



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

Συμβολή στις πιθανοτικές προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ με χρήση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

του

Θεόδωρου Κ. Κωνσταντίνου

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

Συμβολή στις πιθανοτικές προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ με χρήση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

του

Θεόδωρου Κ. Κωνσταντίνου

Συμβουλευτική Επιτροπή: Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Πάυλος Γεωργιλάκης
Γεώργιος Κορρές

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 10η Σεπτεμβρίου 2024

.....
Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Ομότιμος Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Πάυλος Γεωργιλάκης
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Γεώργιος Κορρές
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Πάυλος-Πέτρος Σωτηριάδης
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Γεώργιος Καρινιωτάκης
Καθηγητής MINES Paris,
PSL University

.....
Άρης-Ευάγγελος Δημέας
Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ματθαίος Παντελή
Επίκουρος Καθηγητής
Πανεπιστήμιο Κύπρου

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2024

.....

Θεόδωρος Κωνσταντίνου
Διδάκτωρ Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Θεόδωρος Κωνσταντίνου, 2024
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 ερμηνευτεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η διδακτορική διατριβή επικεντρώνεται στην ανάπτυξη προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ, με έμφαση στην αιολική και ηλιακή ενέργεια. Η ενσωμάτωση των ΑΠΕ στα υφιστάμενα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζει σημαντικές δυσκολίες για τους διαχειριστές συστημάτων και τους φορείς της αγοράς, κυρίως λόγω της εξάρτησής τους από τις καιρικές συνθήκες. Για την επιτυχή ενσωμάτωση των ΑΠΕ και τη μείωση των ανισορροπιών ισχύος στην αγορά, η ακριβής πρόβλεψη είναι απαραίτητη μαζί με την ανάπτυξη εργαλείων υποστήριξης αποφάσεων. Το πρώτο κεφάλαιο εισάγει το αντικείμενο της διατριβής και περιγράφονται οι στόχοι της έρευνας και το πλαίσιο μέσα στο οποίο αναπτύσσεται η διατριβή. Το δεύτερο κεφάλαιο επικεντρώνεται στην πρόγνωση καιρού και αναλύονται οι μέθοδοι πρόβλεψης καιρού και η σημασία τους για την ακριβή πρόβλεψη της ηλιακής και αιολικής ενέργειας. Το τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζει τις τεχνικές φυσικής και στατιστικής μοντελοποίησης που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της παραγωγής από ΑΠΕ. Αναλύονται οι μέθοδοι πρόβλεψης και η σημασία τους για την ενσωμάτωση των ΑΠΕ στα υφιστάμενα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Στο τέταρτο κεφάλαιο εξετάζεται η επεξεργασία των αριθμητικών προβλέψεων καιρού για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου. Παρουσιάζεται μια νέα μέθοδος βασισμένη στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, η οποία προσεγγίζει τις συναρτήσεις των κατανομών πιθανοτήτων. Το πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζει τη χρήση υβριδικών νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση κατανομών πιθανότητας στην πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ. Αναλύεται η νέα παραμετρική μέθοδος που βασίζεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, η οποία συνδυάζει τις διαδικασίες πρόβλεψης σε ομάδες και εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας σε μια ενιαία αρχιτεκτονική πολλαπλών συνιστωσών. Στο έκτο κεφάλαιο, αντιμετωπίζεται η πρόκληση της πρόβλεψης της παραγωγής ΑΠΕ από γεωγραφικά καταμεμημένες μονάδες σε μεγάλες περιοχές. Το πρόβλημα της διαστατικότητας που δημιουργείται από τον μεγάλο αριθμό δεδομένων εισόδου που βασίζονται στις προβλέψεις καιρού, επιλύεται με μια μέθοδο μείωσης της διαστατικότητας. Αυτή η μέθοδος χωρίζει τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού σε υποπεριοχές και επιλέγει μόνο τις πιο σχετικές, οι οποίες χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στα μοντέλα πρόβλεψης. Το έβδομο κεφάλαιο διερευνά την ακρίβεια, τη συνέπεια και την αξία των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ. Αναλύονται οι βασικές αρχές των ενεργειακών αγορών. Η ανάλυση αυτή περιλαμβάνει τη χρήση πιθανοτικών μοντέλων για την πρόβλεψη της συνολικής παραγωγής και τη διαχείριση των κινδύνων που συνδέονται με τις διακυμάνσεις των τιμών και τη μεταβλητότητα της παραγωγής ενέργειας. Το τελευταίο κεφάλαιο συνοψίζει τα κύρια ευρήματα της διατριβής και προτείνει κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα. Αναλύονται οι κύριες συνεισφορές της διατριβής στην ανάπτυξη αξιόπιστων πιθανοτικών μοντέλων πρόβλεψης της ταχύτητας του ανέμου και της παραγωγής από ΑΠΕ, καθώς και οι προοπτικές για την περαιτέρω βελτίωση και εφαρμογή αυτών των μοντέλων σε πραγματικές συνθήκες.

Λέξεις Κλειδιά: Ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, εκτίμηση κατανομών πιθανότητας, παραμετρική πιθανοτική πρόβλεψη, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Abstract

The PhD thesis focuses on the development of advanced machine learning techniques for the probabilistic prediction of renewable energy production, with emphasis on wind and solar energy. The integration of RES into existing power systems presents significant difficulties for system operators and market players, mainly due to their dependence on weather conditions. To successfully integrate RES and reduce power imbalances in the market, accurate forecasting is essential along with the development of decision support tools. The first chapter introduces the scope of the thesis and describes the research objectives and the context in which the thesis is developed. The second chapter focuses on weather forecasting and discusses weather forecasting methods and their importance for accurate solar and wind energy forecasting. The third chapter presents the physical and statistical modelling techniques used to forecast renewable energy production. The forecasting methods and their importance for the integration of RES into existing power systems are analysed. Chapter four discusses the processing of numerical weather forecasts for wind speed prediction. A new method based on artificial neural networks is presented, which approximates the probability distribution functions. The fifth chapter presents the use of hybrid neural networks to estimate probability distributions in forecasting renewable energy production. The new parametric method based on artificial neural networks is analyzed, which combines the cluster forecasting and probability density estimation processes into a single multi-component architecture. In chapter six, the challenge of forecasting RES generation from geographically distributed plants over large areas is addressed. The dimensionality problem created by the large number of input data based on weather forecasts is solved by a dimensionality reduction method. This method divides the numerical weather forecasts into sub-regions and selects only the most relevant ones, which are used as inputs to the forecast models. Chapter seven investigates the accuracy, consistency and value of the probabilistic RES generation forecasts. The basic principles of energy markets are analysed. This analysis includes the use of probabilistic models to forecast total generation and manage the risks associated with price fluctuations and volatility of energy production. The final chapter summarizes the main findings of the thesis and suggests directions for future research. The main contributions of the thesis to the development of reliable probabilistic models for predicting wind speed and renewable generation, as well as the prospects for further refinement and application of these models in real-world conditions are discussed.

Keywords: Renewable energy sources, estimation of probability distributions, parametric probabilistic forecasting, artificial neural networks

Πρόλογος

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εκπονήθηκε στο εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου υπό την επίβλεψη του καθηγητή Νικόλαου Χατζηαργυρίου. Η εκπόνηση άρχισε το Σεπτέμβριο του 2018 και ολοκληρώθηκε το Σεπτέμβριο του 2024.

Καταρχάς, θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον επιβλέποντα της εργασίας καθηγητή Νικόλαο Χατζηαργυρίου για την άριστη συνεργασία την οποία είχαμε, τις συμβουλές και την καθοδήγηση που μου έδωσε σε όλα τα στάδια της εργασίας. Παραδέχομαι ότι αποτελεί πρότυπο επιστήμονα, καθηγητή και ανθρώπου, και η αφοσίωσή του στη δουλειά του συνεχίζει να με εντυπωσιάζει. Στη συνέχεια θα ήθελα να ευχαριστήσω τα μέλη της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής καθηγητή κ. Π. Γεωργιάδη και τον καθηγητή κ. Γ. Κορρέ για όλες τις χρήσιμες υποδείξεις τους και το ενδιαφέρον τους.

Επιπροσθέτως, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Γ. Καρινιωτάκη και τον καθηγητή κ. Π.Π. Σωτηριάδη για την αποδοχή συμμετοχής στην πενταμελή συμβουλευτική επιτροπή και τις συμβουλές τους κατά την ενδιάμεση εξέταση οι οποίες βοήθησαν σημαντικά στην βελτίωση της διατριβής. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επίκουρο καθηγητή κ. Α. Δημέα και τον επίκουρο καθηγητή κ. Μ. Παντελή για την αποδοχή συμμετοχής στην επταμελή εξεταστική επιτροπή.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον φίλο και συνεργάτη Νικόλαο Σαββόπουλο, η βοήθεια και η στήριξη του οποίου συνέβαλε στην επιτυχημένη ολοκλήρωσή της διατριβής. Θα ήθελα να ευχαριστήσω επίσης τον κ. Άρη Δημέα που μέσω της συνεργασίας που είχαμε όλα αυτά τα χρόνια με βοήθησαν στην ολοκλήρωση της διδακτορικής μου διατριβής και τον φίλο και συνεργάτη Θανάση Μπότση για την υποστήριξη του. Επίσης οφείλω να ευχαριστήσω και όλα τα υπόλοιπα μέλη της ομάδας SmartRue για τη συνεργασία που είχαμε όλα αυτά τα χρόνια. Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα την Ειρήνη Γασπαράκη, Ελένη Αυλωνίτου και Αλεξάνδρα Αδαμ για την άριστη συνεργασία που είχαμε όλα αυτά τα χρόνια.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω από καρδιάς τους φίλους μου και την οικογένειά μου για όλη την συμπαράσταση και την υποστήριξη που μου έδειξαν όλα αυτά τα χρόνια. Κλείνοντας, το μεγαλύτερο ευχαριστώ το οφείλω στη σύζυγο μου Μαρκέλλα, που μοιράστηκα μαζί της όλες τις δυσκολίες και τις χαρές της εκπόνησης αυτής της διατριβής, και που η συμπαράστασή και κατανόηση της έπαιξαν καθοριστικό ρόλο στην ολοκλήρωσή της.

Θεόδωρος Κωνσταντίνου
Αθήνα, Σεπτέμβριος 2024

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	i
Abstract	iii
Πρόλογος	v
Πίνακας περιεχομένων	ix
Κατάλογος Εικόνων	xii
Κατάλογος Πινάκων	xiii
Κατάλογος Συντομογραφιών	xvii
1 Εισαγωγή	1
1.1 Γενικά	1
1.2 Πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ	2
1.3 Στόχοι της έρευνας	3
Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 1	5
2 Αριθμητικές προβλέψεις καιρού	7
2.1 Εισαγωγή	7
2.2 Πρόγνωση καιρού	7
2.2.1 Η σημασία της πρόβλεψης του καιρού	7
2.2.2 Πρόβλεψη καιρού στην παραγωγή ανανεώσιμης ενέργειας	7
2.3 Προβλέψεις καιρού με τη χρήση αριθμητικών μοντέλων	8
2.3.1 Μοντέλα για την πρόβλεψη του καιρού	8
2.3.2 Αριθμητικές προβλέψεις καιρού	9
2.4 Συσχετιζόμενες καιρικές μεταβλητές με την αιολική και ηλιακή ενέργεια	11
2.4.1 Μετεωρολογικές μεταβλητές που σχετίζονται με την αιολική ενέργεια	11
2.4.2 Μεταβλητές καιρού που σχετίζονται με την ηλιακή ενέργεια	14
Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 2	17
3 Εισαγωγή στη πρόβλεψη παραγωγής από ΑΠΕ	19
3.1 Φυσικά μοντέλα - Καμπύλες ισχύος	19
3.1.1 Καμπύλες ισχύος ανέμου	20
3.1.2 Καμπύλες ηλιακής ισχύος	20
3.2 Στατιστικά μοντέλα	21
3.2.1 Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα	21

3.2.2	Μηχανική Μάθηση	23
3.3	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	25
3.3.1	Συναρτήσεις ενεργοποίησης	26
3.3.2	Πολυεπίπεδο Perceptron	26
3.3.3	Θεώρημα καθολικής προσέγγισης	28
3.3.4	Εκτίμηση των παραμέτρων	28
3.3.5	Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης για παλινδρόμηση με τετραγωνικό κόστος	28
3.3.6	Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης	29
3.3.7	Παραλλαγές της στοχαστικής καθόδου κλίσης	30
3.3.8	Συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα	31
3.4	Πιθανοτικά μοντέλα μηχανικής μάθησης	32
3.4.1	Μη παραμετρικές μέθοδοι	32
3.4.2	Παραμετρικές μέθοδοι	33
3.5	Μετρικές Αξιολόγησης	34
3.5.1	Ντετερμινιστικές μετρικές αξιολόγησης	35
3.5.2	Πιθανοτικές μετρικές αξιολόγησης	38
Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 3		41
4	Επεξεργασία αριθμητικών προβλέψεων καιρού	45
4.1	Εισαγωγή	45
4.2	Η σημασία της πρόβλεψης της ταχύτητας του ανέμου στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας	46
4.3	Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας	47
4.4	Μεθοδολογία	49
4.4.1	Κατανομές με επιθυμητά χαρακτηριστά	49
4.4.2	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα για παραμετρική πιθανοτική πρόβλεψη	50
4.5	Αποτελέσματα	54
4.6	Συμπεράσματα	56
Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 4		59
5	Υβριδικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εκτίμησης κατανομών πιθανότητας	61
5.1	Εισαγωγή	61
5.2	Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας	62
5.3	Μεθοδολογία	63
5.3.1	Συνιστώσα Υπο-μοντέλων	67
5.3.2	Αντικειμενική συνάρτηση	68
5.3.3	Συνιστώσα Meta-Learner	69
5.3.4	Αντικειμενική συνάρτηση πολλών όρων	71
5.4	Αποτελέσματα	72
5.4.1	Αξιολόγηση της κατανομής Kumaraswamy	73
5.4.2	Αξιολόγηση της αντικειμενικής συνάρτησης CRPS	74
5.4.3	Αξιολόγηση επιβλεπόμενης ομαδοποίησης	75
5.4.4	Ντετερμινιστική και Πιθανοτική Αξιολόγηση των προβλέψεων	76
5.4.5	Αξιοπιστία και ευκρίνεια των διαστημάτων εμπιστοσύνης	79
5.5	Συμπεράσματα	81
Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 5		83

6	Πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ εκτεταμένων περιφερειών	87
6.1	Εισαγωγή	87
6.2	Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας	87
6.2.1	Μέθοδος συνάθροισης	88
6.2.2	Μέθοδος αναγωγής	88
6.3	Μεθοδολογία	89
6.3.1	Μπεϋζιανή επιλογή περιοχών αριθμητικών προβλέψεων καιρού	90
6.3.2	Μέθοδος S-R	91
6.3.3	Εκ των προτέρων κατανομή	92
6.3.4	Μετρική αναμενόμενης βελτίωσης EI	93
6.3.5	Βήματα S-R	94
6.4	Αποτελέσματα	97
6.5	Συμπεράσματα	107
	Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 6	109
7	Πιθανοτική πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ: Ακρίβεια, Συνέπεια ή Αξία;	111
7.1	Εισαγωγή	111
7.2	Ακρίβεια, Συνέπεια ή Αξία;	112
7.3	Βασικές αρχές των ενεργειακών αγορών	113
7.3.1	Αγορές ηλεκτρικής ενέργειας	113
7.3.2	Συζευγμένες αγορές ενέργειας	114
7.3.3	Συμμετέχοντες στις αγορές ενέργειας	115
7.3.4	Προημερήσιες και ενδοημερήσιες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας	116
7.3.5	Συνεχής Ενδοημερήσια Συναλλαγή	118
7.3.6	Αγορές εξισορρόπησης ενέργειας	119
7.4	Φορείς Σωρευτικής Εκπροσώπησης Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας	121
7.4.1	Συνάρτησης εσόδων ΦοΣΕ ΑΠΕ	122
7.4.2	Τυχαίες μεταβλητές στη συνάρτηση εσόδων	124
7.4.3	Πιθανοτική πρόβλεψη τιμών ενέργειας	125
7.4.4	Κοινή κατανομή πιθανοτήτων τυχαίων μεταβλητών ενέργειας και τιμών	126
7.4.5	Εκτίμηση της κατανομής πιθανότητας εσόδων βάσει σεναρίων	127
7.5	Αξιολόγηση	128
7.5.1	Δοκιμαστικές Περιπτώσεις	128
7.5.2	Αποτελέσματα	130
7.6	Συμπεράσματα	134
	Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 7	137
8	Συμπεράσματα	139
8.1	Σύνοψη Βασικών Ευρημάτων	139
8.2	Συνεισφορές της Έρευνας	140
8.2.1	Επιστημονικές και Τεχνικές Συνεισφορές - Επιστημονικές Δημοσιεύσεις	140
8.2.2	Πρακτικές Εφαρμογές και Οφέλη	143
8.3	Περιορισμοί και Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα	144
8.3.1	Περιορισμοί της Παρούσας Έρευνας	144
8.3.2	Κατευθύνσεις για Μελλοντική Έρευνα	146
8.4	Συμπεράσματα	148

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2.1.	Κατανομή μετρήσεων ταχύτητας ανέμου	12
Εικόνα 2.2.	Κατανομή μετρήσεων διεύθυνσης ανέμου	12
Εικόνα 2.3.	Κατανομές μετρήσεων ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου για γωνίες μικρότερες απο 100°	13
Εικόνα 2.4.	Κατανομές μετρήσεων ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου για γωνίες μεγαλύτερες απο 100°	13
Εικόνα 3.1.	Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης (α) συνάρτηση ταυτότητας, (β) σιγμοειδής συνάρτηση, (γ) συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης, (δ) συνάρτηση ενεργοποίησης διορθωμένης γραμμικής μονάδας	27
Εικόνα 3.2.	Παράδειγμα τροχιών σύγκλισης των αλγορίθμων SGD, RMSProp και Adam	31
Εικόνα 4.1.	Παράδειγμα πλέγματος αριθμητικών προβλέψεων καιρού	48
Εικόνα 4.2.	Κατανομές Kumaraswamy για διαφορετικές τιμές παραμέτρων a, b	50
Εικόνα 4.3.	Κατανομές Weibull για διαφορετικές τιμές παραμέτρων k, λ και $\gamma=0$	50
Εικόνα 4.4.	Δομή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου παραμετρικής πιθανοτικής πρόβλεψης	52
Εικόνα 4.5.	Εκτιμημένες κατανομές για ένα παράδειγμα υψηλής και χαμηλής ταχύτητας ανέμου.	57
Εικόνα 5.1.	Συνολική αρχιτεκτονική του προτεινόμενου μοντέλου	66
Εικόνα 5.2.	Κατανομή Kumaraswamy για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων a και b	68
Εικόνα 5.3.	Διαφορετικές προσεγγίσεις της CDF	69
Εικόνα 5.4.	Παράδειγμα (α): κατανομές συστάδων με τη χρήση των δυο μεθόδων ομαδοποίησης	75
Εικόνα 5.5.	Παράδειγμα (β): κατανομές συστάδων με τη χρήση των δυο μεθόδων ομαδοποίησης	75
Εικόνα 5.6.	Παράδειγμα (γ): κατανομές συστάδων με τη χρήση των δυο μεθόδων ομαδοποίησης	76
Εικόνα 5.7.	Περίπτωση 1 - Αιολικό πάρκο 3: (α) Διάγραμμα αξιοπιστίας των προβλέψεων (β) Πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης.	80
Εικόνα 5.8.	Περίπτωση 2 - Ηλιακό πάρκο 1: (α) Διάγραμμα αξιοπιστίας των προβλέψεων (β) Πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης.	80
Εικόνα 5.9.	Περίπτωση 3 - Ηλιακό πάρκο 1: (α) Διάγραμμα αξιοπιστίας των προβλέψεων (β) Πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης.	80
Εικόνα 6.1.	Διαίρεση και αφαίρεση βημάτων	92
Εικόνα 6.2.	Αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών κατά Μπένζ	96

Εικόνα 6.3.	Περιπτώσεις: Ελλάδα (Κόκκινο), Βουλγαρία (Πράσινο) και Ρουμανία (Μπλέ)	98
Εικόνα 6.4.	Χειμερινό ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM	102
Εικόνα 6.5.	Ανοιξιάτικο ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM	102
Εικόνα 6.6.	Καλοκαιρινό ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM	102
Εικόνα 6.7.	Φθινόπωρο ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM	102
Εικόνα 6.8.	Χειμερινό ιστόγραμμα μεροληψίας ANN	103
Εικόνα 6.9.	Ανοιξιάτικο ιστόγραμμα μεροληψίας ANN	103
Εικόνα 6.10.	Καλοκαιρινό ιστόγραμμα μεροληψίας ANN	103
Εικόνα 6.11.	Φθινόπωρο Ιστόγραμμα μεροληψίας ANN	103
Εικόνα 6.12.	Χειμερινό ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN	104
Εικόνα 6.13.	Άνοιξη ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN	104
Εικόνα 6.14.	Καλοκαιρινό ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN	104
Εικόνα 6.15.	Φθινόπωρο ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN	104
Εικόνα 6.16.	NWP πάνω από ολόκληρη τη περιοχή	105
Εικόνα 6.17.	Εμπειρική επιλογή υπο-περιοχών πάνω από εγκατεστημένα αιολικά πάρκα	105
Εικόνα 6.18.	Επιλογή υπο-περιοχών με τη χρήση της μεθόδου S-R	105
Εικόνα 6.19.	Οι τιμές των αριθμών διαχωρισμού μέσω της διαδικασίας βελτιστοποίησης	106
Εικόνα 6.20.	Ανάλυση ευαισθησίας της μεθόδου S-R ως προς τον αριθμό των αρχικών τυχαίων δειγμάτων	106
Εικόνα 6.21.	Ανάλυση ευαισθησίας της μεθόδου S-R ως προς την παράμετρο γ	106
Εικόνα 7.1.	Πλαίσιο πιθανοτικής εκτίμησης εσόδων	129
Εικόνα 7.2.	Κατανομή της συνάρτησης εσόδων για υψηλή, μεσαία και χαμηλή προ- βλεπόμενη παραγωγή για το χαρτοφυλάκιο ΑΠΕ 1.	130
Εικόνα 7.3.	Κατανομή της συνάρτησης εσόδων για υψηλή, μεσαία και χαμηλή προ- βλεπόμενη παραγωγή για το χαρτοφυλάκιο ΑΠΕ 2.	131
Εικόνα 7.4.	Κατανομή της συνάρτησης εσόδων για υψηλή, μεσαία και χαμηλή προ- βλεπόμενη παραγωγή για το χαρτοφυλάκιο ΑΠΕ 3.	131
Εικόνα 7.5.	Χαρτοφυλάκιο 3: Ανάλυση ευαισθησίας ως προς τα σφάλματα πρόβλε- ψης των τιμών ενέργειας με υψηλή αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας .	133
Εικόνα 7.6.	Χαρτοφυλάκιο 3: Ανάλυση ευαισθησίας ως προς τα σφάλματα πρόβλε- ψης των τιμών ενέργειας με μέση αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας .	133
Εικόνα 7.7.	Χαρτοφυλάκιο 3: Ανάλυση ευαισθησίας ως προς τα σφάλματα πρόβλε- ψης των τιμών ενέργειας με χαμηλή αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας	133
Εικόνα 7.8.	Διαγράμματα αξιοπιστίας και των τριών χαρτοφυλακίων	134

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 4.1.	Υπολογιζόμενο PICP κάθε μοντέλου	55
Πίνακας 4.2.	Υπολογιζόμενη MAR κάθε μοντέλου	55
Πίνακας 4.3.	Υπολογισμένο PINAW κάθε μοντέλου	56
Πίνακας 4.4.	Υπολογισμένο CRPS κάθε μοντέλου	56
Πίνακας 5.1.	Πληροφορίες κάθε περίπτωσης	73
Πίνακας 5.2.	Μετρικές Goodness-of-fit φωτοβολταϊκής παραγωγής	74
Πίνακας 5.3.	Μετρικές Goodness-of-fit αιολικής παραγωγής	74
Πίνακας 5.4.	Μετρικές Goodness-of-fit για CRPS και MLE - Περίπτωση 1	74
Πίνακας 5.5.	Μετρικές Goodness-of-fit για CRPS και MLE - Περίπτωση 2	74
Πίνακας 5.6.	Μετρικές Goodness-of-fit για CRPS και MLE - Περίπτωση 3	75
Πίνακας 5.7.	Τιμές CRPS για τις περιπτώσεις 1,2 and 3	78
Πίνακας 5.8.	Τιμές NMAE για τις περιπτώσεις 1,2 and 3	78
Πίνακας 6.1.	Πληροφορίες Περιπτώσεων	97
Πίνακας 6.2.	Αποτελέσματα αξιολόγησης NMAE για κάθε περίπτωση δοκιμής	99
Πίνακας 6.3.	Αποτελέσματα αξιολόγησης NMSE για κάθε περίπτωση δοκιμής	100
Πίνακας 6.4.	Αποτελέσματα εποχιακής αξιολόγησης NMAE για την περίπτωση δοκιμής: Ελλάδα	100
Πίνακας 6.5.	Αποτελέσματα εποχιακής αξιολόγησης NMSE για την περίπτωση δοκιμής: Ελλάδα	101

Κατάλογος Συντομογραφιών

2D	Δισδιάστατη
Adam	Προσαρμοστική Εκτίμηση Στιγμοτύπων
AIC	Κριτήριο Πληροφορίας Akaike
ANN	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
AR	Αυτοπαλινδρομικό Μοντέλο
ARIMA	Ολοκληρωμένο Αυτοπαλινδρομικό Μοντέλο Κινητού Μέσου Όρου
ARMA	Αυτοπαλινδρομικό Μοντέλο Κινητού Μέσου Όρου
BELM	Μηχανές Ακραίας Μάθησης με Δειγματοληψία
BFS	Μπεϋζιανή Επιλογή Χαρακτηριστικών
Bias	Μεροληψία
CDF	Αθροιστική Συνάρτηση Πιθανότητας
CNN	Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα
CRPS	Βαθμολογία Συνεχούς Ταξινομημένης Πιθανότητας
DAM	Προημερήσια Αγορά Ενέργειας
DHI	Διάχυτη Οριζόντια Ακτινοβολία
DNI	Άμεση Κανονική Ακτινοβολία
ECMWF	Ευρωπαϊκό Κέντρο Μεσοπρόθεσμων Προβλέψεων Καιρού
EI	Αναμενόμενη Βελτίωση
EL	Αναμενόμενο Κέρδος
ELM	Μηχανές Ακραίας Μάθησης
GEFCom	Παγκόσμιος Διαγωνισμός Ενεργειακών Προβλέψεων
GFS	Παγκόσμιο Σύστημα Προβλέψεων
GHI	Παγκόσμια Οριζόντια Ακτινοβολία
GPR	Παλινδρόμηση Γκαουσιανής Διαδικασίας
ID	Δείγμα Εκπαίδευσης

IDMDN	Βελτιωμένο Βαθύ Δίκτυο Πυκνότητας Μείγματος
IRENA	Διεθνής Οργανισμός Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας
KDE	Εκτίμηση Πυκνότητας Πυρήνα
MA	Μοντέλο Κινητού Μέσου Όρου
MAE	Μέσο Απόλυτο Σφάλμα
MAPE	Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα
MAR	Μέση Απόλυτη Αξιοπιστία
MDN	Δίκτυο Πυκνότητας Μείγματος
ML	Μηχανική Μάθηση
MLE	Εκτίμηση Μέγιστης Πιθανοφάνειας
MLP	Πολυεπίπεδο Perceptron
MSE	Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα
NWP	Αριθμητικές Προβλέψεις Καιρού
PDE-NN	Νευρωνικό Δίκτυο Εκτίμησης Πυκνότητας Πιθανότητας
PDE-NN	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Εκτίμησης Πυκνότητας Πιθανότητας
PDF	Συνάρτηση Πυκνότητας Πιθανότητας
PICP	Κάλυψη Διαστήματος Πιθανότητας
PINAW	Μέσο Πλάτος Διαστήματος Πιθανότητας
PINC	Ονομαστική Κάλυψη Διαστήματος Πιθανότητας
QR	Παλινδρόμηση Ποσοστημορίων
QRNN	Νευρωνικά Δίκτυα Παλινδρόμησης Ποσοστημορίων
Reliability	Αξιοπιστία
ReLU	Διορθωμένη Γραμμική Μονάδα
RMSE	Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Ρίζας
RMSProp	Βελτιστοποίηση με Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος
S-R	Μέθοδος Διαχωρισμού και Αφαίρεσης
SARIMA	Εποχικό Αυτοπαλινδρομικό Μοντέλο Κινητού Μέσου Όρου
SARIMAX	Εποχικό Αυτοπαλινδρομικό Μοντέλο Κινητού Μέσου Όρου με Εξωγενείς Μεταβλη- τές
SC	Συνιστώσα Επιβλεπόμενης Ομαδοποίησης
SEM	Ευρωπαϊκή Ενιαία Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας

SGD	Στοχαστική Κάθοδος Κλίσης
Sharpness	Ευκρίνεια
SM	Συνάρτηση Αντικειμενικής Συνάρτησης Πολλαπλών Όρων
SPC	Καμπύλες Ισχύος Ηλιακής Ενέργειας
SVM	Μοντέλο Διανυσμάτων Υποστήριξης
TPE	Tree-Structured Parzen Estimator / Εκτιμητής Parzen με δενδρική δομή
WPC	Καμπύλες Ισχύος Αιολικής Ενέργειας
ΑΔΣ	Ανεξάρτητος Διαχειριστής Συστήματος
ΑΠΕ	Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας
ΔΟΕ	Διεθνής Οργανισμός Ενέργειας
ΔΣΜ	Διαχειριστής Συστήματος Μεταφοράς
ΕΑΑ	Εθνικό Αστεροσκοπείο Αθηνών
ΕΕ	Ευρωπαϊκή Ένωση
Φ/Β	Φωτοβολταϊκά
ΦοΣΕ	Φορέας Σωρευτικής Εκπροσώπησης

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Η παραγωγή από ΑΠΕ έχει καταστεί βασικός παράγοντας για την αντιμετώπιση των παγκόσμιων ζητημάτων της κλιματικής αλλαγής, της ενεργειακής ασφάλειας και της βιώσιμης ανάπτυξης. Σε αντίθεση με τις συμβατικές πηγές ενέργειας που βασίζονται σε πεπερασμένα αποθέματα ορυκτών καυσίμων, οι ΑΠΕ χρησιμοποιούν φυσικές πηγές ανανέωσης, όπως το ηλιακό φως, ο άνεμος, το νερό και η γεωθερμία. Η παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές είναι απαραίτητη για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου και τη μείωση της εξάρτησης από τα ορυκτά καύσιμα. Αξιοποιώντας τις καθαρές και άφθονες πηγές, οι τεχνολογίες ΑΠΕ προσφέρουν πολυάριθμα περιβαλλοντικά οφέλη, συμπεριλαμβανομένης της μειωμένης ατμοσφαιρικής ρύπανσης, της ελαχιστοποίησης των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα και της διατήρησης των φυσικών πόρων. Επιπλέον, οι ΑΠΕ συμβάλλουν στην ενεργειακή διαφοροποίηση και ενισχύουν την ενεργειακή ασφάλεια μειώνοντας την εξάρτηση από εισαγόμενα ορυκτά καύσιμα. Η παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές διαφέρει από τις συμβατικές πηγές ενέργειας. Σε αντίθεση με τα ορυκτά καύσιμα, τα οποία είναι πεπερασμένα και συνδέονται με περιβαλλοντική υποβάθμιση, η ανανεώσιμη ενέργεια χρησιμοποιεί φυσικούς και πρακτικά ανεξάντλητους πόρους. Επιπλέον, οι τεχνολογίες ΑΠΕ λειτουργούν συχνά με χαμηλότερες εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου, μειώνοντας το αποτύπωμα άνθρακα της παραγωγής ενέργειας. Επιπλέον, ο αποκεντρωμένος χαρακτήρας πολλών συστημάτων ΑΠΕ επιτρέπει στις κοινότητες και τα άτομα να παράγουν τη δική τους καθαρή ενέργεια, προωθώντας την ενεργειακή ανεξαρτησία και την ανθεκτικότητα.

Τα τελευταία χρόνια έχει σημειωθεί αξιοσημείωτη αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος των ΑΠΕ παγκοσμίως. Σύμφωνα με τον IRENA, η παγκόσμια ισχύς ΑΠΕ έφτασε τα 3.382 GW μέχρι το τέλος του 2022, αντιπροσωπεύοντας αύξηση κατά 558 GW σε σύγκριση με το έτος 2020 [1]. Η αξιοσημείωτη αυτή επέκταση οφείλεται κυρίως στις σημαντικές επενδύσεις σε εγκαταστάσεις Φ/Β και αιολικής ενέργειας. Ειδικότερα, η ηλιακή φωτοβολταϊκή ισχύς παρουσίασε μέση ετήσια αύξηση 160 GW/χρόνο, ενώ η ισχύς αιολικής ενέργειας παρουσίασε μέση ετήσια αύξηση 100 GW/χρόνο. Όσον αφορά το μέλλον, οι μελλοντικές προβλέψεις δείχνουν μια συνεχή ανοδική τάση για την παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Ο ΔΟΕ προβλέπει ότι η εγκατεστημένη ισχύς των ΑΠΕ θα αυξηθεί κατά περισσότερο από 50% έως το 2026, φθάνοντας σε συνολική εγκατεστημένη ισχύ περίπου 5.000 GW [2]. Η αύξηση αυτή οφείλεται στη μείωση του κόστους, στα υποστηρικτικά πλαίσια πολιτικής και στην αυξανόμενη ευαισθητοποίηση του κοινού για την ανάγκη μετάβασης σε καθαρές πηγές ενέργειας. Επιπλέον, οι συνεχιζόμενες εξελίξεις στην τεχνολογία και η κλιμάκωση των καινοτόμων λύσεων έχουν τη δυνατότητα να επιταχύνουν την ανάπτυξη των ΑΠΕ και να προωθήσουν περαιτέρω τη μετάβαση προς ένα βιώσιμο και ουδέτερο από άποψη άνθρακα ενεργειακό μέλλον. Συμπερασματικά, η παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές είναι απαραίτητη για την αντιμετώπιση των παγκόσμιων ενεργειακών και περιβαλλοντικών προκλήσεων. Τα μοναδικά χαρακτηριστικά της και η τεράστια αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος

αποδεικνύουν την αυξανόμενη σημασία των ΑΠΕ στο παγκόσμιο ενεργειακό τοπίο. Αγκαλιάζοντας τις τεχνολογίες ΑΠΕ και προωθώντας τη συνεχή επέκτασή τους, οι κοινωνίες μπορούν να εξασφαλίσουν ένα καθαρότερο, πιο βιώσιμο και ανθεκτικό ενεργειακό μέλλον.

1.2 Πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ

Η ενσωμάτωση των ΑΠΕ, συμπεριλαμβανομένων των αιολικών και των ηλιακών, στα υφιστάμενα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας έχει συγκεντρώσει σημαντική προσοχή τα τελευταία χρόνια, οδηγώντας σε εκτεταμένη έρευνα σε τεχνικές πρόβλεψης [3]. Η έμφαση αυτή απορρέει από την εγγενή μεταβλητότητα και την περιορισμένη προβλεψιμότητα των ΑΠΕ, σε συνδυασμό με την άμεση ανταπόκρισή τους στις καιρικές συνθήκες. Αντίθετα, η παραγωγή υδροηλεκτρικής ενέργειας βασίζεται σε παράγοντες όπως η υδρολογία των εκτεταμένων λεκανών απορροής, οι λειτουργίες της αποθηκευτικής ικανότητας και η τοπική δυναμική των καιρικών συνθηκών. Ενώ η πρόβλεψη είναι ζωτικής σημασίας, η πραγματική αξία της έγκειται στη διευκόλυνση της λήψης τεκμηριωμένων αποφάσεων. Κατά συνέπεια, έχουν προσδιοριστεί δύο κύριες ομάδες χρηστών των προβλέψεων για τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας: οι συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας και οι διαχειριστές συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας ασχολούνται κυρίως με την εμπορία ενέργειας, με την ακριβή πρόβλεψη να αποτελεί καθοριστικό παράγοντα για τη βελτιστοποίηση των δραστηριοτήτων αγοράς και πώλησης. Από την άλλη πλευρά, οι διαχειριστές συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας θέτουν ως προτεραιότητα τη διατήρηση αξιόπιστου ενεργειακού εφοδιασμού. Στις απελευθερωμένες αγορές ενέργειας, όπως αυτές που συναντώνται στην Ευρώπη και τις ΗΠΑ, η ακριβής πρόβλεψη αποκτά κρίσιμη σημασία και για τις δύο ομάδες, περιλαμβάνοντας διάφορες χρονικές κλίμακες που κυμαίνονται από τις μακροπρόθεσμες συναλλαγές έως τις ενδοημερήσιες αγορές. Η αποτελεσματική διαχείριση του κινδύνου απαιτεί μια ολοκληρωμένη κατανόηση της αβεβαιότητας των προβλέψεων. Ως αποτέλεσμα, η τρέχουσα έρευνα διερευνά ενεργά την ενσωμάτωση της πρόβλεψης στις διαδικασίες λήψης αποφάσεων σε επιχειρήσεις και αγορές.

Η ανάπτυξη προσεγγίσεων πρόβλεψης περιλαμβάνει διάφορους τομείς, με γνώμονα τη διαθεσιμότητα εκτεταμένων συνόλων δεδομένων, την ταχεία πρόοδο των υπολογιστικών δυνατοτήτων και την ανάγκη επαναπροσδιορισμού των επιχειρηματικών μοντέλων που αφορούν την πρόβλεψη ΑΠΕ. Οι τεχνικές φυσικής και στατιστικής μοντελοποίησης χρησιμεύουν ως κοινές μεθοδολογίες για τη δημιουργία προβλέψεων που σχετίζονται με βασικές ατμοσφαιρικές μεταβλητές. Οι προσεγγίσεις αυτές διαδραματίζουν ζωτικό ρόλο στη γεφύρωση του χάσματος μεταξύ των μετεωρολογικών προβλέψεων και των παρατηρήσεων του πραγματικού κόσμου. Αξιοποιώντας πλούτο δεδομένων και αξιοποιώντας την υπολογιστική ισχύ, οι μέθοδοι πρόβλεψης συνεχίζουν να εξελίσσονται, ανταποκρινόμενες στις μοναδικές προκλήσεις που θέτουν οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.

Εκτός από την αντιμετώπιση των τεχνικών πτυχών, η ερευνητική κοινότητα αναγνωρίζει τη σημασία της σύνδεσης των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης με τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Η ενσωμάτωση αυτή απαιτεί διεπιστημονική συνεργασία μεταξύ εμπειρογνομόνων στη μετεωρολογία, τα συστήματα ενέργειας, τα οικονομικά και την επιστήμη των δεδομένων. Με την προώθηση της συνέργειας μεταξύ αυτών των πεδίων, οι ερευνητές είναι καλύτερα εξοπλισμένοι για να βελτιώσουν τις μεθοδολογίες πρόβλεψης και να βελτιστοποιήσουν τη χρησιμότητά τους σε πρακτικά πλαίσια. Επιπλέον, η πρόοδος των τεχνικών πρόβλεψης όχι μόνο συμβάλλει σε ακριβέστερες προβλέψεις, αλλά έχει επίσης τη δυνατότητα να μετασχηματίσει τον ενεργειακό τομέα. Οι βελτιωμένες προβλέψεις επιτρέπουν στους συμμετέχοντες στην αγορά να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις διαπραγμάτευσης, βελτιστοποιώντας το χαρτοφυλάκιό τους και ελαχιστοποιώντας τους κινδύνους. Οι διαχειριστές συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας επωφελούνται από τη βελτιωμένη ορατότητα όσον αφορά τη διαθεσιμότητα ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, διευκολύνοντας την αποτελεσματική διαχείριση του δικτύου και μειώνοντας την εξάρτηση από εφεδρικές πηγές

ενέργειας. Τελικά, η αποτελεσματική πρόβλεψη συμβάλλει στη συνολική σταθερότητα και βιωσιμότητα του ενεργειακού τοπίου.

Συμπερασματικά, η ενσωμάτωση των ΑΠΕ στα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας απαιτεί ισχυρές δυνατότητες πρόβλεψης για τη διαχείριση της εγγενούς μεταβλητότητας και της περιορισμένης προβλεψιμότητάς τους. Καθώς οι συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας και οι διαχειριστές συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας επιδιώκουν να βελτιστοποιήσουν τις δραστηριότητές τους και να διασφαλίσουν αξιόπιστη παροχή ενέργειας, η ακριβής πρόβλεψη αποκτά ύψιστη σημασία σε διάφορες χρονικές κλίμακες. Η συνεχής ανάπτυξη των τεχνικών πρόβλεψης, η οποία διευκολύνεται από τον πλούτο των διαθέσιμων δεδομένων και τις υπολογιστικές εξελίξεις, ανοίγει το δρόμο για τη λήψη αποτελεσματικών αποφάσεων τόσο σε επιχειρησιακά όσο και σε αγοραία πλαίσια. Συνδέοντας τα αποτελέσματα της πρόβλεψης με εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο, οι ερευνητές στοχεύουν στη μεγιστοποίηση του δυναμικού των ΑΠΕ, προωθώντας παράλληλα ένα πιο βιώσιμο ενεργειακό μέλλον.

1.3 Στόχοι της έρευνας

Ο πρώτος στόχος της παρούσας έρευνας είναι να εμβαθύνει στην πολύπλοκη σχέση μεταξύ των τοπικών καιρικών συνθηκών, των αριθμητικών καιρικών προβλέψεων και των επιπτώσεών τους στη λειτουργία και τον προγραμματισμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Η μελέτη θα διερευνήσει τον τρόπο με τον οποίο οι πραγματικές μετρήσεις του καιρού από μετεωρολογικούς σταθμούς μπορούν να αξιοποιηθούν για τον εντοπισμό του ευρέος φάσματος των μετεωρολογικών προβλέψεων. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει τη μοντελοποίηση της επιρροής του γήινου εδάφους γύρω από μια περιοχή μελέτης, η οποία μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τις τοπικές καιρικές συνθήκες και, κατά συνέπεια, την απόδοση των συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η εκ των υστέρων επεξεργασία των μετεωρολογικών προβλέψεων είναι μια κρίσιμη πτυχή αυτής της έρευνας. Στοχεύει στην ποσοτικοποίηση της αβεβαιότητας που ενυπάρχει στις προβλέψεις καιρού και στη μοντελοποίηση των κατανομών πιθανότητας των εκτιμώμενων και των μετρούμενων μεταβλητών καιρού. Αυτή η πτυχή της έρευνας είναι ιδιαίτερα σημαντική καθώς παρέχει ένα στατιστικό πλαίσιο για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας των μετεωρολογικών προβλέψεων. Με την κατανόηση της αβεβαιότητας και της μεταβλητότητας των μετεωρολογικών προβλέψεων, οι διαχειριστές συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας μπορούν να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τον προγραμματισμό της λειτουργίας και της συντήρησής τους. Η γνώση αυτή μπορεί να τους βοηθήσει να βελτιστοποιήσουν τις στρατηγικές τους για τη μεγιστοποίηση των κερδών και την ελαχιστοποίηση των απωλειών, ενισχύοντας έτσι τη συνολική αποδοτικότητα και τη βιωσιμότητα των συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Ο δεύτερος στόχος της παρούσας έρευνας είναι να διερευνήσει τις δυνατότητες των υβριδικών νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούν αποκομμένες κατανομές στο πλαίσιο συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας με υψηλό ποσοστό παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Η έρευνα θα αντιμετωπίσει τις προκλήσεις που θέτει η διαλείπουσα και απρόβλεπτη φύση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Θα διερευνήσει πώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές βαθιάς μάθησης για τη μοντελοποίηση της αβεβαιότητας της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ με χρήση ντετερμινιστικών δεδομένων εισόδου, όπως ντετερμινιστικές αριθμητικές προβλέψεις καιρού. Η προσέγγιση αυτή μπορεί να παράσχει πολύτιμες γνώσεις σχετικά με τη συμπεριφορά των συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας υπό διαφορετικές καιρικές συνθήκες και μπορεί να βοηθήσει στην ανάπτυξη ισχυρών στρατηγικών για τη διαχείριση της μεταβλητότητας και της αβεβαιότητας που συνδέονται με την παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Ένα σημαντικό μέρος της έρευνας αυτής είναι αφιερωμένο στην κατανόηση των αιολικών ενεργειακών πόρων και στη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων παραγωγής αιολικής ενέργειας. Θα εμβαθύνει στην πολυπλοκότητα της πρόβλεψης της παραγωγής αιολικής ενέργειας σε περιφερειακή ή εθνική κλίμακα, η οποία περιλαμβάνει μεγαλύτερο αριθμό εισροών και πιο περίπλοκο έδαφος. Η έρευνα θα διερευνήσει

διάφορους παράγοντες που επηρεάζουν την παραγωγή αιολικής ενέργειας, συμπεριλαμβανομένης της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου, της πυκνότητας του αέρα και των χαρακτηριστικών των ίδιων των ανεμογεννητριών. Θα διερευνήσει επίσης τη χρήση προηγμένων τεχνικών μοντελοποίησης και αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων αιολικής ενέργειας. Τα ευρήματα από αυτό το μέρος της έρευνας μπορούν να συμβάλουν στην ανάπτυξη πιο αποδοτικών και αξιόπιστων συστημάτων αιολικής ενέργειας.

Ο τελικός στόχος αυτής της έρευνας είναι η διενέργεια πιθανολογικής ανάλυσης των εσόδων για έναν ΦοΣΕ ΑΠΕ. Η έρευνα αποσκοπεί στην κατανόηση της διαδικασίας δημιουργίας εσόδων για τους ΦοΣΕ, οι οποίοι συνδυάζουν την παραγωγή από πολλαπλές ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και συμμετέχουν σε διάφορους μηχανισμούς της αγοράς για την πώληση της ενέργειάς τους. Η έρευνα θα διερευνήσει τις στρατηγικές που χρησιμοποιούν οι ΦοΣΕ για τη βελτιστοποίηση των εσόδων τους, συμπεριλαμβανομένης της επιλογής των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, του χρονισμού των πωλήσεων ενέργειας και της διαχείρισης των κινδύνων που συνδέονται με τις διακυμάνσεις των τιμών και τη μεταβλητότητα της παραγωγής ενέργειας. Θα διερευνήσει επίσης τις κανονιστικές συνθήκες και τις συνθήκες της αγοράς που επηρεάζουν την κερδοφορία των ΑΠΕ. Η αυξανόμενη σημασία των ΑΠΕ στον τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας καθιστά αυτή την πτυχή της έρευνας ιδιαίτερα σημαντική και επίκαιρη. Τα ευρήματα μπορούν να παράσχουν πολύτιμες γνώσεις για τους ΦοΣΕ, τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής και άλλους ενδιαφερόμενους στον τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, βοηθώντας τους να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις και να αναπτύσσουν αποτελεσματικές στρατηγικές για την προώθηση της ανάπτυξης και της βιωσιμότητας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 1

- [1] International Renewable Energy Agency, *Renewable energy statistics 2023*, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi, 2023.
- [2] International Energy Agency, *Renewable energy market update - june 2023*, <https://www.iea.org/reports/renewable-energy-market-update-june-2023>, License: CC BY 4.0, Paris: IEA, 2023.
- [3] C. Sweeney, R. J. Bessa, J. Browell, and P. Pinson, “The future of forecasting for renewable energy,” *WIREs Energy and Environment*, vol. 9, no. 2, e365, 2020.

Κεφάλαιο 2

Αριθμητικές προβλέψεις καιρού

2.1 Εισαγωγή

Η πρόβλεψη της παραγωγής από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στην αποτελεσματική και αξιόπιστη λειτουργία των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας με υψηλή διείσδυση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Οι ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις επιτρέπουν στους διαχειριστές του συστήματος και στους συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τον προγραμματισμό της παραγωγής, την ενσωμάτωση στο δίκτυο και την εμπορία ενέργειας. Σε αυτό το κεφάλαιο, θα διερευνήσουμε διαφορετικές προσεγγίσεις για την πρόβλεψη της παραγωγής από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, εστιάζοντας τόσο σε ντετερμινιστικές όσο και σε πιθανολογικές μεθόδους.

2.2 Πρόγνωση καιρού

Η πρόγνωση του καιρού παίζει σημαντικό ρόλο στην καθημερινή μας ζωή, παρέχοντας κρίσιμες πληροφορίες για τις επερχόμενες καιρικές συνθήκες. Οι ακριβείς καιρικές προβλέψεις είναι απαραίτητες για τη βελτιστοποίηση των πόρων μας και τη διασφάλιση της ασφάλειας, από τον προγραμματισμό υπαίθριων δραστηριοτήτων μέχρι τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων σε διάφορους τομείς. Τα μετεωρολογικά μοντέλα που βασίζονται σε προηγμένους μαθηματικούς αλγόριθμους και μεγάλα σύνολα δεδομένων αποτελούν τη ραχοκοκαλιά της σύγχρονης πρόγνωσης καιρού. Το παρόν υποκεφάλαιο θα εισέλθει στον κόσμο της πρόβλεψης καιρού με τη χρήση μετεωρολογικών μοντέλων και θα διερευνήσει τη σημασία τους στο πλαίσιο της πρόβλεψης της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές.

2.2.1 Η σημασία της πρόβλεψης του καιρού

Η πρόγνωση του καιρού έχει μεγάλη σημασία σε πολλές πτυχές της ζωής μας. Σε γενικές γραμμές, οι ακριβείς προβλέψεις καθιστούν δυνατή τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων και την προετοιμασία για μια καταστροφή, την ελαχιστοποίηση των επιπτώσεων των δυσμενών καιρικών φαινομένων και τη μεγιστοποίηση της χρήσης των ευνοϊκών συνθηκών. Βιομηχανίες όπως η γεωργία, οι μεταφορές, ο τουρισμός και η παραγωγή ενέργειας βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στις μετεωρολογικές προβλέψεις για τη βελτιστοποίηση των λειτουργιών τους.

2.2.2 Πρόβλεψη καιρού στην παραγωγή ανανεώσιμης ενέργειας

Ως αποτέλεσμα των περιβαλλοντικών πλεονεκτημάτων και της ανάγκης για βιώσιμες ενεργειακές λύσεις, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, όπως η ηλιακή και η αιολική ενέργεια, χρησιμοποιούνται σημαντικά συχνότερα τα τελευταία χρόνια λόγω των περιβαλλοντικών τους πλεο-

νεκτημάτων. Ωστόσο, η εγγενής μεταβλητότητα και η αλληλεξάρτηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας παρουσιάζει μοναδικές προκλήσεις κατά την ενσωμάτωσή τους στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Η πρόγνωση του καιρού διαδραματίζει σημαντικό ρόλο. Η πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές έχει καταστεί βασικό στοιχείο για την αποτελεσματική διαχείριση και ενσωμάτωση των μεταβλητών πηγών ενέργειας στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Οι ακριβείς προβλέψεις του καιρού, συμπεριλαμβανομένης της ηλιακής ακτινοβολίας, της ταχύτητας του ανέμου και άλλων σχετικών καιρικών μεταβλητών είναι απαραίτητες για τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας των συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και τη μεγιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας.

Η πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας είναι ιδιαίτερα σημαντική για την παραγωγή ηλιακής ενέργειας. Οι ηλιακοί συλλέκτες μετατρέπουν το ηλιακό φως σε ηλεκτρική ενέργεια και η ποσότητα της παραγόμενης ενέργειας εξαρτάται από την ένταση της ηλιακής ακτινοβολίας. Με την ακριβή πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας, οι φορείς εκμετάλλευσης ηλιακών σταθμών παραγωγής ενέργειας μπορούν να προσαρμόζουν την κλίση και τον προσανατολισμό των ηλιακών συλλεκτών, να παρακολουθούν την κίνηση των σύννεφων και να βελτιστοποιούν την τοποθέτηση του ηλιακού συστήματος παρακολούθησης για τη βέλτιστη παραγωγή ενέργειας. Αυτό όχι μόνο βελτιώνει την αποδοτικότητα των ηλιακών σταθμών παραγωγής ενέργειας αλλά και τη συνολική σταθερότητα του δικτύου. Ομοίως, η πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου είναι κρίσιμη για την παραγωγή αιολικής ενέργειας. Οι ανεμογεννήτριες βασίζονται στην κινητική ενέργεια του ανέμου για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Η ισχύς εξόδου της ανεμογεννήτριας είναι ευθέως ανάλογη του κύβου της ταχύτητας του ανέμου. Ως εκ τούτου, οι ακριβείς προβλέψεις της ταχύτητας του ανέμου επιτρέπουν στους φορείς εκμετάλλευσης αιολικών πάρκων να βελτιστοποιούν την ευθυγράμμιση των ανεμογεννητριών, να ρυθμίζουν τις γωνίες κλίσης και ζυγοστάθμισης και να καθορίζουν τις καταλληλότερες παραμέτρους λειτουργίας για τη βελτιστοποίηση της μέγιστης δυνατότητας εξαγωγής ενέργειας. Τα αιολικά πάρκα μπορούν να παράγουν υψηλότερες αποδόσεις ηλεκτρικής ενέργειας και να συμβάλουν σημαντικά στο μείγμα ανανεώσιμων πηγών ενέργειας με την αποτελεσματική αξιοποίηση της αιολικής ενέργειας. Οι μετεωρολογικές προβλέψεις διαδραματίζουν επίσης σημαντικό ρόλο στην πρόβλεψη και άλλων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όπως η υδροηλεκτρική και κυματική ενέργεια. Για παράδειγμα, οι ακριβείς προβλέψεις βροχόπτωσης είναι ζωτικής σημασίας για την παραγωγή υδροηλεκτρικής ενέργειας, καθώς καθορίζουν την εισροή νερού στους ταμιευτήρες και τη διαθεσιμότητα των υδάτινων πόρων για την παραγωγή ενέργειας. Η ενσωμάτωση μετεωρολογικών προβλέψεων με μεγάλη ακρίβεια στην πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές επιτρέπει στους διαχειριστές δικτύων και στους εκπροσώπους ανανεώσιμων πηγών ενέργειας να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με την εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης ενέργειας, την εμπορία ενέργειας και τη διαχείριση της σταθερότητας του δικτύου. Χρησιμοποιώντας τις μετεωρολογικές προβλέψεις, οι φορείς εκμετάλλευσης μπορούν να προβλέπουν τις διακυμάνσεις στην παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές και να σχεδιάζουν εφεδρικές ή συμπληρωματικές πηγές ενέργειας όταν χρειάζεται. Αυτό συμβάλλει στη διασφάλιση αξιόπιστου και σταθερού εφοδιασμού ενέργειας, μειώνει την εξάρτηση από συμβατικές πηγές ενέργειας και συμβάλλει σε ένα πιο πράσινο και βιώσιμο ενεργειακό μέλλον.

2.3 Προβλέψεις καιρού με τη χρήση αριθμητικών μοντέλων

2.3.1 Μοντέλα για την πρόβλεψη του καιρού

Τα μετεωρολογικά μοντέλα διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην πρόγνωση του καιρού προσομοιώνοντας και προβλέποντας τις ατμοσφαιρικές συνθήκες με βάση μαθηματικές αναπαραστάσεις της ατμόσφαιρας της Γης. Τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούν τις αρχές της δυναμικής των ρευστών, της θερμοδυναμικής και άλλους φυσικούς νόμους για να αποτυπώσουν την πολύπλοκη συμπερι-

φορά των καιρικών μεταβλητών στο χρόνο και στο χώρο. Σε αυτή την ενότητα, θα εξερευνήσουμε ορισμένα εξέχοντα μετεωρολογικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την πρόγνωση του καιρού, όπως το Παγκόσμιο Σύστημα Πρόγνωσης, το μοντέλο του Ευρωπαϊκού Κέντρου Μεσοπρόθεσμων Προβλέψεων Καιρού και το μοντέλο Skiron.

Το GFS αναπτύσσεται από την Εθνική Υπηρεσία Ωκεανών και Ατμόσφαιρας και παρέχει παγκόσμιες μετεωρολογικές προβλέψεις έως και 15 ημέρες μπροστά. Το μοντέλο GFS χρησιμοποιεί ένα αριθμητικό σύστημα πρόβλεψης καιρού που ενσωματώνει δεδομένα παρατήρησης από διάφορες πηγές, όπως δορυφόρους, μετεωρολογικούς σταθμούς και σηματοδότες. Οι παρατηρήσεις αυτές αφομοιώνονται στο μοντέλο με τη χρήση εξελιγμένων τεχνικών αφομοίωσης δεδομένων για την αρχικοποίηση των προσομοιώσεων. Το μοντέλο GFS χρησιμοποιεί ένα παγκόσμιο σύστημα πλέγματος με οριζόντια απόσταση πλέγματος περίπου 13 χιλιομέτρων, επιτρέποντάς του να αποτυπώνει καιρικά πρότυπα και φαινόμενα μεγάλης κλίμακας.

Το μοντέλο του Ευρωπαϊκού Κέντρου Μεσοπρόθεσμων Μετεωρολογικών Προβλέψεων είναι γνωστό για τις παγκόσμιες μετεωρολογικές προβλέψεις υψηλής ανάλυσης έως και 10 ημέρες μπροστά. Το ECMWF αναπτύχθηκε από το Ευρωπαϊκό Κέντρο Μεσοπρόθεσμων Προβλέψεων Καιρού και χρησιμοποιεί προηγμένες μεθόδους αφομοίωσης δεδομένων και τεχνικές μοντελοποίησης συνόλου. Για την αρχικοποίηση των προσομοιώσεων του αφομοιώνει έναν τεράστιο όγκο δεδομένων παρατήρησης, συμπεριλαμβανομένων δορυφορικών μετρήσεων, δεδομένων ραντάρ και ατμοσφαιρικών βολών. Το ECMWF χρησιμοποιεί ένα εξελιγμένο σύστημα αριθμητικού πλέγματος με οριζόντια απόσταση πλέγματος περίπου 9 χιλιομέτρων, που του επιτρέπει να αποτυπώνει λεπτομερή χαρακτηριστικά των μετεωρολογικών συστημάτων και να παρέχει ακριβείς προβλέψεις.

Εκτός από τα παγκόσμια μοντέλα όπως το GFS και το ECMWF, τα περιφερειακά μετεωρολογικά μοντέλα είναι επίσης απαραίτητα για την παροχή προβλέψεων υψηλής ανάλυσης σε συγκεκριμένες γεωγραφικές περιοχές. Ένα τέτοιο περιφερειακό μοντέλο είναι το Skiron, το οποίο αναπτύχθηκε από το Εθνικό Αστεροσκοπείο Αθηνών (ΕΑΑ) στην Ελλάδα. Το Skiron έχει σχεδιαστεί για να παρέχει λεπτομερείς μετεωρολογικές προβλέψεις για την Ελλάδα και την περιοχή της ανατολικής Μεσογείου. Ενσωματώνει προηγμένους αριθμητικούς αλγόριθμους και ατμοσφαιρική φυσική για την ακριβή προσομοίωση των τοπικών καιρικών προτύπων. Το Skiron λαμβάνει υπόψη τα μοναδικά γεωγραφικά χαρακτηριστικά της Ελλάδας, όπως το πολύπλοκο ανάγλυφο και η επιρροή της Μεσογείου, για να αποτυπώσει αποτελεσματικά τα τοπικά καιρικά φαινόμενα. Με την υψηλότερη ανάλυση και την εστίασή του στη συγκεκριμένη περιοχή, το Skiron διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη βελτιστοποίηση των προβλέψεων για την Ελλάδα και στην υποστήριξη διάφορων εφαρμογών, όπως η γεωργία, η αεροπορία και η παραγωγή ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Αυτά τα μετεωρολογικά μοντέλα υφίστανται συνεχώς βελτιώσεις μέσω της προόδου στην υπολογιστική ισχύ, τις τεχνικές αφομοίωσης δεδομένων και τη φυσική του μοντέλου. Οι τεχνικές τους λεπτομέρειες, όπως η απόσταση πλέγματος, οι μέθοδοι εξομοίωσης και οι διαδικασίες αρχικοποίησης του μοντέλου, ενημερώνονται συνεχώς για να βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων και να παρέχουν αξιόπιστες πληροφορίες για διάφορους τομείς που βασίζονται στην πρόγνωση του καιρού.

2.3.2 Αριθμητικές προβλέψεις καιρού

Τα αποτελέσματα των μοντέλων αυτών ονομάζονται αριθμητικές προβλέψεις καιρού και αποτελούν προσομοιώσεις σε υπολογιστή που αποσκοπούν στην πρόγνωση της συμπεριφοράς της γήινης ατμόσφαιρας με βάση μαθηματικές εξισώσεις. Στόχος είναι η επίλυση ενός συνόλου εξισώσεων που περιγράφουν τη διατήρηση της μάζας, της ορμής και της ενέργειας, λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη την περιστροφή της Γης και τις επιδράσεις διάφορων ατμοσφαιρικών φαινομένων.

Η διαδικασία δημιουργίας μιας αριθμητικής πρόγνωσης καιρού περιλαμβάνει διάφορα βασικά

βήματα:

1. Αφομοίωση δεδομένων: Η αφομοίωση δεδομένων είναι ένα κρίσιμο βήμα στην δημιουργία NWP, όπου τα δεδομένα παρατήρησης από διάφορες πηγές ενσωματώνονται στο μοντέλο. Η διαδικασία αυτή αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση της διαφοράς μεταξύ των αρχικών συνθηκών του μοντέλου και της πραγματικής κατάστασης της ατμόσφαιρας, βελτιστοποιώντας την ανάμειξη των παρατηρήσεων με τις προσομοιώσεις του μοντέλου. Μαθηματικά, η εξομοίωση δεδομένων μπορεί να διατυπωθεί ως πρόβλημα βελτιστοποίησης, όπως η μεταβλητή εξομοίωση δεδομένων ή οι μέθοδοι που βασίζονται σε σύνολα, όπου ο στόχος είναι η εύρεση της καλύτερης εκτίμησης της ατμοσφαιρικής κατάστασης που ικανοποιεί τους περιορισμούς των παρατηρήσεων και του μοντέλου.
2. Αρχικοποίηση: Αφού αφομοιωθούν τα δεδομένα παρατήρησης, το μοντέλο αρχικοποιείται καθορίζοντας την αρχική κατάσταση της ατμόσφαιρας. Αυτό περιλαμβάνει την παροχή τιμών για ατμοσφαιρικές μεταβλητές όπως η θερμοκρασία, η υγρασία, η ταχύτητα του ανέμου και η πίεση. Μαθηματικά, η διαδικασία αρχικοποίησης περιλαμβάνει τον καθορισμό των αρχικών συνθηκών για τις εξισώσεις του μοντέλου, οι οποίες περιλαμβάνουν τις εξισώσεις κίνησης, την εξίσωση συνέχειας και τη θερμοδυναμική εξίσωση.
3. Εξισώσεις μοντέλου: Τα μοντέλα NWP επιλύουν ένα σύνολο μαθηματικών εξισώσεων που είναι γνωστές ως αρχικές εξισώσεις. Οι εξισώσεις αυτές περιγράφουν τις θεμελιώδεις φυσικές διεργασίες που διέπουν την ατμοσφαιρική δυναμική και θερμοδυναμική. Οι πρωταρχικές εξισώσεις αποτελούνται από τις εξισώσεις κίνησης (εξισώσεις Navier-Stokes), την εξίσωση συνέχειας και τη θερμοδυναμική εξίσωση. Μαθηματικά, οι εξισώσεις αυτές μπορούν να παρασταθούν ως εξής:

Εξισώσεις κίνησης:

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + (\mathbf{u} \cdot \nabla) \mathbf{u} = -\frac{1}{\rho} \nabla p - \mathbf{g} + \mathbf{F}_{\text{friction}} + \mathbf{F}_{\text{coriolis}} \quad (2.1)$$

Εξίσωση συνέχειας:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{u}) = 0 \quad (2.2)$$

Θερμοδυναμική εξίσωση:

$$\frac{\partial T}{\partial t} + (\mathbf{u} \cdot \nabla) T = \frac{\omega}{c_p} \quad (2.3)$$

Εδώ, $\mathbf{u}$ αντιπροσωπεύει το διάνυσμα της ταχύτητας του ανέμου, ρ είναι η πυκνότητα του αέρα, p δηλώνει την πίεση, $\mathbf{g}$ αντιπροσωπεύει τη βαρυτική επιτάχυνση, $\mathbf{F}_{\text{friction}}$ είναι η δύναμη τριβής, $\mathbf{F}_{\text{coriolis}}$ αντιπροσωπεύει τη δύναμη Coriolis, T αντιπροσωπεύει τη θερμοκρασία, ω αντιπροσωπεύει την κατακόρυφη ταχύτητα και c_p είναι η ειδική θερμότητα σε σταθερή πίεση.

4. Αριθμητική ολοκλήρωση: Για την επίλυση πολύπλοκων εξισώσεων χρησιμοποιούνται αριθμητικές μέθοδοι όπως οι πεπερασμένες διαφορές, τα πεπερασμένα στοιχεία ή οι φασματικές μέθοδοι. Οι μέθοδοι αυτές διακριτοποιούν τις εξισώσεις και προσεγγίζουν τις συνεχείς ατμοσφαιρικές μεταβλητές σε ένα πλέγμα. Οι εξισώσεις επιλύονται στη συνέχεια επαναληπτικά για κάθε σημείο του πλέγματος και χρονικό βήμα, προσομοιώνοντας την ατμοσφαιρική εξέλιξη. Μαθηματικά, η αριθμητική ολοκλήρωση μπορεί να παρασταθεί ως εξής:

$$\mathbf{u}t + \Delta t = \mathbf{u}t + \Delta t \left(-\frac{1}{\rho} \nabla p - \mathbf{g} + \mathbf{F}_{\text{friction}} + \mathbf{F}_{\text{coriolis}} \right) \quad (2.4)$$

$$\rho_{t+\Delta t} = \rho_t - \Delta t \nabla \cdot (\rho \mathbf{u}) \quad (2.5)$$

$$T_{t+\Delta t} = T_t + \Delta t \left(\frac{\omega}{c_p} \right) \quad (2.6)$$

Εδώ, το Δt αντιπροσωπεύει το χρονικό βήμα και οι δείκτες t και $t + \Delta t$ υποδηλώνουν το τρέχον και το επόμενο χρονικό βήμα, αντίστοιχα.

