρότυπο εισόδου A .

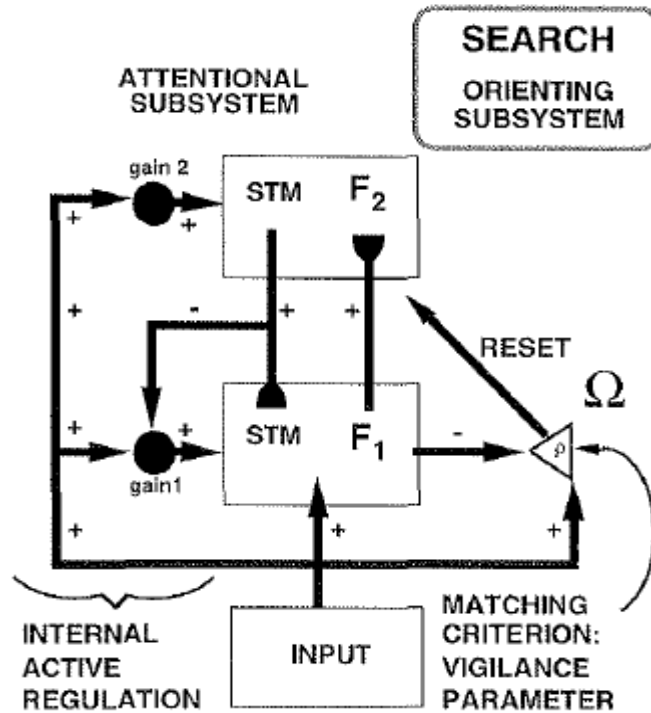
Η ενεργοποίηση ενός κόμβου στο F_2 μπορεί να ερμηνευθεί ως «κάνοντας μια υπόθεση» για την είσοδο A . Μετά την αποστολή του διανύσματος y της δραστηριότητας F_2 μέσω των από πάνω προς τα κάτω μονοπατιών προσαρμοστικού φιλτραρίσματος, ένα φιλτραρισμένο διάνυσμα V γίνεται η είσοδος της δραστηριότητας $F_2 \rightarrow F_1$ (σχήμα 5.2b). το δίκτυο ART ταιριάζει το «προσδοκώμενο» μοτίβο V της ενεργού κατηγορίας με το μοτίβο της τρέχουσας εισόδου, ή υποδείγματος, A . Αυτή η διαδικασία ταιριάσματος ή αντιστοίχισης αλλάζει συνήθως το μοτίβο x της δραστηριότητας F_1 , καταστέλλοντας την ενεργοποίηση όλων εκείνων των χαρακτηριστικών του A τα οποία δεν επιβεβαιώνονται από το V . Το προκύπτον μοτίβο x^* αντιπροσωπεύει τα χαρακτηριστικά στα οποία το δίκτυο «δίνει σημασία». Εάν το διάνυσμα προσδοκίας V είναι αρκετά κοντά στην είσοδο A , τότε παρουσιάζεται μια κατάσταση συντονισμού, με το μοτίβο x^* να καθορίζει την απαραίτητη εστίαση προσοχής. Η κατάσταση συντονισμού επιμένει για αρκετά μεγάλο χρονικό διάστημα προκειμένου να πραγματοποιηθεί η προσαρμογή των βαρών, εξ ου και ο όρος θεωρία προσαρμοστικού συντονισμού. Το γεγονός ότι τα δίκτυα ART κωδικοποιούν μόνο τα παρακολουθούμενα χαρακτηριστικά x^* και όχι όλα τα χαρακτηριστικά της εισόδου A είναι άμεσα υπεύθυνο για την σταθερότητα του κώδικα των ART.

Μια αδιάστατη παράμετρος που ονομάζεται **εγρήγορση (vigilance)** καθορίζει το κριτήριο ενός αποδεκτού ταιριάσματος. Η εγρήγορση προσδιορίζει τι κλάσμα της από κάτω προς τα πάνω εισόδου A πρέπει να παραμείνει στο ταιριασμένο μοτίβο x^* της F_1 προκειμένου να πραγματοποιηθεί συντονισμός. Στα ARTMAP, η εγρήγορση γίνεται μια εσωτερικά ελεγχόμενη μεταβλητή, εν αντιθέσει με την σταθερή παράμετρο των ART. Επειδή εν συνεχεία η εγρήγορση ποικίλλει σε όλες της δοκιμές εκμάθησης, ένα απλό σύστημα ARTMAP έχει την δυνατότητα να κωδικοποιεί ευρέως διαφέροντες βαθμούς γενίκευσης ή συμπίεση κώδικα. Χαμηλή τιμή εγρήγορσης επιτρέπει ευρεία γενίκευση, μεγάλες κατηγορίες και αφηρημένες αναπαραστάσεις. Αντιθέτως, υψηλές τιμές

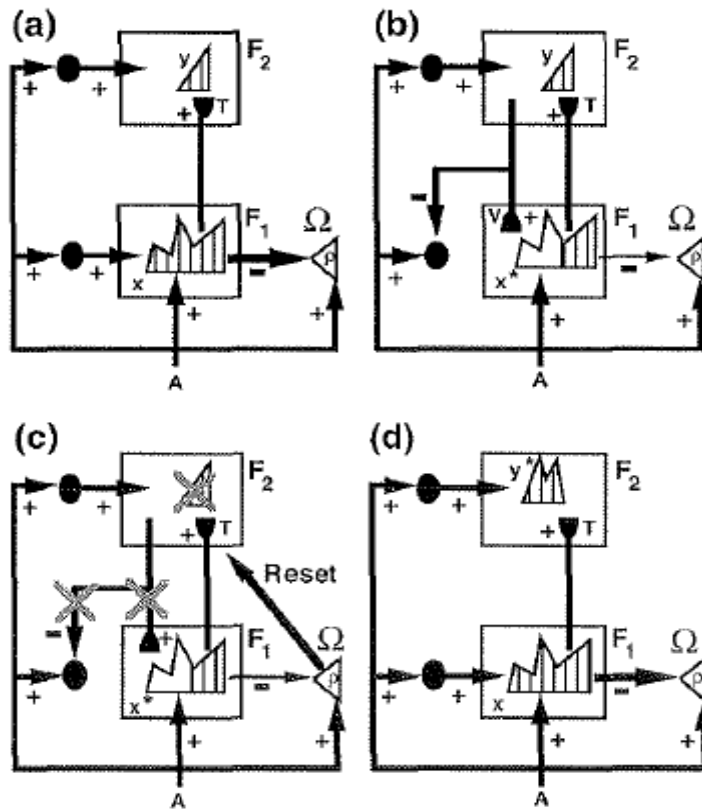
εγρήγορης οδηγούν σε γενίκευση περιορισμένων ορίων, λεπτές κατηγορίες και συγκεκριμένες αναπαραστάσεις. Στα όρια της πολύ υψηλής εγρήγορης, η εκμάθηση κατηγορίας μετατρέπεται σε εκμάθηση υποδείγματος. Διαφορετικά επίπεδα εγρήγορης επιτρέπουν σ' ένα ενιαίο σύστημα ART να αναγνωρίζει δύο αφηρημένες κατηγορίες, όπως πρόσωπα και σκυλιά και μεμονωμένα πρόσωπα και σκυλιά.

Η αναζήτηση μνήμης των ART ξεκινά όταν η από πάνω προς τα κάτω προσδοκία V καθορίζει ότι η από κάτω προς τα πάνω είσοδος A είναι αρκετά καινοφανής, ή απροσδόκητη, όσον αφορά την επιλεγμένη κατηγορία, προκειμένου να ικανοποιήσει το κριτήριο της εγρήγορης. Η αναζήτηση οδηγεί στην επιλογή ενός καλύτερου κώδικα αναγνώρισης για να αναπαραστήσει την είσοδο A στο επίπεδο F_2 . Ένα υποσύστημα προσανατολισμού Q ελέγχει τη διαδικασία αναζήτησης. Το υποσύστημα αυτό αλληλεπιδρά με το υποσύστημα εκμάθησης, όπως φαίνεται στα σχήματα 5.2b και 5.2c, ούτως ώστε να δώσουν στο δίκτυο την δυνατότητα να μαθαίνει νέες εισόδους χωρίς να διακινδυνεύει μια ενδεχόμενη επιλεκτική απώλεια μνήμης της προηγούμενης γνώσης του. Το ART 3 υλοποιεί παράλληλη κατανεμημένη αναζήτηση ως μια διαδικασία μεσοπρόθεσμης μνήμης (medium-term memory-MTM), όπως απαιτείται για κώδικες κατανεμημένης αναγνώρισης.

Επιπλέον η αναζήτηση των ART αποτρέπει τον σχηματισμό ενώσεων μεταξύ των y και x^* εάν το x^* είναι αρκετά διαφορετικό από το A για να ικανοποιήσει το κριτήριο της εγρήγορης. Η διαδικασία αναζήτησης επαναφέρει το y πριν να μπορέσει κάποια τέτοια ένωση να σχηματιστεί. Αν η αναζήτηση καταλήξει σε μια οικεία κατηγορία, τότε η αναπαράσταση της κατηγορίας μπορεί αναπροσαρμοστεί υπό το φως της νέας προκύπτουσας πληροφορίας που μεταφέρεται από την είσοδο A . Αντιθέτως, εάν η αναζήτηση καταλήξει σ' έναν αδέσμευτο κόμβο στο επίπεδο F_2 , τότε η είσοδος γίνεται η ίδια μια νέα κατηγορία. Μια **παράμετρος επιλογής (choice parameter)** του ART ελέγχει πόσο βαθιά προχωρά η αναζήτηση πριν την επιλογή ενός αδέσμευτου κόμβου. Σ' ένα φάσμα της παραμέτρου, το οποίο ονομάζεται *συντηρητικό όριο (conservative limit)*, η παράμετρος επιλογής α είναι πολύ μικρή. Επομένως μια είσοδος επιλέγει πρώτα μια κατηγορία της οποίας το διάνυσμα βαρών είναι ένα υποσύνολο της εισόδου, εάν υπάρχει τέτοια κατηγορία. Χάρη σ' αυτήν την επιλογή, καμία αλλαγή βαρών δεν πραγματοποιείται κατά τη διάρκεια της εκμάθησης, ως εκ τούτου και το όνομα συντηρητικό όριο, δεδομένου ότι τα υπάρχοντα βάρη συντηρούνται όπου είναι δυνατόν. Στις παρακάτω ενότητες θα γίνει παρουσίαση του fuzzy ART καθώς είναι ο γενικευμένος αλγόριθμος των ART και βοηθάει σημαντικά στην περαιτέρω κατανόηση της λειτουργίας των ART και των ARTMAP τα οποία θα δούμε στην συνέχεια. Επιπροσθέτως, γίνεται και παρουσίαση της γεωμετρίας του fuzzy ART η οποία παρέχει μια πιο αντιληπτή εικόνα για την ευκολότερη κατανόηση των βασικών λειτουργιών του.



Σχήμα 5.1: Στα ART 1 και fuzzy ART ο κόμβος του F_2 ($j = J$) ο οποίος λαμβάνει την μεγαλύτερη είσοδο T_j από την F_1 γίνεται ενεργός. Η δραστηριότητα x στο επίπεδο F_1 αντανakλά στο ταίριασμα μεταξύ της από κάτω προς τα πάνω εισόδου I και της από πάνω προς τα κάτω εισόδου η οποία ισούται με το διάνυσμα των βαρών w_j . Όταν το x αποτυγχάνει να συναντήσει το κριτήριο της εγρήγορσης, κατά την επαναφορά ο κόμβος J αφήνεται απαθής (refractory) στην χρονική κλίμακα της αναζήτησης. Οι refractory κόμβοι ανακτώνται στην χρονική κλίμακα της εκμάθησης.



Σχήμα 5.2: Αναζήτηση ART για έναν κώδικα F_2 . (a) Το διάνυσμα εισόδου A δημιουργεί το διάνυσμα x στο επίπεδο F_2 καθώς ενεργοποιεί το υποσύστημα προανατολισμού Ω . Το διάνυσμα x αναστέλλει το Ω ενώ παράλληλα δημιουργεί ένα σήμα $F_1 \rightarrow F_2$. Ένα από κάτω προς τα πάνω προσαρμοστικό φίλτρο μετασχηματίζει το x στο διάνυσμα εισόδου του F_2, T , το οποίο ενεργοποιεί το βραχυπρόθεσμο (STM) μοτίβο y στο επίπεδο F_2 . (b) Ένα από πάνω προς τα κάτω προσαρμοστικό φίλτρο μετασχηματίζει το y στο διάνυσμα αναπαράστασης κατηγορίας V . Όπου υπάρχει αναντιστοιχία μεταξύ του V και του A , η F_1 καταχωρεί ένα μειωμένο μοτίβο STM δραστηριότητας x^* . Η προκύπτουσα μείωση της συνολικής STM ελαττώνει το συνολικό ανασταλτικό σήμα από το F_1 στο Ω . (c) Εάν το κριτήριο αντιστοίχισης του ART αποτυγχάνει, το Ω απελευθερώνει ένα αόριστο σήμα το οποίο επαναφέρει το μοτίβο y στο επίπεδο F_2 . (d) Δεδομένου ότι η επαναφορά αναστέλλει το y , αποβάλλει επίσης και το από πάνω προς τα κάτω σήμα V , επομένως το x μπορεί επαναφερθεί στο F_1 επίπεδο. Ωστόσο τα διαρκή ίχνη των προηγούμενων επαναφορών επιτρέπουν στο x να ενεργοποιήσει ένα διαφορετικό STM μοτίβο y^* στο F_2 . Αν το από πάνω προς τα κάτω σήμα εξαιτίας του y^* παρουσιάζει αναντιστοιχία με το A στο επίπεδο F_1 , τότε η αναζήτηση για ένα κώδικα στο επίπεδο F_2 που να ικανοποιεί το κριτήριο της αντιστοίχισης συνεχίζεται.

5.4 Fuzzy ART

Οι λειτουργίες του ART 1 της επιλογής κατηγορίας, αντιστοίχισης και εκμάθησης μεταφράζονται σε λειτουργίες του fuzzy ART όταν ο τελεστής τομής (\cap) του ART 1 αντικαθίσταται από τον, ασαφούς τομής ή ελάχιστο μεταξύ των στοιχείων, τελεστή (\wedge). Για την ειδική περίπτωση δυαδικών εισόδων και ταχείας εκμάθησης, οι υπολογισμοί του fuzzy ART συμπίπτουν με εκείνους του ART 1.

Πολλές εφαρμογές ART χρησιμοποιούν ταχεία εκμάθηση, με την οποία τα προσαρμοστικά βάρη συγκλίνουν πλήρως σε τιμές ισορροπίας σε απόκριση με το μοτίβο της κάθε εισόδου. Η ταχεία εκμάθηση δίνει στο σύστημα την δυνατότητα να αφομοιώνει γρήγορα πολύ σπάνιες περιπτώσεις εισόδου οι οποίες όμως απαιτούν άμεση και ακριβή απόδοση. Η απομνημόνευση πολλών λεπτομερειών μιας συναρπαστικής ταινίας είναι ένα τυπικό παράδειγμα της ταχείας εκμάθησης. Η ταχεία εκμάθηση αποσταθεροποιεί της μνήμες τον προς τα εμπρός ανατροφοδοτούμενων, βασιζομένων στο σφάλμα μοντέλων όπως αυτό της διάδοσης προς τα πίσω. Καθώς η διαφορά μεταξύ πραγματικής και προβλεπόμενης εξόδου ορίζεται ως το «σφάλμα», οι παρούσες εισοδοί εξαλείφουν την προηγούμενη μάθηση, καθώς η ταχεία εκμάθηση εκμηδενίζει το σφάλμα σε κάθε είσοδο δοκιμής. Αυτό το χαρακτηριστικό γνώρισμα της προς τα πίσω διάδοσης συνήθως περιορίζει το φάσμα του στις off-line εφαρμογές με αργό ρυθμό εκμάθησης. Επιπλέον, ελλείψει του βασικού χαρακτηριστικού του ανταγωνισμού, ένα σύστημα προς τα πίσω διάδοσης τείνει να αξιολογεί τα σπάνια γεγονότα με τον ίδιο τρόπο με παρόμοια συχνά γεγονότα τα οποία έχουν διαφορετικές συνέπειες.

Ορισμένες εφαρμογές επωφελούνται από μια επιλογή «*fast-commit slow-encode*» η οποία συνδυάζει ταχεία αρχική εκμάθηση με έναν βραδύτερο ρυθμό λήθης. Η ταχεία δέσμευση διατηρεί το πλεονέκτημα της ταχείας εκμάθησης, δηλαδή την ικανότητα να ανταποκρίνεται σε σημαντικά ξεχωριστές καταστάσεις οι οποίες εμφανίζονται σπάνια. Η αργή υποχώρηση έπειτα εμποδίζει τα χαρακτηριστικά μιας υπάρχουσας αναπαράστασης να αλλάξουν λανθασμένα από θορυβώδεις ή μερικές εισόδους.

Η *συμπληρωματική κωδικοποίηση (complement coding)* είναι ένα βήμα προεπεξεργασίας το οποίο ομαλοποιεί τα μοτίβα εισόδου και λύνει ένα πιθανό πρόβλημα πολλαπλασιασμού κατηγοριών του fuzzy ART (Carpenter, Grossberg, & Rosen, 1991)^[59]. Από νευρολογικής απόψεως, η συμπληρωματική κωδικοποίηση χρησιμοποιεί τόσο on-cells όσο και off-cells για την αναπαράσταση ενός μοτίβου εισόδου, διατηρώντας το εύρος των μεμονωμένων χαρακτηριστικών καθώς κανονικοποιούν την συνολική on-cell/off-cell δραστηριότητα. Λειτουργικά, το on-cell τμήμα ενός διανύσματος βαρών κωδικοποιεί χαρακτηριστικά τα οποία είναι με συνέπεια παρόντα στα πρότυπα των κατηγοριών, ενώ το off-cell τμήμα κωδικοποιεί τα απόντα χαρακτηριστικά. Μικρά βάρη τόσο των on-cell όσο και των off-cell τμημάτων μιας αναπαράστασης κατηγορίας κωδικοποιεί ως «πολύ-πληροφοριακά» τα χαρακτηριστικά εκείνα τα οποία κάποιες φορές είναι παρόντα κι άλλες απόντα. Η συμπληρωματική κωδικοποίηση επιτρέπει μια γεωμετρική ερμηνεία των κατηγοριών αναγνώρισης του fuzzy ART ως σχηματισμούς ορθογώνιων κουτιών πολλών διαστάσεων του χώρου εισόδου. Στην συνέχεια θα ακολουθήσει παράδειγμα δύο διαστάσεων προκειμένου να κατανοηθεί η γεωμετρία του fuzzy ART καθώς και της αναπαράστασης της κάθε κατηγορίας στον χώρο ως «boxes» η διαστάσεων, όπου n ο αριθμός των στοιχείων της εισόδου.

5.5 Η δυναμική του fuzzy ART

Σ' αυτήν την ενότητα συνοψίζεται η δυναμική του δικτύου fuzzy ART. Επίσης ακολουθεί μια βασική ανάλυση όλων των βημάτων του αλγορίθμου fuzzy ART που αποτελεί την θεμελιώδη βάση όλων των νευρωνικών δικτύων ART και ARTMAP με τις δικές του διαφοροποιήσεις το καθένα βεβαίως, αλλά με τα ακόλουθα βήματα ως κορμό.

5.5.1 Διανύσματα πεδίων δραστηριότητας

Ένα σύστημα fuzzy ART περιλαμβάνει ένα πεδίο F_0 κόμβων οι οποίοι αντιπροσωπεύουν ένα διάνυσμα τρεχουσών εισόδων, ένα πεδίο F_2 που αντιπροσωπεύει τον ενεργό κώδικα ή κατηγορία και ένα πεδίο F_1 το οποίο λαμβάνει μία από κάτω προς τα πάνω είσοδο από το F_0 όπως επίσης και μία από πάνω προς τα κάτω είσοδο από το F_2 . Το διάνυσμα A υποδηλώνει την δραστηριότητα F_0 , με κάθε στοιχείο του A να βρίσκεται στο διάστημα $[0, 1]$. Κατόπιν της συμπληρωματικής κωδικοποίησης, $A = (a, a^c)$. Όπου a το διάνυσμα εισόδου μήκους M κι επιπλέον $A_i = a_i$ για $i = 1 \dots M$ και $A_i = a_{i-M}^c = (1 - a_{i-M})$ για $i = M + 1 \dots 2M$. Το διάνυσμα $x = (x_1, \dots, x_{2M})$ υποδηλώνει το επίπεδο δραστηριότητας F_1 και το διάνυσμα $y = (y_1, \dots, y_N)$ το επίπεδο δραστηριότητας F_2 , όπου N ο αριθμός των κόμβων κατηγοριών. Τα N, M μπορεί να είναι αυθαίρετα μεγάλα.

5.5.2 Διάνυσμα βαρών

Για κάθε κόμβο κατηγορίας του F_2 j ($j = 1 \dots N$) υπάρχει και το αντίστοιχο διάνυσμα $w_j = (w_{j,1}, \dots, w_{j,2M})$ προσαρμοστικών βαρών ή ιχνών μακροπρόθεσμης μνήμης (LTM). Αρχικά ισχύει:

$$w_{j,1}(0) = \dots = w_{j,2M}(0) = 1 \quad (\text{εξ.1})$$

Στη συνέχεια κάθε κατηγορία θεωρείται *αδέσμευτη*. Αφότου κάθε κατηγορία κωδικοποιεί την πρώτη της είσοδο, γίνεται *δεσμευμένη*. Κάθε στοιχείο w_{ji} μπορεί να ελαττωθεί προς το 0 αλλά ποτέ δεν αυξάνει κατά τη διάρκεια της εκμάθησης, επομένως τα βάρη πάντα συγκλίνουν κατά την εκμάθηση. Το διάνυσμα βαρών w_j του fuzzy ART υποδηλώνει τόσο τα από κάτω προς τα πάνω όσο και τα από πάνω προς τα κάτω διανύσματα βαρών.

5.5.3 Παράμετροι

Το fuzzy ART διαθέτει τρεις παραμέτρους οι οποίες καθορίζουν την δυναμική του κι έχουν προαναφερθεί και σε παραπάνω ενότητες: την *παράμετρο επιλογής* (*choice parameter*) $\alpha > 0$, την *παράμετρο ρυθμού εκμάθησης* (*learning rate parameter*) $\beta \in [0,1]$ και την *παράμετρο εγρήγορσης* (*vigilance parameter*) $\rho \in [0,1]$.

5.5.4 Επιλογή κατηγορίας

Για κάθε είσοδο a και κόμβο του F_2 j υπάρχει μια συνάρτηση επιλογής του νόμου Weber που καθορίζεται ως εξής:

$$T_j = \frac{|A \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|} \quad (\text{εξ. 2})$$

όπου η fuzzy τομή \wedge καθορίζεται από τη σχέση

$$(p \wedge q)_i \equiv \min(p_i, q_i) \quad (\text{εξ. 3})$$

και όπου η διανυσματική νόρμα ορίζεται ως

$$|p| = \sum_i p_i \quad (\text{εξ. 4})$$

Επίσης, υπάρχουν και εναλλακτικές συναρτήσεις επιλογής που περιλαμβάνουν επιλογή βάσει διαφορών (Carpenter & Gajja, 1994)^[60], η οποία επιλέγει τις κατηγορίες έχοντας ως στόχο την ελαχιστοποίηση των αλλαγών των βαρών.

Το σύστημα πραγματοποιεί μια επιλογή κατηγορίας όταν το πολύ ένας κόμβος του F_2 γίνεται ενεργός σε μια δεδομένη χρονική στιγμή. Ο δείκτης J υποδηλώνει την επιλεγμένη κατηγορία, όπου

$$T_j = \max\{T_j : j = 1, \dots, N\}. \quad (\text{εξ. 5})$$

Εάν περισσότερα από ένα T_j είναι μέγιστο, επιλέγεται η κατηγορία με τον μικρότερο δείκτη j . Συγκεκριμένα οι κόμβοι δεσμεύονται με τη σειρά, δηλαδή $j = 1, 2, 3, \dots$. Όταν επιλέγεται η J^{th} κατηγορία ισχύει ότι $y_j = \mathbf{1}$ και $y_j = \mathbf{0}$ για $j \neq J$. Το διάνυσμα σήματος V της δραστηριότητας $F_2 \rightarrow F_1$ ισούται έπειτα με το διάνυσμα βαρών w_J της J^{th} κατηγορίας και το διάνυσμα x της δραστηριότητας F_1 μειώνεται από A στο ταιριασμένο μοτίβο $A \wedge w_J$. Δηλαδή σ' ένα σύστημα επιλογής, το διάνυσμα x του F_1 υπακούει στην εξίσωση:

$$x = \begin{cases} A, & \text{εάν το πεδίο } F_2 \text{ είναι ανενεργό} \\ A \wedge w_J, & \text{εάν είναι επιλεγμένος ο } J^{th} \text{ κόμβος του } F_2 \end{cases} \quad (\text{εξ. 6})$$

5.5.5 Συντονισμός ή Επαναφορά

Ο συντονισμός πραγματοποιείται εάν η συνάρτηση ταιριάσματος $|A \wedge w_J| |A|^{-1}$ της επιλεγμένης κατηγορίας τηρεί το κριτήριο της εγρήγορσης:

$$\frac{|A \wedge w_J|}{|A|} \geq \rho \quad (\text{εξ. 7})$$

Δηλαδή, από την (εξ. 6), προκύπτει ότι όταν η J^{th} κατηγορία γίνεται ενεργή, ο συντονισμός συμβαίνει εάν

$$|x| = |A \wedge w_J| \geq \rho |A| \quad (\text{εξ. 8})$$

Στην συνέχεια ακολουθεί η διαδικασία της εκμάθησης, όπως ορίζεται παρακάτω. Επαναφορά λόγω αναντιστοιχίας εμφανίζεται εάν

$$\frac{|A \wedge w_J|}{|A|} < \rho \quad (\text{εξ. 9})$$

Δηλαδή στην περίπτωση της επιλεγμένης κατηγορίας αν

$$|x| = |A \wedge w_j| < \rho |A| \quad (\text{εξ. 10})$$

Εν συνεχεία η τιμή της συνάρτησης επιλογής T_j τίθεται στο 0 κατά τη διάρκεια της παρουσίας της εισόδου προκειμένου να αποφευχθεί η επίμονη επιλογή της ίδιας κατηγορίας κατά τη διάρκεια της αναζήτησης. Ένας νέος δείκτης J αναπαριστά την καινούρια ενεργή κατηγορία, που επιλέχθηκε από την (εξ. 5). Η διαδικασία αναζήτησης συνεχίζεται μέχρις ότου το επιλεγμένο J ικανοποιεί το κριτήριο ταιριάσματος (εξ. 7). Από την (εξ. 1) είναι εμφανές ότι η αναζήτηση τελειώνει αν ο J είναι αδέσμευτος κόμβος.

5.5.6 Εκμάθηση

Αφού η αναζήτηση ολοκληρωθεί, το διάνυσμα βαρών w_j «μαθαίνει» σύμφωνα με την ακόλουθη εξίσωση:

$$w_j^{(new)} = \beta (A \wedge w_j^{(old)}) + (1 - \beta) w_j^{(old)} \quad (\text{εξ. 11})$$

Η ταχεία εκμάθηση αντιστοιχεί στον καθορισμό του $\beta = 1$. Το διάνυσμα βαρών w_j συγκλίνει στην συνέχεια στο ταιριασμένο διάνυσμα $x = A \wedge w_j$ του F_1 για κάθε αναπαράσταση εισόδου.

5.5.7 Κανονικοποίηση μέσω συμπληρωματικής κωδικοποίησης

Η κανονικοποίηση των εισόδων του fuzzy ART εμποδίζει τον πολλαπλασιασμό των κατηγοριών, καθώς πολλά βάρη είναι κοντά στο 0 σε αρκετές περιπτώσεις. Μια είσοδος της δραστηριότητας $F_0 \rightarrow F_1$ είναι κανονικοποιημένη εφόσον ισχύει ότι

$$\sum_{i=1}^{2M} A_i = |A| \equiv \text{σταθερό για οποιαδήποτε είσοδο } A.$$

Οι συμπληρωματικά κωδικοποιημένες είσοδοι είναι αυτομάτως κωδικοποιημένες καθώς

$$|A| = |(a, a^c)| = \sum_{i=1}^M a_i + \sum_{i=1}^M (1 - a_i) = M \quad (\text{εξ. 12})$$

5.6 Γεωμετρία του fuzzy ART

Μια γεωμετρική ερμηνεία του fuzzy ART αντιπροσωπεύει την κάθε κατηγορία ως ένα πλαίσιο M διαστάσεων στον χώρο, όπου M , όπως έχει προαναφερθεί, ο αριθμός των στοιχείων της εισόδου a . Στην παρακάτω ανάλυση χάριν απλοποίησης θα θεωρήσουμε ότι η είσοδος είναι δισδιάστατη ούτως ώστε να διευκολυνθεί και η παρουσίαση καθώς και η κατανόηση των απαραίτητων σχημάτων. Επομένως για $M = 2$, και μετά από την συμπληρωματική κωδικοποίηση θα ισχύουν τα εξής:

$$A = (a, a^c) \equiv (a_1, a_2, a_1^c, a_2^c) \quad (\text{εξ. 13})$$

Με $M = 2$, κάθε κατηγορία j αναπαρίστανται γεωμετρικά ως ένα ορθογώνιο R_j . Ακολουθώντας τη μορφή της εξίσωσης (εξ. 13) ένα συμπληρωματικά κωδικοποιημένο διάνυσμα βαρών w_j μπορεί να γραφεί ως:

$$\mathbf{w}_j = (\mathbf{u}_j, \mathbf{v}_j^c) \quad (\text{εξ. 14})$$

όπου \mathbf{u}_j και \mathbf{v}_j δισδιάστατα διανύσματα. Το διάνυσμα \mathbf{u}_j καθορίζει τη μια γωνία του ορθογωνίου R_j ενώ το \mathbf{v}_j καθορίζει την αντίθετη γωνία (σχήμα 5.3a). Το μέγεθος του R_j δίνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$|R_j| = |\mathbf{v}_j - \mathbf{u}_j| \quad (\text{εξ. 15})$$

Σ' ένα σύστημα fuzzy ART ταχείας εκμάθησης, με $\beta = 1$ (εξ. 11), $\mathbf{w}_j^{(new)} = \mathbf{A} = (\mathbf{a}, \mathbf{a}^c)$ όταν ο J είναι ένας αδέσμευτος κόμβος. Επομένως οι γωνίες του $R_j^{(new)}$ είναι το \mathbf{a} και το $(\mathbf{a}^c)^c = \mathbf{a}$. Ως εκ τούτου το $R_j^{(new)}$ είναι απλά ένα σημειακό πλαίσιο \mathbf{a} . Κατά την διαδικασία της εκμάθησης το μέγεθος του R_j αυξάνει, γεγονός το οποίο σημαίνει ότι παράλληλα τα βάρη μειώνονται προς το 0. Η τιμή της παραμέτρου εγρήγορσης ρ καθορίζει το μέγιστο μέγεθος του R_j , με $|R_j| \leq M(1 - \rho)$, όπως αποδεικνύεται παρακάτω. Με την ταχεία εκμάθηση, το R_j επεκτείνεται στο $R_j \oplus \mathbf{a}$, το ελάχιστο δηλαδή πλαίσιο που περιλαμβάνει και το R_j και το \mathbf{a} (σχήμα 5.3b). Οι γωνίες του $R_j \oplus \mathbf{a}$ είναι τα $\mathbf{a} \wedge \mathbf{u}_j$ και $\mathbf{a} \vee \mathbf{v}_j$, όπου η τομή του fuzzy \wedge καθορίζεται από την (εξ. 3) ενώ η ένωση του fuzzy \vee δίνεται από τη σχέση

$$(\mathbf{p} \vee \mathbf{q})_i \equiv \max(p_i, q_i) \quad (\text{εξ. 16})$$

Συνεπώς, από την (εξ. 16), το μέγεθος του $R_j \oplus \mathbf{a}$ είναι:

$$|R_j \oplus \mathbf{a}| = |(\mathbf{a} \vee \mathbf{v}_j) - (\mathbf{a} \wedge \mathbf{u}_j)| \quad (\text{εξ. 17})$$

Ωστόσο, πριν το R_j μπορέσει να επεκταθεί προκειμένου να συμπεριλάβει το \mathbf{a} , η κατηγορία J επαναφέρεται εάν το $|R_j \oplus \mathbf{a}|$ θα ήταν υπερβολικά μεγάλο σύμφωνα με το κριτήριο της εγρήγορσης. Στην κατάσταση ταχείας εκμάθησης, το R_j είναι το μικρότερο πλαίσιο που εσωκλείει όλα τα διανύσματα \mathbf{a} , που έχουν επιλέξει την κατηγορία j χωρίς επαναφορά.