5. Παραμετροποίηση: Τα μοντέλα NWP χρησιμοποιούν σχήματα παραμετροποίησης για την αναπαράσταση διεργασιών σε κλίμακα υπο-πλέγματος που δεν μπορούν να επιλυθούν άμεσα από το μοντέλο λόγω περιορισμών στη χωρική ανάλυση. Αυτές οι παραμετροποιήσεις αποτυπώνουν φαινόμενα όπως τα σύννεφα, η βροχόπτωση, η τύρβη και οι επιφανειακές αλληλεπιδράσεις. Οι παραμετροποιήσεις βασίζονται σε εμπειρικές σχέσεις και φυσικές θεωρίες και συμβάλλουν στη συνεκτίμηση των επιδράσεων αυτών των διεργασιών στις επιλυόμενες μεταβλητές. Τα συγκεκριμένα σχήματα παραμετροποίησης που χρησιμοποιούνται σε ένα μοντέλο εξαρτώνται από τον σχεδιασμό και τον σκοπό του.
6. Χρονική ολοκλήρωση: Τα μοντέλα NWP προχωρούν την προσομοίωση στο χρόνο, χρησιμοποιώντας συνήθως μικρά χρονικά βήματα. Όσο μικρότερο είναι το χρονικό βήμα, τόσο ακριβέστερη είναι η προσομοίωση, αλλά αυξάνει επίσης τις υπολογιστικές απαιτήσεις. Το μοντέλο υπολογίζει τις αλλαγές στις ατμοσφαιρικές μεταβλητές σε κάθε χρονικό βήμα με βάση τις εξισώσεις και τις παραμετροποιήσεις. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία χρονικής ολοκλήρωσης συνεχίζεται έως ότου επιτευχθεί η επιθυμητή περίοδος πρόβλεψης.
7. Έξοδος και οπτικοποίηση: Το μοντέλο NWP παράγει προβλέψεις προσομοιώνοντας τις ατμοσφαιρικές συνθήκες για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Η έξοδος περιλαμβάνει μεταβλητές όπως η θερμοκρασία, η υγρασία, η ταχύτητα του ανέμου και η βροχόπτωση, μεταξύ άλλων. Αυτά τα πεδία πρόβλεψης μπορούν να οπτικοποιηθούν ως χάρτες, γραφήματα ή άλλες οπτικές αναπαραστάσεις για την παροχή πληροφοριών σχετικά με τα πρότυπα και τις συνθήκες του καιρού.

Αξίζει να αναφερθεί ότι τα διάφορα αριθμητικά μοντέλα πρόγνωσης καιρού μπορεί να έχουν διαφοροποιήσεις στις συγκεκριμένες εξισώσεις, παραμετροποιήσεις και αριθμητικές μεθόδους τους. Η επιλογή του μοντέλου εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένης της προβλεπόμενης διάρκειας πρόβλεψης, της επιθυμητής χωρικής ανάλυσης, των διαθέσιμων υπολογιστικών πόρων και των ειδικών απαιτήσεων της εφαρμογής.

2.4 Συσχετιζόμενες καιρικές μεταβλητές με την αιολική και ηλιακή ενέργεια

Οι καιρικές μεταβλητές παίζουν καθοριστικό ρόλο στην παραγωγή ανανεώσιμης ενέργειας, ιδίως στα συστήματα αιολικής και ηλιακής ενέργειας. Η κατανόηση των στατιστικών χαρακτηριστικών αυτών των καιρικών μεταβλητών είναι απαραίτητη για την ακριβή πρόβλεψη ανανεώσιμης ενέργειας και τη βελτιστοποίηση του συστήματος.

2.4.1 Μετεωρολογικές μεταβλητές που σχετίζονται με την αιολική ενέργεια

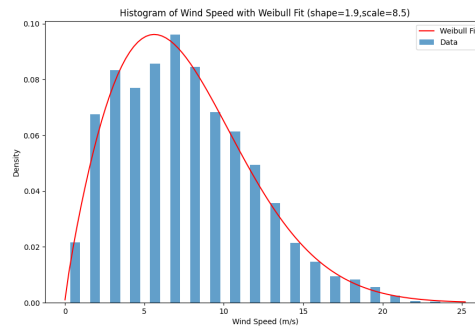
Ο άνεμος προκαλείται από την κίνηση των αερίων μαζών, κυρίως λόγω των διαφορών στις θερμοκρασίες και τις πιέσεις στα στρώματα της ατμόσφαιρας, τα οποία μεταβάλλονται συνεχώς

[1]. Η συνεχής μεταβολή της μορφής και της φυσικής κατάστασης των ατμοσφαιρικών στρωμάτων έχει ως αποτέλεσμα η συμπεριφορά του ανέμου να είναι διακοπτόμενη και έντονα μεταβλητή. Η ανάλυση των χρονοσειρών της ταχύτητας και της διεύθυνσης του ανέμου έχει δείξει ότι τυχαίες περίοδοι ηηνεμίας εμφανίζονται τόσο σε ωριαία όσο και σε ημερήσια βάση. Η εμφάνιση διαστημάτων, στα οποία τόσο η ταχύτητα όσο και η διεύθυνση του ανέμου μεταβάλλονται ταχέως, καθιστά πολύ δύσκολο τον υπολογισμό των στατιστικών ιδιοτήτων της χρονοσειράς του ανέμου και τη μοντελοποίησή της. Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν γίνει πολλές προσπάθειες για την ανάπτυξη ενός κατάλληλου στατιστικού μοντέλου για την περιγραφή της κατανομής της ταχύτητας του ανέμου. Από μελέτες που πραγματοποιήθηκαν σε διάφορες τοποθεσίες, συμπεραίνεται ότι η κατανομή της ταχύτητας του ανέμου προσεγγίζεται καλύτερα από την κατανομή Weibull [2]. Γενικά, η κατανομή Weibull είναι ασύμμετρη και περιγράφεται από δύο παραμέτρους, όπως φαίνεται στη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας f και στη αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας F :

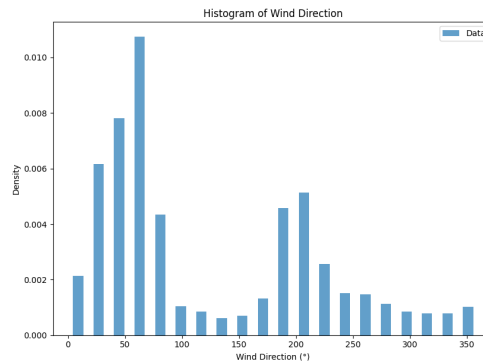
$$f_{Weib}(u) = \left(\frac{k_w}{c_w}\right) \left(\frac{u}{c_w}\right)^{k_w-1} e^{-\frac{u}{c_w} k_w} \quad (2.7)$$

$$F_{Weib}(u) = 1 - e^{-\frac{u}{c_w} k_w} \quad (2.8)$$

Η παράμετρος k_w καθορίζει το σχήμα της κατανομής και η παράμετρος c_w καθορίζει το βαθμό της κατανομής, συνεπώς ονομάζονται συντελεστές σχήματος και κλίμακας της κατανομής αντίστοιχα. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι με τις οποίες υπολογίζονται αυτές οι δύο παράμετροι, όπως η μέθοδος των ροπών ή η μέθοδος της μέγιστης πιθανοφάνειας [3].



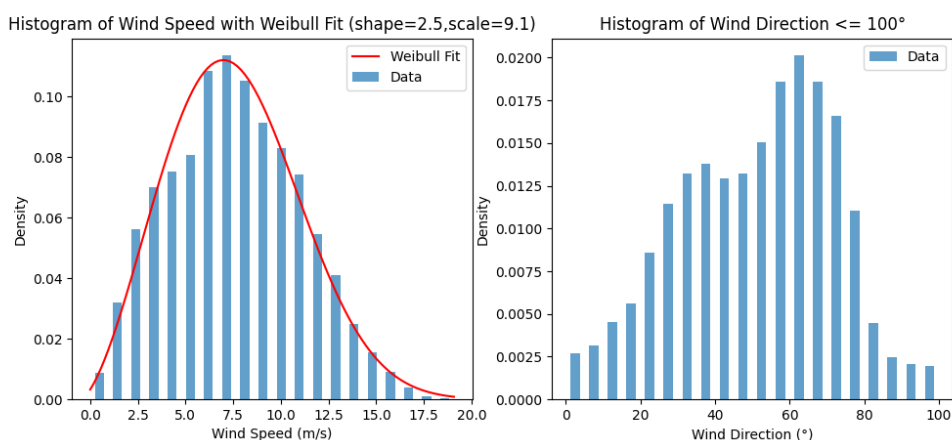
Εικόνα 2.1. Κατανομή μετρήσεων ταχύτητας ανέμου



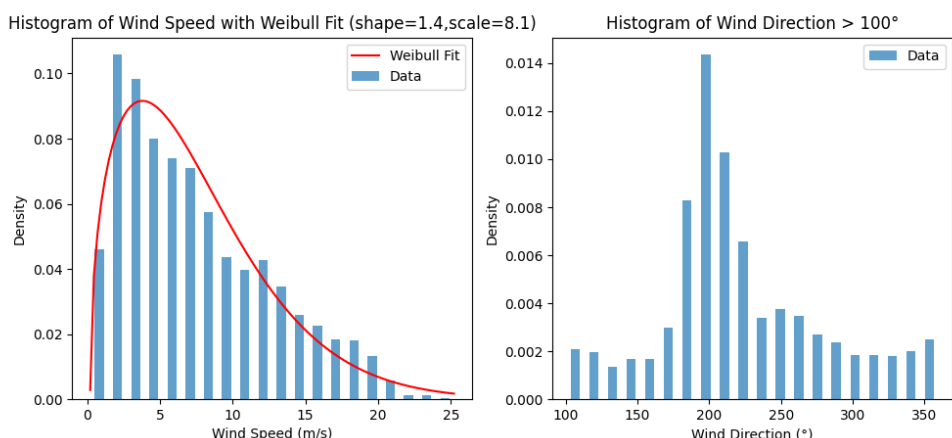
Εικόνα 2.2. Κατανομή μετρήσεων διεύθυνσης ανέμου

Για την εκτίμηση των παραμέτρων k_w και c_w απαιτούνται δεδομένα ταχύτητας ανέμου που καλύπτουν περίοδο αρκετών ετών. Στις εικόνες 2.1 και 2.2 παρουσιάζονται τα ιστογράμματα εμφάνισης ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου για τις μετρήσεις που συλλέχθηκαν ανά δέκα λεπτά

για διάστημα ενός έτους. Στο ιστόγραμμα της ταχύτητας του ανέμου παρουσιάζεται και η κατανομή Weibull που το περιγράφει. Οι παράμετροι της κατανομής έχουν υπολογισθεί με τη μέθοδο της μέγιστης πιθανοφάνειας. Όλες οι πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά του ανέμου συγκεντρώνονται στις δύο παραμέτρους της κατανομής.



Εικόνα 2.3. Κατανομές μετρήσεων ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου για γωνίες μικρότερες από 100°



Εικόνα 2.4. Κατανομές μετρήσεων ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου για γωνίες μεγαλύτερες από 100°

Η κατανομή της διεύθυνσης του ανέμου έχει συνήθως δύο κέντρα και σχετίζεται αποκλειστικά με τη μορφολογία του εδάφους της περιοχής, όπως φαίνεται στην εικόνα 2.2. Αυτό σημαίνει ότι ο άνεμος προέρχεται συνήθως από δύο καθορισμένες κατευθύνσεις. Με βάση την κατανομή της διεύθυνσης του ανέμου, μπορούμε να εκτιμήσουμε ποιοι άνεμοι μας δίνουν υψηλή παραγωγή ανέμου, καθώς οι ισχυροί άνεμοι προέρχονται από συγκεκριμένες κατευθύνσεις. Στις εικόνες 2.3 και 2.4 παρουσιάζονται οι κατανομές των μετρήσεων της ταχύτητας και της διεύθυνσης ανέμου για γωνίες μικρότερες και μεγαλύτερες από 100° , δηλαδή γύρω από τα δυο βασικά κέντρα διεύθυνσης, όπως φαίνεται και στην εικόνα 2.4. Η στατιστική ανάλυση του ανέμου, και ειδικότερα ο προσδιορισμός των παραμέτρων της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας Weibull της ταχύτητας του ανέμου, είναι ο καταλληλότερος τρόπος για τη μελέτη του αιολικού δυναμικού μιας περιοχής όπου πρόκειται να εγκατασταθεί ένα αιολικό πάρκο. Σε άλλες περιπτώσεις, βοηθά τους μηχανι-

κούς να βελτιώσουν το σχεδιασμό των αιολικών πάρκων και να προβλέψουν τα οικονομικά οφέλη ενός αιολικού πάρκου.

Πρόσθετες καιρικές μεταβλητές που σχετίζονται με την παραγωγή αιολικής ενέργειας είναι:

- Ένταση της τύρβης: Η τύρβη αναφέρεται σε ακανόνιστες και χαοτικές διακυμάνσεις της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου. Μπορεί να επηρεάσει τη δομική ακεραιότητα των ανεμογεννητριών και να επηρεάσει την παραγωγή ισχύος τους. Η ένταση της τύρβης είναι ένα στατιστικό μέτρο του μεγέθους αυτών των διακυμάνσεων και είναι ζωτικής σημασίας για τον σχεδιασμό και τη λειτουργία των ανεμογεννητριών με ασφάλεια και αποτελεσματικότητα.
- Προφίλ διάτμησης: Το προφίλ διάτμησης του ανέμου περιγράφει τη μεταβολή της ταχύτητας του ανέμου με το ύψος πάνω από το έδαφος. Επηρεάζει την απόδοση και την κατανομή του φορτίου των πτερυγίων της ανεμογεννήτριας. Η κατανόηση των στατιστικών χαρακτηριστικών του προφίλ διάτμησης του ανέμου βοηθά στην επιλογή των κατάλληλων υψών της ανεμογεννήτριας και στη βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας.
- Ατμοσφαιρική πίεση: Η πίεση του αέρα, γνωστή και ως ατμοσφαιρική πίεση, είναι η δύναμη που ασκεί η ατμόσφαιρα σε μια μονάδα επιφάνειας. Επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες, όπως η θερμοκρασία, το υψόμετρο και τα καιρικά συστήματα. Αν και δεν σχετίζεται άμεσα με την παραγωγή αιολικής ενέργειας, η ατμοσφαιρική πίεση μπορεί να παρέχει πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τις ατμοσφαιρικές συνθήκες και τα καιρικά πρότυπα που επηρεάζουν τη συμπεριφορά του ανέμου.

2.4.2 Μεταβλητές καιρού που σχετίζονται με την ηλιακή ενέργεια

Η παραγωγή ηλιακής ενέργειας εξαρτάται από τη διαθεσιμότητα και την ένταση της ηλιακής ακτινοβολίας. Διάφορες καιρικές μεταβλητές σχετίζονται με την παραγωγή ηλιακής ενέργειας, όπως

- Παγκόσμια οριζόντια ακτινοβολία: Η GHI αντιπροσωπεύει τη συνολική ηλιακή ακτινοβολία που δέχεται μια οριζόντια επιφάνεια. Αποτελεί βασική παράμετρο για την εκτίμηση του δυναμικού ηλιακής ενέργειας σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία. Τα στατιστικά χαρακτηριστικά της GHI, όπως οι ημερήσιες και εποχιακές μεταβολές της, είναι σημαντικά για την πρόβλεψη της ηλιακής ενέργειας, το σχεδιασμό συστημάτων και την αξιολόγηση της απόδοσης των ηλιακών συλλεκτών.
- Άμεση κανονική ακτινοβολία: Η DNI αντιπροσωπεύει την ηλιακή ακτινοβολία που λαμβάνεται απευθείας από τον ήλιο σε μια επιφάνεια κάθετη στις ακτίνες του ήλιου. Έχει ιδιαίτερη σημασία για τα συστήματα συγκεντρωτικής ηλιακής ενέργειας και τις τεχνολογίες παρακολούθησης της ηλιακής ακτινοβολίας. Η κατανόηση των στατιστικών χαρακτηριστικών του DNI βοηθά στη βελτιστοποίηση του σχεδιασμού και της λειτουργίας των εγκαταστάσεων.
- Διάχυτη οριζόντια ακτινοβολία: Η DHI αντιπροσωπεύει το τμήμα της ηλιακής ακτινοβολίας που σκεδάζεται από την ατμόσφαιρα και φτάνει σε μια οριζόντια επιφάνεια από όλες τις κατευθύνσεις. Έχει σημασία για τα φωτοβολταϊκά συστήματα και τις ενσωματωμένες στο κτίριο ηλιακές τεχνολογίες. Η ανάλυση των στατιστικών χαρακτηριστικών του DHI βοηθά στην αξιολόγηση των δυνατοτήτων ανάπτυξης των ηλιακών συστημάτων και στη βελτιστοποίηση της απόδοσής τους.
- Ηλιακή γωνία ζενίθ: Η ηλιακή γωνία ζενίθ αντιπροσωπεύει τη γωνία μεταξύ του Ήλιου και της κατακόρυφης κατεύθυνσης σε μια συγκεκριμένη θέση και ώρα. Επηρεάζει το μήκος διαδρομής και την ένταση της ηλιακής ακτινοβολίας που φτάνει στην επιφάνεια της

Γης. Τα στατιστικά χαρακτηριστικά της ηλιακής γωνίας ζενίθ είναι απαραίτητα για τη μοντελοποίηση της ηλιακής ενέργειας, το σχεδιασμό συστημάτων και τη βελτιστοποίηση του προσανατολισμού και των γωνιών κλίσης των ηλιακών συλλεκτών.

- **Θερμοκρασία περιβάλλοντος:** Η θερμοκρασία περιβάλλοντος αναφέρεται στη θερμοκρασία του αέρα στο περιβάλλον. Επηρεάζει την απόδοση και την αποδοτικότητα των ηλιακών συλλεκτών, καθώς η θερμοκρασία επηρεάζει τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά και την ισχύ εξόδου των φωτοβολταϊκών μονάδων. Η ανάλυση των στατιστικών χαρακτηριστικών της θερμοκρασίας περιβάλλοντος βοηθά στην πρόβλεψη της απόδοσης του φωτοβολταϊκού συστήματος και στην εκτίμηση των απαιτήσεων ψύξης.
- **Κάλυψη σύννεφων:** Η νεφοκάλυψη αντιπροσωπεύει το κλάσμα του ουρανού που καλύπτεται από σύννεφα. Τα σύννεφα μπορούν να μειώσουν σημαντικά την ηλιακή ακτινοβολία και να επηρεάσουν την παραγωγή ηλιακής ενέργειας. Η στατιστική ανάλυση της νεφοκάλυψης, συμπεριλαμβανομένου του τύπου, της συχνότητας και της διάρκειας των νεφών, είναι απαραίτητη για την πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος, το μέγεθος του συστήματος και την εκτίμηση της παραγωγής ενέργειας.
- **Υγρασία:** Η υγρασία αναφέρεται στην ποσότητα των υδρατμών που υπάρχουν στον αέρα. Επηρεάζει τις ατμοσφαιρικές συνθήκες και μπορεί να επηρεάσει τη μετάδοση της ηλιακής ακτινοβολίας. Η κατανόηση της υγρασίας βοηθά στην εκτίμηση της περιεκτικότητας σε υγρασία στην ατμόσφαιρα και των πιθανών επιπτώσεών της στην ηλιακή ακτινοβολία και την παραγωγή ενέργειας.
- **Βροχόπτωση και χιονόπτωση:** Η βροχόπτωση και η χιονόπτωση είναι φαινόμενα βροχόπτωσης που μπορούν να επηρεάσουν τη διαθεσιμότητα της ηλιακής ακτινοβολίας. Μπορούν να μειώσουν τις άμεσες και διάχυτες συνιστώσες της ηλιακής ακτινοβολίας και να επηρεάσουν την παραγωγή ηλιακής ενέργειας. Η ανάλυση των στατιστικών χαρακτηριστικών της βροχόπτωσης και της χιονόπτωσης βοηθά στην κατανόηση των εποχιακών προτύπων τους και της επιρροής τους στα συστήματα ηλιακής ενέργειας.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 2

- [1] V. Spiridonov and M. Ćurić, “Atmospheric pressure and wind,” in *Fundamentals of Meteorology*. Cham: Springer International Publishing, 2021, pp. 87–114, ISBN: 978-3-030-52655-9.
- [2] H. Shi, Z. Dong, N. Xiao, and Q. Huang, “Wind speed distributions used in wind energy assessment: A review,” *Frontiers in Energy Research*, vol. 9, 2021, ISSN: 2296-598X.
- [3] H. Li, Z. Zhang, Y. Hu, and D. Zheng, “Maximum likelihood estimation of weibull distribution based on random censored data and its application,” in *2009 8th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety*, 2009, pp. 302–304.

Κεφάλαιο 3

Εισαγωγή στη πρόβλεψη παραγωγής από ΑΠΕ

Η παγκόσμια στροφή προς βιώσιμες πηγές ενέργειας, ιδίως στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας, επηρεάστηκε σημαντικά από περιβαλλοντικές ανησυχίες και τον στόχο της μείωσης των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Η μετάβαση αυτή, η οποία οφείλεται κυρίως στην ανάπτυξη της αιολικής και της ηλιακής ενέργειας, έχει καταστήσει την ακριβή πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές έναν κρίσιμο τομέα έρευνας και ανάπτυξης. Η εγγενής μεταβλητότητα και η εξάρτηση από περιβαλλοντικούς παράγοντες όπως η θερμοκρασία, η ταχύτητα του ανέμου και η ηλιακή ακτινοβολία παρουσιάζουν μοναδικές προκλήσεις στο σχεδιασμό και τη διαχείριση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Ως αποτέλεσμα, έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα πρόβλεψης, συμπεριλαμβανομένων προσεγγίσεων που βασίζονται στη φυσική, τη στατιστική και τη μηχανική μάθηση, για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων. Στο κεφάλαιο αυτό εξετάζονται οι κύριες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, ξεκινώντας από φυσικά μοντέλα, όπως οι καμπύλες ισχύος του ανέμου και των φωτοβολταϊκών, και προχωρώντας σε στατιστικά και προηγμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης που έχουν δείξει υποσχόμενα αποτελέσματα στην αντιμετώπιση της μη γραμμικής φύσης των δεδομένων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας [1]–[3].

3.1 Φυσικά μοντέλα - Καμπύλες ισχύος

Τα φυσικά μοντέλα έχουν καθοριστικό ρόλο στην κατανόηση και την πρόβλεψη της συμπεριφοράς των ΑΠΕ, αξιοποιώντας τις γνώσεις μας για τις υποκείμενες φυσικές διεργασίες. Τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούν μαθηματικές εξισώσεις και εμπειρικές σχέσεις για την εκτίμηση της αναμενόμενης ισχύος, προσφέροντας πολύτιμες γνώσεις για την πρόβλεψη και τη διαχείριση αυτών των μονάδων. Ειδικότερα, τα φυσικά μοντέλα, όπως οι καμπύλες αιολικής ισχύος και οι καμπύλες ηλιακής ισχύος, έχουν τους περιορισμούς τους, επειδή βασίζονται σε απλουστευμένες υποθέσεις και εμπειρικές σχέσεις που ενδέχεται να μην αποτυπώνουν όλη την πολύπλοκη δυναμική και τις διακυμάνσεις στην παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ [4], [5]. Παράγοντες όπως οι τοπικές περιβαλλοντικές συνθήκες μπορούν να εισάγουν αβεβαιότητες που δεν λαμβάνονται πλήρως υπόψη στα φυσικά μοντέλα. Επιπλέον, τα φυσικά μοντέλα ενδέχεται να αποτυγχάνουν να αναπαραστήσουν μη γραμμικές σχέσεις ή απρόβλεπτα γεγονότα που θα μπορούσαν να επηρεάσουν την παραγωγή ενέργειας [6].

Παρά τους περιορισμούς αυτούς, τα φυσικά μοντέλα παραμένουν ανεκτίμητα εργαλεία στην έρευνα και την πρόβλεψη των ΑΠΕ, καθώς παρέχουν μια σταθερή βάση για την κατανόηση των θεμελιωδών αρχών που διέπουν την παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ και χρησιμεύουν ως σημείο εκκίνησης για την ανάπτυξη πιο εξελιγμένων και ακριβών μοντέλων. Όταν συνδυάζονται με στα-

τιστικές προσεγγίσεις και προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα, τα φυσικά μοντέλα συμβάλλουν σε ολοκληρωμένες και αξιόπιστες μεθοδολογίες πρόβλεψης [7].

3.1.1 Καμπύλες ισχύος ανέμου

Οι WPC είναι από τα κύρια φυσικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην έρευνα για τις ΑΠΕ. Περιγράφουν τη σχέση μεταξύ της ταχύτητας του ανέμου και της ισχύος εξόδου μιας ανεμογεννήτριας, που προκύπτει από εκτεταμένες μετρήσεις που διεξάγονται σε αιολικά πάρκα, όπου ανεμογεννήτριες διαφόρων τύπων και σχεδιασμών λειτουργούν υπό διαφορετικές συνθήκες ανέμου. Αναλύοντας δεδομένα από αυτές τις ανεμογεννήτριες, οι ερευνητές μπορούν να δημιουργήσουν συσχετίσεις μεταξύ της ταχύτητας του ανέμου και της ισχύος εξόδου, οι οποίες στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για την κατασκευή WPCs που αντιπροσωπεύουν ποσοτικά την απόδοση των ανεμογεννητριών σε ένα εύρος ταχυτήτων ανέμου [4].

Οι WPC επιτρέπουν την εκτίμηση της απόδοσης ισχύος μιας ανεμογεννήτριας με βάση τις επικρατούσες συνθήκες ανέμου, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά της ανεμογεννήτριας, συμπεριλαμβανομένης της ταχύτητας αποκοπής, της ονομαστικής ταχύτητας και της ταχύτητας αποκοπής. Η ενσωμάτωση των WPCs σε μοντέλα πρόβλεψης επιτρέπει ακριβείς προβλέψεις σχετικά με την παραγωγή αιολικής ενέργειας, διευκολύνοντας την καλύτερη κατανομή των πόρων και την ενσωμάτωση στο δίκτυο. Μια κοινή WPC είναι η εξίσωση αιολικής ισχύος, η οποία υπολογίζει τη θεωρητική ισχύ που παράγεται (P) από μια ανεμογεννήτρια, ως συνάρτηση ορισμένων μετεωρολογικών μεταβλητών. Η εξίσωση δίνεται ως εξής:

$$P = \frac{1}{2} \rho A_w C_P(\lambda, \beta) v^3 \quad (3.1)$$

Σε αυτή την εξίσωση, το ρ αντιπροσωπεύει την πυκνότητα του αέρα, η οποία επηρεάζεται από παράγοντες όπως η θερμοκρασία, η πίεση και η υγρασία. Το A_w δηλώνει την επιφάνεια σάρωσης του ρότορα της τουρμπίνας, ενώ το $C_P(\lambda, \beta)$ είναι ο συντελεστής ισχύος, που εξαρτάται από τις παραμέτρους σχεδιασμού της τουρμπίνας (λ και β). Τέλος, v δηλώνει την ταχύτητα του ανέμου.

3.1.2 Καμπύλες ηλιακής ισχύος

Οι SPC είναι βασικά φυσικά μοντέλα για την έρευνα των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Καθορίζουν τη σχέση μεταξύ της ηλιακής ακτινοβολίας (η ποσότητα της ηλιακής ακτινοβολίας που λαμβάνεται) και της ισχύος εξόδου ενός φωτοβολταϊκού συστήματος. Κατασκευασμένες από τη συλλογή δεδομένων σχετικά με την ηλιακή ακτινοβολία και την αντίστοιχη παραγωγή ισχύος με την πάροδο του χρόνου, οι SPCs επιτρέπουν στους ερευνητές να αναπτύξουν μαθηματικά μοντέλα που ποσοτικοποιούν τη σχέση μεταξύ της ηλιακής ακτινοβολίας και της παραγωγής ισχύος, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η θερμοκρασία, η σκίαση και η απόδοση του συστήματος [5].

Η παραγωγή ισχύος (P) ενός ηλιακού φωτοβολταϊκού συστήματος μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας την εξίσωση:

$$P = \eta_{\text{sys}} G A_{\text{eff}} \quad (3.2)$$

όπου G είναι η ηλιακή ακτινοβολία, A_{eff} είναι η ωφέλιμη επιφάνεια των φωτοβολταϊκών μονάδων και η_{sys} είναι η απόδοση του συστήματος. Η ηλιακή ακτινοβολία αντιπροσωπεύει την ποσότητα της ηλιακής ενέργειας που προσπίπτει στις φωτοβολταϊκές μονάδες, ενώ η πραγματική επιφάνεια λαμβάνει υπόψη παράγοντες όπως η σκίαση και η γωνία κλίσης. Η απόδοση του συστήματος ενσωματώνει τις απώλειες κατά τη μετατροπή της ηλιακής ενέργειας σε ηλεκτρική. Η εξίσωση ηλιακής ισχύος παρέχει μια θεμελιώδη σχέση μεταξύ της ηλιακής ακτινοβολίας, της μοναδιαίας επιφάνειας και της απόδοσης του συστήματος. Χρησιμοποιεί ως βάση για την κατανόηση του δυναμικού παραγωγής ενέργειας ενός ηλιακού φωτοβολταϊκού συστήματος υπό συγκεκριμένες περιβαλλοντικές συνθήκες και τονίζει τη σημασία της βελτιστοποίησης τόσο της πραγματικής επιφάνειας όσο και της απόδοσης του συστήματος για τη μεγιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας.

3.2 Στατιστικά μοντέλα

Τα στατιστικά μοντέλα έχουν καθοριστικό ρόλο στην πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα για την πρόβλεψη μελλοντικών αποτελεσμάτων. Τα μοντέλα αυτά κυμαίνονται από απλές γραμμικές παλινδρομήσεις έως πολύπλοκους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και είναι απαραίτητα για την κατανόηση και την πρόβλεψη της εγγενώς μεταβλητής φύσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όπως η αιολική και η ηλιακή. Η παρούσα ενότητα διερευνά τις θεμελιώδεις αρχές και τις εφαρμογές διαφόρων στατιστικών μοντέλων, υπογραμμίζοντας τα πλεονεκτήματα, τους περιορισμούς και την καταλληλότητά τους για διαφορετικούς τύπους πρόβλεψης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η εστίαση αρχικά γίνεται στα παραδοσιακά αυτοπαλινδρόμα μοντέλα, γνωστά για την αποτελεσματικότητά τους στην πρόβλεψη χρονολογικών σειρών. Στη συνέχεια, διερευνούμε τον αναδυόμενο τομέα των μοντέλων μηχανικής μάθησης, τα οποία έχουν αποκτήσει εξέχουσα θέση λόγω της ικανότητάς τους να χειρίζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων και πολύπλοκα πρότυπα στα δεδομένα παραγωγής ανανεώσιμων πηγών ενέργειας [8]–[10].

Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα: Τα αυτοπαλινδρόμα μοντέλα αποτελούν βασικό πυλώνα στην πρόβλεψη χρονοσειρών λόγω της ικανότητάς τους να συλλαμβάνουν τις χρονικές εξαρτήσεις των δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε σενάρια όπου τα δεδομένα παρουσιάζουν ένα σαφές και συνεπές μοτίβο με την πάροδο του χρόνου, γεγονός που τα καθιστά ιδανικά για εφαρμογές όπως οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της ταχύτητας του ανέμου ή της ηλιακής ακτινοβολίας [8], [11].

Μοντέλα μηχανικής μάθησης: Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν αναδειχθεί ως ισχυρά εργαλεία στην πρόβλεψη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, αξιοποιώντας την ικανότητά τους να χειρίζονται σύνθετα και ογκώδη σύνολα δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα, συμπεριλαμβανομένων των νευρωνικών δικτύων, των δέντρων απόφασης και των μεθόδων συνόλου, είναι ικανά να εντοπίζουν περίπλοκες σχέσεις και μοτίβα στα δεδομένα παραγωγής ανανεώσιμης ενέργειας, προσφέροντας σημαντική πρόοδο στην ακρίβεια και την αξιοπιστία των προβλέψεων [3], [9], [10].

3.2.1 Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα

Τα αυτοπαλινδρόμα μοντέλα είναι στατιστικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται συνήθως για την ανάλυση χρονοσειρών και την πρόβλεψη. Τα μοντέλα αυτά υποθέτουν ότι οι μελλοντικές τιμές μιας μεταβλητής μπορούν να προβλεφθούν με βάση τις παρελθοντικές τιμές της. Τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα αποτυπώνουν τη γραμμική σχέση μεταξύ της μεταβλητής και των καθυστερημένων τιμών της, επιτρέποντας την πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων. Τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα έχουν εφαρμοστεί εκτενώς στην πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, τόσο για την αιολική όσο και για την ηλιακή παραγωγή [12], [13].

Μοντέλο κινητού μέσου

Το μοντέλο κινητού μέσου όρου αντιπροσωπεύει έναν γραμμικό συνδυασμό παρελθοντικών όρων σφάλματος. Υποθέτει ότι η τρέχουσα τιμή της μεταβλητής σχετίζεται με τους προηγούμενους q όρους σφάλματος. Το μοντέλο $MA(q)$ μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3.3)$$

όπου X_t αντιπροσωπεύει την παρατηρούμενη τιμή τη χρονική στιγμή t , μ είναι ο μέσος όρος της σειράς, ε_t είναι ο όρος σφάλματος τη χρονική στιγμή t , και $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ είναι οι παράμετροι του μοντέλου. Το υπόδειγμα $MA(q)$ υποθέτει ότι οι όροι σφάλματος είναι ασυσχέτιστοι και έχουν σταθερή διακύμανση [8], [12].

Αυτοπαλινδρομικό μοντέλο

Το αυτοπαλινδρομικό μοντέλο υποθέτει ότι η τρέχουσα τιμή της μεταβλητής είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των p καθυστερημένων τιμών της. Το μοντέλο $AR(p)$ μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$X_t = \varphi_0 + \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

όπου X_t αντιπροσωπεύει την παρατηρούμενη τιμή τη χρονική στιγμή t , φ_0 είναι η τομή, ε_t είναι ο όρος σφάλματος τη χρονική στιγμή t , και $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ είναι οι αυτοπαλινδρομοί συντελεστές. Το υπόδειγμα $AR(p)$ υποθέτει ότι οι όροι σφάλματος είναι ασυσχέτιστοι και έχουν σταθερή διακύμανση [12], [13].

Αυτοπαλινδρομικό μοντέλο κινητού μέσου όρου

Το αυτοπαλινδρομικό μοντέλο κινητού μέσου όρου συνδυάζει τόσο τις αυτοπαλινδρομες όσο και τις συνιστώσες του κινητού μέσου όρου. Το μοντέλο $ARMA(p, q)$ μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$X_t = \varphi_0 + \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3.5)$$

όπου X_t αντιπροσωπεύει την παρατηρούμενη τιμή τη χρονική στιγμή t , φ_0 είναι η τομή, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ είναι οι αυτοπαλινδρομοί συντελεστές, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ είναι οι συντελεστές του κινητού μέσου όρου και ε_t είναι ο όρος σφάλματος τη χρονική στιγμή t . Το υπόδειγμα $ARMA(p, q)$ αποτυπώνει τόσο τις βραχυπρόθεσμες όσο και τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις στη χρονοσειρά [8], [13].

Ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου

Τα ολοκληρωμένα υποδείγματα αυτοπαλινδρομικού κινούμενου μέσου όρου επεκτείνουν το υπόδειγμα $ARMA$ ενσωματώνοντας τη διαφοροποίηση για να καταστήσουν τη σειρά στάσιμη. Το μοντέλο $ARIMA(p, d, q)$ μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$\Delta^d X_t = \varphi_0 + \varphi_1 \Delta^d X_{t-1} + \varphi_2 \Delta^d X_{t-2} + \dots + \varphi_p \Delta^d X_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3.6)$$

όπου $\Delta^d X_t$ αντιπροσωπεύει την d^{th} σειρά διαφορών τάξης, φ_0 είναι η τομή, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ είναι οι αυτοπαλινδρομοί συντελεστές, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ είναι οι συντελεστές του κινητού μέσου όρου και ε_t είναι ο όρος σφάλματος τη χρονική στιγμή t . Το υπόδειγμα $ARIMA(p, d, q)$ επιτρέπει τη μοντελοποίηση μη στάσιμων χρονοσειρών με τη διαφοροποίηση της σειράς d φορές [8], [12].

Εποχικά μοντέλα ARIMA και SARIMAX

Τα εποχικά μοντέλα SARIMA είναι επεκτάσεις των υποδειγμάτων ARIMA που αποτυπώνουν εποχικά πρότυπα σε δεδομένα χρονοσειρών. Το μοντέλο SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s ενσωματώνει πρόσθετες εποχικές συνιστώσες και διαφοροποίηση. Οι παράμετροι P, D και Q αντιπροσωπεύουν τις εποχικές αυτοπαλινδρομες, εποχικές διαφορικές και εποχικές τάξεις κινητού μέσου όρου, αντίστοιχα, ενώ το s αντιπροσωπεύει την εποχική περίοδο. Το μοντέλο SARIMAX επεκτείνει το μοντέλο SARIMA επιτρέποντας την προσθήκη εξωγενών μεταβλητών (X) που μπορούν να ενισχύσουν περαιτέρω την απόδοση πρόβλεψης του μοντέλου. Οι εξωγενείς μεταβλητές είναι εξωτερικοί παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν τη χρονοσειρά αλλά δεν επηρεάζονται από αυτήν [8], [13].

Αυτά τα αυτοπαλινδρομα μοντέλα, συμπεριλαμβανομένων των AR, MA, ARMA, ARIMA, SARIMA και SARIMAX, παρέχουν ένα ισχυρό πλαίσιο για την ανάλυση και την πρόβλεψη χρονοσειρών. Προσαρμόζοντας αυτά τα μοντέλα σε ιστορικά δεδομένα, μπορούν να προβλεφθούν οι μελλοντικές τιμές των σειρών, επιτρέποντας πολύτιμες γνώσεις για τη λήψη αποφάσεων, την κατανομή πόρων και τον προγραμματισμό σε διάφορους τομείς, όπως η χρηματοοικονομική, η οικονομία και η μηχανική.

3.2.2 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων και μοντέλων που μπορούν να μαθαίνουν από δεδομένα. Ο απώτερος στόχος είναι οι υπολογιστές να ανιχνεύουν αυτόματα μοτίβα, να κάνουν προβλέψεις ή να αναλαμβάνουν δράσεις χωρίς να προγραμματίζονται ρητά. Στον πυρήνα της μηχανικής μάθησης βρίσκονται μαθηματικές και στατιστικές τεχνικές που επιτρέπουν στα μοντέλα να μαθαίνουν και να γενικεύουν μοτίβα στα δεδομένα [14], [15]. Η εφαρμογή της μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, ιδίως της αιολικής και της ηλιακής, αποτελεί έναν αναπτυσσόμενο τομέα έρευνας και ανάπτυξης. Οι τεχνολογίες αυτές παρουσιάζουν μοναδικές προκλήσεις λόγω της εγγενούς μεταβλητότητας και της εξάρτησής τους από περιβαλλοντικούς παράγοντες, όπως η θερμοκρασία, η ταχύτητα του ανέμου και η ηλιακή ακτινοβολία. Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν δείξει μεγάλη υπόσχεση για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, προσφέροντας εξελιγμένες προσεγγίσεις για την πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας. Για παράδειγμα, διάφορες μελέτες έχουν διερευνήσει την πιθανολογική πρόβλεψη στην παραγωγή αιολικής ενέργειας, χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας [16]. Επιπλέον, η πολυπλοκότητα και η μη γραμμική φύση των δεδομένων ηλιακής ενέργειας καθιστούν τη μηχανική μάθηση ιδανικό εργαλείο για την πρόβλεψη σε αυτόν τον τομέα, όπως αποδεικνύεται από τις εκτενείς ανασκοπήσεις των μεθόδων πρόβλεψης φωτοβολταϊκής ενέργειας [17]. Η ενσωμάτωση μοντέλων μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας αποτελεί ένα κρίσιμο βήμα προς τα εμπρός στην πρόβλεψη και διαχείριση της παραγωγής ενέργειας από αυτές τις βιώσιμες πηγές.

Βασικές αρχές της μηχανικής μάθησης

Μια θεμελιώδης έννοια στη μηχανική μάθηση είναι η έννοια του μοντέλου. Ένα μοντέλο αναπαριστά τη μαθημένη σχέση μεταξύ των δεδομένων εισόδου και της αντίστοιχης εξόδου. Τροφοδοτώντας το μοντέλο με επισημειωμένα δεδομένα εκπαίδευσης, μπορεί να μάθει να κάνει προβλέψεις ή αποφάσεις για νέα δεδομένα. Η εκπαίδευση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης περιλαμβάνει την εύρεση του βέλτιστου συνόλου παραμέτρων, ή βαρών, που ελαχιστοποιεί το σφάλμα μεταξύ της προβλεπόμενης εξόδου και της πραγματικής εξόδου [18].

Μαθηματικό μοντέλο: Ένα τυπικό μοντέλο μηχανικής μάθησης μπορεί να αναπαρασταθεί ως μια συνάρτηση f που αντιστοιχίζει δεδομένα εισόδου X σε προβλέψεις εξόδου Y . Αυτό μπορεί να εκφραστεί ως

$$Y = f(X; \theta) \quad (3.7)$$

όπου θ αντιπροσωπεύει τις παραμέτρους του μοντέλου.

Συνάρτηση κόστους: Η απόδοση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης αξιολογείται χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση απώλειας $\mathcal{L}(Y, \hat{Y})$, η οποία μετρά τη διαφορά μεταξύ της προβλεπόμενης εξόδου $\hat{Y}$ και της πραγματικής εξόδου Y . Συνήθη παραδείγματα συναρτήσεων απωλειών περιλαμβάνουν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για εργασίες παλινδρόμησης και τη δυαδική διασταυρούμενη εντροπία για εφαρμογές ταξινόμησης. Το MSE ορίζεται ως

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3.8)$$

όπου n είναι ο αριθμός των δειγμάτων. Η BCE ορίζεται ως εξής

$$\text{BCE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Y_i \log(\hat{Y}_i) + (1 - Y_i) \log(1 - \hat{Y}_i)]. \quad (3.9)$$

όπου N είναι ο αριθμός των δειγμάτων, Y_i είναι η πραγματική ετικέτα και $\hat{Y}_i$ είναι η προβλεπόμενη πιθανότητα ότι το δείγμα ανήκει στη θετική κλάση.

Βελτιστοποίηση: Ο στόχος της εκπαίδευσης ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης είναι να βρεθούν οι βέλτιστες παράμετροι θ που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση απώλειας. Αυτό γίνεται συνήθως με αλγόριθμους βελτιστοποίησης όπως η κάθοδος κλίσης. Ο κανόνας ενημέρωσης της βαθμότης καθόδου μπορεί να εκφραστεί ως εξής

$$\theta_{\text{new}} = \theta_{\text{old}} - \alpha \nabla_{\theta} \mathcal{L}(\theta) \quad (3.10)$$

όπου α είναι ο ρυθμός μάθησης και $\nabla_{\theta} \mathcal{L}(\theta)$ είναι η κλίση της συνάρτησης απωλειών σε σχέση με τις παραμέτρους θ .

Μοντέλα μηχανικής μάθησης

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν γίνει αναπόσπαστο εργαλείο σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένης της πρόβλεψης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Αυτή η ενότητα παρέχει μια επισκόπηση ορισμένων βασικών μοντέλων μηχανικής μάθησης, των μαθηματικών τους διατυπώσεων και παραδειγμάτων εφαρμογής τους στην πρόβλεψη αιολικής και ηλιακής ενέργειας.

Γραμμική παλινδρόμηση Η γραμμική παλινδρόμηση είναι ένα βασικό μοντέλο πρόβλεψης που υποθέτει γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και της εξόδου. Μαθηματικά εκφράζεται ως εξής

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (3.11)$$

όπου Y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή, $X_1, X_2, \dots, X_n$ είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ είναι οι συντελεστές παλινδρόμησης και ε είναι ο όρος σφάλματος. Η γραμμική παλινδρόμηση έχει χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη της ηλιακής ενέργειας λόγω της απλότητας και της ερμηνευσιμότητάς της [19].

Λογιστική παλινδρόμηση Η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται για προβλήματα ταξινόμησης. Εκτιμά την πιθανότητα ότι μια δεδομένη είσοδος ανήκει σε μια δεδομένη κλάση. Το μοντέλο αναπαρίσταται ως εξής

$$p(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n)}} \quad (3.12)$$

όπου $p(Y = 1)$ είναι η πιθανότητα η περίπτωση να ανήκει στην κλάση 1. Η λογιστική παλινδρόμηση έχει χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας για την ταξινόμηση των καθεστώτων ταχύτητας του ανέμου [20].

Δέντρα αποφάσεων Τα δέντρα αποφάσεων είναι ένα μη γραμμικό μοντέλο που χρησιμοποιείται τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση. Διαχωρίζουν τα δεδομένα σε υποσύνολα με βάση την τιμή των χαρακτηριστικών εισόδου και λαμβάνουν αποφάσεις σε κάθε κόμβο. Τα δέντρα αποφάσεων έχουν χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας και έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικά στην αντιμετώπιση μη γραμμικών σχέσεων στα δεδομένα.

Τυχαία δάση Τα τυχαία δάση είναι μια μέθοδος μάθησης συνόλου που λειτουργεί με την κατασκευή πολλαπλών δέντρων απόφασης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και την εξαγωγή της

κλάσης που είναι ο τρόπος των κλάσεων (ταξινόμηση) ή η μέση πρόβλεψη (παλινδρόμηση) των μεμονωμένων δέντρων. Αναπαρίστανται ως

$$Y = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(X; \theta_b) \quad (3.13)$$

όπου B είναι ο αριθμός των δέντρων, T_b είναι το $b^{\text{οστ}}$ δέντρο απόφασης και θ_b είναι οι παράμετροι του δέντρου. Τα τυχαία δάση έχουν χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά στην πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου και της ισχύος [21].

Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης Το SVM είναι ένα ισχυρό μοντέλο ταξινόμησης και παλινδρόμησης που βρίσκει ένα υπερεπίπεδο σε ένα χώρο υψηλών διαστάσεων για να διαχωρίσει τις διαφορετικές κλάσεις. Το μοντέλο μπορεί να διατυπωθεί μαθηματικά για ταξινόμηση ως εξής

$$Y = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(X_i, X) + b\right) \quad (3.14)$$

όπου K είναι η συνάρτηση πυρήνα, α_i είναι οι πολλαπλασιαστές Lagrange, y_i είναι οι ετικέτες κλάσης και b είναι η προκατάληψη. Οι SVM έχουν δείξει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα στην πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας [22].

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Τα ΤΝΔ είναι υπολογιστικά μοντέλα εμπνευσμένα από τον ανθρώπινο εγκέφαλο, που αποτελούνται από διασυνδεδεμένες ομάδες κόμβων ή νευρώνων. Αν και μια λεπτομερής συζήτηση για τα ΤΝΔ θα παρουσιαστεί στην επόμενη ενότητα, είναι σημαντικό να σημειωθεί η σημασία τους τόσο στην πρόβλεψη της αιολικής όσο και της ηλιακής ενέργειας [16], [23].

3.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα ΤΝΔ είναι υπολογιστικά μοντέλα εμπνευσμένα από το διασυνδεδεμένο δίκτυο νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Έχουν σχεδιαστεί για να προσομοιώνουν τη συμπεριφορά βιολογικών συστημάτων που αποτελούνται από "νευρώνες". Τα ANN χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση ή την προσέγγιση συναρτήσεων που μπορεί να εξαρτώνται από μεγάλο αριθμό εισόδων οι οποίες είναι γενικά άγνωστες. Ένας τεχνητός νευρώνας είναι μια συνάρτηση f_j της εισόδου $x = (x_1, \dots, x_d)$ σταθμισμένη από ένα διάνυσμα βαρών σύνδεσης $w_j = (w_{j,1}, \dots, w_{j,d})$, συμπληρώνεται από μια προκατάληψη νευρώνα b_j και συνδέεται με μια συνάρτηση ενεργοποίησης φ , δηλαδή:

$$y_j = f_j(x) = \varphi\left(\sum_i w_{j,i} x_i + b_j\right) \quad (3.15)$$

Για λόγους απλότητας, υποθέτουμε ότι το y είναι μονοδιάστατο, αλλά θα μπορούσε επίσης να είναι πολυδιάστατο. Αυτή η εφαρμογή f έχει μια συγκεκριμένη μορφή την οποία θα προσδιορίσουμε αργότερα. Το ANN μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για εργασίες παλινδρόμησης όσο και για εργασίες ταξινόμησης. Όπως συνηθίζεται στη στατιστική μάθηση, οι παράμετροι θ εκτιμώνται από ένα δείγμα μάθησης. Η συνάρτηση προς ελαχιστοποίηση δεν είναι κυρτή, οδηγώντας σε τοπικές ελαχιστοποιήσεις. Παρόλα αυτά, η μέθοδος είναι επιτυχής χάρη σε ένα καθολικό θεώρημα προσέγγισης που προτάθηκε από τους Cybenko [24] και Hornik [25]. Επιπλέον, ο Lecun [26] πρότεινε έναν αποτελεσματικό τρόπο υπολογισμού της κλίσης ενός νευρωνικού δικτύου, που ονομάζεται οπισθοδιάδοση της κλίσης. Η μέθοδος αυτή επιτρέπει τον εύκολο υπολογισμό ενός τοπικού ελαχιστοποιητή του τετραγωνικού κριτηρίου. Ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης αποτελεί βασικό συστατικό της εκπαίδευσης

3.3.1 Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στο σχεδιασμό και τη λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, παρέχοντας τους μη γραμμικούς μετασχηματισμούς που απαιτούνται για τη μοντελοποίηση πολύπλοκων φαινομένων του πραγματικού κόσμου. Οι συναρτήσεις αυτές εισάγουν μη γραμμικές ιδιότητες στον μηχανισμό λήψης αποφάσεων του δικτύου, επιτρέποντάς του να μαθαίνει και να γενικεύει αποτελεσματικότερα από τα δεδομένα εισόδου.

Τα ΤΝΔ, εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρικά συστήματα, αποτελούνται από διασυνδεδεμένους νευρώνες ή κόμβους, καθένας από τους οποίους λαμβάνει πολλαπλά σήματα, τα επεξεργάζεται και μεταδίδει το αποτέλεσμα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης καθορίζει την έξοδο ή την "ενεργοποίηση" του νευρώνα ως απάντηση στις εισόδους του. Ουσιαστικά αποφασίζει πόσο σήμα θα περάσει στο επόμενο επίπεδο, ελέγχοντας ουσιαστικά την πολυπλοκότητα και τη χωρητικότητα του δικτύου.

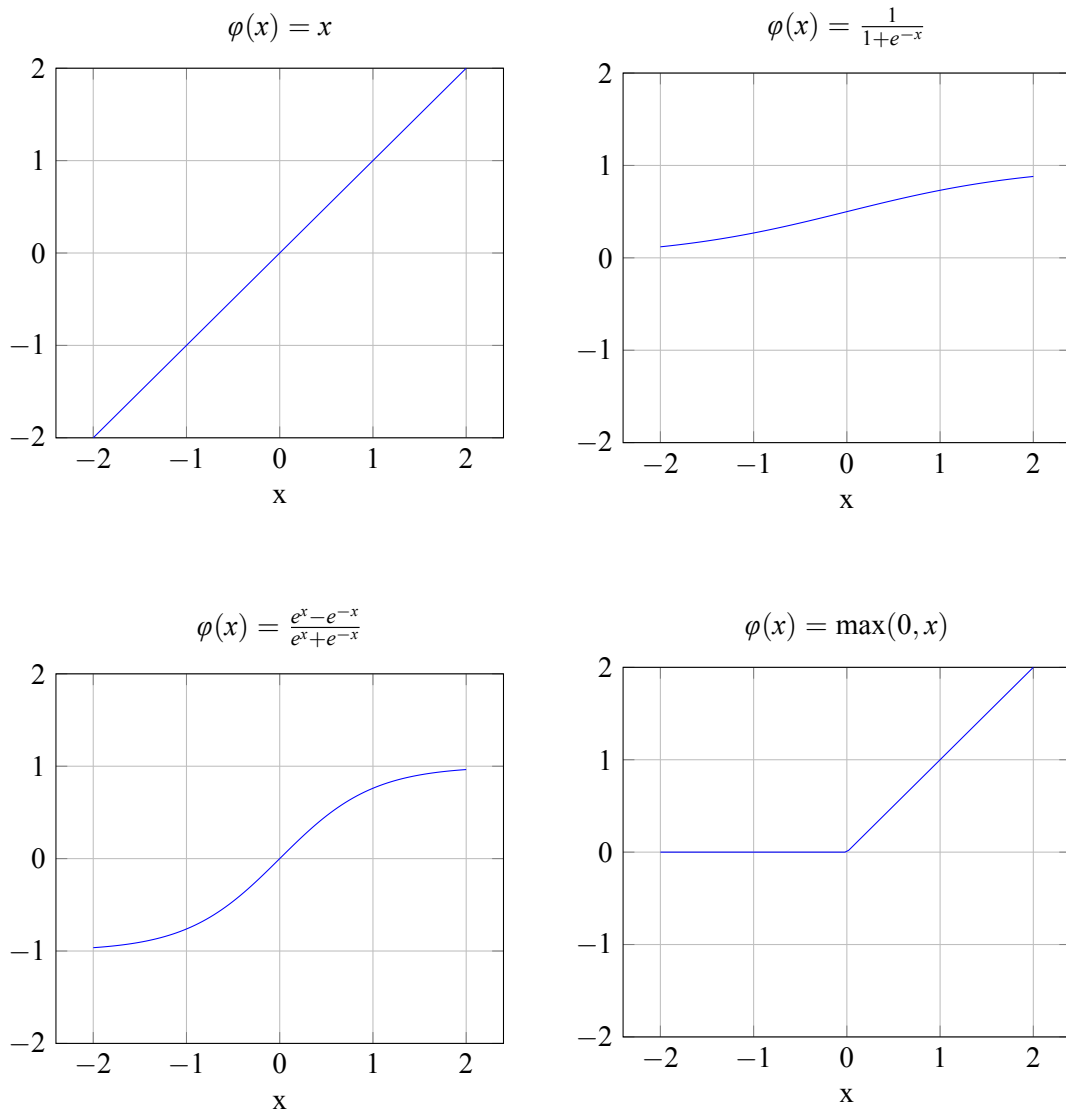
Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να επηρεάσει σημαντικά την απόδοση του δικτύου και την ικανότητά του να συγκλίνει κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Οι ευρέως χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης περιλαμβάνουν τη συνάρτηση ταυτότητας, τη σιγμοειδή συνάρτηση, τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης και τη διορθωμένη γραμμική μονάδα, η καθεμία με τα μοναδικά της χαρακτηριστικά και χρήσεις. Συνεπώς, η κατανόηση και η επιλογή των κατάλληλων συναρτήσεων ενεργοποίησης αποτελεί κρίσιμη πτυχή του σχεδιασμού και της εφαρμογής νευρωνικών δικτύων. Οι συναρτήσεις αυτές παρουσιάζονται πιο κάτω:

- Η συνάρτηση ταυτότητας: $\varphi(x) = x$.
- Η σιγμοειδής συνάρτηση: $\varphi(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$.
- Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης "tanh": $\varphi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$.
- Η συνάρτηση ενεργοποίησης διορθωμένης γραμμικής μονάδας "ReLU": $\varphi(x) = \max(0, x)$.

Ιστορικά, η σιγμοειδής ήταν η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε ως επί το πλείστον, καθώς είναι διαφορίσιμη και επιτρέπει τη διατήρηση τιμών στο διάστημα $[0,1]$. Παρόλα αυτά, είναι προβληματική, καθώς η κλίση της είναι πολύ κοντά στο 0 όταν το $|x|$ δεν είναι κοντά στο 0. Αυτό προκαλεί προβλήματα στον αλγόριθμο backpropagation για την εκτίμηση της παραμέτρου όταν πρόκειται για νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο αριθμό επιπέδων (όπως συμβαίνει στη βαθιά μάθηση). Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο η σιγμοειδής συνάρτηση αντικαταστάθηκε από τη διορθωμένη γραμμική συνάρτηση. Αυτή η συνάρτηση δεν είναι διαφορίσιμη στο 0, αλλά στην πράξη αυτό δεν αποτελεί πραγματικά πρόβλημα, δεδομένου ότι η πιθανότητα να έχουμε μια είσοδο ίση με 0 είναι γενικά μηδενική. Η συνάρτηση ReLU έχει επίσης ένα αποτέλεσμα σπαργάνωσης. Η συνάρτηση ReLU και η παράγωγός της είναι ίσες με 0 για αρνητικές τιμές και σε αυτή την περίπτωση δεν μπορεί να ληφθεί καμία πληροφορία για μια τέτοια μονάδα, γι' αυτό συνιστάται η προσθήκη μιας μικρής θετικής προκατάληψης για να εξασφαλιστεί ότι κάθε μονάδα είναι ενεργή. Εξετάζονται διάφορες παραλλαγές της συνάρτησης ReLU για να διασφαλιστεί ότι όλες οι μονάδες έχουν μη μεταβαλλόμενη κλίση και ότι για $x < 0$ η παράγωγος δεν είναι ίση με 0. Συγκεκριμένα, $\varphi(x) = \max(x, 0) + \alpha \min(x, 0)$ όπου α είναι είτε μια σταθερή παράμετρος που έχει οριστεί σε μια μικρή θετική τιμή, είτε μια παράμετρος προς εκτίμηση.

3.3.2 Πολυεπίπεδο Perceptron

Ένα πολυεπίπεδο perceptron, γνωστό και ως νευρωνικό δίκτυο, είναι μια δομή που αποτελείται από πολλά κρυφά στρώματα νευρώνων, όπου η έξοδος ενός νευρώνα ενός στρώματος γίνεται η είσοδος ενός νευρώνα του επόμενου στρώματος. Επιπλέον, η έξοδος ενός νευρώνα μπορεί επίσης



Εικόνα 3.1. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης (α) συνάρτηση ταυτότητας, (β) σιγμοειδής συνάρτηση, (γ) συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης, (δ) συνάρτηση ενεργοποίησης διορθωμένης γραμμικής μονάδας

να είναι η είσοδος ενός νευρώνα του ίδιου στρώματος ή ενός νευρώνα προηγούμενων στρωμάτων (αυτό συμβαίνει στα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα).

Στο τελευταίο στρώμα, που ονομάζεται στρώμα εξόδου, μπορούμε να εφαρμόσουμε μια διαφορετική συνάρτηση ενεργοποίησης από ό,τι για τα κρυφά στρώματα, ανάλογα με το είδος του προβλήματος που έχουμε στα χέρια μας: παλινδρόμηση ή ταξινόμηση. Τα MLP έχουν μια βασική αρχιτεκτονική, καθώς κάθε μονάδα (ή νευρώνας) ενός στρώματος συνδέεται με όλες τις μονάδες του επόμενου στρώματος, αλλά δεν έχει καμία σύνδεση με τους νευρώνες του ίδιου στρώματος. Οι παράμετροι της αρχιτεκτονικής είναι ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων και ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε στρώμα. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης επιλέγονται επίσης από τον χρήστη.

Για το στρώμα εξόδου, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι γενικά διαφορετική από εκείνη που χρησιμοποιείται στα κρυφά στρώματα. Στην περίπτωση της παλινδρόμησης, δεν εφαρμόζουμε καμία συνάρτηση ενεργοποίησης στο στρώμα εξόδου. Για τη δυαδική ταξινόμηση, η έξοδος δίνει μια πρόβλεψη $P(Y = 1|X)$ καθώς η τιμή αυτή βρίσκεται στο $[0, 1]$, θεωρείται γενικά η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης. Για ταξινόμηση πολλαπλών κλά-

σεων, το στρώμα εξόδου περιέχει έναν νευρώνα ανά κλάση i , δίνοντας πρόβλεψη $P(Y = i|X)$. Το άθροισμα όλων αυτών των τιμών πρέπει να είναι ίσο με 1. Γενικά χρησιμοποιείται η πολυδιάστατη συνάρτηση softmax.

$$\sigma(\mathbf{z})_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (3.16)$$

3.3.3 Θεώρημα καθολικής προσέγγισης

Το Θεώρημα Καθολικής Προσέγγισης είναι ένα βασικό αποτέλεσμα στον τομέα των νευρωνικών δικτύων. Δηλώνει ότι ένα δίκτυο τροφοδότησης προς τα εμπρός με ένα μόνο κρυφό στρώμα που περιέχει πεπερασμένο αριθμό νευρώνων μπορεί να προσεγγίσει συνεχείς συναρτήσεις σε συμπαγή υποσύνολα του R^n , υπό ήπιες υποθέσεις για τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Το θεώρημα αποδείχθηκε για πρώτη φορά από τον Cybenko [24] για σιγμοειδείς συναρτήσεις ενεργοποίησης και αργότερα γενικεύτηκε από τον Hornik [25] για να εφαρμοστεί σε μια ευρύτερη κατηγορία συναρτήσεων ενεργοποίησης. Ενώ το Θεώρημα Καθολικής Προσέγγισης είναι ένα ισχυρό θεωρητικό αποτέλεσμα, δεν συνεπάγεται απαραίτητα ότι τα δίκτυα ενός στρώματος είναι επαρκή για πρακτικές εργασίες. Στην πράξη, τα δίκτυα με πολλά στρώματα μπορούν να αναπαραστήσουν πολύπλοκες συναρτήσεις πιο αποτελεσματικά από τα δίκτυα με ένα στρώμα. Αυτός είναι ένας από τους κύριους λόγους για τους οποίους η βαθιά μάθηση, η οποία περιλαμβάνει δίκτυα με πολλά στρώματα, είναι τόσο επιτυχημένη.

3.3.4 Εκτίμηση των παραμέτρων

Αφού επιλεγεί η αρχιτεκτονική του δικτύου, οι παράμετροι (τα βάρη w_j και b_j) πρέπει να εκτιμηθούν από ένα δείγμα μάθησης. Ως συνήθως, η εκτίμηση επιτυγχάνεται ελαχιστοποιώντας μια συνάρτηση απωλειών με έναν αλγόριθμο βαθμωτής καθόδου. Πρέπει πρώτα να επιλέξουμε τη συνάρτηση απώλειας.

Συναρτήσεις κόστους

Είναι κλασική η εκτίμηση των παραμέτρων με μεγιστοποίηση της πιθανότητας (ή ισοδύναμα του λογαρίθμου της πιθανότητας). Αυτό αντιστοιχεί στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης απώλειας η οποία είναι το αντίθετο της λογαριθμικής πιθανοφάνειας. Συμβολίζοντας θ το διάνυσμα των προς εκτίμηση παραμέτρων, θεωρούμε την αναμενόμενη συνάρτηση απώλειας $L(\theta) = -E_{(X,Y) \sim P}(\log(p_\theta(Y|X)))$. Εάν το μοντέλο είναι γκαουσιανό, δηλαδή εάν $p_\theta(Y|X = x) \sim N(f(x, \theta), I)$, η μεγιστοποίηση της πιθανότητας ισοδυναμεί με την ελαχιστοποίηση της τετραγωνικής απώλειας $L(\theta) = E_{(X,Y) \sim P}(\|Y - f(X, \theta)\|^2)$.

3.3.5 Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης για παλινδρόμηση με τετραγωνικό κόστος

Εξετάζουμε την περίπτωση της παλινδρόμησης και εξηγούμε σε αυτή την ενότητα πώς υπολογίζεται η κλίση του εμπειρικού τετραγωνικού κόστους με τον αλγόριθμο οπισθοδιάδοσης. Για λόγους απλούστευσης, δεν εξετάζουμε εδώ τον όρο τιμωρίας, ο οποίος μπορεί εύκολα να προστεθεί. Υποθέτοντας ότι η έξοδος του πολυστρωματικού perceptron είναι μεγέθους K και το εμπειρικό τετραγωνικό κόστος είναι ανάλογο του όρου:

$$R_i(\theta) = \sum_{k=1}^K (Y_{i,k} - f_k(X_i, \theta))^2 \quad (3.17)$$

Σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης, η συνάρτηση ενεργοποίησης εξόδου ψ είναι γενικά η συνάρτηση ταυτότητας υποθέτοντας ότι $\psi(a_1, \dots, a_K) = (g_1(a_1), \dots, g_K(a_K))$ όπου $g_1, \dots, g_K$ είναι

συναρτήσεις από $\mathbb{R}$ σε $\mathbb{R}$. Οι μερικές παραγώγους του R_i ως προς τα βάρη του στρώματος εξόδου $a_{L+1}(x) = b_{L+1} + W_{L+1}h_L(x)$. Οπότε

$$\frac{\partial R_i}{\partial a_{L+1,j}} = 2(Y_{i,j} - f_j(X_i, \theta))g'_j(a_{L+1,j}(X_i)) \quad (3.18)$$

Διαφοροποιώντας τώρα ως προς τα βάρη του προηγούμενου στρώματος $a_{L,j}(x) = b_{L,j} + \sum_{k=1}^{d_L} W_{L,j,k}h_{L-1,k}(x)$, έχουμε

$$\frac{\partial R_i}{\partial a_{L,j}} = 2(Y_{i,j} - f_j(X_i, \theta))g'_j(a_{L+1,j}(X_i))W_{L+1,j} \quad (3.19)$$

$$\frac{\partial R_i}{\partial W_{L,j,k}} = 2(Y_{i,j} - f_j(X_i, \theta))g'_j(a_{L+1,j}(X_i))W_{L+1,j}h'_{L-1,k}(a_{L-1,k}(X_i))x_{i,k} \quad (3.20)$$

Με την χρήση των επόμενων εξισώσεων

$$\begin{aligned} \delta_{L+1,j} &= 2(Y_{i,j} - f_j(X_i, \theta))g'_j(a_{L+1,j}(X_i)), \\ \delta_{L,j} &= \delta_{L+1,j}W_{L+1,j}h'_{L-1,j}(a_{L,j}(X_i)), \end{aligned}$$

τότε έχουμε

$$\begin{aligned} \frac{\partial R_i}{\partial W_{L,j,k}} &= \delta_{L,j}x_{i,k}, \\ \frac{\partial R_i}{\partial W_{L+1,j,k}} &= \delta_{L+1,j}h_{L,k}(X_i), \end{aligned}$$

γνωστές ως εξισώσεις οπισθοδιάδοσης. Οι τιμές της κλίσης χρησιμοποιούνται για την ενημέρωση των παραμέτρων στον αλγόριθμο βαθμωτής καθόδου. Στο βήμα $r + 1$, έχουμε $W_{L,j,k}^{(r+1)} = W_{L,j,k}^{(r)} - \varepsilon_r \frac{1}{|B|} \sum_{i \in B} \frac{\partial R_i}{\partial W_{L,j,k}}$ όπου B είναι μια υπο-ομάδα των δειγμάτων εκπαίδευσης n και $\varepsilon_r > 0$ είναι ο ρυθμός μάθησης που ικανοποιεί τις ακόλουθες συνθήκες: $\varepsilon_r \rightarrow 0$, $\sum_r \varepsilon_r = \infty$, $\sum_r \varepsilon_r^2 < \infty$, για παράδειγμα $\varepsilon_r = 1/r$.

Χρησιμοποιούμε τις εξισώσεις οπισθοδιάδοσης για τον υπολογισμό της κλίσης με έναν αλγόριθμο δύο περασμάτων. Στο εμπρόσθιο πέρασμα, καθορίζουμε την τιμή των τρεχόντων βαρών $\theta^{(r)} = (W^{(1,r)}, b^{(1,r)}, \dots, W^{(L+1,r)}, b^{(L+1,r)})$, και υπολογίζουμε τις προβλεπόμενες τιμές $f(X_i, \theta^{(r)})$ και όλες τις ενδιάμεσες τιμές $(a^{(k)}(X_i), h^{(k)}(X_i) = \varphi(a^{(k)}(X_i)))_{1 \leq k \leq L+1}$ που είναι αποθηκευμένες. Χρησιμοποιώντας αυτές τις τιμές, υπολογίζουμε κατά το αντίστροφο πέρασμα τις ποσότητες $\delta_{k,i}$ και $s_{m,i}$ και τις μερικές παραγώγους που δίνονται στις εξισώσεις (3.19) και (3.20). Έχουμε υπολογίσει τις μερικές παραγώγους του R_i μόνο ως προς τα βάρη του στρώματος εξόδου και τα προηγούμενα,

3.3.6 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης

Πολλοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης απώλειας, όλοι τους έχουν υπερπαραμέτρους, οι οποίες πρέπει να βαθμονομηθούν και έχουν σημαντικό αντίκτυπο στη σύγκλιση των αλγορίθμων. Το στοιχειώδες εργαλείο όλων αυτών των αλγορίθμων είναι ο αλγόριθμος στοχαστικής καθόδου κλίσης (Stochastic Gradient Descent), ο οποίος δίνεται από τη σχέση

$$\theta^{(r+1)} = \theta^{(r)} - \varepsilon \nabla L(\theta^{(r)}) \quad (3.21)$$

όπου ε είναι ο ρυθμός μάθησης για τη σύγκλιση του αλγορίθμου.

Εάν ο ρυθμός μάθησης είναι πολύ μικρός, η σύγκλιση είναι πολύ αργή και η βελτιστοποίηση μπορεί να εγκλωβιστεί σε ένα τοπικό ελάχιστο. Εάν ο ρυθμός μάθησης είναι πολύ μεγάλος, το δίκτυο θα ταλαντώνεται γύρω από ένα τοπικό ελάχιστο χωρίς να σταθεροποιείται και να συγκλίνει. Ένας κλασικός τρόπος λύσης αυτού του προβλήματος είναι η προσαρμογή του ρυθμού μάθησης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Συνιστάται η εκκίνηση με μια μεγάλη τιμή του ε , (για παράδειγμα 0,1) και η διαδοχική μείωση της τιμής του κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων. Ωστόσο, δεν υπάρχει γενικός κανόνας για τον τρόπο προσαρμογής του ρυθμού μάθησης, και αυτό είναι περισσότερο η εμπειρία του μηχανικού όσον αφορά την παρατήρηση της εξέλιξης της συνάρτησης απώλειας που θα δώσει ενδείξεις για τον τρόπο που πρέπει να προχωρήσει.

Η στοχαστικότητα του αλγορίθμου SGD έγκειται στον υπολογισμό της κλίσης. Η διαδικασία μάθησης πραγματοποιείται κατά δέσμες: σε κάθε βήμα, m παραδείγματα εκπαίδευσης επιλέγονται τυχαία χωρίς αντικατάσταση και ο μέσος όρος των m αντίστοιχων κλίσεων χρησιμοποιείται για την ενημέρωση των παραμέτρων. Μια εποχή αντιστοιχεί σε ένα "πέρασμα" από όλες τις δέσμες των δεδομένων μάθησης. Η διαδικασία μάθησης επαναλαμβάνεται σε έναν ορισμένο αριθμό nb εποχών που καθορίζεται εκ των προτέρων.

Ένας εναλλακτικός κανόνας διακοπής, η πρόωπη διακοπή, συνίσταται στην εξέταση ενός δείγματος επικύρωσης και στη διακοπή της μάθησης όταν η συνάρτηση απώλειας για αυτό το δείγμα επικύρωσης σταματήσει να μειώνεται. Η εκμάθηση δέσμης χρησιμοποιείται για υπολογιστικούς λόγους, καθώς, όπως είδαμε, ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης χρειάζεται να αποθηκεύσει όλες τις ενδιάμεσες τιμές που υπολογίζονται στο βήμα προς τα εμπρός, για να υπολογίσει την κλίση κατά τη διάρκεια του περάσματος προς τα πίσω, και για μεγάλα σύνολα δεδομένων, όπως εκατομμύρια εικόνες, αυτό δεν είναι εφικτό, πόσο μάλλον στη περίπτωση μεγάλων ΤΝΔ όπου ένας τεράστιος αριθμός παραμέτρων χρήζει βελτιστοποίησης. Το μέγεθος της δέσμης m είναι επίσης μια παράμετρος προς βαθμονόμηση. Οι μικρές δέσμες οδηγούν γενικά σε καλύτερες ιδιότητες γενίκευσης. Η ειδική περίπτωση των δέσμων μεγέθους 1 ονομάζεται On-line Gradient Descent. Το μειονέκτημα αυτής της διαδικασίας είναι ο πολύ μεγάλος χρόνος υπολογισμού.

3.3.7 Παραλλαγές της στοχαστικής καθόδου κλίσης

Δεδομένου ότι η επιλογή του ρυθμού μάθησης είναι λεπτή και επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τη σύγκλιση του αλγορίθμου SGD, έχουν προταθεί παραλλαγές του αλγορίθμου. Είναι λιγότερο ευαίσθητες στον ρυθμό μάθησης. Η αρχή είναι να προσθέτουμε μια διόρθωση όταν ενημερώνουμε την κλίση, που ονομάζεται ορμή. Η μέθοδος οφείλεται στον Polyak [27] και δίνεται από τη σχέση:

$$\theta^{(r+1)} = \theta^{(r)} - \varepsilon \nabla L(\theta^{(r)}) + \beta(\theta^{(r)} - \theta^{(r-1)}) \quad (3.22)$$

όπου β είναι η παράμετρος ορμής. Η μέθοδος αυτή επιτρέπει την άμβλυνση των ταλαντώσεων της κλίσης. Στην πράξη, λαμβάνεται υπόψη μια πιο πρόσφατη εκδοχή της ορμής που οφείλεται στους Nesterov [28] και Sutskever [29], η οποία ονομάζεται κλίση επιταχυνόμενη κατά Nesterov:

$$\theta^{(r+1)} = \theta^{(r)} - \varepsilon \nabla L(\theta^{(r)} + \beta(\theta^{(r)} - \theta^{(r-1)})) + \beta(\theta^{(r)} - \theta^{(r-1)}) \quad (3.23)$$

Υπάρχουν επίσης πιο εξελιγμένοι αλγόριθμοι, οι οποίοι ονομάζονται προσαρμοστικοί αλγόριθμοι. Ένας από τους πιο γνωστούς είναι ο αλγόριθμος RMSProp, που οφείλεται στον Hinton [30] και ο αλγόριθμος Adam (για Adaptive Moments), των Kingma και Ba [31].

Αλγόριθμος RMSProp

Ο αλγόριθμος RMSProp εισήχθη από τον Geoff Hinton και αποτελεί έναν τρόπο προσαρμογής του ρυθμού μάθησης ανά παράμετρο. Αυτό γίνεται με την διαίρεση του ρυθμού μάθησης του κάθε βάρους με ένα κινούμενο μέσο των πρόσφατων μεγεθών της κλίσης για το εκάστοτε βάρος.

Αυτό βοηθά στην αποφυγή του προβλήματος της εκρηκτικής ή εξαφανιζόμενης κλίσης που συχνά συναντάται στην τυπική στοχαστική καθόδου κλίσης. Η βασική ιδέα είναι να διαιρέσουμε τον ρυθμό μάθησης για κάθε παράμετρο με την τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου των τετραγώνων των πρόσφατων κλίσεων. Ο αλγόριθμος ενημερώνει τις παραμέτρους ως εξής:

$$\theta_{\text{new}} = \theta_{\text{old}} - \frac{\varepsilon}{\sqrt{E[g^2] + \varepsilon}} \cdot g \quad (3.24)$$

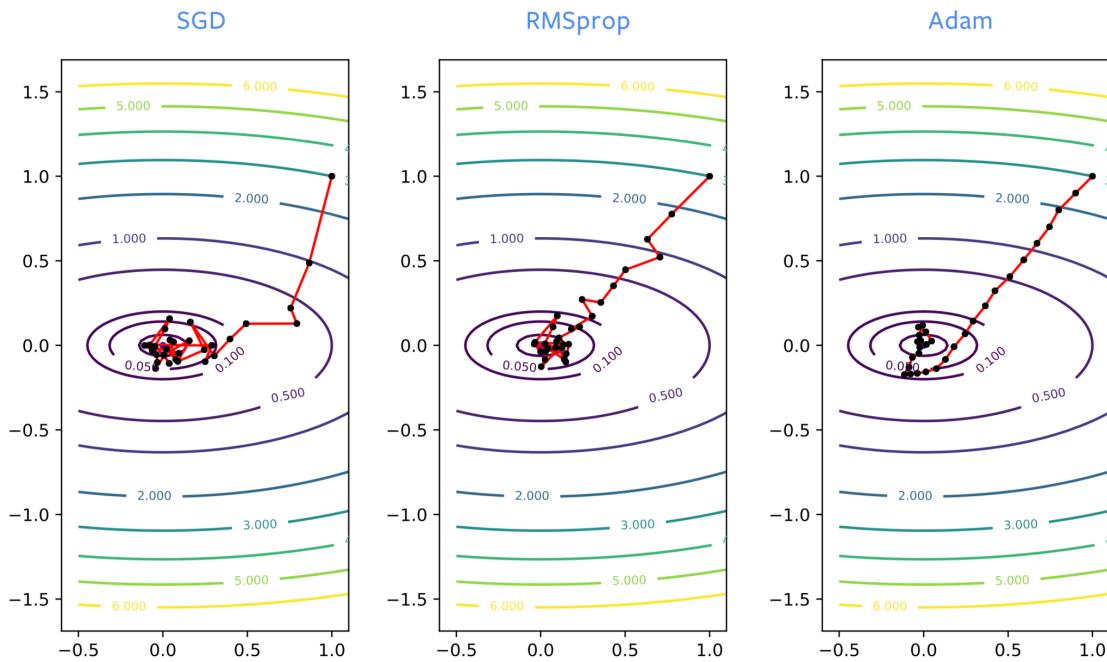
όπου g είναι η κλίση, $E[g^2]$ είναι ο κινούμενος μέσος των τετραγώνων των κλίσεων, και ε είναι ένα μικρό σταθερό νούμερο για να αποφευχθεί η διαίρεση με το μηδέν.

Αλγόριθμος Adam

Ο αλγόριθμος Adam είναι μια άλλη προσαρμοστική μέθοδος βελτιστοποίησης για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Συνδυάζει τα οφέλη της βελτίωσης της αποδοτικότητας της στοχαστικής καθόδου κλίσης με ορμή και την RMSProp. Εισάγει μεταβλητές για τον υπολογισμό του κινούμενου μέσου τόσο των κλίσεων όσο και των τετραγώνων των κλίσεων, παρέχοντας έτσι έναν αποτελεσματικότερο τρόπο για την ενημέρωση των βαρών του δικτύου:

$$\theta_{\text{new}} = \theta_{\text{old}} - \frac{\varepsilon}{\sqrt{\hat{v}} + \varepsilon} \cdot \hat{m} \quad (3.25)$$

όπου $\hat{m}$ είναι η διόρθωση πρώτου μομέντου (μέσος όρος της κλίσης), $\hat{v}$ είναι η διόρθωση δεύτερου μομέντου (μέσος όρος των τετραγώνων της κλίσης), και ε είναι ένα μικρό σταθερό νούμερο για να αποφευχθεί η διαίρεση με το μηδέν.



Εικόνα 3.2. Παράδειγμα τροχιών σύγκλισης των αλγορίθμων SGD, RMSProp και Adam

3.3.8 Συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα

Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια κατηγορία βαθιών νευρωνικών δικτύων, ιδιαίτερα αποτελεσματικά στην ανάλυση οπτικών δεδομένων, όπως εικόνες και βίντεο [32]. Βασίζονται στην έννοια της συνέλιξης, μιας μαθηματικής επιχείρησης που αναπαριστά τη σχέση μεταξύ δύο σημάτων.

Διαδικασία συνέλιξης

Η συνέλιξη είναι μια μαθηματική διαδικασία που περιγράφει τον τρόπο εφαρμογής ενός φίλτρου στα δεδομένα εισόδου. Σε ένα CNN, το φίλτρο (ή πυρήνας) διατρέχει την εικόνα εισόδου για να παράγει μια ενεργοποιημένη χάρτη χαρακτηριστικών. Αυτό μπορεί να εκφραστεί ως:

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(i-m,j-n) \quad (3.26)$$

όπου I είναι η εικόνα εισόδου, K είναι το φίλτρο και S είναι η ενεργοποιημένη χάρτη χαρακτηριστικών.

Μοντέλα CNN

Τα CNN αποτελούνται από διάφορα στρώματα, κάθε ένα με διαφορετική λειτουργία:

- **Στρώμα συνέλιξης:** Χρησιμοποιεί φίλτρα για να εφαρμόσει τη συνέλιξη στην εικόνα εισόδου, παράγοντας χάρτες χαρακτηριστικών.
- **Στρώμα συγκέντρωσης (Pooling):** Μειώνει τις διαστάσεις κάθε χάρτη χαρακτηριστικών, διατηρώντας τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά.
- **Στρώμα πλήρως συνδεδεμένο (Fully Connected):** Μετατρέπει τα ενσωματωμένα χαρακτηριστικά σε τελικές προβλέψεις ή κατηγοριοποιήσεις.

Κατά την εκπαίδευση, τα βάρη των φίλτρων στα στρώματα συνέλιξης και πλήρως συνδεδεμένων στρωμάτων προσαρμόζονται μέσω διαδικασιών όπως η οπισθοδιάδοση και οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης [33]. Τα CNN έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά αποτελεσματικά σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση εικόνων, η ανάλυση βίντεο και άλλες εφαρμογές σχετικές με τον οπτικό τομέα.

Εφαρμογές των CNN σε Συστήματα Ενέργειας και Πρόβλεψη Αιολικής και Ηλιακής Ενέργειας

Τα συνεκτικά νευρωνικά δίκτυα έχουν βρει ευρεία εφαρμογή στην πρόβλεψη ενέργειας, ιδιαίτερα στην αιολική και ηλιακή παραγωγή, λόγω της ικανότητάς τους να αναλύουν και να επεξεργάζονται σύνθετα δεδομένα. Οι εφαρμογές αυτές είναι κρίσιμες για τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την ενσωμάτωσή τους στα ενεργειακά δίκτυα. Η πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας είναι περίπλοκη λόγω της μεγάλης διακύμανσης των ανεμολογικών συνθηκών. Τα CNN έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση δεδομένων από δορυφορικές εικόνες και μετεωρολογικά δεδομένα για να προβλέψουν την αιολική παραγωγή [34]. Η ενσωμάτωση χωροχρονικών δεδομένων με CNN επιτρέπει την ακριβέστερη πρόβλεψη και την καλύτερη διαχείριση των αιολικών πάρκων. Στον τομέα της ηλιακής ενέργειας, τα CNN έχουν εφαρμοστεί για την ανάλυση δεδομένων από δορυφορικές εικόνες για την πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας [19]. Αυτό συμβάλλει στην ακριβέστερη πρόβλεψη της παραγωγής ηλιακής ενέργειας και βοηθά τους φορείς λειτουργίας να κατανοήσουν καλύτερα τις δυνατότητες των ηλιακών τους πάρκων.

3.4 Πιθανοτικά μοντέλα μηχανικής μάθησης

3.4.1 Μη παραμετρικές μέθοδοι

Στον τομέα της μηχανικής μάθησης, οι μη παραμετρικές πιθανοτικές μέθοδοι προσφέρουν ευελιξία και δυνατότητα καλύτερης προσαρμογής σε πολύπλοκα δεδομένα. Μεταξύ των διαφόρων τεχνικών, η παλινδρόμηση ποσοστημορίων και οι συναφείς της μέθοδοι έχουν αποκτήσει αυξημένη προσοχή για την εφαρμογή τους σε περίπλοκες προβλέψεις.

Η παλινδρόμηση ποσοστημορίων και οι παραλλαγές της

Η παλινδρόμηση ποσοστημορίων χρησιμοποιείται ευρέως για πιθανολογικές προβλέψεις λόγω της ικανότητάς της να παρέχει λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με την κατανομή των μεταβλητών πρόβλεψης. Το θεμελιώδες έργο των Koenker και Bassett [35] έθεσε τα θεμέλια για την QR και έκτοτε πολλές μελέτες έχουν υιοθετήσει την QR για την πρόβλεψη της αιολικής και ηλιακής ενέργειας. Για παράδειγμα, ο Bremnes [36] κατέδειξε την αποτελεσματικότητα της QR στην πρόβλεψη της αιολικής ισχύος, τονίζοντας την υπεροχή της στην καταγραφή της μεταβλητότητας της ταχύτητας του ανέμου. Ομοίως, οι Moazeni et al. [37] επέκτειναν την QR στην πρόβλεψη της ηλιακής ισχύος, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά της στην αντιμετώπιση μη γραμμικών σχέσεων στα δεδομένα της ηλιακής ακτινοβολίας.

Εκτίμηση Πυκνότητας Πυρήνα

Η KDE παρέχει μια ευέλικτη μέθοδο για την εκτίμηση της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας μιας τυχαίας μεταβλητής. Έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς στην πρόβλεψη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, ιδίως για την αιολική και την ηλιακή ενέργεια. Το έργο του Silverman [38] παρέχει έναν ολοκληρωμένο οδηγό για την KDE και οι αρχές της έχουν προσαρμοστεί στην πρόβλεψη ενέργειας για τη βελτίωση της ακρίβειας των εκτιμήσεων πυκνότητας, όπως φαίνεται στις μελέτες των Liu et al. [39].

Δίκτυα πυκνότητας μείγματος

Τα MDN, που εισήχθησαν από τον Bishop [40], συνδυάζουν τις έννοιες των μοντέλων μίξης με τα νευρωνικά δίκτυα. Ήταν ιδιαίτερα αποτελεσματικά στη μοντελοποίηση σύνθετων προτύπων στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Οι Zhang et al. [41] παρουσίασαν μια λεπτομερή επισκόπηση των MDN στην πρόβλεψη ενέργειας, τονίζοντας την ικανότητά τους να αποτυπώνουν την πολυτροπική φύση των κατανομών της αιολικής και ηλιακής ισχύος.

Γκαουσιανή διαδικασία παλινδρόμησης

Η GPR, μια ισχυρή μη παραμετρική μέθοδος, χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο στην πρόβλεψη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η εργασία του Rasmussen [42] παρέχει μια θεμελιώδη κατανόηση της GPR. Στο πλαίσιο της αιολικής και ηλιακής ενέργειας, η GPR έχει επαινεθεί για την ευελιξία της και την ικανότητά της να παρέχει εκτιμήσεις αβεβαιότητας στις προβλέψεις. Επιπρόσθετα, στο [43] παρουσιάστηκε η εφαρμογή του GPR στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, δείχνοντας τη δυνατότητά του να καταγράφει πολύπλοκα μοτίβα στα δεδομένα ταχύτητας ανέμου.

Η αξιοποίηση των μη παραμετρικών πιθανοτικών μοντέλων στη μηχανική μάθηση προσφέρει έναν ισχυρό τρόπο για την εξαγωγή βαθύτερων πληροφοριών από τα δεδομένα, επιτρέποντας πιο ακριβείς και πιο πλήρεις αναλύσεις και προβλέψεις. Η συνεχής εξέλιξη αυτών των τεχνικών και η εφαρμογή τους σε διάφορους τομείς έχει αποδειχθεί ανεκτίμητη στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων πρόβλεψης, ειδικά στον τομέα της ενεργειακής πρόβλεψης και διαχείρισης.

3.4.2 Παραμετρικές μέθοδοι

Σε αντίθεση με τις μη παραμετρικές μεθόδους, οι παραμετρικές προσεγγίσεις στην πιθανοτική πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας βασίζονται σε προκαθορισμένες υποθέσεις σχετικά με το σχήμα της κατανομής που μοντελοποιείται. Η κανονική κατανομή είναι μία από τις πιο κοινές υποθέσεις στην παραμετρική μοντελοποίηση, η οποία χαρακτηρίζεται από παραμέτρους μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης. Η χρήση των κανονικών κατανομών και κατανομών Beta έχει επικρατήσει στην πιθανοτική πρόβλεψη της αιολικής και της ηλιακής ενέργειας. Στη πρώτη περίπτωση υποτίθεται ότι η αιολική ισχύς ακολουθεί κανονική κατανομή, επιτρέποντας την απλή αξιολόγηση

της ακρίβειας πρόβλεψης. Ωστόσο, ενδέχεται να μην είναι κατάλληλη για την αποτύπωση των χαρακτηριστικών της παραγωγής αιολικής ή ηλιακής ισχύος σε ορισμένες περιπτώσεις. Η κατανομή Beta έχει επίσης χρησιμοποιηθεί, προσφέροντας μεγαλύτερη ευελιξία στη μοντελοποίηση της αβεβαιότητας της αιολικής ισχύος.

Για να αντιμετωπιστούν οι περιορισμοί της παραδοχής συγκεκριμένων σχημάτων κατανομής, έχουν προταθεί εναλλακτικές κατανομές. Η τροποποιημένη γενικευμένη κατανομή logit-normal και η θεώρηση της παραγωγής αιολικής ισχύος ως μεταβλητής με διπλά δεσμευμένο πεδίο ορισμού, αποτελούν παραδείγματα τέτοιων προσεγγίσεων. Αυτές οι εναλλακτικές κατανομές έχουν ως στόχο να αποτυπώσουν τα μοναδικά χαρακτηριστικά και τις χρονικές κλίμακες της πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας.

Μια άλλη παραμετρική μέθοδος που χρησιμοποιείται στην πιθανοτική πρόβλεψη αιολικής και ηλιακής ενέργειας είναι η προσέγγιση bootstrap. Η μέθοδος bootstrap κατασκευάζει μια δειγματοληπτική κατανομή των υπολοίπων με επαναδειγματοληψία των αρχικών δεδομένων. Παράλλαγές της μεθόδου bootstrap, όπως η μέθοδος bootstrap τυπικών καταλοίπων, η μέθοδος bootstrap άγριων καταλοίπων και η μέθοδος bootstrap ζευγών, έχουν χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση των διαστημάτων πρόβλεψης και την ποσοτικοποίηση της αβεβαιότητας των προβλέψεων. Οι μέθοδοι bootstrap παρέχουν ακριβή ΠΙ, αλλά το υπολογιστικό τους κόστος είναι σχετικά υψηλό. Οι μηχανές ELM, γνωστές για τις γρήγορες μαθησιακές τους ικανότητες, έχουν προσαρμοστεί στην πρόβλεψη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας μέσω μεθόδων όπως η bootstrap ELM. Οι Huang et al. [44] εισήγαγαν την ELM και η εφαρμογή της στην πιθανολογική πρόβλεψη της αιολικής και ηλιακής ενέργειας έχει διερευνηθεί σε διάφορες μελέτες. Για παράδειγμα, οι Wan et al. [45] εφάρμοσαν το bootstrap ELM στην πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας και έδειξαν την αποτελεσματικότητά του στην παροχή γρήγορων και ακριβών πιθανοτικών προβλέψεων.

3.5 Μετρικές Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ έχει μεγάλη σημασία για διάφορους λόγους. Πρώτον, η χρήση ΑΠΕ, όπως η ηλιακή και η αιολική ενέργεια, αυξάνεται ραγδαία ως αποτέλεσμα της αυξανόμενης ανησυχίας για το περιβάλλον και της ανάγκης για βιώσιμες πηγές ενέργειας. Η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική λειτουργία και τον προγραμματισμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και για την ενσωμάτωση των ΑΠΕ στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Η αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές είναι απαραίτητη για να διασφαλιστεί ότι τα μοντέλα είναι αξιόπιστα και παρέχουν ακριβείς προβλέψεις. Η αξιολόγηση αυτή μπορεί να επιτευχθεί με τη σύγκριση των προβλεπόμενων τιμών με τις πραγματικές τιμές και τη μέτρηση της ακρίβειας των προβλέψεων με τη χρήση διαφόρων μετρικών αξιολόγησης. Η αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης επιτρέπει επίσης τον εντοπισμό τομέων προς βελτίωση και την ανάπτυξη ακριβέστερων και αποδοτικότερων μοντέλων. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό δεδομένης της μεταβλητότητας και της αβεβαιότητας που ενυπάρχουν στις ΑΠΕ. Με τη βελτίωση της ακρίβειας των μοντέλων πρόβλεψης, μπορεί να βελτιστοποιηθεί η ενσωμάτωση των ΑΠΕ στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας, με αποτέλεσμα τη μείωση του κόστους, την αύξηση της αξιοπιστίας και τη μείωση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων. Συμπερασματικά, η σημασία της αξιολόγησης των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ δεν μπορεί να υπερτονιστεί. Η ακριβής πρόβλεψη είναι ζωτικής σημασίας για την αποτελεσματική λειτουργία και τον προγραμματισμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και για την επιτυχή ενσωμάτωση των ΑΠΕ στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Η αξιολόγηση των εν λόγω μοντέλων επιτρέπει τον εντοπισμό τομέων προς βελτίωση και την ανάπτυξη ακριβέστερων μοντέλων, γεγονός που τελικά οδηγεί σε αυξημένη αξιοπιστία και μειωμένες περιβαλλοντικές επιπτώσεις.

Τόσο οι ντετερμινιστικές όσο και οι πιθανοτικές μετρικές είναι σημαντικές για την ποσοτικοποίηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ. Οι ντετερμινιστικές μετρικές, χρησιμο-

ποιούνται συνήθως για την αξιολόγηση σημειακών προβλέψεων και παρέχουν ένα μέτρο του πόσο κοντά είναι η προβλεπόμενη τιμή στην πραγματική τιμή. Ωστόσο, οι ντετερμινιστικές προβλέψεις δεν αποτυπώνουν την πλήρη αβεβαιότητα της πρόβλεψης και ενδέχεται να μην είναι κατάλληλες για τη λήψη αποφάσεων, ιδίως σε περιπτώσεις όπου το σφάλμα πρόβλεψης μπορεί να έχει σημαντικές οικονομικές ή λειτουργικές επιπτώσεις. Οι πιθανοτικές μετρικές αξιολόγησης, από την άλλη πλευρά, ποσοτικοποιούν την ποιότητα των πιθανοτικών προβλέψεων όσον αφορά τη βαθμολόγηση, την ευκρίνεια και την αξιοπιστία τους, παρέχοντας μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης των προβλέψεων σε σύγκριση με τις ντετερμινιστικές μετρικές.

3.5.1 Ντετερμινιστικές μετρικές αξιολόγησης

Οι ντετερμινιστικές μετρικές ποσοτικοποιούν τη διαφορά μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές και είναι απαραίτητες για τον προσδιορισμό της αποτελεσματικότητας των μοντέλων πρόβλεψης. Η διαδικασία αξιολόγησης της ακρίβειας ενός μοντέλου πρόβλεψης με τη χρήση ντετερμινιστικών μετρικών περιλαμβάνει συνήθως τη σύγκριση των προβλεπόμενων τιμών της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές με τις πραγματικές τιμές που παρατηρούνται στον πραγματικό κόσμο. Η σύγκριση αυτή οδηγεί σε ένα ποσοτικοποιημένο μέτρο του σφάλματος μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών, το οποίο παρέχει πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης. Οι ντετερμινιστικές μετρικές αξιολόγησης ποικίλλουν σε πολυπλοκότητα και εξειδίκευση, αλλά ο γενικός τους στόχος είναι η μέτρηση της ακρίβειας του μοντέλου πρόβλεψης στην πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Ορισμένες μετρικές επικεντρώνονται σε μέτρα απόλυτου σφάλματος, ενώ άλλες δίνουν έμφαση σε μέτρα τετραγωνικού σφάλματος.

Μεροληψία

Η μετρική μεροληψίας είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη ντετερμινιστική μετρική αξιολόγησης που μετρά τη μέση διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών. Είναι ένα χρήσιμο μέτρο για να εκτιμηθεί κατά πόσον ένα μοντέλο πρόβλεψης υπερ- ή υπο-προβλέπει συστηματικά το αποτέλεσμα [46].

$$Bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (3.27)$$

όπου n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων, y_i είναι η πραγματική τιμή για την $i^{οστ}$ παρατήρηση και $\hat{y}_i$ είναι η προβλεπόμενη τιμή για την $i^{οστ}$ παρατήρηση. Μια τιμή μηδενική μεροληψίας, υποδηλώνει ότι το μοντέλο είναι κατά μέσο όρο ακριβές, μια θετική τιμή μεροληψίας υποδηλώνει ότι το μοντέλο υπερεκτιμά το αποτέλεσμα, και μια αρνητική τιμή μεροληψίας υποδηλώνει ότι το μοντέλο υποεκτιμά το αποτέλεσμα.

Η μετρική μεροληψίας είναι ένα πολύτιμο εργαλείο για τον εντοπισμό των συστηματικών σφαλμάτων σε ένα μοντέλο πρόβλεψης, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να γίνουν οι απαραίτητες προσαρμογές για τη βελτίωση της ακρίβειάς του. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η μετρική μεροληψίας παρέχει πληροφορίες μόνο για την κατεύθυνση και το μέγεθος του σφάλματος και όχι για την κατανομή των σφαλμάτων. Ως εκ τούτου, χρησιμοποιείται συχνά σε συνδυασμό με άλλες μετρικές αξιολόγησης για να παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης.

Μέσο απόλυτο σφάλμα

Το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι μια κοινή ντετερμινιστική μετρική αξιολόγησης που χρησιμοποιείται σε μοντέλα πρόβλεψης, συμπεριλαμβανομένων εκείνων για την παραγωγή ενέργειας

από ανανεώσιμες πηγές. Μετρά τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών, παρέχοντας ένα μέτρο της συνολικής ακρίβειας της πρόβλεψης [47].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.28)$$

όπου n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων, y_i είναι η πραγματική τιμή για την $i^{οστ}$ παρατήρηση και $\hat{y}_i$ είναι η προβλεπόμενη τιμή για την $i^{οστ}$ παρατήρηση.

Το MAE είναι μια μετρική εξαρτώμενη από την κλίμακα, που σημαίνει ότι η τιμή του εξαρτάται από τις μονάδες μέτρησης που χρησιμοποιούνται για την προβλεπόμενη μεταβλητή. Επομένως, είναι σημαντικό να ερμηνεύονται οι τιμές του MAE στο πλαίσιο του συγκεκριμένου προβλήματος πρόβλεψης. Μια χαμηλότερη τιμή του MAE υποδηλώνει καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης, καθώς σημαίνει ότι οι προβλεπόμενες τιμές είναι πιο κοντά στις πραγματικές τιμές. Το MAE είναι μια χρήσιμη μετρική για τη σύγκριση της απόδοσης διαφορετικών μοντέλων ή μεθόδων πρόβλεψης και είναι εύκολο να ερμηνευτεί και να υπολογιστεί. Ωστόσο, έχει ορισμένους περιορισμούς, όπως το ότι είναι ευαίσθητο στις ακραίες τιμές και ότι δεν τιμωρεί εξίσου την υπερεκτίμηση και την υποεκτίμηση. Ως εκ τούτου, χρησιμοποιείται συχνά σε συνδυασμό με άλλες μετρικές αξιολόγησης για να παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης της πρόβλεψης.

Μέσο τετραγωνικό σφάλμα

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη ντετερμινιστική μετρική αξιολόγησης για την αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Μετρά τη μέση τετραγωνική διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών της μεταβλητής-στόχου. Το MSE υπολογίζεται με τη λήψη του μέσου όρου των τετραγωνικών διαφορών μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών για όλες τις χρονικές περιόδους της περιόδου αξιολόγησης [47].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (3.29)$$

όπου n είναι ο αριθμός των χρονικών περιόδων στην περίοδο αξιολόγησης, y_t είναι η πραγματική τιμή της μεταβλητής-στόχου στη χρονική περίοδο t και $\hat{y}_t$ είναι η προβλεπόμενη τιμή της μεταβλητής-στόχου στη χρονική περίοδο t .

Το MSE είναι χρήσιμο επειδή τιμωρεί τα μεγαλύτερα σφάλματα πιο έντονα από τα μικρότερα σφάλματα λόγω της πράξης τετραγωνισμού. Ωστόσο, έχει επίσης την τάση να μεγεθύνει τις επιδράσεις των ακραίων τιμών στα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι εάν υπάρχουν ακραίες τιμές στο σύνολο δεδομένων, αυτές μπορεί να έχουν δυσανάλογο αντίκτυπο στη συνολική τιμή της μετρικής. Κατά συνέπεια, το MSE θα πρέπει να χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλες μετρικές για να παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων. Επιπλέον, το MSE είναι ευαίσθητο στις αλλαγές στην κλίμακα των δεδομένων και, ως εκ τούτου, θα πρέπει να ερμηνεύεται στο πλαίσιο των μονάδων της μεταβλητής-στόχου.

Μέσο τετραγωνικό σφάλμα ρίζας

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ρίζας είναι μια ντετερμινιστική μετρική που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της ακρίβειας ενός μοντέλου πρόβλεψης. Χρησιμοποιείται ευρέως στον τομέα της πρόβλεψης ΑΠΕ λόγω της ικανότητάς του να παρέχει μια ενιαία τιμή που αντιπροσωπεύει το μέγεθος του σφάλματος. Το RMSE μετρά τη μέση διαφορά μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών, λαμβάνοντας υπόψη το τετράγωνο του σφάλματος. Αυτό είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό του RMSE, καθώς δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στα μεγάλα σφάλματα,

καθιστώντας το κατάλληλο μέτρο για εφαρμογές όπου οι συνέπειες των μεγάλων σφαλμάτων είναι σημαντικές [47].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.30)$$

όπου y_i είναι η πραγματική τιμή, $\hat{y}_i$ είναι η προβλεπόμενη τιμή και n είναι ο συνολικός αριθμός των σημείων δεδομένων.

Το RMSE είναι μια χρήσιμη μετρική για τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης, καθώς παρέχει μια ενιαία τιμή που μπορεί εύκολα να ερμηνευτεί. Ένα χαμηλότερο RMSE υποδηλώνει ένα μοντέλο με καλύτερη απόδοση, ενώ ένα υψηλότερο RMSE υποδηλώνει ένα λιγότερο ακριβές μοντέλο. Το RMSE χρησιμοποιείται συνήθως στην αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ, καθώς παρέχει ένα μέτρο του σφάλματος μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής ενεργειακής παραγωγής. Επιπλέον, χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση άλλων εφαρμογών, όπως η πρόγνωση του καιρού, η πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς και ο σχεδιασμός μεταφορών. Παρά τη χρησιμότητά του, το RMSE έχει ορισμένους περιορισμούς. Για παράδειγμα, δεν παρέχει πληροφορίες σχετικά με την κατεύθυνση του σφάλματος και μπορεί να είναι ευαίσθητο σε ακραίες τιμές. Ως εκ τούτου, είναι σημαντικό να χρησιμοποιείται το RMSE σε συνδυασμό με άλλες μετρικές για την απόκτηση μιας πιο ολοκληρωμένης κατανόησης της απόδοσης του μοντέλου.

Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μετρική για την αξιολόγηση της ακρίβειας των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ. Μετρά τη μέση απόλυτη ποσοστιαία διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών. Το MAPE προτιμάται σε περιπτώσεις όπου η κλίμακα των δεδομένων ποικίλλει ευρέως, όπως η παραγωγή ανανεώσιμης ενέργειας, καθώς εκφράζει το σφάλμα ως ποσοστό των πραγματικών τιμών [48].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (3.31)$$

όπου y_i είναι η πραγματική τιμή, $\hat{y}_i$ είναι η προβλεπόμενη τιμή και n είναι ο συνολικός αριθμός των σημείων δεδομένων.

Το MAPE είναι μια ανεξάρτητη από την κλίμακα μετρική και είναι εύκολο να ερμηνευτεί. Μια χαμηλότερη τιμή του MAPE υποδηλώνει μεγαλύτερη ακρίβεια του μοντέλου πρόβλεψης. Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί στη χρήση του MAPE. Για παράδειγμα, δεν είναι κατάλληλη για περιπτώσεις όπου η πραγματική τιμή είναι μηδέν ή κοντά στο μηδέν, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε μια απροσδιόριστη ή άπειρη τιμή. Σε τέτοιες περιπτώσεις, μπορούν να χρησιμοποιηθούν άλλες μετρικές αξιολόγησης, όπως το MAE ή το RMSE. Συνολικά, το MAPE είναι μια χρήσιμη μετρική για την αξιολόγηση της ακρίβειας των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ, ιδίως σε περιπτώσεις όπου η κλίμακα των δεδομένων ποικίλλει σε μεγάλο βαθμό. Παρέχει ένα μέτρο της σχετικής ακρίβειας του μοντέλου πρόβλεψης και μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό περιοχών για βελτίωση του μοντέλου.

Σύγκριση ντετερμινιστικών μετρικών αξιολόγησης

Οι κύριες διαφορές μεταξύ των μετρικών Bias, MAE, MSE, RMSE και MAPE έγκεινται στην ευαισθησία τους στο μέγεθος και την κατεύθυνση των σφαλμάτων πρόβλεψης. Η μετρική Bias μετρά τη συστηματική υπερεκτίμηση ή υποεκτίμηση της πρόβλεψης, ανεξάρτητα από το μέγεθος των σφαλμάτων. Είναι χρήσιμη για τον εντοπισμό επίμονων σφαλμάτων στην πρόβλεψη, αλλά δεν δείχνει πόσο μεγάλα ή συχνά είναι τα σφάλματα. Το MAE μετρά το μέσο μέγεθος των σφαλμάτων πρόβλεψης, χωρίς να λαμβάνει υπόψη την κατεύθυνσή τους. Είναι χρήσιμο για την αξιολόγηση

της ακρίβειας της πρόβλεψης από την άποψη του απόλυτου σφάλματος, αλλά δεν κάνει διάκριση μεταξύ υπερεκτίμησης και υποεκτίμησης. Το MSE μετρά το μέσο τετραγωνικό μέγεθος των σφαλμάτων πρόβλεψης, δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα στα μεγάλα σφάλματα. Επιβαρύνει τις μεγάλες αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές, αλλά μπορεί να επηρεαστεί από ακραίες τιμές και δεν παρέχει ένα διαισθητικό μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης. Το RMSE είναι η τετραγωνική ρίζα του MSE και έχει τις ίδιες ιδιότητες, αλλά εκφράζεται στις ίδιες μονάδες με τη μεταβλητή πρόβλεψης. Είναι χρήσιμο για τη σύγκριση των επιδόσεων διαφορετικών μοντέλων και για τη συγκριτική αξιολόγηση έναντι μιας αφελούς πρόβλεψης, αλλά δεν παρέχει άμεσο μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης. Το MAPE μετρά το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα της πρόβλεψης σε σχέση με τις πραγματικές τιμές. Είναι χρήσιμο για την αξιολόγηση της ακρίβειας της πρόβλεψης σε όρους ποσοστιαίου σφάλματος, αλλά είναι ευαίσθητο σε μικρά σφάλματα και μπορεί να επηρεαστεί από μηδενικές τιμές. Κάθε μετρική έχει τα δυνάτά της σημεία και τους περιορισμούς της και η επιλογή τους εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εφαρμογή και το επιθυμητό επίπεδο ακρίβειας. Συνιστάται η χρήση πολλαπλών μετρικών και η ερμηνεία των αποτελεσμάτων τους σε συνδυασμό με την οπτική επιθεώρηση των σφαλμάτων πρόβλεψης.

3.5.2 Πιθανοτικές μετρικές αξιολόγησης

Οι πιθανοτικές μετρικές αξιολόγησης διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ. Παρέχουν μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση των προβλεπόμενων κατανομών πιθανοτήτων, αποτυπώνοντας τόσο τη βαθμονόμηση όσο και τη στατιστική ακρίβεια των προβλέψεων. Οι μετρικές αυτές μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο ομάδες: μετρικές που βασίζονται σε διαστήματα εμπιστοσύνης και μετρικές αξιολόγησης παραμετρικών κατανομών.

Μετρικές βασισμένες στα διαστήματα εμπιστοσύνης

Οι μετρικές με βάση το διάστημα εμπιστοσύνης επικεντρώνονται στη βαθμονόμηση και την ευκρίνεια των προβλεπόμενων κατανομών πιθανότητας.

Αξιοπιστία Η αξιοπιστία μετρά τη συνέπεια μεταξύ των προβλεπόμενων πιθανοτήτων και των παρατηρούμενων συχνοτήτων των γεγονότων. Αξιολογεί τη βαθμονόμηση των πιθανοτικών προβλέψεων. Μια καλά βαθμονομημένη πρόβλεψη θα πρέπει να έχει υψηλό βαθμό αξιοπιστίας, υποδεικνύοντας ότι οι προβλεπόμενες πιθανότητες ταιριάζουν με τις παρατηρούμενες συχνότητες [49].

$$Reliability = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| P(Y \leq y_i) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbb{I}(Y_j \leq y_i) \right| \quad (3.32)$$

όπου n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων, $P(Y \leq y_i)$ είναι η προβλεπόμενη αθροιστική πιθανότητα, και $\mathbb{I}(Y_j \leq y_i)$ είναι η συνάρτηση δείκτη που ισούται με 1 εάν η j -οστή παρατήρηση είναι μικρότερη ή ίση με y_i , και 0 διαφορετικά.

Ευκρίνεια Η ευκρίνεια μετρά την εξάπλωση ή τη διασπορά των προβλεπόμενων κατανομών πιθανοτήτων. Δείχνει το επίπεδο εμπιστοσύνης ή αβεβαιότητας που σχετίζεται με τις προβλέψεις. Οι ευκρινέστερες πιθανοτικές προβλέψεις έχουν στενότερα διαστήματα πρόβλεψης που αποτυπώνουν με ακρίβεια το εύρος των πιθανών αποτελεσμάτων. Επομένως, η ευκρίνεια ενός διαστήματος εμπιστοσύνης δίνεται από την ακόλουθη μαθηματική διατύπωση [49].

$$Sharpness = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(F_i^{-1} \left(1 - \frac{1-p}{2} \right) - F_i^{-1} \left(\frac{1-p}{2} \right) \right) \quad (3.33)$$

όπου F_i^{-1} είναι οι προβλεπόμενη αντίστροφη CDF, p είναι ο βαθμός εμπιστοσύνης του διαστήματος πρόβλεψης και n είναι ο συνολικός αριθμός των σημείων δεδομένων.

Μετρικές αξιολόγησης παραμετρικής κατανομής

Οι μετρικές αξιολόγησης παραμετρικών κατανομών επικεντρώνονται στη σύγκριση των προβλεπόμενων κατανομών πιθανότητας με τα παρατηρούμενα δεδομένα, χρησιμοποιώντας συγκεκριμένες στατιστικές δοκιμές και μέτρα.

Βαθμός συνεχής ταξινομημένης πιθανότητας Ο βαθμός συνεχής ταξινομημένης πιθανότητας είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μετρική πιθανοτικής αξιολόγησης που μετρά τη μέση απόκλιση μεταξύ της προβλεπόμενης αθροιστικής συνάρτησης κατανομής και της παρατηρούμενης κατανομής. Ποσοτικοποιεί τη συνολική ακρίβεια της προβλεπόμενης κατανομής πιθανότητας [50].

$$CRPS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{\infty} (F_i(x) - H(x))^2 dx \quad (3.34)$$

όπου n είναι ο αριθμός των προβλεπόμενων χρονικών περιόδων, $F_i(x)$ είναι η προβλεπόμενη CDF στη χρονική περίοδο i και $H(x)$ είναι η παρατηρούμενη αθροιστική συνάρτηση κατανομής.

Έλεγχος Kolmogorov-Smirnov Ο έλεγχος Kolmogorov-Smirnov αξιολογεί την καλή προσαρμογή μεταξύ της προβλεπόμενης κατανομής πιθανότητας και των παρατηρούμενων δεδομένων. Μετρά τη μέγιστη απόλυτη διαφορά μεταξύ της εμπειρικής συνάρτησης κατανομής των παρατηρούμενων δεδομένων και της προβλεπόμενης αθροιστικής συνάρτησης κατανομής [51].

$$KS\ Test = \max (|F_i(x) - H(x)|) \quad (3.35)$$

όπου $F_i(x)$ είναι η προβλεπόμενη CDF και $H(x)$ είναι η εμπειρική συνάρτηση κατανομής των παρατηρούμενων δεδομένων.

Μέγιστη λογαριθμική πιθανοφάνεια Η μέγιστη λογαριθμική πιθανοφάνεια αξιολογεί την ποιότητα της προβλεπόμενης κατανομής πιθανότητας μετρώντας τη λογαριθμική πιθανοφάνεια των παρατηρούμενων δεδομένων δεδομένης της προβλεπόμενης κατανομής. Ποσοτικοποιεί την επάρκεια της προβλεπόμενης κατανομής στην αναπαράσταση των παρατηρούμενων δεδομένων [52].

$$Maximum\ Log\ Likelihood = \sum_{i=1}^n \log (f_i(x_i)) \quad (3.36)$$

όπου $f_i(x_i)$ είναι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της προβλεπόμενης κατανομής που αξιολογείται στο παρατηρημένο σημείο δεδομένων x_i .

Συμπερασματικά, οι πιθανοτικές μετρικές αξιολόγησης, συμπεριλαμβανομένων της αξιοπιστίας, της ευκρίνειας, της CRPS, του ελέγχου Kolmogorov-Smirnov και της μέγιστης λογαριθμικής πιθανοφάνειας, παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη βαθμονόμηση, τη διασπορά και τη στατιστική ακρίβεια των προβλεπόμενων κατανομών πιθανοτήτων. Αυτές οι μετρικές επιτρέπουν μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ, διευκολύνοντας την αποτελεσματική λήψη αποφάσεων για την ενσωμάτωση των ΑΠΕ στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας.

Σύγκριση μετρικών πιθανοτικής αξιολόγησης

Οι μετρικές πιθανοτικής αξιολόγησης, συμπεριλαμβανομένων της αξιοπιστίας, της ευκρίνειας, της CRPS, του ελέγχου Kolmogorov-Smirnov και της μέγιστης λογαριθμικής πιθανοφάνειας, προσφέρουν διαφορετικές προοπτικές για την ακρίβεια και την ποιότητα των πιθανοτικών προβλέψεων. Κάθε μετρική αποτυπώνει συγκεκριμένες πτυχές των προβλεπόμενων κατανομών πιθανοτήτων και παρέχει πολύτιμες πληροφορίες για την αξιολόγηση και τη σύγκριση των μοντέλων. Η αξιοπιστία μετρά τη συνέπεια μεταξύ των προβλεπόμενων πιθανοτήτων και των παρατηρούμενων συχνοτήτων, επιτρέποντας την αξιολόγηση της βαθμονόμησης. Παρέχει πληροφορίες σχετικά με το πόσο καλά ευθυγραμμίζονται οι προβλεπόμενες πιθανότητες με τα παρατηρούμενα αποτελέσματα. Η οξύτητα, από την άλλη πλευρά, ποσοτικοποιεί την εξάπλωση ή τη διασπορά των προβλεπόμενων κατανομών πιθανοτήτων. Αντικατοπτρίζει το επίπεδο εμπιστοσύνης ή αβεβαιότητας που συνδέεται με τις προβλέψεις, παρέχοντας πληροφορίες σχετικά με το εύρος των πιθανών αποτελεσμάτων. Η CRPS αξιολογεί τη συνολική ακρίβεια των προβλεπόμενων κατανομών πιθανότητας μετρώντας την απόκλιση μεταξύ της προβλεπόμενης αθροιστικής συνάρτησης κατανομής και της παρατηρούμενης κατανομής. Πρόκειται για μια ολοκληρωμένη μετρική που εξετάζει ολόκληρη την κατανομή και παρέχει ένα ενιαίο μέτρο της ποιότητας των προβλέψεων. Ο έλεγχος Kolmogorov-Smirnov αξιολογεί την καλή προσαρμογή μεταξύ της προβλεπόμενης κατανομής πιθανοτήτων και των παρατηρούμενων δεδομένων. Μετρά τη μέγιστη απόλυτη διαφορά μεταξύ της εμπειρικής συνάρτησης κατανομής και της προβλεπόμενης αθροιστικής συνάρτησης κατανομής, παρέχοντας πληροφορίες σχετικά με την επάρκεια της προβλεπόμενης κατανομής. Η μέγιστη λογαριθμική πιθανοφάνεια αξιολογεί την ποιότητα της προβλεπόμενης κατανομής, μετρώντας τη λογαριθμική πιθανοφάνεια των παρατηρούμενων δεδομένων δεδομένης της προβλεπόμενης κατανομής. Ποσοτικοποιεί πόσο καλά η προβλεπόμενη κατανομή αντιπροσωπεύει τα παρατηρούμενα δεδομένα. Κάθε μετρική πιθανοτικής αξιολόγησης προσφέρει μοναδικά πλεονεκτήματα και εκτιμήσεις. Καταγράφουν διαφορετικές πτυχές της ακρίβειας πρόβλεψης, της βαθμονόμησης και της αναπαράστασης της κατανομής. Ως εκ τούτου, συνιστάται η χρήση ενός συνδυασμού αυτών των μετρικών για την απόκτηση μιας ολοκληρωμένης κατανόησης των πλεονεκτημάτων και των αδυναμιών των μοντέλων πρόβλεψης ΑΠΕ. Επιπλέον, η οπτική επιθεώρηση των σφαλμάτων πρόβλεψης μπορεί να παράσχει περαιτέρω πληροφορίες και να βοηθήσει στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων της αξιολόγησης.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για

Κεφάλαιο 3

- [1] G. Giebel and G. Kariniotakis, “On the benefits of distributed generation of wind energy in europe,” *Wind Energy*, vol. 14, no. 4, pp. 471–482, 2011.
- [2] A. Mellit and A. M. Pavan, “A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected pv plant at trieste, italy,” *Solar Energy*, vol. 84, no. 5, pp. 807–821, 2018.
- [3] G. Sideratos and N. D. Hatziaegyriou, “Machine learning for photovoltaic power forecasting,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 8, no. 2, pp. 341–350, 2017.
- [4] G. Diaz, H. Camblong, A. Sánchez, A. Rocha, and P. J. Tadonki, “Wind power curve modeling in complex environments: A data-driven approach,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 10, no. 2, pp. 827–835, 2019.
- [5] J. Smith and L. Wilson, “Solar power curve modeling using statistical methods,” *Journal of Solar Energy Engineering*, vol. 140, no. 4, 2018.
- [6] A. James and B. C. Daniels, “Nonlinear dynamics and chaos in renewable energy systems,” *Nonlinear Science*, vol. 27, pp. 123–147, 1 2017.
- [7] J. W. Taylor and P. E. McSharry, “Combining physical models and statistical methods for wind power forecasting,” *Renewable Energy*, vol. 50, pp. 236–245, 2014.
- [8] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley Sons, 2015.
- [9] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. C. Souza, “Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 16, no. 1, pp. 44–55, 2001.
- [10] K. Kavaklioglu, “Modeling and prediction of turkey’s electricity consumption using support vector regression,” *Energy*, vol. 36, no. 5, pp. 3346–3354, 2011.
- [11] G. P. Zhang, “Time series forecasting using a hybrid arima and neural network model,” *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–175, 2003.
- [12] J. D. Hamilton, *Time Series Analysis*. Princeton University Press, 1994.
- [13] R. S. Pindyck and D. L. Rubinfeld, *Econometric Models and Economic Forecasts*. McGraw-Hill, 1998.
- [14] M. I. Jordan and T. M. Mitchell, “Machine learning: Trends, perspectives, and prospects,” *Science*, vol. 349, no. 6245, pp. 255–260, 2015.
- [15] G. Carleo, I. Cirac, K. Cranmer, L. Daudet, M. Schuld, N. Tishby, L. Valiant, and F. Verstraete, “Machine learning and the physical sciences,” *Reviews of Modern Physics*, vol. 91, no. 4, p. 045 002, 2019.

- [16] J. Zhang, A. G. Constantinides, and F. M. Wirth, “Review on probabilistic forecasting of wind power generation,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 915–935, 2018.
- [17] J. Antónanzas, F. Antónanzas-Torres, and F. J. Martínez-de-Pisón, “Review of photovoltaic power forecasting,” *Solar Energy*, vol. 136, pp. 78–111, 2016.
- [18] S. Shalev-Shwartz and S. Ben-David, *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms*. Cambridge University Press, 2014.
- [19] C. Voyant, G. Notton, S. Kalogirou, M.-L. Nivet, C. Paoli, F. Motte, and A. Fouilloy, “Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review,” *Renewable Energy*, vol. 105, pp. 569–582, 2017.
- [20] A. Kusiak and H. Zheng, “Prediction of wind farm power ramp rates: A data-mining approach,” *Journal of Solar Energy Engineering*, vol. 131, no. 3, p. 031 011, 2009.
- [21] R. Li, F. Yin, C. Zhao, and L. Wang, “Comparing prediction accuracy of artificial neural network and ensemble models in wind speed forecasting,” *Renewable Energy*, vol. 35, no. 7, pp. 1762–1768, 2010.
- [22] A. Mellit and A. M. Pavan, “Support vector machine-based modelling for daily global solar radiation prediction: A case study,” *Energy*, vol. 35, no. 12, pp. 5380–5385, 2010.
- [23] A. Mellit and S. A. Kalogirou, “Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 34, no. 5, pp. 574–632, 2010.
- [24] G. Cybenko, “Approximation by superpositions of a sigmoidal function,” *Mathematics of Control, Signals and Systems*, vol. 2, no. 4, pp. 303–314, 1989.
- [25] K. Hornik, “Approximation capabilities of multilayer feedforward networks,” *Neural Networks*, vol. 4, no. 2, pp. 251–257, 1991.
- [26] Y. Le Cun, “Learning by gradient descent,” *Complex Systems*, vol. 1, no. 6, pp. 995–1002, 1986.
- [27] B. T. Polyak, “Some methods of speeding up the convergence of iteration methods,” *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*, vol. 4, no. 5, pp. 1–17, 1964.
- [28] Y. Nesterov, “A method for solving the convex programming problem with convergence rate $O(1/k^2)$,” *Soviet Mathematics Doklady*, vol. 27, no. 2, pp. 372–376, 1983.
- [29] I. Sutskever, J. Martens, G. Dahl, and G. Hinton, “On the importance of initialization and momentum in deep learning,” *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning (ICML-13)*, vol. 28, pp. 1139–1147, 2013.
- [30] T. Tieleman and G. Hinton, *Lecture 6.5-rmsprop: Divide the gradient by a running average of its recent magnitude*, 2012.
- [31] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.
- [32] Y. LeCun and Y. Bengio, “Convolutional networks for images, speech, and time series,” *The handbook of brain theory and neural networks*, vol. 3361, no. 10, p. 1995, 1995.
- [33] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [34] W. Zhang and J. Wang, “Deep learning-based network for short-term wind speed forecasting,” *Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol. 13, no. 1, pp. 394–401, 2018.
- [35] R. Koenker and G. Bassett, “Regression quantiles,” *Econometrica*, 1978.

- [36] J. B. Bremnes, “Probabilistic wind power forecasts using local quantile regression,” *Wind Energy*, 2004.
- [37] S. Moazeni, Y. Guan, and J. Wang, “Quantile regression for the solar power generation forecasting model,” *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013.
- [38] B. W. Silverman, *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. Chapman and Hall/CRC, 1986.
- [39] H. Liu, J. Shi, E. Erdem, and Y. Song, “A kernel density estimation based approach to probabilistic wind power forecasting,” *Applied Energy*, 2013.
- [40] C. M. Bishop, “Mixture density networks,” *Technical Report NCRG/4288*, 1994.
- [41] W. Zhang, J. Wang, and J. Wang, “A review of mixture density network models for wind power forecasting,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014.
- [42] C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams, *Gaussian Processes for Machine Learning*. The MIT Press, 2003.
- [43] Y. Wang, P. Song, H. Liu, and L. Wu, “A probabilistic wind power forecasting approach based on gaussian process regression,” in *2020 IEEEIAS Industrial and Commercial Power System Asia (I&CPS Asia)*, 2020, pp. 1363–1368.
- [44] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, “Extreme learning machine: Theory and applications,” *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1-3, pp. 489–501, 2006.
- [45] C. Wan, Z. Xu, P. Pinson, Z. Y. Dong, and K. P. Wong, “Probabilistic forecasting of solar power generation using extreme learning machine,” *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014.
- [46] C. J. Willmott and K. Matsuura, “Advantages of the mean absolute error (mae) over the root mean square error (rmse) in assessing average model performance,” *Climate research*, vol. 30, pp. 79–82, 2005.
- [47] T. Chai and R. R. Draxler, “Root mean square error (rmse) or mean absolute error (mae)?—arguments against avoiding rmse in the literature,” *Geoscientific Model Development*, vol. 7, no. 3, pp. 1247–1250, 2014.
- [48] R. J. Hyndman and A. B. Koehler, “Another look at measures of forecast accuracy,” *International journal of forecasting*, vol. 22, no. 4, pp. 679–688, 2006.
- [49] T. Gneiting and A. E. Raftery, “Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 102, no. 477, pp. 359–378, 2007.
- [50] J. E. Matheson and R. L. Winkler, “Scoring rules for continuous probability distributions,” *Management Science*, vol. 22, no. 10, pp. 1087–1096, 1976.
- [51] F. J. Massey Jr, “The kolmogorov-smirnov test for goodness of fit,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 46, no. 253, pp. 68–78, 1951.
- [52] I. J. Myung, “Tutorial on maximum likelihood estimation,” *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 47, no. 1, pp. 90–100, 2003.

Κεφάλαιο 4

Επεξεργασία αριθμητικών προβλέψεων καιρού

4.1 Εισαγωγή

Οι καιρικές συνθήκες διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη λειτουργία και τον προγραμματισμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Από την πρόβλεψη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας έως τη διασφάλιση της ασφάλειας και της ανθεκτικότητας των δικτύων ηλεκτρικής ενέργειας, οι καιρικές συνθήκες αποτελούν κρίσιμο παράγοντα για τη λήψη αποφάσεων.

Στην πραγματικότητα, η πρόβλεψη και η αναλυτική κατανόηση των καιρικών μεταβλητών είναι απαραίτητη για τον στρατηγικό σχεδιασμό και την αποτελεσματική λειτουργία των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Οι πιο συνηθισμένες μετεωρολογικές μεταβλητές που διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο περιλαμβάνουν τη θερμοκρασία, τη βροχόπτωση, την υγρασία, τη νεφοκάλυψη, την ταχύτητα και τη διεύθυνση του ανέμου, τη βαρομετρική πίεση και την ηλιακή ακτινοβολία. Οι παράμετροι αυτές χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό μελλοντικών τιμών και την πρόβλεψη των καιρικών συνθηκών, καθώς και για την αξιολόγηση των επιπτώσεών τους στα ενεργειακά συστήματα. Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η πρόγνωση του καιρού βασίζεται στη χρήση φυσικών μοντέλων καιρού. Τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούν τεχνικές επίλυσης διαφορικών εξισώσεων που περιγράφουν τη συμπεριφορά της ατμόσφαιρας. Φυσικές αρχές όπως η δυναμική των ρευστών, η θερμοδυναμική, η μεταφορά ακτινοβολίας και η χημική θεωρία χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό μελλοντικών τιμών μετεωρολογικών παραμέτρων. Οι αρχικές τιμές των μετεωρολογικών παραμέτρων λαμβάνονται από παρατηρήσεις και μετεωρολογικούς σταθμούς. Τα μοντέλα αριθμητικής πρόγνωσης καιρού έχουν γίνει όλο και πιο εξελιγμένα, ενσωματώνοντας προηγμένους αλγορίθμους και υπολογιστικές τεχνικές για την ακριβή προσομοίωση των ατμοσφαιρικών διεργασιών. Τα μοντέλα αυτά είναι ανεκτίμητης αξίας για την πρόβλεψη καιρικών φαινομένων όπως καταιγίδες, κύματα καύσωνα και ψυχρά μέτωπα, τα οποία μπορούν να έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην παραγωγή και την κατανάλωση ενέργειας. Μία από τις κύριες προκλήσεις των μοντέλων NWP είναι η εγγενής αβεβαιότητά τους. Παρά τις προόδους στις τεχνικές μοντελοποίησης, οι αποκλίσεις μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών καιρικών συνθηκών είναι αναπόφευκτες λόγω της χαοτικής φύσης της ατμόσφαιρας και των περιορισμών στην ποιότητα και την ανάλυση των αρχικών δεδομένων. Αυτή η αβεβαιότητα μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικά σφάλματα στην πρόβλεψη της ενέργειας, ιδίως για την αιολική και την ηλιακή ενέργεια, οι οποίες εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τις καιρικές συνθήκες.

Για να μειωθούν αυτές οι αβεβαιότητες, εφαρμόζονται τεχνικές μετα-επεξεργασίας στις εξόδους των NWP. Οι τεχνικές αυτές είναι στατιστικές μέθοδοι που προσαρμόζουν την ακατέργαστη έξοδο NWP ώστε να ταιριάζει καλύτερα με τις παρατηρούμενες καιρικές συνθήκες. Η βαθμονόμηση, οι τεχνικές συνόλου και η διόρθωση μεροληψίας είναι μεταξύ των κοινών μεθόδων μετα-

επεξεργασίας που χρησιμοποιούνται για τη βελτίωση της ακρίβειας των μετεωρολογικών προβλέψεων. Η επεξεργασία της εξόδου του NWP περιλαμβάνει την προσαρμογή των προβλέψεων του μοντέλου με βάση τις ιστορικές επιδόσεις. Η διαδικασία αυτή χρησιμοποιεί συνήθως στατιστικές τεχνικές για την προσαρμογή των προβλέψεων του μοντέλου στα παρατηρούμενα δεδομένα για μια χρονική περίοδο. Η επεξεργασία συμβάλλει στη μείωση των συστηματικών μεροληψιών του μοντέλου και στη βελτίωση της αξιοπιστίας των προβλέψεων. Η πρόβλεψη συνόλου είναι μια άλλη τεχνική που παράγει πολλαπλές προβλέψεις χρησιμοποιώντας ελαφρώς διαφορετικές αρχικές συνθήκες ή διαμορφώσεις μοντέλων. Η προσέγγιση αυτή αναγνωρίζει την εγγενή αβεβαιότητα στην πρόγνωση του καιρού, παρέχοντας ένα εύρος πιθανών αποτελεσμάτων αντί για μια ενιαία πρόγνωση. Οι μέθοδοι ensemble βοηθούν στην κατανόηση της πιθανής μεταβλητότητας των καιρικών συνθηκών και είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για την εκτίμηση κινδύνου στη διαχείριση της ενέργειας. Η διόρθωση μεροληψίας είναι μια τεχνική μετα-επεξεργασίας που εντοπίζει και διορθώνει συστηματικά σφάλματα στα μοντέλα NWP. Περιλαμβάνει τη σύγκριση της παραγωγής του μοντέλου με τα παρατηρούμενα δεδομένα σε βάθος χρόνου και την προσαρμογή του μοντέλου για τη μείωση αυτών των μεροληψιών. Η διόρθωση μεροληψίας είναι απαραίτητη για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων, ιδίως σε περιοχές όπου τα μοντέλα NWP παρουσιάζουν επίμονα σφάλματα. Εκτός από αυτές τις συνήθεις τεχνικές μετεπεξεργασίας, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων των NWP. Οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης μπορούν να εντοπίσουν πολύπλοκα μοτίβα στα μετεωρολογικά δεδομένα και στις εξόδους των μοντέλων, παρέχοντας εξελιγμένες μεθόδους για την προσαρμογή των προβλέψεων με βάση ένα ευρύ φάσμα μεταβλητών.

Η ενσωμάτωση των μοντέλων NWP με τη μηχανική μάθηση έχει δείξει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα στη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τα δέντρα αποφάσεων και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιούνται για τη διόρθωση των εξόδων του NWP και την ακριβέστερη πρόβλεψη συγκεκριμένων μεταβλητών που εξαρτώνται από τον καιρό. Οι προσεγγίσεις αυτές μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την ακρίβεια των βραχυπρόθεσμων και μεσοπρόθεσμων προβλέψεων, οι οποίες είναι ζωτικής σημασίας για τις επιχειρησιακές αποφάσεις στον τομέα της ενέργειας.

4.2 Η σημασία της πρόβλεψης της ταχύτητας του ανέμου στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας

Οι ακριβείς προβλέψεις της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου είναι απαραίτητες για την αποτελεσματική λειτουργία και συντήρηση των αιολικών πάρκων. Οι προβλέψεις αυτές είναι απαραίτητες για διάφορους λόγους, όπως η βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας, η διασφάλιση της λειτουργικής ασφάλειας και ο αποτελεσματικός προγραμματισμός των δραστηριοτήτων συντήρησης.

- **Βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας:** Η παραγωγή μιας ανεμογεννήτριας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ταχύτητα του ανέμου. Η ισχύς που παράγεται από μια ανεμογεννήτρια είναι ανάλογη του κύβου της ταχύτητας του ανέμου, πράγμα που σημαίνει ότι ακόμη και μικρές αλλαγές στην ταχύτητα του ανέμου μπορούν να έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην παραγωγή ενέργειας [1]. Οι ακριβείς προβλέψεις της ταχύτητας του ανέμου επιτρέπουν στους φορείς εκμετάλλευσης αιολικών πάρκων να προβλέπουν με μεγαλύτερη ακρίβεια την παραγωγή ισχύος, επιτρέποντας την καλύτερη ενσωμάτωση της αιολικής ενέργειας στο δίκτυο. Αυτή η προβλεψιμότητα είναι ζωτικής σημασίας για την εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης, ιδίως δεδομένης της διακοπτόμενης φύσης της αιολικής ενέργειας [2].
- **Εξασφάλιση της λειτουργικής ασφάλειας:** Οι υψηλές ταχύτητες ανέμου μπορούν να θέσουν σημαντικούς κινδύνους για τη δομική ακεραιότητα των ανεμογεννητριών. Σε ακραίες

συνθήκες ανέμου, οι ανεμογεννήτριες μπορεί να χρειαστεί να σταματήσουν να λειτουργούν για να αποφευχθούν ζημιές. Η ακριβής πρόβλεψη της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου επιτρέπει στους φορείς εκμετάλλευσης να λαμβάνουν προληπτικά μέτρα για την προστασία των ανεμογεννητριών από τους καταστροφικούς ανέμους, διασφαλίζοντας έτσι την ασφάλεια των υποδομών και του προσωπικού [3].