Αν το \mathbf{a} έχει διάσταση M , το πλαίσιο περιλαμβάνει δύο αντίθετες κορυφές $\wedge_j \mathbf{a}$ και $\vee_j \mathbf{a}$, όπου το i^{th} καθενός από αυτά τα διανύσματα είναι:

$$(\wedge_j \mathbf{a})_i = \min\{a_i : \text{τα } \mathbf{a} \text{ που έχουν κωδικοποιηθεί από την κατηγορία } j\} \quad (\text{εξ. 18})$$

και

$$(\vee_j \mathbf{a})_i = \max\{a_i : \text{τα } \mathbf{a} \text{ που έχουν κωδικοποιηθεί από την κατηγορία } j\} \quad (\text{εξ. 19})$$

(σχήμα 5.3c). Τότε το μέγεθος του R_j είναι:

$$|R_j| = |\vee_j \mathbf{a} - \wedge_j \mathbf{a}| \quad (\text{εξ. 20})$$

και το διάνυσμα βαρών \mathbf{w}_j είναι:

$$\mathbf{w}_j = (\wedge_j \mathbf{a}, (\vee_j \mathbf{a})^c) \quad (\text{εξ. 21})$$

όπως προκύπτει από τις (εξ. 14), (εξ. 15). Έτσι έχουμε:

$$|\mathbf{w}_j| = \sum_i (\wedge_j \mathbf{a})_i + \sum_i [1 - (\vee_j \mathbf{a})_i] = M - |\vee_j \mathbf{a} - \wedge_j \mathbf{a}| \quad (\text{εξ. 22})$$

Επομένως καταλήγουμε εύκολα στο ακόλουθο συμπέρασμα για το μέγεθος των πλαισίων:

$$|R_j| = M - |w_j| \quad (\text{εξ. 23})$$

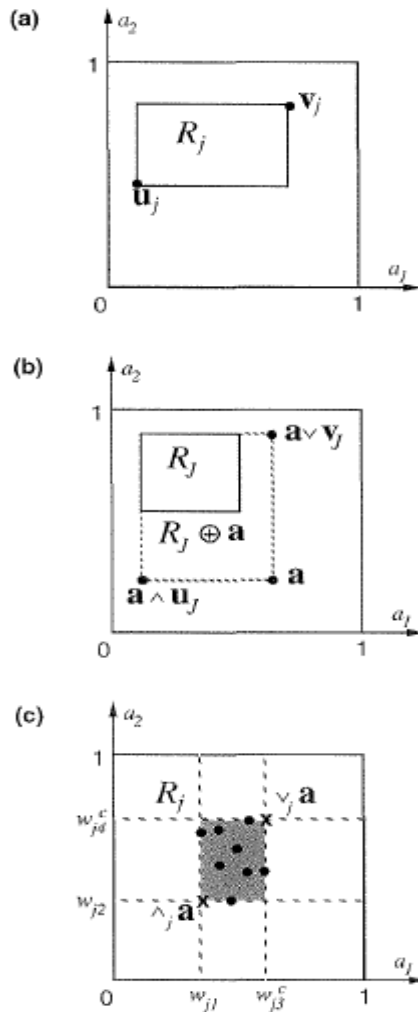
Από τις (εξ. 8), (εξ. 11) και (εξ. 12) έχουμε

$$|w_j| \geq \rho M \quad (\text{εξ. 24})$$

Τέλος από τις (εξ. 23) και (εξ. 24) προκύπτει ότι

$$|R_j| \leq (1 - \rho)M \quad (\text{εξ. 25})$$

Η τελευταία ανισότητα δείχνει ότι υψηλή τιμή της εγρήγορης ($\rho \cong 1$) οδηγεί σε μικρά πλαίσια R_j ενώ χαμηλή εγρήγορη ($\rho \cong 0$) επιτρέπει την δημιουργία μεγάλων πλαισίων R_j .

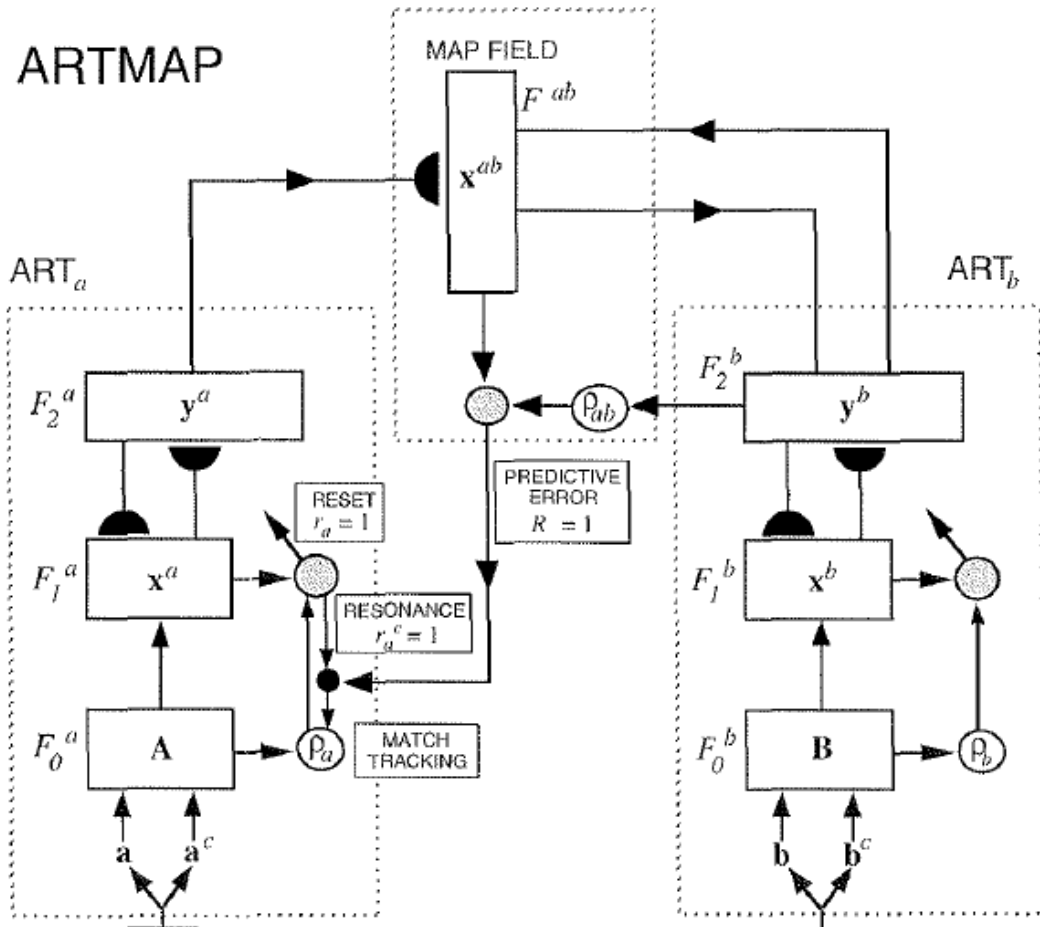


Σχήμα 5.3: Τα πλαίσια κατηγοριών του fuzzy ART, με $M = 2$. (a) Σε μορφή συμπληρωματικής κωδικοποίησης, κάθε διάνυσμα βάρους w_j έχει μια γεωμετρική ερμηνεία ως ένα ορθογώνιο R_j με γωνίες (u_j, v_j) . (b) Κατά τη διάρκεια της ταχείας εκμάθησης, το R_j επεκτείνεται στο $R_j \oplus a$, το μικρότερο δηλαδή δυνατό τετράγωνο που περιλαμβάνει το R_j και το a , για το οποίο ισχύει ότι $|R_j \oplus a| \leq 2(1 - \rho)$. (c) Στο fuzzy ART τόσο με ταχεία εκμάθηση όσο και συμπληρωματική κωδικοποίηση, το j^{th} ορθογώνιο πλαίσιο κατηγορίας R_j περιλαμβάνει όλα εκείνα τα διανύσματα a που έχουν ενεργοποιήσει την κατηγορία j χωρίς επαναφορά. Το διάνυσμα βάρους w_j ισούται με $(\Lambda_j a, \vee_j a)^c$.

5.7 Θεωρία των ARTMAP

Τα νευρωνικά δίκτυα ARTMAP για επιβλεπόμενη εκμάθηση αυτό-οργανώνουν αντιστοιχίσεις από διανύσματα εισόδου, αντιπροσωπεύοντας χαρακτηριστικά όπως το ιστορικό των ασθενών και αποτελέσματα δοκιμών, σε διανύσματα εξόδου, τα οποία αντιπροσωπεύουν προβλέψεις όπως η πιθανότητα μιας δυσμενούς συνέπειας μετά από κάποια ενέργεια. Το αρχικό δυαδικό ARTMAP (Carpenter, Grossberg, & Reynolds, 1991)^[61] αποτελείται από δύο μονάδες ART 1, τα ART_a και ART_b, που συνδέονται μέσω ενός πεδίου αντιστοίχισης (*map field*) F^{ab} (σχήμα 5.4). Κατά τη διάρκεια της επιβλεπόμενης εκμάθησης, το ART_a λαμβάνει μια σειρά μοτίβων $\{a^{(n)}\}$ ενώ παράλληλα το ART_b δέχεται μια σειρά μοτίβων $\{b^{(n)}\}$, όπου $b^{(n)}$ είναι η σωστή πρόβλεψη δεδομένου του $a^{(n)}$. Ένα δίκτυο συνειρμικής εκμάθησης κι ένας εσωτερικός ελεγκτής συνδέουν τις δύο αυτές μονάδες και συνθέτουν ένα σύστημα ARTMAP το οποίο δύναται να λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο. Ο ελεγκτής δημιουργεί τον ελάχιστο αριθμό κατηγοριών αναγνώρισης, ή «κρυφές μονάδες», του ART_a που απαιτούνται για την εκπλήρωση του κριτηρίου της ακρίβειας. Ένας ελαχίστου-μεγίστου κανόνας εκμάθησης επιτρέπει στο ARTMAP να μαθαίνει γρήγορα, αποτελεσματικά και με ακρίβεια, καθώς ελαχιστοποιεί το σφάλμα πρόβλεψης ενώ ταυτόχρονα μεγιστοποιεί την συμπίεση της κωδικοποίησης. Το σύστημα αυτό συνδέει αυτομάτως την επιτυχία της πρόβλεψης με το μέγεθος των κατηγοριών σε μια δοκιμή-με-δοκιμή βάση χρησιμοποιώντας μόνο τοπικές λειτουργίες. Η λειτουργία του στηρίζεται στην αύξηση της παραμέτρου εγρήγορσης του ART_a ρ_α κατά την ελάχιστη απαιτούμενη ποσότητα προκειμένου να διορθωθεί το σφάλμα πρόβλεψης στο ART_b.

Στο πεδίο αντιστοίχισης ένα δίκτυο ARTMAP σχηματίζει συσχετισμούς μεταξύ των κατηγοριών μέσω της *outstar* εκμάθησης και της πυροδότησης της αναζήτησης, μέσω ενός κανόνα *match tracking* (*εντοπισμού ταιριάσματος*), όταν ένα σύνολο εισόδου εκπαίδευσης αποτυγχάνει να κάνει μια σωστή πρόβλεψη. Το *match tracking* αυξάνει την παράμετρο εγρήγορσης ρ_α του ART_a σε σχέση μ' ένα σφάλμα πρόβλεψης στο ART_b. Μια παράμετρος *αρχικής εγρήγορσης* (*base vigilance*) $\bar{\rho}_\alpha$ καθορίζει ένα ελάχιστο επίπεδο εμπιστοσύνης στο οποίο το ART_a αποδέχεται μια επιλεγμένη κατηγορία. Χαμηλότερες τιμές του $\bar{\rho}_\alpha$ επιτρέπουν τον σχηματισμό μεγαλύτερων κατηγοριών, μεγιστοποιώντας την συμπίεση του κώδικα. Αρχικά $\rho_\alpha = \bar{\rho}_\alpha$. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, μια προγνωστική αστοχία στο ART_b αυξάνει το ρ_α όσο χρειάζεται ρηκειμένου να πυροδοτηθεί μια αναζήτηση του ART_a. Ο εντοπισμός ταιριάσματος θυσιάζει την ελάχιστη ποσότητα συμπίεσης που είναι απαραίτητη για να διορθωθεί το προγνωστικό σφάλμα. Επιλέγεται επομένως μια νέα κατηγορία του ART, η οποία εστιάζει την προσοχή σ' ένα σύμπλεγμα χαρακτηριστικών εισόδου $a^{(n)}$ το οποίο είναι ικανότερο να προβλέψει το $b^{(n)}$. Με την ταχεία εκμάθηση, ο εντοπισμός ταιριάσματος επιτρέπει σ' ένα απλό σύστημα ARTMAP να μαθαίνει μια διαφορετική πρόβλεψη για ένα σπάνιο γεγονός σε σχέση με τα ανάλογα συχνά γεγονότα στα οποία είναι συνηθισμένο το σύστημα.

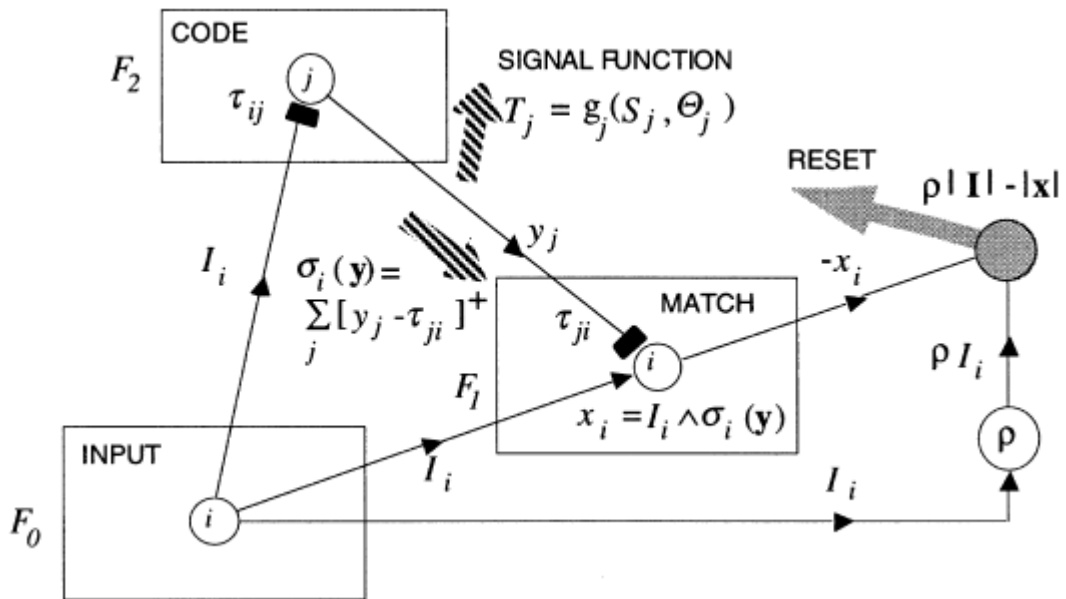


Σχήμα 5.4: Η αρχιτεκτονική των ARTMAP. Ο επεξεργαστής συμπληρωματικής κωδικοποίησης του ART_a μετασχηματίζει το διάνυσμα M στοιχείων στο διάνυσμα $2M$ στοιχείων $A = (a, a^c)$ στο πεδίο F_0^a του ART_a . Το A είναι το διάνυσμα εισόδου του πεδίου F_1^a του ART_a . Κατά τον ίδιο τρόπο, το διάνυσμα $2M$ στοιχείων $B = (b, b^c)$ είναι η είσοδος του πεδίου F_1^b . Όταν το ART_b δεν επιβεβαιώνει μια πρόβλεψη του ART_a η αναστολή του πεδίου αντιστοίχησης προκαλεί την διαδικασία εντοπισμού ταιριάσματος. Ο εντοπισμός ταιριάσματος αυξάνει την παράμετρο εγρήγορσης ρ_a του ART_a μόλις πάνω από την τιμή ταιριάσματος $I|x^a|/|A|$ της δραστηριότητας $F_1^a - F_0^a$. Αυτό πυροδοτεί μια αναζήτηση του ART_a , η οποία οδηγεί είτε σε μια κατηγορία του ART_a που προβλέπει σωστά το b ή σε έναν προηγούμενος αδέσμευτο κόμβο κατηγορίας του ART_a .

5.8 Distributed ARTMAP

5.8.1 Γενικά

Το distributed ARTMAP (dARTMAP) είναι ένα μοντέλο το οποίο διατηρεί σταθερή κωδικοποίηση, αναγνώριση, και πρόβλεψη, αλλά επιτρέπει αυθαίρετα κατανεμημένες αναπαραστάσεις κωδικοποίησης τόσο κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης όσο και της πρόβλεψης. Τα δίκτυα αυτά αποδίδουν αυτόματα τις εκμαθημένες αλλαγές σύμφωνα με τον βαθμό ενεργοποίησης του κάθε κωδικοποιημένου κόμβου. Αυτό επιτρέπει τόσο την ταχεία όσο και την αργή εκμάθηση χωρίς να υπάρχει καταστροφική απώλεια μνήμης. Τα μοντέλα dARTMAP αντικαθιστούν τα παραδοσιακά βάρη των νευρωνικών δικτύων δυναμικά βάρη ίσα με την ανακαθορισμένη διαφορά μεταξύ της ενεργοποίησης του κωδικοποιημένου κόμβου και ενός προσαρμοστικού ορίου. Το σήμα εισόδου T_j που ενεργοποιεί τον κατανεμημένο κώδικα είναι μια συνάρτηση της φασικής συνιστώσας, η οποία εξαρτάται από την ενεργή είσοδο, και μια τονικής συνιστώσας, που εξαρτάται από την προηγούμενη εκμάθηση και είναι ανεξάρτητη από την τρέχουσα είσοδο.



Σχήμα 5.5: Δίκτυο distributed ART. Ένα πεδίο κωδικοποίησης F_2 του dART λαμβάνει σήματα απευθείας από ένα πεδίο εισόδου F_0 . Το σήμα T_j της δραστηριότητας $F_0 \rightarrow F_2$ είναι συνάρτηση μιας φασικής (phasic) συνιστώσας, η οποία εξαρτάται από την ενεργή είσοδο, και μιας (tonic) συνιστώσας, που εξαρτάται από την προηγούμενη εκμάθηση και είναι ανεξάρτητη από την τρέχουσα είσοδο. Ένας κανόνας CAM καθορίζει τον μετασχηματισμό μεταξύ των σημάτων T_j και του κώδικα του πεδίου F_2 y , ο οποίος μπορεί να είναι αυθαίρετα κατανεμημένος. Η δραστηριότητα x στο πεδίο F_1 αντανακλά στην αντιστοιχία μεταξύ της από κάτω προς τα πάνω εισόδου I και της από πάνω προς τα κάτω εισόδου σ . Ο ενεργός κώδικας επαναφέρεται όταν το x αποτυγχάνει να εκπληρώσει το κριτήριο ταιριάσματος της εγρήγορης που καθορίζεται από την παράμετρο ρ . Η μακροπρόθεσμη μνήμη αποθηκεύεται ως τα όρια τ_{ij} της δραστηριότητας $F_0 \rightarrow F_2$, τα οποία προσαρμόζονται σύμφωνα με έναν κατανεμημένο instar νόμο εκμάθησης, και τα όρια τ_{ji} της δραστηριότητας $F_2 \rightarrow F_1$, τα οποία με τη σειρά τους προσαρμόζονται σύμφωνα με έναν κατανεμημένο outstar νόμο εκμάθησης.

Τα δυναμικά βάρη τα οποία δημιουργούν τους κόμβους κωδικοποίησης υπακούουν σ' ένα κατανεμημένο «instar» νόμο εκμάθησης και εκείνα που προέρχονται από τους κόμβους κωδικοποίησης υπακούουν σ' έναν «outstar» νόμο εκμάθησης. Οι εισοδοί ενεργοποιούν τους κατανεμημένους κώδικες μέσω των φασικών και τονικών συνιστωσών σήματος με τις υπολογιστικές ιδιότητες και των δύο, ενώ μια παράλληλη κατανεμημένη διαδικασία ταιριάσματος-επαναφοράς-αναζήτησης (match-reset-search) βοηθά στην σταθεροποίηση της μνήμης. Όταν ο κώδικας είναι της μορφής «winner-takes-all», το μη επιβλεπόμενο μοντέλο distributed ART (dART) είναι υπολογιστικά ισοδύναμο με το fuzzy ART και αντίστοιχα το επιβλεπόμενο μοντέλο dARTMAP είναι ισοδύναμο με το fuzzy ARTMAP. Χάρη στην ταχεία κατανεμημένη εκμάθηση, τα δίκτυα dART και dARTMAP είναι πιθανότερο να εξελίσσονται όλο και περισσότερο προκειμένου να επεκταθούν περαιτέρω στο φάσμα εφαρμογών της οικογένειας δικτύων ART.

5.8.2 Κατανεμημένη κωδικοποίηση μέσω συστημάτων προσαρμοστικού συντονισμού

Οι θεμελιώδεις σχεδιαστικοί στόχοι της θεωρίας προσαρμοστικού συντονισμού περιελάμβαναν πάντα τη σταθερότητα μνήμης με ταχεία ή αργή εκμάθηση σ' ένα ανοικτό και εξελισσόμενο περιβάλλον εισόδων. Ως ένα μοντέλο δυναμικών διαδικασιών πραγματικού χρόνου, ένα δίκτυο ART χαρακτηρίζεται από ένα σύστημα συνήθων διαφορικών εξισώσεων, οι οποίες προσεγγίζονται από έναν αλγόριθμο για εκτελεστικούς σκοπούς. Σ' ένα γενικό σύστημα ART, μια είσοδος υποτίθεται ότι δημιουργεί ένα χαρακτηριστικό μοτίβο ενεργοποίησης, ή χωρικού κώδικα, που μπορεί να κατανεμηθεί σε αρκετούς κόμβους σ' ένα πεδίο αντιπροσωπεύοντας μια περιοχή του εγκεφάλου, όπως ο κατώτερος κροταφικός φλοιός.

Ενώ οι αναπαραστάσεις του κώδικα μπορεί να είναι κατανεμημένες στη θεωρία, πρακτικά σχεδόν όλα τα δίκτυα ART διαθέτουν κωδικοποίηση winner-takes-all (WTA). Τα συστήματα αυτά περιλαμβάνουν τα ART 1 και fuzzy ART για μη επιβλεπόμενη εκμάθηση και τα ARTMAP και fuzzy ARTMAP για επιβλεπόμενη εκμάθηση. Το πεδίο κωδικοποίησης ενός επιβλεπόμενου συστήματος είναι ανάλογο με το κρυφό στρώμα ενός αναγνωριστή πολλαπλών στρωμάτων (MLP), όπου η κατανεμημένη ενεργοποίηση βοηθά το δίκτυο να επιτύχει συμπίεση και γενίκευση μνήμης. Ωστόσο, ένα MLP διαθέτει αργή εκμάθηση, η οποία περιορίζει την προσαρμογή για κάθε είσοδο κι ως εκ τούτου απαιτεί πολλαπλές προσπελάσεις του συνόλου εκπαίδευσης. Στην περίπτωση της ταχείας εκμάθησης, όπου οι δυναμικές μεταβλητές μπορούν να συγκλίνουν ασυμπτωτικά σε κάθε παρουσίαση εισόδου, οι MLP υποφέρουν από καταστροφική απώλεια μνήμης. Παρά το γεγονός αυτό, χαρακτηριστικά ενός συστήματος ταχείας εκμάθησης, όπως η ικανότητα τους να κωδικοποιούν σημαντικά σπάνιες περιπτώσεις και να μαθαίνουν γρήγορα, μπορεί να είναι καθοριστικά για ένα δεδομένο πεδίο εφαρμογής. Επιπρόσθετες δυνατότητες των ART, συμπεριλαμβανομένης της σταθερής κωδικοποίησης και της κλιμάκωσης προκειμένου να φιλοξενηθούν μεγάλες βάσεις δεδομένων, είναι επίσης απαραίτητες για αρκετές εφαρμογές, όπως το σύστημα ανάκτησης σχεδιασμού μερών των Boeing (Caudell et al., 1994^[63]).

Ο ανώτερος σκοπός του ερευνητικού προγράμματος distributed ART είναι να συνδυάσει τα υπολογιστικά πλεονεκτήματα των συστημάτων ART και MLP. Οι επιθυμητές ιδιότητες του συνδυασμού αυτού περιλαμβάνουν την σταθερότητα κώδικα όταν η

εκμάθηση είναι ταχεία και on-line, την συμπίεση μνήμης όταν οι είσοδοι είναι θορυβώδεις και ακαθόριστες και τη δυναμική των συστημάτων πραγματικού χρόνου.

5.8.2.1 Κατανεμημένη εκμάθηση

Ένα βασικό βήμα για την παραγωγή της πρώτης οικογένειας μοντέλων dART ήταν ο προσδιορισμός των δυναμικών νόμων εκμάθησης για σταθερή κατανεμημένη κωδικοποίηση. Οι νόμοι αυτοί γενικεύουν τους instar και outstar νόμους που χρησιμοποιούνταν, για παράδειγμα στο fuzzy ART. Η instar και outstar εκμάθηση συνθέτει μια λειτουργία πύλης, η οποία επιτρέπει την αλλαγή βάρους μόνο όταν κάποιος κόμβος κωδικοποίησης είναι ενεργός. Η ιδιότητα αυτή είναι κρίσιμη για την σταθερότητα των ART. Με έναν κατανεμημένο κώδικα και ταχεία εκμάθηση, ωστόσο, η δυναμική instar και outstar προκαλεί καταστροφική απώλεια μνήμης. Ένα σύστημα όπως το Gaussian ARTMAP^[64] περιλαμβάνει αρκετά χαρακτηριστικά ενός δικτύου κατανεμημένου κώδικα, αλλά διατηρεί τους instar και outstar κανόνες εκμάθησης των προγενέστερων μοντέλων ART και ARTMAP. Οι νόμοι ενημέρωσης των βαρών σ' έναν αλγόριθμο Gaussian ARTMAP προσεγγίζουν επομένως ένα σύστημα πραγματικού χρόνου μόνο στο όριο της αργής εκμάθησης. Άλλες παραλλαγές ARTMAP, όπως το ART-EMAP και το ARTMAP-IC, αποκτούν κάποια απ' τα πλεονεκτήματα της κατανεμημένης κωδικοποίησης, αλλά παρακάμπτουν το πρόβλημα εκμάθησης επιτρέποντας την κατανεμημένη ενεργοποίηση μόνο κατά τη διάρκεια του ελέγχου.

Οι κατανεμημένοι instar και outstar νόμοι που χρησιμοποιούνται στο dART κατανέμουν δυναμικά τις εκμαθημένες αλλαγές σύμφωνα με τον βαθμό ενεργοποίησης του κάθε κόμβου κωδικοποίησης, τόσο με ταχεία όσο και με αργή εκμάθηση. Οι νόμοι ενημέρωσης που περιλαμβάνονται στον αλγόριθμο εκτέλεσης του dARTMAP αντιπροσωπεύουν τις ακριβείς, κλειστής μορφής λύσεις του μοντέλου διαφορικών εξισώσεων. Οι λύσεις αυτές ισχύουν για όλες τις χρονικές κλίμακες και με οποιοδήποτε ρυθμό εκμάθησης. Όταν η κωδικοποίηση είναι WTA, η κατανεμημένη εκμάθηση μειώνεται στις instar και outstar εξισώσεις και παράλληλα το dART μειώνεται στο fuzzy ART. Παρόμοια, με κωδικοποίηση WTA κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και κατανεμημένη κατά τη διάρκεια των δοκιμών ο αλγόριθμος dARTMAP μειώνεται στο ARTMAP-IC, ενώ στην περίπτωση που έχουμε WTA κωδικοποίηση και στα δύο στάδια ο αλγόριθμος μειώνεται στο fuzzy ARTMAP.

5.8.2.2 Επιλογές σχεδιασμού του dARTMAP

Μια ενότητα ART ως το κύριο συστατικό του ARTMAP, και ομοίως μια ενότητα μη επιβλεπόμενου dART, είναι ενσωματωμένες σ' ένα επιβλεπόμενο δίκτυο dARTMAP. Στις εφαρμογές, το ARTMAP απαιτεί μερικές επιλογές σχεδιασμού: ο αριθμός των κόμβων κωδικοποίησης καθορίζεται από την on-line απόδοση και οι προεπιλεγμένες παράμετροι του δικτύου δουλεύουν καλά στις περισσότερες περιπτώσεις. Εν αντιθέσει, ένα γενικό σύστημα dARTMAP παρέχει στον χρήστη μια πολύ μεγαλύτερη ποικιλία επιλογών, εξαιτίας των νέων βαθμών ελευθερίας που παρέχονται από τις δυνατότητες του κατανεμημένου κώδικα. Στην πράξη, ένας αριθμός των «προφανών» επιλογών σχεδίασης έχουν αποτύχει να παράγουν καλές επιδόσεις σε μελέτες προσομοίωσης.

Το dARTMAP διατηρεί την ακρίβεια του συνόλου δοκιμών του fuzzy ARTMAP μειώνοντας σημαντικά το μέγεθος του δικτύου. Ένας αυτόνομος αλγόριθμος dARTMAP είναι σχεδιασμένος τόσο για να επισπεύσει μια έτοιμη εφαρμογή όσο και για να ενθαρρύνει την ανάπτυξη των εναλλακτικών σχεδίων που προσαρμόζονται στις απαιτήσεις των νέων εφαρμογών.

5.8.3 Κανόνες CAM, λειτουργίες κωδικοποίησης και ανατεθείσα πίστωση

Το μη επιβλεπόμενο δίκτυο dART διαθέτει μια σειρά από καινοτομίες που το διαφοροποιεί από τα προηγούμενα δίκτυα ART, συμπεριλαμβανομένης μιας καινούριας αρχιτεκτονικής διαμόρφωσης και των κατανεμημένων *instar* και *outstar* νόμων (σχήμα 5.5). προκειμένου να σταθεροποιηθεί η ταχεία εκμάθηση με κατανεμημένους κώδικες, το dART παρουσιάζει την μονάδα μακροπρόθεσμης μνήμης (LTM) ως ένα αφαιρετικό όριο παρά την παραδοσιακή εκδοχή του πολλαπλασιαστικού βάρους. Παρά τις διαφορετικές τους αρχιτεκτονικές, ένας αλγόριθμος dART μειώνεται σε fuzzy ART όταν η κωδικοποίηση είναι WTA. Ενώ μια μονάδα dART είναι το βασικό συστατικό ενός επιβλεπόμενου συστήματος dARTMAP, ο αλγόριθμος που θα παρατεθεί στην συνέχεια διαθέτει επιπλέον χαρακτηριστικά τα οποία δεν περιλαμβάνονται στην προηγούμενη περιγραφή του dART. Τα χαρακτηριστικά αυτά, συμπεριλαμβανομένου ενός νέου κανόνα που καθορίζει την ενεργοποίηση στο πεδίο κωδικοποίησης, την εναλλαγή μεταξύ WTA και κατανεμημένης λειτουργίας κωδικοποίησης και η ανατεθείσα πίστωση, θα περιγραφούν παρακάτω.

5.8.3.1 Κανόνας αυξημένης κλίσης *content-addressable* μνήμης (CAM rule)

Ένα πεδίο νευρωνικού δικτύου αποτελούμενο από έντονα ανταγωνιστικούς κόμβους μπορεί, μόλις ενεργοποιηθεί από μια αρχική είσοδο, να διατηρήσει ένα μοτίβο ενεργοποίησης βραχυπρόθεσμης μνήμης (STM) ακόμα και μετά την αφαίρεση της εισόδου. Μια νέα είσοδος στη συνέχεια απαιτεί κάποια διαδικασία ενεργής επαναφοράς πριν μπορέσει να τοποθετήσει ένα διαφορετικό κώδικα, ή *content-addressable* μνήμη (CAM). Ένας κανόνας CAM καθορίζει μια συνάρτηση η οποία χαρακτηρίζει την μόνιμη STM σε σχέση με ένα δεδομένο διάνυσμα εισόδων που συγκλίνει προς ένα πεδίο νευρώνων.

Οι παραδοσιακοί κανόνες CAM περιλαμβάνουν: ενεργοποίηση McCulloch–Pitts, η οποία κάνει την STM αναλογική προς την είσοδο^[65], έναν κανόνα δύναμης, ο οποίος κάνει την STM αναλογική προς την είσοδο υψωμένη σε μια δύναμη p και έναν κανόνα WTA ο οποίος συγκεντρώνει όλη την ενεργοποίηση στον κόμβο που λαμβάνει το μεγαλύτερο σήμα εισόδου. Ένας κανόνας δύναμης μειώνεται σε κανόνα McCulloch–Pitts όταν $p = 1$ και συγκλίνει σε κανόνα WTA καθώς $p \rightarrow \infty$. Κυμαίνοντας το p από το 0 προς το άπειρο παράγεται ένα αποθηκευμένο STM μοτίβο, το οποίο είναι ένας μετασχηματισμός σταδιακά αυξανόμενης αντίθεσης του διανύσματος εισόδου. Ωστόσο, σε πολλά παραδείγματα ένας κανόνας δύναμης είναι προβληματικός εξαιτίας των μικρών διαφορών μεταξύ των στοιχείων της εισόδου. Επομένως ένα σύστημα CAM μπορεί να απαιτήσει αδικαιολόγητα μεγάλες δυνάμεις p για να παράγει σημαντικές διαφορές μεταξύ των STM ενεργοποιήσεων.

Ο χρησιμοποιούμενος στον αλγόριθμο του dARTMAP κανόνας CAM έχει σχεδιαστεί προκειμένου να ενισχύσει τις διαφορές της εισόδου όπως παρουσιάζεται στον κατανεμημένο εσωτερικό κώδικα χωρίς να υψώνονται τα στοιχεία της εισόδου σε υψηλές

δυνάμεις. Ως εκ τούτου αποκαλείται *αυξημένης κλίσης κανόνας CAM*. Πέρα από το ρόλο του στο παρόν σύστημα, ο κανόνας αυτός είναι χρήσιμος για τον καθορισμό της συνάρτησης ενεργοποίησης σταθερής κατάστασης και σε άλλα νευρωνικά δίκτυα. Ο κανόνας αυξημένης κλίσης περιλαμβάνει μια δύναμη p για ρύθμιση της αντίθεσης. Ο ρόλος του p είναι ανάλογος με αυτόν της διακύμανσης στην γκαουσιανή συνάρτηση ενεργοποίησης.

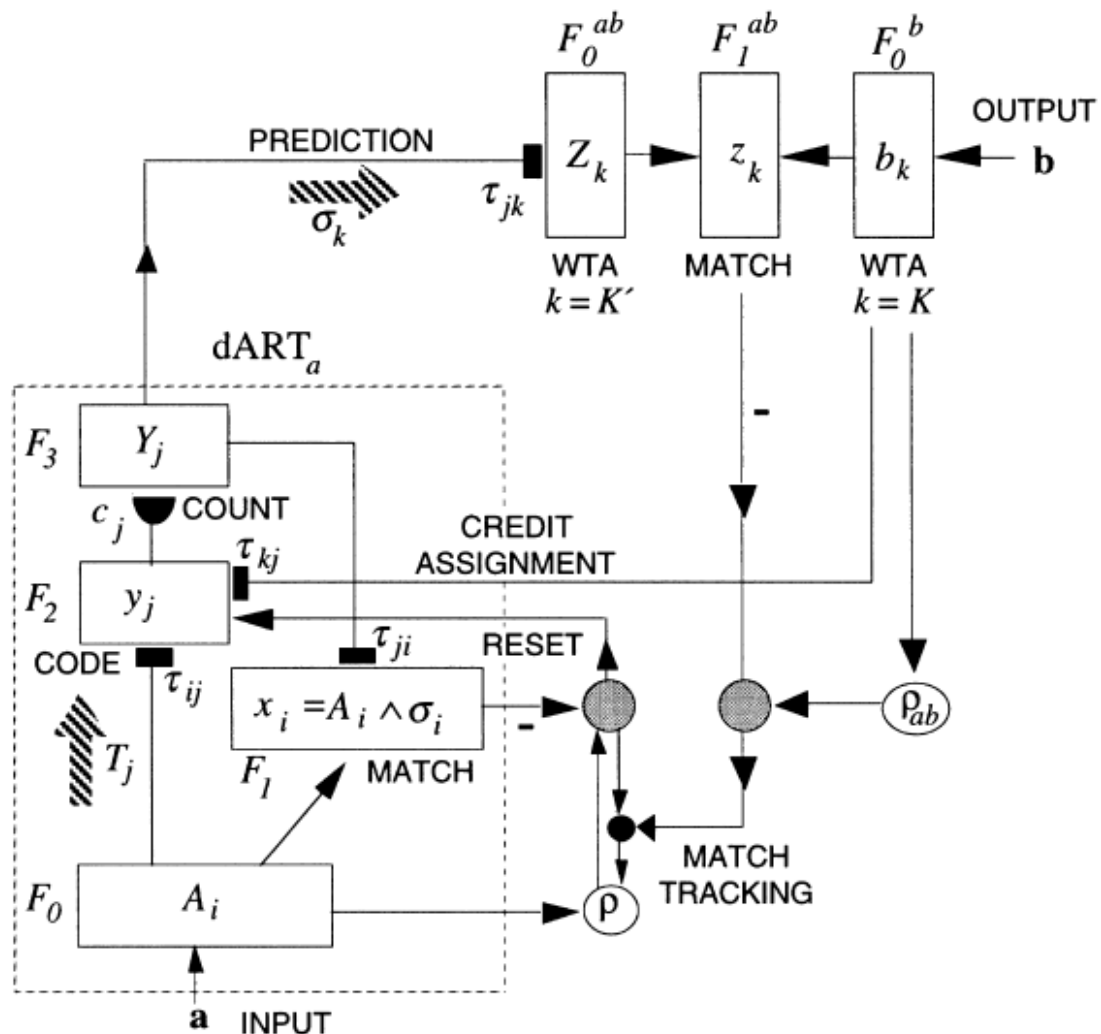
5.8.3.2 Distributed και winner-take-all λειτουργίες κωδικοποίησης

Ο κανόνας CAM αυξημένης κλίσης επιλύει το πρόβλημα διαχωρισμού προτύπων που προκύπτει συχνά στα νευρωνικά συστήματα, όπου κάθε στοιχείο έχει ένα περιορισμένο δυναμικό εύρος. Ένα δεύτερο κοινό πρόβλημα είναι ο τρόπος επιλογής του μεγέθους του νευρωνικού δικτύου. Σ' ένα MLP, για παράδειγμα, η απόφαση για τον αριθμό των κρυφών μονάδων είναι μια κρίσιμη επιλογή σχεδίασης. Με κωδικοποίηση WTA, το ARTMAP καθορίζει το μέγεθος του δικτύου προσθέτοντας κόμβους κατηγοριών σταδιακά, προκειμένου να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις της on-line προγνωστικής ακρίβειας. Ορισμένοι τύποι MLP δικτύων έχουν επίσης σχεδιαστεί να προσθέτουν κρυφές μονάδες σταδιακά. Με distributed κωδικοποίηση, ένα δίκτυο dARTMAP θα μπορούσε, κατ' αρχήν, να λειτουργήσει με ένα πεδίο κόμβων κωδικοποίησης οι οποίοι έχουν καθοριστεί εκ των προτέρων. Στην πράξη, αυτός ο τύπος δικτύου δεν παρήγαγε ικανοποιητικά αποτελέσματα σε μελέτες προσομοίωσης, όπου η ταχεία εκμάθηση έτεινε να κάνει εκμαθημένες αναπαραστάσεις αρκετά ομοιόμορφες. Προκειμένου να επιλυθεί αυτό το πρόβλημα, ο αλγόριθμος dARTMAP εναλλάσσεται μεταξύ *distributed* και *WTA λειτουργίας κωδικοποίησης*, όπως ακολουθεί.

Κάθε είσοδος του dARTMAP ενεργοποιεί πρώτα έναν distributed κώδικα. Εάν ο κώδικας αυτός παράγει σωστή πρόβλεψη, τότε η εκμάθηση πραγματοποιείται σε *distributed λειτουργία κωδικοποίησης*. Αν η πρόβλεψη είναι εσφαλμένη, το δίκτυο επαναφέρει τον ενεργό κώδικα μέσω της διαδικασίας ανάδρασης εντοπισμού ταιριάσματος (*match tracking feedback*) του ARTMAP. Στα δίκτυα ARTMAP, η διαδικασία επαναφοράς πυροδοτεί μια αναζήτηση για έναν κόμβο κατηγορίας ο οποίος μπορεί να κωδικοποιήσει επιτυχώς την τρέχουσα είσοδο. Στο dARTMAP, η επαναφορά επίσης θέτει το σύστημα σε *λειτουργία κωδικοποίησης WTA* καθ' όλη τη διάρκεια της αναζήτησης. Η μετάβαση από distributed σε WTA λειτουργία θα μπορούσε να εφαρμοσθεί σ' ένα ανταγωνιστικό δίκτυο μέσω ενός ασαφούς σήματος το οποίο αυξάνει την ισχύ της αναστολής του τοπικού πεδίου^{[65],[66]}. Ένα τέτοιο σήμα διέγερσης μπορεί να ερμηνευτεί ως μια αύξηση της συνολικής εστίασης της προσοχής σε απόκριση με ένα σήμα σφάλματος ή συναγερμού, ενώ το υπολογιστικό αποτέλεσμα εστιάζει κυρίως στα πιο εξέχοντα χαρακτηριστικά της εισόδου.

Σε λειτουργία WTA, το dARTMAP μπορεί, όπως και το ARTMAP, να προσθέτει σταδιακά κόμβους ανάλογα με τις ανάγκες. Όταν ένας κόμβος κωδικοποίησης προστίθεται στο δίκτυο, γίνεται μονίμως συνδεδεμένος με την κατηγορία εξόδου που είναι ενεργή την συγκεκριμένη στιγμή. Από τότε και στο εξής, το δίκτυο προβλέπει αυτήν την κατηγορία κάθε φορά που ο ίδιος κόμβος κωδικοποίησης επιλέγεται στην λειτουργία WTA. Στην distributed λειτουργία, οι STM ενεργοποιήσεις όλων των κόμβων που αντιστοιχούν σε μια δεδομένη κατηγορία εξόδου παρέχουν στοιχεία υπέρ του εν λόγω αποτελέσματος. Παρά τα

υπολογιστικά της πλεονεκτήματα, η δυνατότητα WTA συνεπάγεται ότι η κωδικοποίηση του dARTMAP δεν είναι πλήρως κατανοημένη όλη την ώρα, υποδεικνύοντας μια πιθανή κατεύθυνση για μελλοντικές τροποποιήσεις του συστήματος.



Σχήμα 5.6: Δίκτυο distributed ARTMAP. Μια συμπληρωματικά κωδικοποιημένη είσοδος A ενεργοποιεί έναν κατανοημένο κώδικα y στο F_2 , ο οποίος στην συνέχεια φιλτράρεται μέσω των βαρών καταμέτρησης c_j προκειμένου να παραχθεί η ενεργοποίηση του F_3 Y . Το πεδίο WTA F_0^{ab} ενεργοποιεί τον κόμβο $k = K'$ ο οποίος λαμβάνει την μεγαλύτερη είσοδο σ_k από το F_3 , που αναπαριστά την προβλεπόμενη κατηγορία εξόδου. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, η ενεργοποίηση στο πεδίο F_1^{ab} καθορίζει εάν η προβλεπόμενη κατηγορία εξόδου $k = K'$ ταιριάζει με την πραγματική κατηγορία εξόδου $k = K$ του πεδίου F_0^b . Κατόπιν ακολουθεί η ανατεθείσα πίστωση. Μια αναντιστοιχία στο πεδίο F_1^{ab} προκαλεί ένα σήμα match tracking να αυξήσει την παράμετρο εγρήγορσης ρ του ART_a ίσα ίσα για να γίνει επαναφορά του ενεργού κώδικα.

5.8.3.3 Ανατεθείσα πίστωση, καταμέτρηση συμβάντος και εντοπισμός ταιριάσματος

Όταν ένα δίκτυο ARTMAP κάνει μια κατανεμημένη πρόβλεψη, μερικοί από τους ενεργούς κόμβους κωδικοποίησης μπορεί να συνδεθούν μ' ένα εσφαλμένο αποτέλεσμα. Σ' ένα δίκτυο πραγματικού χρόνου, ένας βρόγχος ανάδρασης για ανατεθείσα πίστωση θα μπορούσε να καταστείλει την ενεργοποίηση σ' αυτούς τους κόμβους κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Η ανατεθείσα πίστωση επιτρέπει στην εκμάθηση να ενισχύσει μόνο εκείνα τα τμήματα του ενεργού κώδικα που συνδέονται με το σωστό αποτέλεσμα. Η διαδικασία αυτή είναι παρόμοια με τους αλγόριθμους ανατεθείσης πίστωσης που χρησιμοποιούνται ευρέως σε άλλα νευρωνικά δίκτυα^[64] και σε γενετικούς αλγόριθμους^[67].

Δύο πολύ σημαντικά στοιχεία τα οποία περιλαμβάνονται στον αλγόριθμο του dARTMAP είναι η *καταμέτρηση συμβάντος (instance counting)* των υποδειγμάτων των κατηγοριών καθώς και ο *MT* – κανόνας αναζήτησης match tracking. Η στιγμιαία καταμέτρηση προδιαθέτει τις προβλέψεις εξόδου σύμφωνα με προηγούμενες ενεργοποιήσεις κόμβων κωδικοποίησης που αθροίζονται κατά την εκπαίδευση του συνόλου εισόδου. Ο κανόνας αναζήτησης *MT* – γενικά βελτιώνει την συμπίεση μνήμης σε σύγκριση με τον αρχικό αλγόριθμο match tracking του ARTMAP (*MT* +). Επιτρέπει επίσης σ' ένα σύστημα να κωδικοποιεί ασυνεπείς περιπτώσεις, όπου δύο ίδια ή αρκετά όμοια σύνολα εισόδου εκπαίδευσης συνδέονται με διαφορετικό αποτέλεσμα. Ασυνεπείς περιπτώσεις είναι συνήθεις σε ιατρικές βάσεις δεδομένων για παράδειγμα.

Κάποιες πτυχές του αλγορίθμου dARTMAP όπως ο κανόνας αυξημένης κλίσης CAM, ο συνδυασμός WTA με distributed κωδικοποίηση κατά την εκπαίδευση, την ανατεθείσα πίστωση και η στιγμιαία καταμέτρηση δεν είναι απαραίτητες θεμελιώδεις αρχές εγγενείς σε όλα τα δίκτυα dARTMAP. Περισσότερο, έχουν αναπτυχθεί με ρεαλιστικό σκοπό τον καθορισμό ενός συνόλου συστημάτων dARTMAP με τις επιθυμητές υπολογιστικές δυνατότητες.

5.8.4 Γεωμετρία του fuzzy ARTMAP

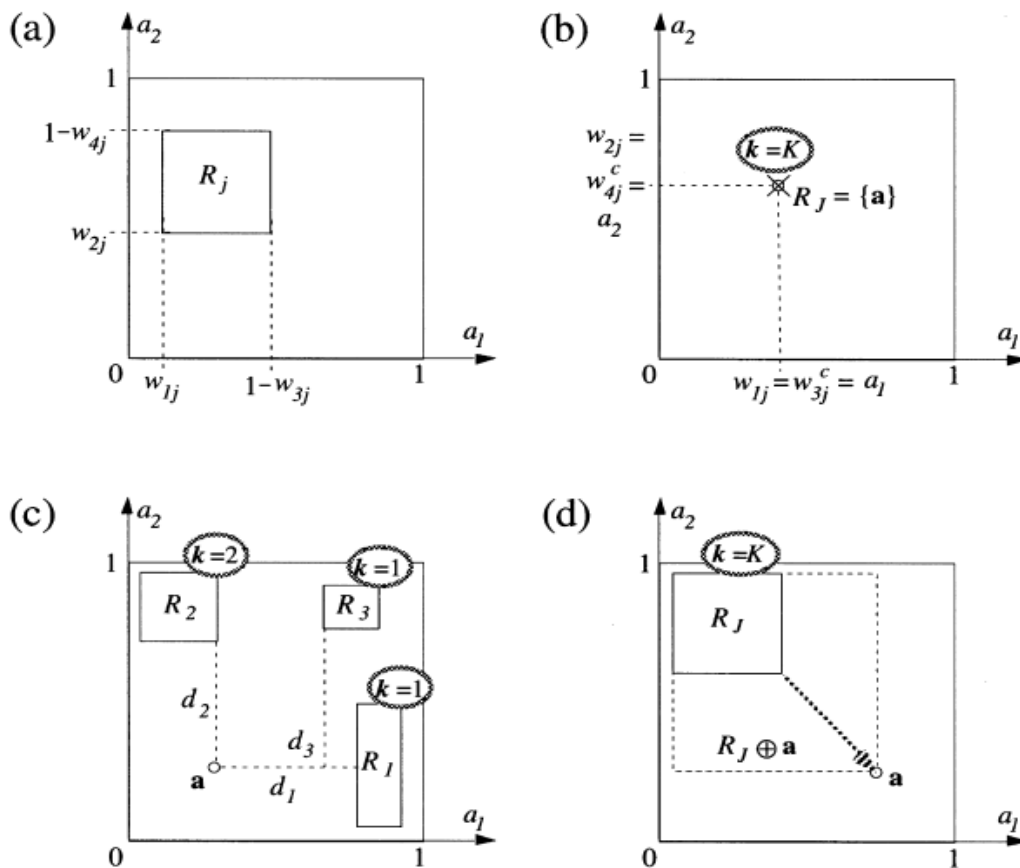
Μια γεωμετρική αναπαράσταση της δυναμικής του dARTMAP βοηθά στην απεικόνιση και την κατανόηση των υπολογισμών του αλγορίθμου. Επειδή το dARTMAP συμπίπτει με το fuzzy ARTMAP όταν η κωδικοποίηση είναι WTA, η γεωμετρία του dARTMAP είναι μια ειδική περίπτωση της γεωμετρίας του fuzzy ARTMAP, και για τον λόγο αυτό γίνεται πρώτα μια ανάλυση αυτής. Σε προηγούμενη ενότητα έχουμε ήδη αναφερθεί στην γεωμετρία των ART. Η βασική διαφοροποίηση με τα ARTMAP είναι η χρήση του εργαλείου προ-επεξεργασίας της εισόδου, της *συμπληρωματικής κωδικοποίησης*. Η συμπληρωματική κωδικοποίηση δημιουργεί ένα διάνυσμα εισόδου του συστήματος \mathbf{A} που ισούται με την αλληλουχία του αρχικού M διαστάσεων διανύσματος \mathbf{a} , όπου $0 \leq a_i \leq 1$, και του συμπληρωματικού του διανύσματος \mathbf{a}^c , όπου $(\mathbf{a}^c)_i \equiv (1 - a_i)$. Επομένως η είσοδος \mathbf{A} αντιπροσωπεύει ικανοποιητικά τόσο τα «παρόντα χαρακτηριστικά» \mathbf{a} , όσο και τα «απόντα χαρακτηριστικά» \mathbf{a}^c . Αξίζει να επισημανθεί στο σημείο αυτό, ότι ισχύουν όλες οι εξισώσεις που είχαν προαναφερθεί στις προηγούμενες ενότητες.

Επιπλέον η συμπληρωματική κωδικοποίηση επιτρέπει στα διανύσματα βαρών να αναπαρίστανται γεωμετρικά ως *πλαίσια (boxes)* στον M διαστάσεων χώρο του διανύσματος \mathbf{a} . Τα διπλάσια διάστασης διανύσματα εισόδου του συστήματος \mathbf{A} παράγουν τα τελικά

σημεία ενός συνόλου διαστημάτων που καθορίζουν της γωνίες του κάθε πλαισίου, όπως περιγράφεται στη συνέχεια.

5.8.4.1 Πλαίσια κατηγοριών του ARTMAP

Κατά τη διάρκεια της εκμάθησης του fuzzy ARTMAP, οι $2M$ διαστάσεων συμπληρωματικά κωδικοποιημένες εισόδοι \mathbf{A} προκαλούν τη δημιουργία των $2M$ διαστάσεων διανυσμάτων βαρών $w_j \equiv (w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{2Mj})$, ένα για κάθε κόμβο κατηγορίας j του F_2 . Τα από κάτω προς τα πάνω βάρη ισούται με τα από πάνω προς τα κάτω βάρη, επομένως ο συμβολισμός w_j ευσταθεί και για τα δύο. Για $i = 1, \dots, M$ τα βάρη w_{ij} διαισθητικά αντιπροσωπεύουν τον βαθμό στον οποίο το i^{th} χαρακτηριστικό είναι συνεχώς παρόν στις εισόδους \mathbf{a} που έχουν κωδικοποιηθεί από την j^{th} κατηγορία ενώ αναλόγως το w_{i+Mj} αντιπροσωπεύει τον βαθμό στον οποίο το i^{th} χαρακτηριστικό είναι συνεχώς απόν.



Σχήμα 5.7: Γεωμετρία του fuzzy ARTMAP στο συντηρητικό όριο με ταχεία εκμάθηση και μια συνάρτηση σήματος επιλογής μέσω διαφορών. (a) Ένα πλαίσιο κατηγορίας R_j αντιπροσωπεύει το συμπληρωματικά κωδικοποιημένο διάνυσμα βάρους w_j . (b) Όταν ένας κόμβος δεσμεύεται για πρώτη φορά, το R_j είναι ένα σημειακό πλαίσιο $\{a\}$, όπου $w_{ij} = w_{i+Mj}^c = a_i$ για $i = 1, \dots, M$. Η κατηγορία J αντιστοιχίζεται μόνιμως με την τρέχουσα τάξη εισόδου $\kappa(J) = K$. Τα σημειακά πλαίσια σχεδιάζονται ως \times ενώ η τρέχουσα είσοδος \mathbf{a} ως \circ . (c) Αν το \mathbf{a} δεν περιλαμβάνεται σε κανένα πλαίσιο R_j , η αναζήτηση κατηγοριών γίνεται σύμφωνα με την απόσταση των πλαισίων από το \mathbf{a} . (d) Μόλις βρεθεί μια κατηγορία που κάνει την σωστή πρόβλεψη και τηρεί το κριτήριο της εγρήγορσης, το R_j επεκτείνεται μόλις τόσο ώστε να συμπεριλάβει το \mathbf{a} .

Το διάνυσμα βάρους w_j απεικονίζεται γεωμετρικά ως ένα M διαστάσεων πλαίσιο κατηγορίας R_j με γωνίες που καθορίζονται από τα διαστήματα $[w_{ij}, w_{i+Mj}]$. Δηλαδή το πλαίσιο R_j είναι το σύνολο των σημείων \mathbf{q} για τα οποία ισχύει ότι $w_{ij} \leq q_i \leq (1 - w_{i+Mj})$ (σχήμα 5.7a). Όταν ένας κόμβος ενεργοποιείται για πρώτη φορά, ή δεσμεύεται, ο ενεργός κόμβος ($j = J$) γίνεται άρρηκτα συνδεδεμένος με την ενεργή τάξη εξόδου ($k = K = \kappa(J)$). Το δίκτυο προσθέτει έναν δεσμευμένο κόμβο, όταν κρίνει ότι οι προηγούμενως ενεργοί κόμβοι δεν αντιπροσωπεύουν επαρκώς την τρέχουσα είσοδο. Ο αριθμός των δεσμευμένων κόμβων (C) αυξάνει σταδιακά κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Όταν ένας κόμβος j είναι αδέσμευτος, $w_{ij} \equiv 1$. Συνεπώς, όταν ένας κόμβος δεσμεύεται για πρώτη φορά, το R_j είναι ένα σημειακό πλαίσιο $\{\alpha\}$, όπου $w_{ij} = w_{i+Mj}^c = a_i$ ($i = 1, \dots, M$) (σχήμα 5.7.b).

5.8.4.2 Σειρά αναζήτησης των ARTMAP

Όταν ένας δεσμευμένος κόμβος του F_2 γίνεται ενεργός και προκύπτει εσφαλμένα την τάξη εξόδου, το fuzzy ARTMAP πυροδοτεί μια διαδικασία αναζήτησης η οποία ονομάζεται *εντοπισμός ταιριάσματος*. Ο εντοπισμός ταιριάσματος αυξάνει την *παράμετρο εγρήγορσης* μόλις όσο χρειάζεται προκειμένου να γίνει επαναφορά της ενεργής κατηγορίας. Η αναζήτηση ολοκληρώνεται όταν ο επιλεγμένος κόμβος προβλέπει την σωστή τάξη εξόδου $k = K$, υπό τον όρο ότι το κριτήριο ταιριάσματος της εγρήγορσης ικανοποιείται επίσης.

Η γεωμετρία του fuzzy ARTMAP εξυπηρετεί στην κατανόηση της σειράς με την οποία αναζητούνται οι κόμβοι. Έστω ότι το T_j υποδηλώνει το σήμα που αποστέλεται στον j^{th} κόμβο κατηγορίας του F_2 . Η συνάρτηση που καθορίζει το T_j εξαρτάται από κοινού και από την τρέχουσα είσοδο \mathbf{a} και από το εκμαθημένο διάνυσμα βάρους w_j . Με λειτουργία κωδικοποίησης WTA, οι κόμβοι του F_2 γίνονται ενεργοί σύμφωνα με το μέγεθος του T_j , ξεκινώντας από το μεγαλύτερο. Η γεωμετρική εκδοχή μιας συνάρτησης σήματος επιλογής μέσω διαφορών ορίζει:

$$T_j = (2 - \alpha)M - d(R_j, \mathbf{a}) - \alpha|R_j| \quad (\text{εξ. 5.8.1})$$

Όπου $\alpha \in (0,1)$. Στην παραπάνω εξίσωση, $d(R_j, \mathbf{a}) \equiv d_j$ υποδηλώνει την ευκλείδεια απόσταση από το \mathbf{a} στο R_j . Δηλαδή, $d(R_j, \mathbf{a}) = |R_j \oplus \mathbf{a}| - |R_j|$ όπου $R_j \oplus \mathbf{a}$ είναι το μικρότερο δυνατό πλαίσιο, τέτοιο ώστε να εσωκλείει και το R_j και το \mathbf{a} . Όταν ο j είναι ένας αδέσμευτος κόμβος ισχύει ότι $T_j \equiv T^u$. Επιπλέον για έναν αδέσμευτο κόμβο έχει επισημανθεί παραπάνω ότι $w_{ij} \equiv 1$, επομένως τυπικά ισχύει ότι $|R_j| = M - |w_j| = -M$ και $d(R_j, \mathbf{a}) = |\{\mathbf{a}\}| - |R_j| = M$. Επομένως από την (εξ. 5.8.1) προκύπτει ότι $T^u = (2 - \alpha)M - M + \alpha M = M$.

Για τα πλαίσια R_j που περιέχουν το \mathbf{a} , $d(R_j, \mathbf{a}) = 0$, επομένως $T_j = (2 - \alpha)M - \alpha|R_j|$. Όταν το \mathbf{a} εμπεριέχεται σε ένα ή περισσότερα πλαίσια R_j και $\alpha = 0^+$, οι κόμβοι ενεργοποιούνται κατά τη σειρά του μεγέθους των πλαισίων τους R_j , ξεκινώντας με το μικρότερο. Όταν το \mathbf{a} δεν εμπεριέχεται σε κανένα πλαίσιο και $\alpha = 0^+$, $T_j \cong 2M - d(R_j, \mathbf{a})$ κι ως εκ τούτου οι κόμβοι ενεργοποιούνται κατά σειρά των αποστάσεων από το \mathbf{a} στο R_j , ξεκινώντας από το πλησιέστερο. Στο σχήμα 5.7c για παράδειγμα οι κόμβοι θα ενεργοποιηθούν με την σειρά $j = 2, 1, 3$.

Η αναζήτηση συνεχίζεται έως ότου ο επιλεγμένος κόμβος να κάνει την σωστή πρόβλεψη και ταυτόχρονα να ικανοποιεί το κριτήριο ταιριάσματος της εγρήγορσης. Εάν όλοι οι δεσμευμένοι κόμβοι με $T_j \geq T^u$ επιφέρουν επαναφορά, το δίκτυο επιλέγει έναν προηγουμένως αδέσμευτο κόμβο, ο οποίος μαθαίνει την σωστή πρόβλεψη.

5.8.4.3 Winner-take-all εκμάθηση του ARTMAP

Κατά τη διάρκεια της ταχείας εκμάθησης, με ενεργό τον κόμβο $j = J$, το R_j επεκτείνεται μόλις όσο χρειάζεται για να συμπεριλάβει το \mathbf{a} , δηλαδή το πλαίσιο κατηγορίας αυξάνεται στο $R_j \oplus \mathbf{a}$ (σχήμα 5.7d). Η αύξηση του συνολικού βάρους επομένως, ισούται με την αρχική απόσταση $d_j = d(R_j, \mathbf{a})$. Έτσι, καθώς $\alpha = 0^+$, η επιλογή του πλησιέστερου πλαισίου μέσω της συνάρτησης σήματος T_j είναι ισοδύναμη με την επιλογή του κόμβου όπου τα βάρη θα μεταβληθούν ελάχιστα, ή θα διατηρηθούν περισσότερο. Η παράμετρος επιλογής $\alpha = 0^+$, γι' αυτόν το λόγο, ονομάζεται *συντηρητικό όριο (conservative limit)*. Σε κάθε στάδιο της εκμάθησης, το R_j είναι το μικρότερο πλαίσιο που περιέχει όλα τα σύνολα εκπαίδευσης \mathbf{a} που έχουν κωδικοποιηθεί από την κατηγορία j χωρίς επαναφορά.

Συνοψίζοντας, σε συνθήκες ταχείας εκμάθησης και στο συντηρητικό όριο, μια είσοδος του fuzzy ARTMAP \mathbf{a} επιλέγει τα πλαίσια με τη σειρά, ξεκινώντας από το πλησιέστερο και, εάν το \mathbf{a} περιέχεται σε περισσότερα από ένα πλαίσια, ξεκινώντας από το μικρότερο πλαίσιο το οποίο περιέχει το \mathbf{a} . Ένα προγνωστικό σφάλμα αυξάνει την εγρήγορση όσο απαιτείται για να προκαλέσει επαναφορά. Η αναζήτηση ολοκληρώνεται όταν το επιλεγμένο πλαίσιο κάνει την σωστή πρόβλεψη και ικανοποιεί το κριτήριο ταιριάσματος. Για έναν δεσμευμένο κόμβο, το πλαίσιο αυξάνει έτσι ώστε να εσωκλείσει το \mathbf{a} , ενώ για έναν αδέσμευτο κόμβο δημιουργείται ένα σημειακό πλαίσιο.

5.8.5 Γεωμετρία του distributed ARTMAP

Η γεωμετρική αναπαράσταση του dARTMAP βασίζεται στην γεωμετρία του fuzzy ARTMAP. Με κατανομημένη κωδικοποίηση, οι ενεργοποιήσεις σταθερής κατάστασης y_j στους κόμβους του F_2 μπορούν να πάρουν οποιαδήποτε τιμή εντός του διαστήματος $[0,1]$, εν αντιθέσει με την κωδικοποίηση WTA, όπου παράγονται ενεργοποιήσεις δυαδικής μορφής, δηλαδή 0 ή 1. Έτσι το dARTMAP αντικαθιστά τα απλά πλαίσια κατηγορίας του fuzzy ARTMAP με μια οικογένεια πλαισίων $R_j(y_j)$ με το μικρότερο πλαίσιο $R_j(1)$ να αντιστοιχεί στο R_j . Όπως και με το fuzzy, η γεωμετρία του distributed ARTMAP απεικονίζει τη δυναμική της επιλογής, αναζήτησης και εκμάθησης του κώδικα.