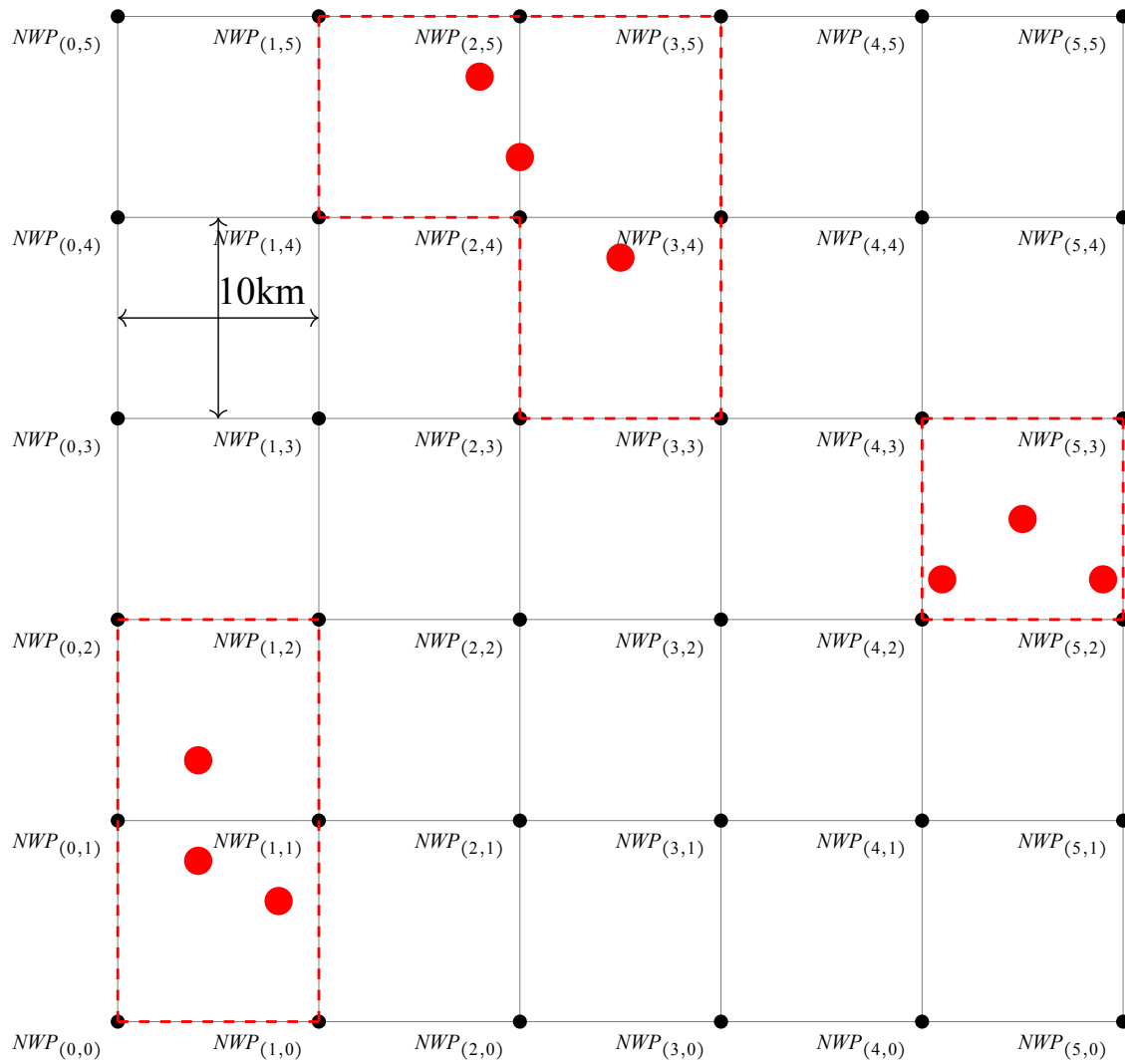
- **Προγραμματισμός συντήρησης:** Η συντήρηση των ανεμογεννητριών είναι μια κρίσιμη πτυχή της διαχείρισης των αιολικών πάρκων. Η προληπτική συντήρηση, η οποία βασίζεται σε ακριβείς προβλέψεις των συνθηκών ανέμου, μπορεί να μειώσει σημαντικά τον χρόνο διακοπής λειτουργίας και το κόστος συντήρησης. Προβλέποντας περιόδους χαμηλών ανέμων, οι φορείς εκμετάλλευσης μπορούν να προγραμματίσουν τις δραστηριότητες συντήρησης σε περιόδους που οι ανεμογεννήτριες δεν παράγουν σημαντική ισχύ, ελαχιστοποιώντας τις επιπτώσεις στη συνολική παραγωγή ενέργειας. Επιπλέον, η πρόβλεψη δυσμενών συνθηκών ανέμου βοηθά στον προγραμματισμό των δραστηριοτήτων συντήρησης για την αποφυγή επικίνδυνων συνθηκών εργασίας [4].

Επομένως, η ικανότητα ακριβούς πρόβλεψης της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου αποτελεί βασικό παράγοντα για την αποτελεσματική και ασφαλή λειτουργία των αιολικών πάρκων. Βοηθά στη μεγιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας, στη μείωση των λειτουργικών κινδύνων και στη βελτιστοποίηση των στρατηγικών συντήρησης. Καθώς η αιολική ενέργεια συνεχίζει να αποτελεί μεγαλύτερο μέρος του παγκόσμιου ενεργειακού μείγματος, η σημασία της ακριβούς πρόβλεψης του ανέμου αυξάνεται.

4.3 Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας

Ένα υπάρχον πρόβλημα στη χρήση της αριθμητικής πρόγνωσης καιρού σε πλέγμα είναι ότι η περιοχή ενδιαφέροντος σπάνια έχει ακριβώς τις ίδιες συντεταγμένες με έναν κόμβο πλέγματος. Στην εικόνα 4.1 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα αριθμητικών προβλέψεων καιρού, σε ένα πλέγμα ευκρίνειας $10 \times 10 \text{ Km}$. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, οι μαύρες κουκκίδες αντιπροσωπεύουν τα σημεία στα οποία δίνονται οι προβλέψεις. Οι κόκκινες κουκκίδες αντιπροσωπεύουν τρία αιολικά πάρκα με τρεις ανεμογεννήτριες το κάθε ένα. Όπως παρουσιάζεται και στην εικόνα, τα σημεία ενδιαφέροντος δεν ταυτίζονται με τα σημεία για τα οποία παρέχονται οι προβλέψεις καιρού. Επομένως, εάν η εκτιμώμενη μεταβλητή είναι για παράδειγμα η ταχύτητα του ανέμου σε μια ανεμογεννήτρια, η πιο απλή λύση θα ήταν η σταθμισμένη μέση τιμή των προβλέψεων ταχύτητας ανέμου από τα κοντινότερα σημεία πρόβλεψης. Στην εικόνα 4.1, τα κοντινότερα σημεία ορίζονται από την κόκκινη διακεκομμένη γραμμή. Η προσέγγιση αυτή, λόγω της απλότητας της δεν λαμβάνει υπόψη, σημαντικά γεωμορφολογικά χαρακτηριστικά (βουνά, κοιλάδες, θαλάσσια μέτωπα) τα οποία μπορεί να υπάρχουν στην ενδιάμεση απόσταση μεταξύ των σημείων πρόβλεψης και των σημείων ενδιαφέροντος.

Ως εκ τούτου, χρησιμοποιούνται τεχνικές παρεμβολής για τον υπολογισμό των προβλέψεων, υποθέτοντας στασιμότητα, ενδογένεια, ισοτροπία και αμεροληψία. Σύμφωνα με το [5], "η στασιμότητα περιγράφεται ως η συνθήκη ότι η κατανομή πιθανότητας της μεταβλητής είναι σταθερή στο χρόνο ή/και στο χώρο, πράγμα που σημαίνει ότι η ίδια συνάρτηση κατανομής πιθανότητας θα πρέπει να αναμένεται παντού και πάντα". Με άλλα λόγια, η στασιμότητα συνεπάγεται ότι κάθε θέση στην περιοχή μελέτης έχει μια κατανομή πιθανότητας με την ίδια μέση τιμή και τυπική απόκλιση. Επιπλέον, σύμφωνα με το [5], η ενδογενής υπόθεση περιγράφεται ως μια υπόθεση που χρησιμοποιείται στη γεωστατιστική και εξασφαλίζει ότι ένα ημιβαριόγραμμα απαιτεί στασιμότητα δεύτερης τάξης των προσανξήσεων μιας τυχαίας συνάρτησης. Αυτή είναι μια ασθενέστερη απαίτηση από τη στασιμότητα δεύτερης τάξης της συνδιακύμανσης που χρησιμοποιείται συνήθως στη στοχαστική θεωρία. Η ενδογενής παραδοχή συνεπάγεται ότι η διαφορά μεταξύ δύο τιμών που



Εικόνα 4.1. Παράδειγμα πλέγματος αριθμητικών προβλέψεων καιρού

λαμβάνονται σε δύο διαφορετικές θέσεις προέρχεται από μια κατανομή που εξαρτάται μόνο από την απόσταση μεταξύ των δύο θέσεων. Ένα παράδειγμα ενός μεροληπτικού δικτύου είναι ένα δίκτυο μετεωρολογικών σταθμών σε μια ορεινή περιοχή όπου υπάρχουν περισσότεροι σταθμοί στις χαμηλότερες κοιλάδες από ό,τι στα υψηλότερα οροπέδια και κορυφές.

Οι συγγραφείς στο [6] παρέχουν μια εμπεριστατωμένη βιβλιογραφική ανασκόπηση των ντετερμινιστικών και πιθανοτικών μεθόδων παρεμβολής με έμφαση στις εφαρμογές κλιματικών δεδομένων. Οι ντετερμινιστικές τεχνικές εκτιμούν μια ενιαία τιμή, ενώ οι πιθανοτικές τεχνικές ορίζουν την πλήρη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας για κάθε εκτίμηση. Ορισμένες από τις πιο συνηθισμένες ντετερμινιστικές μεθόδους είναι οι μέθοδοι πλησιέστερου γείτονα, τριγωνοποίησης, αντίστροφης στάθμισης απόστασης, πολωνυμικές συναρτήσεις και τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Επιπλέον, στο [7], παρουσιάζεται ένα υβριδικό μοντέλο μεσοκλίμακας το οποίο χρησιμοποιεί τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για τη στατιστική υποβάθμιση των αριθμητικών μετεωρολογικών προβλέψεων στο επίπεδο της ανεμογεννήτριας. Επιπρόσθετα, σύμφωνα με το [6], μερικές από τις πιο συνηθισμένες πιθανοτικές μεθόδους είναι η βέλτιστη παρεμβολή και διάφορες τεχνικές Kriging. Επιπλέον, στο [8], αναπτύχθηκαν ένα μοντέλο διόρθωσης μεροληψίας και ένα Μπεϋζιανό μοντέλο για τον μέσο όρο των ensemble προβλέψεων της διεύθυνσης του επιφανειακού ανέμου. Στο [9] οι συγγραφείς συγκρίνουν διάφορα μη ομοιογενή μοντέλα παλινδρόμησης για πιθανολογική

πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου. Στο πλαίσιο αυτής της σύγκρισης μελετώνται διαφορετικές συναρτήσεις πυκνότητας και ο τρόπος με τον οποίο μπορούν να υπολογιστούν οι παράμετροί τους χρησιμοποιώντας δεδομένα από μοντέλα πολλαπλής πρόβλεψης. Μια πιο πρόσφατη μελέτη, [10], προτείνει τη χρήση Gradient boosting decision trees, ως μια παρόμοια προσέγγιση με τη προτεινόμενη σε αυτό το κεφάλαιο, για την βελτίωση της ντετερμινιστικής εκτίμησης της ταχύτητας του ανέμου από NWP, σε υψόμετρα κοντά στην επιφάνεια του εδάφους. Οι συγγραφείς προτείνουν τη χρήση προβλέψεων καιρού για ένα μεγάλο αριθμό σημείων σε μια ευρύτερη περιοχή γύρω από το σημείο μελέτης και σε διαφορετικά υψόμετρα.

4.4 Μεθοδολογία

Οι μέθοδοι πρόβλεψης, που εφαρμόζονται στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας για την περαιτέρω βελτίωση των NWP, απαιτούν τόσο τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού όσο και επιτόπιες παρατηρήσεις, προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβειά τους. Ενώ οι NWP έχουν τη δυνατότητα να μοντελοποιούν την επίδραση των πολύπλοκων εδαφών στην ταχύτητα και τη διεύθυνση του ανέμου, και την τοπική τύρβη της ατμόσφαιρας σε μια ευρεία περιοχή γύρω από την τοποθεσία που μελετάμε, οι μετρούμενες τιμές του ανέμου μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την τοπική προσαρμογή των γενικών NWP με τη χρήση στατιστικών εργαλείων. Τα στατιστικά εργαλεία, όπως περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα, είναι μοντέλα βασισμένα στα δεδομένα που διερευνούν συσχετίσεις και πρότυπα μεταξύ των προβλέψεων και των παρατηρήσεων, προκειμένου να ελαχιστοποιήσουν το σφάλμα μεταξύ τους. Στα πλαίσια της προτεινόμενης μεθοδολογίας, θεωρείτε ότι λόγω της στοχαστικής και χαοτικής φύσης του ανέμου, η ντετερμινιστική εκτίμηση της ταχύτητας του ανέμου δεν είναι επαρκής. Επομένως, προτείνεται μια μεθοδολογία η οποία μετατρέπει τις ντετερμινιστικές αριθμητικές προβλέψεις καιρού σε πιθανοτικές κατανομές της ταχύτητας του ανέμου, σε τοπικό επίπεδο. Τα δύο βασικά βήματα της μεθόδου, όπως παρουσιάζονται και στη συνέχεια είναι η επιλογή των κατανομών πιθανότητας που ενσωματώνουν τα επιθυμητά χαρακτηριστικά του ανέμου καθώς και η προτεινόμενη μεθοδολογία για την εκτίμηση αυτών των κατανομών λαμβάνοντας υπόψη τις NWP ως δεδομένα εισόδου.

4.4.1 Κατανομές με επιθυμητά χαρακτηριστά

Όπως περιγράφηκε στο κεφάλαιο 2, η ταχύτητα του ανέμου, όπως παρατηρείται στη φύση, έχει μια μοναδική κατανομή πιθανότητας. Η κατανομή της είναι συνεχής και υποστηρίζεται σε ένα οριοθετημένο διάστημα ή σε ημιπεπερασμένα διαστήματα, συνήθως $[0, \infty)$. Ως εκ τούτου, το πρώτο βήμα στην έρευνά μας ήταν να προσδιορίσουμε τις κατανομές που ταιριάζουν στους περιορισμούς αυτής της μετεωρολογικής μεταβλητής. Για λόγους απλότητας, η ταχύτητα του ανέμου κανονικοποιείται μεταξύ $[0, 1]$ και η κατανομή υποστηρίζεται σε αυτό το διάστημα. Ένα άλλο επιθυμητό χαρακτηριστικό των επιλεγμένων κατανομών είναι να έχουν ένα μόνο πεπερασμένο μέγιστο. Αυτό το χαρακτηριστικό εξασφαλίζει μια κλειστή λύση για την εκτίμηση διαστημάτων εμπιστοσύνης από την εκτιμώμενη κατανομή. Ορισμένες από τις εξεταζόμενες κατανομές έχουν σχήμα καμπάνας χωρίς καμία παρέμβαση, ενώ άλλες απαιτούν κάποιες συγκεκριμένες συνθήκες για να έχουν αυτό το σχήμα. Μια κατανομή που ικανοποιεί αυτές τις συνθήκες και την οποία αποφασίσαμε να εξετάσουμε είναι η κατανομή Kumaraswamy. Προκειμένου να δοκιμάσουμε την προτεινόμενη μεθοδολογία και για κατανομές που είναι δεσμευμένες σε ημιπεπερασμένα διαστήματα, αποφασίσαμε να μοντελοποιήσουμε και την κατανομή Weibull.

Το PDF της κατανομής Kumaraswamy είναι

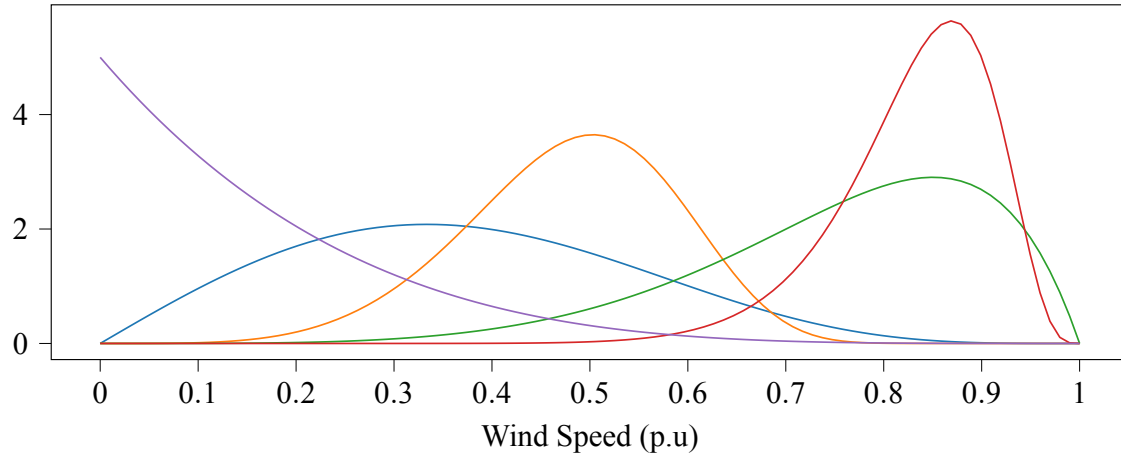
$$\Phi_{Kum}(x) = \begin{cases} abx^{a-1}(1-x)^{b-1}, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{αλλού} \end{cases} \quad (4.1)$$

όπου $x \in (0, 1)$ και a, b είναι μη αρνητικές παράμετροι σχήματος. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της κατανομής Weibull δίνεται από την εξίσωση (4.2).

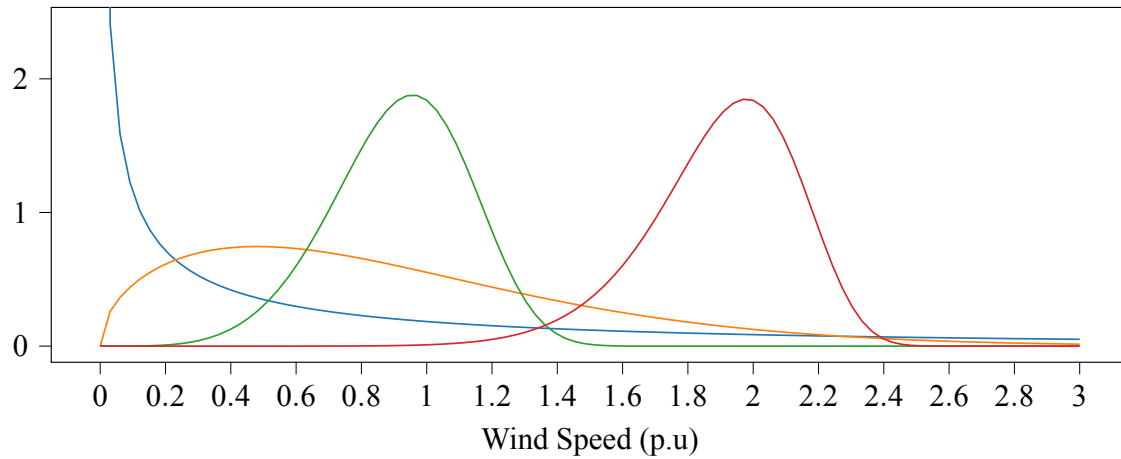
$$\Phi_{Weib}(x) = \begin{cases} \left(\frac{k}{\lambda}\right)\left(\frac{x-\gamma}{\lambda}\right)^{k-1}e^{-\left(\frac{x-\gamma}{\lambda}\right)^k}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

όπου λ είναι η παράμετρος κλίμακας, k η παράμετρος σχήματος και γ η παράμετρος θέσης της κατανομής.

Στις εικόνες 4.2 και 4.3 παρουσιάζονται οι μορφές που μπορούν να πάρουν οι κατανομές Kumaraswamy και Weibull, αντίστοιχα, για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων τους.



Εικόνα 4.2. Κατανομές Kumaraswamy για διαφορετικές τιμές παραμέτρων a, b



Εικόνα 4.3. Κατανομές Weibull για διαφορετικές τιμές παραμέτρων k, λ και $\gamma=0$

4.4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα για παραμετρική πιθανοτική πρόβλεψη

Η ιδέα της χρήσης των νευρωνικών δικτύων για εκτίμηση των παραμέτρων μιας πιθανοτικής κατανομής εφαρμόστηκε για πρώτη φορά στα MDN. Τα MDN είναι ένας τύπος μοντέλου νευρωνικού δικτύου που μπορεί να μοντελοποιήσει πολύπλοκες πιθανοτικές σχέσεις. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά νευρωνικά δίκτυα που εξάγουν ντετερμινιστικές τιμές, τα MDN παράγουν μια κατανομή πιθανοτήτων στο χώρο εξόδου. Σε ένα MDN, το στρώμα εξόδου αποτελείται από ένα σύνολο

συνιστωσών μίξης, καθεμία από τις οποίες αντιπροσωπεύει μια κανονική κατανομή. Οι παράμετροι αυτών των κανονικών κατανομών, όπως οι μέσοι όροι και τυπικές αποκλίσεις προβλέπονται από το δίκτυο. Η συνολική κατανομή εξόδου προκύπτει από το συνδυασμό των επιμέρους γκαουσιανών συνιστωσών με βάρη που καθορίζονται από το δίκτυο.

Μαθηματικά, η έξοδος ενός MDN μπορεί να αναπαρασταθεί ως εξής:

$$P(y|x) = \sum_{i=1}^K \pi_i(x) \cdot \mathcal{N}(y|\mu_i(x), \sigma_i(x)) \quad (4.3)$$

όπου $P(y|x)$ είναι η προβλεπόμενη κατανομή πιθανότητας για τη μεταβλητή εξόδου y δεδομένης της εισόδου x , $\pi_i(x)$ είναι το βάρος ή ο συντελεστής μίξης που σχετίζεται με την i -η γκαουσιανή συνιστώσα, $\mathcal{N}(y|\mu_i(x), \sigma_i(x))$ αντιπροσωπεύει τη γκαουσιανή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας με μέση τιμή $\mu_i(x)$ και τυπική απόκλιση $\sigma_i(x)$, και K είναι ο συνολικός αριθμός των συνιστωσών μίξης. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το MDN μαθαίνει να βελτιστοποιεί τις παραμέτρους των συνιστωσών μείγματος ώστε να μεγιστοποιεί την πιθανότητα των παρατηρούμενων δεδομένων. Αυτό περιλαμβάνει την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης απωλειών που ενσωματώνει τόσο το σφάλμα ανακατασκευής όσο και την αβεβαιότητα των προβλέψεων. Οι παράμετροι μπορούν να ενημερωθούν χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας ή η μεταβλητή συμπερασματολογία.

Η αντικειμενική συνάρτηση ενός MDN βασίζεται συνήθως στη μεγιστοποίηση της πιθανότητας των παρατηρούμενων δεδομένων. Δεδομένου ενός συνόλου δεδομένων από ζεύγη εισόδου-εξόδου x_i, y_i , η αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να οριστεί ως εξής:

$$Loss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \left(\sum_{j=1}^K \pi_j(x_i) \cdot \mathcal{N}(y_i|\mu_j(x_i), \sigma_j(x_i)) \right) \quad (4.4)$$

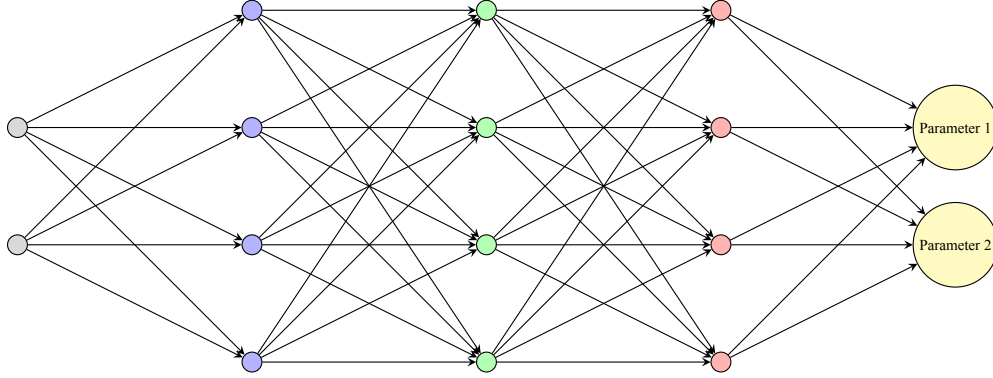
όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των δειγμάτων εκπαίδευσης, K είναι ο αριθμός των συνιστωσών μίξης στο MDN, $\pi_j(x_i)$ αντιπροσωπεύει το βάρος ή τον συντελεστή μίξης που σχετίζεται με την j -οστή συνιστώσα Γκαουσιανής για την είσοδο x_i , $\mathcal{N}(y_i|\mu_j(x_i), \sigma_j(x_i))$ δηλώνει τη γκαουσιανή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας με μέση τιμή $\mu_j(x_i)$ και τυπική απόκλιση $\sigma_j(x_i)$, και $\log$ είναι ο φυσικός λογάριθμος. Ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης απώλειας αρνητικής λογαριθμικής πιθανοφάνειας, η οποία αποτυπώνει τη διαφορά μεταξύ της προβλεπόμενης κατανομής μείγματος και των παρατηρούμενων δεδομένων. Με την ελαχιστοποίηση αυτής της απώλειας, το MDN μαθαίνει να προσαρμόζει τις παραμέτρους ($\pi_j(x_i)$, $\mu_j(x_i)$ και $\sigma_j(x_i)$) για να βελτιώσει την ικανότητα του μοντέλου να παράγει ακριβείς κατανομές πιθανότητας στο χώρο εξόδου.

Στα πλαίσια της προτεινόμενης μεθοδολογίας, δημιουργήθηκε ένα νευρωνικό, βασισμένο στην ιδέα του MDN με τη διαφοροποίηση στον αριθμό των κατανομών. Η προτεινόμενη μεθοδολογία βασίζεται σε μόνο μια κατανομή και όχι σε ένα μίγμα κατανομών, καθώς αυτό δίνει το πλεονέκτημα του υπολογισμού των ποσοστημορίων με κλειστή λύση. Επομένως, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική έχει μόνο ένα επίπεδο εξόδου, το οποίο έχει αριθμό κόμων ίσο με τον αριθμό των παραμέτρων που καθορίζουν την επιλεγμένη κατανομή. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική τεχνητού νευρωνικού δικτύου απεικονίζεται στην εικόνα 4.4.

Προκειμένου να χρησιμοποιήσουμε το προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο για την εκτίμηση των παραμέτρων των επιλεγμένων κατανομών, πρέπει να ορίσουμε μια προσαρμοσμένη αντικειμενική συνάρτηση για τη διαδικασία εκπαίδευσης. Όπως ορίζεται στην [11], η κοινή αντικειμενική συνάρτηση κόστους (εκπαίδευσης) δίνεται από την εξίσωση (4.5), βασισμένη στο MSE.

$$J(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(x_i, w) - y_i]^2 \quad (4.5)$$

Input Layer Hidden Layer 1 Hidden Layer 2 Hidden Layer 3 Parameters Layer



Εικόνα 4.4. Δομή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου παραμετρικής πιθανοτικής πρόβλεψης

Η προτεινόμενη μέθοδος, αντικαθιστά το επίπεδο εξόδου με ένα επίπεδο παραμέτρων, το οποίο έχει σχεδιαστεί έτσι ώστε να έχει τον ίδιο αριθμό κόμβων με τις παραμέτρους της κατανομής που πρέπει να προσεγγιστεί. Αυτές οι εκτιμώμενες παράμετροι εξαρτώνται από κάθε διάνυσμα εισόδου και τα βάρη του δικτύου, όπως φαίνεται στην (4.6).

$$\theta_i = g(x_i, w) \quad (4.6)$$

Στη συνέχεια, χρησιμοποιούμε αυτές τις παραμέτρους για να εκτιμήσουμε τη διάμεσο της κατανομής, η οποία δίνεται ως έξοδος του νευρωνικού δικτύου. Στόχος μας είναι να ορίσουμε μια μέθοδο για τη διόρθωση των βαρών του νευρωνικού δικτύου με τρόπο ώστε να πληρούνται όλοι οι περιορισμοί που επιλέξαμε. Για να το πετύχουμε αυτό σχεδιάζουμε μια προσαρμοσμένη αντικειμενική συνάρτηση όπου όλοι οι περιορισμοί της συνάρτησης ενεργοποίησης των παραμέτρων περνούν ως κόστος στην αντικειμενική συνάρτηση. Επομένως, η προσαρμοσμένη αντικειμενική συνάρτηση δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση

$$J'(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(\theta_i) - y_i]^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j C_j(\theta, y) \quad (4.7)$$

όπου w είναι τα συναπτικά βάρη, m είναι ο αριθμός των περιορισμών, λ_j είναι ο συντελεστής ευαισθησίας του j_{th} περιορισμού, $C_j(\theta, y)$ η συνάρτηση του j_{th} περιορισμού και y είναι το συνολικό σύνολο των διανυσμάτων στόχων. Θεωρούμε, ότι δύο περιορισμοί, ο καθένας από τους οποίους αναφέρεται σε ένα άνω και ένα κάτω όριο της κατανομής, θα εξασφαλίσουν την προσαρμογή της κατανομής, ώστε να μοντελοποιεί ορθά την κατανομή πιθανότητας της εξόδου σε όλο το πεδίο ορισμού. Αυτοί οι δύο περιορισμοί, προκύπτουν από την εμπειρική συνάρτηση κόστους της παλινδρόμησης ποσοστημορίων, όπως περιγράφεται στο [12]. Κάθε περιορισμός διασφαλίζει ότι η πιθανότητα ένας στόχος να βρίσκεται κάτω από το καθορισμένο ποσοστημόριο είναι ίση με την αναμενόμενη πιθανότητα που δίνεται ως είσοδος στη συνάρτηση ποσοστημορίου Φ^{-1} της κατανομής που έχει επιλεγεί προς εκτίμηση, όπως φαίνεται στο (4.8).

$$C(\theta, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - \Phi^{-1}(\tau; \theta_i)) \quad (4.8)$$

όπου ρ είναι μια πιθανότητα ποσοστημρίου.

Όπως φαίνεται στην εξίσωση (4.8), το σφάλμα που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί είναι η διαφορά μεταξύ των τιμών-στόχων και του ποσοστημρίου για μια συγκεκριμένη πιθανότητα, πολλαπλασιασμένη με την εν λόγω πιθανότητα. Στη παλινδρόμηση ποσοστημρίων με τη χρήση νευρωνικών δικτύων παλινδρόμησης ποσοστημρίων, η τιμή του ποσοστημρίου είναι η έξοδος ενός μόνο κόμβου στο στρώμα εξόδου. Ως εκ τούτου, το QRNN δίνει ως έξοδο τα ποσοστημρία για μια συγκεκριμένη πιθανότητα, χωρίς καμία κατανόηση της υποκείμενης κατανομής των προβλέψεων. Προκειμένου να ξεπεραστεί αυτό το ζήτημα, προτείνουμε μια μέθοδο υπολογισμού των ποσοστημρίων, όχι ως τιμές των κόμβων εξόδου, αλλά ως συναρτήσεις των παραμέτρων κατανομής. Αυτές οι παράμετροι είναι οι εξοδοί των κρυφών κόμβων και με την εκπαίδευση βελτιώνουμε τον υπολογισμό αυτών των παραμέτρων. Χρησιμοποιώντας αυτές τις παραμέτρους είμαστε σε θέση να ορίσουμε τις κατανομές και τα ποσοστημρία για κάθε πιθανότητα σαν κλειστή λύση.

Το πρώτο βήμα για την εφαρμογή αυτής της μεθόδου είναι να βρούμε έναν τρόπο υπολογισμού του ποσοστημρίου για μια συγκεκριμένη κατανομή. Υποθέτοντας ότι γνωρίζουμε τις πραγματικές παραμέτρους μιας κατανομής, το ποσοστημριο μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας την αντίστροφη αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας. Επομένως, για να εφαρμοσθεί η προτεινόμενη μέθοδος, πρέπει να επιλέξουμε μια κατανομή προς προσαρμογή της οποίας η αντίστροφη αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας μπορεί να οριστεί και είναι διαφορίσιμη. Επιπλέον, όπως συζητήσαμε σε προηγούμενες παραγράφους, η κατανομή που επιλέγουμε να προσαρμόσουμε μπορεί να έχει κάποιες παραμέτρους περιορισμού. Για παράδειγμα, όλες οι παράμετροι που αξιολογούμε για τις κατανομές Kumaraswamy και Weibull πρέπει να είναι μεγαλύτερες από το μηδέν. Αυτοί οι περιορισμοί μετατρέπονται επίσης σε συναρτήσεις κόστους και προστίθενται στην αντικειμενική συνάρτηση (4.7). Οι συναρτήσεις κόστους για να είναι μια παράμετρος μεγαλύτερη και μικρότερη ενός αριθμού μπορούν να μοντελοποιηθούν όπως φαίνεται στις (4.9) και (4.11) αντίστοιχα.

$$C(x, w; u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u - g_m(x_i, w)) \quad (4.9)$$

$$(4.10)$$

$$C(x, w; l) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_m(x_i, w) - l) \quad (4.11)$$

όπου u και l είναι τα άνω και κάτω όρια της παραμέτρου m και g_m είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης του κόμβου της παραμέτρου m , όπως αναφέρεται στο (4.6). Το προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο κατασκευάζεται παρόμοια με την τυπική αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων. Διαφέρουν μόνο, στο στρώμα παραμέτρων, το οποίο μπορεί να θεωρηθεί περισσότερο στρώμα εξόδου παρά κρυφό στρώμα. Επομένως, είναι ασφαλές να υποθέσουμε ότι η προτεινόμενη μέθοδος θα λειτουργήσει με οποιαδήποτε αρχιτεκτονική κρυμμένου στρώματος, όπως τα πλήρως συνδεδεμένα, τα συνελκτικά και τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα. Στην παρούσα εργασία, στόχος μας είναι να αξιολογήσουμε την ακρίβεια της προτεινόμενης μεθοδολογίας, επομένως αποφασίσαμε να χρησιμοποιήσουμε ένα απλό πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο ενός κρυφού στρώματος για όλα τα μοντέλα που δοκιμάστηκαν.

Για τον r -οστό κόμβο εξόδου του μοντέλου, η συνάρτηση ενημέρωσης του βάρους με χρήση του αλυσιδωτού κανόνα παραγώγου μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$\Delta w_r = -\eta \frac{\partial}{\partial w_r} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(\theta_i) - y_i]^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j C_j(\theta, y) \right] \quad (4.12)$$

όπου Δw_r είναι η αλλαγή στο βάρος για τον r -οστό κόμβο εξόδου και η είναι ο ρυθμός μάθησης. Για τον υπολογισμό της μερικής παραγώγου, μπορούμε να εφαρμόσουμε τον κανόνα της αλυσίδας

ως εξής:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial w_r} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(\theta_i) - y_i]^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \lambda_j C_j(\theta_i, y_i) \right] &= \frac{\partial}{\partial w_r} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(\theta_i) - y_i]^2 \frac{\partial f(\theta_i)}{\partial \theta_i} \frac{\partial \theta_i}{\partial w_r} \right] \\ &+ \frac{\partial}{\partial w_r} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \lambda_j C_j(\theta_i, y_i) \frac{\partial C_j(\theta_i, y_i)}{\partial \theta_i} \frac{\partial \theta_i}{\partial w_r} \right] \quad (4.13) \end{aligned}$$

όπου $\frac{\partial f}{\partial \theta_i}$ αντιπροσωπεύει τη μερική παράγωγο της αντικειμενικής συνάρτησης J' ως προς την τιμή εξόδου $f(\theta_i)$, $\frac{\partial f(\theta_i)}{\partial \theta_i}$ αντιπροσωπεύει τη μερική παράγωγο της τιμής εξόδου $f(\theta_i)$ ως προς την παράμετρο θ_i , και $\frac{\partial \theta_i}{\partial w_r}$ αντιπροσωπεύει τη μερική παράγωγο της παραμέτρου θ_i ως προς το βάρος w_r . Αντίστοιχα ισχύουν και για τις συναρτήσεις $C_j(\theta_i)$. Επομένως με τη χρήση της αντικειμενικής συνάρτησης και των συναρτήσεων ανανέωσης των συναπτικών βαρών το μοντέλο έχει τη δυνατότητα να μετατρέψει τα ντετερμινιστικά δεδομένα εισόδου σε πιθανοτικές εκτιμήσεις των δεδομένων εξόδου.

4.5 Αποτελέσματα

Για να αξιολογήσουμε την ακρίβεια της προτεινόμενης μεθόδου, έγινε χρήση μετρήσεων ταχύτητας ανέμου από τρία αιολικά πάρκα στη περιοχή του νοτιοανατολικού Αιγαίου, στα νησιά Ρόδος και Κρήτη. Ως δεδομένα εισόδου για τα μοντέλα, χρησιμοποιούμε δεδομένα από αριθμητικές μετεωρολογικές προβλέψεις που παρέχονται από το περιφερειακό μοντέλο πρόγνωσης καιρού Skiron [13]. Ως εισόδοι δίνονται αριθμητικές προβλέψεις καιρού τόσο για την ταχύτητα όσο και για τη διεύθυνση του ανέμου, για τους τέσσερις πλησιέστερους κόμβους του πλέγματος γύρω από το κάθε αιολικό πάρκο. Ως δεδομένα-στόχους χρησιμοποιούμε τις μετρούμενες τιμές της ταχύτητας του ανέμου. Το πρώτο βήμα της διαδικασίας αξιολόγησης είναι η εκπαίδευση κάθε μοντέλου με το ίδιο υποσύνολο των παρεχόμενων δεδομένων, το οποίο επιλέχθηκε τυχαία. Για το μοντέλο QRNN, επιλέγουμε να εκτιμήσουμε τα ποσοστημόρια με PINC ίσο με 0.1 και 0.9 αντίστοιχα. Οι ίδιες πιθανότητες επιλέγονται να ενσωματωθούν στην προσαρμοσμένη αντικειμενική συνάρτηση και για τα δύο προτεινόμενα μοντέλα. Αφού εκπαιδευτεί το μοντέλο QRNN, χρησιμοποιούμε τα υπολογισμένα ποσοστημόρια για να εκτιμήσουμε τη PDF κάθε πρόβλεψης χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις (4.14) και (4.15). Αυτές οι δύο εξισώσεις, υπολογίζουν τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση μιας κανονικής κατανομής για το διάνυσμα εισόδου i_{th} , χρησιμοποιώντας τα εκτιμώμενα ποσοστημόρια. Με τις PDF και τα ποσοστημόρια είμαστε σε θέση να υπολογίσουμε όλες τις πιθανοτικές βαθμολογίες πρόβλεψης για το QRNN.

$$\mu_i = \frac{q_i^{p_1} * \Phi_{SND}^{-1}(p_2) - q_i^{p_2} * \Phi_{SND}^{-1}(p_1)}{\Phi_{SND}^{-1}(p_2) - \Phi_{SND}^{-1}(p_1)} \quad (4.14)$$

$$\sigma_i = \frac{q_i^{p_2} - q_i^{p_1}}{\Phi_{SND}^{-1}(p_2) - \Phi_{SND}^{-1}(p_1)} \quad (4.15)$$

όπου Φ_{SND}^{-1} είναι η συνάρτηση ποσοστημορίου μιας τυπικής κανονικής κατανομής και $q_i^{p_1}, q_i^{p_2}$ είναι τα εκτιμώμενα ποσοστημόρια για το διάνυσμα εισόδου i_{th} με πιθανότητες p_1 και p_2 αντίστοιχα. Το επόμενο μοντέλο, που εκπαιδεύτηκε, είναι το BELM. Για την αξιολόγηση του BELM, εκπαιδεύουμε δύο χιλιάδες μοντέλα ELM, για κάθε υποσύνολο δεδομένων, με εκατό κρυμμένους κόμβους το καθένα, ακολουθώντας τη μέθοδο bootstrapping. Και οι δύο αυτές παράμετροι καθορίστηκαν, μετά από μια διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης με αναζήτηση πλέγματος, χρησιμοποιώντας ως μετρικές τόσο το μέσο απόλυτο σφάλμα όσο και το PICP. Όσον αφορά τα προτεινόμενα

Πίνακας 4.1. Υπολογιζόμενο PICIP κάθε μοντέλου

$PINC$	$\hat{PICP}_{Kum}$	$\hat{PICP}_{Weib}$	$\hat{PICP}_{QRNN}$	$\hat{PICP}_{BELM}$
Αιολικό Πάρκο 1				
0.9	0.9031	0.9007	0.8856	0.9159
0.8	0.8009	0.7813	0.7792	0.8226
0.5	0.5151	0.5011	0.4928	0.5490
Αιολικό Πάρκο 2				
0.9	0.9017	0.9011	0.8768	0.9099
0.8	0.8114	0.7927	0.7764	0.8210
0.5	0.5162	0.5093	0.4899	0.5456
Αιολικό Πάρκο 3				
0.9	0.8871	0.8924	0.8794	0.9129
0.8	0.7881	0.7913	0.7745	0.8158
0.5	0.4898	0.4925	0.4718	0.5173

Πίνακας 4.2. Υπολογιζόμενη MAR κάθε μοντέλου

$\hat{MAR}_{Kum}$	$\hat{MAR}_{Weib}$	$\hat{MAR}_{QRNN}$	$\hat{MAR}_{BELM}$
Αιολικό Πάρκο 1			
0.0048	0.0056	0.0121	0.0266
Αιολικό Πάρκο 2			
0.0097	0.0059	0.0168	0.0255
Αιολικό Πάρκο 3			
0.0116	0.0079	0.0247	0.0153

μοντέλα, χρησιμοποιούμε τις εκτιμώμενες παραμέτρους για κάθε κατανομή που προσεγγίστηκε, για τον υπολογισμό των PDF και των CDF. Οι CDFs χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των ποσοστημορίων με συγκεκριμένη πιθανότητα, επομένως είμαστε σε θέση να υπολογίσουμε τις βαθμολογίες PICIP και PINAW. Χρησιμοποιώντας τα PDFs είμαστε σε θέση να υπολογίσουμε τη βαθμολογία CRPS, για κάθε μοντέλο. Προκειμένου να εξισορροπηθεί η επίδραση της τυχαίας επιλογής των υποσυνόλων στις βαθμολογίες, διεξάγεται μια διαδικασία k-πλής διασταυρούμενης επικύρωσης. Επιπλέον, για μια πιο λεπτομερή αξιολόγηση των μοντέλων, έχουν εκτιμηθεί διαφορετικά ποσοστημόρια με τη χρήση των PDFs κάθε μοντέλου.

Όπως φαίνεται στον πίνακα 4.1, το PICIP κάθε μοντέλου είναι σχετικά κοντά στο αναμενόμενο PINC. Η διαφορά μεταξύ των αναμενόμενων και των αξιολογημένων PICIP ονομάζεται αξιοπιστία. Η αξιοπιστία, μπορεί να λάβει είτε θετικές είτε αρνητικές τιμές, ανάλογα με το αν το εκτιμώμενο PICIP είναι μεγαλύτερο ή μικρότερο του PINC. Για να αξιολογήσουμε λεπτομερώς τη βαθμολογία PICIP για κάθε μοντέλο, υπολογίσαμε τη μέση απόλυτη αξιοπιστία κάθε μοντέλου. Τα αποτελέσματα για κάθε μοντέλο παρουσιάζονται στον πίνακα 4.2. Σύμφωνα με τον πίνακα 4.2 και τα δύο μοντέλα που χρησιμοποιούν την προτεινόμενη μέθοδο υπερτερούν των μοντέλων QRNN και BELM. Επομένως, η προτεινόμενη μέθοδος είναι σε θέση να εκτιμήσει το επιθυμητό PI, επιτυγχάνοντας ένα σκορ PICIP πραγματικά κοντά στο αναμενόμενο PINC.

Το επόμενο βήμα της διαδικασίας αξιολόγησης, είναι η διερεύνηση του κατά πόσον τα προτεινόμενα μοντέλα υπερτερούν των μοντέλων QRNN και BELM, όσον αφορά τη βαθμολογία PINAW. Σύμφωνα με τον πίνακα 4.3, για υψηλότερο PINC, η προτεινόμενη μέθοδος έχει καλύτερα αποτελέσματα τόσο για τα μοντέλα Kumaraswamy όσο και για τα μοντέλα Weibull. Από την άλλη πλευρά, για χαμηλότερες τιμές PINC, το μοντέλο QRNN, υπερτερεί έναντι του μοντέλου Kumaraswamy, αλλά όχι του μοντέλου Weibull. Αυτές οι επιδόσεις των μοντέλων, επισημαίνουν

Πίνακας 4.3. Υπολογισμένο PINAW κάθε μοντέλου

$PINC$	$\hat{PINAW}_{Kum}$	$\hat{PINAW}_{Weib}$	$\hat{PINAW}_{QRNN}$	$\hat{PINAW}_{BELM}$
Αιολικό Πάρκο 1				
0.9	0.2884	0.2773	0.2982	0.3296
0.8	0.2294	0.2199	0.2323	0.2662
0.5	0.1236	0.1180	0.1222	0.1411
Αιολικό Πάρκο 2				
0.9	0.2802	0.2773	0.2991	0.3106
0.8	0.2179	0.2213	0.2296	0.2587
0.5	0.1152	0.1204	0.1255	0.1356
Αιολικό Πάρκο 3				
0.9	0.2756	0.2637	0.2828	0.3189
0.8	0.2149	0.2058	0.2215	0.2554
0.5	0.1183	0.1014	0.1147	0.1325

Πίνακας 4.4. Υπολογισμένο CRPS κάθε μοντέλου

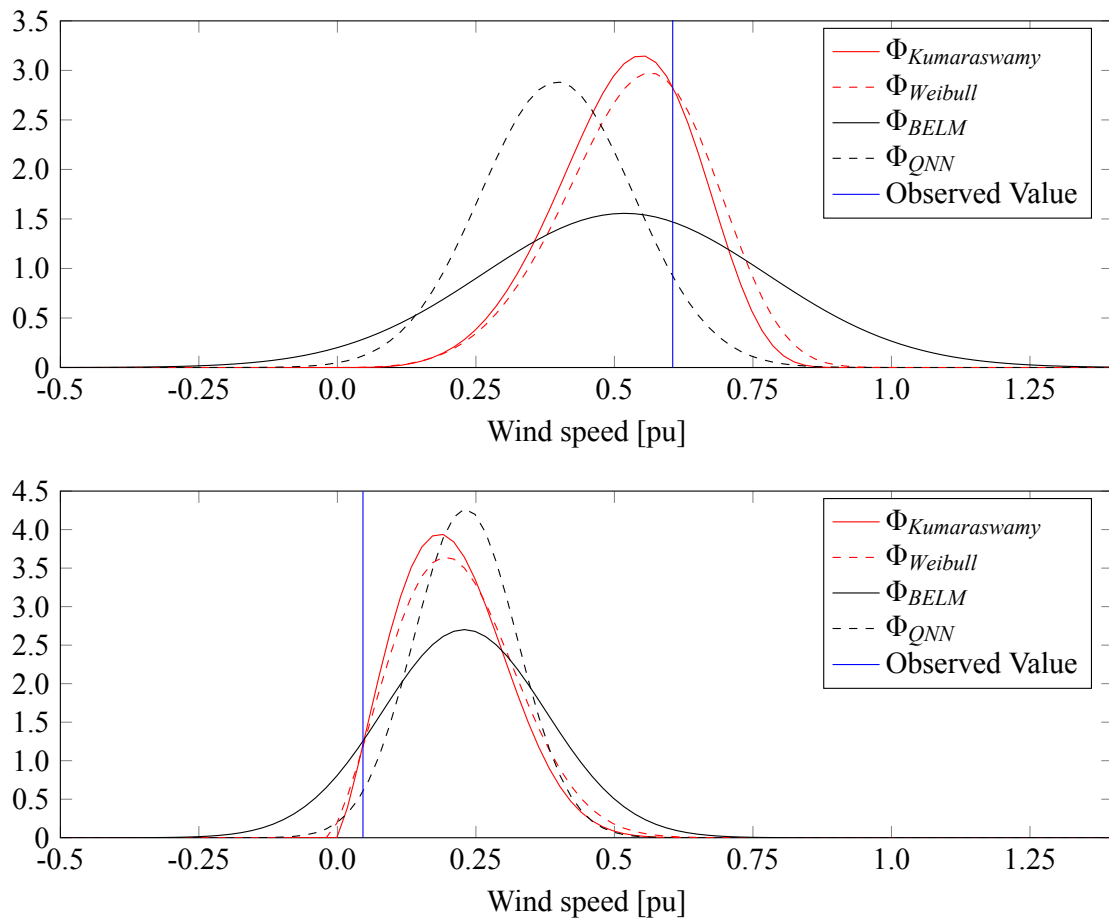
$\hat{CRPS}_{Kum}$	$\hat{CRPS}_{Weib}$	$\hat{CRPS}_{QRNN}$	$\hat{CRPS}_{BELM}$
Αιολικό Πάρκο 1			
0.0476	0.0488	0.0524	0.0582
Αιολικό Πάρκο 2			
0.0481	0.0492	0.0536	0.0574
Αιολικό Πάρκο 3			
0.0487	0.0499	0.0558	0.0545

ότι για διαφορετικά PIs οι επιδόσεις όλων των μοντέλων ποικίλλουν. Επομένως, είναι αναγκαία και η αξιολόγηση της βαθμολογίας CRPS για την τελική αξιολόγηση των επιδόσεων κάθε μοντέλου. Όπως περιγράφηκε στην ενότητα αξιολόγησης, προκειμένου να αξιολογήσουμε την απόδοση κάθε μοντέλου για κάθε τιμή στο πεδίο τιμών τους και όχι μόνο για συγκεκριμένα PIs και PINCs, υπολογίζουμε το CRPS.

Σύμφωνα με τον πίνακα 4.4, και τα δύο προτεινόμενα μοντέλα υπερτερούν των μοντέλων QRNN και BELM. Τα αποτελέσματα αυτά, υποδεικνύουν το γεγονός ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία, είναι σε θέση να υπολογίζει επαρκώς τις παραμέτρους της κατανομής για συνεχείς κατανομές που είτε υποστηρίζονται σε ένα περιορισμένο είτε σε ένα ημιπεπερασμένο διάστημα. Στην εικόνα 4.5, παρουσιάζονται δύο παραδείγματα μιας υψηλής και μιας χαμηλής παρατηρούμενης ταχύτητας ανέμου για το αιολικό πάρκο 1 και οι προβλεπόμενες κατανομές τους. Αυτές οι ακραίες τιμές, επιλέχθηκαν, προκειμένου να παρατηρηθεί πώς το προτεινόμενο μοντέλο εκτιμά τις παραμέτρους της κατανομής και μεταβάλλει το σχήμα τους προκειμένου να παραμείνουν στα αναμενόμενα όριά τους. Και στα δύο παραδείγματα, τα όρια παραβιάζονται από την κατανομή που εκτιμάται από το μοντέλο BELM. Από την άλλη πλευρά, η κατανομή που εκτιμάται από το μοντέλο QRNN, δεν παραβιάζει τα όρια στις περισσότερες περιπτώσεις, αλλά η διάμεση τιμή της δεν είναι πάντα κοντά στην αναμενόμενη τιμή.

4.6 Συμπεράσματα

Καθώς η ανάπτυξη αιολικών πάρκων συνεχίζει να αυξάνεται, η βελτιστοποίηση των λειτουργιών τους γίνεται όλο και πιο κρίσιμη. Δύο βασικές πτυχές της διαχείρισης αιολικών πάρκων είναι η διαχείριση κινδύνων και η κατανομή πόρων. Οι αποτελεσματικές στρατηγικές διαχείρισης κιν-



Εικόνα 4.5. Εκτιμημένες κατανομές για ένα παράδειγμα υψηλής και χαμηλής ταχύτητας ανέμου.

δύνου συμβάλλουν στον μετριασμό των αβεβαιοτήτων και των πιθανών απωλειών, ενώ η αποτελεσματική κατανομή των πόρων διασφαλίζει τη βέλτιστη αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων. Το παρόν κεφάλαιο επικεντρώνεται στον τρόπο με τον οποίο αυτοί οι δύο παράγοντες συμβάλλουν στην καλύτερη κατανόηση της μεταβλητότητας του ανέμου και τελικά βελτιώνουν τις λειτουργίες των αιολικών πάρκων. Δυο βασικές λειτουργίες είναι η διαχείριση κινδύνων και η αποτελεσματική κατανομή των πόρων ενός αιολικού πάρκου.

Η διαχείριση κινδύνων στις λειτουργίες αιολικών πάρκων περιλαμβάνει τον εντοπισμό, την αξιολόγηση και τη διαχείριση των πιθανών κινδύνων και αβεβαιοτήτων που συνδέονται με τη μεταβλητότητα του ανέμου. Οι πιθανολογικές προβλέψεις ταχύτητας ανέμου παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη μεταβλητότητα και την αβεβαιότητα των συνθηκών του ανέμου. Λαμβάνοντας υπόψη την πλήρη κατανομή πιθανοτήτων των ταχυτήτων του ανέμου, οι φορείς εκμετάλλευσης αιολικών πάρκων μπορούν να αξιολογήσουν το εύρος των πιθανών εξόδων ισχύος και τους σχετικούς κινδύνους. Οι πληροφορίες αυτές επιτρέπουν τη λήψη προληπτικών αποφάσεων, όπως η βελτιστοποίηση της κατανομής ενέργειας, ο προγραμματισμός δραστηριοτήτων συντήρησης και η διαχείριση στρατηγικών ενσωμάτωσης στο δίκτυο. Επιπλέον, αξιοποιώντας εργαλεία και τεχνικές διαχείρισης κινδύνου, οι φορείς εκμετάλλευσης μπορούν να αναπτύξουν ισχυρές στρατηγικές για τον μετριασμό των οικονομικών και λειτουργικών κινδύνων, εξασφαλίζοντας τη μακροπρόθεσμη βιωσιμότητα και κερδοφορία των έργων αιολικών πάρκων.

Η αποτελεσματική κατανομή των πόρων είναι ζωτικής σημασίας για τη μεγιστοποίηση της απόδοσης και της αποδοτικότητας των λειτουργιών των αιολικών πάρκων. Με την καλύτερη κατανόηση της μεταβλητότητας του ανέμου, οι φορείς εκμετάλλευσης μπορούν να κατανέμουν τους

πόρους, όπως οι ομάδες συντήρησης και τα ανταλλακτικά, πιο αποτελεσματικά. Οι πιθανοτικές προβλέψεις ταχύτητας ανέμου προσφέρουν πληροφορίες σχετικά με τη χρονική και χωρική μεταβλητότητα των συνθηκών ανέμου, βοηθώντας τους φορείς εκμετάλλευσης να εντοπίσουν περιόδους με υψηλές ή χαμηλές πιθανότητες ταχύτητας ανέμου, ράμπες ταχύτητας ανέμου και ριπές ανέμου. Οι πληροφορίες αυτές επιτρέπουν τον βελτιστοποιημένο προγραμματισμό των δραστηριοτήτων συντήρησης, των επιθεωρήσεων των ανεμογεννητριών και των επισκευών. Επιπλέον, η κατανομή των πόρων μπορεί να βελτιωθεί μέσω της ενσωμάτωσης προηγμένων τεχνικών ανάλυσης δεδομένων και μηχανικής μάθησης, επιτρέποντας τη βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο της απόδοσης των ανεμογεννητριών, της ενσωμάτωσης στο δίκτυο και της χρήσης της αποθήκευσης ενέργειας.

Οι μετεωρολογικές προβλέψεις έχουν πολυάριθμες εφαρμογές στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας και συχνά είναι κρίσιμες για τις λειτουργίες του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, τα σφάλματα των μετεωρολογικών προβλέψεων είναι αναπόφευκτα σε κάποιο βαθμό λόγω της μη γραμμικής και στοχαστικής φύσης των μετεωρολογικών συστημάτων και της γεωγραφικής μετατόπισης μεταξύ του σημείου πρόβλεψης και των περιοχών που ερευνώνται. Επιπλέον, μέσω της βελτιστοποιημένης κατανομής του αιολικού δυναμικού και της ολοκληρωμένης κατανόησης των συνθηκών του ανέμου, οι φορείς εκμετάλλευσης αιολικών πάρκων μπορούν να βελτιώσουν τη λειτουργική αποδοτικότητα, να μεγιστοποιήσουν το δυναμικό εσόδων και να διασφαλίσουν τη μακροπρόθεσμη βιωσιμότητα των έργων αιολικής ενέργειας. Με την αντιμετώπιση αυτών των κρίσιμων πτυχών, η παρούσα έρευνα συμβάλλει στην πρόοδο των λειτουργιών των αιολικών πάρκων και υποστηρίζει τη μετάβαση προς ένα πιο βιώσιμο ενεργειακό μέλλον. Στη βιβλιογραφία έχουν μελετηθεί τόσο ντετερμινιστικές όσο και πιθανοτικές μέθοδοι για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων. Μια πιθανοτική μέθοδος δεν αντιμετωπίζει μόνο τα προβλήματα που αναφέρθηκαν παραπάνω, αλλά παρέχει επίσης πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με την κατανομή των πιθανοτήτων των βελτιωμένων προβλέψεων. Αυτές οι πρόσθετες πληροφορίες είναι εξαιρετικά χρήσιμες στις διαδικασίες λήψης αποφάσεων και πρόβλεψης του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για

Κεφάλαιο 4

- [1] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, and E. Bossanyi, *Wind Energy Handbook*. John Wiley & Sons, 2001.
- [2] T. Ackermann, *Wind Power in Power Systems*. John Wiley & Sons, 2005.
- [3] P. Veers, K. Dykes, E. Lantz, *et al.*, “The grand challenges in the science of wind energy,” *Science*, vol. 366, no. 6464, 2019.
- [4] P. Tavner, J. Xiang, and F. Spinato, “Reliability analysis for wind turbines,” *Wind Energy*, vol. 11, no. 1, pp. 1–18, 2008.
- [5] I. Dyras, H. Dobesch, E. Grueter, A. Perdigao, O. Tveito, J. Thornes, F. Wel, and L. Bottai, “The use of geographic information systems in climatology and meteorology: Cost 719,” *Meteorological Applications*, vol. 12, pp. 1–5, Mar. 2005.
- [6] R. Sluiter, “Interpolation methods for climate data,” *KNMI*, Jan. 2009.
- [7] S. Salcedo-Sanz, Á. M. Pérez-Bellido, E. G. Ortiz-García, A. Portilla-Figueras, L. Prieto, and D. Paredes, “Hybridizing the fifth generation mesoscale model with artificial neural networks for short-term wind speed prediction,” *Renewable Energy*, vol. 34, no. 6, pp. 1451–1457, 2009, ISSN: 0960-1481.
- [8] L. Bao, T. Gneiting, E. P. Gritmit, P. Guttorp, and A. E. Raftery, “Bias correction and bayesian model averaging for ensemble forecasts of surface wind direction,” *Monthly Weather Review*, vol. 138, no. 5, pp. 1811–1821, 2010.
- [9] S. Lerch and T. L. Thorarinsdottir, “Comparison of non-homogeneous regression models for probabilistic wind speed forecasting,” *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, vol. 65, no. 1, p. 21 206, 2013.
- [10] W. Xu, L. Ning, and Y. Luo, “Wind speed forecast based on post-processing of numerical weather predictions using a gradient boosting decision tree algorithm,” *Atmosphere*, vol. 11, no. 2, p. 210, 2020.
- [11] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [12] Q. Xu, Z. Fan, W. Jia, and C. Jiang, “Quantile regression neural network-based fault detection scheme for wind turbines with application to monitoring a bearing,” *Wind Energy*, vol. 22, no. 10, pp. 1390–1401, 2019, ISSN: 1095-4244.
- [13] C. Spyrou, C. Mitsakou, G. Kallos, P. Louka, and G. Vlastou, “An improved limited area model for describing the dust cycle in the atmosphere,” *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 115, no. D17, 2010.

Κεφάλαιο 5

Υβριδικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εκτίμησης κατανομών πιθανότητας

5.1 Εισαγωγή

Τις τελευταίες δεκαετίες, τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας χαρακτηρίζονται από υψηλή διείσδυση της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Η παραγωγή των ΑΠΕ εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις καιρικές συνθήκες, καθιστώντας την από τη φύση της αβέβαιη και διαλείπουσα. Αυτές οι αβεβαιότητες δημιουργούν προκλήσεις για τους διαχειριστές συστημάτων όσον αφορά τον βέλτιστο προγραμματισμό της λειτουργίας των συστημάτων τους και τη διασφάλιση της ασφαλούς και αξιόπιστης λειτουργίας τους [1]–[3]. Επιπλέον, η αβεβαιότητα των ΑΠΕ επηρεάζει τη διαπραγμάτευση στις αγορές ενέργειας, καθώς οι παραγωγοί ΑΠΕ ενδέχεται να υποστούν κυρώσεις εάν δεν ανταποκριθούν στις προσφορές τους στις αγορές της επόμενης ημέρας [4]. Προκειμένου να αντιμετωπιστούν αυτές οι προκλήσεις, ο διαλείπων και απρόβλεπτος χαρακτήρας των ΑΠΕ πρέπει να λαμβάνεται υπόψη μέσω της ανάλυσης αβεβαιότητας και των διαδικασιών πιθανοτικής πρόβλεψης [5]. Επιπρόσθετα, οι στοχαστικές τεχνικές βελτιστοποίησης προσφέρουν μια σειρά πλεονεκτημάτων έναντι των ντετερμινιστικών, όταν εφαρμόζονται στα πλαίσια του επιχειρησιακού προγραμματισμού του συστήματος. Ο κύριος λόγος είναι ότι η αδυναμία τέλειων ντετερμινιστικών προβλέψεων σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας με υψηλή διείσδυση παραγωγής από ΑΠΕ [6].

Μια κλασσική προσέγγιση για τη πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής από ΑΠΕ, όπως παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3, είναι παραμετρικές προσεγγίσεις, οι οποίες εκτιμούν πυκνότητες πιθανοτήτων που βασίζονται σε υποθέσεις για την υποκείμενη κατανομή της μελλοντικής παραγωγής από ΑΠΕ, των οποίων οι παράμετροι εκτιμώνται μέσω στατιστικών μεθόδων και μεθόδων μηχανικής μάθησης. Για παράδειγμα, οι πιο συχνά υποτιθέμενες κατανομές είναι η κανονική, η Beta, η Γενικευμένη Logit-Normal και η Weibull [7]. Παρόλο που είναι εύκολο να αναπτύσσονται μοντέλα που βασίζονται σε τέτοιες υποθέσεις, η κατανομή της αιολικής ή της ηλιακής ενέργειας πρέπει να επιλέγεται προσεκτικά, προκειμένου η υπόθεση να είναι έγκυρη. Αυτό είναι αναμφίβολα ένα μειονέκτημα των παραμετρικών προσεγγίσεων που παρακίνησε πολλούς ερευνητές να αναζητήσουν προσεγγίσεις χωρίς την υπόθεση κάποιας κατανομής, δηλαδή προσεγγίσεις που δεν βασίζονται σε μια συγκεκριμένη υπόθεση για τις πυκνότητες προς μοντελοποίηση. Η πιο δημοφιλής προσέγγιση χωρίς κατανομές, που αναφέρεται επίσης και ως μη παραμετρική, είναι η παλινδρόμηση ποσοστημορίων [8], όπως μελετήθηκε και στο κεφάλαιο 4, η οποία επιτρέπει τη χαλάρωση της χρήσης των υποθέσεων κατανομής για τις περίπτωση μονομεταβλητής πιθανοτικής πρόβλεψης. Το μοντέλο QR έχει σημειώσει μεγάλη επιτυχία στον Παγκόσμιο Διαγωνισμό Ενέργειακών Προβλέψεων 2014 τόσο στην διαδικασία πρόβλεψης της ηλιακής όσο και της αιολικής ενέργειας, αποτελώντας μια κυρίαρχη λύση λόγω των κορυφαίων επιδόσεων και της απλότητας

χρήσης της. Ωστόσο, απαιτεί την παράλληλη προσαρμογή μοντέλων για κάθε ποσοστημόριο, γεγονός που αυξάνει το κόστος υπολογισμού όταν απαιτείται ολόκληρη η κατανομή. Επιπλέον, παρέχει μόνο διακριτά ποσοστημόρια, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε διασταύρωση τους. Επιπλέον, οι πληροφορίες αβεβαιότητας που προκύπτουν από αυτά τα αποτελέσματα ενδέχεται να μην καλύπτουν το σύνολο των εφαρμογών που χρησιμοποιούνται στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, όπου χρησιμοποιείται στοχαστική βελτιστοποίηση και προτιμώνται πυκνότητες πιθανοτήτων [9].

Μια άλλη επικρατούσα προσέγγιση για μοντέλα χωρίς κατανομές, είναι η μέθοδος μίξης πυρήνων, η οποία είναι σε θέση να μοντελοποιήσει ολόκληρες κατανομές προσθέτοντας έναν πεπερασμένο αριθμό πυρήνων. Αυτή η μέθοδος μπορεί να ξεπεράσει τα μειονεκτήματα που αναφέρθηκαν, αλλά παρέχει την τελική εκτίμηση σε ένα πεπερασμένο άθροισμα πυρήνων, το οποίο μπορεί να είναι δύσκολο να ενσωματωθεί αποτελεσματικά σε προβλήματα στοχαστικής βελτιστοποίησης, π.χ. εφαρμογές που απαιτούν την αντιστροφή μιας αθροιστικής συνάρτησης κατανομής [4], [10]. Εν γένει, η ανάπτυξη ενός αποτελεσματικού και συνεχούς πιθανοτικού μοντέλου πρόβλεψης που να λαμβάνει μια εύκολα εφαρμόσιμη κατανομή χωρίς τα μειονεκτήματα της παραδοχής μιας κατανομής παραμένει ανοιχτό ζήτημα.

5.2 Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας

Έχει γίνει εκτεταμένη έρευνα σχετικά με την πιθανοτική εκτίμηση της παραγωγής ηλιακής και αιολικής ενέργειας σε ορίζοντα πολλαπλών χρονικών βημάτων. Οι πιθανοτικές μέθοδοι πρόβλεψης, όπως παρουσιάστηκε και στο κεφάλαιο 2 μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις κατηγορίες με βάση τον τρόπο με τον οποίο μοντελοποιούν την αβεβαιότητα των προβλέψεων: πρόβλεψη ποσοστημορίων ή διαστημάτων πρόβλεψης (PI), εκτιμήσεις πυκνότητας και ensemble προβλέψεις.

Οι μέθοδοι εκτίμησης των ποσοστημορίων και των PI βασίζονται στην παλινδρόμηση των ποσοστημορίων, μια διαδικασία που ελαχιστοποιεί το σφάλμα των ποσοστημορίων. Οι προσεγγίσεις αυτές εκτείνονται από την απλή γραμμική παλινδρόμηση των ποσοστημορίων σε πιο προηγμένες μεθόδους, όπως τα τυχαία δάση ποσοστημορίων, οι μηχανές ενίσχυσης κλίσης και τα νευρωνικά δίκτυα (βλ. κεφάλαιο 3). Υπάρχει μια εκτεταμένη βιβλιογραφία σχετικά με τις μεθόδους εκτίμησης των ποσοστημορίων και των PI που εφαρμόζονται στην πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ [11]–[15]. Η βασική ιδέα αυτών των εργασιών είναι η κατασκευή διαστημάτων πρόβλεψης ή η πρόβλεψη ενός συνόλου διακριτών τιμών με προκαθορισμένες ονομαστικές πιθανότητες. Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα PI κατασκευάζονται εύκολα συνδυάζοντας ένα ζεύγος ποσοστημορίων με βάση το επιθυμητό επίπεδο εμπιστοσύνης. Ωστόσο, τα PI, παρέχουν μόνο μερική πληροφόρηση για την αβεβαιότητα του αποτελέσματος. Αυτή η έλλειψη αυτών των μεθόδων, μπορεί να είναι αμελητέα σε ορισμένες εφαρμογές των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά είναι σημαντική στον στοχαστικό προγραμματισμό, όπου συχνά απαιτείται η κατανομή πιθανότητας της μελλοντικής αιολικής ή ηλιακής παραγωγής ενέργειας. Για να επιτευχθεί αυτό το επίπεδο λεπτομερειών με τη χρήση μοντέλων εκτίμησης PI πρέπει είτε να κατασκευαστεί ένας μεγάλος αριθμός τέτοιων μοντέλων είτε να χρησιμοποιηθούν αριθμητικές μέθοδοι για την εκτίμηση της κατανομής από την οποία αντλήθηκαν τα ποσοστά, μετατρέποντας έτσι το πρόβλημα πάλι σε πρόβλημα εκτίμησης πυκνότητας. Ένα άλλο μειονέκτημα αυτών των μεθόδων, σε σύγκριση με την προτεινόμενη μέθοδο, είναι ότι τα μοντέλα αυτά βελτιστοποιούνται σε ένα ορισμένο επίπεδο πιθανότητας, χωρίς να εξετάζεται η καλή προσαρμογή των προβλέψεών τους στην πραγματική κατανομή των δεδομένων.