5.8.5.1 Δυναμικά βάρη του distributed ARTMAP

Το βασικό βήμα στον μετασχηματισμό από το fuzzy στο distributed ART στηρίζεται στην αντικατάσταση των παραδοσιακών LTM βαρών w_{ij}/w_{ji} με *δυναμικά βάρη*. Κάθε δυναμικό βάρος είναι μια συνάρτηση της ενεργοποίησης του κόμβου κωδικοποίησης y_j (STM), καθώς κι ενός αφαιρετικού ορίου τ_{ij}/τ_{ji} (LTM). Οι τυπικές αντικαταστάσεις οι οποίες μετατρέπουν έναν fuzzy σε έναν distributed ART αλγόριθμο περιγράφονται ως εξής:

$$w_{ij} \rightarrow [y_j - \tau_{ij}]^+ \quad (\text{εξ. 5.8.2})$$

σε από κάτω προς τα πάνω μονοπάτια και:

$$w_{ji} \rightarrow [y_j - \tau_{ji}]^+ \quad (\text{εξ. 5.8.3})$$

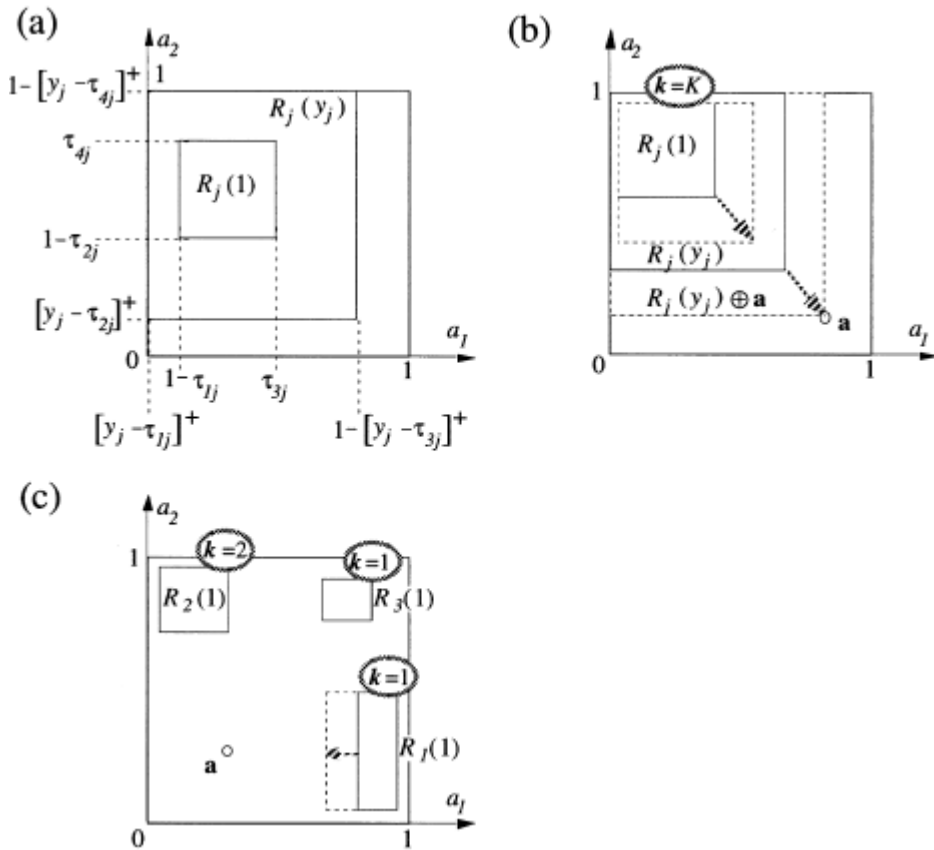
σε από πάνω προς τα κάτω μονοπάτια. Στις παραπάνω εξισώσεις $[\xi]^+ = \max\{\xi, 0\}$ υποδηλώνει τον τελεστή διόρθωσης. Τα LTM όρια τ_{ij} και τ_{ji} , τα οποία αρχικά ισούνται με 0, αυξάνουν προς το ανώτατο όριο του 1 κατά τη διάρκεια της εκμάθησης.

Με κωδικοποίηση WTA και θέτοντας $y_j = 1$ στις εξισώσεις 5.8.2 και 5.8.3, το distributed μειώνεται σε fuzzy ART. Η κωδικοποίηση WTA περιορίζει τις εκμαθημένες αλλαγές σε επεξεργασίες που σχετίζονται με τον μόνο ενεργό κόμβο, σταθεροποιώντας με αυτόν τον τρόπο την μνήμη μέσω της επιβολής ενός ανώτατου ορίου για την συνολική αλλαγή. Με την κατανεμημένη κωδικοποίηση, τα δυναμικά βάρη είναι υπεύθυνα για την οριοθέτηση της συνολικής εκμαθημένης αλλαγής. Ένα δυναμικό βάρος $[y_j - \tau_{ij}]^+$ είναι θετικό μόνο όταν η ενεργοποίηση του κόμβου κωδικοποίησης y_j υπερβαίνει το προσαρμοστικό όριο τ_{ij} . Μόνο τότε ο νόμος εκμάθησης του dART επιτρέπει στο όριο να αυξηθεί. Ο περιορισμός αυτός επιβάλλει ένα ανώτατο όριο στις συνολικές αλλαγές των ορίων: το άθροισμα $\sum_{j=1}^C \Delta\tau_{ij}$ έχει ως ανώτατο όριο το $\sum_{j=1}^C [y_j - \tau_{ij}]^+$, το οποίο με τη σειρά του έχει ως μέγιστη τιμή το 1, εφόσον $|y| = \sum_{j=1}^C y_j = 1$. Απ' την άλλη πλευρά, η χωρητικότητα κωδικοποίησης του κάθε συνόλου ορίων $\{\tau_{i1}, \dots, \tau_{ij}, \dots, \tau_{iC}\}$ περιορίζεται μόνο από τον αριθμό των κόμβων κωδικοποίησης, ο οποίος μπορεί να είναι αυθαίρετα μεγάλος. Με τον τρόπο αυτό, τα δυναμικά βάρη επιτρέπουν στην περιορισμένη χωρητικότητα της STM να επιβάλλει ένα άνω όριο στις προσαρμοστικές αλλαγές ενός συστήματος με LTM απεριόριστη χωρητικότητα, ακόμα κι όταν η ενεργοποίηση του πεδίου κωδικοποίησης είναι πλήρως κατανεμημένη και η ταχεία εκμάθηση προκαλεί όλες τις μεταβλητές να πλησιάζουν ασυμπτωτικά την κάθε αναπαράσταση εισόδου.

5.8.5.2 Πλαίσια κωδικοποίησης και πλαίσια ταιριάσματος του distributed ARTMAP

Εξετάζοντας τη γεωμετρία της δυναμικής του dARTMAP στα πλαίσια της διαδρομής απ' το πεδίο εισόδου F_0 προς το πεδίο κωδικοποίησης F_2 , μια ολόκληρη οικογένεια δυναμικών βαρών $[y_j - \tau_{ij}]^+$ μία για κάθε $y_j \in [0,1]$, αντικαθιστά κάθε απλό βάρος w_{ij} του fuzzy ARTMAP. Επομένως μια αντίστοιχη οικογένεια ένθετων *πλαισίων κωδικοποίησης* $R_j(y_j)$ αντικαθιστά το απλό πλαίσιο κατηγορίας R_j . Το πλαίσιο $R_j(y_j)$ ισούται με το σύνολο των σημείων \mathbf{q} για τα οποία ισχύει ότι $[y_j - \tau_{ij}]^+ \leq q_i \leq 1 - [y_j - \tau_{i+M_j}]^+$ (σχήμα 5.8).

Στο dARTMAP, η επιλογή του αρχικού κώδικα εξαρτάται από τα πλαίσια $R_j(y_j)$, μόνο για την περίπτωση όπου $y_j = 1$: τα μοντέλα δικτύου επαναφέρονται ως μια διαδικασία που σπάει τους ανταγωνιστικούς βρόγχους ανάδρασης του F_2 μέσω του στιγμιαίου επαναυπολογισμού όλων των ενεργοποιήσεων y_j . Επομένως, εφόσον ένα σύστημα CAM διατηρεί ένα μοτίβο ενεργοποίησης \mathbf{y} μέχρι την επόμενη επαναφορά, τα πλαίσια $R_j(1)$ καθορίζουν την διαδοχή των ακοθηκευμένων κωδίκων. Όπως ένα δυναμικό βάρος $[y_j - \tau_{ij}]^+$ είναι τυπικά ισοδύναμο με το βάρος w_{ij} όταν $y_j = 1$, έτσι και το πλαίσιο κωδικοποίησης $R_j(1)$ είναι ισοδύναμο με το R_j . Αφού ο κώδικας \mathbf{y} δημιουργηθεί, τα πλαίσια $R_j(y_j)$ ελέγχουν την δυναμική της αναζήτησης και της εκμάθησης.



Σχήμα 5.8: Η γεωμετρία του distributed ARTMAP, στο συντηρητικό όριο με ταχεία εκμάθηση, μια συνάρτηση σήματος επιλογής μέσω διαφορών και τον κανόνα αυξημένης κλίσης CAM με $\mathbf{p} = \mathbf{1}$. (a) Ένα πλαίσιο κωδικοποίησης $R_j(\mathbf{y}_j)$ αντιπροσωπεύει το συμπληρωματικά κωδικοποιημένο διάνυσμα δυναμικών βαρών, με το $[\mathbf{y}_j - \tau_{ij}]^+$ να αντικαθιστά το βάρος w_{ij} του fuzzy ARTMAP. (b) Εάν ένας καταναμημένος κώδικας πραγματοποιήσει την σωστή πρόβλεψη εξόδου το \mathbf{y} επανα-υπολογίζεται για την ανατεθείσα πίστωση. Έπειτα όλα τα πλαίσια $R_j(\mathbf{y}_j)$ επεκτείνονται μόλις όσο χρειάζεται προκειμένου να συμπεριλάβουν το \mathbf{a} . Το πλαίσιο $R_j(\mathbf{1})$ επεκτείνεται για να συναντήσει το \mathbf{a} μόνο αν $\mathbf{y}_j = \mathbf{1}$. (c) Για το απεικονιζόμενο εδώ σύστημα ο καταναμημένος κώδικας $\mathbf{y} = (\mathbf{0.37}, \mathbf{0.42}, \mathbf{0.21})$ κάνει την σωστή πρόβλεψη $\mathbf{k} = \mathbf{1}$. Μετά την ανατεθείσα πίστωση $\mathbf{y} = (\mathbf{0.64}, \mathbf{0.0}, \mathbf{0.36})$. Το $R_3(\mathbf{y}_3)$ περιλαμβάνει το \mathbf{a} , οπότε ούτε το $R_3(\mathbf{y}_3)$ ούτε το $R_3(\mathbf{1})$ επεκτείνονται κατά την εκμάθηση. Απ' την άλλη, εφόσον η αριστερή γωνία του πλαισίου $R_1(\mathbf{y}_1)$ βρίσκεται σε απόσταση 0.13 μονάδων από το \mathbf{a} , το πλαίσιο $R_1(\mathbf{y}_1)$ επεκτείνεται για να συναντήσει το \mathbf{a} , προκαλώντας το $R_1(\mathbf{1})$ να επεκταθεί επίσης καθώς το τ_{11} αυξάνεται κατά 0.13 μονάδες.

Στο fuzzy ARTMAP, η δυναμική της αναζήτησης κατηγορίας εξαρτάται από τον βαθμό ταιριάσματος μεταξύ των από κάτω προς τα πάνω σημάτων από το πεδίο εισόδου F_0 και των από πάνω προς τα κάτω σημάτων από το πεδίο κατηγορίας F_2 , που υπολογίζεται στο πεδίο ταιριάσματος F_1 . Όταν ο J^{th} κόμβος του F_2 είναι ενεργός, το από πάνω προς τα κάτω σήμα στον i^{th} κόμβο ισούται με w_{ji} . Εφόσον $w_{ji} = w_{ij}$, τα πλαίσια κατηγοριών R_j μπορούν να αντιπροσωπεύσουν την γεωμετρία των από πάνω προς τα κάτω αντιστοιχίσεων όπως επίσης και της από κάτω προς τα πάνω επιλογής κατηγορίας.

Στο dARTMAP, τα από πάνω προς τα κάτω σήματα στο F_1 προέρχονται από το πεδίο F_3 , όπου ο κώδικας \mathbf{y} του F_2 μετασχηματίζεται σ' ένα νέο κανονικοποιημένο διάνυσμα κωδικοποίησης \mathbf{Y} μέσω της καταμέτρησης συμβάντος. Δηλαδή, το Y_j είναι ανάλογο του $c_j y_j$, όπου το βάρος καταμέτρησης c_j αντανακλά το άθροισμα των προηγούμενων

ενεργοποιήσεων y_j κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης (σχήμα 5.6). Το συνολικό σήμα από το F_3 στον i^{th} κόμβο του F_1 είναι το άθροισμα δυναμικών βαρών $\sigma_i(\mathbf{Y}) = \sum_{j=1}^C [Y_j - \tau_{ji}]^+$.

Εφόσον το από πάνω προς τα κάτω σήμα του dARTMAP σ' έναν κόμβο του F_1 εξαρτάται από ολόκληρο τον κατανεμημένο κώδικα και όχι από ένα απλό δυναμικό βάρος, τα πλαίσια κωδικοποίησης $R_j(y_j)$ δεν μπορούν να αναπαραστήσουν την γεωμετρία του ταιριάσματος. Αντ' αυτού, η γεωμετρία της αναζήτησης χαρακτηρίζεται από μια οικογένεια πλαισίων ταιριάσματος (*matching boxes*) $R(\mathbf{Y})$, ένα για κάθε διάνυσμα \mathbf{Y} . Το πλαίσιο ταιριάσματος $R(\mathbf{Y})$ ισούται με το σύνολο των σημείων \mathbf{q} για τα οποία $\sigma_i(\mathbf{Y}) \leq q_i \leq (1 - \sigma_{i+M}(\mathbf{Y}))$ για $(i = 1, \dots, M)$. Με το συνολικό σήμα $\sigma_i(\mathbf{Y})$ στον i^{th} κόμβο του F_1 να αντικαθιστά το w_{ji} , το ταίριασμα και η αναζήτηση του dARTMAP είναι ανάλογες με τις αντίστοιχες διαδικασίες του fuzzy ARTMAP.

5.8.5.3 Εκμάθηση του distributed ARTMAP

Κατά τη διάρκεια της κατανεμημένης εκμάθησης, κάθε πλαίσιο $R_j(y_j)$ που δεν περιλαμβάνει ήδη την είσοδο \mathbf{a} επεκτείνεται τόσο ώστε να συμπεριλάβει το \mathbf{a} (σχήμα 5.8b). Εκτός απ' την περίπτωση της WTA κωδικοποίησης όπου j είναι ο επιλεγμένος κόμβος, το y_j είναι μικρότερο από 1, κάνοντας έτσι το $R_j(y_j)$ μεγαλύτερο από το $R_j(1)$. Στην περίπτωση αυτή, εκτός κι αν το $R_j(1)$ περιέχει αρχικά το \mathbf{a} , το $R_j(1)$ εξακολουθεί να μην περιέχει το \mathbf{a} μετά την εκμάθηση, ακόμα κι αν όλες οι LTM μεταβλητές το φτάνουν ασυμπτωτικά. Η περιορισμένη χωρητικότητα της STM επιτρέπει στα πλαίσια $R_j(1)$ να συντηρούν την χωρητικότητά τους τόσο με ταχεία όσο και με αργή εκμάθηση.

Στο σχήμα 5.8c παρουσιάζεται ένα παράδειγμα όπου, κατά τη στιγμή που παρουσιάζεται η είσοδος \mathbf{a} , τρεις κόμβοι κωδικοποίησης έχουν προηγουμένως δεσμευτεί ($C = 3$). Οι κόμβοι $j = 1$ και $j = 3$ αντιστοιχούν στην τάξη εξόδου $k = 1$ ενώ ο κόμβος $j = 2$ αντιστοιχεί στην τάξη εξόδου $k = 2$. Ο κανόνας αυξημένης κλίσης CAM κατανέμει την ενεργοποίηση y_j και στους τρεις κόμβους, με $1 > y_2 > y_1 > y_3 > 0$. Προτού πραγματοποιηθεί η πρόβλεψη εξόδου, το y_j πολλαπλασιάζεται με το βάρος καταμέτρησης c_j . Το ακόλουθο πεδίο συγκεντρώνει τις κατανεμημένες ενεργοποιήσεις προκειμένου να κάνει μια πρόβλεψη της τάξης εξόδου $k = K'$. Ας υποθέσουμε ότι $K' = K = 1$, δηλαδή ότι το σύστημα προβλέπει σωστά την κλάση εξόδου $k = 1$. Η ανάδραση από το επίπεδο εξόδου F_0^b στο επίπεδο κωδικοποίησης F_2 προχωρά έπειτα στην ανατεθείσα πίστωση, το οποίο περιορίζει την προσαρμογή μόνο σε μονοπάτια από και προς τους κόμβους j που συνδέονται με την σωστή πρόβλεψη K . Η ανατεθείσα πίστωση θα επέτρεπε στα πλαίσια $R_1(y_1)$ και $R_3(y_3)$ να επεκταθούν προς το \mathbf{a} . Στην πραγματικότητα, το $R_3(y_3)$ περιλαμβάνει ήδη το \mathbf{a} . Έτσι, μόνο το $R_1(y_1)$ επεκτείνεται προς το \mathbf{a} , γεγονός που οδηγεί στην αύξηση και του τ_{11} έχοντας ως αποτέλεσμα την επέκταση και του $R_1(1)$ (σχήμα 5.8c).

Σ' ένα δίκτυο dARTMAP πραγματικού χρόνου, τα όρια σε από κάτω προς τα πάνω μονοπάτια από το F_0 στο F_2 προσαρμόζονται σύμφωνα με τον ακόλουθο κατανεμημένο instar νόμο εκμάθησης:

$$\frac{d}{dt} \tau_{ij} = [y_j - \tau_{ij} - A_i]^+ = \left[[y_j - \tau_{ij}]^+ - A_i \right]^+ \quad (\text{εξ. 5.8.4})$$

Η παραπάνω εξίσωση υποδηλώνει ότι το όριο τ_{ij} θα αυξηθεί έως ότου το δυναμικό του βάρους $[y_j - \tau_{ij}]^+$ συρρικνωθεί προς τα κάτω και συναντήσει την είσοδο A_i της δραστηριότητας $F_0 \rightarrow F_2$. Γεωμετρικά, το $R_j(y_j)$ επεκτείνεται προς το $R_j(y_j) \oplus \mathbf{a}$ καθώς τα από κάτω προς τα πάνω όρια $\tau_{ij}, \dots, \tau_{2Mj}$ προς τον j^{th} κόμβο του F_2 αυξάνουν.

Τα όρια σε από πάνω προς τα κάτω μονοπάτια από το F_3 στο F_1 προσαρμόζονται σύμφωνα μ' ένα καταναμεμημένο outstar νόμο εκμάθησης:

$$\frac{d}{dt} \tau_{ji} = [Y_j - \tau_{ji}]^+ (\sigma_i(\mathbf{Y}) - x_i) = [Y_j - \tau_{ji}]^+ [\sigma_i(\mathbf{Y}) - A_i]^+ \quad (\text{εξ. 5.8.5})$$

Από την παραπάνω σχέση προκύπτει ότι το όριο τ_{ji} θα αυξηθεί μέχρι η είσοδος $\sigma_i(\mathbf{Y})$ της δραστηριότητας $F_3 \rightarrow F_1$ συρρικνωθεί προκειμένου να συναντήσει την είσοδο A_i της δραστηριότητας $F_0 \rightarrow F_1$. Η ποσότητα κατά την οποία θα αυξηθεί ένα δεδομένο όριο κατά τη διάρκεια της εκμάθησης εξαρτάται από τη συμβολή του $[Y_j - \tau_{ji}]^+$ στο δυναμικό αθροιστικό βάρος $\sigma_i(\mathbf{Y})$. Συγκεκριμένα, το τ_{ji} παραμένει σταθερό αν $[Y_j - \tau_{ji}]^+ = 0$ δηλαδή αν $Y_j \leq \tau_{ji}$. Γεωμετρικά, το $R(\mathbf{Y})$ αυξάνει προς το $R(\mathbf{Y}) \oplus \mathbf{a}$, καθώς παράλληλα αυξάνει το από πάνω προς τα κάτω όριο τ_{ji} .

Οι τμηματικά γραμμικές εξισώσεις 5.8.4 και 5.8.5 μπορούν να επιλυθούν επακριβώς: οι εξισώσεις ενημέρωσης των ορίων στο βήμα 8 του αλγορίθμου dARTMAP που παρατίθεται σε παρακάτω ενότητα αντιπροσωπεύουν τις λύσεις κλειστής μορφής των διαφορικών εξισώσεων και όχι προσεγγίσεις. Οι λύσεις αυτές ισχύουν για όλες τις αρχικές τιμές και όλους τους ρυθμούς εκμάθησης, συμπεριλαμβανομένου και του ορίου ταχείας εκμάθησης.

5.8.5.4 Κανόνας σήματος του distributed ARTMAP

Το σήμα T_j από το πεδίο εισόδου F_0 του dARTMAP προς τον j^{th} κόμβο του πεδίου κωδικοποίησης F_2 είναι μια συνάρτηση $g_j(S_j, \theta_j)$, όπου η φασική συνιστώσα S_j εξαρτάται από την είσοδο \mathbf{A} , η τονική συνιστώσα θ_j είναι ανεξάρτητη της εισόδου \mathbf{A} , $g_j(0,0) = 0$ και $(\partial g_j / \partial S_j) > (\partial g_j / \partial \theta_j) > 0$ για $S_j > 0$ και $\theta_j > 0$. Οι συνιστώσες S_j και θ_j εξαρτώνται επίσης από τα προσαρμοστικά όρια τ_{ij} σε μονοπάτια από το F_0 στον j^{th} κόμβο του F_2 και από την ενεργοποίηση του κόμβου προορισμού y_j . Καθ' όλη τη διάρκεια της εργασίας θα χρησιμοποιηθεί ο βασικός κανόνας σήματος επιλογής από τη διαφορά τους (*choice-by-difference signal rule*):

$$T_j(y_j) = S_j(y_j) + (1 - \alpha)\theta_j(y_j) \quad (\text{εξ. 5.8.6})$$

με την παράμετρο του κανόνα σήματος (*signal rule parameter*) $\alpha \in (0,1)$. Στην (εξ. 5.8.6) η φασική συνιστώσα καθορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$S_j(y_j) = \sum_{i=1}^{2M} A_i \wedge [y_j - \tau_{ij}]^+ \quad (\text{εξ. 5.8.7})$$

ενώ η τονική συνιστώσα καθορίζεται από τη σχέση:

$$\theta_j(y_j) = \sum_{i=1}^{2M} \tau_{ij} \wedge y_j \quad (\text{εξ. 5.8.8})$$

όπου όπως έχει αναφερθεί και προηγουμένως $a \wedge b = \min\{a, b\}$.

Αρχικά, ο ορισμός του T_j φαίνεται να είναι κυκλικός: η συνάρτηση σήματος που καθορίζει τον κώδικα \mathbf{y} εμφανίζεται να εξαρτάται επίσης από το \mathbf{y} . Υπενθυμίζεται, ωστόσο, ότι το dARTMAP επαναφέρεται στιγμιαία θέτοντας $y_j = 1$. Επομένως η CAM στο F_2 καθορίζεται εν τέλει από τις τιμές $T_j(1)$ εκείνη την χρονική στιγμή και ο προκύπτων αποθηκευμένος κώδικας \mathbf{y} έπειτα παραμένει σταθερός μέχρι την επόμενη επαναφορά. Μεταξύ των επαναφορών, τα σήματα $T_j(y_j)$ ελέγχουν τους εσωτερικούς υπολογισμούς που υπόκεινται στις λειτουργίες της κατανεμημένης αναζήτησης και εκμάθησης. Εφόσον $|\mathbf{y}| = 1$, οι ενεργοί κόμβοι του F_2 αναπαριστούν ένα συγκεντρωμένο υποσύνολο της συνολικής χωρητικότητας του πεδίου, η οποία μπορεί να είναι αυθαίρετα μεγάλη. Αντίστοιχα, το σήμα $T_j(y_j)$ μεταξύ των επαναφορών είναι, κατά μέσο όρο, ένα μικρό κλάσμα του $T_j(1)$.

Σε γεωμετρικούς όρους,

$$T_j(1) = (2 - \alpha)M - d(R_j(1), \mathbf{a}) - \alpha|R_j(1)| \quad (\text{εξ. 5.8.9})$$

όπως στην (εξ. 5.8.1). Ως εκ τούτου, ο κανόνας σήματος ευνοεί κόμβους με μικρά πλαίσια κωδικοποίησης ($|R_j| \cong 0$) τα οποία είναι κοντά στην είσοδο \mathbf{a} ($d(R_j(1), \mathbf{a}) \cong 0$). Στο συντηρητικό όριο, όπου $\alpha = 0^+$, το σύστημα επιδιώκει κυρίως να ελαχιστοποιεί την απόσταση από το \mathbf{a} στο $R_j(1)$. Στην περίπτωση αυτή, το μέγεθος του $R_j(1)$ χρησιμοποιείται μόνο για την περίπτωση όπου υπάρχουν ισοβαθμίες, κυρίως δηλαδή όταν το \mathbf{a} περιέχεται σε περισσότερα από ένα πλαίσιο.

5.8.5.5 Κανόνας CAM του distributed ARTMAP

Ο κανόνας CAM που καθορίζει την ενεργοποίηση του dARTMAP στο πεδίο κωδικοποίησης προσεγγίζει την απόκριση σταθερής κατάστασης που θα είχε ένα πεδίο ανταγωνιστικών κόμβων με διάνυσμα εισόδου της $F_0 \rightarrow F_2$ το $\mathbf{T}(1)$, υπολογισμένη κατά την στιγμή της επαναφοράς. Γενικά το j^{th} στοιχείο του κώδικα \mathbf{y} του πεδίου F_2 καθορίζεται από μία συνάρτηση $y_j = f_j(T_1, \dots, T_C)$ με $\partial f_j / \partial T_j \geq 0$ και $T_j = T_j(1)$ την στιγμή της επαναφοράς. Στον αλγόριθμο που θα παρουσιαστεί στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθεί ο κανόνας αυξημένης κλίσης CAM στον οποίον η ενεργοποίηση υπολογίζεται βάσει της (εξ. 5.8.9) αναδιαταγμένης δίνοντάς μας την ακόλουθη σχέση:

$$(2 - \alpha)M - T_j(1) = d(R_j(1), \mathbf{a}) + \alpha|R_j(1)| \quad (\text{εξ. 5.8.10})$$

Σ' ένα δίκτυο πραγματικού χρόνου, οι δεσμευμένοι κόμβοι ανταγωνίζονται με τους αδέσμευτους για την ενεργοποίηση του πεδίου κωδικοποίησης. Στον παρακάτω αλγόριθμο του dARTMAP, ένας δεσμευμένος κόμβος j επιτρέπεται να ενεργοποιηθεί μόνο όταν το $T_j(1)$ είναι τουλάχιστον όσο μεγάλο είναι το σήμα T^u το οποίο θα έπρεπε να αποσταλεί σ' έναν αδέσμευτο κόμβο, όπου για όλα τα όρια ισχύει $\tau_{ij} = 0$. Το φασικό σήμα σ' έναν αδέσμευτο κόμβο j είναι $S_j(1) = |\mathbf{A}| = M$ [εξ. 5.8.7] και το τονικό σήμα είναι $\theta_j(1) = 0$ [εξ. 5.8.8], επομένως το συνολικό σήμα είναι $T_j(1)|_{\tau_{ij}=0} \equiv T^u = M$ [εξ. 5.8.6]. Για μια δεδομένη είσοδο \mathbf{a} , το σύνολο δεικτών CAM $\mathbf{A} = \{j = 1, \dots, C: T_j(1) \geq T^u\}$ υποδηλώνει τους κόμβους του F_2 που μπορεί να ενεργοποιηθούν κατά την κατανεμημένη εκμάθηση. Από την συνάρτηση σήματος [εξ. 5.8.6] προκύπτει ότι $T_j(1) \geq (1 - \alpha)M = (1 - \alpha)T^u$. Αυτό δείχνει ότι μικρότερες τιμές του α προδιαθέτουν το δίκτυο να ενεργοποιήσει μεγαλύτερο

αριθμό δεσμευμένων κόμβων κατά τη διάρκεια της κατανεμημένης κωδικοποίησης. Στο συντηρητικό όριο, όπου $\alpha = 0^+$, $T_j(1) \cong S_j(1) + \Theta_j(1) \geq T^u$, επομένως $\Lambda = \{1, \dots, C\}$ και η ενεργοποίηση κατανέμεται σε όλους τους δεσμευμένους κόμβους.

Στο συντηρητικό όριο, ο κανόνας CAM αυξημένης κλίσης μπορεί να απεικονιστεί γεωμετρικά όπως αναλύεται στην συνέχεια.

- a) Εάν η είσοδος \mathbf{a} δεν περιλαμβάνεται σε κανένα πλαίσιο $R_j(1)$, $(2 - \alpha)M - T_j(1) \cong d(R_j(1), \mathbf{a})$ για όλα τα j . Τότε θα ισχύει ότι:

$$y_j \cong \begin{cases} \frac{1}{1 + \sum_{\lambda \in \Lambda} \frac{[d(R_j(1), \mathbf{a})]^p}{[d(R_\lambda(1), \mathbf{a})]^p}}, & j \in \Lambda \\ 0, & j \notin \Lambda \end{cases} \Rightarrow \quad (\text{εξ. 5.8.11})$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \Lambda = \{j\} \\ \frac{\prod_{\mu \in \Lambda, \mu \neq j} d(R_\mu(1), \mathbf{a})^p}{\sum_{\lambda \in \Lambda} \prod_{\mu \in \Lambda, \mu \neq \lambda} d(R_\mu(1), \mathbf{a})^p}, & |\Lambda| \geq 2 \text{ και } j \in \Lambda \\ 0, & j \notin \Lambda \end{cases}$$

όπου η δύναμη p είναι μεγαλύτερη από 0 (σχήμα 5.9a).

- b) Εάν το \mathbf{a} εμπεριέχεται σε τουλάχιστον ένα πλαίσιο $R_j(1)$, $(2 - \alpha)M - T_j(1) = \alpha |R_j(1)|$ για αυτά τα πλαίσια. Στην περίπτωση αυτή, ορίζεται το σύνολο $\Lambda' \equiv \Lambda \cap \{j: \mathbf{a} \in R_j(1)\}$.

- i. Αν $|R_j(1)| > 0 \forall j \in \Lambda'$, τότε έχουμε:

$$y_j \cong \begin{cases} \frac{1}{1 + \sum_{\lambda \in \Lambda'} \frac{[|R_j(1)|]^p}{[|R_\lambda(1)|]^p}}, & j \in \Lambda' \\ 0, & j \notin \Lambda' \end{cases} \Rightarrow \quad (\text{εξ. 5.8.12})$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \Lambda' = \{j\} \\ \frac{\prod_{\mu \in \Lambda', \mu \neq j} |R_\mu(1)|^p}{\sum_{\lambda \in \Lambda'} \prod_{\mu \in \Lambda', \mu \neq \lambda} |R_\mu(1)|^p}, & |\Lambda'| \geq 2 \text{ και } j \in \Lambda' \\ 0, & j \notin \Lambda' \end{cases}$$

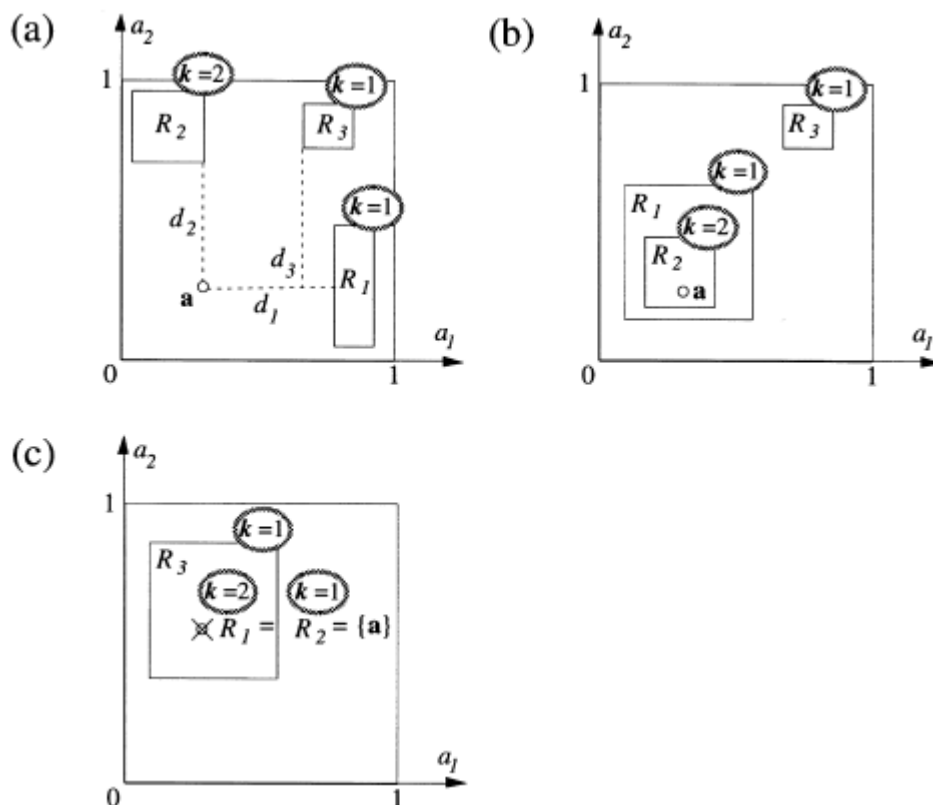
(σχήμα 5.9b).

- ii. Αν $|R_j(1)| = 0$ για κάποια $j \in \Lambda'$, τότε $(2 - \alpha)M - T_j(1) = 0$ γι' αυτά τα πλαίσια, τα οποία είναι σημειακά. Στην περίπτωση αυτήν, ορίζεται το σύνολο $\Lambda'' = \Lambda' \cap \{j: R_j(1) = \{\mathbf{a}\}\}$. Τότε θα έχουμε:

$$y_j = \begin{cases} \frac{1}{|\Lambda''|}, & j \in \Lambda'' \\ 0, & j \notin \Lambda'' \end{cases} \quad (\text{εξ. 5.8.13})$$

όπου $|\Lambda''|$ ο αριθμός των στοιχείων του συνόλου Λ'' (σχήμα 5.9c).

Αξίζει να επισημανθεί στο σημείο αυτό ότι το σύνολο Λ'' περιέχει δείκτες μόνο σημειακών πλαισίων της τρέχουσας εισόδου \mathbf{a} . Ο κανόνας εντοπισμού ταιριάσματος, $MT-$, επιτρέπει τη δημιουργία δύο ή περισσότερων ταυτοτικών πλαισίων $R_j(1) = \{\mathbf{a}\}$. Αυτό δίνει στο δίκτυο τη δυνατότητα να κωδικοποιεί ασυνεπείς περιπτώσεις, όπου ταυτοτικά διανύσματα εκπαίδευσης συνδέονται με διαφορετικές προβλέψεις εξόδου.



Σχήμα 5.9: Ο κανόνας CAM αυξημένης κλίσης στο συντηρητικό όριο με $\mathbf{p} = \mathbf{1}$. (a) Αν το \mathbf{a} δεν περιέχεται σε κανένα πλαίσιο $R_j(1)$, τότε το \mathbf{y} είναι μια συνάρτηση των αποστάσεων από το \mathbf{a} σε κάθε πλαίσιο. Στο εικονιζόμενο παράδειγμα, $\Lambda = \{1, 2, 3\}$ και $\mathbf{d}_1 = \mathbf{0}, 49$, $\mathbf{d}_2 = \mathbf{0}, 44$ και $\mathbf{d}_3 = \mathbf{0}, 85$. Συνεπώς $\mathbf{y} \cong (\mathbf{0}, 37, \mathbf{0}, 42, \mathbf{0}, 21)$, όπως στο σχήμα 5.8c. Η κωδικοποίηση συγκλίνει σε WTA καθώς το \mathbf{a} προσεγγίζει ένα πλαίσιο, καθώς $\mathbf{d}(R_j(1), \mathbf{a}) \rightarrow \mathbf{0}$ στην (εξ. 5.8.11). (b) Εάν το \mathbf{a} περιέχεται σε ένα ή περισσότερα πλαίσια $R_j(1)$, οι αντίστοιχες ενεργοποιήσεις επικρατούν στον αποθηκευμένο κώδικα, ανάλογα με το μέγεθος των πλαισίων. Στο παραπάνω παράδειγμα, $\Lambda' = \{1, 2\}$, $|R_1(1)| = \mathbf{0}, 96$ και $|R_2(1)| = \mathbf{0}, 53$. Έτσι, $\mathbf{y} = (\mathbf{0}, 36, \mathbf{0}, 64, \mathbf{0}, 0)$. Η κωδικοποίηση συγκλίνει σε WTA καθώς ένα απ' αυτά τα πλαίσια συρρικνώνονται προς το σημειακό πλαίσιο $\{\mathbf{a}\}$, εφόσον $|R_j(1)| \rightarrow \mathbf{0}$ στην (εξ. 5.8.12). (c) Αν το \mathbf{a} είναι ταυτοτικό με ένα ή περισσότερα σημειακά πλαίσια, οι αντίστοιχες ενεργοποιήσεις επικρατούν στον αποθηκευμένο κώδικα. Στο παράδειγμα ισχύει ότι $\Lambda' = \{1, 2, 3\}$ και $\Lambda'' = \{1, 2\}$. Επομένως $\mathbf{y} = (\mathbf{0}, 5, \mathbf{0}, 5, \mathbf{0}, 0)$, όπως καθορίζεται από την (εξ. 5.8.13).

5.8.6 Αλγόριθμος του distributed ARTMAP

Στην γενική περίπτωση, το dARTMAP μαθαίνει να προβλέπει ένα τυχαίο διάνυσμα αποτελέσματος $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_k, \dots, b_L)$, δεδομένου ενός διανύσματος εισόδου $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_M)$. Ο συγκεκριμένος παρακάτω αλγόριθμος του dARTMAP εξετάζει την ειδική περίπτωση των προβλημάτων ταξινόμησης, η οποία θέτει ένα στοιχείο $b_k = 1$, τοποθετώντας παράλληλα την είσοδο \mathbf{a} στην κλάση εξόδου K . Η αποδέσμευση της διαδικασίας αναζήτησης θέτοντας $\rho \equiv 0$, μετατρέπει τον αλγόριθμο σ' έναν τύπο κατανεμημένου συστήματος ανταγωνιστικής εκμάθησης. Ο πλήρης αλγόριθμος του dARTMAP μειώνεται στην έκδοση του ARTMAP-IC όταν η κωδικοποίηση F_2 παραμένει κατανεμημένη κατά τη διάρκεια των δοκιμών, αλλά είναι WTA κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος μειώνεται περαιτέρω στο fuzzy ARTMAP όταν η κωδικοποίηση είναι WTA κατά τη διάρκεια και των δοκιμών και της εκπαίδευσης.

Ένα πλήρες σύστημα dARTMAP μπορεί να εφαρμοσθεί ως ένα δίκτυο πραγματικού χρόνου με τοπικούς υπολογισμούς. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ένα περιορισμένο σύνολο αναγκαίων μεταβλητών (Πίνακας 5.1), εξαλείφοντας τους υπολογισμούς που γίνονται διαθέσιμοι στην περίπτωση της ταξινόμησης των εξόδων. Στον Πίνακα 5.2 καταγράφονται οι παράμετροι του συστήματος, μαζί με το εύρος τους καθώς και τις προκαθορισμένες τους τιμές. Τέλος, κάθε είσοδος του dART_a κωδικοποιείται συμπληρωματικά, με $0 \leq a_i \leq 1$, επομένως $\mathbf{I} = \mathbf{A} = (\mathbf{a}, \mathbf{a}^c)$.

Πίνακας 5.1: Μεταβλητές του dARTMAP

STM		LTM		Σήματα	
x_i	F_1 , ταίριασμα	τ_{ij}	$F_0 \rightarrow F_2$	T_j , Συνολικό (S_j , Φασικό	$F_0 \rightarrow F_2$ θ_j , Τονωτικό)
y_j	F_2 , κωδικοποίηση	c_j	$F_2 \rightarrow F_3$	σ_i ,	$F_3 \rightarrow F_1$
Y_j	F_3 , καταμέτρηση	τ_{ji}	$F_3 \rightarrow F_1$	σ_k ,	$F_3 \rightarrow F_0^{ab}$

$i = 1, \dots, 2M, j = 1, \dots, C, k = 1, \dots, L$

5.8.6.1 Εκπαίδευση του distributed ARTMAP

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του dARTMAP, τα ζεύγη εισόδου $(\mathbf{a}^{(1)}, \mathbf{b}^{(1)})$, $(\mathbf{a}^{(2)}, \mathbf{b}^{(2)})$, ..., $(\mathbf{a}^{(n)}, \mathbf{b}^{(n)})$, ... παρουσιάζονται για ίσα χρονικά διαστήματα. Πριν την εκπαίδευση, όλες οι μεταβλητές LTM έχουν οριστεί ίσες με το 0 (Πίνακας 5.3).

Βήμα 1^ο — Πρώτη επανάληψη: $n = 1$

$$\text{Διάνυσμα εισόδου} — A_i = \begin{cases} a_i^{(1)} & , 1 \leq i \leq M \\ 1 - a_i^{(1)} & , M + 1 \leq i \leq 2M \end{cases}$$

Διάνυσμα εξόδου — K είναι η στοχευόμενη κλάση εξόδου, με $b_K^{(1)} = 1$.

Επίσης έχουμε τις εξής αρχικοποιήσεις: $C = 1, y_1 = 1, Y_1 = 1, \sigma_i = 1$ ($i = 1, \dots, 2M$) και $\kappa(1) = K$.

Πήγαινε στο **Βήμα 8^ο — Συντονισμός**.

Πίνακας 5.2: Παράμετροι

	Παράμετρος	Εύρος	Αρχικές τιμές
Στοιχεία εισόδου F_0	i	$i = 1, \dots, 2M$	
Αριθμός δεσμευμένων κόμβων του F_2	C		
Κόμβοι κωδικοποίησης του F_2	j	$j = 1, \dots, C$	
Κλάσεις εξόδου	k	$k = 1, \dots, L$	
Σήμα $F_0 \rightarrow F_2$ στους αδέσμευτους κόμβους	T^u	$T_j(1) _{\tau_{ij}=0}$	M
Στην κατανεμημένη λειτουργία, το σύνολο των δεικτών των κόμβων του F_2 που ενεργοποιούνται απ' τον κανόνα CAM	Λ	$\subseteq \{1, \dots, C\}$	
Στην WTA λειτουργία, ο δείκτης του μοναδικού ενεργού κόμβου	J	$j = 1, \dots, C$	
Σωστή κλάση εξόδου	K	$k = 1, \dots, L$	
Προβλεπόμενη κλάση εξόδου	K'	$k = 1, \dots, L$	
Συσχετισμός μεταξύ του κόμβου κωδικοποίησης j και της κλάσης εξόδου k	$\kappa(j) = k$	$k = 1, \dots, L$	
Σύνολο refractory δεικτών του F_2	Δ	$\subseteq \{1, \dots, C\}$	
Παράμετρος του κανόνα σήματος	α	$(0,1)$	$\alpha = 0.01$
Δύναμη του κανόνα CAM	p	$(0, \infty)$	$p = 1$
Συχνότητα εκμάθησης	β	$[0,1]$	$\beta = 1$
Match tracking	ϵ	$ \epsilon $ μικρό	$\epsilon = -0.001$ (MT -)
Αρχική εγρήγορση του dART _a	$\bar{\rho}$	$[0,1]$	$\bar{\rho} = 0$
Εγρήγορση του dART _a	ρ	$[\bar{\rho}, 1]$	

Βήμα 2^ο — Επαναφορά: Νέα STM σταθερής κατάστασης στα πεδία κωδικοποίησης F_2 και F_3

Σήμα $F_0 \rightarrow F_2$ — Για $j = 1, \dots, C$:

$$\text{Φασικό} — S_j = \sum_{i=1}^{2M} A_i \wedge (1 - \tau_{ij})$$

$$\text{Τονωτικό} — \theta_j = \sum_{i=1}^{2M} \tau_{ij}$$

$$\text{Συνολικό} — T_j = \begin{cases} S_j + (1 - \alpha)\theta_j, & j \notin \Delta \\ 0, & j \in \Delta \end{cases}$$

Το σύνολο δεικτών του κανόνα CAM ορίζεται ως $\Lambda \equiv \{j = 1, \dots, C: T_j \geq T^u\}$.

Πίνακας 5.3: Αρχικές τιμές των μεταβλητών LTM

$F_0 \rightarrow F_2$	Όριο	$\tau_{ij} = \mathbf{0}$
$F_2 \rightarrow F_3$	Μετρητής	$c_j = \mathbf{0}$
$F_3 \rightarrow F_1$	Όριο	$\tau_{ji} = \mathbf{0}$

- a) **Αν το δίκτυο είναι σε καταναμημένη λειτουργία κωδικοποίησης:** Οι κόμβοι του F_2 ενεργοποιούνται σύμφωνα με τον κανόνα CAM αυξημένης κλίσης.

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_2 —

- i) Εάν $(2 - \alpha)M - T_j > 0 \forall j \in \Lambda$, τότε:

$$y_j = f_j(T_1, \dots, T_C) \equiv \begin{cases} \frac{1}{1 + \sum_{\lambda \in \Lambda, \lambda \neq j} \left[\frac{(2 - \alpha)M - T_j}{(2 - \alpha)M - T_\lambda} \right]^p}, & j \in \Lambda \\ 0, & j \notin \Lambda \end{cases}$$

- ii) **Περίπτωση σημειακού πλαισίου:** Αν $(2 - \alpha)M - T_j = 0$ για κάποια $j \in \Lambda$, τότε ορίζεται το σύνολο δεικτών $\Lambda'' = \{j \in \Lambda : (2 - \alpha)M - T_j = 0\}$. Τότε θα έχουμε:

$$y_j = \begin{cases} \frac{1}{|\Lambda''|}, & j \in \Lambda'' \\ 0, & j \notin \Lambda'' \end{cases}$$

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_3 —

$$Y_j = \frac{c_j y_j}{\sum_{\lambda=1}^C c_\lambda y_\lambda} \quad (j = 1, \dots, C)$$

Σήμα $F_3 \rightarrow F_1$ —

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^C [Y_j - \tau_{ji}]^+ \quad (i = 1, \dots, 2M)$$

- b) **Αν το δίκτυο είναι σε λειτουργία κωδικοποίησης WTA:** Μόνο ένας κόμβος του F_2 , με $j = J$, ενεργοποιείται.

- i) **Δεσμευμένος κόμβος:** Αν $\Lambda \neq \emptyset$, τότε θέτουμε J τον μικρότερο δείκτη j , τέτοιο ώστε $T_J = \max_{j \in \Lambda} \{T_j\}$.

Αδέσμευτος κόμβος: Αν $\Lambda = \emptyset$, τότε τίθεται $J = C + 1$. Ο κόμβος J γίνεται έπιετα ο μόλις δεσμευμένος κόμβος, ενώ παράλληλα αυξάνεται το C κατά 1 και ορίζεται $\kappa(J) = K$.

- ii) **Ενεργοποίηση στα πεδία F_2 και F_3 —**

$$y_j = Y_j = \begin{cases} 1, & j = J \\ 0, & j \neq J \end{cases}$$

iii) Σήμα $F_3 \rightarrow F_1$ —

$$\sigma_i = (1 - \tau_{ji}) \quad (i = 1, \dots, 2M)$$

iv) Προσθήκη του J στο σύνολο δεικτών refractory κόμβων Δ.

Βήμα 3° — Επαναφορά ή πρόβλεψη: Έλεγχος του κριτηρίου ταιριάσματος του πεδίου F_1

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_1 —

$$x_i = A_i \wedge \sigma_i \quad (i = 1, \dots, 2M)$$

a) **Αναντιστοιχία στο πεδίο F_1 :** Εάν $\frac{1}{M} \sum_{i=1}^{2M} x_i < \rho$, μετατροπή του κώδικα σε λειτουργία WTA και μετάβαση στο **Βήμα 2° — Επαναφορά.**

b) **Αντιστοιχία στο πεδίο F_1 :** Εάν $\frac{1}{M} \sum_{i=1}^{2M} x_i \geq \rho$, μετάβαση στο **Βήμα 4° — Πρόβλεψη.**

Βήμα 4° — Πρόβλεψη:

a) **Αν το δίκτυο είναι σε κατανεμημένη λειτουργία κωδικοποίησης,** το σήμα $F_3 \rightarrow F_0^{ab}$ καθορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$\sigma_k = \begin{cases} \sum_{\substack{j=1 \\ \kappa(j)=k}}^c Y_j, & \text{αν } \kappa(j) = k \text{ για κάποια } j \\ 0 & , \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (k = 1, \dots, L)$$

Θέτουμε K' τον μικρότερο δείκτη k τέτοιο ώστε $\sigma_{K'} = \max\{\sigma_k\}$.

b) **Αν το δίκτυο είναι σε WTA λειτουργία κωδικοποίησης,** τότε θεωρούμε $K' = \kappa(J)$.

Βήμα 5° — Εντοπισμός ταιριάσματος ή συντονισμός: Έλεγχος της πρόβλεψης της κλάσης εξόδου

a) **Εσφαλμένη πρόβλεψη:** Εάν $K' \neq K$, μετάβαση στο **Βήμα 6° — Εντοπισμός ταιριάσματος.**

b) **Σωστή πρόβλεψη:** Εάν $K' = K$, και το δίκτυο βρίσκεται σε κατανεμημένη λειτουργία, μετάβαση στο **Βήμα 7° — Ανατεθείσα πίστωση.**

Στην περίπτωση που $K' = K$ και το δίκτυο βρίσκεται σε WTA λειτουργία κωδικοποίησης, μετάβαση στο **Βήμα 8° — Συντονισμός.**

Βήμα 6° — Εντοπισμός ταιριάσματος: Αύξηση της παραμέτρου εγρήγορσης ρ σε βαθμό τέτοιο ώστε να προκληθεί επαναφορά του dART_a. Έτσι τίθεται

$$\rho = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{2M} x_i + \epsilon$$

Επαναφορά σε λειτουργία WTA μετάβαση στο **Βήμα 2° — Επαναφορά.**

Βήμα 7^ο — Ανατεθείσα πίστωση: Βραχυκυκλώνονται όλοι οι κόμβοι του F_2 που δεν προβλέπουν την σωστή κλάση εξόδου K , μέσω των διασυνδέσεων credit assignment $F_0^b \rightarrow F_2$. Γίνεται ξανά κανονικοποίηση στα πεδία F_2 και F_3 ενώ επανα-υπολογίζεται το σήμα της δραστηριότητας $F_3 \rightarrow F_1$ σ_i . Επομένως θα ισχύουν τα ακόλουθα:

Βραχυκύκλωμα στο πεδίο F_2 —

$$\bar{y}_j = \begin{cases} y_j, \kappa(j) = K \\ 0, \kappa(j) \neq K \end{cases}$$

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_2 —

$$y_j = \frac{\bar{y}_j}{\sum_{\lambda=1}^C \bar{y}_\lambda}$$

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_3 —

$$Y_j = \frac{c_j y_j}{\sum_{\lambda=1}^C c_\lambda y_\lambda}$$

Σήμα $F_3 \rightarrow F_1$ —

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^C [Y_j - \tau_{ji}]^+ \quad (i = 1, \dots, 2M)$$

Βήμα 8^ο — Συντονισμός: Για $i = 1, \dots, 2M$ και $j = 1, \dots, C$:

Αποθήκευση των παλαιών τιμών—

$$\tau_{ij}^{old} = \tau_{ij}, \quad c_j^{old} = c_j, \quad \tau_{ji}^{old} = \tau_{ji}$$

Αύξηση των ορίων $F_0 \rightarrow F_2$ (κατανεμημένο instar) —

$$\tau_{ij} = \tau_{ij}^{old} + \beta [y_j - \tau_{ij}^{old} - A_i]^+$$

Αύξηση των βαρών στιγμιαίας καταμέτρησης $F_2 \rightarrow F_3$ —

$$c_j = c_j^{old} + y_j$$

Αύξηση των ορίων $F_3 \rightarrow F_1$ (κατανεμημένο outstar) —

$$\tau_{ji} = \tau_{ji}^{old} + \beta \frac{[\sigma_i - A_i]^+}{\sigma_i} [Y_j - \tau_{ji}^{old}]^+$$

Επαναφορά του συνόλου των refractory κόμβων — $\Delta = \emptyset$

Ανάκτηση της αρχικής τιμής εγρήγορσης του ART_a — $\rho = \bar{\rho}$.

Βήμα 9^ο — Επόμενη επανάληψη: Αύξηση του n κατά 1

$$\text{Νέα είσοδος} \text{ — } A_i = \begin{cases} a_i^{(n)}, & 1 \leq i \leq M \\ 1 - a_i^{(n)}, & M + 1 \leq i \leq 2M \end{cases}$$

Νέα έξοδος — K είναι η στοχευόμενη κλάση εξόδου, με $b_K^{(n)} = 1$.

Επαναφορά του κώδικα σε κατανεμημένη λειτουργία.

Μετάβαση στο **Βήμα 2^ο — Επαναφορά.**

5.8.6.2 Δοκιμή του distributed ARTMAP

Κατόπιν της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου ακολουθεί η διαδικασία της πρόβλεψης, η οποία εν τέλει θα καθορίσει και τον βαθμό της αποτελεσματικότητας του νευρωνικού δικτύου. Έτσι στην διαδικασία πρόβλεψης θα ακολουθήσουμε τον παρακάτω αλγόριθμο.

Βήμα 1^ο – Διάνυσμα δοκιμής n:

$$\text{Διάνυσμα εισόδου} - A_i = \begin{cases} a_i^{(n)}, & 1 \leq i \leq M \\ 1 - a_i^{(n)}, & M + 1 \leq i \leq 2M \end{cases}$$

Κλάση εξόδου — K είναι η επιθυμητή κλάση εξόδου για το δεδομένο διάνυσμα εισόδου

Βήμα 2^ο — Επαναφορά: Νέες μεταβλητές STM σταθερής κατάστασης στα πεδία κωδικοποίησης F_2 και F_3 .

Σήμα $F_0 \rightarrow F_2$ — Για $j = 1, \dots, C$:

$$\text{Φασικό} - S_j = \sum_{i=1}^{2M} A_i \wedge (1 - \tau_{ij})$$

$$\text{Τονωτικό} - \theta_j = \sum_{i=1}^{2M} \tau_{ij}$$

$$\text{Συνολικό} - T_j = S_j + (1 - \alpha)\theta_j$$

Το σύνολο δεικτών του κανόνα CAM ορίζεται ως $\Lambda \equiv \{j = 1, \dots, C: T_j \geq T^u\}$.

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_2 —

i) Εάν $(2 - \alpha)M - T_j > 0 \forall j \in \Lambda$, τότε:

$$y_j = f_j(T_1, \dots, T_C) \equiv \begin{cases} \frac{1}{1 + \sum_{\lambda \in \Lambda, \lambda \neq j} \left[\frac{(2 - \alpha)M - T_j}{(2 - \alpha)M - T_\lambda} \right]^p}, & j \in \Lambda \\ 0, & j \notin \Lambda \end{cases}$$

ii) Περίπτωση σημειακού πλαισίου: Αν $(2 - \alpha)M - T_j = 0$ για κάποια $j \in \Lambda$, τότε έστω $\Lambda'' = \{j \in \Lambda: (2 - \alpha)M - T_j = 0\}$. Τότε θα έχουμε:

$$y_j = \begin{cases} \frac{1}{|\Lambda''|}, & j \in \Lambda'' \\ 0, & j \notin \Lambda'' \end{cases}$$

Ενεργοποίηση στο πεδίο F_3 —

$$Y_j = \frac{c_j y_j}{\sum_{\lambda=1}^C c_\lambda y_\lambda} \quad (j = 1, \dots, C)$$

Βήμα 3° — Πρόβλεψη:

Σήμα $F_3 \rightarrow F_0^{ab}$ —

$$\sigma_k = \begin{cases} \sum_{\substack{j=1 \\ \kappa(j)=k}}^c Y_j, & \text{αν } \kappa(j) = k \text{ για κάποια } j \\ 0 & \text{, αλλιώς} \end{cases} \quad (k = 1, \dots, L)$$

Έστω K' ο μικρότερος δείκτης k για τον οποίο ισχύει $\sigma_{K'} = \max\{\sigma_k\}$.

Βήμα 4° — Αξιολόγηση:

Η πρόβλεψη προσμετρείται ως σωστή εάν $K' = K$.

Είναι εμφανές ότι στην πρόβλεψη ακολουθείται το κομμάτι μόνο της κατανεμημένης διαδικασίας εκμάθησης όπως είχε αναφερθεί και σε προηγούμενες ενότητες.

Κεφάλαιο 6

Προσομοίωση πραγματικών δεδομένων

6.1 Εισαγωγή

Εφόσον ολοκληρώθηκε όλο το θεωρητικό μέρος της εργασίας, το οποίο είναι και το υπόβαθρο για την περαιτέρω κατανόηση της χρήσης των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, ακολουθεί το πρακτικό μέρος. Σ' αυτό το κεφάλαιο θα παρατεθούν όλα τ' αποτελέσματα από τις προσομοιώσεις πραγματικών δεδομένων τόσο του αρχικού αλγορίθμου όσο και των τροποποιήσεων αυτού προκειμένου να προκύψει όσο δυνατόν μικρότερο σφάλμα αιολικής παραγωγής.

Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία αφορούσαν το σύνολο των αιολικών πάρκων της Πελοποννήσου, σε μία προσπάθεια για περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής με τη χρήση του νευρωνικού δικτύου distributed Artmap. Στην προσπάθεια αυτήν χρησιμοποιήθηκαν αριθμητικά δεδομένα καιρού από το **SKIRON**, όπως επίσης και πραγματικές μετρήσεις της αιολικής παραγωγής των προς μελέτη αιολικών πάρκων.

Στον αρχικό αλγόριθμο έγιναν αρκετές παρεμβάσεις, καθώς υπήρξαν αρκετοί παράγοντες που λειτούργησαν ανασταλτικά στην αξιοπιστία των προβλέψεων καθώς και την μείωση του σφάλματος, όπως η παλινδρομικότητα του ανέμου και η ανομοιόμορφη κατανομή των δεδομένων. Επομένως θα γίνει αρχικά παράθεση των αποτελεσμάτων του αρχικού αλγορίθμου, αλλάζοντας μόνο τις αρχικές παραμέτρους και εν συνεχεία θα ακολουθήσουν τα αποτελέσματα όλων των παραλλαγών του τροποποιημένου αλγορίθμου.

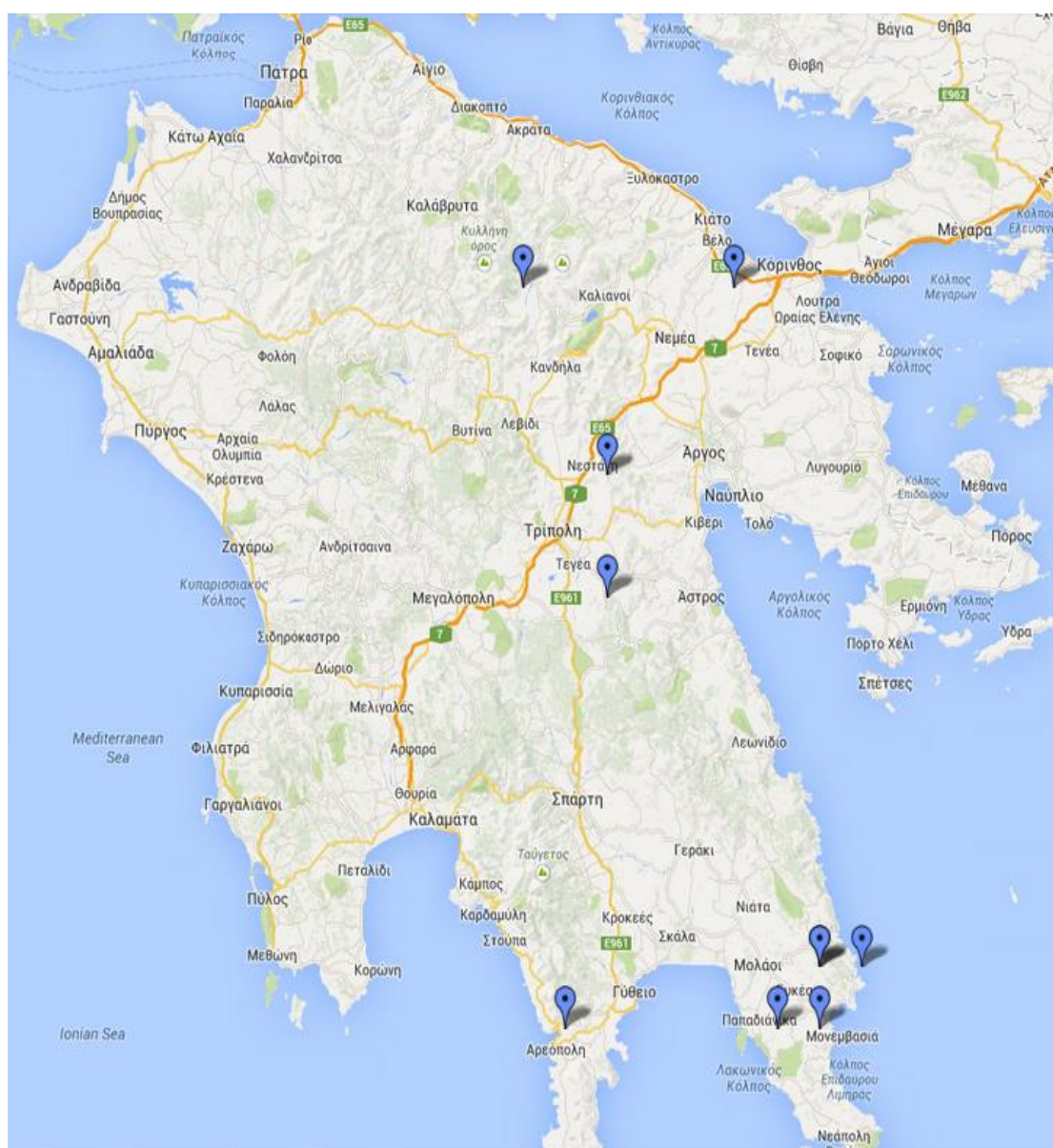
Επιπροσθέτως, η προσομοίωση έγινε με δύο διαφορετικούς τρόπους ανάλογα με την συχνότητα των προβλέψεων. Στην πρώτη περίπτωση, η πρόβλεψη ισχύος πραγματοποιούνταν μια φορά την ημέρα, στις 12 μμ, ενώ στην δεύτερη περίπτωση γινόταν πρόβλεψη αιολικής παραγωγής κάθε ώρα. Και στις δύο περιπτώσεις ο ορίζοντας πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε ήταν 48 ώρες μπροστά. Οι τιμές ισχύος οι οποίες θα μελετηθούν καθώς και τα αριθμητικά δεδομένα καιρού που έχουμε στην διάθεσή μας είναι διάρκειας ενάμιση έτους.

6.2 Περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως αντικείμενο την περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής για την περιοχή της Πελοποννήσου. Επομένως, δεν ασχολείται με κάποιο μεμονωμένο αιολικό πάρκο, αλλά με ένα σύνολο πάρκων διεσπαρμένων σε διάφορα γεωγραφικά μήκη και πλάτη ανά τον νομό. Ωστόσο, πρέπει να διευκρινιστεί σ' αυτό το σημείο ότι η προσπάθεια πρόβλεψης της αιολικής παραγωγής είναι συνολική, δηλαδή το αποτέλεσμα που προκύπτει απ' τον αλγόριθμο πρόβλεψης αφορά εξ' αρχής την συνολική παραγωγή αιολικής ενέργειας χωρίς να γίνεται ξεχωριστή μελέτη για το κάθε αιολικό πάρκο και το αποτέλεσμα να προκύπτει μέσω άθροισης.

Στον χάρτη που ακολουθεί φαίνονται οι θέσεις των εννιά συνολικά αιολικών πάρκων τα οποία χρησιμοποιήθηκαν. Είναι εμφανές ότι, με εξαίρεση τα τέσσερα αιολικά πάρκα στο

νοτιανατολικό τμήμα του γεωγραφικού διαμερίσματος, οι θέσεις τους είναι διασκορπισμένες σε διάφορα σημεία της Πελοποννήσου. Το γεγονός αυτό δυσχεραίνει τις συνθήκες για μια καλή πρόβλεψη εφόσον οι συνθήκες από περιοχή σε περιοχή μπορεί να διαφέρουν αρκετά λόγω του υψομέτρου, της μορφολογίας του εδάφους και άλλων, προκαλώντας έτσι αρκετές διακυμάνσεις στο διάνυσμα εισόδου του αλγορίθμου με αποτέλεσμα να αφομοιώνονται αρκετές διαφορετικές περιστάσεις απ' το νευρωνικό δίκτυο, γεγονός που, όπως θα φανεί στην συνέχεια είναι αρνητικό για την προσπάθεια πρόβλεψης.



Εικόνα 6.1: Χάρτης των υπό μελέτη αιολικών πάρκων της Πελοποννήσου

6.3 Αρχικοποίηση και λειτουργία του αλγορίθμου προβλέψεως

Το νευρωνικό δίκτυο το οποίο χρησιμοποιήθηκε είναι το distributed ARTMAP (dARTMAP) το οποίο αναλύθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Το διάνυσμα εισόδου αποτελείται από την ταχύτητα και την κατεύθυνση του ανέμου για κάθε αιολικό πάρκο, τον μήνα και την ώρα την επιθυμητή στιγμή πρόβλεψης. Έτσι έχουμε ένα διάνυσμα εισόδου μήκους $2M = 40$ κατόπιν της συμπληρωματικής κωδικοποίησης και εφόσον $M = 20$.

Τα δεδομένα εισόδου προκύπτουν από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού κατόπιν της απαραίτητης προεργασίας, ούτως ώστε από τη μορφή .grib στην οποία βγαίνουν οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού από το σύστημα να πάρουμε τις τιμές ταχυτήτων και κατευθύνσεων για τα αιολικά πάρκα, βάσει των συντεταγμένων τους. Επιπλέον ιδιαίτερης προσοχής χρήζει ο ορίζοντας πρόβλεψης, καθώς κάθε αρχείο έχει κωδικοποιημένη ονομασία, η οποία εμπεριέχει τόσο την ημερομηνία την οποία πραγματοποιείται η πρόβλεψη καιρού όσο και την ώρα για την οποία έχει πραγματοποιηθεί η συγκεκριμένη πρόβλεψη.

Εν συνεχεία, οι τιμές ισχύος θα χωριστούν σε κλάσεις, τέτοιες ώστε τα κέντρα βάρους να απέχουν μεταξύ τους λιγότερο από 1% της μέγιστης παρατηρούμενης τιμής ισχύος. Έτσι προκύπτουν οι κλάσεις εξόδου $C = 70$.