Ακόμη, έχουν σημειωθεί πρόοδοι στην εκτίμηση της κατανομής πιθανοτήτων, προκειμένου να ληφθούν πλήρεις πληροφορίες αβεβαιότητας, μέσω μοντέλων μίξης. Τα μοντέλα μίξης είναι πιθανοτικά μοντέλα που αντιστοιχούν σε κατανομές μίξης, οι οποίες δημιουργούνται ως γραμμικός συνδυασμός ενός πεπερασμένου αριθμού κατανομών ενός υποπληθυσμού των δεδομένων. Ένα πολύ δημοφιλές μοντέλο μίξης είναι η μέθοδος KDE [16]–[18]. Η πιο δημοφιλής προσέγγιση της KDE, για την πρόβλεψη της παραγωγής των ΑΠΕ, εκτιμά την PDF μιας πρόβλεψης με βάση έναν πεπερασμένο πληθυσμό ιστορικών δεδομένων, που επιλέγεται με μια μετρική απόστασης,

όπως η μέθοδος K-κοντινότερων γειτόνων, όπως προτείνεται στο [17]. Ακόμη και αν η KDE είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την καθολική προσέγγιση της PDF, εξακολουθεί να περιορίζεται από την σωστή επιλογή του ιστορικών δεδομένων, η οποία δεν είναι ευέλικτη και πάσχει από το πρόβλημα της μεγάλης διαστατικότητας. Τα μειονεκτήματα του KDE αντιμετωπίστηκαν από τα MDN, όπως αυτά παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 4. Το MDN είναι ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου που προτάθηκε από τον Bishop [19] και μπορεί να μοντελοποιήσει την υπό συνθήκη κατανομή πιθανοτήτων των δεδομένων-στόχων χρησιμοποιώντας κατανομές μίξης εντός του νευρωνικού δικτύου. Τα MDN έχουν προταθεί τα τελευταία χρόνια για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ, με βάση το σημαντικότερο πλεονέκτημά τους που είναι ότι είναι μέθοδοι χωρίς κατανομές. Στο [20], οι συγγραφείς προτείνουν το Βελτιωμένο Βαθύ Δίκτυο Πυκνότητας Μείγματος στο οποίο οι πυρήνες του δικτύου μοντελοποιούνται με τη χρήση πυρήνων Beta. Σε αντίθεση με τους συνήθεις γκαουσιανούς πυρήνες, οι πυρήνες Beta ορίζονται σε ένα εύρος $[0, 1]$, αντιμετωπίζοντας το πρόβλημα της διαρροής πυκνότητας. Σε μια άλλη πρόσφατη εργασία σχετικά με μεθόδους χωρίς κατανομή, οι συγγραφείς μελετούν τη χρήση ενός μοντέλου ροής κανονικοποίησης υπό όρους για την εκμάθηση της αντιστοίχισης από ιστορικά δεδομένα καιρού και αιολικής ενέργειας σε μια κοινή κατανομή πιθανότητας για τις μελλοντικές εκροές αιολικής ενέργειας [21].

Μια άλλη δημοφιλής προσέγγιση πιθανοτικής πρόβλεψης για την παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ είναι η GPR [22]–[24]. Η GPR είναι ένα μοντέλο παλινδρόμησης που προσαρμόζει μια πολυμεταβλητή γκαουσιανή κατανομή στα δεδομένα εκπαίδευσης και μοντελοποιεί την κατανομή των συναρτήσεων που μπορούν να περιγράψουν αυτά τα δεδομένα. Τα κύρια μειονεκτήματα της μεθόδου GPR είναι ότι είναι χρονοβόρα λόγω της αντιστροφής του πίνακα συνδιακύμανσης που περιορίζει την απόδοσή της σε σύνολα δεδομένων με μεγάλο αριθμό δειγμάτων εκπαίδευσης. Παρ' όλα αυτά, η GPR είναι μια πολύ δημοφιλής προσέγγιση στην πιθανοτική πρόβλεψη.

Επιπλέον, μια δημοφιλής και αρκετά απλή μέθοδος για την πιθανοτική πρόβλεψη είναι μια διαδικασία επαναδειγματοληψίας μέσω Bootstrapping. Στην [25], μια πολύ βραχυπρόθεσμη παραμετρική πιθανοτική τεχνική πρόβλεψης εφαρμόζεται στην πρόβλεψη της ηλιακής ενέργειας. Η τεχνική αυτή χρησιμοποιεί ELM που εφαρμόζεται σε μια διαδικασία bootstrap για τη δημιουργία των Bootstrap-Extreme Learning Machines. Στην [26], παρόμοια με την [25], οι συγγραφείς προτείνουν τη χρήση μηχανών ακραίας μάθησης και διαφόρων μεθόδων bootstrap, για την πρόβλεψη διαστημάτων πιθανότητας, μετά την εκτίμηση των παραμέτρων μιας γκαουσιανής κατανομής πιθανότητας. Παρόλο που και οι δύο αυτές μέθοδοι κατασκευάζουν διαστήματα πρόβλεψης, τα όρια των διαστημάτων εκτιμώνται με την παραδοχή της συνάρτησης ποσοστημορίου μιας Γκαουσιανής κατανομής. Η κατανομή ορίζεται από την μέση τιμή και τη διακύμανση ενός συνόλου σημειακών προβλέψεων, καθιστώντας τη μέθοδο αυτή μερικώς παραμετρική.

5.3 Μεθοδολογία

Ως βάση για την παρούσα μεθοδολογία, εμπνεόμαστε από το [27], που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4, το οποίο πρότεινε τη χρήση νευρωνικού δικτύου εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας για την εκτίμηση της κατανομής πιθανότητας της ταχύτητας του ανέμου, που παρατηρείται σε ένα αιολικό πάρκο, με βάση αριθμητικές μετεωρολογικές προβλέψεις. Το PDE-NN μπορεί να περιγραφεί ως μια παραλλαγή MDN, όπου αντί για ένα μείγμα κατανομών, η έξοδος δίνεται από ένα σύνολο παραμέτρων που ορίζουν μια κατανομή πιθανότητας. Μια από τις κύριες συνεισφορές αυτής της μεθόδου, ήταν η πρόταση της κατανομής Kumaraswamy για την χρήση της ως υποκειμενική κατανομή στην πιθανοτική πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου. Στα πλαίσια αυτής της μεθόδου, επεκτείνεται η αξιολόγηση της κατανομής Kumaraswamy στην πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από ΑΠΕ με βάση τα δύο κύρια πλεονεκτήματά της: είναι μια φραγμένη κατανομή και είναι μια από τις απλούστερες κατανομές δύο παραμέτρων που μπορεί να μεταβάλει το σχήμα της προκειμένου να μοντελοποιήσει μια ποικιλία κατανομών, καθιστώντας την ιδανική υποψήφια για την επιλογή υποτιθέμενης κατανομής, τόσο για την ηλιακή όσο και για την αιολική παραγωγή

ενέργειας.

Επιπλέον, το PDE-NN, εισάγεται σε ένα μοντέλο βασισμένο σε πρόβλεψη συνόλου, όπου εκπαιδεύονται πολλαπλά υπο-μοντέλα PDE-NN προκειμένου να γίνει η τελική εκτίμηση. Μια σημαντική διαφορά μεταξύ του MDN και της προτεινόμενης μεθοδολογίας είναι η δημιουργία της τελικής εκτίμησης. Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, τα MDN δημιουργούν ένα μείγμα κατανομών με τρόπο γραμμικού συνδυασμού. Αυτό μπορεί να εισάγει δυσκολίες σε εφαρμογές που απαιτούν τη χρήση της αντιστροφής των αθροιστικών συναρτήσεων κατανομής ή σε μεθόδους δημιουργίας σεναρίων. Ένα βασικό πλεονέκτημα της κατανομής Kumaraswamy και της προτεινόμενης μεθοδολογίας είναι ότι δεν προβλέπει την τελική κατανομή των δεδομένων-στόχων ως γραμμικό συνδυασμό κατανομών, αλλά εκτιμά τις παραμέτρους της τελικής κατανομής Kumaraswamy ως γραμμικό συνδυασμό των παραμέτρων από τα πολλαπλά πιθανοτικά υπομοντέλα. Αυτό παρέχει τη δυνατότητα μιας εύκολα αντιστρέψιμης συνάρτησης κατανομής. Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τη χρήση της κατανομής Kumaraswamy παρέχονται στη συνέχεια του κεφαλαίου.

Ο γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων, παράγεται από ένα στοιχείο-συνιστώσα που ονομάζεται Meta-Learner, το οποίο είναι υπεύθυνο για την εκτίμηση των βαρών με τα οποία πολλαπλασιάζονται οι παράμετροι πριν από τον γραμμικό συνδυασμό. Στο πλαίσιο αυτής της μεθοδολογίας, εισάγουμε την ιδέα της εκπαίδευσης κάθε υπομοντέλου σε μια συγκεκριμένη συστάδα παρόμοιων δειγμάτων εκπαίδευσης. Ως εκ τούτου, προτείνουμε τα βάρη συμμετοχής των παραμέτρων να σχετίζονται με τη διαδικασία συσταδοποίησης, ώστε να αντιπροσωπεύουν την πιθανότητα κάθε δείγμα εκπαίδευσης να ανήκει σε κάθε συστάδα. Με βάση αυτή την ιδέα, η διαδικασία ομαδοποίησης πραγματοποιείται στο πλαίσιο της διαδικασίας εκπαίδευσης ολόκληρου του μοντέλου και βελτιστοποιείται παράλληλα με την εκπαίδευση των υπομοντέλων και του μετα-μαθητή. Η καινοτομία της ιδέας της συσταδοποίησης, είναι η πρόταση μιας επιβλεπόμενης διαδικασίας συσταδοποίησης εντός του μοντέλου, η οποία ομαδοποιεί τα δείγματα εκπαίδευσης με βάση την ταξινόμηση του εκτιμώμενου αποτελέσματος αντί της ομοιότητας των χαρακτηριστικών εισόδου. Χρησιμοποιώντας αυτή τη διαδικασία ομαδοποίησης με επίβλεψη, η εκπαίδευση κάθε υπομοντέλου επικεντρώνεται σε μια ομάδα δειγμάτων εκπαίδευσης με σχετικά κοντινό επίπεδο παραγωγής ισχύος. Αυτή η διαδικασία δημιουργεί υπο-μοντέλα που έχουν υψηλή ακρίβεια στο συγκεκριμένο επίπεδο παραγωγής τους.

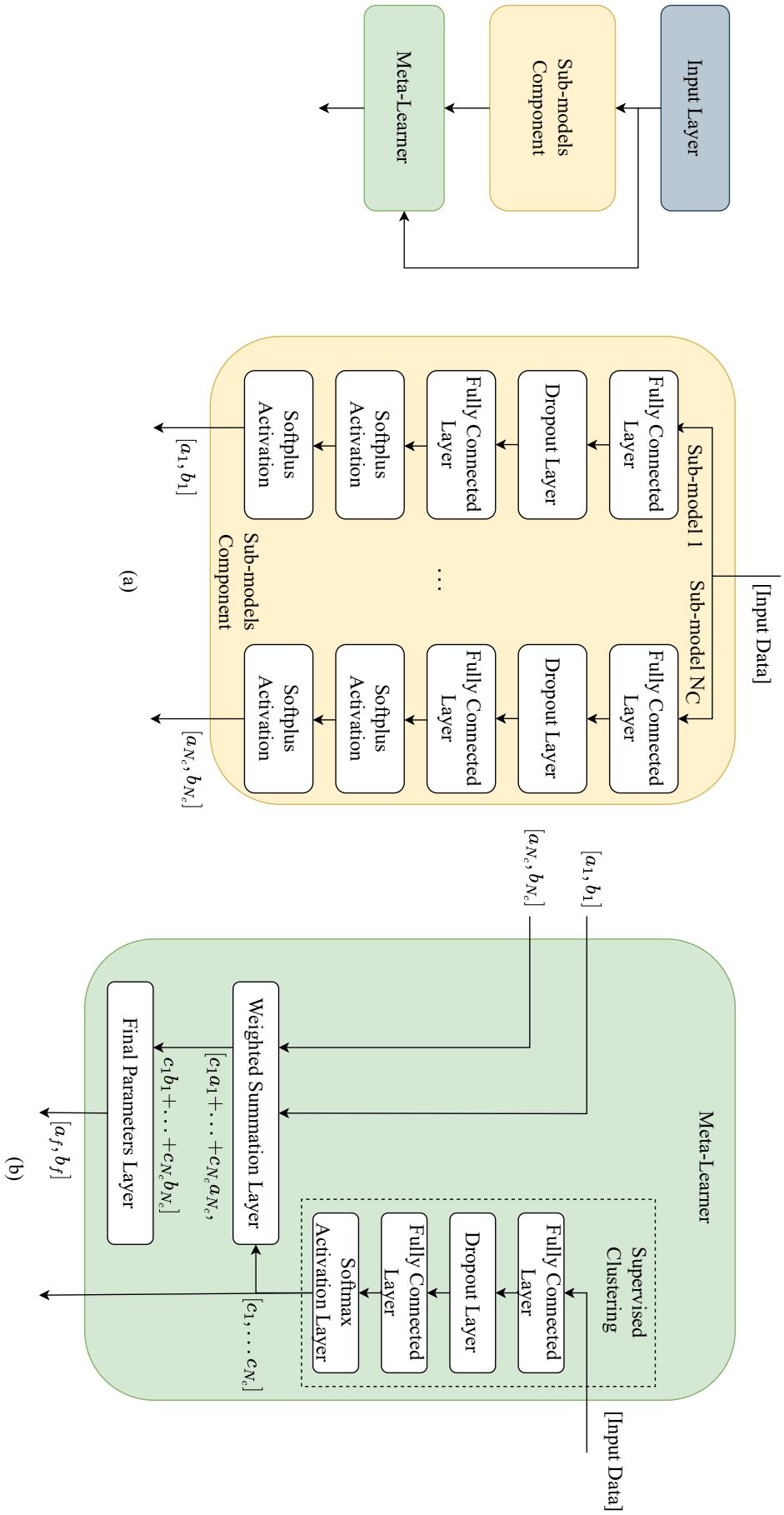
Εκτός από τα πλεονεκτήματα που αναφέρθηκαν προηγουμένως, με βάση την ευελιξία της κατανομής Kumaraswamy να μοντελοποιεί τα σχήματα διαφόρων κατανομών μέσα σε ένα περιορισμένο πεδίο και την εκτεταμένη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων για το έργο αυτό, η προτεινόμενη μεθοδολογία δοκιμάζεται τόσο για προβλέψεις παραγωγής ηλιακής όσο και αιολικής ενέργειας. Είναι προφανές ότι αυτές οι δυο προβλέψεις εξαρτώνται από πολύ διαφορετικά χαρακτηριστικά εισόδου, αλλά η βασική υπόθεση είναι ότι η παρουσιαζόμενη μέθοδος είναι αρκετά γενική και ευέλικτη, ώστε να μπορεί να μοντελοποιήσει και τις δύο αυτές διαδικασίες πρόβλεψης. Επιπλέον, το κύριο συστατικό του προτεινόμενου μοντέλου βασίζεται στην ιδέα ενός συνόλου πιθανοτικών μοντέλων σχεδιασμένων ως PDE-NN, όπως προτείνεται στην [27]. Το κύριο πλεονέκτημα των PDE-NNs είναι ότι μπορούν να ενσωματώσουν τις περισσότερες αρχιτεκτονικές τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Αυτό καθιστά δυνατή την εφαρμογή αρκετών γνωστών μεθόδων, που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία, να ενσωματωθούν προκειμένου να αυξηθεί την απόδοσή τους και να μετατραπούν σε πιθανοτικές μεθόδους (π.χ. συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα κ.λπ.)

Το προτεινόμενο μοντέλο βασίζεται στη χρήση πολλαπλών παραμετρικών πιθανοτικών υπομοντέλων προκειμένου να δημιουργηθεί ένα σύνολο πιθανοτικών προβλέψεων και να εκτιμηθεί μια τελική πιθανοτική πρόβλεψη. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική, που παρουσιάζεται στην εικόνα 5.1, αποτελείται από τα ακόλουθα στοιχεία: Το στοιχείο Υπο-μοντέλων (α) και το στοιχείο Meta-Learner (β), το οποίο για το υπόλοιπο της παρούσας εργασίας θα αναφέρεται απλώς ως Meta-Learner. Εφόσον έχει επιλεγεί η κατανομή Kumaraswamy, οι παράμετροι κατανομής που εμφανίζονται σε παρένθεση, στην εικόνα 5.1, αντιστοιχούν στις παραμέτρους κατανομής που ορίζουν μια

κατανομή Kumaraswamy $[a, b]$. Τα βέλη στην εικόνα 5.1 και τα δεδομένα σε παρένθεση εμφανίζουν τη ροή των πληροφοριών εντός του προτεινόμενου μοντέλου. Όλες οι συνιστώσες βασίζονται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, συμμετέχουν ως διαφορετικοί κλάδοι ενός ενιαίου δικτύου και εκπαιδεύονται ταυτόχρονα σε μια ενιαία διαδικασία εκπαίδευσης.

Το στοιχείο Υπο-μοντέλων αποτελείται από έναν αριθμό N_C υπο-μοντέλων βασισμένων σε νευρωνικά δίκτυα. Όπως φαίνεται στην εικόνα 5.1 (α), κάθε υπο-μοντέλο λειτουργεί ως διαφορετικός ανεξάρτητος κλάδος του ίδιου νευρωνικού δικτύου που παράγει παραμετρικές πιθανοτικές προβλέψεις. Στόχος αυτού του στοιχείου είναι να παρουσιάσει σε κάθε υπομοντέλο το ίδιο διάνυσμα εισόδου και κάθε υπομοντέλο να παράγει διαφορετική έξοδο με τη μορφή παραμέτρων μιας συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας. Η διαφορά στις εξόδους κάθε υπομοντέλου επιτυγχάνεται με δύο τρόπους. Πρώτον, τα συναπτικά βάρη αρχικοποιούνται τυχαία με δείγματα από μια συνεχή κατανομή. Επιπλέον, δεδομένου ότι στο εσωτερικό των υπομοντέλων χρησιμοποιούνται μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, ακόμη και η παραμικρή διαφορά στις αρχικές τιμές θα παρέχει διαφορετικά αποτελέσματα. Δεύτερον, όπως θα εξηγηθεί λεπτομερέστερα στη συνέχεια του κεφαλαίου, τα συναπτικά βάρη κάθε κλάδου ενημερώνονται με βάση τη συμμετοχή της συστάδας τους στην τελική πρόβλεψη και το σφάλμα της. Αυτή η συμμετοχή υπολογίζεται με βάση τη συστάδα στην οποία έχει ανατεθεί κάθε δείγμα εκπαίδευσης. Μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης, η αντίστροφη διάδοση του σφάλματος σταθμίζεται με βάση τη συμμετοχή σε κάθε συστάδα. Ως εκ τούτου, κάθε υπομοντέλο βελτιστοποιείται στα δείγματα εκπαίδευσης της συστάδας που του έχει ανατεθεί. Αυτό οδηγεί σε υπο-μοντέλα με διαφορετικά συναπτικά βάρη και διαφορετικές εξόδους παρόλο που τους παρέχονται τα ίδια δεδομένα εισόδου. Αυτές οι εξόδους διαβιβάζονται στον Meta-Learner και χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εισόδου για την τελική παραμετρική πιθανοτική εκτίμηση.

Η χρήση της ομαδοποίησης στην πρόβλεψη είναι μια καθιερωμένη διαδικασία, καθώς αποσκοπεί στη διαίρεση των δεδομένων εκπαίδευσης σε ομάδες, υποθέτοντας ότι παρόμοια δεδομένα εκπαίδευσης μπορεί να έχουν την ίδια συμπεριφορά, καθιστώντας έτσι τη διαδικασία πρόβλεψης πιο ακριβή. Στη βιβλιογραφία, η ομαδοποίηση εφαρμόζεται κυρίως στα χαρακτηριστικά εισόδου των δειγμάτων εκπαίδευσης, υποθέτοντας ότι παρόμοια χαρακτηριστικά εισόδου θα δώσουν παρόμοιες εξόδους [28]–[31]. Αυτή η προσέγγιση είναι ιδιαίτερα ευαίσθητη στο θόρυβο και τα σφάλματα από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού που χρησιμοποιούνται ως είσοδος στις περισσότερες περιπτώσεις. Αυτό οδηγεί σε μια περίπτωση όπου η κατανομή πιθανότητας της παραγωγής ενέργειας για κάθε ομάδα δεδομένων κατανέμεται σε ολόκληρο το πεδίο τιμών. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε επιμέρους μοντέλα με χαμηλότερη ακρίβεια, δεδομένου ότι εκπαιδεύτηκαν σε παρόμοια δεδομένα εισόδου, αλλά αναμένεται να εκτιμήσουν ανόμοιες εξόδους. Προκειμένου να ξεπεραστεί αυτή η ευαισθησία της ομαδοποίησης σε θόρυβο και σφάλματα που υπάρχουν στα χαρακτηριστικά εισόδου, προτείνεται μια διαδικασία ομαδοποίησης με βάση την τιμή της παραγωγής. Τα δείγματα εκπαίδευσης κατατάσσονται σε N_C συστάδες με βάση την τιμή-στόχο (τιμή παραγωγής) και η πληροφορία σχετικά με το σε ποια συστάδα ανήκει κάθε δείγμα μετατρέπεται σε ετικέτες ταξινόμησης μέσω κωδικοποίησης one-hot. Ως εκ τούτου, τα χαρακτηριστικά εισόδου δεν αντιστοιχίζονται σε συστάδες με βάση την απόστασή τους μεταξύ τους, αλλά ταξινομούνται και χωρίζονται σε ισομεγέθεις N_C υποπεριοχές του τομέα της παραγωγής ενέργειας. Ο αριθμός των συστάδων N_C θεωρείται υπερ-παραμέτρος του μοντέλου και η βέλτιστη τιμή του μπορεί να προσδιοριστεί μέσω μιας μεθόδου βελτιστοποίησης υπερ-παραμέτρων. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, η βέλτιστη τιμή N_C επιλέγεται σε κάθε μελέτη περίπτωσης χωριστά, μέσω αναζήτησης σε πλέγμα. Ο Meta-Learner είναι το συστατικό του μοντέλου που είναι υπεύθυνο για το συνδυασμό όλων των πληροφοριών από τα υπο-μοντέλα και το συστατικό ομαδοποίησης με επίβλεψη, προκειμένου να γίνει η τελική εκτίμηση. Αυτό επιτυγχάνεται με τον υπολογισμό των παραμέτρων της κατανομής της τελικής εκτίμησης ως σταθμισμένου γραμμικού συνδυασμού των παραμέτρων των κατανομών από όλα τα υπομοντέλα. Η προώθηση της πληροφορίας στο προτεινόμενο μοντέλο μέσω της φάσης εκπαίδευσης συνοψίζεται στον αλγόριθμο 1. Στις επόμενες δύο ενότητες



Εικόνα 5.1. Συνολική αρχιτεκτονική του προτεινόμενου μοντέλου

του κεφαλαίου παρουσιάζεται λεπτομερής ανάλυση των διαδικασιών και των δύο συνιστωσών.

Algorithm 1 Διάδοση της πληροφορίας στο προτεινόμενο μοντέλο κατα τη διάρκεια της εκπαίδευσης

Αρχικοποίηση των συναπτικών βαρών όλων των επιπέδων

$e = 1$

while $e \leq N_{epochs}$ **do**

Εκτίμηση $[\alpha_1^j, b_1^j], \dots, [\alpha_{N_c}^j, b_{N_c}^j] \quad \forall j \in N$

Estimate $[c_1^j, \dots, c_{N_c}^j] \quad \forall j \in N, \quad s.t. \quad \sum_{i=1}^{N_c} c_i^j = 1$

Estimate $d_f^j = \sum_{i=1}^{N_c} c_i^j d_i^j : \forall j \in N$

Estimate $b_f^j = \sum_{i=1}^{N_c} c_i^j b_i^j : \forall j \in N$

$e = e + 1$

end while

5.3.1 Συνιστώσα Υπο-μοντέλων

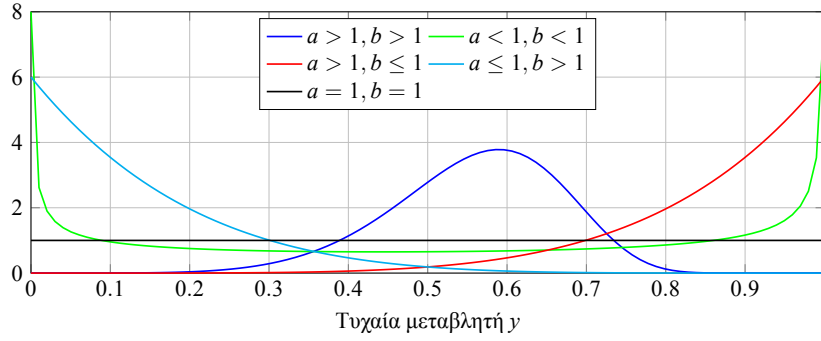
Νευρωνικά δίκτυα εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας

Τα PDE-NN είναι ένας μοναδικός τύπος τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ικανό να εκτιμά συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Η ιδέα πίσω από τα PDE-NN είναι η εκμετάλλευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ως καθολικού προσεγγιστή. Μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης, το PDE-NN υπολογίζει το συνεχές PDF κάθε τιμής στόχου εκτιμώντας τις παραμέτρους του. Προκειμένου να μοντελοποιηθεί το διάνυσμα των παραμέτρων, το επίπεδο εξόδου του αντικαθίσταται με ένα επίπεδο παραμέτρων. Αυτό το επίπεδο έχει τόσους κόμβους όσοι είναι ο αριθμός των παραμέτρων που καθορίζουν την επιλεγμένη κατανομή. Αυτές οι παράμετροι εκτιμώνται ως μη γραμμικός συνδυασμός των τιμών εξόδου του PDE-NN από το τελευταίο κρυφό επίπεδο. Η κύρια διαφορά μεταξύ ενός κοινού επιπέδου εξόδου και του επιπέδου παραμέτρων είναι ότι το κοινό επίπεδο εξόδου εκτιμά την απαιτούμενη μεταβλητή εξόδου, ενώ το επίπεδο παραμέτρων εκτιμά μόνο τις παραμέτρους της υποκείμενης κατανομής της εξόδου. Αυτό δίνει το πλεονέκτημα στο PDE-NN, χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους, όχι μόνο να εκτιμήσει την αναμενόμενη τιμή της κατανομής ως ντετερμινιστική πρόβλεψη, αλλά και να εκτιμήσει ποσοστημόρια, διαστήματα εμπιστοσύνης ή να δημιουργήσει σενάρια παραγωγής ΑΠΕ.

Κατανομή Kumaraswamy

Το τελευταίο βήμα στην κατασκευή ενός PDE-NN είναι η επιλογή της κατανομής πιθανότητας που θα προσαρμοστεί. Η απόφαση αυτή πρέπει να λαμβάνει υπόψη όλους τους φυσικούς περιορισμούς της μεταβλητής που προβλέπουμε. Η παραγωγή από ΑΠΕ, όπως περιγράφηκε, είναι μια φραγμένη μεταβλητή μεταξύ του μηδενός και της εγκατεστημένης ισχύος του σταθμού ΑΠΕ. Όπως μελετήθηκε στο [27], μια καλά προσαρμοσμένη λύση είναι η κατανομή Kumaraswamy που ορίζεται από δύο μη αρνητικές παραμέτρους σχήματος, a και b . Στην απλούστερη μορφή της, η κατανομή έχει πεδίο ορισμού το $(0, 1)$. Σε μια πιο γενική μορφή, η κανονικοποιημένη τυχαία μεταβλητή y αντικαθίσταται από μια μη μετατοπισμένη και μη κλιμακωτή τυχαία μεταβλητή, η οποία στη συνέχεια κλιμακώνεται και μετατοπίζεται από τα επιλεγμένα όρια $[\underline{y}, \bar{y}] \subseteq \mathbb{R}$. Χρησιμοποιώντας αυτόν τον μετασχηματισμό, η κατανομή μπορεί να επεκταθεί ώστε να συμπεριλάβει τα όρια των 0 και 1. Η PDF και η CDF του Kumaraswamy παρουσιάζονται στις (5.1) και (5.2), αντίστοιχα [32].

$$f_K(y) = ab \left[\frac{y - \underline{y}}{\bar{y} - \underline{y}} \right]^{a-1} \left(1 - \left[\frac{y - \underline{y}}{\bar{y} - \underline{y}} \right]^a \right)^{b-1}, \quad y \in (\underline{y}, \bar{y}) \quad (5.1)$$



Εικόνα 5.2. Κατανομή Kumaraswamy για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων a και b

$$F_K(y) = 1 - \left(1 - \left[\frac{y - \underline{y}}{\bar{y} - \underline{y}}\right]^a\right)^b, y \in (\underline{y}, \bar{y}) \quad (5.2)$$

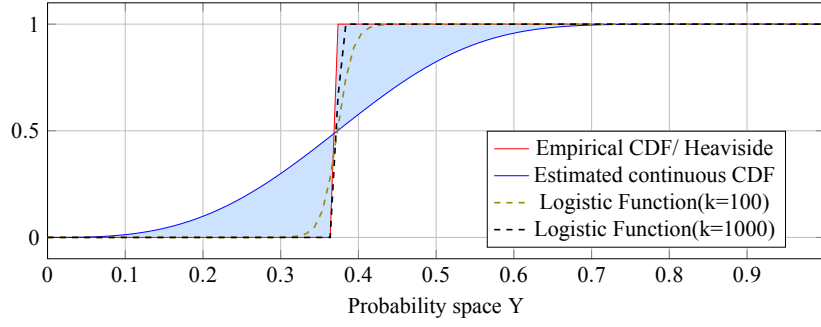
Η PDF και η CDF είναι πολύ απλούστερες από τις ευρέως χρησιμοποιούμενες κατανομές πιθανοτήτων στην πιθανοτική πρόβλεψη, όπως η κατανομή Βήτα, η Κανονικά, η Logit-normal και η Weibull. Επιπλέον, η κατανομή Kumaraswamy, είναι η μόνη οικογένεια κατανομών δύο παραμέτρων που περιορίζεται σε συγκεκριμένο χώρο και ορίζεται τόσο απλά. Η CDF είναι εύκολα αντιστρέψιμη ώστε να προκύψει η συνάρτηση ποσοστημορίων όπως φαίνεται στην (5.3).

$$F_K^{-1}(p) = (\bar{y} - \underline{y})(1 - (1 - p)^{\frac{1}{b}})^{\frac{1}{a}} + \underline{y}, p \in [0, 1] \quad (5.3)$$

Στην εικόνα 5.2, εμφανίζονται οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας της κανονικοποιημένης κατανομής Kumaraswamy για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων a και b . Όπως παρατηρείται, η κατανομή Kumaraswamy έχει τις βασικές ιδιότητες σχήματος μιας από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενης φραγμένης κατανομής, της κατανομής Beta. Έτσι, μεταβάλλοντας τις παραμέτρους σχήματος, είμαστε σε θέση να αλλάξουμε το σχήμα της κατανομής. Αυτός ακριβώς είναι ο στόχος της διαδικασίας εκπαίδευσης των υπομοντέλων PDE-NN, δηλαδή η ανακάλυψη των ζευγών παραμέτρων που για κάθε διάνυσμα εισόδου ελαχιστοποιούν το CRPS για την παρατήρηση της τιμής-στόχου.

5.3.2 Αντικειμενική συνάρτηση

Η διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου βασίζεται στην προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος πρόβλεψης και στην ενημέρωση των βαρών του για την ελαχιστοποίηση αυτού του σφάλματος. Επομένως, η διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να περιγραφεί ως ένα πρόβλημα ελαχιστοποίησης με μια αντικειμενική συνάρτηση που εξαρτάται από το σφάλμα μεταξύ της εκτιμώμενης τιμής και της τιμής-στόχου. Η ιδέα πίσω από το PDE-NN είναι η χρήση μιας συνάρτησης κόστους που εξετάζει το σφάλμα μιας ολόκληρης κατανομής πιθανοτήτων. Όπως αναφέρθηκαν και στο κεφάλαιο 2, οι πιο κοινές μετρικές σφάλματος των πιθανοτικών προβλέψεων είναι το CRPS και η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας. Σύμφωνα με το [33], το CRPS είναι πιο ανθεκτικό σε λανθασμένη προδιαγραφή της κατανομής σε σύγκριση με την εκτίμηση της μέγιστης πιθανοφάνειας, καθιστώντας την καλύτερη επιλογή ως αντικειμενική συνάρτηση στην παρούσα εργασία. Για να διαπιστωθεί περαιτέρω η υπεροχή του CRPS ως συνάρτηση κόστους, σε σύγκριση με την MLE, οι δύο αυτές συναρτήσεις θα αξιολογηθούν στο πλαίσιο της παρούσας μεθοδολογίας. Το CRPS είναι ένα τετραγωνικό μέτρο της διαφοράς μεταξύ της εκτιμώμενης αθροιστικής συνάρτησης κατανομής F και της εμπειρικής αθροιστικής συνάρτησης κατανομής της παρατήρησης, όπως φαίνεται στο (5.4). Σε αυτό το πλαίσιο, η εμπειρική αθροιστική συνάρτηση κατανομής μοντελοποιείται από



Εικόνα 5.3. Διαφορετικές προσεγγίσεις της CDF

τη συνάρτηση Heaviside 1 (5.5) .

$$CRPS(F^j, y^j) = \int_{\mathbb{R}} [F^j(z) - 1(z \geq y^j)]^2 dz \quad : \forall j \in N \quad (5.4)$$

$$1(z \geq y^j) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq y^j. \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5.5)$$

όπου z είναι μια ψευδομεταβλητή για την ολοκλήρωση. Προκειμένου το CRPS να εισαχθεί ως διαφορίσιμη αντικειμενική συνάρτηση, για τη διαδικασία εκπαίδευσης, η συνάρτηση Heaviside αντικαθίσταται από τη διαφορίσιμη συνάρτηση logistic ως διαφορίσιμη προσέγγιση (5.6).

$$1(z \geq y^j) \approx \frac{1}{1 + e^{-k(z - y^j)}} \quad : k \geq 0, \forall j \in N \quad (5.6)$$

όπου ένα μεγαλύτερο k αντιστοιχεί σε μια πιο απότομη μετάβαση στο σημείο $z = y$. Για τους σκοπούς της εκπαίδευσης ενός πιθανοτικού μοντέλου που χρησιμοποιεί το CRPS ως αντικειμενική συνάρτηση, προτείνεται η τιμή $k = 10^3$. Ένα παράδειγμα των διαφορετικών προσεγγίσεων της CDF εμφανίζεται στην εικόνα 5.3, συμπεριλαμβανομένων δύο λογιστικών προσεγγίσεων με $k = 10^2$ και $k = 10^3$. Ελαχιστοποιώντας το CRPS, ελαχιστοποιείται η διαφορά μεταξύ της εκτιμώμενης και της εμπειρικής CDF. Επομένως, μια πιο κοντινή προσέγγιση της εμπειρικής CDF θα οδηγήσει σε καλύτερη εκτίμηση της CRPS που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί. Τέλος, προκειμένου να μειωθεί ο υπολογιστικός χρόνος της διαδικασίας εκπαίδευσης, το ολοκλήρωμα CRPS προσεγγίζεται με τη χρήση αριθμητικού τετραγωνισμού με $n = 10$, όπως φαίνεται στο (5.7)

$$\int_{z_0}^{z_1} g(z) dz \approx \frac{z_1 - z_0}{n} \left(\frac{g(z_0)}{2} + \sum_{i=1}^{n-1} g\left(z_0 + i \frac{z_1 - z_0}{n}\right) + \frac{g(z_1)}{2} \right) \quad (5.7)$$

$$g(z) = \left[F^j(z) - \frac{1}{1 + e^{-k(z - y^j)}} \right]^2 \quad : \forall j \in N \quad (5.8)$$

Εφόσον επιλέγεται η κατανομή Kumaraswamy, η τελική αρχιτεκτονική των υπομοντέλων PDE-NN περιλαμβάνει ένα επίπεδο εξόδου δύο παραμέτρων. Προκειμένου να περιοριστούν οι παράμετροι της κατανομής Kumaraswamy να είναι μεγαλύτερες από 0, χρησιμοποιείται η συνάρτηση ενεργοποίησης softplus, πριν από το επίπεδο παραμέτρων. Η softplus είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία χρησιμοποιείται για να περιορίσει την έξοδο ενός επιπέδου νευρωνών να είναι πάντα θετική.

5.3.3 Συνιστώσα Meta-Learner

Επιβλεπόμενη ομαδοποίηση

Το μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι κατά τη λειτουργία του μοντέλου σε πραγματικό χρόνο, δεν έχουμε εκ των προτέρων γνώση του μεγέθους της παραγωγής ενέργειας, προκειμένου

να αποφασίσουμε ποια υπο-μοντέλα θα πρέπει να συμμετέχουν στην πρόβλεψη. Προκειμένου να ξεπεραστεί αυτό, προτείνεται μια διαδικασία ομαδοποίησης με επίβλεψη που βασίζεται στην ταξινόμηση. Εάν με τη χρήση των χαρακτηριστικών εισόδου είμαστε σε θέση να προσδιορίσουμε σε ποια συστάδα θα παρατηρηθεί η πραγματική παραγωγή ισχύος, τότε το πρόβλημα της συσταδοποίησης μετατρέπεται σε πρόβλημα ταξινόμησης και μπορεί να αντιμετωπιστεί. Για να επιτευχθεί αυτό, προτείνεται η συνιστώσα της εποπτευόμενης συσταδοποίησης, η οποία είναι υπεύθυνη για την πρόβλεψη, για κάθε δείγμα εκπαίδευσης, σε ποια συστάδα ανήκει. Πριν από τη διαδικασία εκπαίδευσης, τα δείγματα εκπαίδευσης ταξινομούνται σε συστάδες. Για κάθε δείγμα εκπαίδευσης, μαζί με την τιμή της παραγωγής ισχύος, αποδίδεται μια άλλη τιμή εξόδου, η οποία είναι ένα κωδικοποιημένο διάνυσμα ανάθεσης συσταδοποίησης με ένα σημείο. Δηλαδή, για κάθε δείγμα δημιουργείται ένα διάνυσμα μήκους N_C με τιμή ένα στο στοιχείο που αντιστοιχεί στην ανατεθείσα συστάδα και μηδενικές τιμές στο υπόλοιπο διάνυσμα. Αυτά τα διανύσματα χρησιμοποιούνται ως πρόσθετες μεταβλητές εξόδου του προτεινόμενου μοντέλου και είναι υπεύθυνα για την εκπαίδευση της συνιστώσας επιβλεπόμενης ομαδοποίησης (Supervised Clustering).

Δεδομένου ότι η διαδικασία συσταδοποίησης μετατρέπεται σε διαδικασία κατηγορικής ταξινόμησης, επιλέγουμε την κατηγορική διασταυρούμενη εντροπία ως αντικειμενική συνάρτηση ελαχιστοποίησης και ένα επίπεδο ενεργοποίησης "softmax" για την εκτίμηση των βαρών συμμετοχής στη συσταδοποίηση. Δεδομένου ότι χρησιμοποιείται μια συνάρτηση ενεργοποίησης "softmax" για την εκτίμηση των βαρών συμμετοχής στην ομαδοποίηση, τα εν λόγω βάρη μπορούν επίσης να ερμηνευθούν ως οι πιθανότητες ενός δείγματος αμαξοστοιχίας να ανήκει σε κάθε ομάδα. Η κατηγορική διασταυρούμενη εντροπία είναι μια συνάρτηση απωλειών που χρησιμοποιείται σε εργασίες ταξινόμησης πολλαπλών κατηγοριών, όπου ένα δείγμα εκπαίδευσης μπορεί να ανήκει μόνο σε μία από πολλές πιθανές κατηγορίες. Η κατηγορική διασταυρούμενη εντροπία ορίζεται ως εξής:

$$L_{CE}^j = \frac{1}{N_C} \sum_{r=1}^{N_C} t_r^j \log(c_r^j) : \forall j \in [1, \dots, N] \quad (5.9)$$

όπου t_r^j είναι το $r^{οστ}$ στοιχείο στο $j^{οστ}$ διάνυσμα συστάδας και c_r^j είναι το βάρος συμμετοχής σε συστάδες του $j^{οστ}$ δείγματος εκπαίδευσης στη συστάδα $r^{οστ}$.

Τελική παραμετρική πιθανοτική πρόβλεψη

Αφού υπολογιστούν τα βάρη συμμετοχής σε συστάδες από τη συνιστώσα συστάδων με επίβλεψη, υπολογίζονται οι τιμές της κατανομής Kumaraswamy για την τελική εκτίμηση, όπως φαίνεται στο (5.10).

$$d_j^i = \sum_{i=1}^{N_C} c_i^j d_i^j, \quad b_j^i = \sum_{i=1}^{N_C} c_i^j b_i^j : \forall j \in [1, \dots, N] \quad s.t \sum_{i=1}^{N_C} c_i^j = 1 \quad (5.10)$$

Όπως περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα, τα βάρη συμμετοχής στην ομαδοποίηση υπολογίζονται μέσω μιας συνάρτησης "softmax" προκειμένου τα βάρη συμμετοχής στην ομαδοποίηση να εκφράζονται ως η πιθανότητα ένα διάνυσμα εισόδου να συμπεριληφθεί σε κάθε ομάδα. Για σκοπούς συσταδοποίησης, αντί της συνάρτησης "softmax", θα μπορούσε επίσης να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση "argmax" ή "hardmax", με τον περιορισμό του ότι δεν είναι διαφορίσιμη. Η συνάρτηση "argmax" επιστρέφει την τιμή ένα για το βάρος συμμετοχής στην ομαδοποίηση με την υψηλότερη πιθανότητα και μηδέν για τις υπόλοιπες ομάδες. Από την άλλη πλευρά, η συνάρτηση "softmax", ως μια πιο ήπια και διαφοροποιήσιμη προσέγγιση της "argmax", είναι επίσης σε θέση να διατηρεί τις πληροφορίες για τα άλλα, μη μέγιστα, βάρη συμμετοχής. Επομένως, όπως προκύπτει από το (5.10), οι τελικές παράμετροι συχνά θα λαμβάνουν υπόψη, τις παραμέτρους ενός υπο-μοντέλου από μια διαφορετική συστάδα, αλλά με πολύ μικρότερο βάρος. Επομένως, μπορούμε να υποθέσουμε ότι τα υπο-μοντέλα θα επικεντρώνονται στη συστάδα των δεδομένων

εκπαίδευσης στην οποία έχουν ανατεθεί, αλλά έχουν επίσης κάποια γνώση για την κατάσταση στις υπόλοιπες συστάδες. Αυτή είναι μια αποδεκτή και αναμενόμενη συμπεριφορά του μοντέλου, ειδικά για τις περιπτώσεις δειγμάτων εκπαίδευσης που βρίσκονται στα όρια γειτονικών συστάδων και η ανάθεση συστάδας δεν είναι μονοσήμαντη.

5.3.4 Αντικειμενική συνάρτηση πολλών όρων

Στα πλαίσια της παρούσας μεθοδολογίας, προτείνεται μια παραλλαγή του στοιβαγμένου μοντέλου ensemble με μία μόνο φάση εκπαίδευσης τόσο για το σύνολο των μοντέλων όσο και για τον Meta-Learner. Στα περισσότερα στοιβαγμένα μοντέλα συνόλου, η φάση εκπαίδευσης έχει δύο στάδια. Το πρώτο στάδιο περιλαμβάνει την εκπαίδευση πολλαπλών μοντέλων ελαχιστοποιώντας μια ενιαία συνάρτηση απωλειών κάθε φορά για κάθε μοντέλο. Το δεύτερο στάδιο είναι η εκπαίδευση του Meta-Learner, παγώνοντας τις παραμέτρους των υπομοντέλων και χρησιμοποιώντας τις ως είσοδο στον Meta-Learner, προκειμένου να υπολογιστεί ο καλύτερος τρόπος σύνθεσης των τιμών εξόδου για το μοντέλο stacked ensemble. Για μια ενιαία φάση εκπαίδευσης, κατασκευάζεται μια συνάρτηση κόστους πολλαπλών όρων. Η τελική συνάρτηση κόστους, όπως δίνεται στο (5.11), περιλαμβάνει δύο όρους: την αντικειμενική συνάρτηση σφάλματος για την τελική παραμετρική πιθανοτική πρόβλεψη L και την αντικειμενική συνάρτηση απώλειας για την επιβλεπόμενη ομαδοποίηση L_{CE} . Σε αυτή την περίπτωση, η συνάρτηση L δηλώνει την αριθμητική τετραγωνική προσέγγιση του CRPS. Οι δύο όροι έχουν ίσα βάρη $\frac{1}{2}$.

$$J = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N [L(F(d_f^j, b_f^j), y^j) + L_{CE}^j] \quad (5.11)$$

Προκειμένου να εξηγήσουμε πώς κάθε υπομοντέλο εκπαιδεύεται σε συγκεκριμένα δείγματα εκπαίδευσης, υπό την προϋπόθεση της ομαδοποίησης, εξετάζουμε τις συναρτήσεις ανανέωσης ενός από τα συναπτικά βάρη που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της παραμέτρου a και ενός από τα συναπτικά βάρη που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της παραμέτρου b του υπο-μοντέλου i^{th} στο (5.12) και (5.13) αντίστοιχα. Οι συναρτήσεις ανανέωσης βασίζονται στον αλυσιδωτό κανόνα παραγώγισης.

$$\begin{aligned} w_{a,i}^{t+1} &= w_{a,i}^t - \frac{\lambda}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial J}{\partial w_{a,i}^t} \\ &= w_{a,i}^t - \frac{\lambda}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial J}{\partial L} \frac{\partial L}{\partial F^j} \frac{\partial F^j}{\partial d_f^{j,t}} \frac{\partial d_f^{j,t}}{\partial a_i^{j,t}} \frac{\partial a_i^{j,t}}{\partial w_{a,i}^t} \\ &= w_{a,i}^t - \frac{\lambda}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial J}{\partial L} \frac{\partial L}{\partial F^j} \frac{\partial F^j}{\partial d_f^{j,t}} \frac{\partial d_f^{j,t}}{\partial w_{a,i}^t} c_i^{j,t} \\ \forall i \in N_C, \forall t \in N_{epochs} - 1 \end{aligned} \quad (5.12)$$

$$\begin{aligned} w_{b,i}^{t+1} &= w_{b,i}^t - \frac{\lambda}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial J}{\partial w_{b,i}^t} \\ &= w_{b,i}^t - \frac{\lambda}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial J}{\partial L} \frac{\partial L}{\partial F^j} \frac{\partial F^j}{\partial b_f^{j,t}} \frac{\partial b_f^{j,t}}{\partial b_i^{j,t}} \frac{\partial b_i^{j,t}}{\partial w_{b,i}^t} \\ &= w_{b,i}^t - \frac{\lambda}{N} \sum_{j=1}^N \frac{\partial J}{\partial L} \frac{\partial L}{\partial F^j} \frac{\partial F^j}{\partial b_f^{j,t}} \frac{\partial b_f^{j,t}}{\partial w_{b,i}^t} c_i^{j,t} \\ \forall i \in N_C, \forall t \in N_{epochs} - 1 \end{aligned} \quad (5.13)$$

Οι συναρτήσεις ανανέωσης των συναπτικών βαρών στα υπόλοιπα επίπεδα των υπο-μοντέλων εκφράζονται με παρόμοιο τρόπο με τις συναρτήσεις (5.12) και (5.13). Όπως βλέπουμε, οι μερικές παράγωγοι των τελικών παραμέτρων σε σχέση με τις παραμέτρους των υπο-μοντέλων, με βάση το (5.10), είναι ίσες με το βάρος συμμετοχής στην ομαδοποίηση (κόκκινοι όροι). Επομένως, τα συναπτικά βάρη ανανεώνονται με βάση τη συνεισφορά τους στο σφάλμα πρόβλεψης, αλλά σταθμίζονται με βάση τα βάρη συμμετοχής στην ομαδοποίηση. Αυτό οδηγεί σε επιλεγμένη βελτιστοποίηση των συναπτικών βαρών ενός υπο-μοντέλου επίσης με βάση το βαθμό συμμετοχής τους σε κάθε συστάδα. Επιπλέον, οι συναρτήσεις ενημέρωσης των συναπτικών βαρών στη συνιστώσα της εποπτευόμενης συσταδοποίησης, αν χρησιμοποιήσουμε και πάλι τον αλυσιδωτό κανόνα παραγωγής, εξαρτώνται τόσο από τις μερικές παραγώγους των συναρτήσεων L όσο και από την L_{CE} . Αυτό θα οδηγήσει για τη διαδικασία της συσταδοποίησης, όχι μόνο να βελτιστοποιείται στην αντικειμενική συνάρτηση συσταδοποίησης, αλλά και στην αντικειμενική συνάρτηση παλινδρόμησης. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο η διαδικασία ομαδοποίησης στο πλαίσιο του προτεινόμενου μοντέλου θεωρείται εποπτευόμενη και όχι αποκλειστικά μη εποπτευόμενη.

5.4 Αποτελέσματα

Στην παρούσα εργασία, επικυρώνουμε την προτεινόμενη προσέγγιση για την πρόβλεψη της αιολικής και της ηλιακής ενέργειας σε τρεις δοκιμαστικές περιπτώσεις. Τα δεδομένα παραγωγής αιολικής ενέργειας για την περίπτωση 1 παρέχονται από το σύνολο δεδομένων του GEFCom 2014 [34]. Η περίπτωση 2 αναφέρεται σε δεδομένα παραγωγής ηλιακής ενέργειας που παρέχονται επίσης από το σύνολο δεδομένων του Παγκόσμιου Διαγωνισμού Πρόβλεψης Ενέργειας 2014. Στην περίπτωση 3 χρησιμοποιούνται δεδομένα από φωτοβολταϊκά πάρκα στη Γαλλία, τα οποία παρέχονται από το έργο Smart4RES του προγράμματος Horizon 2020 [35].

Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την επικύρωση στις περιπτώσεις 1 και 2 είναι δημόσια διαθέσιμα και παρέχονται από το GEFCom 2014. Αυτά τα σύνολα δεδομένων παρέχουν αριθμητικές καιρικές προβλέψεις όπως παρατίθενται στον πίνακα 5.1. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν το 2012 και το 2013 και περιέχουν ωριαίες μετρήσεις αιολικής ισχύος από δέκα διαφορετικά αιολικά πάρκα και τρία φωτοβολταϊκά πάρκα. Για τη διαδικασία επικύρωσης επιλέγουμε τυχαία τέσσερα αιολικά πάρκα και τα τρία ηλιακά πάρκα. Τα δεδομένα για τη διαδικασία εκπαίδευσης καλύπτουν την περίοδο από 01/01/2012 έως 30/06/2013 και περιλαμβάνουν 13104 δείγματα εκπαίδευσης. Τα δεδομένα για τη διαδικασία επικύρωσης καλύπτουν την περίοδο από 01/07/2013 έως 01/12/2013 συμπεριλαμβανομένων 2304 δειγμάτων επικύρωσης. Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν στην περίπτωση 3 παρέχονται από το έργο Smart4RES και περιλαμβάνουν τις ωριαίες μετρήσεις παραγωγής ηλιακής ενέργειας από δύο φωτοβολταϊκά πάρκα που βρίσκονται στη Γαλλία. Ως δεδομένα εισόδου, για τις περιπτώσεις αυτές, χρησιμοποιήθηκαν οι αριθμητικές μετεωρολογικές προβλέψεις της θερμοκρασίας, της νεφοκάλυψης και της ηλιακής ακτινοβολίας από το μοντέλο του Ευρωπαϊκού Κέντρου Μεσοπρόθεσμων Μετεωρολογικών Προβλέψεων. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκαν πληροφορίες για την ημερομηνία και την ώρα ως χαρακτηριστικό εισόδου (ώρα και μήνας). Τα δεδομένα για τη διαδικασία εκπαίδευσης καλύπτουν την περίοδο από 16/12/2018 έως 31/03/2020 και περιλαμβάνουν 13104 δείγματα εκπαίδευσης. Τα δεδομένα για τη διαδικασία επικύρωσης καλύπτουν την περίοδο από 02/04/2020 έως 30/09/2020, συμπεριλαμβανομένων 4344 δειγμάτων επικύρωσης. Σε όλες τις περιπτώσεις, τα δείγματα εκπαίδευσης χωρίζονται σε δύο υποσύνολα που περιέχουν το 80% και το 20% αντίστοιχα. Το πρώτο υποσύνολο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση και το δεύτερο για σκοπούς δοκιμής στο πλαίσιο της διαδικασίας εκπαίδευσης. Οι πληροφορίες όλων των περιπτώσεων συνοψίζονται στον πίνακα 5.1.

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της συνολικής απόδοσης του μοντέλου καθώς και της απόδοσης των επιμέρους συνιστωσών. Αρχικά αξιολογούμε την καλή προσαρμογή της κατανομής Kumaraswamy στην πρόβλεψη της ηλιακής και αιολικής ενέργειας συγκρίνοντας την απόδοσή της με τις πιο κοινές κατανομές πιθανοτήτων που χρησιμοποιούνται στην

Πίνακας 5.1. Πληροφορίες κάθε περίπτωσης

Περιπτώσεις	Χαρακτηριστικά εισόδου	Ορίζοντας πρόβλεψης (ώρες)	Πηγή
1	Ταχύτητα ανέμου, κατεύθυνση ανέμου	24	GEFCom 2014
2	Σχετική υγρασία, Ολική νεφοκάλυψη, Θερμοκρασία, Κατιούσα ηλιακή και θερμική ακτινοβολία, Ώρα, Μήνας	24	GEFCom 2014
3	Θερμοκρασία, Ολική νεφοκάλυψη, Κάθετη ηλιακή ακτινοβολία, Ώρα, Μήνας	24	Smart4RES

πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής από ΑΠΕ. Επιπλέον, αξιολογούμε την απόδοση της μετρικής CRPS που χρησιμοποιείται ως αντικειμενική συνάρτηση σε σύγκριση με την MLE. Επιπλέον, αξιολογούμε και συζητάμε την προστιθέμενη αξία της εποπτευόμενης διαδικασίας ομαδοποίησης εντός του συστατικού Meta-Learner και τέλος τις μετρικές απόδοσης για την προτεινόμενη μεθοδολογία.

5.4.1 Αξιολόγηση της κατανομής Kumaraswamy

Προκειμένου να υποστηριχθεί η υπόθεσή μας ότι η κατανομή Kumaraswamy μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για την πιθανοτική πρόβλεψη της αιολικής όσο και της ηλιακής ενέργειας, παρουσιάζεται ένας έλεγχος καλής προσαρμογής. Η δοκιμή βασίζεται στο πόσο καλά η κατανομή Kumaraswamy μπορεί να περιγράψει ένα ιστόγραμμα πιθανοτήτων που δημιουργείται από ιστορικά δεδομένα, για μια δεδομένη πρόβλεψη. Το ιστόγραμμα δημιουργείται με τη χρήση του αλγορίθμου k-πλησιέστερου με βάση τα χαρακτηριστικά εισόδου (π.χ. μετεωρολογικές μεταβλητές, πληροφορίες σχετικά με την ημερομηνία) και με την ομαδοποίηση των αντίστοιχων μετρήσεων ισχύος σε ένα ιστόγραμμα. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν παρέχονται στον πίνακα 5.1. Παράλληλα με την κατανομή Kumaraswamy δοκιμάζονται οι κατανομές Beta, Normal, Weibull και Logit-normal. Ως μετρικές καλής προσαρμογής χρησιμοποιούνται το κριτήριο πληροφορίας Akaike [36], το κριτήριο Cramér-von Mises [37] και ο έλεγχος Kolmogorov-Smirnov [38]. Και στις δύο περιπτώσεις της ηλιακής και της αιολικής ενέργειας, η κατανομή Kumaraswamy επιτυγχάνει καλύτερη βαθμολογία καλής προσαρμογής σε σύγκριση με τις υπόλοιπες κατανομές, υποστηρίζοντας την υπόθεση της χρήσης της εν λόγω κατανομής τόσο για την πιθανοτική πρόβλεψη της ηλιακής όσο και της αιολικής ενέργειας, όπως φαίνεται στους πίνακες 5.2 και 5.3.

Πίνακας 5.2. Μετρικές Goodness-of-fit φωτοβολταϊκής παραγωγής

Metric	Kumaraswamy	Normal	Weibulll	Beta	Logit-Normal
Akaike Information criterion	-1309.33	-913.63	-91.04	-108.29	-56.33
Cramér–von Mises criterion	0.0018	0.035	0.0721	0.1753	0.2661
Kolmogorov–Smirnov test	0.6806	0.7024	0.6946	0.7023	0.8177

Πίνακας 5.3. Μετρικές Goodness-of-fit αιολικής παραγωγής

Metric	Kumaraswamy	Normal	Weibulll	Beta	Logit-Normal
Akaike Information criterion	-223.65	-138.61	-208.29	-223.84	-65.51
Cramér–von Mises criterion	0.003	0.0199	0.0037	0.0057	0.094
Kolmogorov–Smirnov test	0.2074	0.3946	0.2124	0.2136	0.4236

Πίνακας 5.4. Μετρικές Goodness-of-fit για CRPS και MLE - Περίπτωση 1

Metric	CRPS	MLE
Cramér–von Mises Criterion	0.001560	0.001586
Kolmogorov-Smirnov Test	0.665824	0.671399

Πίνακας 5.5. Μετρικές Goodness-of-fit για CRPS και MLE - Περίπτωση 2

Metric	CRPS	MLE
Cramér–von Mises Criterion	0.000681	0.000695
Kolmogorov-Smirnov Test	0.536501	0.544291

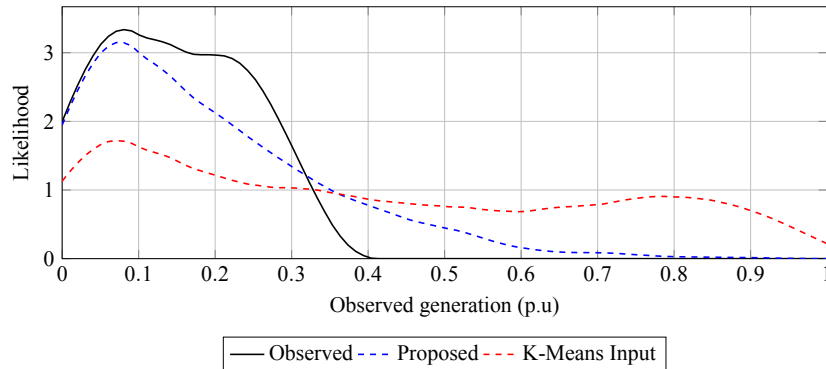
5.4.2 Αξιολόγηση της αντικειμενικής συνάρτησης CRPS

Αυτή η ενότητα παρέχει μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της CRPS ως εναλλακτική αντικειμενική συνάρτηση σε σύγκριση με την MLE, η οποία είναι μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες αντικειμενικές συναρτήσεις. Για την αξιολόγηση αυτή, το προτεινόμενο μοντέλο εκπαιδεύεται με τη χρήση τόσο της CRPS όσο και της MLE. Για κάθε μετρική και περίπτωση δοκιμής, υπολογίζονται οι παραμετρικές πιθανοτικές προβλέψεις με τη μορφή παραμέτρων Kumaraswamy. Οι μετρικές καλής προσαρμογής, δηλαδή οι μετρικές Cramer-von Mises και Kolmogorov-Smirnov, υπολογίζονται στη συνέχεια και υπολογίζονται κατά μέσο όρο. Τα αποτελέσματα για τρεις περιπτώσεις δοκιμών παρουσιάζονται στους πίνακες 5.4, 5.5 και 5.6 αντίστοιχα.

Τα αποτελέσματα της παρούσας μελέτης καταδεικνύουν ότι η μετρική CRPS, που χρησιμοποιείται ως αντικειμενική συνάρτηση, παρέχει ανώτερες επιδόσεις σε σύγκριση με τη μετρική MLE. Τα ευρήματα υποδηλώνουν ότι η χρήση της CRPS σε παραμετρικές πιθανοτικές πρόβλεψης της παραγωγής ΑΠΕ οδηγεί σε κατανομές που προσφέρουν καλύτερη αναπαράσταση της μεταβλητής-στόχου σε σύγκριση με την κατανομές που παράγονται από το προτεινόμενο μοντέλο που χρησιμοποιεί την MLE ως αντικειμενική συνάρτηση.

Πίνακας 5.6. Μετρικές Goodness-of-fit για CRPS και MLE - Περίπτωση 3

Metric	CRPS	MLE
Cramér–von Mises Criterion	0.001322	0.001356
Kolmogorov-Smirnov Test	0.650095	0.657783

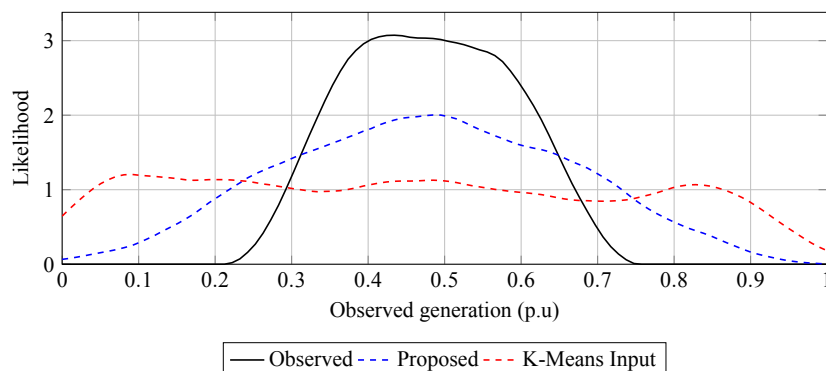


Εικόνα 5.4. Παράδειγμα (α): κατανομές συστάδων με τη χρήση των δυο μεθόδων ομαδοποίησης

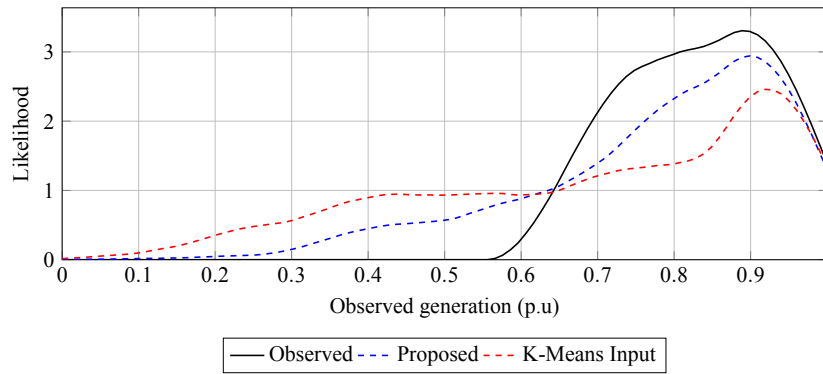
5.4.3 Αξιολόγηση επιβλεπόμενης ομαδοποίησης

Στο πλαίσιο της προτεινόμενης μεθοδολογίας, προστίθεται η διαδικασία ομαδοποίησης προκειμένου να υποβοηθηθεί η εκπαίδευση των υπομοντέλων. Η βασική ιδέα είναι να πραγματοποιηθεί ομαδοποίηση στις μεταβλητές εξόδου. Αυτό σημαίνει τη δημιουργία συστάδων χαρακτηριστικών εισόδου με παρόμοιες τιμές εξόδου. Αυτό είναι απαραίτητο επειδή στην πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ, τα δεδομένα εισόδου είναι στοχαστικά, δηλαδή οι προβλέψεις καιρού είναι στοχαστικές και θορυβώδεις, οδηγώντας σε παρόμοιες τιμές εισόδου με πολύ διαφορετικές τιμές εξόδου. Αυτό μπορεί να παραπλανήσει την εκπαίδευση των μοντέλων πρόβλεψης, τα οποία προσπαθούν να συλλάβουν όλα τα πιθανά αποτελέσματα μειώνοντας την ακρίβειά τους. Επιπλέον, με την εφαρμογή αυτής της μεθόδου, τα επιμέρους μοντέλα αναγκάζονται να περιορίσουν την έξοδό τους σε μια συγκεκριμένη υποπεριοχή, ελαχιστοποιώντας με αυτόν τον τρόπο, το σφάλμα πρόβλεψης.

Για να εφαρμοστεί αυτή η μέθοδος ομαδοποίησης, το μοντέλο πρέπει να εκτιμήσει "εκ των προτέρων" τη συστάδα της εκτιμώμενης εξόδου. Στην πραγματικότητα, αν δεν σχεδιαστεί σωστά, η εισαγωγή πληροφοριών συσταδοποίησης στον Meta-Learner μπορεί να εισάγει θόρυβο και να



Εικόνα 5.5. Παράδειγμα (β): κατανομές συστάδων με τη χρήση των δυο μεθόδων ομαδοποίησης



Εικόνα 5.6. Παράδειγμα (γ): κατανομές συστάδων με τη χρήση των δυο μεθόδων ομαδοποίησης

μειώσει τη συνολική απόδοση του μοντέλου. Για περαιτέρω αξιολόγηση, εξετάστηκαν δύο παραλλαγές της παρουσιαζόμενης προσέγγισης: το προτεινόμενο μοντέλο χωρίς καμία πληροφορία συσταδοποίησης για τον Meta-Learner και το προτεινόμενο μοντέλο με offline πληροφορία συσταδοποίησης, μέσω της συσταδοποίησης K-μέσων, που παρέχεται στον Meta-Learner. Η μέθοδος ομαδοποίησης με επίβλεψη πέτυχε βελτίωση κατά 2 – 3%, κατά μέσο όρο, για όλες τις μετρικές και τις περιπτώσεις, σε σύγκριση με την πρώτη παραλλαγή και βελτίωση κατά 5 – 6%, κατά μέσο όρο, σε σύγκριση με τη δεύτερη παραλλαγή. Επομένως, η συνολική απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου συνδέεται καθοριστικά με την απόδοση της συνιστώσας ομαδοποίησης με επίβλεψη για την ορθή εκτίμηση του υποτομέα στον οποίο θα παρατηρηθεί η πραγματική παραγωγή.

Στις εικόνες 5.4, 5.5 και 5.6 εμφανίζονται οι κατανομές των παρατηρούμενων τιμών παραγωγής με τη χρήση του αλγορίθμου συσταδοποίησης K-μέσων στα δεδομένα εισόδου και η διαδικασία της εποπτευόμενης συσταδοποίησης μετά την εκπαίδευση του μοντέλου, στα δεδομένα της περίπτωσης 1. Οι κατανομές αυτές συγκρίνονται με τις κατανομές των παρατηρήσεων με εκ των υστέρων γνώση της παρατήρησης. Όπως μπορεί να παρατηρηθεί, η διαδικασία ομαδοποίησης με επίβλεψη, επιτυγχάνει ανώτερες επιδόσεις σε σχέση με την ομαδοποίηση χωρίς επίβλεψη στα δεδομένα εισόδου, όσον αφορά την ομαδοποίηση των δεδομένων εκπαίδευσης με βάση παρόμοιες τιμές παραγωγής. Σε γενικές γραμμές, η διαδικασία ομαδοποίησης με επίβλεψη επιτυγχάνει ακρίβεια 70 – 80% στην εργασία ταξινόμησης της παραγωγής εξόδου, αποδεικνύοντας ότι μπορεί να επιτευχθεί ομαδοποίηση με βάση παρόμοιες τιμές στόχου αντί για χαρακτηριστικά εισόδου.

5.4.4 Ντετερμινιστική και Πιθανοτική Αξιολόγηση των προβλέψεων

Οι τιμές CRPS για τις περιπτώσεις 1, 2 και 3 παρουσιάζονται στον πίνακα 5.7. Όπως αναμενόταν, όλα τα μοντέλα αναφοράς και το προτεινόμενο μοντέλο υπερτερούν του κλιματολογικού μοντέλου, λόγω της απλότητας του. Επιπλέον, όλα τα μοντέλα αναφοράς παρουσιάζουν καλές επιδόσεις τόσο στην πρόβλεψη της ηλιακής όσο και της αιολικής παραγωγής ενέργειας στην περίπτωση της μετρικής CRPS, επομένως, μπορεί να συναχθεί το συμπέρασμα ότι τα διάφορα μοντέλα αναφοράς μπορούν να παρέχουν μια πολύ ακριβή και λεπτομερή σύγκριση με τις επιδόσεις του προτεινόμενου μοντέλου. Οι επιδόσεις CRPS των μοντέλων αναφοράς είναι σχετικά συγκρίσιμες με τις επιδόσεις του προτεινόμενου μοντέλου, υποδεικνύοντας ότι η υπόθεση κατανομής του προτεινόμενου μοντέλου δεν έχει περιορίσει τις επιδόσεις του. Αντιθέτως, το προτεινόμενο μοντέλο υπερτερεί όλων των μοντέλων αναφοράς, στις περισσότερες περιπτώσεις, καθώς έχει τις χαμηλότερες τιμές CRPS κατά τη διαδικασία αξιολόγησης. Αυτό δείχνει ότι η χρήση ενός παραμετρικού μοντέλου που περιλαμβάνει το CRPS στην αντικειμενική συνάρτησή του, αντί της MLE, μπορεί πράγματι να επιτύχει χαμηλότερες τιμές CRPS. Επιπλέον, από τα αποτελέσματα φαίνεται ότι η προτεινόμενη μέθοδος είναι σε θέση να αποδώσει εξίσου καλά και στις περισσότερες περιπτώσεις και ακόμη καλύτερα σε σύγκριση με τις παραλλαγές MDN και την SVGP. Αυτό

αποτελεί μεγάλη επιτυχία της προτεινόμενης μεθόδου, καθώς μπορεί να επιτύχει κορυφαίες επιδόσεις, ενώ παράλληλα επιλύει ορισμένα από τα μειονεκτήματα που εισήχθησαν από τα υπόλοιπα μοντέλα αναφοράς, όπως συζητήθηκε στην πρώτη ενότητα του παρόντος κεφαλαίου.

Οι ντετερμινιστικές αξιολογήσεις των προβλέψεων παρουσιάζονται στον πίνακα 5.8, όπου παρτίθενται οι τιμές του NMAE για τις περιπτώσεις 1, 2 και 3. Παρατηρείται ότι το προτεινόμενο μοντέλο υπερέχει και στις τρεις περιπτώσεις, παρουσιάζοντας τις χαμηλότερες τιμές NMAE σε σχέση με τα άλλα μοντέλα αναφοράς. Η καλύτερη επίδοση του προτεινόμενου μοντέλου αποδεικνύει ότι η χρήση της προτεινόμενης μεθόδου παρέχει ακριβέστερες ντετερμινιστικές προβλέψεις παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ. Αυτές οι βελτιώσεις στην ακρίβεια των προβλέψεων μπορούν να συμβάλουν στη βελτίωση της λειτουργίας και της διαχείρισης των ενεργειακών συστημάτων, επιτρέποντας την αποτελεσματικότερη ενσωμάτωση της παραγωγής από ΑΠΕ στο δίκτυο. Συνοψίζοντας τα αποτελέσματα των πινάκων 5.7 και 5.8, μπορούμε να συναγάγουμε ότι το προτεινόμενο μοντέλο παρέχει βελτιωμένες επιδόσεις τόσο σε ντετερμινιστική όσο και σε πιθανοτική αξιολόγηση. Οι χαμηλές τιμές CRPS και NMAE υποδηλώνουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο είναι σε θέση να παράγει ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις, διαχειριζόμενο αποτελεσματικά την αβεβαιότητα που συνδέεται με την παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ. Η επιτυχία αυτή αναδεικνύει τη δυνατότητα της προτεινόμενης μεθόδου να βελτιώσει την απόδοση των ενεργειακών συστημάτων και να υποστηρίξει την ανάπτυξη πιο βιώσιμων και αξιόπιστων δικτύων ενέργειας.

Πίνακας 5.7. Τιμές CRPS για τις περιπτώσεις 1,2 and 3

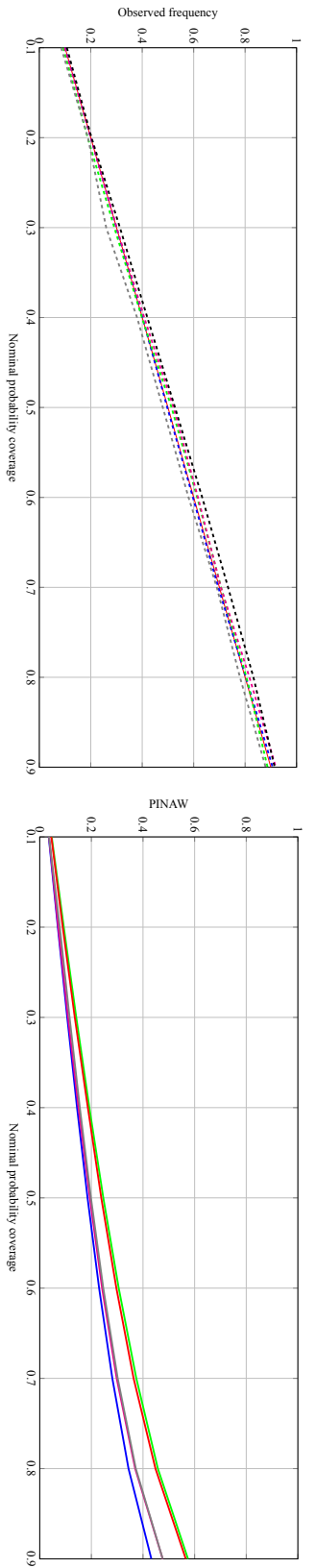
Case 1										
Wind Farm	Climatology	BELM	KDE	QRGBM	SVGP	MDN-Gaussian	MDN-LNormal	IDMDN	Proposed-MLE	Proposed
1	0.1731	0.1091	0.0953	0.0979	0.0953	0.0945	0.0941	0.0937	0.0948	0.0931
2	0.1815	0.0947	0.0813	0.0824	0.0835	0.0818	0.0821	0.0816	0.0821	0.0810
3	0.1959	0.1013	0.0884	0.0887	0.0843	0.0870	0.0894	0.0833	0.0847	0.0802
4	0.1613	0.0827	0.0732	0.0744	0.0754	0.0784	0.0735	0.0771	0.0753	0.0723
Case 2										
Solar Park	Climatology	BELM	KDE	QRGBM	SVGP	MDN-Gaussian	MDN-LNormal	IDMDN	Proposed-MLE	Proposed
1	0.1482	0.0724	0.0735	0.0512	0.0536	0.0572	0.0498	0.0557	0.0527	0.0507
2	0.1539	0.0753	0.074	0.0579	0.0548	0.0559	0.0528	0.0537	0.0535	0.0523
3	0.1547	0.0734	0.0752	0.0642	0.0535	0.0534	0.0522	0.0530	0.0528	0.0517
Case 3										
Solar Park	Climatology	BELM	KDE	QRGBM	SVGP	MDN-Gaussian	MDN-LNormal	IDMDN	Proposed-MLE	Proposed
1	0.1852	0.0784	0.0752	0.0675	0.0701	0.0836	0.0731	0.0682	0.0661	0.0666
2	0.1726	0.0841	0.0892	0.0781	0.0765	0.0865	0.0766	0.0774	0.0799	0.0758
3	0.1104	0.0641	0.0594	0.0585	0.0533	0.0604	0.0571	0.0556	0.0548	0.0524

Πίνακας 5.8. Τιμές NMAE για τις περιπτώσεις 1,2 and 3

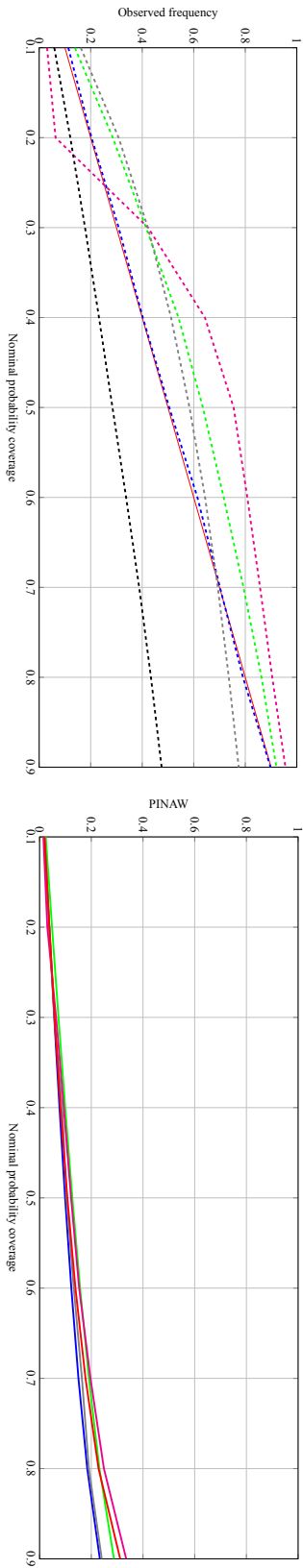
Case 1										
Wind Farm	Climatology	BELM	KDE	QRGBM	SVGP	MDN-Gaussian	MDN-LNormal	IDMDN	Proposed-MLE	Proposed
1	0.2534	0.1413	0.1406	0.1428	0.1357	0.1386	0.1310	0.1314	0.1301	0.1294
2	0.2681	0.1204	0.1196	0.1182	0.1201	0.1187	0.1159	0.1146	0.1179	0.1133
3	0.3001	0.1277	0.1304	0.1281	0.1265	0.1258	0.1229	0.1221	0.1219	0.1226
4	0.2345	0.1053	0.1048	0.1064	0.1027	0.1023	0.9994	0.1012	0.0987	0.1007
Case 2										
Solar Park	Climatology	BELM	KDE	QRGBM	SVGP	MDN-Gaussian	MDN-LNormal	IDMDN	Proposed-MLE	Proposed
1	0.2413	0.1024	0.1197	0.0751	0.0710	0.0701	0.689	0.681	0.0657	0.0686
2	0.2459	0.1012	0.1161	0.0826	0.0801	0.0791	0.0783	0.0779	0.0792	0.0771
3	0.2477	0.1021	0.1139	0.0778	0.0812	0.0768	0.0759	0.0740	0.734	0.0706
Case 3										
Solar Park	Climatology	BELM	KDE	QRGBM	SVGP	MDN-Gaussian	MDN-LNormal	IDMDN	Proposed-MLE	Proposed
1	0.2542	0.1039	0.1142	0.0817	0.0805	0.0799	0.0789	0.0815	0.0831	0.0802
2	0.2478	0.1105	0.1420	0.0914	0.0913	0.0905	0.0894	0.0921	0.0889	0.0911
3	0.1562	0.0833	0.0865	0.0716	0.0724	0.0713	0.0707	0.0697	0.0735	0.0709

5.4.5 Αξιοπιστία και ευκρίνεια των διαστημάτων εμπιστοσύνης

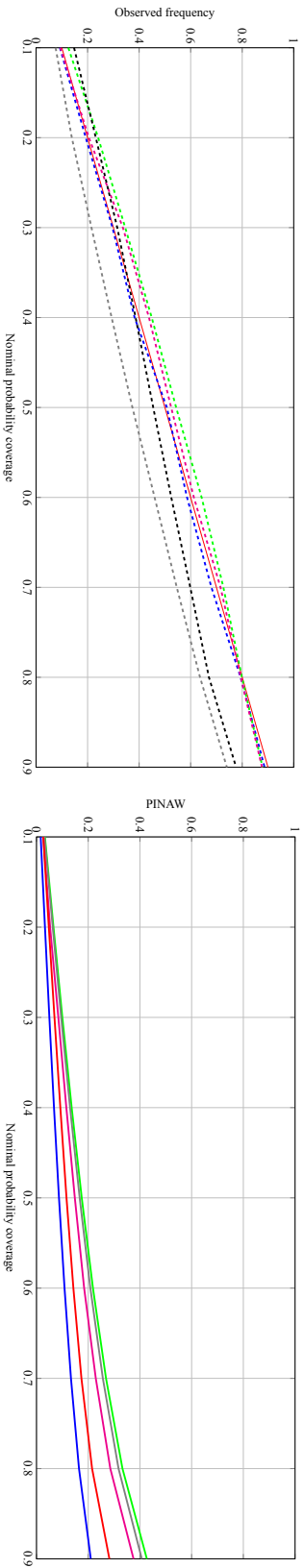
Για κάθε περίπτωση, εμφανίζεται το διάγραμμα αξιοπιστίας και το πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης για μια μεμονωμένη υποπερίπτωση. Στις εικόνες 5.7, 5.8 και 5.9 εμφανίζονται τα διαγράμματα αξιοπιστίας και τα πλάτη των διαστημάτων εμπιστοσύνης για τις περιπτώσεις 1, 2 και 3 αντίστοιχα. Στην περίπτωση 1 φαίνεται ότι η SVGP, οι παραλλαγές MDN και το προτεινόμενο μοντέλο αποδεικνύονται σε μεγάλο βαθμό αξιόπιστα και κοντά στην ιδανική αξιοπιστία. Αυτό είναι ένα αξιοσημείωτο επίτευγμα του προτεινόμενου μοντέλου, δεδομένου ότι ο στόχος του είναι να εκτιμήσει μια ολόκληρη κατανομή με βάση την ελαχιστοποίηση της CRPS. Στις περιπτώσεις 2 και 3, οι οποίες είναι πρόβλεψης παραγωγής φωτοβολταϊκής ισχύος, παρατηρείται ότι η απόδοση των μοντέλων αναφοράς ποικίλλει, με την προτεινόμενη μέθοδο να είναι η πιο αξιόπιστη και να είναι σε θέση να πετύχει σχεδόν την ιδανική αξιοπιστία με τα στενότερα διαστήματα πρόβλεψης, σε σύγκριση με τα μοντέλα αναφοράς. Εξετάζοντας την απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου και στις τρεις περιπτώσεις, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η χρήση των υπο-μοντέλων συνόλου, εντός του ίδιου μοντέλου, όπου κάθε υπο-μοντέλο εκπαιδεύεται με βάση το επίπεδο της παραγόμενης ισχύος, το προτεινόμενο μοντέλο μπορεί να επιτύχει σχεδόν ιδανική αξιοπιστία στην παραμετρική εκτίμηση της εξόδου. Το συστατικό Meta-Learner επιλέγοντας το σωστό υπο-μοντέλο, ανάλογα με τα δεδομένα εισόδου, είναι σε θέση να προβλέψει το σχήμα της κατανομής πιθανότητας του αποτελέσματος και να σεβαστεί τόσο την αξιοπιστία της εκτίμησης όσο και τα όρια της παραγόμενης ισχύος, ελαχιστοποιώντας παράλληλα το πλάτος της κατανομής και την αβεβαιότητα της πρόβλεψης.



Εικόνα 5.7. Περίπτωση 1 - Διοδικό πάγκο 3: (α) Διάγραμμα αξιοπιστίας των προβλέψεων (β) Πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης.



Εικόνα 5.8. Περίπτωση 2 - Ηλιακό πάγκο 1: (α) Διάγραμμα αξιοπιστίας των προβλέψεων (β) Πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης.



Εικόνα 5.9. Περίπτωση 3 - Ηλιακό πάγκο 1: (α) Διάγραμμα αξιοπιστίας των προβλέψεων (β) Πλάτος των διαστημάτων πρόβλεψης.

5.5 Συμπεράσματα

Το παρών κεφάλαιο της διδακτορικής διατριβής ασχολείται με τη χρήση υβριδικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση κατανομών πιθανότητας στην πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ. Το κεφάλαιο ξεκινά με την εισαγωγή, όπου επισημαίνονται οι προκλήσεις που προκύπτουν από την αβεβαιότητα και τη διαλείπουσα φύση των ΑΠΕ. Τονίζεται η ανάγκη για πιθανοτικές μεθόδους πρόβλεψης και στοχαστική βελτιστοποίηση στην παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ. Συζητούνται οι παραδοσιακές παραμετρικές και μη παραμετρικές προσεγγίσεις στην πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ, όπως οι κατανομές πιθανοτήτων και η παλινδρόμηση ποσοστημορίων. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας, όπου περιλαμβάνονται διάφορες μέθοδοι πιθανοτικής πρόβλεψης, όπως η παλινδρόμηση ποσοστημορίων, η μίξη πυρήνων, τα δίκτυα μίξης κατανομών, οι γκαουσσιανές διαδικασίες και οι διαδικασίες επαναδειγματοληψίας μέσω Bootstrapping. Αναφέρονται οι προκλήσεις και τα πλεονεκτήματα κάθε μεθόδου. Η μεθοδολογία του κεφαλαίου προτείνει ένα νευρωνικό δίκτυο εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας που χρησιμοποιεί την κατανομή Kumaraswamy για την πρόβλεψη παραγωγής από ΑΠΕ. Περιγράφεται η διαδικασία εκπαίδευσης πολλαπλών υπο-μοντέλων PDE-NN και η χρήση ενός Meta-Learner για τη σύνθεση των αποτελεσμάτων. Αναλύεται η καινοτόμος προσέγγιση της εποπτευόμενης ομαδοποίησης, η οποία ταξινομεί τα δεδομένα εκπαίδευσης βάσει παρόμοιων τιμών παραγωγής.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η κατανομή Kumaraswamy είναι κατάλληλη για την πρόβλεψη τόσο της ηλιακής όσο και της αιολικής ενέργειας. Η μετρική CRPS συγκρίνεται με την MLE και επιβεβαιώνεται ότι η CRPS παρέχει ανώτερες επιδόσεις στην αντικειμενική συνάρτηση. Η επιβλεπόμενη ομαδοποίηση βελτιώνει την ακρίβεια του μοντέλου σε σύγκριση με άλλες μεθόδους ομαδοποίησης. Τα αποτελέσματα της συνολικής απόδοσης δείχνουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο υπερτερεί των παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης, επιτυγχάνοντας καλύτερη αξιοπιστία και μικρότερα διαστήματα πρόβλεψης. Συνοψίζοντας, η χρήση της κατανομής Kumaraswamy για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα, επιτρέποντας την ακριβή μοντελοποίηση των κατανομών πιθανότητας με βάση τις παραμέτρους. Η αντικειμενική συνάρτηση CRPS αποδεικνύεται πιο αποτελεσματική από την MLE στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, παρέχοντας καλύτερες κατανομές πρόβλεψης. Η προσέγγιση της επιβλεπόμενης ομαδοποίησης συμβάλλει στην καλύτερη οργάνωση των δεδομένων εκπαίδευσης, επιτρέποντας τη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας των προβλέψεων του μοντέλου. Το προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο PDE-NN, το οποίο συνδυάζει πολλαπλά υπο-μοντέλα και έναν Meta-Learner, επιτυγχάνει υψηλότερη απόδοση στην πρόβλεψη παραγωγής από ΑΠΕ σε σύγκριση με παραδοσιακές και άλλες σύγχρονες μεθόδους. Τέλος, η μεθοδολογία που προτείνεται είναι αρκετά γενική και ευέλικτη ώστε να μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορα περιβάλλοντα παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά της τόσο σε ηλιακές όσο και σε αιολικές εγκαταστάσεις. Η έρευνα αυτή συμβάλλει στην κατανόηση και βελτίωση της πιθανοτικής πρόβλεψης στην παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ, προσφέροντας ένα νέο εργαλείο στους διαχειριστές συστημάτων για την καλύτερη διαχείριση των αβεβαιοτήτων και την ενίσχυση της αξιοπιστίας των ενεργειακών συστημάτων.

Επίσης πρέπει να αναφερθεί ότι η επιστημονική δημοσίευση στην οποία βασίζεται το παρών κεφάλαιο και μέρος των ιστορικών δεδομένων υποστηρίζεται από το πρόγραμμα έρευνας και καινοτομίας «Horizon 2020» της Ευρωπαϊκής Ένωσης στο πλαίσιο της συμφωνίας επιχορήγησης αριθ. 864337, έργο Smart4RES.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 5

- [1] P. Samadi, V. W. S. Wong, and R. Schober, “Load scheduling and power trading in systems with high penetration of renewable energy resources,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 4, pp. 1802–1812, 2016.
- [2] M. S. Alam, F. S. Al-Ismael, M. A. Abido, and A. Salem, *High-level penetration of renewable energy with grid: Challenges and opportunities*, 2020. eprint: [2006.04638](#) (eess.SY).
- [3] O. Erdinc, N. G. Paterakis, and J. P. Catalão, “Overview of insular power systems under increasing penetration of renewable energy sources: Opportunities and challenges,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 52, pp. 333–346, 2015, ISSN: 1364-0321.
- [4] P. Pinson, C. Chevallier, and G. N. Kariniotakis, “Trading wind generation from short-term probabilistic forecasts of wind power,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 1148–1156, 2007.
- [5] J. Yan, Y. Liu, S. Han, Y. Wang, and S. Feng, “Reviews on uncertainty analysis of wind power forecasting,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 52, pp. 1322–1330, 2015, ISSN: 1364-0321.
- [6] A. Zakaria, F. B. Ismail, M. H. Lipu, and M. Hannan, “Uncertainty models for stochastic optimization in renewable energy applications,” *Renewable Energy*, vol. 145, pp. 1543–1571, 2020, ISSN: 0960-1481.
- [7] J. Morales, A. Conejo, H. Madsen, P. Pinson, and M. Zugno, *Integrating Renewables in Electricity Markets - Operational Problems*. Jan. 2014, ISBN: 9781461494119.
- [8] J. B. Bremnes, “A comparison of a few statistical models for making quantile wind power forecasts,” *Wind Energy*, vol. 9, pp. 3–11, Apr. 2006.
- [9] J. M. Morales, A. J. Conejo, and J. Perez-Ruiz, “Economic valuation of reserves in power systems with high penetration of wind power,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, no. 2, pp. 900–910, 2009.
- [10] Z. Wang, C. Shen, L. Feng, X. Wu, C.-C. Liu, and F. Gao, “Chance-constrained economic dispatch with non-gaussian correlated wind power uncertainty,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. PP, pp. 1–1, Feb. 2017.
- [11] C. Wan, J. Lin, J. Wang, Y. Song, and Z. Y. Dong, “Direct quantile regression for nonparametric probabilistic forecasting of wind power generation,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 4, pp. 2767–2778, 2017.
- [12] Y.-K. Wu, P.-E. Su, T.-Y. Wu, J.-S. Hong, and M. Y. Hassan, “Probabilistic wind-power forecasting using weather ensemble models,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 54, no. 6, pp. 5609–5620, 2018.

- [13] A. Kavousi-Fard, A. Khosravi, and S. Nahavandi, “A new fuzzy-based combined prediction interval for wind power forecasting,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 1, pp. 18–26, 2016.
- [14] G. Sideratos and N. D. Hatziargyriou, “Probabilistic wind power forecasting using radial basis function neural networks,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, no. 4, pp. 1788–1796, 2012.
- [15] M. Landry, T. P. Erlinger, D. Patschke, and C. Varrichio, “Probabilistic gradient boosting machines for gefcom2014 wind forecasting,” *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 1061–1066, 2016, ISSN: 0169-2070.
- [16] W. Dong, H. Sun, J. Tan, Z. Li, J. Zhang, and H. Yang, “Regional wind power probabilistic forecasting based on an improved kernel density estimation, regular vine copulas, and ensemble learning,” *Energy*, vol. 238, p. 122 045, 2022, ISSN: 0360-5442.
- [17] Y. Zhang and J. Wang, “K-nearest neighbors and a kernel density estimator for gefcom2014 probabilistic wind power forecasting,” *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 1074–1080, 2016, ISSN: 0169-2070.
- [18] R. J. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, J. Wang, and E. M. Constantinescu, “Time adaptive conditional kernel density estimation for wind power forecasting,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 3, no. 4, pp. 660–669, 2012.
- [19] C. M. Bishop, “Mixture density networks,” *Technical Report NCRG/4288*, 1994.
- [20] H. Zhang, Y. Liu, J. Yan, S. Han, L. Li, and Q. Long, “Improved deep mixture density network for regional wind power probabilistic forecasting,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, no. 4, pp. 2549–2560, 2020.
- [21] H. Wen, P. Pinson, J. Ma, J. Gu, and Z. Jin, “Continuous and distribution-free probabilistic wind power forecasting: A conditional normalizing flow approach,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 13, no. 4, pp. 2250–2263, 2022.
- [22] J. Yan, K. Li, E.-W. Bai, J. Deng, and A. M. Foley, “Hybrid probabilistic wind power forecasting using temporally local gaussian process,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 7, no. 1, pp. 87–95, 2016.
- [23] P. Kou, F. Gao, and X. Guan, “Sparse online warped gaussian process for wind power probabilistic forecasting,” *Applied Energy*, vol. 108, pp. 410–428, 2013, ISSN: 0306-2619.
- [24] H. Wen, J. Ma, J. Gu, L. Yuan, and Z. Jin, “Sparse variational gaussian process based day-ahead probabilistic wind power forecasting,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 13, no. 2, pp. 957–970, 2022.
- [25] F. Golestaneh, P. Pinson, and H. B. Gooi, “Very short-term nonparametric probabilistic forecasting of renewable energy generation— with application to solar energy,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 5, pp. 3850–3863, 2016.
- [26] C. Wan, Z. Xu, P. Pinson, Z. Y. Dong, and K. P. Wong, “Probabilistic forecasting of wind power generation using extreme learning machine,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, no. 3, pp. 1033–1044, 2014.
- [27] T. Konstantinou, N. Savvopoulos, and N. Hatziargyriou, “Post-processing numerical weather prediction for probabilistic wind forecasting,” in *2020 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS)*, 2020, pp. 1–6.
- [28] W. Wu and M. Peng, “A data mining approach combining K -means clustering with bagging neural network for short-term wind power forecasting,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 4, no. 4, pp. 979–986, 2017.

- [29] “Deep belief network based k-means cluster approach for short-term wind power forecasting,” *Energy*, vol. 165, pp. 840–852, 2018, ISSN: 0360-5442.
- [30] L. Dong, L. Wang, S. F. Khahro, S. Gao, and X. Liao, “Wind power day-ahead prediction with cluster analysis of nwp,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 60, pp. 1206–1212, 2016, ISSN: 1364-0321.
- [31] A. Kusiak and W. Li, “Short-term prediction of wind power with a clustering approach,” *Renewable Energy*, vol. 35, no. 10, pp. 2362–2369, 2010.
- [32] M. Jones, “Kumaraswamy’s distribution: A beta-type distribution with some tractability advantages,” *Statistical Methodology*, vol. 6, no. 1, pp. 70–81, 2009, ISSN: 1572-3127.
- [33] M. Gebetsberger, J. W. Messner, G. J. Mayr, and A. Zeileis, “Estimation methods for nonhomogeneous regression models: Minimum continuous ranked probability score versus maximum likelihood,” *Monthly Weather Review*, vol. 146, no. 12, pp. 4323–4338, 2018.
- [34] T. Hong, P. Pinson, S. Fan, H. Zareipour, A. Troccoli, and R. J. Hyndman, “Probabilistic energy forecasting: Global energy forecasting competition 2014 and beyond,” *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 896–913, 2016, ISSN: 0169-2070.
- [35] G. Kariniotakis, S. Camal, D. van Der Meer, K. Parginos, L. Santosuosso, A. Stratigakos, G. Giebel, T. Göçmen, L. Han, P. Pinson, *et al.*, “Next generation forecasting solutions for wind energy—results from the smart4res project,” in *WindEurope Annual Event 2023*, 2023.
- [36] K. Burnham, “Understanding aic and bic in model selection,” *Sociological Methods & Research - SOCIOL METHOD RES*, vol. 33, p. 93, Nov. 2004.
- [37] H. Cramér, “On the composition of elementary errors: First paper: Mathematical deductions,” *Scandinavian Actuarial Journal*, vol. 1928, no. 1, pp. 13–74, 1928.
- [38] “Kolmogorov–smirnov test,” pp. 283–287, 2008.

Κεφάλαιο 6

Πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ εκτεταμένων περιφερειών

6.1 Εισαγωγή

Η αιολική ενέργεια διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στη μετάβαση προς ένα βιώσιμο και καθαρό ενεργειακό μέλλον, καθώς είναι ευρέως διαθέσιμη ως εγχώρια πηγή ενέργειας, συμβάλλοντας έτσι στη μείωση της ενεργειακής εξάρτησης και στην παροχή ασφαλέστερου ενεργειακού εφοδιασμού. Επιπλέον, η αιολική ενέργεια είναι μια ανταγωνιστική ως προς το κόστος μορφή ΑΠΕ. Επομένως, λόγω του πολύ χαμηλού κόστους λειτουργίας της μπορεί να συμβάλει στη σταθεροποίηση των τιμών της ενέργειας, παρέχοντας οφέλη τόσο στους καταναλωτές ενέργειας όσο και στην ευρύτερη οικονομία. Καθώς το μερίδιο της αιολικής ενέργειας στο ενεργειακό μείγμα αυξάνεται, καθίσταται όλο και πιο σημαντικό να διασφαλιστεί η αποτελεσματική ενσωμάτωσή της στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Μια σημαντική πτυχή της ενσωμάτωσης της συγκεκριμένης μορφής ενέργειας, είναι πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος. Οι πληροφορίες αυτές είναι απαραίτητες για τους συμμετέχοντες στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και τους διαχειριστές συστημάτων, προκειμένου να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με την παραγωγή και τη μεταφορά ενέργειας. Βελτιώνοντας την κατανόηση των αιολικών ενεργειακών πόρων και την αξιοπιστία της παραγωγής αιολικής ενέργειας, η περιφερειακή πρόγνωση της αιολικής ενέργειας διαδραματίζει βασικό ρόλο στην ενσωμάτωση της στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Η πρόβλεψη της αιολικής παραγωγής είναι ένα πολύπλοκο έργο που εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, όπως τα ακραία καιρικά φαινόμενα, η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου. Η ακρίβειά της εξαρτάται επίσης από την επιλογή των μεθόδων πρόβλεψης και την ποιότητα των δεδομένων εισόδου. Ακόμη, η πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας σε περιφερειακό ή εθνικό επίπεδο είναι πιο πολύπλοκη από ό,τι σε τοπικό επίπεδο, καθώς περιλαμβάνει μεγαλύτερο αριθμό δεδομένων καιρού και μεγαλύτερη έκταση σύνθετου εδάφους.

6.2 Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας

Η βιβλιογραφία σχετικά με τις μεθόδους πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας είναι εκτεταμένη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα προσεγγίσεων, από παραδοσιακές μεθόδους χρονοσειρών έως προηγμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης. Οι μέθοδοι χρονοσειρών, όπως η ARIMA και η εκθετική εξομάλυνση, έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας λόγω της απλότητας και της ευκολίας εφαρμογής τους. Ωστόσο, οι μέθοδοι αυτές περιορίζονται από την παραδοχή της στασιμότητας και ενδέχεται να μην είναι κατάλληλες για την αποτύπωση σύνθετων και μη γραμμικών προτύπων στην παραγωγή αιολικής ενέργειας. Πιο πρόσφατα, οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν κερδίσει δημοτικότητα στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας λόγω της

ικανότητάς τους να χειρίζονται σύνθετα και μη γραμμικά πρότυπα [1]–[4]. Οι τεχνικές αυτές περιλαμβάνουν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δέντρα αποφάσεων, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και διάφορα μοντέλα βαθιάς μάθησης και έχει αποδειχθεί ότι υπερτερούν έναντι των παραδοσιακών μεθόδων χρονοσειρών, ιδίως για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας. Επιπλέον, η πρόσφατη πρόοδος της ανάλυσης μεγάλων δεδομένων και του υπολογιστικού νέφους επέτρεψε την εφαρμογή πιο σύνθετων μοντέλων μηχανικής μάθησης, όπως τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα και τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις για την πρόβλεψη της περιφερειακής αιολικής ενέργειας: η μέθοδος συνάθροισης και η μέθοδος αναγωγής [5].

6.2.1 Μέθοδος συνάθροισης

Η μέθοδος συνάθροισης χρησιμοποιείται για να συνδυάσει τις προβλέψεις παραγωγής αιολικής ενέργειας από μεμονωμένα αιολικά πάρκα σε μια ενιαία πρόβλεψη για μια ολόκληρη περιοχή ή χώρα [6]–[9]. Αυτό συνήθως επιτυγχάνεται με την άθροιση των αναμενόμενων προβλέψεων ισχύος των μεμονωμένων αιολικών πάρκων, λαμβάνοντας υπόψη την εγκατεστημένη ισχύ κάθε αιολικού πάρκου. Η μέθοδος άθροισης είναι σημαντική για την αξιολόγηση της αιολικής ενέργειας, καθώς παρέχει μια συνολική εικόνα της αναμενόμενης παραγωγής αιολικής ενέργειας για την περιοχή. Οι μέθοδοι για την άθροιση των προβλέψεων αιολικής ισχύος περιλαμβάνουν:

- Απλό άθροισμα: Αυτή είναι η απλούστερη μέθοδος για τη συγκέντρωση των προβλέψεων αιολικής ενέργειας, όπου οι προβλέψεις για τα μεμονωμένα αιολικά πάρκα απλά αθροίζονται για να προκύψει η περιφερειακή πρόβλεψη.
- Σταθμισμένη άθροιση: Στη μέθοδο αυτή, σε κάθε πρόβλεψη αιολικού πάρκου αποδίδεται ένα βάρος με βάση την αναμενόμενη παραγωγή του και οι προβλέψεις αθροίζονται με τη χρήση του σταθμισμένου αθροίσματος. Η μέθοδος αυτή μπορεί να προσφέρει βελτιωμένη ακρίβεια σε σχέση με την απλή άθροιση, λαμβάνοντας υπόψη τις διαφορές στα σφάλματα πρόβλεψης της παραγωγής αιολικής ενέργειας μεταξύ των αιολικών πάρκων [10].
- Χωρική παρεμβολή:
 - Αντίστροφη στάθμιση απόστασης: Η στάθμιση αντίστροφης απόστασης χρησιμοποιεί την αντίστροφη απόσταση μεταξύ της θέσης στόχου και των θέσεων του δείγματος για την εκτίμηση των τιμών της αιολικής ισχύος, παρέχοντας ένα απλό και υπολογιστικά αποτελεσματικό μέσο χωρικής παρεμβολής [11].
 - Kriging: Μια πιο εξελιγμένη μέθοδος γεωστατιστικής παρεμβολής, η Kriging χρησιμοποιεί τη χωρική αυτοσυσχέτιση των δεδομένων για την εκτίμηση των τιμών σε θέσεις όπου έχουν εγκατασταθεί αιολικά πάρκα αλλά δεν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα. Το Kriging μπορεί να αποτυπώσει τα χωρικά μοτίβα της παραγωγής αιολικής ενέργειας σε μια μεγάλη περιοχή, γεγονός που βοηθά στη συγκέντρωση περιφερειακών προβλέψεων [12].

6.2.2 Μέθοδος αναγωγής

Οι μέθοδοι αναγωγής χρησιμοποιούνται ευρέως στην περιφερειακή πρόβλεψη αιολικής ενέργειας για τη μεταφορά πληροφοριών από δεδομένα υψηλότερης ανάλυσης σε δεδομένα χαμηλότερης ανάλυσης, προκειμένου να αποτυπωθούν τα χωρικά πρότυπα και οι σχέσεις της διαδικασίας παραγωγής αιολικής ενέργειας σε μια συγκεκριμένη περιοχή. Αυτό οδηγεί στη δημιουργία ακριβέστερων προβλέψεων σε περιφερειακό επίπεδο. Η πιο δημοφιλής μέθοδος αναγωγής είναι η μηχανική μάθηση. Η ML προτιμάται ιδιαίτερα για την πρόβλεψη της περιφερειακής και περιφερειακής

αιολικής ενέργειας. Καταγράφοντας πολύπλοκες μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ της διαδικασίας παραγωγής αιολικής ενέργειας και των εισροών της, όπως η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου, τα μοντέλα ML, και ιδιαίτερα οι πιο προηγμένες τεχνικές, όπως η βαθιά μάθηση, παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια, ιδίως όταν διαχειρίζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων. Στο [13] παρουσιάζεται μια προσέγγιση αναγωγής με βάση την εξόρυξη δεδομένων, γνωστή ως Regional Statistical Hybrid Wind Power Forecast Technique, η οποία αποσκοπεί στην παροχή περιφερειακών προβλέψεων αιολικής ισχύος. Στην εργασία [14], οι συγγραφείς προτείνουν μια καινοτόμο μέθοδο για την αναγωγή των προβλέψεων αιολικής παραγωγής που χρησιμοποιεί ένα δυναμικό ασαφές νευρωνικό δίκτυο. Σε μια άλλη προσέγγιση, που παρουσιάζεται στην εργασία [15], οι συγγραφείς εισάγουν ένα υβριδικό μοντέλο νευρωνικού δικτύου, που συνδυάζει ένα νευρωνικό δίκτυο συνελκτικού τύπου με ένα δίκτυο perceptron πολλαπλών στρωμάτων, με στόχο την πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας την επόμενη ημέρα σε περιφερειακή κλίμακα. Στο [16], οι συγγραφείς αντιμετωπίζουν την πρόκληση της πρόβλεψης της περιφερειακής αιολικής ενέργειας με περιορισμένα δεδομένα, προτείνοντας μια μέθοδο που ενσωματώνει διόρθωση δεδομένων εισόδου, ένα υβριδικό νευρωνικό δίκτυο και ανάλυση σφαλμάτων για την ενίσχυση της ακρίβειας της πρόβλεψης. Επιπλέον, στην [17], παρουσιάζεται μια μεθοδολογία που χρησιμοποιεί αποσύνθεση τάσεων μαζί με τεχνικές μηχανικής και βαθιάς μάθησης για να βοηθήσει στην πρόβλεψη βραχυπρόθεσμων συντελεστών αιολικής ισχύος σε επίπεδο χώρας, παρουσιάζοντας την αποτελεσματικότητά της στη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Επιπλέον, μια περιφερειακή μέθοδος πιθανοτικής πρόβλεψης της αιολικής ισχύος παρουσιάζεται στο [18], η οποία χρησιμοποιεί βαθιά παλινδρόμηση ποσοστημορίων για την ακριβή εκτίμηση της κατανομής της αιολικής ισχύος, αποδεικνύοντας μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση για τον χειρισμό των αβεβαιοτήτων στις προβλέψεις της αιολικής ισχύος.

Σε αντίθεση με τη μέθοδο συνάθροισης, η οποία συνδυάζει δεδομένα σε επίπεδο αιολικού πάρκου για την εκτίμηση της παραγωγής αιολικής ισχύος σε ολόκληρη την περιοχή, οι μέθοδοι αναγωγής μπορούν να παρέχουν ακριβέστερες προβλέψεις χρησιμοποιώντας αριθμητικές καιρικές προβλέψεις και άλλα μετεωρολογικά δεδομένα για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ των καιρικών συνθηκών και της παραγωγής αιολικής ισχύος. Συνδυάζοντας τόσο μετεωρολογικά δεδομένα όσο και παρατηρήσεις σε επίπεδο αιολικού πάρκου, οι μέθοδοι αναγωγής μπορούν να παράγουν περιφερειακές προβλέψεις που είναι πιο ακριβείς και ανθεκτικές σε αλλαγές στις διαμορφώσεις των αιολικών πάρκων, σε σύγκριση με τη μέθοδο συνάθροισης.

Επιπλέον, οι μέθοδοι αναγωγής προσφέρουν αρκετά πλεονεκτήματα έναντι των μεθόδων συνάθροισης. Πρώτον, μπορούν να χρησιμοποιούν δεδομένα NWP υψηλότερης ανάλυσης και να λαμβάνουν υπόψη πολύπλοκα εδάφη, όπως βουνά, κοιλάδες και ακτογραμμές, τα οποία μπορεί να έχουν σημαντικό αντίκτυπο στα πρότυπα ταχύτητας ανέμου και στην παραγωγή ενέργειας. Δεύτερον, οι μέθοδοι αναγωγής μπορούν να μοντελοποιήσουν τη σχέση μεταξύ της παραγωγής αιολικής ενέργειας και των καιρικών συνθηκών με πιο ευέλικτο τρόπο, καθώς μπορούν να ενσωματώσουν προηγμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Αυτές οι τεχνικές μπορούν να αποτυπώσουν μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των εισόδων και των εξόδων. Τρίτον, οι μέθοδοι αναβάθμισης μπορούν να ενσωματώσουν καλύτερα τις επιδράσεις των αλληλεπιδράσεων των αιολικών πάρκων και των περιορισμών του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας, επιτρέποντας μια πιο ακριβή αναπαράσταση της συνολικής παραγωγής αιολικής ενέργειας.

6.3 Μεθοδολογία

Μία από τις προκλήσεις στη χρήση NWP για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, σε μεγάλες περιοχές, είναι ότι τα δεδομένα αυτά είναι υψηλής διάστασης, περιλαμβάνοντας πληροφορίες από πολλές μεταβλητές, οι οποίες μπορεί να μην είναι όλες σχετικές με τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Πιο συγκεκριμένα, για την πρόβλεψη αιολικής ισχύος σε ολόκληρη τη χώρα, ορισμένες υπο-περιοχές

των πληροφοριών NWP, π.χ. περιοχές χωρίς εγκαταστάσεις αιολικών πάρκων, μπορεί να μην είναι σχετικές για την πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ισχύος. Αυτό μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα να περιλαμβάνονται μεγάλες ποσότητες άσχετων πληροφοριών στα δεδομένα εισόδου των μοντέλων πρόβλεψης, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλότερη ακρίβεια και μεγαλύτερους χρόνους εκπαίδευσης. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές, όπως η μείωση της διαστατικότητας, για τη μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών εισόδου και την εξάλειψη των άσχετων πληροφοριών.

Στην παρούσα διατριβή, προτείνεται μια μέθοδος μείωσης της διαστατικότητας των δεδομένων εισόδου, όπου τα NWP χωρίζονται σε υπο-περιοχές και μόνο οι πληροφορίες από τις πιο σχετικές υπο-περιοχές χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στα μοντέλα πρόβλεψης [19]. Η μέθοδος εφαρμόζεται στα δεδομένα εισόδου, οπότε είναι ανεξάρτητη-μοντέλου, δηλαδή μπορεί να εφαρμοστεί για τη βελτίωση της απόδοσης όλων των υφιστάμενων μοντέλων πρόβλεψης αιολικής ενέργειας. Η προτεινόμενη μέθοδος δοκιμάζεται σε καθιερωμένα, βασιζόμενα σε δεδομένα μοντέλα, όπως οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, τα πλήρως συνδεδεμένα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα, τα οποία έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικά στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας. Η συμβολή του παρόντος έργου έγκειται στην ανάπτυξη μιας μεθόδου που επεξεργάζεται τα NWP ως δεδομένα που μοιάζουν με εικόνες, επιτρέποντας τη διάσπαση των δεδομένων υψηλής διάστασης σε μικρότερες υπο-περιοχές, οι οποίες ορίζονται από το γεωγραφικό πλάτος και το γεωγραφικό μήκος. Μετά τη διάσπαση, οι μη πληροφοριακές υπο-περιοχές αφαιρούνται με επιλογή χαρακτηριστικών κατά Bayes. Με τον τρόπο αυτό, ο αριθμός των χαρακτηριστικών εισόδου μειώνεται, απλοποιώντας το μοντέλο πρόβλεψης.

6.3.1 Μπεϋζιανή επιλογή περιοχών αριθμητικών προβλέψεων καιρού

Προκειμένου να εξαιρεθούν οι υπο-περιοχές των δεδομένων NWP που δεν είναι σχετικές για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας σε μεγάλες περιοχές, χρησιμοποιούνται τεχνικές μείωσης της διαστατικότητας. Τέτοιες μέθοδοι βοηθούν στη μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου πρόβλεψης, το οποίο με τη σειρά του οδηγεί σε ταχύτερους χρόνους εκπαίδευσης και πρόβλεψης, αυξημένη ακρίβεια και βελτιωμένη απόδοση.

Μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών

Η διαδικασία εξάλειψης των χωρικών χαρακτηριστικών από το NWP μπορεί να είναι δύσκολη και ιδιαίτερα χρονοβόρα, προκειμένου να επιτευχθεί η βέλτιστη επιλογή χωρικών χαρακτηριστικών, χωρίς να διακυβεύονται τα τελικά αποτελέσματα. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών για εικόνες εισόδου ή πολυδιάστατα δεδομένα όπως το NWP [20]–[23]. Ορισμένες από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους περιλαμβάνουν:

- Οι μέθοδοι φίλτρων αξιολογούν τη σημασία των χαρακτηριστικών με βάση ένα καθορισμένο κριτήριο και κατατάσσουν τα χαρακτηριστικά με βάση τη βαθμολογία τους. Το πιο συνηθισμένο κριτήριο που χρησιμοποιείται είναι ο συντελεστής συσχέτισης, ο οποίος μετρά τη γραμμική σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών και της μεταβλητής-στόχου.
- Μέθοδοι wrapper χρησιμοποιούν την απόδοση ενός συγκεκριμένου μοντέλου μηχανικής μάθησης ως κριτήριο αξιολόγησης. Η ιδέα πίσω από αυτές τις μεθόδους είναι να εκπαιδεύεται το μοντέλο μηχανικής μάθησης σε ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών και να αξιολογείται η απόδοσή του, και στη συνέχεια να προστίθενται ή να αφαιρούνται επαναληπτικά χαρακτηριστικά για να βρεθεί το βέλτιστο υποσύνολο.
- Οι ενσωματωμένες μέθοδοι ενσωματώνουν τη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών στην ίδια τη διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου. Για παράδειγμα, μπορούν να χρησιμοποιη-

θούν τεχνικές κανονικοποίησης, όπως η παλινδρόμηση Lasso ή η παλινδρόμηση Ridge, για να τιμωρηθεί η σημασία των χαρακτηριστικών και να επιλεγούν μόνο τα πιο σχετικά.

- Η Μπεϋζιανή επιλογή χαρακτηριστικών, είναι μια στατιστική προσέγγιση στην επιλογή χαρακτηριστικών, η οποία χρησιμοποιεί αλγόριθμους μάθησης Bayesian για τον εντοπισμό των πιο σχετικών χαρακτηριστικών για μια δεδομένη εργασία. Η BFS βασίζεται στην ιδέα ότι η συνάφεια ενός χαρακτηριστικού μπορεί να εκτιμηθεί με βάση την οριακή κατανομή του στα παρατηρούμενα δεδομένα και την εκ των προτέρων κατανομή της συνάφειας του.

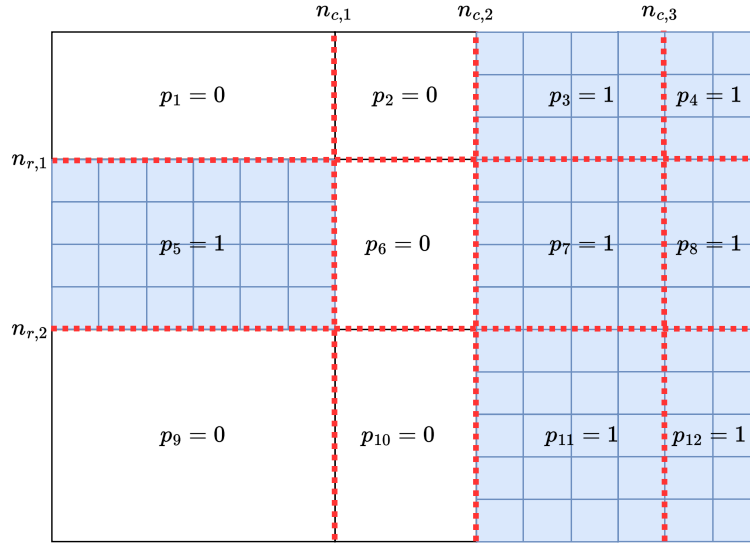
Αυτή η προσέγγιση έχει αρκετά πλεονεκτήματα έναντι άλλων μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών, όπως οι μέθοδοι φίλτρων και οι μέθοδοι wrapper. Σε αντίθεση με τις μεθόδους φίλτρων, η BFS λαμβάνει υπόψη τις σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και τον αντίκτυπο της αφαίρεσης ενός χαρακτηριστικού στην απόδοση του μοντέλου. Σε αντίθεση με τις μεθόδους wrapper, η BFS είναι υπολογιστικά αποδοτική και δεν απαιτεί τον υπολογισμό πολλαπλών μοντέλων, καθιστώντας την κατάλληλη για εργασίες επιλογής χαρακτηριστικών μεγάλης κλίμακας. Επιπλέον, η BFS μπορεί να ενσωματώσει προηγούμενη γνώση, όπως γνώση του τομέα ή πληροφορίες από προηγούμενα πειράματα, καθιστώντας την ένα ισχυρό εργαλείο για την επιλογή χαρακτηριστικών σε πολύπλοκες εφαρμογές του πραγματικού κόσμου. Επιπλέον, η BFS είναι ευέλικτη και προσαρμόσιμη στις μεταβαλλόμενες συνθήκες, καθιστώντας την κατάλληλη για δυναμικά και σύνθετα σενάρια πρόβλεψης, όπως αυτά που συναντώνται στην πρόβλεψη της περιφερειακής αιολικής ενέργειας. Η προτεινόμενη μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών με βάση τις υπο-περιοχές αναφέρεται ως μέθοδος διαχωρισμού και αφαίρεσης (S-R).

6.3.2 Μέθοδος S-R

Η μέθοδος S-R αποτελείται από δύο βήματα: πρώτα τα πολυδιάστατα δεδομένα του NWP χωρίζονται σε υπο-περιοχές με βάση τις δύο πρώτες διαστάσεις, οι οποίες αντιπροσωπεύουν το 2D χωρικό επίπεδο, όπου δίνονται οι προβλέψεις καιρού. Δεύτερον, οι μη πληροφοριακές υπο-περιοχές απορρίπτονται. Για το πρώτο βήμα, χρησιμοποιούνται δείκτες διαχωρισμού για τον καθορισμό των υπο-περιοχών, οι οποίοι δίνονται ως διάνυσμα για κάθε μία από τις δύο διαστάσεις. Αυτά τα διανύσματα, τα οποία είναι μονότονα αυξανόμενα, καθορίζουν την τελευταία γραμμή ή στήλη κάθε υπο-περιοχής στον πίνακα δεδομένων εισόδου. Σε ένα παράδειγμα 2×3 , τα δύο διανύσματα διάσπασης είναι $([n_{r,1}, n_{r,2}], [n_{c,1}, n_{c,2}, n_{c,3}])$, με αποτέλεσμα έναν πίνακα δεδομένων εισόδου με διάσπαση $(2 + 1) \times (3 + 1) = 12$ υπο-περιοχών, όπως φαίνεται στην εικόνα 6.1. Μετά τη διαδικασία διαχωρισμού, δημιουργείται ένα διάνυσμα δυαδικών στοιχείων, που αναφέρονται ως παράμετροι αφαίρεσης, καθένα από τα οποία αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη υπο-περιοχή. Οι υπο-περιοχές με μηδενική τιμή των παραμέτρων αφαίρεσης απορρίπτονται ως μη πληροφοριακές κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης, όπως φαίνεται στην εικόνα 6.1.

Δεδομένου ότι οι παράμετροι S-R, οι οποίες καθορίζουν την επιλογή των χαρακτηριστικών, δεν μπορούν να μεταβληθούν κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, θεωρούνται υπερ-παράμετροι. Είναι σημαντικό να διευκρινιστεί ότι οι παράμετροι που επηρεάζουν τα βήματα "διαχωρισμού" και "αφαίρεσης" δεν έχουν καμία σχέση με το μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται στο εσωτερικό του S-R. Ακόμα και αν οι υπερπαράμετροι S-R επηρεάζουν τη συνολική απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης, καθορίζουν τα χαρακτηριστικά εισόδου και όχι την αρχιτεκτονική του μοντέλου, καθιστώντας την προτεινόμενη μέθοδο S-R μοντελοαγνωστική.

Για τη διαδικασία BFS, χρησιμοποιείται ο Tree-Structured Parzen Estimator, όπως προτείνεται στην [24]. Ο TPE είναι ένας Μπεϋζιανός αλγόριθμος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως για προβλήματα συνολικής βελτιστοποίησης στη μηχανική μάθηση. Ο TPE χρησιμοποιεί ένα πιθανοτικό μοντέλο για την εκτίμηση της συνάρτησης-στόχου και παράγει το επόμενο σύνολο υποψήφιων λύσεων. Αυτός ο αλγόριθμος Bayesian έχει την ικανότητα να εξισορροπεί τη διερεύνηση και την εκμετάλλευση, καθιστώντας τον μια αποτελεσματική μέθοδο για την εύρεση του



Εικόνα 6.1. Διαίρεση και αφαίρεση βημάτων

παγκόσμιου βέλτιστου σε χώρους αναζήτησης υψηλών διαστάσεων. Επιπλέον, έχει αποδειχθεί ότι ο TPE αποδίδει καλά σε προβλήματα με θορυβώδη ή μη σταθερή συνάρτηση-στόχο. Δεδομένου ότι η συνάρτηση που αντιστοιχίζει τις παραμέτρους S-R στη μετρική σφάλματος ενός μοντέλου πρόβλεψης, είναι σχεδόν αδύνατο να υπολογιστεί, η TPE προσεγγίζει αυτή τη συνάρτηση αντιστοίχησης χρησιμοποιώντας μια υποκατάστατη συνάρτηση. Οι υπερ-παραμέτροι που ελαχιστοποιούν την υποκατάστατη συνάρτηση θεωρούνται καλοί υποψήφιοι για το πού ελαχιστοποιείται η πραγματική συνάρτηση χαρτογράφησης και πρέπει να αξιολογηθούν.

Ο αλγόριθμος TPE, που υλοποιείται στο πλαίσιο μιας διαδικασίας BFS, περιλαμβάνει δύο στάδια. Το πρώτο στάδιο περιλαμβάνει τη μοντελοποίηση της εκ των προτέρων κατανομής του συνόλου των υπερ-παραμέτρων, που συμβολίζεται ως h , με βάση την τιμή της συνάρτησης απώλειας-στόχου, που συμβολίζεται ως e . Η τιμή αυτή λαμβάνεται μέσω της εκπαίδευσης ενός μοντέλου πρόβλεψης και εκτιμάται με την εφαρμογή του h στα δεδομένα εισόδου NWP. Το δεύτερο στάδιο περιλαμβάνει τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης απόκτησης αναμενόμενης βελτίωσης, η οποία υπολογίζει την αναμενόμενη βελτίωση της συνάρτησης απώλειας-στόχου e που θα προέκυπτε από την επιλογή ενός νέου υποψήφιου δείγματος h . Ο υπολογισμός αυτός πραγματοποιείται με τη χρήση της προηγούμενης εκτιμώμενης προηγούμενης κατανομής. Για να λειτουργήσει αποτελεσματικά ο αλγόριθμος TPE, πρέπει να δημιουργηθεί ένας αυθαίρετος αριθμός αρχικών ζευγών δειγμάτων (h, e) . Αυτό επιτυγχάνεται με την τυχαία δειγματοληψία h και στη συνέχεια την απόκτηση των αντίστοιχων τιμών e μέσω της εκπαίδευσης του μοντέλου πρόβλεψης για κάθε δείγμα. Ο αλγόριθμος TPE εκτελείται επαναληπτικά εφαρμόζοντας αυτά τα δύο στάδια, μέχρι να ικανοποιηθεί ένα κριτήριο σύγκλισης.

6.3.3 Εκ των προτέρων κατανομή

Στην TPE, η υπό συνθήκη κατανομή πιθανότητας $Pr(h|e)$ αντιπροσωπεύει την πιθανότητα παρατήρησης ενός συνόλου υπερ-παραμέτρων h δεδομένης μιας τιμής απώλειας e , η οποία καθορίζεται από την άγνωστη συνάρτηση απεικόνισης $m(h)$ που απεικονίζει ένα διάνυσμα υπερ-παραμέτρων h στη συνολική μετρική απόδοσης e της διαδικασίας εκπαίδευσης. Η μέθοδος αυτή ορίζει τη συνολική απώλεια e ως το κανονικοποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα που προκύπτει από τη διαδικασία επικύρωσης του μοντέλου πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος TPE επιλέγει μια τιμή κατωφλίου e^* με βάση ένα πηλίκο γ των παρατηρούμενων τιμών απώλειας, έτσι ώστε $Pr(e < e^*) = \gamma$.

Αυτό το κατώφλι χρησιμοποιείται για τον διαχωρισμό των παρατηρούμενων τιμών σε δύο υπο-σύνολα, με πυκνότητες $l(h)$ και $g(h)$, που αντιπροσωπεύουν τις επιθυμητές και μη επιθυμητές παρατηρήσεις, αντίστοιχα. Όπως περιγράφεται από την εξίσωση (6.1), η TPE ορίζει το $Pr(h|e)$ χρησιμοποιώντας αυτές τις δύο πυκνότητες.

$$Pr(h|e) = \begin{cases} l(h), & e < e^* \\ g(h), & e \geq e^* \end{cases} \quad (6.1)$$

Δεδομένου ότι η εκ των προτέρων κατανομή $Pr(h|e)$ βασίζεται σε λίγα ζεύγη δειγμάτων των τιμών απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης e και των συνόλων υπερ-παραμέτρων h , είναι σχεδόν αδύνατο να γίνει παραμετρική εκτίμηση της πυκνότητας, δηλαδή εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας. Επομένως, τα $l(h)$ και $g(h)$ εκτιμώνται μέσω της εκτίμησης πυκνότητας παραθύρου Parzen. Η μέθοδος Parzen-window χρησιμοποιείται για την εκτίμηση μιας συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας $f(h)$ από ένα σύνολο παρατηρήσεων. Υποθέτοντας ότι οι τιμές των εξεταζόμενων παρατηρήσεων ορίζονται σε ένα χώρο D-διαστάσεων, τότε η $f(h)$ εκτιμάται ως εξής:

$$f(h) = \frac{1}{Nr^D} \sum_{i=1}^N k\left(\frac{h-h_i}{r}\right) \quad (6.2)$$

$$k\left(\frac{h-h_i}{r}\right) = \begin{cases} 1, & \left\| \frac{h-h_i}{r} \right\| \leq \frac{1}{2}, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad i = 1, \dots, D \quad (6.3)$$

όπου k είναι η συνάρτηση παραθύρου όπως δίνεται στο (6.3), h_i είναι η παρατήρηση i_{th} και r είναι το μήκος της συνάρτησης παραθύρου. Θεωρώντας τη συνάρτηση παραθύρου ως έναν D-διάστατο υπερ-κύβο με μήκος r και δεδομένης μιας παρατήρησης h_i από N παρατηρήσεις, η ποσότητα $k(\frac{h-h_i}{r})$ θα είναι ίση με ένα, αν η h_i εμπίπτει στον υπερ-κύβο με κέντρο την h και πλευρά r , και μηδέν διαφορετικά. Δεδομένου ότι η εξίσωση (6.2) είναι συμμετρική, μπορεί να εκφραστεί ως το άθροισμα σε N υπερκύβους, με κέντρο τις N παρατηρήσεις h_i . Χρησιμοποιώντας αυτή τη μέθοδο, οι συναρτήσεις πυκνότητας $l(h)$ και $g(h)$ μπορούν να εκφραστούν μέσω της μεθόδου Parzen-window, η κάθε μία με τις δικές της παρατηρήσεις, όπως φαίνεται στις εξισώσεις (6.4) και (6.5). Τέλος, δεδομένου ότι η μέθοδος S-R έχει πολλαπλές υπερ-παραμέτρους, το h ορίζεται ως ένα διάνυσμα τιμών και ο D-διάστατος χώρος ορίζεται επί του συνολικού αριθμού των υπερ-παραμέτρων, που χρησιμοποιούνται σε κάθε διαδικασία TPE.

$$l(h) = \frac{1}{Nr^D} \sum_{i=1}^N k\left(\frac{h-h_i}{r}\right), \quad \forall h : e < e^* \quad (6.4)$$

$$g(h) = \frac{1}{Nr^D} \sum_{i=1}^N k\left(\frac{h-h_i}{r}\right), \quad \forall h : e \geq e^* \quad (6.5)$$

6.3.4 Μετρική αναμενόμενης βελτίωσης EI

Σύμφωνα με το [24], η παραμετροποίηση του $Pr(h, e)$ ως $Pr(e)Pr(h|e)$ στον αλγόριθμο TPE επιλέγεται για να διευκολύνει τη βελτιστοποίηση της μετρικής αναμενόμενης βελτίωσης EI. Η EI εκφράζεται ως η προσδοκία μιας γενικής συνάρτησης $s : H \rightarrow R^D$ που λαμβάνεται από κάποιο μοντέλο M , θα υπερβεί το κατώφλι e^* :

$$EI_{e^*} = \int_{-\infty}^{\infty} \max(e^* - e, 0) p_M(e|h) de \quad (6.6)$$

Η βελτιστοποίηση της ΕΙ υπό ΤΡΕ υπολογίζεται ως εξής:

$$\begin{aligned} EI_{e^*}(h) &= \int_{-\infty}^{e^*} (e^* - e)Pr(e|h)de \\ &= \int_{-\infty}^{e^*} (e^* - e) \frac{Pr(h|e)Pr(e)}{Pr(h)} de \end{aligned} \quad (6.7)$$

Από την κατασκευή:

$$Pr(e < e^*) = \gamma \quad (6.8)$$

$$Pr(h) = \int_R Pr(h|e)Pr(e)de = \gamma l(h) + (1 - \gamma)g(h) \quad (6.9)$$

Επομένως:

$$\begin{aligned} EI_{e^*}(h) &= \frac{l(h)[\gamma e^* - \int_{-\infty}^{e^*} Pr(e)de]}{\gamma l(h) + (1 - \gamma)g(h)} \\ &\propto [\gamma + \frac{g(h)}{l(h)}(1 - \gamma)]^{-1} \end{aligned} \quad (6.10)$$

Η έκφραση (6.10) δείχνει ότι για να μεγιστοποιηθεί η αναμενόμενη βελτίωση, οι διανυσματικές τιμές του h θα πρέπει να έχουν υψηλή πιθανότητα υπό $l(h)$ και χαμηλή πιθανότητα υπό $g(h)$. Η δένδροδομημένη μορφή των $l(h)$ και $g(h)$ καθιστά εύκολη την άντληση δειγμάτων από το $l(h)$ και την αξιολόγησή τους σύμφωνα με τον όρο $\frac{g(h)}{l(h)}$. Σε κάθε επανάληψη, ο αλγόριθμος ΤΡΕ επιλέγει τον υποψήφιο h^* με το μεγαλύτερο ΕΙ.

6.3.5 Βήματα S-R

Όπως ορίστηκε στην προηγούμενη ενότητα, η διαδικασία S-R ορίζεται από τρία σύνολα υπερ-παραμέτρων: Οι δείκτες "διάσπασης" κάθε διάστασης και οι δυαδικές μεταβλητές "αφαίρεσης" για κάθε υπο-περιοχή που δημιουργείται από τους δείκτες "διάσπασης". Κάθε σύνολο υπερπαραμέτρων έχει τους δικούς του περιορισμούς, προκειμένου να είναι έγκυρη η διαδικασία S-R. Πρώτον, ο αριθμός των δεικτών "split", σε κάθε μία από τις δύο πρώτες διαστάσεις των πινάκων εισόδου, πρέπει να είναι ακέραιος και να περιορίζεται εντός του εύρους μεταξύ του μηδενός και του βαθμού της αντίστοιχης διάστασης. Δεύτερον, οι δείκτες διάσπασης πρέπει να παίρνουν ακέραιες τιμές και να περιορίζονται επίσης μεταξύ του μηδενός και του βαθμού της αντίστοιχης διάστασης. Τέλος, οι υπερπαραμέτροι "αφαίρεσης" πρέπει να λαμβάνουν δυαδικές τιμές και σε κάθε βήμα "αφαίρεσης" πρέπει να απομένει τουλάχιστον μία υπο-περιοχή, προκειμένου να προχωρήσει η διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου πρόβλεψης. Επομένως, για έναν πίνακα εισόδου NWP με χωρικές διαστάσεις d_1 φορές d_2 , η διαδικασία S-R περιλαμβάνει τις ακόλουθες υπερπαραμέτρους:

- Ο αριθμός $S_1 \in [0, d_1]$ και $S_2 \in [0, d_2]$ των δεικτών "split".
- Οι δείκτες διάσπασης $[n_{r,1}, \dots, n_{r,S_1}]$ της "σειράς" S_1
- Οι δείκτες διαχωρισμού $[n_{c,1}, \dots, n_{c,S_2}]$ της στήλης S_2
- Οι παράμετροι $(S_1 + 1) \times (S_2 + 1)$ "αφαίρεσης" $[p_1, \dots, p_{(S_1+1) \times (S_2+1)}]$

Ένα ζήτημα που πρέπει να ληφθεί υπόψη είναι ότι οι υπερ-παράμετροι S_1 και S_2 καθορίζουν τον αριθμό των υπόλοιπων υπερ-παραμέτρων, οδηγώντας σε μια μεταβαλλόμενη διαστατικότητα του χώρου D των πιθανών λύσεων ως $rank(D|S_1, S_2) = S_1 + S_2 + (S_1 + 1) \times (S_2 + 1)$. Επομένως, η διαδικασία BFS μπορεί να κατασκευαστεί ως διαδικασία βελτιστοποίησης δύο επιπέδων,

με δύο εκ των προτέρων κατανομές που προσεγγίζονται με τη χρήση TPE και της εξίσωσης (6.1), μια εξωτερική και μια εσωτερική εκ των προτέρων κατανομή. Μια διαδικασία TPE δύο σταδίων είναι μια διαδικασία βελτιστοποίησης δύο σταδίων που αξιοποιεί τα αποτελέσματα της TPE στο πρώτο στάδιο για να καθοδηγήσει την αναζήτηση της βέλτιστης λύσης στο δεύτερο στάδιο. Στο πρώτο στάδιο, ο αλγόριθμος TPE χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση της εκ των προτέρων κατανομής των υπερπαραμέτρων S_1 και S_2 , προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η συνάρτηση απόκτησής τους EI. Τα αποτελέσματα του πρώτου σταδίου χρησιμοποιούνται για την αρχικοποίηση του δεύτερου σταδίου, το οποίο χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο TPE για την περαιτέρω βελτίωση των υπόλοιπων υπερ-παραμέτρων, υπό την αίρεση των επιλεγμένων S_1 και S_2 . Επομένως, η διαδικασία TPE του δεύτερου σταδίου λαμβάνει υπόψη τα αποτελέσματα του πρώτου σταδίου και χρησιμοποιεί αυτές τις πληροφορίες για να καθοδηγήσει την αναζήτηση της βέλτιστης λύσης. Με βάση αυτή την προσέγγιση, το διάνυσμα των υπερ-παραμέτρων h κατασκευάζεται ως $h = [h_{out}, h_{inn}]$ όπου $h_{out} = [S_1, S_2]$ και $h_{inn} = [n_{r,1}, \dots, n_{r,S_1}, n_{c,1}, \dots, n_{c,S_2}, p_1, \dots, p_{(S_1+1) \times (S_2+1)}]$.