Έπειτα ακολουθεί η αρχική εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σ' ένα αρχικό δείγμα μιας ημέρας, προκειμένου να υφίσταται έστω το νευρωνικό για τις πρώτες προβλέψεις. Με αυτόν τον τρόπο το δίκτυο είναι πλέον σ' ετοιμότητα να προβλέπει και ύστερα να εκπαιδεύεται επαναλαμβάνοντας συνεχώς την ίδια διαδικασία.

6.4 Πρόβλεψη ανά 24ωρο

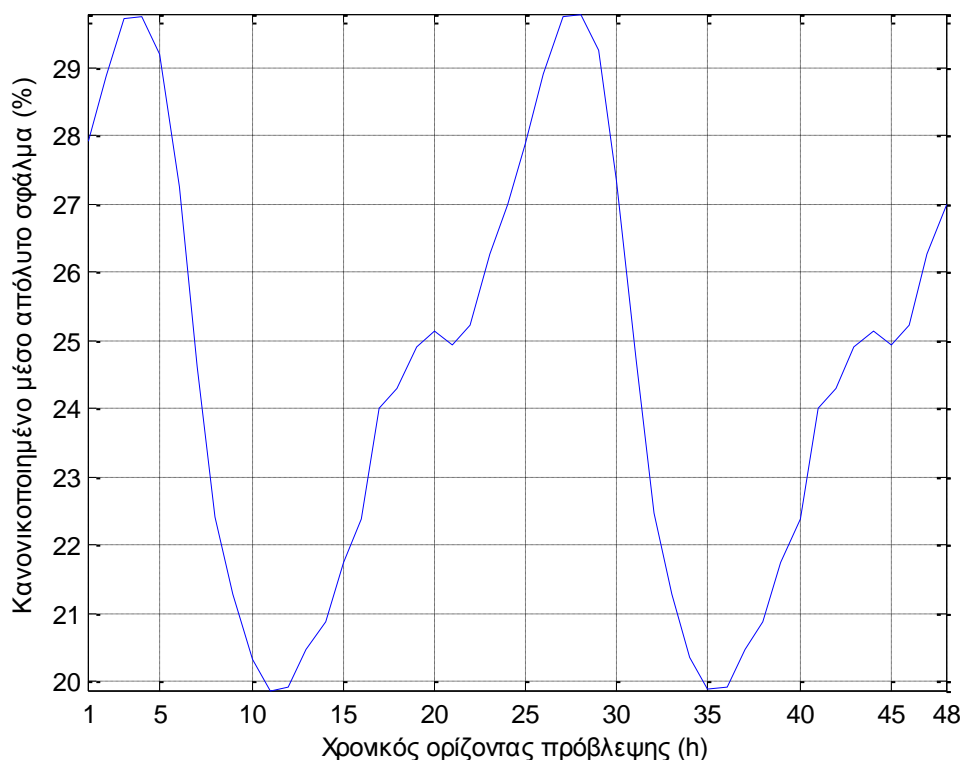
Η πρώτη περίπτωση πρόβλεψης ως προς την συχνότητα είναι η πρόβλεψη σε 24ωρη βάση. Σ' ένα πραγματικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας οι τιμές ισχύος της προηγούμενης ημέρας από το σύστημα δεδομένων SCADA γίνονται γνωστές συνήθως στις 12:00 μμ. Έτσι το σύστημα που προσομοιώθηκε ακολουθεί την εξής διαδικασία:

- a) Καθημερινά στις 12:00 μμ πραγματοποιείται πρόβλεψη με χρονικό ορίζοντα 48 ώρες με χρήση των αριθμητικών δεδομένων καιρού. Μετά από κάθε πρόβλεψη τα δεδομένα εισόδου αποθηκεύονται.
- b) Την επόμενη ημέρα την ίδια ώρα από τα δεδομένα SCADA γνωρίζουμε τις πραγματικές τιμές ισχύος για την προηγούμενη ημέρα. Με αυτόν τον τρόπο είναι εφικτό να εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο, εφόσον γνωρίζουμε τόσο τα παρελθόντα διανύσματα εισόδου όσο και την πραγματική κλάση της ισχύος.
- c) Επαναλαμβάνονται συνεχώς τα δύο παραπάνω στάδια πραγματοποιώντας προβλέψεις κάθε μέρα κατόπιν εκπαίδευσεως της προηγούμενης.

Στη συνέχεια θα γίνει αναφορά σ' όλες τις προσπάθειες που πραγματοποιήθηκαν προκειμένου να επιφέρουν την καλύτερη δυνατή πρόβλεψη. Απ' την εκτέλεση του αρχικού αλγορίθμου θα περάσουμε στην τροποποίηση παραμέτρων και δυνατοτήτων του για να καταλήξουμε σε προσθήκες οι οποίες κρίθηκαν κατάλληλες για την βελτίωση της πρόβλεψης.

6.4.1 Εκτέλεση αρχικού αλγορίθμου

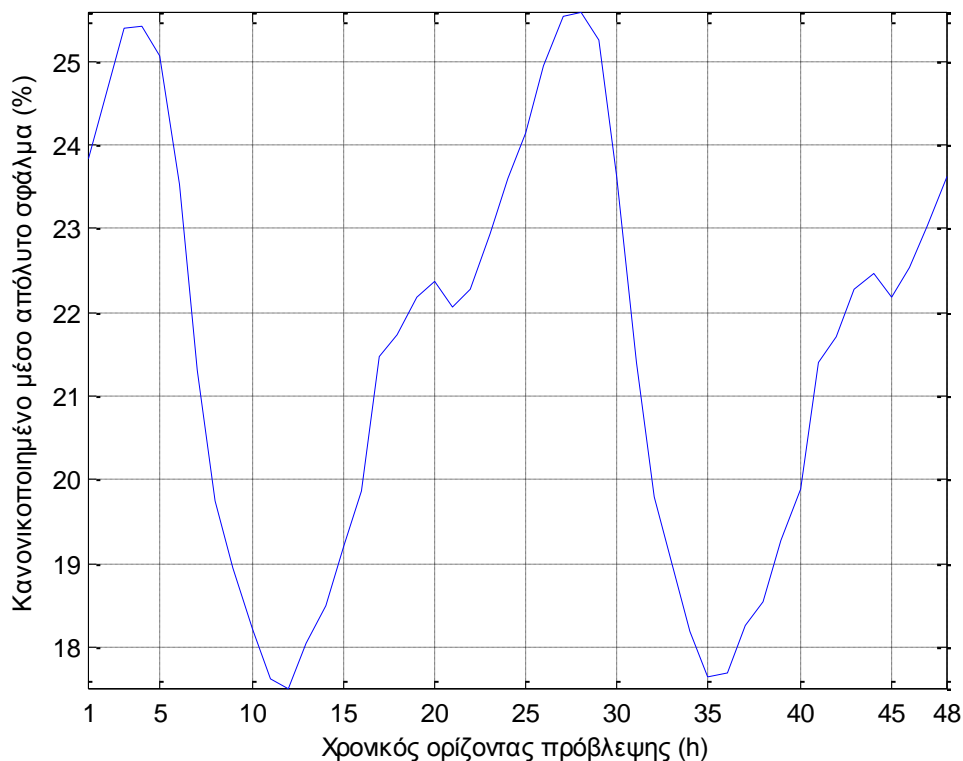
Κατά την πρώτη εκτέλεση δεν υπήρξε καμία αλλαγή στον αλγόριθμο του dARTMAP. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι αρχικές δηλαδή $\alpha = 0.01$ $\varepsilon = -0.001$ και $\beta = 1$. Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται η γραφική παράσταση του σφάλματος συναρτήσεως του ορίζοντα πρόβλεψης.



Απ' το παραπάνω σχήμα γίνεται φανερό ότι ο αρχικός αλγόριθμος δεν είναι ικανοποιητικός. Στην ουσία σαν πρόβλεψη ισχύος προβλέπει συνεχώς την μικρότερη κλάση εξόδου. Ο βασικός λόγος για τον οποίο συμβαίνει αυτό είναι ότι το δείγμα μας έχει αρκετές, θα μπορούσαμε να πούμε σ' ένα σημαντικό ποσοστό, μηδενικές ή έστω μικρές τιμές ισχύος, γεγονός που το κάνει μη ομοιόμορφο το δείγμα. Το γεγονός αυτό σε συνδυασμό με την καταμέτρηση συμβάντος που εμπεριέχεται στο dARTMAP, προκαλεί αυτήν τη συνεχή πρόβλεψη της μικρότερης κλάσης εξόδου.

6.4.2 Απενεργοποίηση της καταμέτρησης συμβάντος

Μετά την παραπάνω αποτυχημένη αρχική προσπάθεια πρόβλεψης, κρίθηκε σωστή η απενεργοποίηση της δυνατότητας του *instance counting* καθ' όλη τη συνέχεια των δοκιμών. Αυτό επετεύχθη μέσω της αρχικοποίησης $c = 1$ σε κάθε καινούριο κόμβο και την μη αύξηση του c σύμφωνα με τη σχέση $c_j = c_j^{old} + y_j$. Το αποτέλεσμα που ακολούθησε φαίνεται παρακάτω.

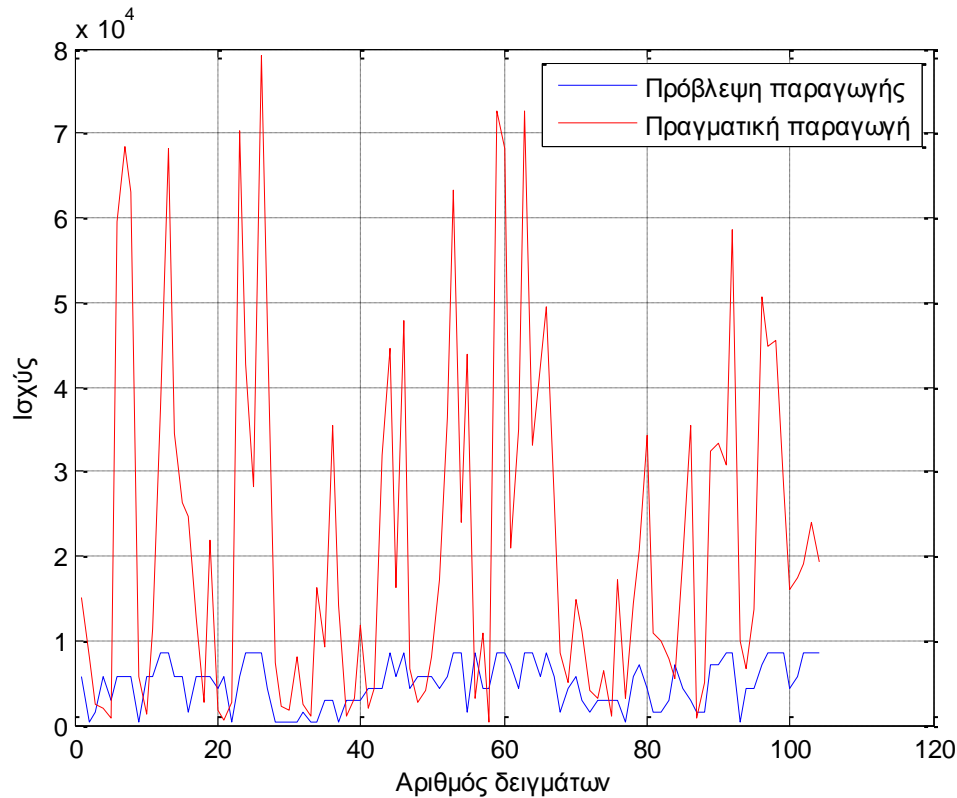


Αν και παρατηρείται μείωση των τιμών του σφάλματος, ωστόσο αφενός παραμένει σε υψηλά επίπεδα και αφετέρου τα προβλήματα που υπήρχαν ακόμα δεν επιλύθηκαν. Αυτό γίνεται εμφανές στο σχήμα που ακολουθεί, όπου αντιπαρατίθενται η πραγματική παραγωγή με την πρόβλεψη αυτής για μια πρόβλεψη 7 ωρών μπροστά.

Επί της ουσίας το βασικό πρόβλημα του νευρωνικού δικτύου είναι ότι κωδικοποιεί σαν ξεχωριστό πλαίσιο περίπου το 75% των περιπτώσεων αφού για αριθμό δειγμάτων περίπου 12300 δημιουργήθηκε αριθμός κατηγοριών $C = 8214$. Δηλαδή η πλειονότητα των δειγμάτων κωδικοποιούνται σαν σημειακά πλαίσια. Έτσι οι πιο συχνές κλάσεις εξόδου, συνήθως οι μικρές όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα, έχουν περισσότερες πιθανότητες να προβλεφθούν από το πλήθος των νευρώνων και μόνο που τις αντιπροσωπεύουν.

Θα ήταν χρήσιμο σ' αυτό το σημείο να εξηγηθεί μέσω του αλγορίθμου η διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω χονδρικά. Έστω ότι η τρέχουσα είσοδος δημιουργεί έναν σημειακό, κατ' αρχήν, νευρώνα. Τότε μέσω του συντονισμού προσαρμόζονται τα βάρη όπως περιγράφει το 8^ο βήμα του αλγορίθμου. Το αμέσως επόμενο δείγμα που θα εκπαιδευτεί, λόγω και της παλινδρομικότητας του ανέμου, θα ταιριάζει με τον τελευταίο νευρώνα περισσότερο από κάθε άλλον οπότε και αυτός θα ενεργοποιηθεί περισσότερο από τους υπόλοιπους όπως περιγράφεται στο 2^ο βήμα. Οπότε στην συνέχεια οι περιπτώσεις στο 4^ο βήμα είναι δύο: ή θα προβλεφθεί η προηγούμενη κλάση εξόδου που θα υπερισχύσει λόγω σήματος, ή θα προβλεφθεί μια άλλη τάξη εισόδου η οποία έχει αρκετούς νευρώνες και υπερτερεί στο άθροισμα. Επομένως σε περίπτωση που η επιθυμητή κλάση εξόδου είναι είτε σπάνια είτε νέα προς κωδικοποίηση συνήθως πάμε σε *match tracking*. Τότε στο βήμα εξετάζεται αρχικά ο νευρώνας με το ισχυρότερο σήμα, κι επειδή συχνά συμβαίνει ο νευρώνας αυτός να έχει προκύψει απ' το προηγούμενο δείγμα, ταιριάζει αρκετά με την

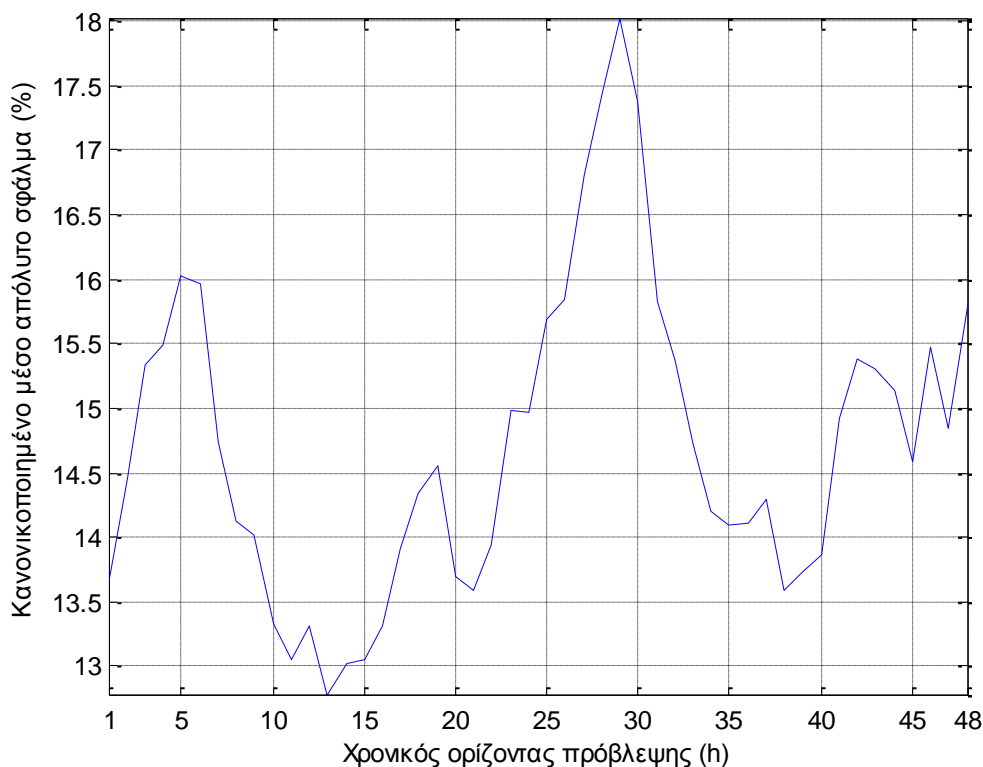
τρέχουσα είσοδο. Ως εκ τούτου, στο 3^ο Βήμα το διάνυσμα x είναι της τάξης του 90% τουλάχιστον τιμής απαγορευτικής για την εκπαίδευση άλλων ασθενέστερων νευρώνων. Έτσι στο τέλος οδηγούμαστε στην δημιουργία ενός νέου νευρώνα σημειακού πλαισίου κι ο ίδιος κύκλος ξεκινάει απ' την αρχή. Συνεπώς θα χρειαστεί κάποια αλλαγή στις παραμέτρους προκειμένου να ελαττωθεί το πρόβλημα αυτό.



6.4.3 Αλλαγή παραμέτρων

Οι ανωτέρω προβληματισμοί οδήγησαν στο συμπέρασμα, πως πρέπει να «παίξουμε» με τις παραμέτρους του αλγορίθμου προκειμένου να επιτευχθεί καλύτερο αποτέλεσμα. Μια πρώτη σκέψη ήταν η μεταβολή του εκθέτη p του κανόνα *CAM*. Κατόπιν των πρώτων πειραματισμών όμως η σκέψη αυτή ξεπεράστηκε, καθώς αφενός οι τιμές του εκθέτη στο διάστημα $(0,1)$ χρησιμεύουν σε δείγματα με ελάχιστες μεταξύ τους διαφορές, κάτι που δεν ισχύει στην περίπτωση μας και θα οδηγούσε σε τελείως οριζόντια ενεργοποίηση, αφετέρου δε η αύξηση της τιμής του p θα οδηγούσε το δίκτυο στην *fuzzy* μορφή, δηλαδή θα εκλεγόταν ένας νευρώνας με αρκετά μεγάλη διαφορά απ' τους υπόλοιπους οπότε θα αλλοιωνόταν η φύση του *dARTMAP*. Μια άλλη σκέψη θα ήταν η αλλαγή του *ρυθμού εκμάθησης* β ωστόσο ούτε αυτή η προσπάθεια απέδωσε ιδιαίτερα. Επομένως, καταλήξαμε στην μεταβολή του ε από -0.001 σε -0.1 . Με αυτόν τον τρόπο κάθε φορά που πυροδοτείται η διαδικασία *match tracking* στο 6^ο βήμα, η *παράμετρος εγρήγορσης* γίνεται πιο ελαστική κι έτσι δίνεται η δυνατότητα και σε άλλους νευρώνες με χαμηλότερη συσχέτιση με την είσοδο να εκπαιδευτούν και να ξεφύγουν απ' την μορφή των σημειακών πλαισίων. Έτσι στην προσομοίωση παρατηρείται πράγματι και μείωση των νευρώνων που περιορίζονται πλέον σε λιγότερους από 600. Στο ακόλουθο σχήμα φαίνεται και το σφάλμα

το οποίο είναι σαφώς βελτιωμένο σε σχέση με πριν. Υπήρξαν και προσπάθειες με διαφορετικές τιμές του ε όπως -0.05 έως -0.2 αλλά τελικά επιλέχθηκε το -0.1 καθώς τα αποτελέσματα ήταν περίπου τα ίδια αλλά με αυτήν την επιλογή διατηρούνταν ένας ικανοποιητικός αριθμός νευρώνων.

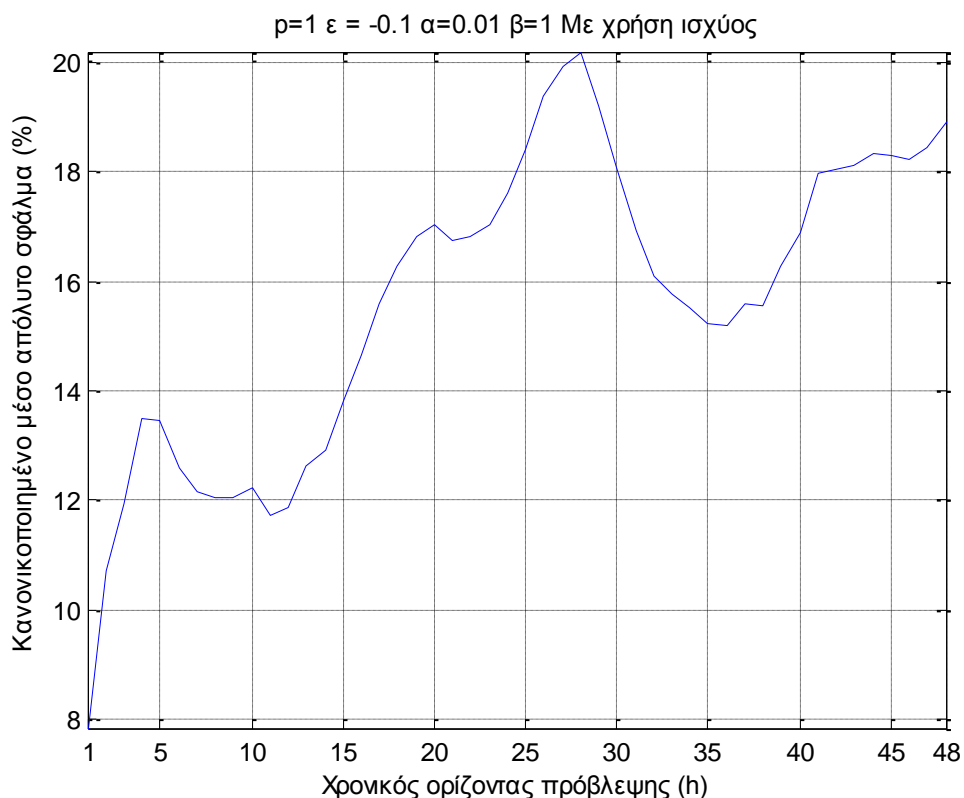


6.4.4 Χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος

Λόγω της παλινδρομικότητας του ανέμου, μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι τελευταίες τιμές ισχύος πριν την πρόβλεψη σαν είσοδοι του δικτύου. Έτσι αυξάνεται το μήκος του διανύσματος εισόδου (στην περίπτωση μας πήραμε τις τελευταίες 4 τιμές ισχύος πριν την πρόβλεψη) σε $M = 24$. Το βασικό πρόβλημα αυτής της υλοποίησης είναι πως για μικρό χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης γνωρίζουμε τις προηγούμενες τιμές ισχύος, ενώ για μεγάλους χρονικούς ορίζοντες μπορούμε μόνο να χρησιμοποιήσουμε τις ίδιες μας τις προβλέψεις που πραγματοποιούνται εκείνη την στιγμή. Επομένως, στην συνέχεια θα γίνει χρήση συνδυασμού δικτύων, όπου για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις ως 5-6 ώρες θα χρησιμοποιηθούν οι προηγούμενες τιμές ισχύος ως είσοδοι του δικτύου ενώ για πιο μακροπρόθεσμους ορίζοντες θα χρησιμοποιηθούν μόνο τα αριθμητικά δεδομένα καιρού.

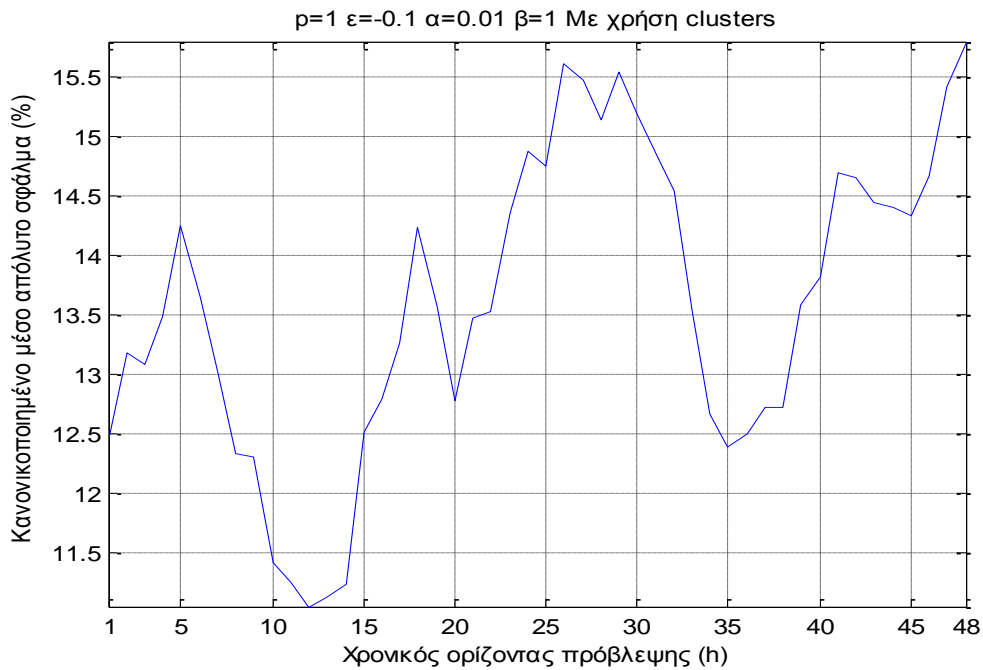
Επίσης για τις μακροπρόθεσμες προβλέψεις θα χρησιμοποιηθεί και μια τεχνική υποενοτήτων (clusters), η λειτουργία της οποίας θα αναλυθεί σε επόμενη ενότητα. Στο εξής, λόγω των διαφόρων παραλλαγών που θα χρησιμοποιηθούν και θα συνδυαστούν μεταξύ τους, σε κάθε ενότητα θα γίνεται αναφορά της κάθε τροποποίησης, συνοδευόμενης απ' την πιο απλή δοκιμή στην οποία χρησιμοποιήθηκε, έως ότου αναφερθούν όλες οι τροποποιήσεις όπου θα δοθούν και αποτελέσματα με συνδυασμούς σχεδόν όλων των τροποποιήσεων.

Στο σχήμα που ακολουθεί απεικονίζεται το σφάλμα των αρχικών περιπτώσεων με τη χρησιμοποίηση των προηγούμενων τιμών ισχύος ως εισόδους του δικτύου. Είναι εμφανές ότι το σφάλμα για τις πρώτες ώρες κυμαίνεται σε χαμηλά επίπεδα, γι' αυτό πλέον για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις θα λαμβάνονται υπόψη μόνο τα συστήματα με χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος.



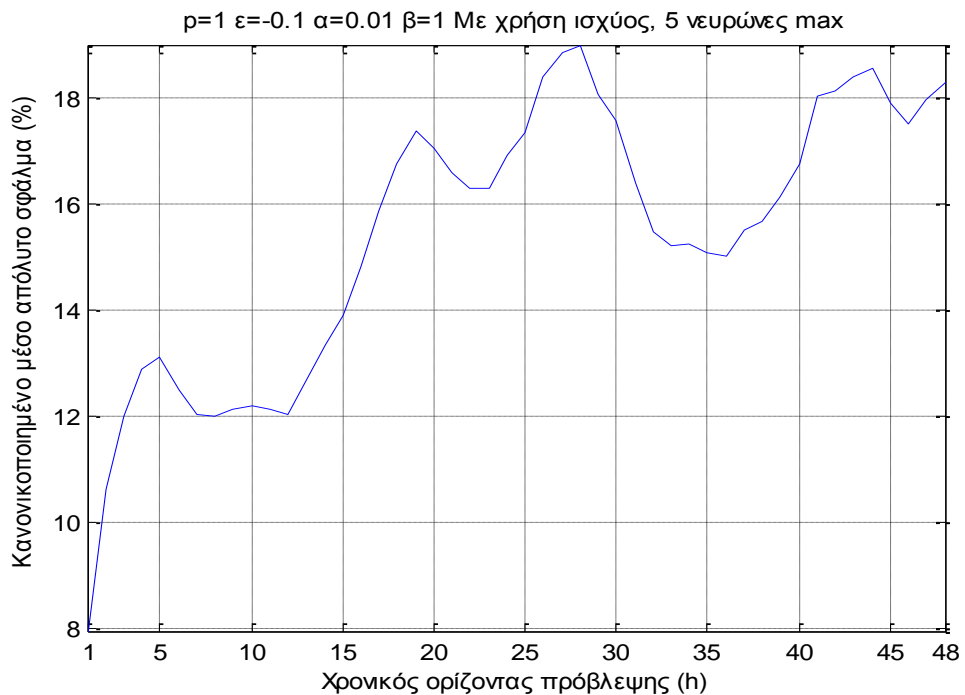
6.4.5 Χρήση υποενοτήτων (clusters)

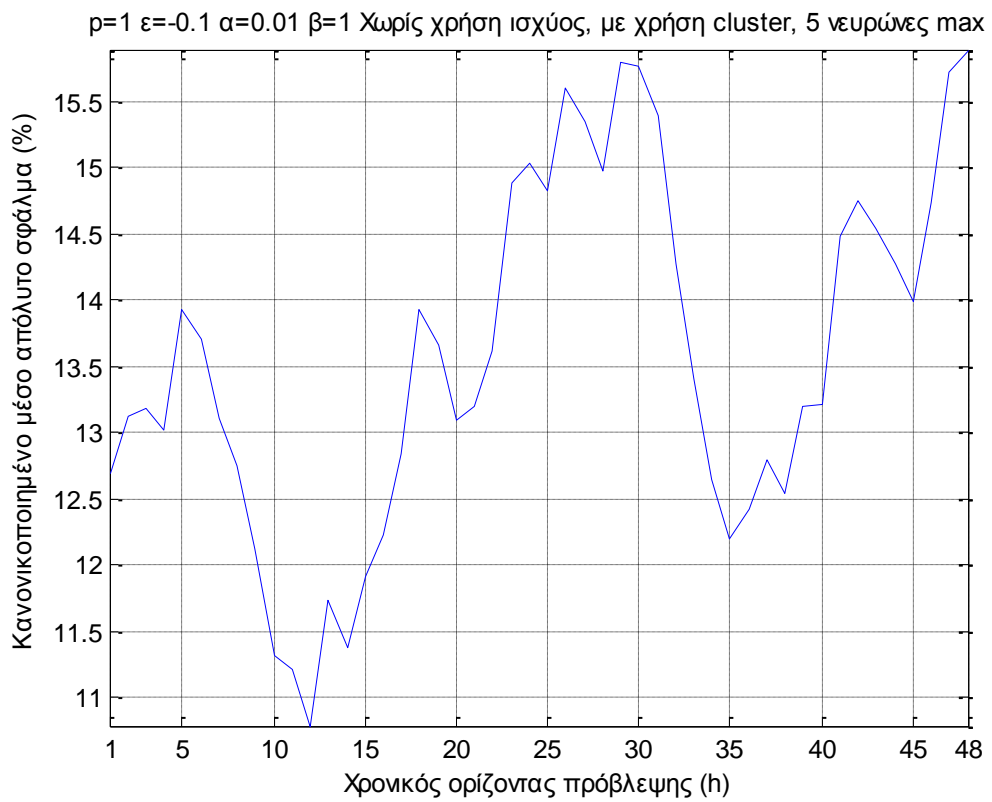
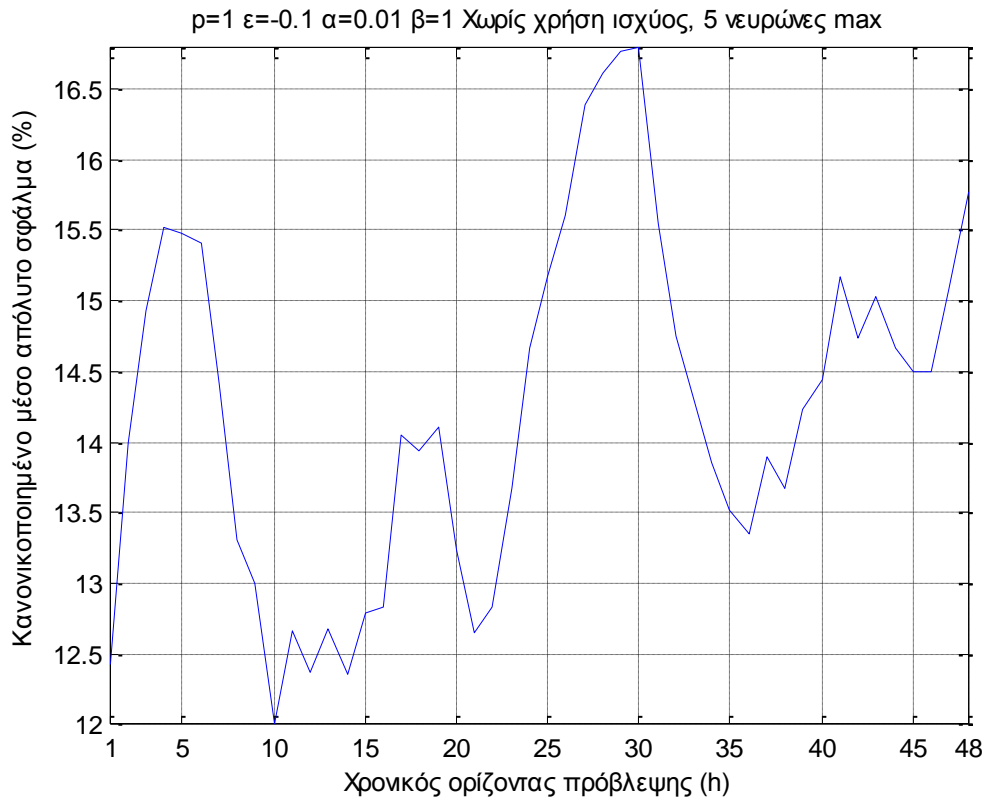
Δεδομένου του μεγάλου εύρους των εισόδων του δικτύου μας, δοκιμάστηκε η διαίρεσή του σε υποενοότητες ανάλογα με την ταχύτητα του ανέμου. Η βασική ιδέα ήταν ο διαχωρισμός του δικτύου σε clusters ανάλογα με τις εκάστοτε ταχύτητες του ανέμου, με τη χρήση μιας ευκλείδειας απόστασης των ταχυτήτων του ανέμου των αιολικών πάρκων από τα κέντρα βάρους των clusters. Επομένως αντί ενός νευρωνικού που περιλαμβάνει όλες τις κλάσεις εξόδου, έχουμε πλέον περίπου στα δέκα νευρωνικά απ' τα οποία ενεργοποιείται αυτό με την πιο κοντινή απόσταση μεταξύ των ταχυτήτων της εισόδου και του κέντρου βάρους του. Παρατηρήθηκε ότι η χρήση clusters δίνει καλύτερα αποτελέσματα όταν χρησιμοποιείται χωρίς τη χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος και γι' αυτό στα περισσότερα αποτελέσματα δεν θα συνδυαστούν οι δύο μέθοδοι.