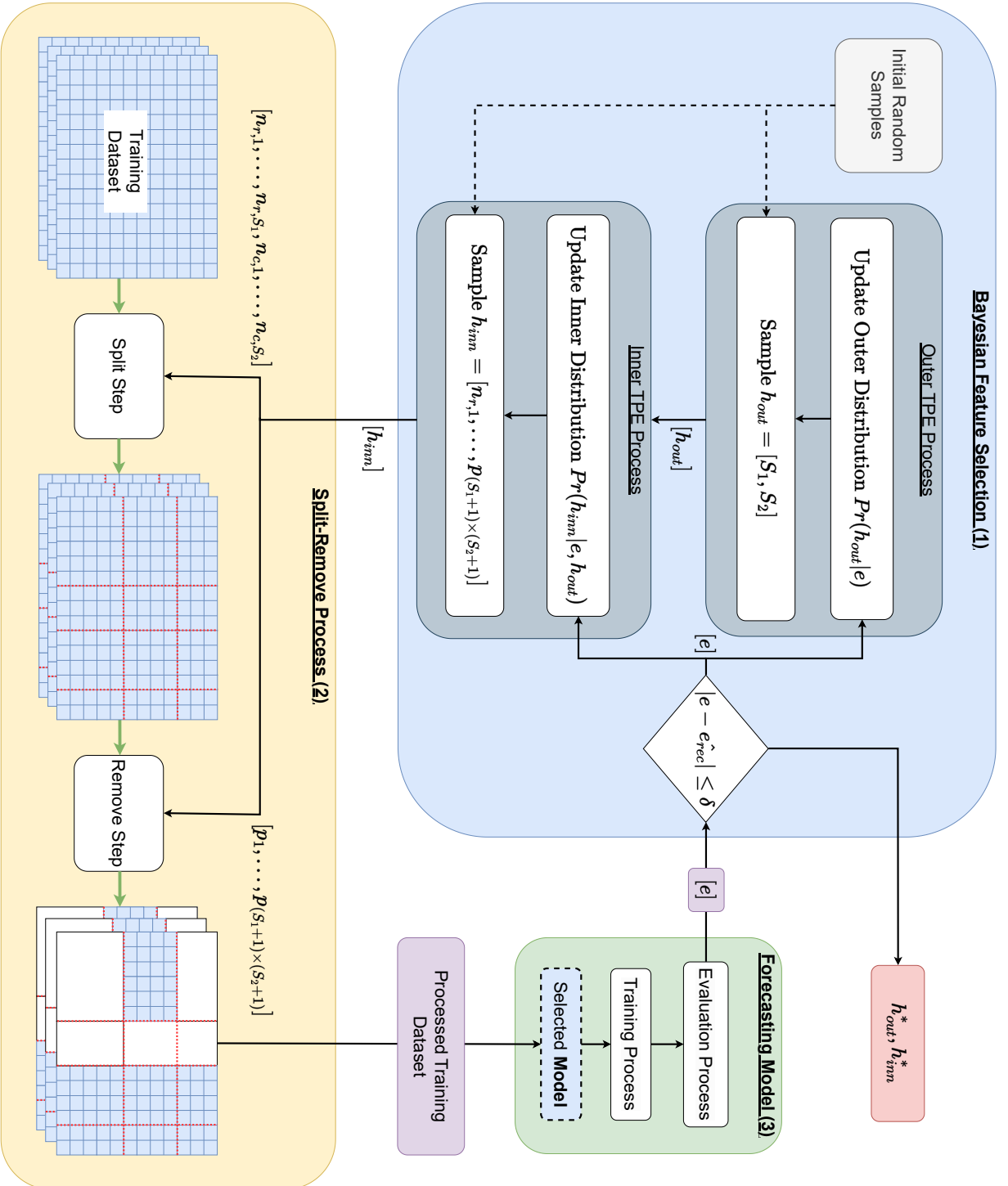
Η εξωτερική εκ των προτέρων κατανομή θα μοντελοποιήσει την εξάρτηση μεταξύ των μετρικών τιμών e στις υπερπαραμέτρους S_1 και S_2 , ενώ η εσωτερική εκ των προτέρων κατανομή θα μοντελοποιήσει την υπό συνθήκη εξάρτηση μεταξύ των μετρικών τιμών e και των υπόλοιπων υπερπαραμέτρων. Οι δύο προηγούμενες κατανομές μοντελοποιούνται ως εξής:

$$Pr(h_{out}|e) = \begin{cases} l_{out}(h_{out}), & e < e^* \\ g_{out}(h_{out}), & e \geq e^* \end{cases} \quad (6.11)$$

$$Pr(h_{inn}|e, h_{out}) = \begin{cases} l_{inn}(h_{inn}|h_{out}), & e < e^* \\ g_{inn}(h_{inn}|h_{out}), & e \geq e^* \end{cases} \quad (6.12)$$

Με τη χρήση αυτής της διάκρισης μεταξύ των δύο προηγούμενων κατανομών, προκύπτουν δύο πολυδιάστατοι χώροι πιθανών λύσεων, D_{inn} , D_{out} , δημιουργούνται. Η τάξη του χώρου D_{out} είναι σταθερή και ίση με δύο, ενώ η τάξη του D_{inn} εξαρτάται από κάθε δείγμα S_1 και S_2 . Επιπλέον, όταν η εξωτερική διαδικασία S-R επιλέγει ένα ζεύγος h_{out} που έχει ήδη διερευνηθεί, οι προηγούμενες παρατηρούμενες τιμές των e και h_{inn} που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο ζεύγος, περιλαμβάνονται στην εσωτερική προηγούμενη κατανομή, καθιστώντας τη διαδικασία πιο ακριβή και αποτελεσματική.

Για να συνοψίσουμε τη διαδικασία BFS πάνω στο NWP, η βελτιστοποίηση TPE σε δύο στάδια κατά μήκος των βημάτων S-R απεικονίζονται όλα στην εικόνα 6.2. Σε αυτή την εικόνα, εμφανίζονται τα τρία στοιχεία της προτεινόμενης μεθόδου με τον τύπο των πληροφοριών που ανταλλάσσονται. Στη συνιστώσα (1), αρχικά ένας αριθμός N_{out} τυχαίων δειγμάτων αντλείται ομοιόμορφα από το D_{out} και ένας αριθμός N_{inn} αντλείται ομοιόμορφα από κάθε χώρο D_{inn} , που αντιστοιχεί στα δείγματα N_{out} . Τα δείγματα αυτά χρησιμοποιούνται σε ένα πρώτο βήμα της διαδικασίας προκειμένου να δημιουργηθούν η εξωτερική και η εσωτερική κατανομή, με τις αντίστοιχες τιμές σφάλματος. Τόσο η εξωτερική όσο και η εσωτερική κατανομή υπολογίζονται με βάση την (6.1) με $\gamma = 0.5$ και e^* ίση με τη διάμεσο των παρατηρούμενων τιμών του e . Αφού αρχικοποιηθούν οι δύο κατανομές, αρχίζει η επαναληπτική διαδικασία ακολουθώντας τη σειρά των συνιστωσών (1), (2) και (3). Σε κάθε επανάληψη, υπολογίζεται η βέλτιστη h_{inn}^* για κάθε δείγμα h_{out} και στη συνέχεια ορίζεται η βέλτιστη h_{out}^* , με βάση τις εσωτερικές και εξωτερικές συναρτήσεις απόκτησης EI, αντίστοιχα. Στο τέλος κάθε επανάληψης, οι βέλτιστες τιμές h_{out}^* και h_{inn}^* ενσωματώνονται στις παρατηρήσεις N_{out} και N_{inn} , προκειμένου να συμπεριληφθούν στην εκτίμηση των δύο εκ των προτέρων κατανομών, στην επόμενη επανάληψη. Τα βήματα αυτά επαναλαμβάνονται μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση. Στο πλαίσιο αυτό, ως κριτήριο σύγκλισης, θεωρούμε ότι η απόλυτη διαφορά μεταξύ του εκτιμώμενου e και της μέσης τιμής των τιμών σφάλματος από τις πέντε προηγούμενες επαναλήψεις e_{rec} , να είναι μικρότερη ή ίση με $\delta = 10^{-3}$. Είναι επίσης σημαντικό να σημειωθεί ότι η μόνη πληροφορία που ανταλλάσσεται μεταξύ του μοντέλου πρόβλεψης και του αλγορίθμου BFS είναι το επεξεργασμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και το σφάλμα αξιολόγησης που χρησιμοποιείται για την



Εικόνα 6.2. Αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών κατά Μπέυζ

ενημέρωση των εκ των προτέρων κατανομών.

6.4 Αποτελέσματα

Η προτεινόμενη προσέγγιση επικυρώνεται σε περιφερειακές προβλέψεις αιολικής ενέργειας για τρεις χώρες που βρίσκονται στη νοτιοανατολική Ευρώπη: Ελλάδα, Βουλγαρία και Ρουμανία, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6.3. Οι μετρήσεις αιολικής ισχύος και οι πληροφορίες για την εγκατεστημένη ισχύ παρέχονται από τον ENTSO-E [25] και τα δεδομένα NWP από το Global Forecasting System μέσω της πλατφόρμας Google Earth Engine [26], όπως περιγράφεται στον πίνακα 6.1. Η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου αξιολογείται με τη μετρική μεροληψίας, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, κανονικοποιημένα με βάση την εγκατεστημένη αιολική ισχύ της περιοχής. Το NMAE είναι ένα μέτρο των απόλυτων σφαλμάτων μεταξύ ζευγαρωμένων παρατηρήσεων και προβλέψεων, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το πρόσημο του σφάλματος. Το NMSE μετρά την τετραγωνική διαφορά μεταξύ ζευγαρωμένων παρατηρήσεων και προβλέψεων. Το NMSE είναι η δεύτερη ροπή των σφαλμάτων πρόβλεψης, η οποία ενσωματώνει τόσο τη διακύμανση όσο και τη μεροληψία του μοντέλου. Η διακύμανση ορίζεται ως η διασπορά των σφαλμάτων πρόβλεψης και η μεροληψία ως η απόσταση των προβλέψεων από τις παρατηρούμενες τιμές. Το NMSE χρησιμοποιείται ως επί το πλείστον, μαζί με το NMAE, καθώς τιμωρεί τις μεγάλες τιμές των σφαλμάτων πρόβλεψης, δίνοντας ένα ακριβέστερο μέτρο της διακύμανσης του υπό μελέτη μοντέλου. Οι τύποι για την κανονικοποιημένη μεροληψία, το NMAE και το NMSE δίνονται στο (6.13), (6.14) και (6.15), αντίστοιχα. Επιπλέον, παρουσιάζονται ιστογράμματα μετρικής προκατάληψης για λεπτομερέστερη ανάλυση της συνολικής απόδοσης.

$$\text{Μεροληψία}(\%) = \frac{1}{N_{obs}} \sum_{i=1}^{N_{obs}} \frac{y_i - \hat{y}_i}{IC} * 100 \quad (6.13)$$

$$\text{NMAE}(\%) = \frac{1}{N_{obs}} \sum_{i=1}^{N_{obs}} \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{IC} * 100 \quad (6.14)$$

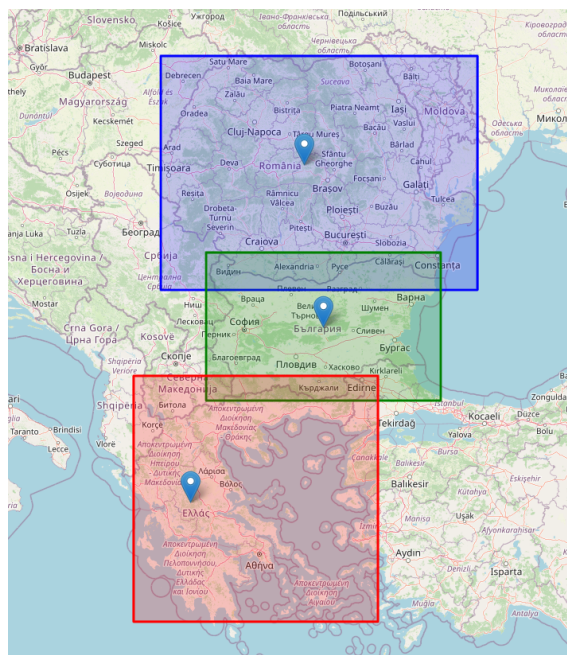
$$\text{NMSE}(\%) = \frac{1}{N_{obs}} \sum_{i=1}^{N_{obs}} \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{IC} \right)^2 * 100 \quad (6.15)$$

N_{obs} είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων αξιολόγησης, y_i είναι η παρατηρούμενη τιμή i_{th} , $\hat{y}_i$ είναι η πρόβλεψη της παρατήρησης i_{th} και IC είναι η εγκατεστημένη ισχύς, όλα στο πλαίσιο της διαδικασίας εκπαίδευσης του μοντέλου πρόβλεψης.

Πίνακας 6.1. Πληροφορίες Περιπτώσεων

Περίπτωση	Ελλάδα	Βουλγαρία	Ρουμανία
Χαρακτηριστικά εισόδου	U και V συνιστώσες ανέμου (10m)	U και V συνιστώσες ανέμου (10m)	U και V συνιστώσες ανέμου (10m)
Ορίζοντας πρόβλεψης (Ωρες)	24	24	24
Χρονικά βήματα (Ωρες)	1	1	1
Δεδομένα	ENTSO-e / GFS	ENTSO-e / GFS	ENTSO-e / GFS
Περίοδος εκπαίδευσης	01/01/2019-31/12/2019	01/01/2020-31/12/2020	01/01/2020-31/12/2020
Περίοδος αξιολόγησης	01/01/2020-31/12/2020	01/01/2021-31/12/2021	01/01/2021-31/12/2021

Η απόδοση της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών Bayesian συγκρίνεται με δύο άλλες προσεγγίσεις για την πιθανολογική πρόβλεψη της αιολικής ισχύος σε περιφερειακό επίπεδο την επόμενη ημέρα. Η πρώτη προσέγγιση χρησιμοποιεί ολόκληρη την περιοχή του NWP ως είσοδο, ενώ η δεύτερη προσέγγιση περιλαμβάνει την εμπειρική επιλογή των υποπεριοχών του NWP με βάση τις θέσεις των αιολικών πάρκων που είναι εγκατεστημένα στην περιοχή. Η προτεινόμενη μέθοδος S-R εφαρμόζεται σε τρία διαφορετικά μοντέλα μηχανικής μάθησης τελευταίας τεχνολογίας



Εικόνα 6.3. Περιπτώσεις: Ελλάδα (Κόκκινο), Βουλγαρία (Πράσινο) και Ρουμανία (Μπλέ)

(SVM, ANN, CNN), προκειμένου να αξιολογηθεί η απόδοσή της σε διαφορετικά μοντέλα. Επιπλέον, χρησιμοποιούνται δύο κλασικά μοντέλα αναφοράς, το μοντέλο Persistence και το μοντέλο Climatology, για να παρέχουν πρόσθετες συγκρίσεις επιδόσεων. Όλα τα μοντέλα αξιολογούνται στο ίδιο έργο της πιθανολογικής πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας σε περιφερειακό επίπεδο την επόμενη ημέρα. Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην εμπειρική επιλογή των υποπεριοχών σημειώνονται με πρόθεμα "M" και τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στη μέθοδο S-R με πρόθεμα "S-R". Στο πλαίσιο της διαδικασίας επικύρωσης, παρουσιάζονται τα γενικά αποτελέσματα για όλες τις περιπτώσεις δοκιμών και για να αξιολογηθεί λεπτομερέστερα η απόδοση της προτεινόμενης μεθοδολογίας, επιλέγεται η ελληνική περιοχή για τη διερεύνηση των εποχικών μετρικών αξιολόγησης. Ως εκ τούτου, η περίοδος επικύρωσης χωρίζεται σε τέσσερις εποχές για να εξεταστεί η απόδοση της μεθόδου S-R σε διαφορετικές καιρικές συνθήκες στην ελληνική περιοχή.

Οι επιδόσεις όλων των μοντέλων σε όλες τις περιπτώσεις δοκιμής, όσον αφορά το NMAE και το NMSE, παρουσιάζονται στους πίνακες 6.2 και 6.3, αντίστοιχα. Είναι σαφές ότι η προτεινόμενη μέθοδος υπερτερεί έναντι της χρήσης ολόκληρης της περιοχής NWP και της εμπειρικής επιλογής υποπεριοχών μαζί με τις υπόλοιπες άλλες μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών και στα τρία μοντέλα μηχανικής μάθησης. Ένα σημαντικό συμπέρασμα είναι ότι η μείωση της διαστατικότητας που επιτυγχάνεται μέσω της επιλογής υποπεριοχών, είτε εμπειρικά είτε με τη μέθοδο Bayes, φαίνεται να βελτιώνει τη συνολική απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης. Η βελτίωση της απόδοσης που εκφράζεται τόσο σε NMAE όσο και σε NMSE επιτυγχάνεται στα τρία μοντέλα αναφοράς, ενώ η διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης είναι χαμηλότερη. Όσον αφορά τις μετρικές NMAE και NMSE, όπως παρατηρείται στους πίνακες 6.2 και 6.3, αποδεικνύεται η ευρωστία της προτεινόμενης μεθοδολογίας, καθώς στις τρεις περιπτώσεις δοκιμής, η χρήση της μεθόδου S-R, επιτυγχάνει τη βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης και τη μείωση των αποκλίσεων των σφαλμάτων πρόβλεψης, ανεξάρτητα από την πολυπλοκότητα των περιοχών του εδάφους. Ένα σημαντικό σημείο των αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθόδου είναι ότι η βελτίωση της απόδοσης επιτυγχάνεται με σημαντική μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών εισόδου, μέσω της αφαίρεσης των υποπεριοχών του NWP. Στην περίπτωση της Ελλάδας, ο αρχικός αριθμός χαρακτηριστικών εισόδου είναι 1334 και ο τελικός αριθμός χαρακτηριστικών εισόδου ισούται με 756, γεγονός που οδηγεί σε ποσοστιαία μείωση των χαρακτηριστικών εισόδου ίση με 43%. Ομοίως, η ποσοστιαία μείωση

Πίνακας 6.2. Αποτελέσματα αξιολόγησης NMAE για κάθε περίπτωση δοκιμής

NMAE (%)			
Μοντέλο	Ελλάδα	Βουλγαρία	Ρουμανία
Persistence	12.553	20.489	23.488
Κλιματολογία	13.586	15.176	19.811
SVM	6.089	5.992	9.652
M-SVM	5.571	5.687	9.169
S-R SVM	5.154	5.452	9.315
ANN	7.765	5.321	7.855
M-ANN	6.433	4.981	7.305
S-R ANN	5.803	4.590	7.149
CNN	5.951	5.234	10.375
M-CNN	5.506	4.678	9.856
S-R CNN	4.852	4.324	9.166

των χαρακτηριστικών εισόδου είναι ίση με 56% ($784 \rightarrow 344$) και 30% ($1330 \rightarrow 948$) για την περίπτωση δοκιμής της Βουλγαρίας και της Ρουμανίας αντίστοιχα.

Προκειμένου να διερευνηθεί περαιτέρω η απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου, παρουσιάζεται μια λεπτομερής αξιολόγηση της εποχιακής απόδοσής της για την περίπτωση δοκιμής της Ελλάδας. Εκτός από τα προηγούμενα αποτελέσματα, οι μετρικές NMAE και NMSE για κάθε εποχή παρουσιάζονται στους πίνακες 6.4 και 6.5. Για την περαιτέρω διερεύνηση, τα ιστογράμματα μεροληψίας των διαφόρων μοντέλων παρουσιάζονται στα Σχήματα 6.4-6.15. Τα αποτελέσματα στους πίνακες 6.4 και 6.5, καταδεικνύουν ότι η απόδοση όλων των μοντέλων ποικίλλει σε διαφορετικές εποχές, λόγω της εποχιακής μεταβλητότητας των καιρικών συνθηκών και των κύκλων του ανέμου. Ωστόσο, η μέθοδος S-R μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των μοντέλων πρόβλεψης στα οποία εφαρμόζεται, ανεξάρτητα από τις διαφορετικές καιρικές συνθήκες. Αυτό μπορεί επίσης να παρατηρηθεί στα ιστογράμματα μεροληψίας που παράγονται με την εφαρμογή της μεθόδου S-R, σε σύγκριση με τις υπόλοιπες κατανομές, υποδεικνύοντας μικρότερο πλάτος ή μικρότερη απόκλιση από την αναμενόμενη τιμή. Επιπλέον, η αναμενόμενη μεροληψία σφάλματος σε κάθε περίπτωση μειώνεται από τη μέθοδο S-R, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο είναι πιο αμερόληπτο στην υπερ-πρόβλεψη ή την υποπρόβλεψη.

Για να καταδειχθεί η απόδοση των διαφορετικών προσεγγίσεων στην επιλογή των υποπεριοχών, τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τρεις μεθόδους επιλογής παρουσιάζονται στα Σχήματα 6.16-6.18. Στο Σχήμα 6.16 απεικονίζεται ολόκληρο το NWP πάνω από την περιοχή, χωρίς καμία επιλογή υποπεριοχής. Οι κόκκινοι σταυροί υποδεικνύουν τα εγκατεστημένα αιολικά πάρκα. Στο Σχήμα 6.17, οι υποπεριοχές επιλέγονται εμπειρικά με βάση τις θέσεις των αιολικών πάρκων. Όπως φαίνεται, αυτές οι υποπεριοχές είναι διάσπαρτες σε όλη την περιοχή και δεν σχηματίζουν ένα σαφές μοτίβο. Τέλος, στο Σχήμα 6.18, εμφανίζεται η επιλογή των υποπεριοχών που προκύπτει μέσω της μεθόδου S-R CNN. Στην περίπτωση αυτή, οι επιλεγμένες υποπεριοχές δημιουργούν ένα μοτίβο, όπου οι υποπεριοχές πάνω από κάποια υφιστάμενα αιολικά πάρκα αφαιρούνται, καθώς δεν συμβάλλουν στη βελτίωση της ακρίβειας των μοντέλων πρόβλεψης. Μια σημαντική παρατήρηση είναι ότι οι υποπεριοχές περιλαμβάνουν περιοχές πάνω από τη θάλασσα και την ακτογραμμή της χώρας, ενώ αποφεύγονται τμήματα της χώρας όπου το έδαφος είναι ακανόνιστο και περιέχει ορεινές περιοχές, ακόμη και αν περιέχουν εγκατεστημένα αιολικά πάρκα. Αυτό μπορεί να υποδηλώνει ότι, ακόμη και αν ορισμένες περιοχές περιέχουν αιολικά πάρκα, η ακρίβεια που επιτυγχάνεται με τη χρήση του NWP για τις περιοχές αυτές είναι χαμηλή, με αποτέλεσμα τη μειωμένη απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης. Αυτό είναι το κύριο πλεονέκτημα της μεθόδου S-R, η οποία βασίζεται

Πίνακας 6.3. Αποτελέσματα αξιολόγησης NMSE για κάθε περίπτωση δοκιμής

NMSE (%)			
Μοντέλο	Ελλάδα	Βουλγαρία	Ρουμανία
Persistence	2.7695	5.128	11.924
Κλιματολογία	2.647	3.557	5.886
SVM	0.489	0.513	1.472
M-SVM	0.471	0.449	1.383
S-R SVM	0.436	0.415	1.314
ANN	1.118	1.062	1.284
M-ANN	0.775	0.736	1.212
S-R ANN	0.605	0.574	1.091
CNN	0.642	0.603	2.004
M-CNN	0.553	0.506	1.67
S-R CNN	0.489	0.464	1.386

Πίνακας 6.4. Αποτελέσματα εποχιακής αξιολόγησης NMAE για την περίπτωση δοκιμής: Ελλάδα

NMAE (%)				
Μοντέλο	Χειμώνας	Άνοιξη	Καλοκαίρι	Φθινόπωρο
Persistence	16.745	12.166	10.392	10.909
Κλιματολογία	15.596	12.496	13.814	12.438
SVM	7.769	6.163	5.386	5.038
M-SVM	7.061	5.521	4.724	4.974
S-R SVM	6.661	5.162	4.441	4.350
ANN	11.606	8.514	5.264	5.679
M-ANN	9.117	6.888	4.487	5.241
S-R ANN	8.167	6.107	4.045	4.894
CNN	7.778	5.651	4.820	5.558
M-CNN	6.975	5.447	4.546	5.057
S-R CNN	6.007	4.942	4.003	4.456

στην πραγματική απόδοση του χρησιμοποιούμενου μοντέλου πρόβλεψης και στην πραγματική μετρούμενη παραγωγή αιολικής ενέργειας της υπό μελέτη περιοχής.

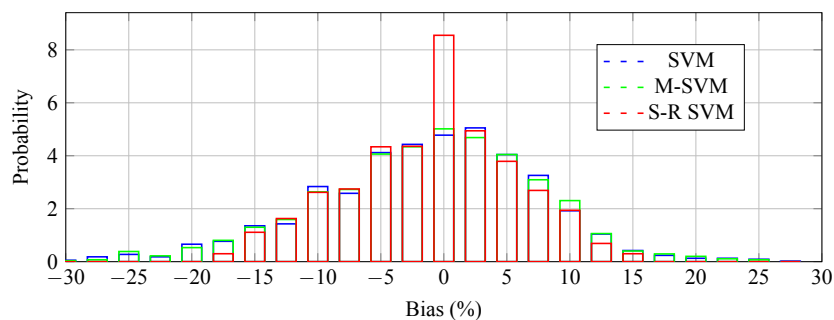
Επιπλέον, προκειμένου να επικυρωθεί η Μπεϋζιανή συμπεριφορά της μεθόδου S-R, χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο TPE δύο σταδίων, τα αποτελέσματα της εξωτερικής διαδικασίας βελτιστοποίησης για το S-R CNN παρουσιάζονται στο Σχήμα 6.19. Λόγω των περιορισμών οπτικοποίησης που προκαλούνται από την υψηλότερη διαστατικότητα της εσωτερικής διαδικασίας βελτιστοποίησης, εμφανίζονται μόνο τα αποτελέσματα της εξωτερικής διαδικασίας, σε μορφή πίνακα, όπου κάθε κελί περιλαμβάνει τον αριθμό των επαναλήψεων κάθε ζεύγος $[S_1, S_2]$ που αντλήθηκε τυχαία από την εκ των προτέρων κατανομή σε κάθε βήμα. Το χρώμα κάθε κελιού αντιστοιχεί στο ελάχιστο NMAE, που επιτεύχθηκε στο πλαίσιο της εσωτερικής διαδικασίας βελτιστοποίησης του αντιστοιχού ζεύγους $[S_1, S_2]$, όπως ορίζεται από τους δείκτες του πίνακα. Μπορεί να παρατηρηθεί ότι κατά τη διάρκεια της διαδικασίας βελτιστοποίησης, δημιουργούνται περιοχές με υψηλή και χαμηλή πιθανότητα καλής απόδοσης στην εξωτερική εκ των προτέρων κατανομή, καθώς αυτή ενημερώνεται σε κάθε βήμα. Τα ζεύγη S_1 και S_2 με καλή απόδοση έχουν επιλεγεί πολλές φορές, λόγω της υψηλής πιθανότητας να προκύψουν χαμηλότερες τιμές NMAE, ενώ άλλα ζεύγη έχουν

Πίνακας 6.5. Αποτελέσματα εποχιακής αξιολόγησης NMSE για την περίπτωση δοκιμής: Ελλάδα

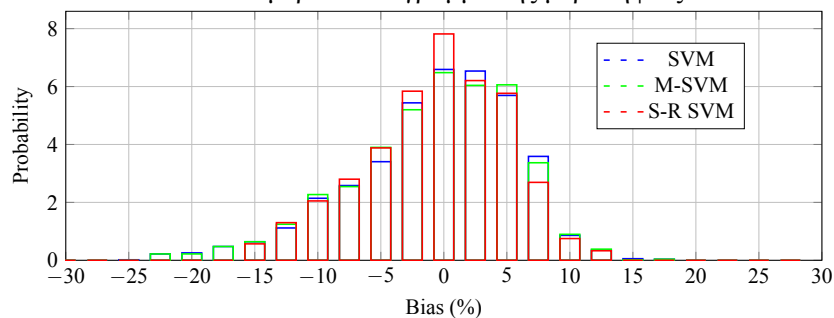
Μοντέλο	NMSE (%)			
	Χειμώνας	Άνοιξη	Καλοκαίρι	Φθινόπωρο
Επιμονή	4.507	2.589	1.915	2.067
Κλιματολογία	3.528	2.326	2.656	2.079
SVM	0.744	0.443	0.354	0.418
M-SVM	0.722	0.414	0.335	0.415
S-R SVM	0.689	0.369	0.301	0.385
ANN	2.302	1.189	0.433	0.549
M-ANN	1.488	0.789	0.347	0.486
S-R ANN	1.067	0.622	0.309	0.424
CNN	1.017	0.554	0.434	0.561
M-CNN	0.862	0.501	0.337	0.515
S-R CNN	0.771	0.427	0.295	0.462

επιλεγεί λίγες μόνο φορές ή και καθόλου. Αυτό αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα της μεθόδου S-R, η οποία καθοδηγείται από τα προηγούμενα αποτελέσματα της διαδικασίας S-R και την εκπαίδευση του μοντέλου πρόβλεψης στο οποίο εφαρμόζεται.

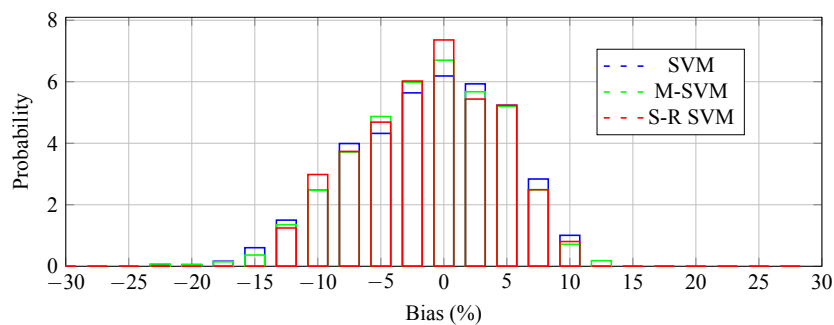
Τέλος, μελετάται η ευαισθησία της προτεινόμενης μεθόδου στις διάφορες παραμέτρους της. Στα Σχήματα 6.20 και 6.21, παρουσιάζονται οι τροχιές σύγκλισης για το μοντέλο S-R CNN για την ελληνική περίπτωση δοκιμής, για τρεις διαφορετικούς αριθμούς αρχικών τυχαίων δειγμάτων και για τρεις διαφορετικές τιμές γ , αντίστοιχα. Τα αρχικά τυχαία δείγματα καθορίζουν το χώρο λύσεων τόσο για το εξωτερικό όσο και για το εσωτερικό βήμα βελτιστοποίησης. Η μεταβολή του αριθμού των αρχικών δειγμάτων, όπως φαίνεται, επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου, όπου μεγαλύτερος αριθμός αρχικών δειγμάτων οδηγεί σε ταχύτερη σύγκλιση. Επιπλέον, όπως αποδεικνύεται από τους τύπους του TPE ((6.4),(6.5)), η τιμή γ λειτουργεί ως συμβιβασμός μεταξύ της εξερεύνησης και της εκμετάλλευσης του χώρου λύσεων. Οι τρεις τροχιές στο Σχήμα 6.21, απεικονίζουν αυτό το trade-off, καθώς οι υψηλότερες τιμές του γ οδηγούν σε μεγαλύτερη εξερεύνηση του χώρου λύσεων με μικρότερη πιθανότητα σύγκλισης, λόγω των υψηλών ταλαντώσεων των τιμών του e . Από την άλλη πλευρά, χαμηλότερες τιμές του γ οδηγούν σε μεγαλύτερη εκμετάλλευση του χώρου λύσεων, επιτυγχάνοντας σύγκλιση σε λιγότερες επαναλήψεις, αλλά έχουν την πιθανότητα να παγιδευτούν σε τοπικό ελάχιστο. Επομένως, μια τιμή του γ ίση με 0.5, είναι ένας καλός υποψήφιος για ισορροπημένη εξερεύνηση και εκμετάλλευση του αλγορίθμου TPE.



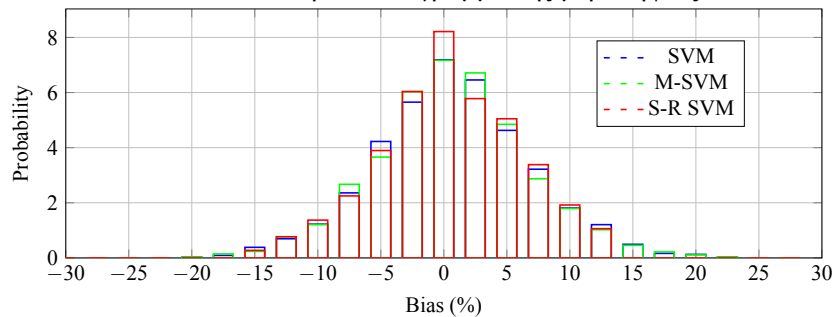
ΕικόνΑ 6.4. Χειμερινό ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM



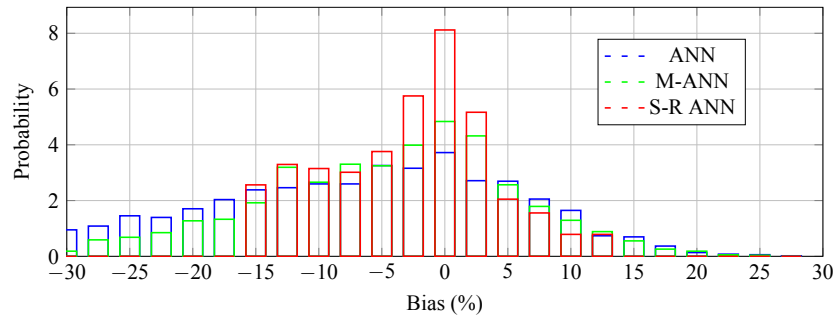
ΕικόνΑ 6.5. Ανοιξιιάτικο ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM



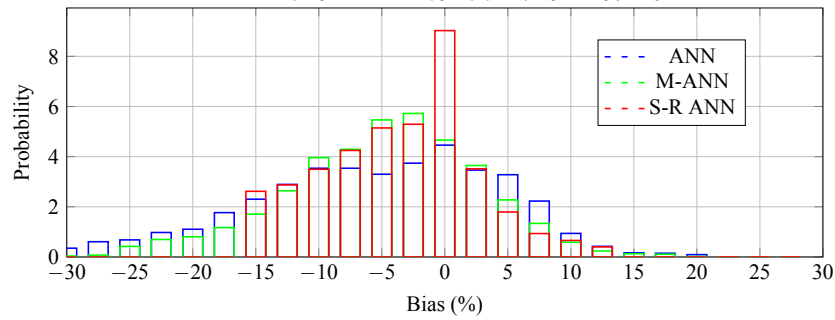
ΕικόνΑ 6.6. Καλοκαιρινό ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM



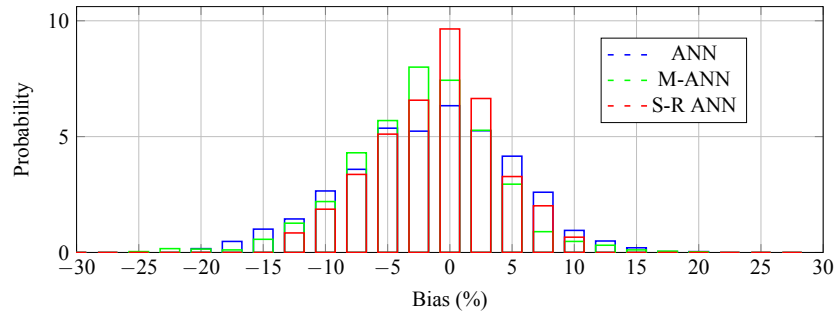
ΕικόνΑ 6.7. Φθινόπωρο ιστόγραμμα της μεροληψίας SVM



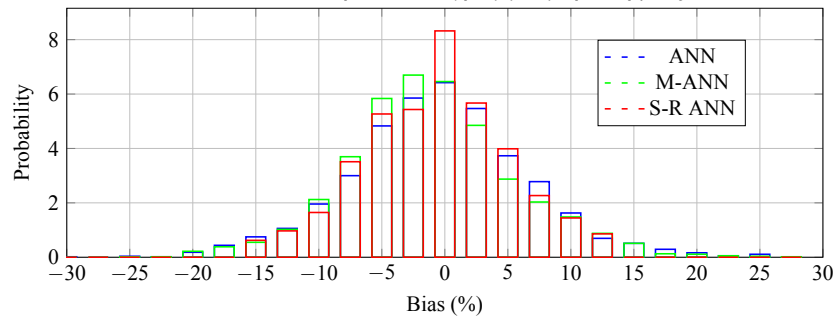
Εικόνα 6.8. Χειμερινό ιστόγραμμα μεροληψίας ANN



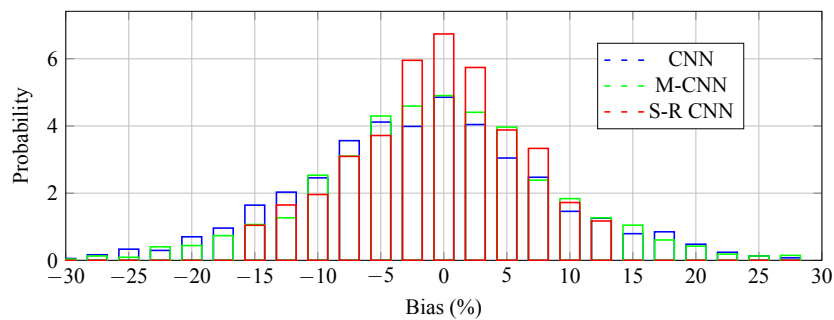
Εικόνα 6.9. Ανοιξιάτικο ιστόγραμμα μεροληψίας ANN



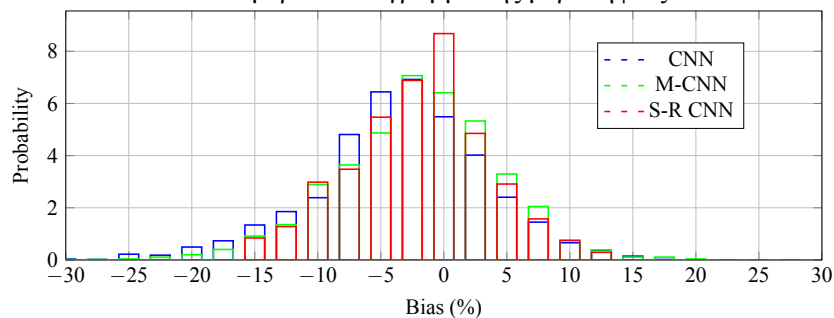
Εικόνα 6.10. Καλοκαιρινό ιστόγραμμα μεροληψίας ANN



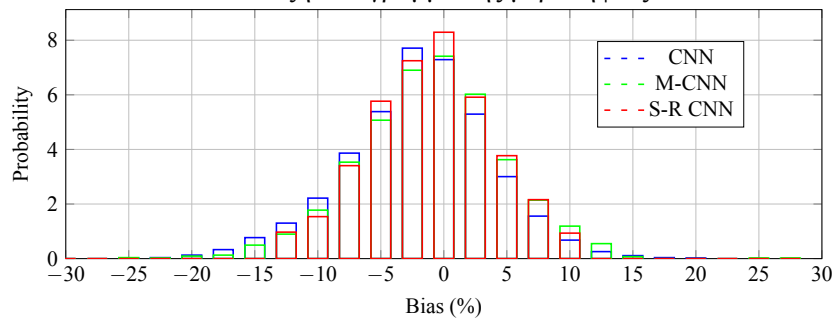
Εικόνα 6.11. Φθινόπωρο Ιστόγραμμα μεροληψίας ANN



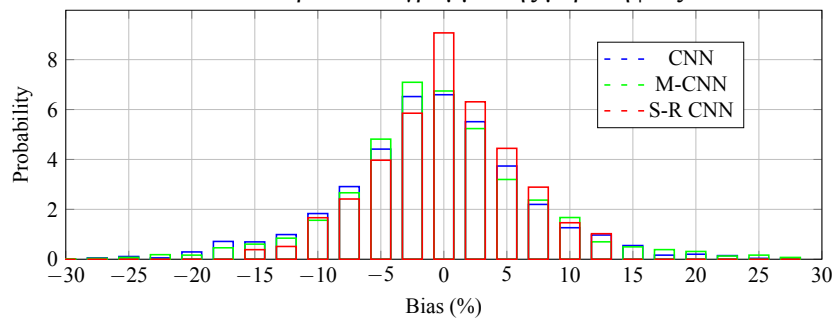
Εικόνα 6.12. Χειμερινό ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN



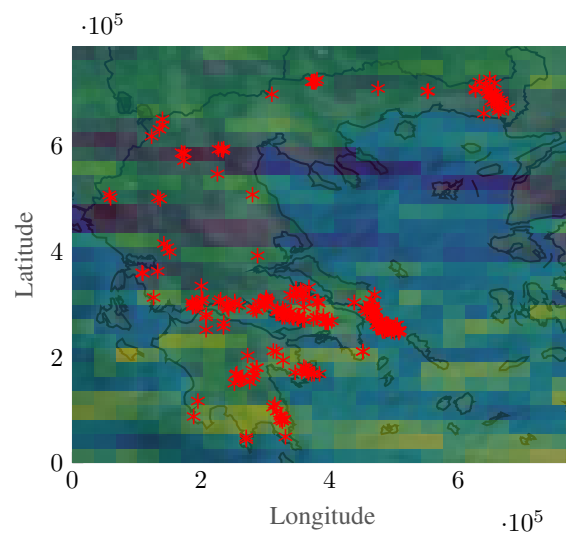
Εικόνα 6.13. Άνοιξη ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN



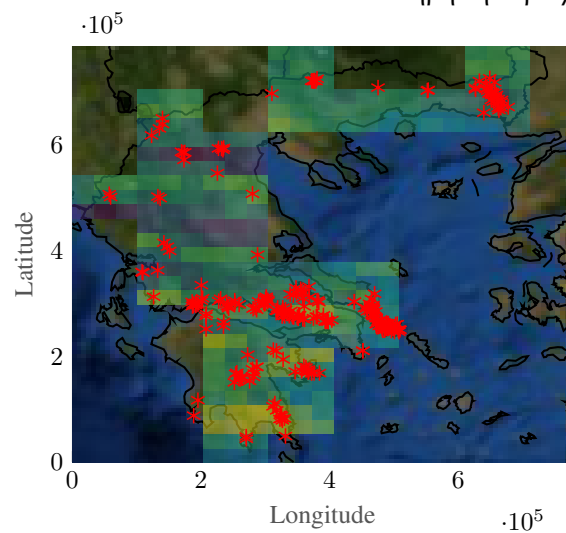
Εικόνα 6.14. Καλοκαιρινό ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN



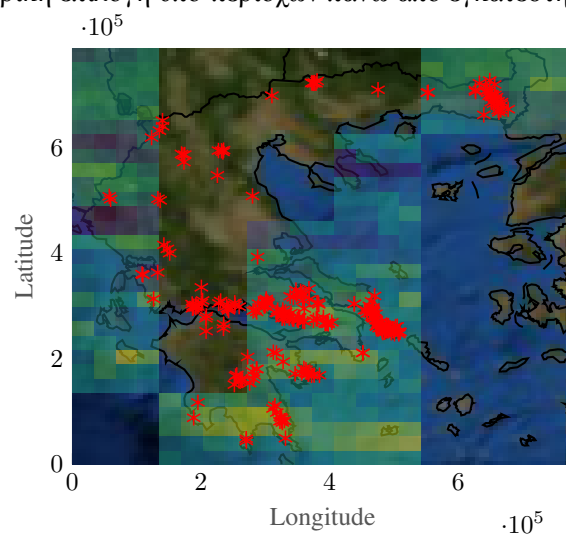
Εικόνα 6.15. Φθινόπωρο ιστόγραμμα της μεροληψίας του CNN



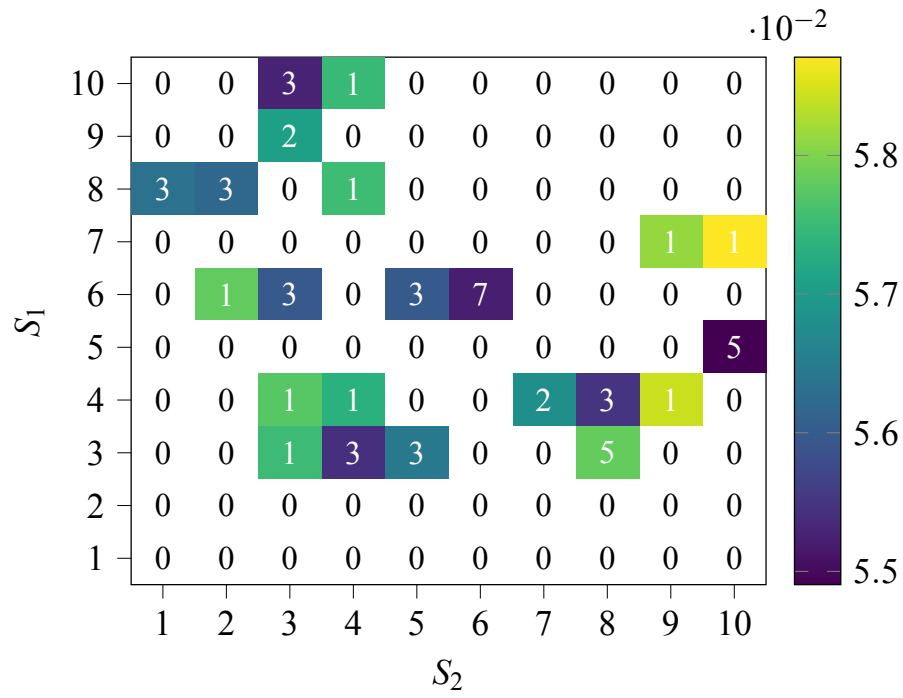
Εικόνα 6.16. NWP πάνω από ολόκληρη τη περιοχή



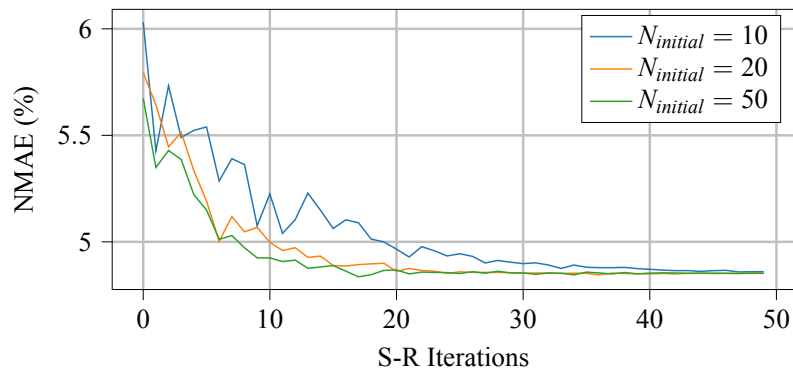
Εικόνα 6.17. Εμπειρική επιλογή υπο-περιοχών πάνω από εγκατεστημένα αιολικά πάρκα



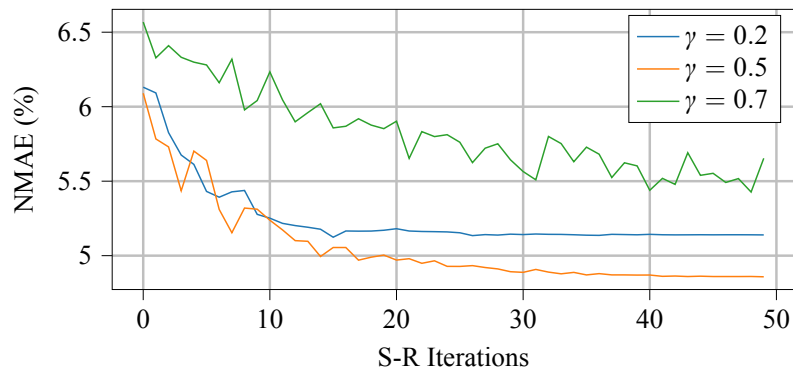
Εικόνα 6.18. Επιλογή υπο-περιοχών με τη χρήση της μεθόδου S-R



Εικόνα 6.19. Οι τιμές των αριθμών διαχωρισμού μέσω της διαδικασίας βελτιστοποίησης



Εικόνα 6.20. Ανάλυση ευαισθησίας της μεθόδου S-R ως προς τον αριθμό των αρχικών τυχαίων δειγμάτων



Εικόνα 6.21. Ανάλυση ευαισθησίας της μεθόδου S-R ως προς την παράμετρο γ

6.5 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο, μελετήθηκαν οι μέθοδοι πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας σε περιφερειακό επίπεδο, εστιάζοντας τόσο στις μεθόδους συνάθροισης όσο και στις μεθόδους αναγωγής. Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας αποκάλυψε ότι οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης, ιδίως οι τεχνικές βαθιάς μάθησης, υπερτερούν σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους χρονοσειρών, προσφέροντας μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις. Η μέθοδος συνάθροισης συνδυάζει τις προβλέψεις αιολικών πάρκων για την παραγωγή περιφερειακών προβλέψεων, χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως το απλό άθροισμα, η σταθμισμένη άθροιση και η χωρική παρεμβολή. Από την άλλη πλευρά, οι μέθοδοι αναγωγής μεταφέρουν πληροφορίες από δεδομένα υψηλότερης ανάλυσης σε δεδομένα χαμηλότερης ανάλυσης, ενσωματώνοντας προηγμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ των καιρικών συνθηκών και της παραγωγής αιολικής ενέργειας. Η προτεινόμενη μέθοδος, που βασίζεται στην Μπεϋζιανή επιλογή χαρακτηριστικών και στη μέθοδο διαχωρισμού και αφαίρεσης, επιτυγχάνει τη μείωση της διαστατικότητας των δεδομένων εισόδου, βελτιώνοντας την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η μέθοδος S-R βελτιώνει σημαντικά την ακρίβεια των προβλέψεων σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους και τις εμπειρικές προσεγγίσεις. Η προτεινόμενη μέθοδος επικυρώθηκε σε περιφερειακές προβλέψεις αιολικής ενέργειας για την Ελλάδα, τη Βουλγαρία και τη Ρουμανία. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μέθοδος S-R βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων και μειώνει τη διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης, ανεξάρτητα από την πολυπλοκότητα του εδάφους. Η σημαντική μείωση των χαρακτηριστικών εισόδου, μέσω της αφαίρεσης των μη πληροφοριακών υποπεριοχών του NWP, συνέβαλε στη βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων. Συνοψίζοντας, η μέθοδος S-R παρέχει μια αξιόπιστη και υπολογιστικά αποδοτική προσέγγιση για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας σε περιφερειακό επίπεδο, προσφέροντας ακριβέστερες προβλέψεις και βελτιωμένη απόδοση σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους. Η ευελιξία και η προσαρμοστικότητα της μεθόδου την καθιστούν κατάλληλη για την εφαρμογή σε διάφορα σενάρια πρόβλεψης αιολικής ενέργειας, συμβάλλοντας έτσι στην αποτελεσματική ενσωμάτωση της αιολικής ενέργειας στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για

Κεφάλαιο 6

- [1] R. Tawn and J. Browell, “A review of very short-term wind and solar power forecasting,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 153, p. 111 758, 2022.
- [2] X. Wang, P. Guo, and X. Huang, “A review of wind power forecasting models,” *Energy Procedia*, vol. 12, pp. 770–778, 2011, The Proceedings of International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies (ICSGCE 2011, ISSN: 1876-6102.
- [3] G. Giebel and G. Kariniotakis, “Wind power forecasting—a review of the state of the art,” *Renewable energy forecasting*, pp. 59–109, 2017.
- [4] G. Sideratos and N. D. Hatziaargyriou, “A distributed memory rbf-based model for variable generation forecasting,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 120, p. 106 041, 2020, ISSN: 0142-0615.
- [5] J. Henze, M. Siefert, S. Bremicker-Trübelhorn, N. Asanalieva, and B. Sick, “Probabilistic upscaling and aggregation of wind power forecasts,” *Energy, Sustainability and Society*, vol. 10, Mar. 2020.
- [6] W. Dong, H. Sun, J. Tan, Z. Li, J. Zhang, and H. Yang, “Regional wind power probabilistic forecasting based on an improved kernel density estimation, regular vine copulas, and ensemble learning,” *Energy*, vol. 238, p. 122 045, 2022, ISSN: 0360-5442.
- [7] H. Zhang, Y. Liu, J. Yan, S. Han, L. Li, and Q. Long, “Improved deep mixture density network for regional wind power probabilistic forecasting,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, no. 4, pp. 2549–2560, 2020.
- [8] Z. Wang, W. Wang, C. Liu, and B. Wang, “Forecasted scenarios of regional wind farms based on regular vine copulas,” *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 8, no. 1, pp. 77–85, 2020.
- [9] X. Dong, Y. Sun, Y. Li, X. Wang, and T. Pu, “Spatio-temporal convolutional network based power forecasting of multiple wind farms,” *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 10, no. 2, pp. 388–398, 2022.
- [10] Z. Wang, W. Wang, C. Liu, B. Wang, and S. Feng, “Short-term probabilistic forecasting for regional wind power using distance-weighted kernel density estimation,” *IET Renewable Power Generation*, vol. 12, Sep. 2018.
- [11] H. Apaydin, F. K. Sonmez, and Y. E. Yildirim, “Spatial interpolation techniques for climate data in the gap region in turkey,” *Climate Research*, vol. 28, no. 1, pp. 31–40, 2004, ISSN: 0936577X, 16161572. (visited on 10/26/2023).
- [12] M. Cellura, G. Cirrincione, A. Marvuglia, and A. Miraoui, “Wind speed spatial estimation for energy planning in sicily: A neural kriging application,” *Renewable energy*, vol. 33, no. 6, pp. 1251–1266, 2008.

- [13] M. B. Ozkan and P. Karagoz, “Data mining-based upscaling approach for regional wind power forecasting: Regional statistical hybrid wind power forecast technique (regionalsh-wip),” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 171 790–171 800, 2019.
- [14] P. Pinson, N. Siebert, and G. Kariniotakis, “Forecasting of regional wind generation by a dynamic fuzzy-neural networks based upscaling approach,” *Proceedings EWECE 2003 (European Wind energy and conference)*, Jun. 2003.
- [15] S. Basu, S. Watson, E. Lacoa Arends, and B. Cheneka, “Day-ahead wind power predictions at regional scales: Post-processing operational weather forecasts with a hybrid neural network,” Oct. 2020.
- [16] W. Dong, H. Sun, J. Tan, Z. Li, J. Zhang, and Y. Y. Zhao, “Short-term regional wind power forecasting for small datasets with input data correction, hybrid neural network, and error analysis,” *Energy Reports*, vol. 7, pp. 7675–7692, 2021, ISSN: 2352-4847.
- [17] D. A. Wood, “Trend decomposition aids short-term countrywide wind capacity factor forecasting with machine and deep learning methods,” *Energy Conversion and Management*, vol. 253, p. 115 189, 2022, ISSN: 0196-8904.
- [18] Y. Yu, M. Yang, X. Han, Y. Zhang, and P. Ye, “A regional wind power probabilistic forecast method based on deep quantile regression,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 57, no. 5, pp. 4420–4427, 2021.
- [19] T. Konstantinou and N. Hatziaargyriou, “Regional wind power forecasting based on bayesian feature selection,” *IEEE Transactions on Power Systems*, pp. 1–12, 2024.
- [20] R. Archibald and G. Fann, “Feature selection and classification of hyperspectral images with support vector machines,” *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, vol. 4, no. 4, pp. 674–677, 2007.
- [21] S. B. Serpico and L. Bruzzone, “A new search algorithm for feature selection in hyperspectral remote sensing images,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, no. 7, pp. 1360–1367, 2001.
- [22] E.-S. M. El-Kenawy, A. Ibrahim, S. Mirjalili, M. M. Eid, and S. E. Hussein, “Novel feature selection and voting classifier algorithms for covid-19 classification in ct images,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 179 317–179 335, 2020.
- [23] R. Zebari, A. Abdulazeez, D. Zeebaree, D. Zebari, and J. Saeed, “A comprehensive review of dimensionality reduction techniques for feature selection and feature extraction,” *Journal of Applied Science and Technology Trends*, vol. 1, no. 2, pp. 56–70, 2020.
- [24] J. Bergstra, R. Bardenet, Y. Bengio, and B. Kégl, “Algorithms for hyper-parameter optimization,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, J. Shawe-Taylor, R. Zemel, P. Bartlett, F. Pereira, and K. Weinberger, Eds., vol. 24, Curran Associates, Inc., 2011.
- [25] European Network of Transmission System Operators for Electricity (ENTSO-E), *ENTSO-E Transparency Platform*, 2023. [Online]. Available: <https://transparency.entsoe.eu/>.
- [26] N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, “Google earth engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone,” *Remote Sensing of Environment*, 2017.

Κεφάλαιο 7

Πιθανοτική πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ: Ακρίβεια, Συνέπεια ή Αξία;

7.1 Εισαγωγή

Το τοπίο της αγοράς ενέργειας υφίσταται μεγάλη αλλαγή, η οποία οφείλεται στην αυξανόμενη ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ). Η αλλαγή αυτή, η οποία ανταποκρίνεται στην παγκόσμια ανάγκη για βιώσιμες και φιλικές προς το περιβάλλον ενεργειακές λύσεις, επαναπροσδιορίζει τη δυναμική των ενεργειακών αγορών παγκοσμίως [1]. Η ραγδαία ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, ιδίως της αιολικής και της ηλιακής ενέργειας, αναδιαμορφώνει τα ενεργειακά συστήματα και τις λειτουργίες της αγοράς, επηρεάζει τις ενεργειακές πολιτικές και διεγείρει την τεχνολογική καινοτομία [2]. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, που κάποτε θεωρούνταν περιφερειακοί παράγοντες στις ενεργειακές αγορές, αναδεικνύονται τώρα σε κυρίαρχες δυνάμεις. Η μετάβαση αυτή οφείλεται σε διάφορους παράγοντες, όπως η τεχνολογική πρόοδος, η μείωση του κόστους, οι ευνοϊκές κυβερνητικές πολιτικές και η αυξανόμενη παγκόσμια δέσμευση για τη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα [3]. Τα τελευταία χρόνια, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας έχουν επιδείξει αξιοσημείωτη ανθεκτικότητα και ανάπτυξη, ακόμη και μπροστά σε παγκόσμιες προκλήσεις όπως η πανδημία COVID-19. Αυτή η συνεχής επέκταση αναδεικνύει τον κρίσιμο ρόλο του τομέα στις μελλοντικές ενεργειακές στρατηγικές και τις δυνατότητές του να προωθήσει μια πιο βιώσιμη ενεργειακή μετάβαση. Η ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στις ενεργειακές αγορές δεν είναι χωρίς προκλήσεις. Ο στοχαστικός χαρακτήρας πηγών όπως η αιολική και η ηλιακή ενέργεια παρουσιάζει μοναδικές δυσκολίες όσον αφορά τη σταθερότητα του δικτύου και την αποθήκευση ενέργειας. Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων, επιδιώκεται ενεργά η πρόοδος στις τεχνολογίες αποθήκευσης ενέργειας, στη διαχείριση του δικτύου και στις μεθόδους πρόβλεψης. Επιπλέον, το εξελισσόμενο τοπίο απαιτεί ρυθμιστικές μεταρρυθμίσεις και μεταρρυθμίσεις της αγοράς ώστε να αντανακλούν τα μοναδικά χαρακτηριστικά των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Στην Ευρωπαϊκή Ένωση, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας διαδραματίζουν βασικό ρόλο στην ενεργειακή στρατηγική της περιοχής, ιδίως υπό το πρίσμα της ενεργειακής κρίσης και της προσπάθειας για ενεργειακή ανεξαρτησία. Η δέσμευση της ΕΕ στη Συμφωνία του Παρισιού και οι φιλόδοξοι στόχοι της για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου αποτελούν βασικές κινητήριες δυνάμεις για την ταχύτερη ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η τάση αυτή αντικατοπτρίζεται σε παγκόσμιο επίπεδο, με χώρες όπως οι Ηνωμένες Πολιτείες, η Κίνα και η Ινδία να σημειώνουν επίσης σημαντικά βήματα στην ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η παγκόσμια πορεία της ανάπτυξης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και ο αντίκτυπός της στις αγορές ενέργειας αποτελούν αντικείμενο συνεχούς ανάλυσης και πρόβλεψης. Οργανισμοί όπως ο Διεθνής Οργανισμός Ενέργειας παρέχουν ολοκληρωμένες αξιολογήσεις και ενημερώσεις σχε-

τικά με την κατάσταση των αγορών ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, προσφέροντας πληροφορίες σχετικά με τις προσθήκες δυναμικότητας, τη δυναμική της αγοράς και τις επιπτώσεις της πολιτικής [1]. Οι εκθέσεις αυτές είναι ζωτικής σημασίας για την κατανόηση της τρέχουσας κατάστασης και των μελλοντικών δυνατοτήτων των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο παγκόσμιο ενεργειακό μείγμα. Καθώς ο κόσμος οδεύει προς την COP28, την επόμενη διάσκεψη των Ηνωμένων Εθνών για την κλιματική αλλαγή, η συμβολή του τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στους παγκόσμιους κλιματικούς στόχους τίθεται υπό αυξανόμενη εξέταση. Η πρόοδος στην ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και η ενσωμάτωσή τους στις ενεργειακές αγορές θα καθορίσουν την αποτελεσματικότητα των παγκόσμιων προσπαθειών για την καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής και την επίτευξη ενός βιώσιμου ενεργειακού μέλλοντος.

7.2 Ακρίβεια, Συνέπεια ή Αξία;

Οι προβλέψεις για την παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές είναι ζωτικής σημασίας για την αποτελεσματική ενσωμάτωση ανανεώσιμων πόρων, όπως η ηλιακή και η αιολική ενέργεια, στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Βασιζόμενοι στην ιδέα του [4], η διάκριση μεταξύ "καλών" και "κακών" προβλέψεων καθορίζεται από τις τρεις βασικές αρχές: την ακρίβεια, την συνέπεια και την αξία αυτών των προβλέψεων. Η ακρίβεια αναφέρεται στην εγγύτητα των προβλεπόμενων τιμών με τις πραγματικές παρατηρούμενες τιμές. Σύμφωνα με μια μελέτη του Foley et al. [5], οι εξελίξεις στα μετεωρολογικά μοντέλα και τις τεχνικές αφομοίωσης δεδομένων έχουν βελτιώσει σημαντικά την ακρίβεια των προβλέψεων ανανεώσιμης ενέργειας, συμβάλλοντας στην καλύτερη ενσωμάτωση και αξιοπιστία των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Οι ακριβείς προβλέψεις είναι απαραίτητες για τη διατήρηση της σταθερότητας του δικτύου και την αποτελεσματική συμμετοχή στις ενεργειακές αγορές. Η συνέπεια αναφέρεται στην αξιοπιστία και τη σταθερότητα της πρόβλεψης με την πάροδο του χρόνου, επιτρέποντας στους διαχειριστές του δικτύου και τους επενδυτές να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις. Η συνέπεια των προβλέψεων ανανεώσιμης ενέργειας έχει ενισχυθεί από την ενσωμάτωση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οι οποίοι μπορούν να μάθουν και να προσαρμοστούν σε μοτίβα δεδομένων καιρού, βελτιώνοντας έτσι την αξιοπιστία των προβλέψεων με την πάροδο του χρόνου [6]. Η αξία των προβλέψεων αφορά τα χρηματοοικονομικά οφέλη που προκύπτουν από τις ακριβείς και συνεπείς προβλέψεις, όπως η εξοικονόμηση κόστους και η βελτιστοποίηση των εσόδων από τη συμμετοχή στις ενεργειακές αγορές. Σύμφωνα με μια αναφορά της Διεθνούς Υπηρεσίας Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας, τα οικονομικά οφέλη των βελτιωμένων προβλέψεων για την παραγωγή ανανεώσιμης ενέργειας μπορούν να είναι σημαντικά, με πιθανές εξοικονομήσεις και αυξήσεις εσόδων να ανέρχονται σε εκατομμύρια δολάρια ετησίως για μεγάλης κλίμακας έργα ανανεώσιμης ενέργειας [7]. Συνολικά, οι προβλέψεις υψηλής ποιότητας συμβάλλουν στην ενίσχυση της αξιοπιστίας και της οικονομικής αποδοτικότητας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, προωθώντας τη βιώσιμη ανάπτυξη του ενεργειακού τομέα.

Στα προηγούμενα κεφάλαια έχουμε ασχοληθεί κυρίως με την ακρίβεια και την συνέπεια των προβλέψεων παραγωγής από ΑΠΕ. Στο παρόν κεφάλαιο, στοχεύουμε στην ανάλυση της αξίας των προβλέψεων, μέσω της εφαρμογής τους σε ένα πλαίσιο αξιολόγησης των οικονομικών επιπτώσεων των προβλέψεων ΑΠΕ. Η αξία των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ μπορεί να αξιολογηθεί με διάφορους τρόπους, οι οποίοι περιλαμβάνουν την οικονομική ανάλυση, την αξιολόγηση της αξιοπιστίας του δικτύου και την περιβαλλοντική επίπτωση. Η οικονομική αξία συχνά εκτιμάται μέσω της μείωσης του κόστους παραγωγής και της βελτίωσης της απόδοσης της αγοράς ενέργειας. Για παράδειγμα, η βελτίωση των προβλέψεων μπορεί να μειώσει το κόστος εκκίνησης και τερματισμού των συμβατικών γεννητριών [8], καθώς και να ελαχιστοποιήσει τις απώλειες ενέργειας λόγω περιορισμών δικτύου. Επιπλέον, οι βελτιωμένες προβλέψεις μπορούν να συμβάλουν στη μείωση της αιολικής απόρριψης και στην αύξηση της αξιοποίησης της παραγόμενης ενέργειας από ΑΠΕ [9].

Επιπρόσθετα, σύμφωνα με την ιδέα των συγγραφέων του [10], σε ένα περιβάλλον αγορές

ενέργειας, τα σφάλματα πρόβλεψης μπορούν να επιφέρουν κόστος ή ποινές, καθώς οι παραγωγοί ΑΠΕ συχνά παρέχουν ποσότητες ενέργειας που διαφέρουν από τις προσφορές τους στην αγορά ενέργειας. Οι παραγωγοί υποβάλλουν προσφορές ενέργειας για την επόμενη ημέρα και πληρώνονται με βάση την τιμή εκκαθάρισης της αγοράς. Αν η πραγματική παραγωγή υπερβαίνει την προσφορά, το πλεόνασμα πληρώνεται με μειωμένη τιμή ή μπορεί να έχει και κόστος. Αν η παραγωγή είναι μικρότερη από την προσφορά, επιβάλλεται ποινή για την ανεπάρκεια. Η αξία των προβλέψεων για τους παραγωγούς ΑΠΕ σε αυτή την περίπτωση μετράται από το επιπλέον εισόδημα που παρέχουν σε σύγκριση με άλλες μεθόδους. Για να μεγιστοποιήσουν το εισόδημά τους, οι παραγωγοί επιλέγουν στρατηγικές προσφορών που ελαχιστοποιούν τα κόστη εξισορρόπησης. Διάφοροι κανόνες λήψης αποφάσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εύρεση της βέλτιστης προσφοράς, με τις στρατηγικές να εξαρτώνται από τις τιμές εξισορρόπησης και την κατανομή πιθανότητας της παραγωγής. Λαμβάνοντας αυτό υπόψη, η «βέλτιστη» προσφορά εξαρτάται από την ποσοστιαία αναλογία της κατανομής πιθανότητας πρόβλεψης και τις τιμές εξισορρόπησης. Μια πιθανιστική προσέγγιση μπορεί να αυξήσει την οικονομική αξία των προβλέψεων, παρότι μπορεί να επιφέρει υψηλότερα σφάλματα πρόβλεψης. Ουσιαστικά, η πρόβλεψη με τη μεγαλύτερη οικονομική αξία δεν είναι απαραίτητα αυτή με το μικρότερο σφάλμα, αλλά αυτή που μεγιστοποιεί το εισόδημα μέσω της στρατηγικής διαχείρισης αποκλίσεων.