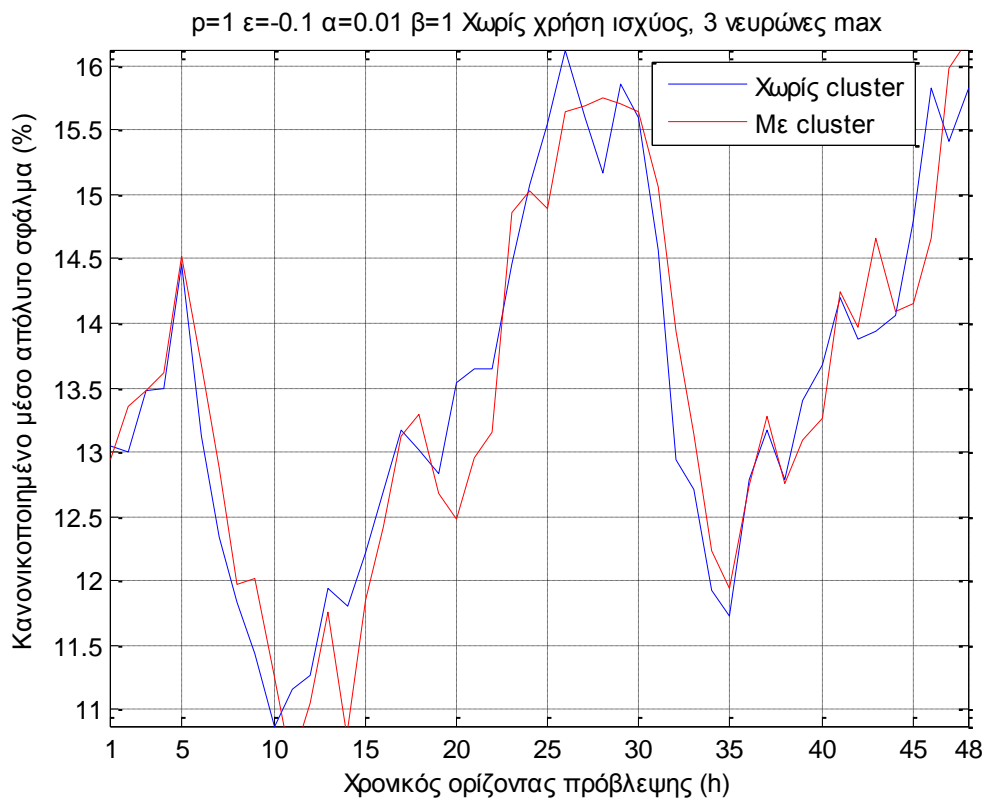
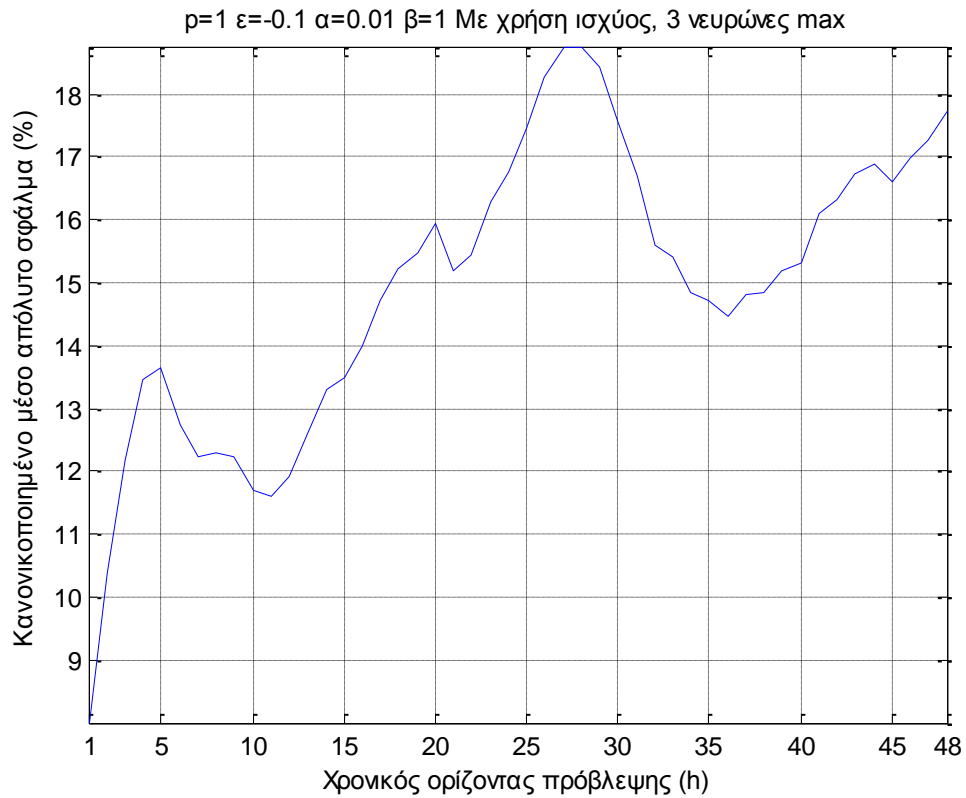


6.4.6 Επιλογή νευρώνων

Η σύμβαση $T^u = M$ επιτρέπει την ενεργοποίηση σε όλους τους νευρώνες του δικτύου έστω κι αν δεν σχετίζονται αρκετά έως και καθόλου με την είσοδο. Επομένως μια εναλλακτική τροποποίηση είναι η επιλογή ενός αριθμού των πιο ισχυρών νευρώνων για κάθε κλάση εξόδου αντί για την άθροιση όλων όπως είναι η προεπιλογή. Έτσι πειραματιστήκαμε πότε με τους 3 και πότε με τους 5 ισχυρότερους νευρώνες κάθε κατηγορίας και παρακάτω αποτυπώνονται τα αποτελέσματα.





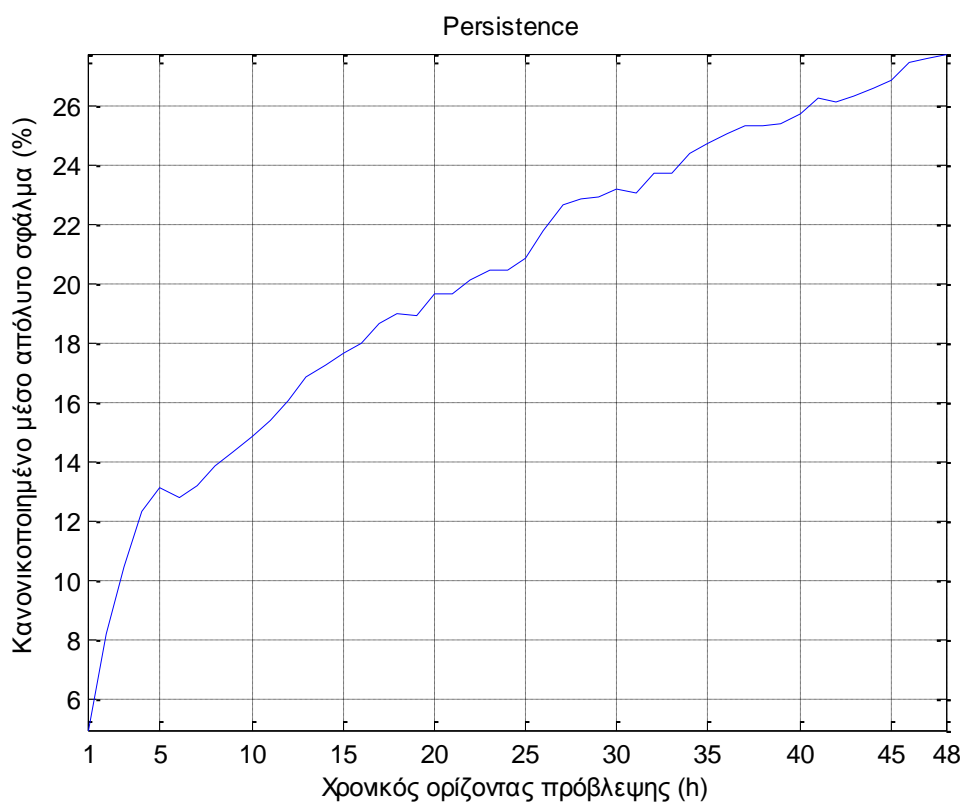


Παρατηρείται λίγο καλύτερη συμπεριφορά στην περίπτωση των 5 νευρώνων με τη χρήση clusters για μακροπρόθεσμη πρόβλεψη. Ωστόσο γίνεται εμφανές ότι το μέγιστο σφάλμα μετά απ' όλες τις παραπάνω τροποποιήσεις μόλις που πέφτει κάτω από το 16%.

6.4.7 Αποτελέσματα Persistence

Σε προηγούμενη ενότητα είχαμε αναφερθεί στην Persistence, δηλαδή την υπόθεση ότι κάθε μελλοντική προβλεπόμενη τιμή ισχύος θα είναι ίδια μ' αυτήν τη στιγμή της πρόβλεψης.

Στο ακόλουθο σχήμα παρατίθενται το σφάλμα της Persistence για το σύστημα ισχύος που προσομοιώθηκε. Είναι εμφανές ότι το σφάλμα είναι σχεδόν ανάλογο του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης. Αυτό είναι λογικό αν ληφθεί υπόψη η παλινδρομικότητα του ανέμου, επομένως για ορίζοντα πρόβλεψης έως 3-4 ώρες η Persistence φαντάζει αρκετά ικανοποιητική υλοποίηση που σε σχέση με αρκετές παραλλαγές έχει καλύτερα αποτελέσματα. Καθώς όμως αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης παρατηρείται ότι το σφάλμα αυξάνει αρκετά, σε βαθμό απαγορευτικό για την χρήση της Persistence για μεγάλους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης.



6.5 Πρόβλεψη ανά ώρα

Στην δεύτερη πειραματική υλοποίηση πραγματοποιείται πρόβλεψη ισχύος χρονικού ορίζοντα 48 ωρών, με τη διαφορά όμως ότι σ' αυτήν την περίπτωση προβλέπεται η ισχύς για το επόμενο 48ωρο κάθε μία ώρα και όχι μια φορά κάθε μεσημβρία. Έτσι καταλήγουμε για κάθε μελλοντική χρονική στιγμή να έχουμε 48 διαφορετικές προβλέψεις από τους αντίστοιχους διαφορετικούς προηγούμενους ορίζοντες πρόβλεψης.

Εξετάζοντας την υλοποίηση αυτήν σ' ένα σύστημα πραγματικού χρόνου η διαδικασία που ακολουθείται είναι παρόμοια με αυτήν της πρόβλεψης ανά 24ωρο. Η βασική διαφορά όπως είναι αναμενόμενο είναι ότι οι προβλέψεις πραγματοποιούνται σε ωριαία βάση. Η ουσιαστική διαφορά όμως έγκειται στο γεγονός ότι, κατόπιν της προβλέψεως την χρονική στιγμή (ώρα) t και μεταβαίνοντας στην επόμενη ώρα $t + 1$, γίνεται εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου για τα 48 διαφορετικά διανύσματα εισόδου για τα οποία προβλέπεται η πραγματική παραγόμενη αιολική ισχύς $P(t)$ από διαφορετικούς ορίζοντες πρόβλεψης. Η τιμή της ισχύος παρέχεται στο σύστημα από το online σύστημα δεδομένων SCADA κάθε ώρα ούτως ώστε τα διανύσματα εισόδου να εκπαιδεύονται με την σωστή κλάση εξόδου.

Μια άλλη διαφοροποίηση που προκύπτει σε σχέση με την πρόβλεψη 24ωρης βάσης είναι ότι, σε περίπτωση που στο διάνυσμα εισόδου χρησιμοποιηθούν προηγούμενες τιμές ισχύος χρησιμοποιούνται οι προβλέψεις που πραγματοποιήθηκαν για τους προηγούμενους ορίζοντες εφόσον την στιγμή της πρόβλεψης δεν μπορούμε να γνωρίζουμε τις μελλοντικές τιμές. Για παράδειγμα, έστω ότι στην είσοδο χρησιμοποιούμε τις τιμές ισχύος των τριών προηγούμενων ωρών. Επίσης, έστω ότι $pred_{(t+k|t)}$ η πρόβλεψη που πραγματοποιείται την στιγμή t για χρονικό ορίζοντα k ωρών. Τότε το διάνυσμα εισόδου για πρόβλεψη της ισχύος την στιγμή $t + k$ θα περιλαμβάνει το διάνυσμα προηγούμενων τιμών ισχύος:

$$inp_p = [pred_{(t+k-1|t)}, pred_{(t+k-2|t)}, pred_{(t+k-3|t)}]$$

Εν συνεχεία, στο στάδιο της εκπαίδευσης, οι παραπάνω τιμές θα αντικαθίστανται από τις πραγματικές τιμές ισχύος.

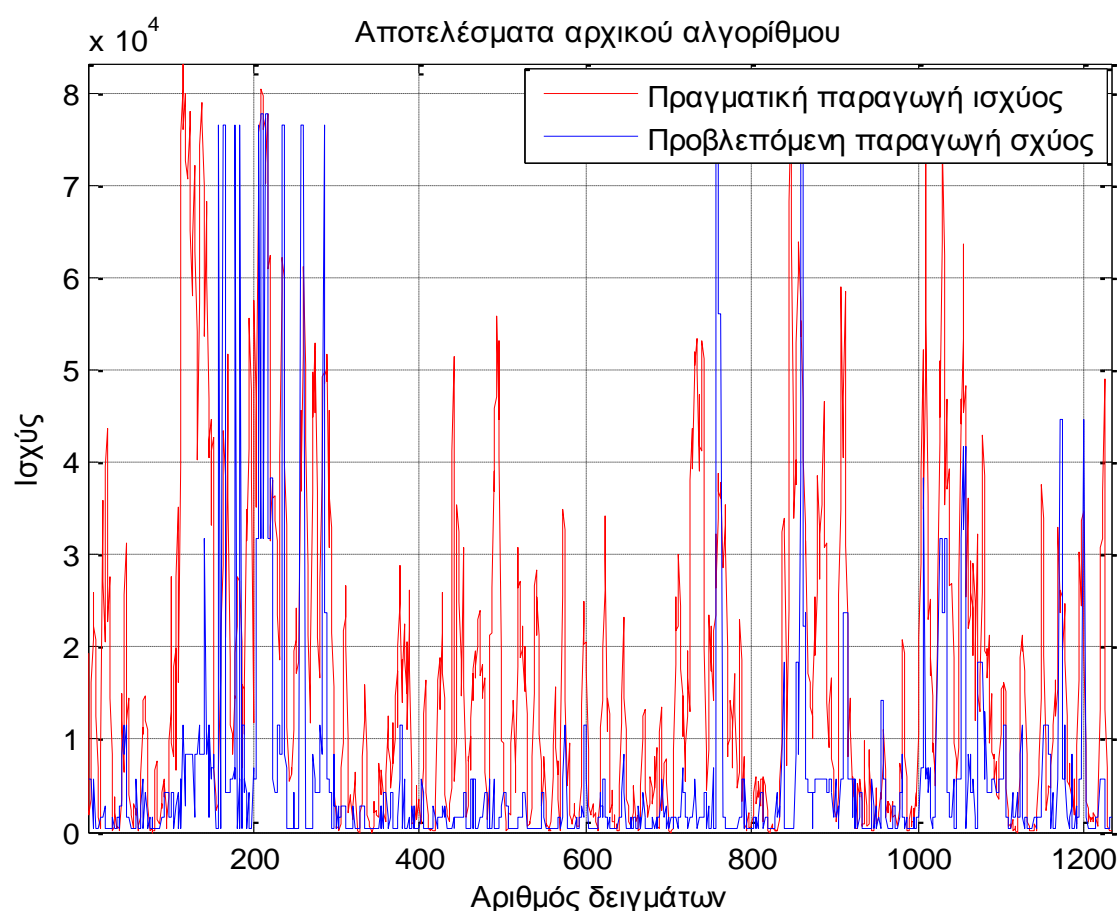
Επιπλέον αξίζει να επισημανθεί σ' αυτό το σημείο ότι, λόγω της προβλέψεως κάθε ώρα τόσο τα δεδομένα που προκύπτουν όσο και οι πράξεις που πραγματοποιούνται από τον αλγόριθμο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης αλλά και κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης είναι 24 φορές παραπάνω. Επί της ουσίας είναι ακόμα περισσότερες καθώς δημιουργούνται πολλοί παραπάνω νευρώνες που αυξάνουν σημαντικά την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου. Επομένως θα ήταν αρκετά χρονοβόρο να υλοποιηθούν όλες οι παραλλαγές που εφαρμόστηκαν στην πρόβλεψη ανά 24ωρο. Γι' αυτόν τον λόγο, θα παρουσιαστούν οι εκδοχές που θεωρήθηκαν ότι είχαν τις καλύτερες επιδόσεις.

Τέλος, στην πρόβλεψη ημερήσιας βάσης ο αριθμός των προβλέψεων ήταν σχετικά μικρός σε μέγεθος και γι' αυτό για την εξαγωγή του σφάλματος χρησιμοποιήθηκε όλο το δείγμα. Με τον τρόπο αυτό όμως συμπεριλήφθηκε και το αρχικό κομμάτι το οποίο, όπως είναι λογικό, συνεισέφερε αρνητικά στο σφάλμα καθώς το δίκτυο μπορούσε ακόμα να θεωρηθεί σε πρώιμο στάδιο εκπαίδευσης. Στην περίπτωση της πρόβλεψης σε ωριαία βάση λόγω του μεγάλου όγκου των δεδομένων έχουμε την δυνατότητα να παραλείψουμε το αρχικό κομμάτι υπολογίζοντας έτσι το σφάλμα για το 30% του δείγματος, δηλαδή στο τελευταίο κομμάτι του όπου μπορεί να θεωρηθεί πλέον ικανοποιητικά εκπαιδευμένο.

6.5.1 Πρώιμη μορφή αλγορίθμου

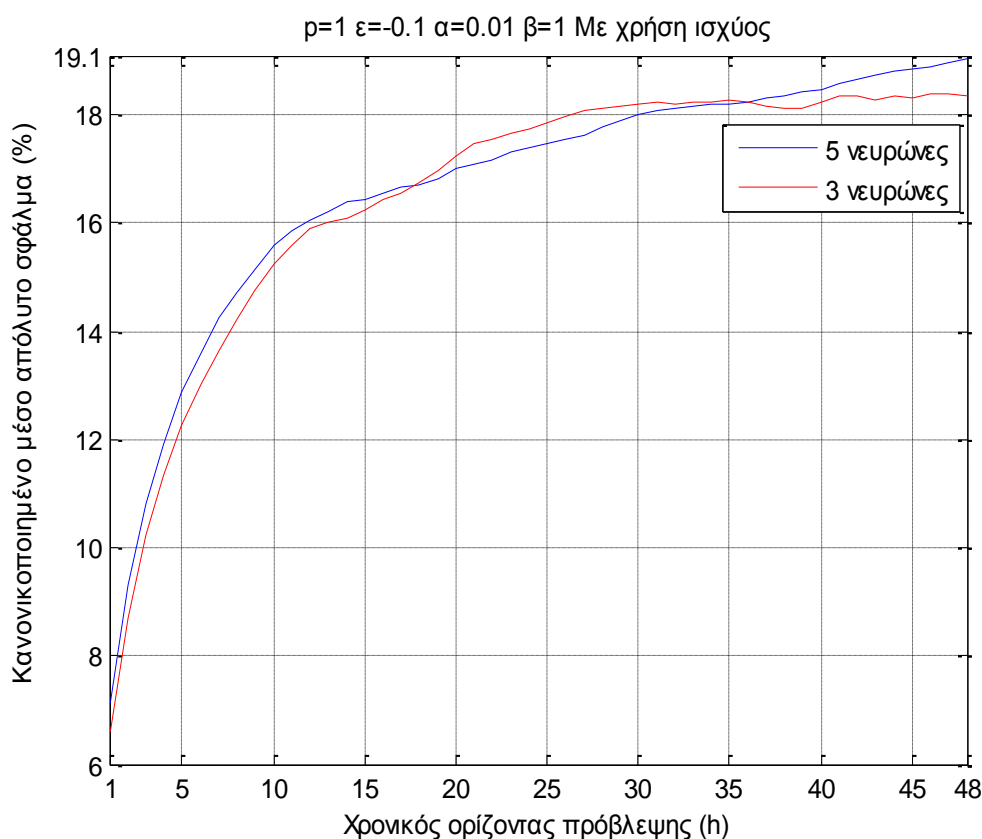
Αρχικά θα παρατεθούν πάλι τα αποτελέσματα του αλγορίθμου στην αρχική του μορφή, προκειμένου να επιδειχθούν οι βασικές του αδυναμίες. Βεβαίως η δυνατότητα του instance counting θα συνεχίσει να είναι απενεργοποιημένη καθώς δεν ευνοείται καθόλου από την ανομοιομορφία του δείγματος.

Με τη χρήση λοιπόν των αρχικών παραμέτρων του αλγορίθμου και χωρίς την χρήση παρελθόντων τιμών ισχύος στην είσοδο θα λάβουμε το ακόλουθο διάγραμμα ισχύος όπου συγκρίνεται η προβλεπόμενη με την πραγματική στο τελευταίο 10% του δείγματος. Προτιμήθηκε αυτό το διάγραμμα σε σχέση με αυτό του σφάλματος καθώς, αφενός το σφάλμα έχει ελάχιστη τιμή 15% οπότε γίνεται εύκολα κατανοητό ότι δεν είναι αυτή η υλοποίηση ικανοποιητική και αφετέρου μέσα από το διάγραμμα ισχύος γίνεται ευκολότερα κατανοητή η αδυναμία του αλγορίθμου. Δηλαδή, όπως είχε αναφερθεί και σε προηγούμενη ενότητα, κωδικοποιούνται και είναι σε θέση να προβλεφθούν εύκολα οι κλάσεις ισχύος που επικρατούν μέσα στο δείγμα, συνήθως οι μικρές, σε αντίθεση με τις άλλες κλάσεις που προβλέπονται πιο σπάνια έως και καθόλου. Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα αυτό έχει ως αποτέλεσμα η καμπύλη της προβλεπόμενης παραγωγής να αποτελείται από «σκαλοπάτια», δείγμα του γεγονότος ότι κάποιες κλάσεις εξόδου δεν προβλέπονται σχεδόν καθόλου.



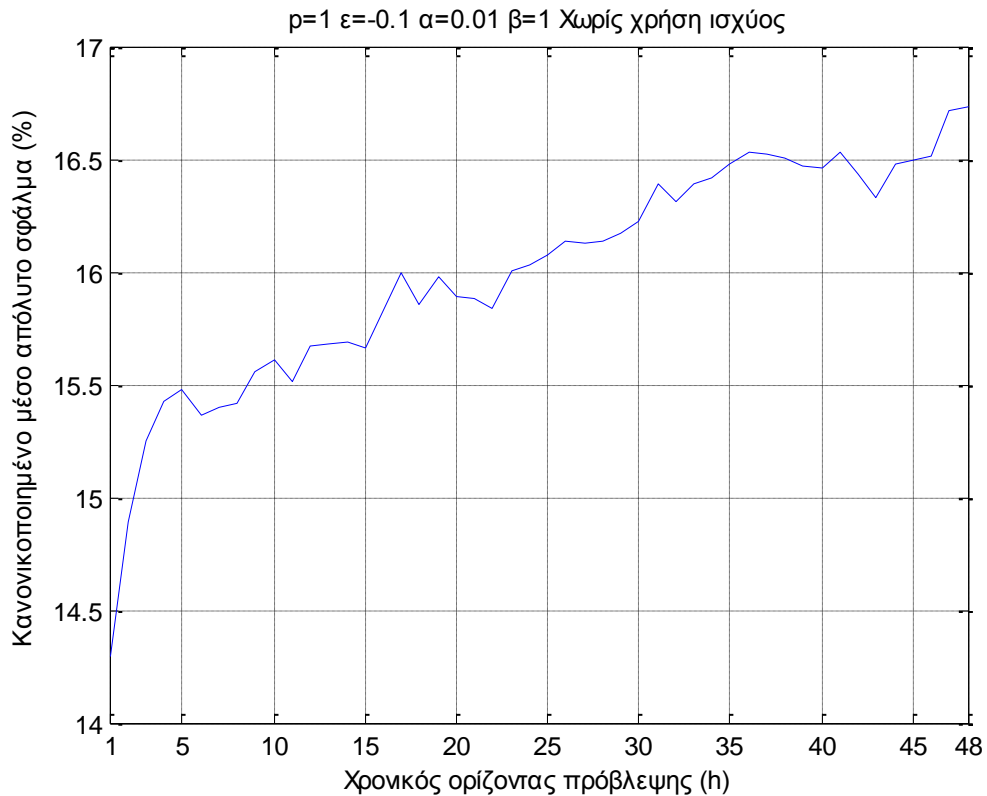
6.5.2 Βελτιώσεις αλγορίθμου

Είναι εμφανές επομένως ότι θα πρέπει ξανά να αυξήσουμε την απόλυτη τιμή του $\varepsilon = -0,1$ προκειμένου να υπάρξει και πάλι λίγη μεγαλύτερη ελαστικότητα στις επιλογές νευρώνων και να μην δημιουργούνται συνέχεια νέοι νευρώνες. Εν συνεχεία θα παρουσιαστεί το σφάλμα σε δύο περιπτώσεις με επιλογή επικρατέστερων νευρώνων, τόσο με 3 όσο και με 5 νευρώνες και χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος στην είσοδο.



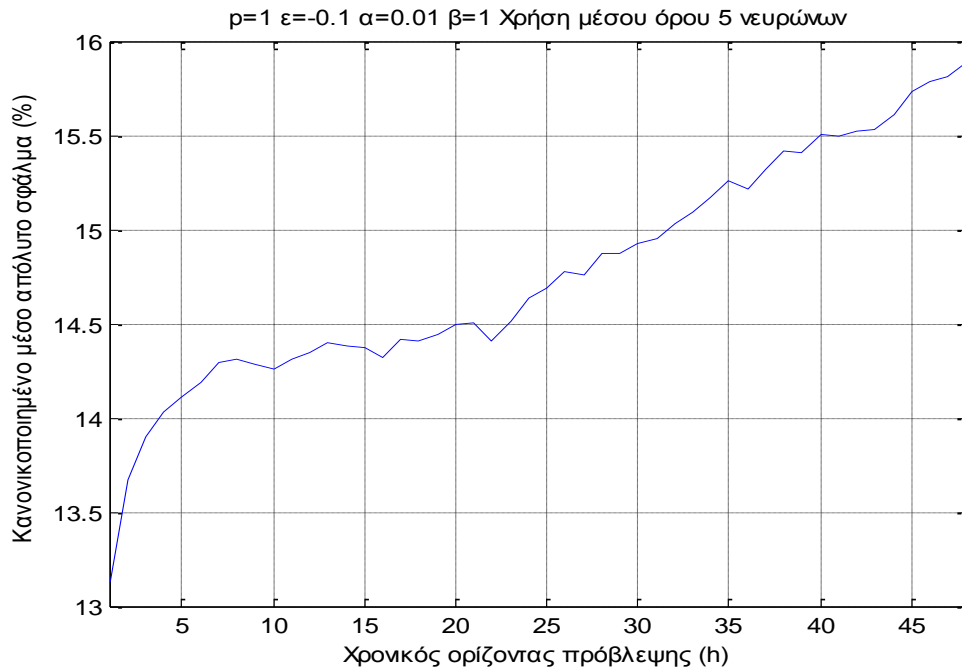
Στο παραπάνω σχήμα φαίνεται ότι το σφάλμα φτάνει έως και 19,1%, επί της ουσίας όμως, λόγω της χρήσης της ισχύος στην είσοδο του δικτύου, υπάρχει ενδιαφέρον μόνο για τους βραχυπρόθεσμους ορίζοντες πρόβλεψης δηλαδή έως 5 ώρες. Στο διάστημα αυτό, θα μπορούσαμε να πούμε ότι το νευρωνικό δίκτυο αποκρίνεται καλά εφόσον για ορίζοντα πρόβλεψης έως και 5 ώρες μπροστά το δίκτυο με μέγιστη επιλογή 3 νευρώνων παρουσιάζει σφάλμα το πολύ 12%.

Στο παραπάνω σχήμα φάνηκε ότι οι δύο περιπτώσεις δεν έχουν και μεγάλη διαφορά στο σφάλμα. Γι' αυτό στη συνέχεια για την περίπτωση όπου δεν έγινε χρήση ισχύος θα αναπαρασταθεί το σφάλμα μόνο για την περίπτωση των 3 ισχυρότερων νευρώνων του δικτύου. Όπως θα φανεί, χωρίς χρήση ισχύος έχουμε μεγάλο σφάλμα για του μικρούς ορίζοντες πρόβλεψης, ωστόσο υπάρχει σταθεροποίηση αργότερα στους μεγαλύτερους ορίζοντες. Όπως είχε αναφερθεί νωρίτερα στις περιπτώσεις όπου δεν υπάρχει χρήση ισχύος έχει γίνει χρήση των clusters.



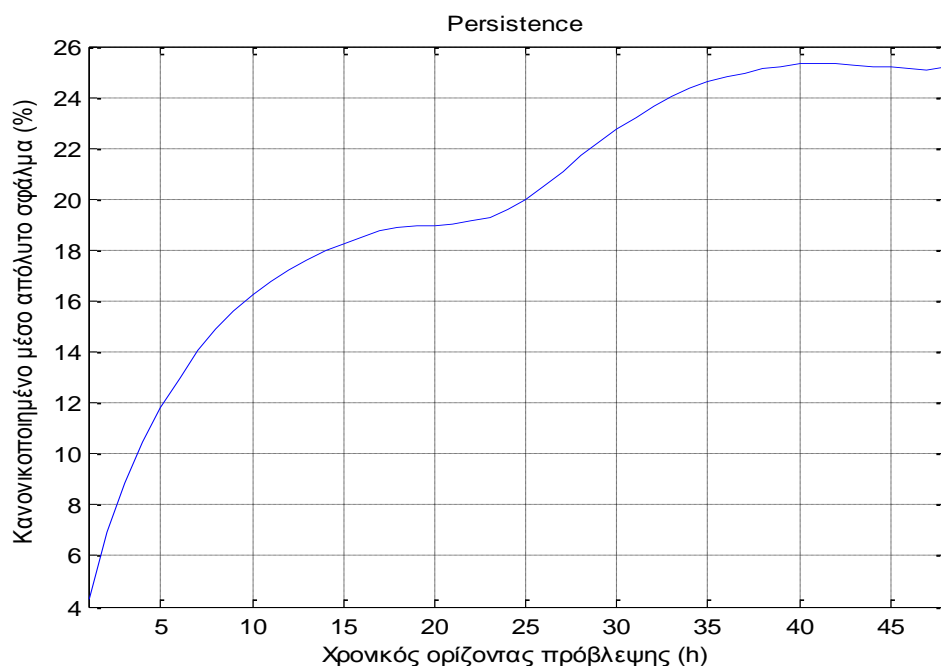
6.5.3 Μέσος όρος ενεργοποίησης νευρώνων

Η τελευταία τροποποίηση που έγινε στον αλγόριθμο του Distributed Artmap, ήταν η χρησιμοποίηση του μέσου όρου της ενεργοποίησης των νευρώνων σε αντίθεση με την άθροιση που χρησιμοποιούνταν έως τώρα. Δηλαδή έγινε τροποποίηση του 4^{ου} και του 3^{ου} βήματος των αλγορίθμων εκμάθησης και εκπαίδευσης αντίστοιχα διαιρώντας το άθροισμα των ενεργοποιήσεων με τον αριθμό των νευρώνων που συμμετέχουν σ' αυτό. Έτσι επιλέγεται η κλάση εξόδου που είναι κατά μέσο όρο ισχυρότερη χωρίς να υπερκαλύπτεται από τις κλάσεις με τον μεγαλύτερο αριθμό νευρώνων. Επομένως προκύπτει το ακόλουθο σχήμα, στο οποίο έχει χρησιμοποιηθεί ο μέσος όρος των 5 επικρατέστερων νευρώνων κι έχει γίνει χρήση clusters χωρίς να λαμβάνονται υπόψη οι προηγούμενες τιμές ισχύος. Όπως παρατηρούμε στο σχήμα η μέγιστη τιμή του σφάλματος μειώθηκε κατά μία μονάδα.



6.5.4 Αποτελέσματα Persistence

Τέλος παρατίθενται και τα αποτελέσματα της Persistence για την πρόβλεψη σε ωριαία βάση. Είναι αυτά που αναμένονταν και πολύ παρόμοια με αυτά που είχαν ληφθεί στην πρόβλεψη ανά 24ωρο, με μόνη διαφορά ότι σε αυτήν την περίπτωση το δείγμα ήταν αρκετά μεγαλύτερο. Το σφάλμα κυμαίνεται από περίπου 4% έως 26%. Όπως αναμενόταν, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι η Persistence είναι αρκετά δύσκολο να νικηθεί για μικρούς ορίζοντες πρόβλεψης, αυτός είναι κι ο λόγος που χρησιμοποιείται ως μοντέλο αναφοράς, αλλά είναι απαγορευτικά αναξιόπιστη για μεγάλους χρονικούς ορίζοντες και γι' αυτόν τον λόγο αποφεύγεται.



Κεφάλαιο 7

Αποτίμηση αποτελεσμάτων

7.1 Γενικά

Μετά και το πέρας του πειραματικού μέρους είμαστε πλέον σε θέση να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα. Μέσα απ' την αξιολόγηση των πειραματικών αποτελεσμάτων θα κριθεί τελικά ο βαθμός στον οποίο είναι ικανοποιητική η χρήση του νευρωνικού δικτύου distributed ARTMAP για την περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής παραγωγής σε ένα πραγματικό σύστημα αιολικής ισχύος. Επομένως, παρακάτω συνοψίζονται τα συμπεράσματα που εξήχθησαν από κάθε πειραματική διαφοροποίηση του αλγορίθμου, ούτως ώστε να καταλήξουμε στα τελικά συμπεράσματα εφ' όλης της ύλης αλλά και στην μορφή του αλγορίθμου η οποία μπορεί να αποφέρει τα πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα.

7.2 Αδυναμίες αρχικού αλγορίθμου

Όπως έγινε εμφανές και στις παραπάνω ενότητες, ο αλγόριθμος με τον οποίο ξεκίνησε η πρόβλεψη αιολικής παραγωγής είχε κάποιες αδυναμίες οι οποίες τον καταστούσαν ανίκανο για πρόβλεψη. Η πρώτη και κύρια αδυναμία του προέκυπτε από την δυνατότητα του instance counting που χρησιμοποιούσε ο αλγόριθμος. Λόγω των αρκετών ωρών χαμηλού ή αρκετά υψηλού ανέμου, υπάρχει ως αποτέλεσμα η εμφάνιση πολλών χαμηλών ή και μηδενικών τιμών αιολικής παραγωγής. Επί της ουσίας οι τιμές αυτές αποτελούν σημαντικό ποσοστό του δείγματος στο οποίο εργασθήκαμε. Επομένως αναφερόμαστε σ' ένα δείγμα μη ομοιόμορφο. Γίνεται έτσι αντιληπτό, ότι οι συντελεστές του instance counting το μόνο που κατάφερναν ήταν να ενισχύουν την ανομοιομορφία αυτή, παράγοντας έτσι ως αποτελέσματα μια ευθεία οριζόντια γραμμή με τιμή αυτήν της μικρότερης κλάσης ισχύος. Έτσι κρίθηκε από την αρχή απαραίτητη η απενεργοποίηση της δυνατότητας αυτής.

Η επόμενη βασική αδυναμία του αρχικού μοντέλου είχε να κάνει με το γεγονός ότι είχε πολύ αυστηρούς περιορισμούς για την επέκταση ενός νευρώνα σε περίπτωση όπου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης δεν πραγματοποιούνταν σωστή πρόβλεψη και το δίκτυο γύριζε σε λειτουργία WTA. Δεδομένου όμως ότι σ' ένα διάστημα λίγων ωρών όσο και να άλλαζε ο άνεμος, θα είχε αρκετά μεγάλη συσχέτιση με τις τιμές των προηγούμενων τιμών του. Με τον τρόπο αυτό οι αντίστοιχοι νευρώνες εκλέγονταν πρώτοι κι έκαναν αρκετά αυστηρό το κριτήριο της εγρήγορσης, με αποτέλεσμα, στις περισσότερες περιπτώσεις, να χρειαστεί να δημιουργηθεί ένας καινούριος νευρώνας με μορφή σημειακού πλαισίου για να αναπαρασταθεί η σωστή κλάση εξόδου τηρώντας παράλληλα το κριτήριο της ευκλείδειας αποστάσεως που χρησιμοποιείται από τις διαδικασίες του αλγορίθμου. Έτσι όμως προέκυψε ένας φαύλος κύκλος όπου συνεχώς δημιουργούνταν νέοι νευρώνες κι οι οποίοι παρέμεναν σημειακά πλαίσια εφόσον, στην πλειοψηφία των περιπτώσεων το κριτήριο της εγρήγορσης ήταν αρκετά αυστηρό. Συνεπώς, για να χαλαρώσει το κριτήριο και να μπορούν να επιλεγούν κι άλλοι νευρώνες με χαμηλότεροι συσχέτιση με την είσοδο αποφασίστηκε η

αύξηση της απόλυτης τιμής της παραμέτρου ε από 0.001 σε 0.1. Έτσι με $\varepsilon = -0.1$ παρατηρήθηκε μείωση των νευρώνων του δικτύου και αποτελέσματα πιο ρεαλιστικά.

7.3 Συνδυασμός μεθόδων και συμπεράσματα

Έπειτα από τις παραπάνω τροποποιήσεις του αλγορίθμου, οι οποίες βοήθησαν στην παραγωγή μιας ρεαλιστικής καμπύλης πρόβλεψης ισχύος, δίνεται πλέον η δυνατότητα συνδυασμού όλων των υπολοίπων παραλλαγών που χρησιμοποιήθηκαν.

Ο πιο σημαντικός συνδυασμός είναι αυτός ως προς την χρήση των προηγούμενων τιμών ισχύος ως είσοδο του νευρωνικού δικτύου. Στην προηγούμενη ενότητα διαπιστώθηκε, ότι χρησιμοποιώντας προηγούμενες τιμές ισχύος στην είσοδο, η καμπύλη του σφάλματος είχε αύξουσα μορφή, θα μπορούσαμε να πούμε δηλαδή ότι το σφάλμα ήταν ανάλογο του ορίζοντα πρόβλεψης. Αντιθέτως, ελλείψη των τιμών ισχύος παρατηρήθηκε το γεγονός ότι το σφάλμα κατά κάποιο τρόπο κυμαίνονταν σε μια μικρή περιοχή και κυρίως για μεγάλους χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης οι αποκλίσεις μεταξύ τους ήταν σχετικά μικρές. Επιπλέον, για μεγαλύτερους χρονικούς ορίζοντες είναι εύληπτο, ότι η χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος δεν είναι η ενδεδειγμένη, αν αναλογιστεί κανείς ότι χρησιμοποιούνται οι ίδιες οι προβλέψεις ως είσοδοι χωρίς να έχουν περάσει από το στάδιο εκπαίδευσης, γεγονός που αυξάνει την αβεβαιότητα για την ακρίβεια του αποτελέσματος. Επομένως για την αποτελεσματικότερη μείωση του σφάλματος κρίνεται αναγκαία η χρήση δύο δικτύων, ενός για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (έως 5 ώρες), το οποίο θα χρησιμοποιεί ως είσοδο προηγούμενες τιμές ισχύος, κι ενός με είσοδο ανεξάρτητη της ισχύος το οποίο θα χρησιμοποιείται για του υπόλοιπους χρονικούς ορίζοντες.

Οι υπόλοιποι συνδυασμοί παραλλαγών προκύπτουν από τον πειραματισμό στο εκάστοτε δείγμα προς μελέτη. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής μελετήθηκε η χρήση των clusters, προκειμένου να διαχωριστεί το δείγμα ανάλογα με τις ταχύτητες του ανέμου σε κάθε περίπτωση. Τα clusters φάνηκαν να αποδίδουν περισσότερο χωρίς την χρήση ισχύος και γι' αυτό χρησιμοποιήθηκαν ως «πακέτο» με την μη χρήση ισχύος για τις μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

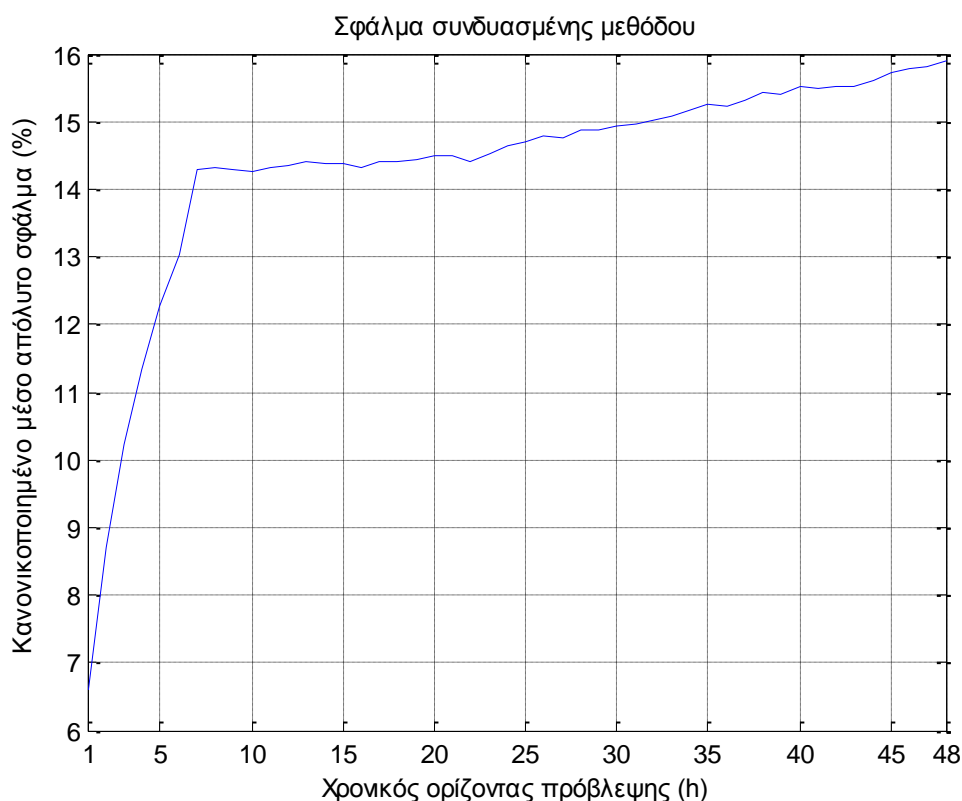
Μια άλλη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε αρκετά ήταν η επιλογή ενός αριθμού απ' τους ισχυρότερους ενεργοποιημένους νευρώνες κάθε κλάσης κι όχι όλων όπως προβλεπόταν απ' τον αρχικό αλγόριθμο. Με τον τρόπο αυτό γίνεται πιο αξιόπιστη η πρόβλεψη εφόσον επιλέγονται οι νευρώνες που έχουν μεγαλύτερη συσχέτιση με την είσοδο, σε αντίθεση με την αρχική μορφή όπου επιλέγονταν όλοι οι νευρώνες και συνεισέφεραν στην ενεργοποίηση ακόμα κι αν είχαν χαμηλή συσχέτιση με την είσοδο. Έτσι εισερχόταν πάλι στο αποτέλεσμα η επίδραση του αριθμού των νευρώνων κάθε περίπτωσης.

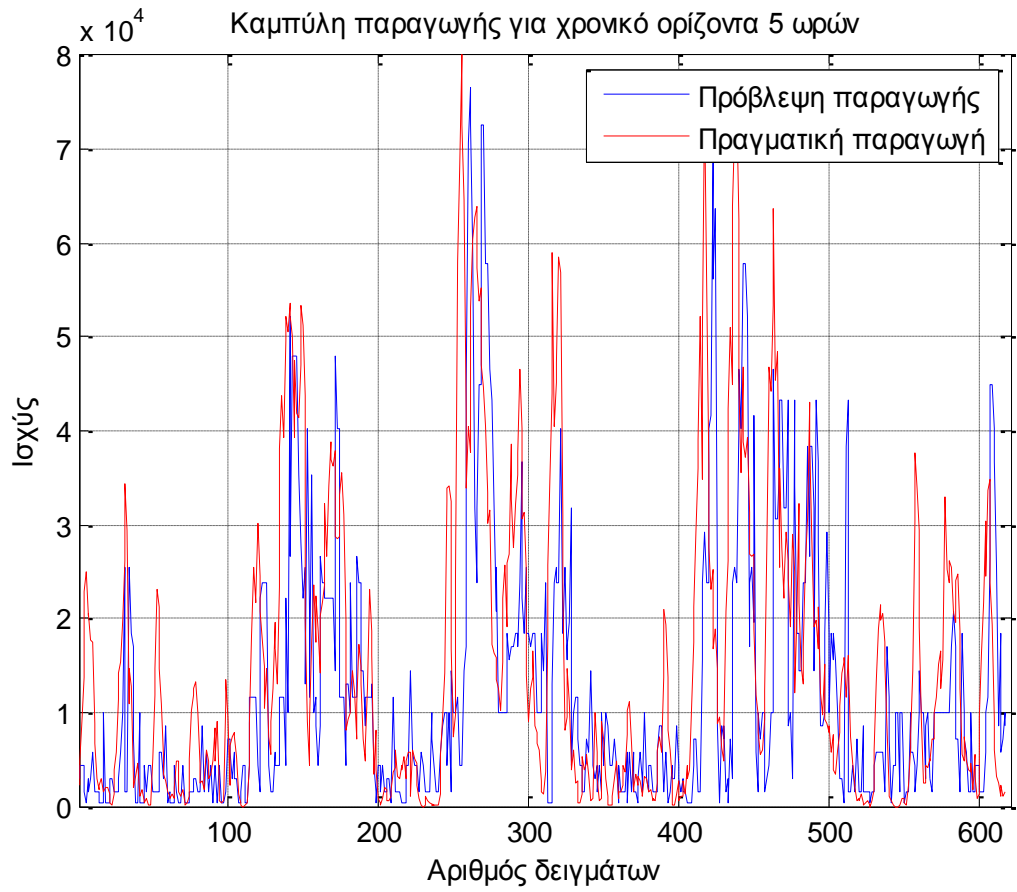
Επιπροσθέτως προκειμένου να εξαλειφθεί ακόμα περισσότερο η επίδραση αυτή, χρησιμοποιήθηκε και ο μέσος όρος της ενεργοποίησης προκειμένου να μπορεί το αποτέλεσμα να στηριχθεί σε μια μέση τιμή κι όχι σε άθροισμα όπως ήταν αρχικά.

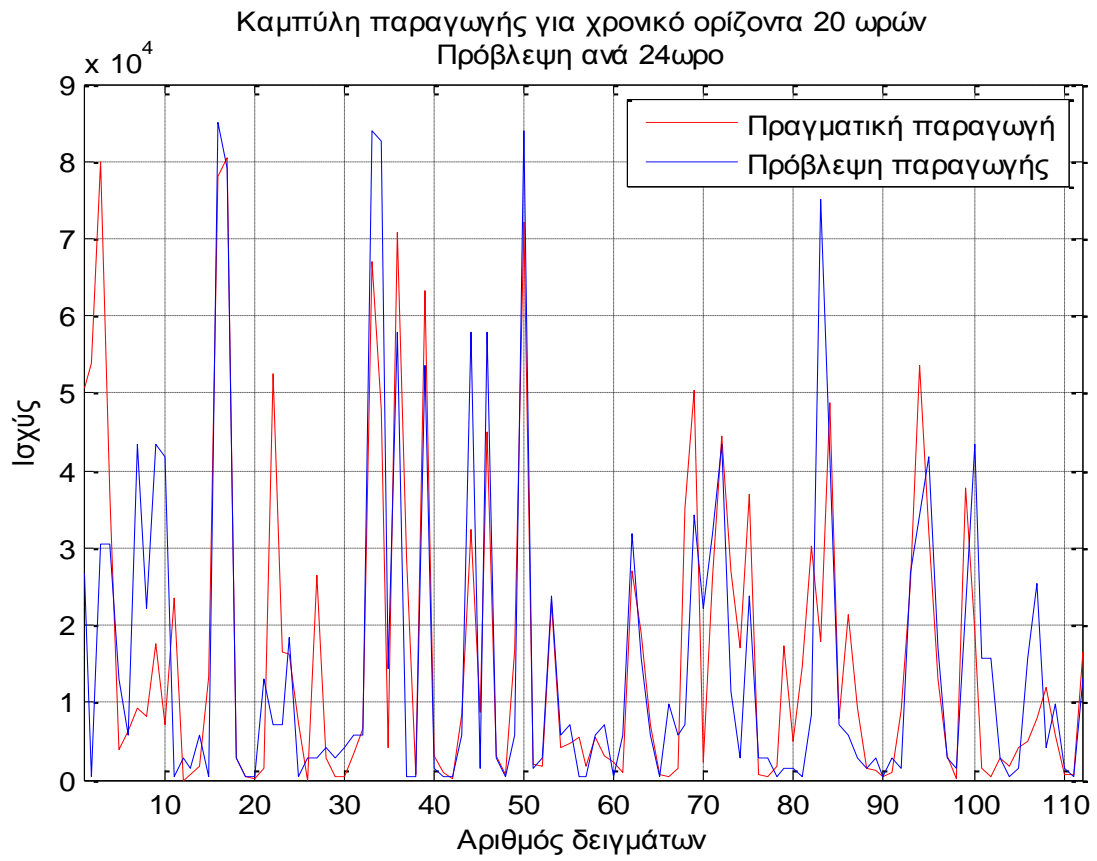
Ως τελικό συμπέρασμα της όλης διαδικασίας προκύπτει ότι το dARTMAP κατόπιν κάποιων τροποποιήσεων, στις οποίες θα μπορούσαν να συμπεριληφθούν και κάποιες αλλαγές διαφορετικών παραμέτρων θα μπορούσε να σταθεί σαν ένα σύστημα πρόβλεψης. Η διαπίστωση αυτή απορρέει από το γεγονός, ότι κάνοντας χρήση συνδυασμένων μεθόδων

μπορεί να επιτευχθεί καμπύλη σφάλματος με μέγιστη τιμή περί το 16%. Παρατηρώντας και την καμπύλη ισχύος γίνεται αντιληπτό ότι πραγματοποιείται μια καλή προσπάθεια πρόβλεψης και οι καμπύλες προσπαθούν να συμβαδίσουν σε αντίθεση με αυτές του αρχικού αλγορίθμου όπου παρατηρούσαμε «σκαλοπάτια» και μεγάλες διακυμάνσεις μεταξύ των επικρατούντων κλάσεων ισχύος. Για του λόγου το αληθές, παρατίθενται παρακάτω τα διαγράμματα ισχύος και σφάλματος μιας συνδυασμένης μεθόδου, για πρόβλεψη ανά ώρα, όπου για πρόβλεψη ως 5 ώρες μπροστά χρησιμοποιήθηκε μοντέλο με χρήση προηγούμενων τιμών ισχύος και άθροισμα το πολύ 3 νευρώνων, ενώ για μακροπρόθεσμες προβλέψεις το μοντέλο του μέσου όρου των 5 ισχυρότερων νευρώνων με την χρήση clusters.

Τέλος, θα ήθελα να σταθώ στο γεγονός ότι στην πρόβλεψη ανά ώρα το έργο του αλγορίθμου είναι αρκετά δυσκολότερο δεδομένου ότι κάθε φορά εκπαιδεύει 48 σετ εισόδου για την **ίδια** τελική τιμή ισχύος. Έτσι αν συμπεριληφθεί και το σφάλμα των αριθμητικών δεδομένων καιρού δημιουργούνται ισχυρά πλαίσια γύρω απ' την πιο πρόσφατη κλάση εξόδου. Γι' αυτό ίσως και να χρειαζόταν κάποια μεταβολή της συχνότητας εκμάθησης ούτως ώστε να μην αφομοιώνονται τόσο εύκολα τα σφάλματα. Αν όμως στραφούμε στην πρόβλεψη ανά 24ωρο θα δούμε μια καμπύλη προβλεπόμενης ισχύος που συμβαδίζει αρκετά με την πραγματική.







Βιβλιογραφία

- [1] *Wind in power: 2012 European Statistics, February 2013*
- [2] <http://www.thewindpower.net>
- [3] O. Badran, E. Abdulhadi, R. Mamlook, “*Evaluation of parameters affecting wind turbine power generation*”
- [4] A. Botterud and J. Wang, “*Wind Power Forecasting and Electricity Market Operations*”
- [5] C. Monteiro, H. Keko, R. Besso, V. Miranda, A. Botterud, J. Wang and J. Conzelmann, “*Wind Power Forecasting: State-of-the-Art 2009*”
- [6] Γ. Σιδεράτος, “*Ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ισχύος με χρήση νευρωνικών δικτύων και τεχνικών ασαφούς λογικής*”
- [7] <http://www.ypeka.gr>
- [8] P. Lynch, “*The origins of computer weather prediction and climate modeling*”
- [9] 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
- [10] 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
- [11] 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
- [12] M.M. Cairns and J. Corey, “*Mesoscale Model Simulations of High-Wind Events in the Complex Terrain of Western Nevada*” *Weather Forecasting*, vol. 18, pp. 249–263, 2003
- [13] 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
- [14] 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

- [15] 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
- [16] 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
- [17] 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
- [18] R.A. Pielke, et al., “*A comprehensive meteorological modeling system-RAMS*,” *Metrological Atmospheric Physics*, vol. 49, pp. 69–91, 1992
- [19] 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
- [20] 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.
- [21] Geylein, JF, E.Bazile, P.Bougeault, M.Déqué, V.Ivanovici, A.Joly, L.Labbé, JP.Piédélièvre, JM. Piriou and JF.Royer, 1994 : “*Atmospheric parametrization schemes in Meteo-France’s ARPEGE NWP model*”. Proceedings of the 1994 ECMWF Seminar, Reading, 5-9 September 1994, 385-402.
- [22] Noilhan, J., and S. Planton, 1989 : “*A simple parameterization of land surface processes for meteorological models*”. *Mon.Wea.Rev.*, 117, 536-549.
- [23] 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
- [24] <http://forecast.uoa.gr>
- [25] J. Badger, P. Louka, G. Kallos, C. Lac, G. Descombes, A-M Palomares, I. Martí Perez, ANEMOS DELIVERABLE 4.1 a, “*Description of NWP, Mesoscale and CFD models*”.
- [26] “*HIRLAM-B Programme 2011-2015 Memorandum of Understanding*”
- [27] Ivarsson, K.-I., “*Recent developments of the Rasch-Kristjansson scheme in HIRLAM*” , *HIRLAM Newsletter* 54, p. 107-112, 2008
- [28] C. Moerhlen, “*Uncertainty in wind energy forecasting*,” Ph.D. dissertation, University College Cork, Ireland, May 2004.

- [29] Gregor Giebel, G. Kariniotakis, and R. Brownsword, “*State of the Art on Short-term Wind Power Prediction*”, ANEMOS Deliverable Report D1.1, 2003.
- [30] L. Landberg, “*Short-term prediction of the power production from wind farms,*” *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 80, pp. 207-220, 1998.
- [31] Matthias Lange and Ulrich Focken, “*Physical Approach to Short-Term Wind Power Prediction*”, Berlin: Springer, 15 Dec. 2005.
- [32] M. Magnusson and L. Wern, “*Wind energy predictions using CFD and HIRLAM forecast*” in *Proceeding of the European Wind Energy Conference EWEC’01*, Copenhagen, Denmark, pp. 861–863, June 2001.
- [33] D. Cabezon, I. Marti, M.J. San Isidro, and I. Perez, “*Comparison of Methods for Power Curve Modelling,*” in *Proceedings of the Global WindPower 2004 Conference*, Chicago, Illinois, United States, March 28–31, 2004.
- [34] H.R. Glahn and D.A. Lowry, “*The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecasting,*” *Journal of Applied Meteorology*, vol. 11, pp. 1202–1211, 1972.
- [35] Landberg, L., and S.J. Watson, “*Short-term Prediction of Local Wind Conditions. Boundary-Layer Meteorology*”, p. 171, 1994.
- [36] Landberg, L., “*A Mathematical Look at a Physical Power Prediction Model*”, *Wind Energy*, pp. 23-28, 1998.
- [37] G. Giebel, L. Landberg, T. S. Nielsen, and H. Madsen, “*The zephyr-project : The next generation prediction system*”, in *Proceedings of the 2001 European Wind Energy Conference, EWEC’01*, Copenhagen, Denmark, July 2001, pp. 777–780.
- [38] Beyer, H.G., D. Heinemann, H. Mellinghoff, K. Mönnich, and H.-P. Waldl, “*Forecast of Regional Power Output of Wind Turbines*”, *Proceedings of the European Wind Energy Conference, Nice, France*, pp. 1070-1073, 1999.
- [39] U. Focken, M. Lange, and H.-P. Waldl, “*Previento: a wind power prediction system with an innovative upscaling algorithm*”, in *Proceedings of the 2001 European Wind Energy Association Conference EWEC’01*, Copenhagen, Denmark, 2-6 July 2001, pp. 826–829.
- [40] U. Focken, M. Lange, K. Mönnich, H. G. Waldl, H.-P. and Beyer, “*Short-term prediction of the aggregated power output of wind farms - a statistical analysis of the reduction of the prediction error by spatial smoothing effects*”, *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 90, no. 3, pp. 231–246, Mar. 2002.
- [41] Focken, U., Lange, L., Tambke, J., Waldl, H-P, “*Predicting Offshore Wind Power*”, CD-Rom *Proceedings of the 4th International Workshop on Large-Scale Integration of Wind Power and Transmission Networks for Offshore Wind farms*, Billund, Denmark, 2003.

- [42] Tambke, J., Bye, J.A.T., Lange, M., Focken, U., Wolff, J.-O., ‘Wind Profiles over the North Sea - Measurements compared to an Air-Sea-Interaction Model’, CD-Rom Proceedings of the German Wind Energy Conference DEWEK’04, Wilhelmshaven, Germany, 2004.
- [43] B. Bailey, M. C. Brower, and J. Zack, “*Short-term wind forecasting, development and application of a meso-scale model*”, in Proceedings of the European Wind Energy Conference, EWEC’99, Nice, France, pp. 1062–1065 , 1999.
- [44] Zack, J.W., M.C. Brower, B.H. Bailey, “*Validating of the Forewind Model in Wind Forecasting Applications*”, Talk on the EWEC Special Topic Conference Wind Power for the 21st Century, Kassel, Germany, 2000.
- [45] Marti, I., et al, ‘LocalPred and RegioPred. Advanced tools for wind energy prediction in complex terrain’, CD-Rom Proceedings of the European Wind Energy Conference & Exhibition EWEC 2003, Madrid, Spain, June 16-19, 2003.
- [46] Marti, I., San Isidro, M.J., Cabezón, D., Loureiro, Y., Villanueva, J., Cantero, E., Pérez, I., “*Wind Power Prediction in Complex Terrain: From the Synoptic Scale to the Local Scale*”, CD-Rom Proceedings of the Conference: The Science of making Torque from Wind, Delft, The Netherlands, 2004.
- [47] M.Magnusson and L.Wern, “*Wind energy predictions using CFD and HIRLAM forecasts*”, in Proceedings of the 2001 European Wind Energy Conference, EWEC’01, Copenhagen, Denmark, pp. 861–863, 2001.
- [48] C. Mohrlen, “*Uncertainty in wind energy forecasting*”, PhD thesis, University College Cork, National University of Ireland, Cork, Ireland, 2004.
- [49] I. Sanchez and J. Usaola, “*Sipreólico - a wind power prediction system based on flexible combination of dynamic models. Application to the Spanish power system*”, in Proceedings of the World Wind Energy Conference, Berlin, Germany, 2002.
- [50] I. Sánchez, “*Short-term prediction of wind energy production*”, International Journal of Forecasting, vol. 22, no. 1, pp. 43–56, 2006.
- [51] G. Giebel, L. landberg, T.S. Nielsen, H. Madsen, “*The Zephyr Project. The Next Generation Prediction System*”, EWEC 2001, Copenhagen, Denmark, July 2-6, 2001.
- [52] H. Madsen, “*A Protocol for Standardizing the Performance Evaluation of Short-Term Wind Power Prediction Models*,” Project ANEMOS, Deliverable 2.3, March 2004.
- [53] H. Madsen, P. Pinson, G. Kariniotakis, Henrik Aa. Nielsen, and Torben S. Nielsen, “*Standardizing the performance evaluation of short-term wind prediction models*,” Wind Engineering, vol. 29, no. 6, pp. 475–489, Dec. 2005.

- [54] D. Hou, E. Kalnay, and K. Droegemeier, “*Objective Verification of the SAMEX’98 Ensemble Forecasts*,” *Monthly Weather Review*, vol. 129, no. 1, pp. 73–91, Jan. 2001.
- [55] P. Pinson, “*Estimation of the uncertainty in wind power forecasting*,” Ph.D. dissertation, Ecole des Mines de Paris, Paris, France, 2006.
- [56] N. Siebert, “*Development of methods for regional Wind Power Forecasting*,” Ph.D. dissertation, CEP – Centre Energétique et Procédés, ENSMP, 2008.
- [57] G. Giebel et al., Richard Brownsword, RAL; George Kariniotakis, ARMINES; Michael Denhard, ECMWF ; Caroline Draxl, Risø DTU, *Anemos deliverable report, “The State of the Art in Short-Term Prediction of Wind Power, A Literature Overview, 2nd Edition”*
- [58] Gail A. Carpenter, Marin N. Gjaja, Sucharita Gopal, Natalya Markuzon, Curtis E. Woodcock, “*ART and ARTMAP Neural Networks for Applications: Self-Organizing Learning, Recognition, and Prediction*”
- [59] Carpenter, G.A., Grossberg, S., & Rosen, D.B. (1991) “*Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an Adaptive Resonance system.*” *Neural Networks*, 4, 759-771.
- [60] Carpenter, G.A., Gjaja, M.N., Gopal, S., & Woodcock, C. E. (1995), “*ART neural networks for remote sensing: Vegetation classification from Landsat TM and terrain data. Submitted to IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*”. Technical Report CAS/CNS TR-95-026, Boston, MA: Boston University.
- [61] Carpenter, G.A., Grossberg, S., & Reynolds, J.H. (1991), “*ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network*”. *Neural Networks*, 4, 565-588.
- [62] Gail A. Carpenter, Boriana L. Milenova, Benjamin W. Noeske, “*Distributed ARTMAP: a neural network for fast distributed supervised learning*”
- [63] Caudell T. P., Smith S. D. G., Escobedo R., & Anderson M. (1994), “*NIRS: large scale ART-1 neural architectures for engineering design retrieval*”. *Neural Networks*, 7, 1339–1350.
- [64] Williamson J. R. (1996), “*Gaussian ARTMAP: a neural network for fast incremental learning of noisy multidimensional maps*”. *Neural Networks*, 9, 881–897
- [65] Ellias S. A., & Grossberg S. (1975), “*Pattern formation, contrast control, and oscillations in the short term memory of shunting on-center off-surround networks*”. *Biological Cybernetics*, 20, 69–98.
- [66] Grossberg S. (1973), “*Contour enhancement, short term memory, and constancies in reverberating neural networks*”. *Studies in Applied Mathematics*, LII, 213–257.

- [67] Booker L. B., Goldberg D. E., & Holland J. H. (1989), "*Classifier systems and genetic algorithms*". *Artificial Intelligence*, 40, 235–282.