Επομένως στα πλαίσια του παρόντος κεφαλαίου και βασιζόμενοι στην ιδέα των R. J. Bessa et al. [10], αναπτύχθηκε ένα πλαίσιο αξιολόγησης της αξίας των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής από ΑΠΕ, μέσα από την εξαγωγή της συνάρτησης εσόδων ενός εκπροσώπου ΑΠΕ στις αγορές ενέργειας και την μετατροπή των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής από ΑΠΕ σε πιθανοτική εκτίμηση εσόδων.

7.3 Βασικές αρχές των ενεργειακών αγορών

Οι αγορές ενέργειας διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην παγκόσμια οικονομία, διευκολύνοντας την αγορά και την πώληση ηλεκτρικής ενέργειας και άλλων ενεργειακών πόρων. Οι αγορές αυτές είναι απαραίτητες για την εξασφάλιση αξιόπιστης και αποτελεσματικής παροχής ενέργειας, καθώς και για την εξασφάλιση του ανταγωνισμού και της διαπίστωσης των τιμών. Η παρούσα ενότητα διερευνά τα βασικά στοιχεία των ενεργειακών αγορών, συμπεριλαμβανομένης της δομής τους, των συμμετεχόντων και των κύριων τύπων αγοράς.

7.3.1 Αγορές ηλεκτρικής ενέργειας

Οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας αποτελούν τον ακρογωνιαίο λίθο του παγκόσμιου ενεργειακού οικοσυστήματος, καθώς χρησιμεύουν ως κόμβος για την ανταλλαγή ηλεκτρικής ενέργειας και άλλων ενεργειακών πόρων. Οι αγορές αυτές έχουν σχεδιαστεί για να διευκολύνουν την αποτελεσματική κατανομή της προσφοράς ενέργειας για την κάλυψη της ζήτησης των καταναλωτών, ενώ παράλληλα προάγουν τον ανταγωνισμό και την εξεύρεση τιμών. Σε γενικές γραμμές, οι αγορές ενέργειας μπορούν να χωριστούν σε προθεσμιακές, προημερήσιες και ενδοημερήσιες αγορές, καθεμία με τους δικούς της μηχανισμούς και το δικό της ρόλο στη διασφάλιση αξιόπιστης παροχής ενέργειας.

Οι προθεσμιακές αγορές, γνωστές και ως μακροπρόθεσμες αγορές, διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στο ενεργειακό τοπίο. Σε αυτές τις αγορές, οι συμμετέχοντες συνάπτουν διμερείς εξωχρηματιστηριακές συμβάσεις για την αγορά ή την πώληση ενέργειας για μελλοντική παράδοση. Οι συμβάσεις αυτές είναι προσαρμοσμένες στις ειδικές ανάγκες των συμμετεχόντων και τους επιτρέπουν να διαχειρίζονται τους μακροπρόθεσμους κινδύνους εφοδιασμού και τιμών. Ένα βασικό χαρακτηριστικό των προθεσμιακών αγορών είναι η ευελιξία που προσφέρουν. Οι συμμετέχοντες μπορούν να διαπραγματεύονται τους όρους, συμπεριλαμβανομένων των ημερομηνιών παράδοσης, των ποσοτήτων και των τιμών, ιδιωτικά μέσω των εξωχρηματιστηριακών συμβάσεων. Οι

συμφωνίες αυτές επιτρέπουν στους συμμετέχοντες στην αγορά, όπως οι παραγωγοί και οι μεγάλοι καταναλωτές, να εξασφαλίζουν σταθερή προμήθεια ενέργειας και να αντισταθμίζουν την αστάθεια των τιμών.

Οι προημερήσιες και ενδοημερήσιες αγορές, σε αντίθεση με τις προθεσμιακές αγορές, λειτουργούν σε μικρότερους χρονικούς ορίζοντες, συνήθως από μία ημέρα έως λίγες ώρες πριν από την παράδοση. Οι αγορές αυτές χρησιμοποιούν μηχανισμούς δημοπρασίας που βασίζονται στη μέθοδο της αξιολογικής σειράς, όπου οι καμπύλες προσφοράς και ζήτησης αντιστοιχίζονται για κάθε χρόνο παράδοσης, εξασφαλίζοντας την αποτελεσματική κατανομή των πόρων. Στις προημερήσιες αγορές, οι συμμετέχοντες στην αγορά υποβάλλουν προσφορές και προσκλήσεις που υποδεικνύουν την ποσότητα ενέργειας που είναι διατεθειμένοι να αγοράσουν ή να πωλήσουν για την επόμενη ημέρα. Οι διαχειριστές της αγοράς συγκεντρώνουν αυτές τις προσφορές και τις προσφορές και καθορίζουν την τιμή και τις ποσότητες που θα καλύψουν την αναμενόμενη ζήτηση. Η διαδικασία αυτή βοηθά τους διαχειριστές του δικτύου να προγραμματίσουν και να εξασφαλίσουν τους ενεργειακούς πόρους που χρειάζονται για την επόμενη ημέρα. Στις ενδοημερήσιες αγορές, οι συμμετέχοντες μπορούν να προσαρμόσουν τις θέσεις τους ακόμη πιο κοντά στον πραγματικό χρόνο, συχνά μόλις ώρες ή λεπτά πριν από την παράδοση. Εδώ, η συνεχής διαπραγμάτευση επιτρέπει τη δυναμική ανταπόκριση στις μεταβαλλόμενες συνθήκες προσφοράς και ζήτησης. Η μέθοδος merit order παραμένει κεντρική, διασφαλίζοντας ότι οι πιο αποδοτικοί από άποψη κόστους πόροι αποστέλλονται για την κάλυψη των άμεσων αναγκών.

Οι αγορές ενέργειας περιλαμβάνουν επίσης εντολές προσφορών μπλοκ, οι οποίες είναι ζωτικής σημασίας για την αντιμετώπιση των διαχρονικών περιορισμών. Οι εντολές αυτές επιτρέπουν στους συμμετέχοντες να υποβάλλουν προσφορές που καλύπτουν πολλαπλές περιόδους παράδοσης, προσθέτοντας ευελιξία στις λύσεις της αγοράς. Ωστόσο, εισάγουν επίσης πολυπλοκότητα, καθώς οι συμμετέχοντες στην αγορά πρέπει να διασφαλίζουν ότι οι προσφορές αυτές συμμορφώνονται με τους κανόνες και τους περιορισμούς της αγοράς. Οι διαχρονικοί περιορισμοί προκύπτουν όταν οι αποφάσεις των συμμετεχόντων στην αγορά για μια περίοδο επηρεάζουν τα αποτελέσματα των επόμενων περιόδων. Οι διαχειριστές της αγοράς πρέπει να διαχειρίζονται προσεκτικά αυτούς τους περιορισμούς για τη διατήρηση της σταθερότητας και της αποτελεσματικότητας του συστήματος. Οι εντολές προσφορών μπλοκ πρέπει να αξιολογούνται σε αυτό το πλαίσιο για να διασφαλίζεται η συνέπεια των λύσεων της αγοράς.

7.3.2 Συζευγμένες αγορές ενέργειας

Οι αγορές ενέργειας έχουν υποστεί σημαντική αλλαγή με την εμφάνιση των συζευγμένων αγορών ενέργειας. Οι αγορές αυτές αντιπροσωπεύουν μια θεμελιώδη αλλαγή στο ενεργειακό τοπίο, διευκολύνοντας την ενοποίηση περιφερειακών ή εθνικών αγορών και επιτρέποντας την απρόσκοπτη διασυννοριακή εμπορία ενεργειακών πόρων. Η ολοκλήρωση αυτή έχει εκτεταμένες επιπτώσεις, καθώς προωθεί τη ρευστότητα της αγοράς, τον ανταγωνισμό και την αποτελεσματική κατανομή των πόρων, ωφελώντας τελικά τους καταναλωτές. Ένα από τα κύρια οφέλη των συζευγμένων δεμένων ενεργειακών αγορών είναι η βελτίωση της ρευστότητας της αγοράς. Οι αγορές αυτές δημιουργούν μεγαλύτερες και πιο ρευστές δεξαμενές συναλλαγών, προσελκύοντας ένα ευρύτερο φάσμα συμμετεχόντων στην αγορά. Αυτή η αυξημένη ρευστότητα μειώνει τον κίνδυνο χειραγώγησης της αγοράς και προάγει ένα ανταγωνιστικό περιβάλλον που οδηγεί σε δίκαιη και διαφανή τιμολόγηση. Οι συζευγμένες αγορές εισάγουν επίσης υψηλότερο επίπεδο ανταγωνισμού. Με τη διεύρυνση του γεωγραφικού πεδίου των συναλλαγών ενέργειας, οι νεοεισερχόμενοι και οι υφιστάμενοι παίκτες αποκτούν πρόσβαση σε ευρύτερη πελατειακή βάση και σε μεγαλύτερη δεξαμενή προμηθευτών ενέργειας. Αυτή η δυναμική ενισχύει τον ανταγωνισμό, ο οποίος με τη σειρά του ωθεί την καινοτομία και την αποτελεσματικότητα, ωφελώντας τελικά τους καταναλωτές μέσω χαμηλότερων τιμών και καλύτερων υπηρεσιών. Μια άλλη σημαντική πτυχή των διασυνδεδεμένων αγορών ενέργειας είναι η αποτελεσματική κατανομή των πόρων. Οι ενεργειακοί πόροι μπορούν

να ρέουν απρόσκοπτα πέρα από τα σύνορα για να καλύψουν τη ζήτηση εκεί όπου χρειάζεται πιο αποτελεσματικά. Αυτό μειώνει τον κίνδυνο ενεργειακών ελλείψεων και υπερβολικής αστάθειας των τιμών, ενισχύοντας έτσι τη συνολική ενεργειακή ασφάλεια. Η σύγκλιση των τιμών είναι ένα αξιοσημείωτο αποτέλεσμα της σύζευξης των αγορών. Ευθυγραμμίζει τις τιμές περισσότερο με την πραγματική δυναμική της προσφοράς και της ζήτησης σε διασυνδεδεμένες περιοχές. Η σύγκλιση των τιμών ελαχιστοποιεί τις ευκαιρίες αρμπιτράζ και μειώνει τις διαφορές τιμών, δημιουργώντας μια πιο εναρμονισμένη εμπειρία αγοράς για τους καταναλωτές και τους συμμετέχοντες στην αγορά. Η ολοκλήρωση των διασυνδεδεμένων αγορών έχει επίσης θετικό αντίκτυπο στην αξιοπιστία του δικτύου. Οι γειτονικές περιοχές μπορούν να αλληλοϋποστηρίζονται σε περιόδους αιχμής της ζήτησης ή σε περίπτωση απρόβλεπτων διαταραχών της προσφοράς. Αυτή η αμοιβαία υποστήριξη ενισχύει τη σταθερότητα του δικτύου και συμβάλλει στην αξιόπιστη παροχή ενέργειας. Οι συζευγμένες αγορές διαδραματίζουν επίσης κρίσιμο ρόλο στην ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Παρέχουν μια πλατφόρμα όπου το πλεόνασμα ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές που παράγεται σε μια περιοχή μπορεί εύκολα να εξαχθεί σε γειτονικές περιοχές, μειώνοντας την περικοπή και προωθώντας τη μετάβαση σε καθαρές πηγές ενέργειας.

Η Ευρωπαϊκή Ενιαία Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας αποτελεί ένα υποδειγματικό μοντέλο συζευγμένης αγοράς ενέργειας. Η SEM είναι μια περιφερειακή αγορά ηλεκτρικής ενέργειας που εκτείνεται σε πολλά κράτη μέλη της ΕΕ. Η SEM αποτελεί σημαντικό ορόσημο για την ολοκλήρωση των διασυνδεδεμένων αγορών ηλεκτρικής ενέργειας. Η SEM ενσωματώνει τις αρχές της σύζευξης των αγορών, επιτρέποντας την απρόσκοπτη εμπορία ηλεκτρικής ενέργειας μεταξύ των Ευρωπαϊκών χωρών. Η ολοκλήρωση αυτή επεκτείνεται περαιτέρω στην ευρωπαϊκή αγορά μέσω των διασυνδέσεων, οι οποίες συνδέουν φυσικά τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας διαφορετικών περιοχών. Στα πλαίσια της SEM λειτουργεί μια ενιαία αγορά για την επόμενη ημέρα, όπου οι συμμετέχοντες στην αγορά υποβάλλουν προσφορές για την προσφορά και τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για την επόμενη ημέρα. Οι διαχειριστές της αγοράς χρησιμοποιούν έναν αλγόριθμο αξιοκρατικής τάξης για τον προσδιορισμό της τιμής εκκαθάρισης της αγοράς και την αποτελεσματική κατανομή των πόρων. Οι διασυνδέσεις διαδραματίζουν βασικό ρόλο στο SEM διευκολύνοντας το εμπόριο ηλεκτρικής ενέργειας με την ευρύτερη ευρωπαϊκή αγορά. Ενισχύουν την ασφάλεια του εφοδιασμού και προωθούν τη σύγκλιση της αγοράς συνδέοντας τα δίκτυα διαφορετικών περιοχών. Το SEM περιλαμβάνει επίσης μια αγορά δυναμικότητας, η οποία διασφαλίζει ότι υπάρχει επαρκής παραγωγική δυναμικότητα για την κάλυψη της μελλοντικής ζήτησης. Οι συμμετέχοντες στην αγορά έχουν κίνητρο να διαθέσουν δυναμικότητα για να διασφαλίσουν την αξιοπιστία του δικτύου.

Η ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας αποτελεί βασική εστίαση του SEM. Εφαρμόζονται πολιτικές και μηχανισμοί που διευκολύνουν την ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την ενεργό συμμετοχή τους στην αγορά. Το SEM λειτουργεί εντός ενός ισχυρού ρυθμιστικού πλαισίου για να διασφαλίζει την ακεραιότητα της αγοράς, τον θεμιτό ανταγωνισμό και την προστασία των καταναλωτών. Ρυθμιστικοί φορείς όπως η Επιτροπή για τη Ρύθμιση των Υπηρεσιών Κοινής Ωφέλειας και η Ρυθμιστική Αρχή Υπηρεσιών Κοινής Ωφέλειας επιβλέπουν τις δραστηριότητες της αγοράς και διασφαλίζουν τη διαφάνεια και τη λογοδοσία. Η παρακολούθηση και εποπτεία της αγοράς διεξάγεται τακτικά στο πλαίσιο του SEM για τον εντοπισμό και την πρόληψη της χειραγώγησης της αγοράς και τη διασφάλιση ισότιμων όρων ανταγωνισμού για όλους τους συμμετέχοντες.

7.3.3 Συμμετέχοντες στις αγορές ενέργειας

Οι αγορές ενέργειας βασίζονται στην ενεργό συμμετοχή διαφόρων ενδιαφερόμενων μερών για να λειτουργήσουν αποτελεσματικά. Οι εν λόγω ενδιαφερόμενοι φορείς είναι αναπόσπαστο μέρος της αγοράς, πώλησης και διανομής ενεργειακών πόρων, ώστε να εξασφαλίζεται η αξιόπιστη παροχή ηλεκτρικής ενέργειας και άλλων μορφών ενέργειας στους καταναλωτές. Οι βασικοί συμ-

μετέχοντες στις ενεργειακές αγορές περιλαμβάνουν παραγωγούς και προμηθευτές, καθένας από τους οποίους διαδραματίζει μοναδικό ρόλο στην αλυσίδα εφοδιασμού ενέργειας.

Παραγωγοί

Οι παραγωγοί βρίσκονται στο επίκεντρο της αγοράς ενέργειας, καθώς αποτελούν την πρωταρχική πηγή παραγωγής ενέργειας. Είναι υπεύθυνοι για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από διάφορες πηγές ενέργειας, όπως ο άνθρακας, το φυσικό αέριο, η πυρηνική ενέργεια, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (όπως η αιολική, η ηλιακή και η υδροηλεκτρική ενέργεια) και άλλες. Αυτοί οι παραγωγοί κυμαίνονται από μεγάλους σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής που λειτουργούν από επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας έως μικρότερες, αποκεντρωμένες μονάδες που ανήκουν σε ανεξάρτητους παραγωγούς ενέργειας. Η ποικιλομορφία των πηγών ενέργειας και των μεθόδων παραγωγής αποτελεί χαρακτηριστικό γνώρισμα των σύγχρονων ενεργειακών αγορών. Παρέχει ευελιξία και ανθεκτικότητα απέναντι στις μεταβαλλόμενες ενεργειακές ανάγκες και τις περιβαλλοντικές ανησυχίες. Εκτός από την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, οι παραγωγοί συμμετέχουν στις ενεργειακές αγορές προσφέροντας προς πώληση την ενεργειακή τους παραγωγή. Υποβάλλουν προσφορές στους διαχειριστές της αγοράς, υποδεικνύοντας πόση ηλεκτρική ενέργεια μπορούν να προσφέρουν και σε ποια τιμή. Ο τομέας της ηλεκτροπαραγωγής υφίσταται σημαντικές αλλαγές, με αυξανόμενη έμφαση στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας για τη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα και την καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής. Ως αποτέλεσμα, περισσότεροι παραγωγοί επενδύουν σε αιολικές, ηλιακές και άλλες τεχνολογίες ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και οι πηγές αυτές ενσωματώνονται όλο και περισσότερο στις αγορές ενέργειας.

Προμηθευτές

Οι προμηθευτές είναι οντότητες που αγοράζουν ηλεκτρική ενέργεια από τους παραγωγούς και στη συνέχεια την πωλούν σε τελικούς χρήστες, όπως νοικοκυριά, επιχειρήσεις και βιομηχανίες. Οι οντότητες αυτές μπορεί να είναι επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας, εταιρείες λιανικής πώλησης ενέργειας ή ακόμη και τρίτες εταιρείες που ειδικεύονται στην προμήθεια ενέργειας. Οι προμηθευτές διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στη γεφύρωση του χάσματος μεταξύ παραγωγών και καταναλωτών εξασφαλίζοντας σταθερή ροή ενέργειας από τις εγκαταστάσεις παραγωγής στους τελικούς χρήστες. Διαπραγματεύονται συμβάσεις με τους παραγωγούς για να εξασφαλίσουν την αξιόπιστη προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας ή άλλων μορφών ενέργειας. Οι συμβάσεις αυτές μπορεί να διαφέρουν ως προς τη διάρκεια, τις δομές τιμολόγησης και τις πηγές ενέργειας. Οι προμηθευτές χρησιμοποιούν συχνά αυτές τις συμβάσεις για να προσφέρουν στους καταναλωτές μια ποικιλία ενεργειακών προγραμμάτων, επιτρέποντάς τους να επιλέγουν επιλογές που ανταποκρίνονται στις προτιμήσεις τους, όπως προγράμματα σταθερής τιμής ή προγράμματα που δίνουν προτεραιότητα στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Οι προμηθευτές διαδραματίζουν επίσης βασικό ρόλο στη διαχείριση των ενεργειακών αναγκών των πελατών τους. Παρακολουθούν τα πρότυπα κατανάλωσης και παρέχουν υπηρεσίες όπως η ανταπόκριση στη ζήτηση, η οποία περιλαμβάνει την προσαρμογή της χρήσης ενέργειας σε περιόδους αιχμής για τη μείωση της επιβάρυνσης του δικτύου. Οι προμηθευτές μπορούν επίσης να προσφέρουν προγράμματα και τεχνολογίες ενεργειακής απόδοσης για να βοηθήσουν τους πελάτες να μειώσουν την κατανάλωση ενέργειας και το κόστος τους.

7.3.4 Προμημερήσιες και ενδοημερήσιες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας

Οι προμημερήσιες και οι ενδοημερήσιες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας αποτελούν κομβικά στοιχεία των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, εξυπηρετώντας διακριτούς ρόλους στη διασφάλιση αξιοπιστίας και ευέλικτου ενεργειακού εφοδιασμού. Οι αγορές αυτές είναι απαραίτητες για τη βελτιστοποίηση της κατανομής των πόρων, τη διαχείριση των αβεβαιοτήτων και την προσαρμογή στις διακυμάνσεις της προσφοράς και της ζήτησης σε πραγματικό χρόνο. Σε αυτή την ολοκληρωμένη

διερεύνηση, θα εμβαθύνουμε στις ιδιαιτερότητες των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας της επόμενης ημέρας και των ενδοημερήσιων αγορών, ρίχνοντας φως στους μηχανισμούς, τη σημασία και την εξελισσόμενη δυναμική τους.

Προημερήσιες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας

Οι προημερήσιες αγορές αποτελούν ακρογωνιαίό λίθο των λειτουργιών της αγοράς ενέργειας. Λειτουργώντας σε καθημερινή βάση, οι αγορές αυτές διαδραματίζουν ζωτικό ρόλο στην ευθυγράμμιση της προσφοράς ηλεκτρικής ενέργειας με την αναμενόμενη ζήτηση της επόμενης ημέρας. Οι συμμετέχοντες στις προημερήσιες αγορές περιλαμβάνουν παραγωγούς, προμηθευτές, λιανοπωλητές, ακόμη και μεγάλους βιομηχανικούς καταναλωτές. Η θεμελιώδης αρχή των ημερήσιων αγορών περιστρέφεται γύρω από τον μελλοντικό σχεδιασμό. Οι συμμετέχοντες στην αγορά υποβάλλουν προσφορές που προσδιορίζουν την ποσότητα ενέργειας που είναι πρόθυμοι να αγοράσουν ή να πωλήσουν για κάθε ώρα της επόμενης ημέρας. Αυτές οι προσφορές βασίζονται σε διάφορους παράγοντες, όπως το κόστος παραγωγής, οι αναμενόμενες καιρικές συνθήκες και οι προβλέψεις ζήτησης. Οι διαχειριστές της αγοράς συλλέγουν και επεξεργάζονται αυτές τις προσφορές. Χρησιμοποιώντας εξελιγμένους αλγορίθμους εκκαθάρισης της αγοράς, καθορίζουν την τιμή εκκαθάρισης της αγοράς (γνωστή και ως οριακό κόστος ηλεκτρικής ενέργειας) και την ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας που θα κατανεμηθεί σε κάθε συμμετέχοντα στην αγορά. Η διαδικασία εκκαθάρισης της αγοράς αποσκοπεί στην επίτευξη ισορροπίας μεταξύ προσφοράς και ζήτησης με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους. Τα αποτελέσματα των προ-ημερήσιων αγορών είναι υψίστης σημασίας για τους διαχειριστές δικτύου και τις επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας. Παρέχουν τις απαραίτητες πληροφορίες για τον προγραμματισμό των δραστηριοτήτων παραγωγής, μεταφοράς και διανομής ηλεκτρικής ενέργειας, ώστε να διασφαλίζεται ότι η προσφορά ηλεκτρικής ενέργειας ανταποκρίνεται στο αναμενόμενο προφίλ ζήτησης για την επόμενη ημέρα. Η αποτελεσματική κατανομή των πόρων και η ακριβής πρόβλεψη της ζήτησης είναι κρίσιμες για την πρόληψη της ενεργειακής έλλειψης, της αστάθειας των τιμών και της αστάθειας του δικτύου.

Ενδοημερήσιες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας

Οι ενδοημερήσιες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας παρέχουν ένα συμπληρωματικό επίπεδο ευελιξίας στο πλαίσιο της αγοράς ενέργειας. Οι αγορές αυτές προσφέρουν στους συμμετέχοντες στην αγορά τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τις ενεργειακές τους θέσεις σε πιο κοντινή απόσταση από τον πραγματικό χρόνο, ανταποκρινόμενοι σε απρόβλεπτες αλλαγές στην προσφορά ή τη ζήτηση. Η ανάγκη για ενδοημερήσιες αγορές προκύπτει από τη δυναμική φύση των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Απροσδόκητα γεγονότα, όπως βλάβες εξοπλισμού, ξαφνικές αλλαγές στις καιρικές συνθήκες ή διακυμάνσεις στη ζήτηση, μπορούν να οδηγήσουν σε ανισορροπίες μεταξύ προσφοράς και ζήτησης. Οι ενδοημερήσιες αγορές χρησιμεύουν ως κρίσιμο εργαλείο για τη διαχείριση αυτών των ανισορροπιών για την διόρθωση του προγραμματος αγοράς κάθε συμμετέχοντα ώστε να περιορίσει τυχόν αποκλίσεις της παραγωγής του ή της ζήτησης από το πρόγραμμα αγοράς. Οι συμμετέχοντες στην αγορά στις ενδοημερήσιες αγορές μπορούν να τροποποιούν τις ενεργειακές τους θέσεις μέσω νέων προσφορών ώστε να ανταποκρίνονται στις μεταβαλλόμενες συνθήκες.

Η εμφάνιση των ενδοημερήσιων αγορών καθίσταται ολοένα και πιο κρίσιμη καθώς εξελίσσονται τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Με την ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την υιοθέτηση των κατανεμημένων ενεργειακών πόρων, οι ενδοημερήσιες αγορές προσφέρουν ένα μέσο για την αποτελεσματική ενσωμάτωση της μεταβλητής και κατανεμημένης παραγωγής στο δίκτυο. Οι συμμετέχοντες στην αγορά μπορούν να προσαρμόζουν τις θέσεις τους ώστε να ευθυγραμμίζονται με τη μεταβαλλόμενη παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές και τις συνθήκες του δικτύου. Επιπλέον, οι ενδοημερήσιες αγορές διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στην υποστήριξη πρωτοβουλιών απόκρισης στη ζήτηση. Οι καταναλωτές μπορούν να συμμετέχουν προσαρμόζοντας τα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας σε απόκριση σε σήματα τιμών ή σε συνθήκες δικτύου,

συμβάλλοντας στη σταθερότητα του δικτύου και μειώνοντας τη ζήτηση αιχμής.

7.3.5 Συνεχής Ενδοημερήσια Συναλλαγή

Οι αγορές συνεχούς ενδοημερήσιας συναλλαγής αποτελούν μια μετασχηματιστική εξέλιξη στις αγορές ενέργειας. Οι αγορές αυτές, που συχνά αναφέρονται ως διασυνοριακές ενδοημερήσιες αγορές, έχουν αναδειχθεί ως πρωτοποριακή λύση για την αύξηση της ευελιξίας, της αποτελεσματικότητας και της συνεργασίας στο τοπίο των ενεργειακών συναλλαγών. Μεταξύ αυτών των καινοτόμων πρωτοβουλιών, η πλατφόρμα Cross-Border Intraday (XBID) στην Ευρώπη αποτελεί απόδειξη των δυνατοτήτων των αγορών συνεχούς υποβολής προσφορών να μετασχηματίσουν τον ενεργειακό τομέα.

Η εξέλιξη των αγορών συνεχούς υποβολής προσφορών

Οι αγορές συνεχούς ενδοημερήσιας συναλλαγής σχεδιάστηκαν ως απάντηση στις εξελισσόμενες ανάγκες των σύγχρονων ενεργειακών συστημάτων. Οι παραδοσιακές προημερήσιες και ενδοημερήσιες αγορές, αν και αποτελεσματικές από μόνες τους, είχαν περιορισμούς στη διαχείριση των διακυμάνσεων σε πραγματικό χρόνο και στη βελτιστοποίηση των διασυνοριακών συναλλαγών ενέργειας. Οι αγορές συνεχών προσφορών εμφανίστηκαν για να καλύψουν αυτά τα κενά και να παρέχουν στους συμμετέχοντες στην αγορά πιο δυναμικούς και άμεσους τρόπους για να συναλλάσσονται με την ηλεκτρική ενέργεια. Οι αγορές αυτές χαρακτηρίζονται από την ικανότητά τους να λειτουργούν όλο το εικοσιτετράωρο, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες στην αγορά να αγοράζουν και να πωλούν ηλεκτρική ενέργεια σε συνεχή βάση, συχνά σε διαστήματα συναλλαγών μιας ώρας ή 15 λεπτών. Αυτή η δυνατότητα διαπραγμάτευσης σε πραγματικό χρόνο είναι ιδιαίτερα πολύτιμη για τη διαχείριση της εγγενούς μεταβλητότητας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και τη διασφάλιση ότι η προσφορά ηλεκτρικής ενέργειας παραμένει απόλυτα συντονισμένη με τη ζήτηση.

Συνεχής Ενδοημερήσια Συναλλαγή

Η XBID είναι μια πρωτοποριακή πρωτοβουλία που επιτρέπει την απρόσκοπτη και συνεχή διασυνοριακή διαπραγμάτευση ηλεκτρικής ενέργειας εντός της ευρωπαϊκής αγοράς. Ξεκίνησε ως συνεργασία μεταξύ των ευρωπαϊκών διαχειριστών συστημάτων μεταφοράς (ΔΣΜ) και έφερε επανάσταση στον τρόπο διαπραγμάτευσης της ηλεκτρικής ενέργειας και προώθησε τη μεγαλύτερη συνεργασία μεταξύ γειτονικών περιοχών. Τα βασικά χαρακτηριστικά της XBID είναι:

- **Συνεχής διαπραγμάτευση:** Το σήμα κατατεθέν του XBID είναι η δυνατότητα συνεχούς διαπραγμάτευσης. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές αγορές με σταθερές περιόδους διαπραγμάτευσης, το XBID επιτρέπει στους συμμετέχοντες στην αγορά να προσαρμόζουν τις θέσεις τους και να εμπορεύονται ηλεκτρική ενέργεια σε κυλιόμενη βάση. Αυτή η ευελιξία επιτρέπει στους συμμετέχοντες στην αγορά να ανταποκρίνονται γρήγορα στις μεταβαλλόμενες συνθήκες προσφοράς και ζήτησης.
- **Διασυνοριακή ολοκλήρωση:** Το XBID έχει καταργήσει τα εμπόδια για τη διασυνοριακή διαπραγμάτευση, ενσωματώνοντας τις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας των συμμετεχουσών χωρών. Οι συμμετέχοντες στην αγορά μπορούν να εμπορεύονται απρόσκοπτα ηλεκτρική ενέργεια διασυνοριακά, προωθώντας τη βελτιστοποίηση των πόρων και την αποτελεσματική χρήση των διασυνδέσεων.
- **Βελτίωση της αξιοπιστίας του δικτύου:** Ο συνεχής χαρακτήρας του XBID υποστηρίζει την αξιοπιστία του δικτύου, επιτρέποντας προσαρμογές σε πραγματικό χρόνο για την εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι ιδιαίτερα πολύτιμο για

τη διαχείριση της ενσωμάτωσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και τη διατήρηση της σταθερότητας του δικτύου.

- **Διαλειτουργικότητα:** Το XBID λειτουργεί με τρόπο που διασφαλίζει τη διαλειτουργικότητα με τις υφιστάμενες διαδικασίες της αγοράς. Έχει σχεδιαστεί για να συμπληρώνει τις προημερήσιες και ενδοημερήσιες αγορές, παρέχοντας ένα πρόσθετο επίπεδο ευελιξίας συναλλαγών.
- **Αποτελεσματικότητα της αγοράς:** Το XBID βελτιώνει την αποτελεσματικότητα της αγοράς ελαχιστοποιώντας τις διαφορές τιμών μεταξύ των διασυνδεδεμένων περιοχών. Αυτή η σύγκλιση των τιμών ευθυγραμμίζει τις τιμές της αγοράς περισσότερο με την πραγματική δυναμική της προσφοράς και της ζήτησης, μειώνοντας τις ευκαιρίες αρμπιτράζ και τις αναποτελεσματικότητες της αγοράς.

Η XBID έχει εισαγάγει μια σειρά από οφέλη και βελτιώσεις που έχουν μεταμορφώσει το τοπίο της ευρωπαϊκής αγοράς ενέργειας. Σε πρώτο στάδιο προωθεί τη μεγαλύτερη ολοκλήρωση της αγοράς, παρέχοντας στους συμμετέχοντες στην αγορά πρόσβαση σε μια ευρύτερη ομάδα αγοραστών και πωλητών. Αυτή η αυξημένη ρευστότητα προάγει τον ανταγωνισμό και ενθαρρύνει την αποτελεσματική κατανομή των πόρων. Επιπλέον η XBID υποστηρίζει πρωτοβουλίες απόκρισης στη ζήτηση, επιτρέποντας στους καταναλωτές να προσαρμόζουν τα πρότυπα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας με βάση τα σήματα τιμών σε πραγματικό χρόνο. Αυτό συμβάλλει στη σταθερότητα του δικτύου και μειώνει τη ζήτηση αιχμής. Επιπρόσθετα, η συνεχής διαπραγμάτευση στην XBID διευκολύνει τη βελτιστοποίηση των πόρων, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες στην αγορά να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις με βάση τις εξελισσόμενες συνθήκες της αγοράς. Αυτό οδηγεί σε εξοικονόμηση κόστους και αποτελεσματική κατανομή πόρων.

7.3.6 Αγορές εξισορρόπησης ενέργειας

Οι αγορές εξισορρόπησης και οι μηχανισμοί διακανονισμού διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στο πολύπλοκο οικοσύστημα των αγορών ενέργειας. Τα στοιχεία αυτά είναι απαραίτητα για τη διατήρηση της σταθερότητας του δικτύου, τη διασφάλιση της συνεχούς παροχής ηλεκτρικής ενέργειας και τον διακανονισμό των χρηματοοικονομικών συναλλαγών μεταξύ των συμμετεχόντων στην αγορά. Οι αγορές εξισορρόπησης αποτελούν τον άξονα της αξιοπιστίας του δικτύου στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Χρησιμοποιούν ως μηχανισμός για τη διατήρηση της ευαισθητής ισορροπίας μεταξύ της προσφοράς και της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε πραγματικό χρόνο. Οι διαχειριστές του δικτύου, όπως οι ανεξάρτητοι διαχειριστές συστημάτων και οι ΔΣΜ, είναι υπεύθυνοι να διασφαλίζουν ότι η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας αντιστοιχεί στην κατανάλωση κάθε δευτερόλεπτο κάθε ημέρας. Η ανάγκη για αγορές εξισορρόπησης προκύπτει από την εγγενή απρόβλεπτη και μεταβλητή προσφορά και ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Παράγοντες όπως οι καιρικές συνθήκες, οι βλάβες του εξοπλισμού, οι ξαφνικές αλλαγές στα πρότυπα κατανάλωσης και η ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας συμβάλλουν στην πολυπλοκότητα αυτή. Οι αγορές εξισορρόπησης έχουν σχεδιαστεί για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων με τη συνεχή προσαρμογή της ροής ηλεκτρικής ενέργειας ώστε να ανταποκρίνεται στη ζήτηση σε πραγματικό χρόνο. Τα Βασικά χαρακτηριστικά των αγορών εξισορρόπησης είναι τα εξής:

- **Προσφορές σε πραγματικό χρόνο:** Οι αγορές εξισορρόπησης λειτουργούν σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες στην αγορά να υποβάλλουν προσφορές για την προσαρμογή της παραγωγής ή της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε πολύ σύντομο χρονικό διάστημα, συνήθως σε διαστήματα 5 ή 15 λεπτών.
- **Εκκαθάριση της αγοράς:** Οι διαχειριστές της αγοράς χρησιμοποιούν εξελιγμένους αλγόριθμους για την εκκαθάριση και τον διακανονισμό των συναλλαγών στην αγορά εξισορρόπησης. Αυτοί οι αλγόριθμοι λαμβάνουν υπόψη τις προσφορές από τους παραγωγούς, τους

παρόχους απόκρισης ζήτησης και άλλους συμμετέχοντες στην αγορά για να καθορίσουν την πιο οικονομικά αποδοτική λύση για την εξισορρόπηση του συστήματος.

- Τιμολόγηση της αγοράς: Οι τιμές της αγοράς εξισορρόπησης μπορεί να είναι ιδιαίτερα ευμετάβλητες, ιδίως σε περιόδους υψηλής μεταβλητότητας της ζήτησης ή της προσφοράς. Οι τιμές μπορεί να αυξηθούν απότομα κατά τη διάρκεια περιόδων αιχμής της ζήτησης ή ως απάντηση σε απροσδόκητες ελλείψεις προσφοράς.
- Συντονισμός του δικτύου: Οι διαχειριστές του δικτύου είναι υπεύθυνοι για τον συντονισμό της κατανομής των πόρων παραγωγής και των μέτρων απόκρισης στη ζήτηση, ώστε να διασφαλίζεται η σταθερότητα του δικτύου. Βασίζονται σε δεδομένα πραγματικού χρόνου, προβλέψεις και σήματα της αγοράς για να λάβουν κρίσιμες αποφάσεις.

Οι αγορές εξισορρόπησης περιλαμβάνουν διάφορους συμμετέχοντες στην αγορά, καθένας από τους οποίους έχει μοναδικό ρόλο στη διατήρηση της ισορροπίας του δικτύου:

- Παραγωγοί: Οι παραγωγοί διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο στις αγορές εξισορρόπησης, προσαρμόζοντας την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας σε απάντηση στα σήματα της αγοράς. Μπορούν να αυξήσουν ή να μειώσουν την παραγωγή τους για να καλύψουν τη μεταβαλλόμενη ζήτηση.
- Πάροχοι απόκρισης στη ζήτηση: Οι πάροχοι απόκρισης ζήτησης αποτελούν σημαντικό εργαλείο για την εξισορρόπηση του δικτύου. Μπορούν να μειώσουν ή να αυξήσουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας σε απόκριση σε σήματα τιμών ή σε αιτήματα των διαχειριστών του δικτύου.
- Πάροχοι επικουρικών υπηρεσιών: Οι πάροχοι επικουρικών υπηρεσιών προσφέρουν συγκεκριμένες υπηρεσίες που ενισχύουν την αξιοπιστία του δικτύου, όπως η ρύθμιση της συχνότητας, η υποστήριξη της τάσης και η δυνατότητα εκκίνησης σε κατάσταση αιφνιδιασμού.
- ΦοΣΕ: Οι ΦοΣΕ μπορούν να συγκεντρώσουν κατανεμημένους ενεργειακούς πόρους, όπως η ελεγχόμενη παραγωγή ΑΠΕ και η αποθήκευση ενέργειας, για να συμμετέχουν στις αγορές εξισορρόπησης ως ενιαία οντότητα.
- Διαχειριστές αγοράς: Οι διαχειριστές της αγοράς, συμπεριλαμβανομένων των ΑΔΣ και των ΔΣΜ, επιβλέπουν τη λειτουργία των αγορών εξισορρόπησης και διασφαλίζουν την αποτελεσματική και αξιόπιστη αντιστοίχιση της προσφοράς και της ζήτησης.
- Ρυθμιστικές αρχές: Οι ρυθμιστικές αρχές θεσπίζουν κανόνες και κανονισμούς για τις αγορές εξισορρόπησης για να διασφαλίσουν τη δικαιοσύνη, τη διαφάνεια και την ακεραιότητα της αγοράς. Παρακολουθούν επίσης τις επιδόσεις της αγοράς και τη συμμόρφωση.

Μηχανισμοί εξισορρόπησης

Ο μηχανισμός διακανονισμού εξισορρόπησης είναι η διαδικασία με την οποία διακανονίζονται οι οικονομικές συναλλαγές που σχετίζονται με την εξισορρόπηση μεταξύ των συμμετεχόντων στην αγορά. Περιλαμβάνει τον προσδιορισμό του κόστους ή της πίστωσης που οφείλονται στους παραγωγούς, στους παρόχους απόκρισης ζήτησης και σε άλλους συμμετέχοντες με βάση τη συμβολή τους στην εξισορρόπηση του δικτύου. Η διαδικασία διακανονισμού μπορεί να είναι αρκετά περίπλοκη, καθώς περιλαμβάνει τη διευθέτηση των διαφορών μεταξύ της ενέργειας που παραδόθηκε ή καταναλώθηκε και των συμβατικών ποσών που καθορίζονται στις προσφορές. Οι περίοδοι διακανονισμού συνήθως ευθυγραμμίζονται με τα διαστήματα διαπραγμάτευσης στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, όπως μια ώρα ή 15 λεπτά, για να διασφαλίζεται η ακρίβεια και η αμεσότητα.

Όμως οι αγορές εξισορρόπησης και οι μηχανισμοί διακανονισμού δεν στερούνται προκλήσεων και προβληματισμών:

- Μεταβλητότητα των τιμών: Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε αυξημένο κόστος για τους συμμετέχοντες στην αγορά σε περιόδους πίεσης της προσφοράς ή της ζήτησης.
- Δεδομένα και πληροφορίες: Τα ακριβή δεδομένα και οι πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο είναι απαραίτητα για την αποτελεσματική εξισορρόπηση. Η διασφάλιση της ακρίβειας και της επικαιρότητας των δεδομένων αποτελεί συνεχή πρόκληση.
- Πολυπλοκότητα των κανονιστικών ρυθμίσεων: Το ρυθμιστικό πλαίσιο για τις αγορές εξισορρόπησης μπορεί να είναι πολύπλοκο και διαφέρει από περιοχή σε περιοχή. Η εναρμόνιση των ρυθμιστικών προσεγγίσεων μπορεί να αποτελέσει πρόκληση σε αγορές με πολλές δικαιοδοσίες.
- Ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας: Η ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, οι οποίες μπορεί να είναι μεταβλητές και ασταθείς, αποτελεί πρόκληση για τους διαχειριστές δικτύου όσον αφορά τη διατήρηση της σταθερότητας του δικτύου.

Παγκόσμιες προοπτικές για τις αγορές εξισορρόπησης

Οι αγορές εξισορρόπησης και οι μηχανισμοί διακανονισμού αποτελούν αναπόσπαστο μέρος των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας παγκοσμίως. Κάθε περιοχή έχει αναπτύξει τη δική της προσέγγιση για την εξισορρόπηση και τον διακανονισμό με βάση το μοναδικό ενεργειακό μείγμα, τη δομή της αγοράς και το ρυθμιστικό της πλαίσιο. Για παράδειγμα, η Ευρωπαϊκή Ένωση έχει εφαρμόσει την κατευθυντήρια γραμμή εξισορρόπησης ηλεκτρικής ενέργειας EBGL για την εναρμόνιση των κανόνων της αγοράς εξισορρόπησης σε όλα τα κράτη μέλη. Η EBGL προωθεί τη διασυνοριακή συμμετοχή στις αγορές εξισορρόπησης και αποσκοπεί στην αύξηση της αποτελεσματικότητας της αγοράς και του ανταγωνισμού. Στις Ηνωμένες Πολιτείες, οι ΑΔΣ και οι περιφερειακοί οργανισμοί μεταφοράς διαχειρίζονται τις αγορές εξισορρόπησης και διασφαλίζουν την αξιοπιστία του δικτύου στις αντίστοιχες περιοχές τους. Χρησιμοποιούν μηχανισμούς της αγοράς, όπως η τιμολόγηση σε πραγματικό χρόνο και η απόκριση στη ζήτηση, για να διατηρήσουν τη σταθερότητα του δικτύου.

Καθώς τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας συνεχίζουν να εξελίσσονται, οι αγορές εξισορρόπησης και οι μηχανισμοί διακανονισμού πρέπει να προσαρμόζονται στις νέες προκλήσεις και ευκαιρίες. Η ενσωμάτωση προηγμένων τεχνολογιών, όπως τα έξυπνα δίκτυα, οι προηγμένες υποδομές μέτρησης και οι συσκευές ακραίων σημείων του δικτύου, προσφέρει δυναμικές λύσεις για τη βελτίωση της εξισορρόπησης του δικτύου και τη δυνατότητα πιο δυναμικής ανταπόκρισης στις διακυμάνσεις της προσφοράς και της ζήτησης. Επιπλέον, η αυξανόμενη διείσδυση των καταναμημένων ενεργειακών πόρων παρουσιάζει προκλήσεις και ευκαιρίες για τις αγορές εξισορρόπησης. Οι πόροι αυτοί, συμπεριλαμβανομένων των ηλιακών συλλεκτών στις στέγες και των οικιακών συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παροχή υπηρεσιών δικτύου και τη συμμετοχή στις προσπάθειες εξισορρόπησης του δικτύου.

7.4 Φορείς Σωρευτικής Εκπροσώπησης Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας

Στα πλαίσια της παρούσας διατριβής, μελετήθηκε εκτενώς η βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης της παραγωγής από ΑΠΕ διεσπαρμένα σε εκτενείς περιοχές, καθώς και η ανάπτυξη ενός εργαλείου πιθανοτικής πρόβλεψης. Η βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης καθώς και η ποσοτικοποίηση της αβεβαιότητας της παραγωγής έχουν μελετηθεί ενεργειακά, που όμως είναι μια πολύ συγκεκριμένη προσέγγιση αξιολόγησης. Στα πλαίσια του παρόντος κεφαλαίου, όπως έχει περιγραφεί στην εισαγωγή, θα εμβαθύνουμε και στην μελέτη του οικονομικού αντίκτυπου της πιθανοτικής πρόβλεψης παραγωγής ΑΠΕ. Έχοντας αναλύσει τις λειτουργίες των αγορών ηλεκτρικής

ενέργειας, αυτές αποτελούν ίσως το καταλληλότερο περιβάλλον οικονομικής ανάλυσης των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ καθώς και της αβεβαιότητας που τις διέπει. Οι προβλέψεις ΑΠΕ, σαν εργαλείο χρησιμοποιούνται κυρίως από τους εκπροσώπους τέτοιων μονάδων αλλά και από εκπροσώπους χαρτοφυλακίων μονάδων ΑΠΕ, οι λεγόμενοι Φορείς Σωρευτικής Εκπροσώπησης ΑΠΕ. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι, οι προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ είναι χρήσιμες και σε συμμετέχοντες στις αγορές που δεν εκπροσωπούν μονάδες τέτοιας τεχνολογίας, αλλά αντιλαμβάνονται την συμμετοχή των ΑΠΕ στον καθορισμό των οριακών τιμών των αγορών.

Οι ΦοΣΕ ΑΠΕ διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Οι εν λόγω ΦοΣΕ συνδυάζουν την παραγωγή από πολλαπλές ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, όπως αιολικά και φωτοβολταϊκά πάρκα και συμμετέχουν στις επιμέρους αγορές για την πώληση της ενέργειάς τους. Καθώς η συμμετοχή και το μερίδιο που εκπροσωπούν οι ΦοΣΕ ΑΠΕ στις αγορές αυξάνεται, είναι χρήσιμο και λογικό να χρησιμοποιήσουμε τους μηχανισμούς των αγορών ενέργειας για την οικονομική μελέτη των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής σε χαρτοφυλάκια ΑΠΕ, μέσω της εικονικής συμμετοχής ενός ΦοΣΕ. Ο μηχανισμός οικονομικής ανάλυσης είναι η συνάρτηση εσόδων ενός ΦοΣΕ, που συμμετέχει σε όλες τις επιμέρους αγορές ενέργειας, πέραν της προθεσμιακής. Η ενσωμάτωση των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής ενός χαρτοφυλακίου ΑΠΕ στη συνάρτηση εσόδων παρέχει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τις οικονομικές επιδόσεις και την έκθεση σε κινδύνους των ΦοΣΕ ΑΠΕ, επιτρέποντάς τους να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις και να βελτιστοποιούν τις στρατηγικές συμμετοχής τους στην αγορά. Με την εξέταση των παραγόντων που επηρεάζουν τα έσοδα, όπως οι τιμές ενέργειας, η παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, οι αποφάσεις συμμετοχής στην αγορά και τα συναφή κόστη και κυρώσεις, οι ΦοΣΕ μπορούν να αξιολογήσουν το δυναμικό των εσόδων τους, μέσα σε ένα πλαίσιο αβεβαιότητας και υπολογίσιμου ρίσκου.

Στα πλαίσια του παρόντος κεφαλαίου μελετάται η πραγματοποίηση πιθανοτικών προβλέψεων για τις τυχαίες μεταβλητές που σχετίζονται με τα έσοδα και η μελέτη της κατανομής των εσόδων για έναν ΦοΣΕ ΑΠΕ. Χρησιμοποιώντας τεχνικές πιθανοτικής πρόβλεψης, στοχεύουμε να καταγράψουμε την εγγενή αβεβαιότητα και μεταβλητότητα στη διαδικασία παραγωγής εσόδων. Η ανάλυση αυτή θα μας επιτρέψει να κατανοήσουμε το εύρος των πιθανών αποτελεσμάτων και να αξιολογήσουμε τους οικονομικούς κινδύνους και τις ευκαιρίες που αντιμετωπίζουν οι φορείς αυτοί, μέσω της χρήσης πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής.

7.4.1 Συνάρτησης εσόδων ΦοΣΕ ΑΠΕ

Η συνάρτηση εσόδων ενός ΦοΣΕ εξαρτάται άμεσα από τους κανονισμούς που διέπουν τις αγορές ενέργειας που συμμετέχουν και μπορεί να αναλυθεί σε διάφορα στάδια, τα οποία βοηθούν στην κατανόηση του τρόπου υπολογισμού των εσόδων. Για την παρούσα εφαρμογή, χρησιμοποιείται ως παράδειγμα η αγορά ενέργειας της Ελλάδας, για ένα ΦοΣΕ ΑΠΕ που συμμετέχει στις επιμέρους αγορές πέραν της αγοράς εξισορρόπησης, που όμως είναι υπόχρεος κάλυψης των αποκλίσεων του απολογιστικά μέσω των αποτελεσμάτων της αγοράς εξισορρόπησης. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι για λόγους απλότητας, στην παρούσα μελέτη γίνονται οι εξής υποθέσεις:

- Η συνάρτηση εσόδων λαμβάνει υπόψη την αγορά εξισορρόπησης με ενιαία τιμή διακανονισμού (δεσπόζουσα κατεύθυνση εξισορρόπησης), όπου μια ενιαία τιμή χρησιμοποιείται για τον διακανονισμό των ανισορροπιών των οντοτήτων που δεν συμμετέχουν στην εξισορρόπηση.
- Η διαφοράς μεταξύ την τιμής της αγοράς επόμενης ημέρας με τις τιμές των ενδοημερήσιων αγορών είναι αμελητέες. Επομένως τα κέρδη από τη συμμετοχή στις αγορές αυτές υπολογίζονται για κάθε ώρα εμπορίας ως το γινόμενο της τελικής θέσης της αντίστοιχης ώρας εμπορίας με την τιμή της αγοράς επόμενης ημέρας.

Λαμβάνοντας υπόψιν της πιο πάνω υποθέσεως, η κατασκευή της συνάρτησης εσόδων ενός ΦοΣΕ ΑΠΕ παρουσιάζεται στα ακόλουθα βήματα:

- Βήμα 1:

$$R_t = p_t^{DAM} \cdot MS_t + (MQ_t - MS_t) \cdot p_t^{Imb} \quad (7.1)$$

Το πρώτο βήμα περιλαμβάνει τον πολλαπλασιασμό της τιμής της αγοράς της επόμενης ημέρας, p_t^{DAM} , με το πρόγραμμα της αγοράς, MS_t , το οποίο αντιπροσωπεύει τα έσοδα που παράγει ο ΦοΣΕ ΑΠΕ μέσω της πώλησης και αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας στις αγορές ενέργειας. Επιπλέον, η διαφορά μεταξύ της πραγματικής παραγωγής, MQ_t , και του προγράμματος της αγοράς, MS_t , πολλαπλασιάζεται με την τιμή εξισορρόπησης, p_t^{Imb} , για να ληφθούν υπόψη οι αποκλίσεις από την προγραμματισμένη παραγωγή.

- Βήμα 2:

$$R_t = p_t^{DAM} \cdot MS_t + p_t^{DAM} \cdot MQ_t - p_t^{DAM} \cdot MQ_t + (MQ_t - MS_t) \cdot p_t^{Imb} \quad (7.2)$$

Στο δεύτερο βήμα, επεκτείνουμε την προηγούμενη διατύπωση συμπεριλαμβάνοντας πρόσθετους όρους για την πραγματική παραγωγή, MQ_t . Η τιμή της αγοράς για την επόμενη ημέρα, p_t^{DAM} , πολλαπλασιάζεται τόσο με το πρόγραμμα της αγοράς, MS_t , όσο και με την πραγματική παραγωγή, MQ_t . Η διπλή μέτρηση αφαιρείται στη συνέχεια για να εξασφαλιστεί η ακριβής αναπαράσταση των εσόδων.

- Βήμα 3:

$$R_t = p_t^{DAM} \cdot MQ_t + (MQ_t - MS_t) \cdot (p_t^{Imb} - p_t^{DAM}) \quad (7.3)$$

Το τρίτο βήμα συνδυάζει τους όρους των προηγούμενων βημάτων για να καταλήξει σε μια μορφή της συνάρτησης εσόδων όπου η μεταβλητή απόφασης MS_t εμφανίζεται μόνο σε ένα όρο, καθιστώντας την ανάλυση της ευαισθησίας της συνάρτησης ως προς την τυχαία μεταβλητή της παραγωγής του χαρτοφυλακίου πιο ευδιάκριτη.

Η τελική μορφή της συνάρτησης εσόδων αποκαλύπτει την ύπαρξη των δυο όρων:

$$R_{t,I} = p_t^{DAM} \cdot MQ_t \quad (7.4)$$

$$R_{t,D} = (MQ_t - MS_t) \cdot (p_t^{Imb} - p_t^{DAM}) \quad (7.5)$$

Ο όρος $R_{t,I}$ αναφέρεται ως ο ανεξάρτητος όρος εσόδων ο οποίος θεωρείται ανεξάρτητος λόγω της μη ύπαρξης κάποιας μεταβλητής απόφασης. Ο συγκεκριμένος όρος είναι στοχαστικός γιατί εξαρτάται από την στοχαστική παραγωγή του χαρτοφυλακίου καθώς και από την τιμή της αγοράς επόμενης ημέρας. Ο όρος $R_{t,D}$ αναφέρεται στον εξαρτημένο όρο εσόδων λόγω της ύπαρξης της μεταβλητής απόφασης MS_t , ενώ είναι και αυτός στοχαστικός καθώς εξαρτάται και από τις στοχαστικές μεταβλητές της παραγωγής και των τιμών επομένης ημέρας και εξισορρόπησης. Η διάκριση των δύο όρων είναι καθοριστική καθώς διαμορφώνει το πλαίσιο στο οποίο μπορεί να αξιολογηθεί η οικονομική επίπτωση των πιθανοτικών προβλέψεων στη συνάρτηση εσόδων. Ενώ ο ανεξάρτητος όρος μπορεί να χρησιμοποιηθεί άμεσα για την μετατροπή των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής και των σφαλμάτων πρόβλεψης σε οικονομικούς όρους, ο εξαρτημένος πρέπει να μελετάται πάντα υπο συνθήκη της μεταβλητής απόφασης. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η ίδια αβεβαιότητα πρόβλεψης ή σφάλμα πρόβλεψης μπορεί να επηρεάσει θετικά ή αρνητικά το πρόσημο του εξαρτημένου όρου ανάλογα με την τιμή της μεταβλητής απόφασης.

7.4.2 Τυχαίες μεταβλητές στη συνάρτηση εσόδων

Στη συνάρτηση εσόδων ενός ΦοΣΕ ΑΠΕ, οι τυχαίες μεταβλητές διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στα οικονομικά αποτελέσματα. Αυτές οι τυχαίες μεταβλητές περιλαμβάνουν την τιμή αγοράς επόμενης ημέρας, την τιμή εξισορρόπησης και την πραγματική παραγωγή του χαρτοφυλακίου του ΦοΣΕ ΑΠΕ, για κάθε χρονική στιγμή εμπορίας. Μεταξύ αυτών των μεταβλητών, η τιμή της αγοράς της επόμενης ημέρας αποτελεί βασική κινητήρια δύναμη των εσόδων. Αντιπροσωπεύει την τιμή στην οποία η ηλεκτρική ενέργεια διαπραγματεύεται στην αγορά της επόμενης ημέρας, αντικατοπτρίζοντας τη δυναμική της προσφοράς και της ζήτησης στην αγορά ενέργειας. Η τιμή της αγοράς της επόμενης ημέρας επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες, όπως οι καιρικές συνθήκες, η παραγωγή ΑΠΕ σε επίπεδο συστήματος, οι συνθήκες της αγοράς, οι ρυθμιστικές πολιτικές και η συνολική κατάσταση του ενεργειακού συστήματος. Ως τυχαία μεταβλητή, παρουσιάζει αβεβαιότητα και μεταβλητότητα, καθιστώντας την ακριβή πρόβλεψη και την ποσοτικοποίηση της αβεβαιότητας απαραίτητη για την ενσωμάτωση των προβλέψεων παραγωγής στη στρατηγική συμμετοχής στις αγορές.

Μια άλλη σημαντική τυχαία μεταβλητή είναι η τιμή εξισορρόπησης. Η τιμή αυτή καθορίζεται από τον ΔΣΜ στα πλαίσια της αγοράς εξισορρόπησης και χρησιμεύει ως μηχανισμός ποινής ή ανταμοιβής για τις ανισορροπίες μεταξύ της πραγματικής παραγωγής και του προγράμματος που σχημάτισε στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας ένας παραγωγός. Αντίστοιχα το ίδιο ισχύει και για τους εκπροσώπους φορτίου. Η τιμή εξισορρόπησης αντικατοπτρίζει το κόστος ή το όφελος που συνδέεται με τις αποκλίσεις από την προγραμματισμένη παραγωγή. Παρόμοια με την τιμή αγοράς επόμενης ημέρας, η τιμή εξισορρόπησης υπόκειται σε αβεβαιότητα και μπορεί να μεταβάλλεται ανάλογα με τις συνθήκες του συστήματος και τη δυναμική της αγοράς.

Η πραγματική παραγωγή αντιπροσωπεύει την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας του ΦοΣΕ ΑΠΕ, όπως οι ανεμογεννήτριες ή τα φωτοβολταϊκά πλαίσια. Η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής είναι ζωτικής σημασίας για τη βέλτιστη λειτουργία και τη μεγιστοποίηση των εσόδων. Η τυχαία μεταβλητή παραγωγής αποτυπώνει την εγγενή μεταβλητότητα και αβεβαιότητα που συνδέεται με τις ΑΠΕ, η οποία επηρεάζεται από τα σε πολύ μεγάλο βαθμό από τις καιρικές συνθήκες. Η πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας ενός χαρτοφυλακίου ΑΠΕ, με διεσπαρμένη παραγωγή σε όλη τη ζώνη εμπορίας ενέργειας, στα πλαίσια του παρόντος κεφαλαίου, πραγματοποιείται με τη χρήση των μεθόδων που παρουσιάστηκαν στα κεφάλαια 5 και 6.

Εστιάζοντας στις τυχαίες μεταβλητές που σχετίζονται με την τιμολόγηση, δηλαδή την τιμή αγοράς της επόμενης ημέρας και την τιμή εξισορρόπησης, οι ΦοΣΕ ΑΠΕ μπορούν να αποκτήσουν γνώσεις σχετικά με τις διακυμάνσεις των εσόδων τους. Η κατανόηση της αβεβαιότητας και της μεταβλητότητας αυτών των τιμών επιτρέπει την ανάπτυξη ισχυρών μοντέλων πρόβλεψης και στρατηγικών διαχείρισης κινδύνων. Οι ακριβείς πιθανοτικές προβλέψεις των μεταβλητών τιμών διευκολύνουν τη βελτιστοποίηση των εσόδων, επιτρέποντας στους ΦοΣΕ ΑΠΕ να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με την εμπορία ενέργειας, τις στρατηγικές υποβολής προσφορών και την κατανομή των πόρων. Πέρα από αυτό, οι εκτίμηση της αβεβαιότητας των συγκεκριμένων μεταβλητών είναι απαραίτητη για την δημιουργία ενός πλαισίου αξιολόγησης των οικονομικών επιπτώσεων των προβλέψεων παραγωγής, ο οποίος είναι και ο στόχος του παρόντος κεφαλαίου.

Στις επόμενες ενότητες θα εμβαθύνουμε στην πιθανοτική πρόβλεψη αυτών των μεταβλητών και θα εξετάσουμε τις κατανομές τους. Η ανάλυση αυτή θα επιτρέψει μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της αβεβαιότητας των εσόδων, της έκθεσης σε κινδύνους και των πιθανών ευκαιριών εσόδων. Με την ενσωμάτωση πιθανοτικών τεχνικών και την εξέταση της αβεβαιότητας των μεταβλητών τιμών, οι ΦοΣΕ ΑΠΕ μπορούν να βελτιώσουν την ακρίβεια πρόβλεψης των εσόδων τους, να αναπτύξουν αποτελεσματικές στρατηγικές βελτιστοποίησης των εσόδων, να κατανοήσουν καλύτερα τη δυναμική των εσόδων και να λάβουν προληπτικά μέτρα για τον μετριασμό των κινδύνων, την αξιοποίηση των ευκαιριών της αγοράς και τη μεγιστοποίηση των οικονομικών τους επιδόσεων στις αγορές ενέργειας.

7.4.3 Πιθανοτική πρόβλεψη τιμών ενέργειας

Η πιθανοτική πρόβλεψη των τιμών ενέργειας, ιδίως στις αγορές της επόμενης ημέρας και στις αγορές εξισορρόπησης, έχει κερδίσει σημαντική προσοχή τα τελευταία χρόνια. Η εγγενής μεταβλητότητα και αβεβαιότητα των τιμών ενέργειας που οφείλεται σε διάφορους παράγοντες, όπως η κυμαινόμενη ζήτηση, η παραγωγή από ΑΠΕ και οι κανονισμοί της αγοράς, απαιτεί μια πιθανοτική προσέγγιση στην πρόβλεψη. Η προσέγγιση αυτή παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα των μελλοντικών σεναρίων τιμών, η οποία είναι απαραίτητη για τους συμμετέχοντες στην αγορά κατά τη λήψη αποφάσεων υποβολής προσφορών και συναλλαγών [11]–[15]. Στις αγορές day-ahead, η πρόβλεψη τιμών έχει εξελιχθεί ώστε να λαμβάνει υπόψη την στοχαστική φύση των εισροών και των αποτελεσμάτων, με μεθοδολογίες που χρησιμοποιούν μοντέλα χρονοσειρών, μηχανική μάθηση και προσεγγίσεις που βασίζονται σε προσομοίωση για να αποτυπώσουν την κατανομή των πιθανών τιμών [13], [16]. Αυτά τα μοντέλα συχνά ενσωματώνουν παράγοντες που αφορούν την αγορά και ιστορικά πρότυπα τιμών για τη δημιουργία προγνωστικών κατανομών τιμών [14]. Η πρόβλεψη των τιμών ανισορροπίας θέτει πρόσθετες προκλήσεις, καθώς πρέπει να λαμβάνει υπόψη τις αποκλίσεις σε πραγματικό χρόνο μεταξύ της συμβατικής και της πραγματικής παραγωγής ή κατανάλωσης ενέργειας. Οι πρόσφατες εξελίξεις στον τομέα αυτό χρησιμοποιούν πιθανοτικά μοντέλα για την πρόβλεψη της κατανομής των τιμών ανισορροπίας, παρέχοντας κρίσιμες πληροφορίες στις αρχές εξισορρόπησης για την ελαχιστοποίηση του οικονομικού κινδύνου [15], [17], [18]. Η βιβλιογραφία αποκαλύπτει επίσης μια αυξανόμενη τάση προς την ενσωμάτωση των προβλέψεων για την ενέργεια από ανανεώσιμες πηγές στα μοντέλα πρόβλεψης τιμών, γεγονός που αντανακλά την αυξανόμενη επίδραση της παραγωγής από ανανεώσιμες πηγές στη διαμόρφωση των τιμών στις αγορές ενέργειας [16]. Η ενσωμάτωση αυτή είναι κρίσιμη για τους συγκεντρωτές ΑΠΕ, καθώς η μεταβλητή φύση της παραγωγής από ΑΠΕ μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τόσο τις τιμές day-ahead όσο και τις τιμές ανισορροπίας [19], [20].

Στο παρόν κεφάλαιο, η πιθανοτική πρόβλεψη των τιμών ενέργειας πραγματοποιείται με τη χρήση της προσέγγισης Nadaraya-Watson Kernel Density Estimator, όπως προτείνεται στην [21]. Η μέθοδος αυτή, λόγω της μη παραμετρικής της φύσης, είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για την καταγραφή των πολλαπλών επιδράσεων στη μεταβλητότητα των τιμών, επιτρέποντας την ευέλικτη προσαρμογή στη δυναμική συμπεριφορά των τιμών της αγοράς. Στο πλαίσιο των ημερήσιων αγορών, το μοντέλο διευκολύνει μια πιο διαφοροποιημένη στρατηγική υποβολής προσφορών, παρέχοντας ένα πιθανοτικό εύρος προβλέψεων τιμών, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες στην αγορά να αντισταθμίσουν πιθανές διακυμάνσεις των τιμών [21]. Για την πρόβλεψη των τιμών εξισορρόπησης, η προσέγγιση αυτή είναι ανεκτίμητη, καθώς λαμβάνει υπόψη τις αποκλίσεις σε πραγματικό χρόνο μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής παραγωγής ή κατανάλωσης ενέργειας, παρέχοντας έτσι μια πιθανοτική άποψη της δυνητικής οικονομικής έκθεσης. Η συμπερίληψη των μεταβλητών ανανεώσιμων πηγών ενέργειας σε αυτές τις προβλέψεις υπογραμμίζει περαιτέρω τη σημασία αυτής της προσέγγισης, καθώς αντιμετωπίζει άμεσα τη μη προβλεψιμότητα που οι εν λόγω πηγές ενέργειας εισάγουν στην εξίσωση των τιμών. Η εφαρμογή αυτού του μοντέλου πρόβλεψης στην Ιβηρική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας καταδεικνύει την πρακτικότητά του και παρέχει στους ενδιαφερόμενους φορείς βελτιωμένα εργαλεία λήψης αποφάσεων για την πλοήγηση στην πολυπλοκότητα των συναλλαγών ενέργειας. Σε αυτή την προσέγγιση, επιλέγουμε την κατανομή Kumaraswamy αντί της κατανομής Beta που χρησιμοποιείται στην [21] λόγω της παρόμοιας συμπεριφοράς της στη μοντελοποίηση δεσμευμένων δεδομένων, με το πρόσθετο πλεονέκτημα μιας απλούστερης κλειστής μορφής λύσης για την αντίστροφη αθροιστική συνάρτηση κατανομής, η οποία είναι ζωτικής σημασίας για την ανάλυση του παρόντος κεφαλαίου. Η προσιτότητα αυτής της κατανομής, επιτρέπει πιο αποδοτικούς υπολογισμούς, καθιστώντας την ιδιαίτερα κατάλληλη για την πιθανοτική πρόβλεψη των τιμών ενέργειας, όπου η υπολογιστική απλότητα και ταχύτητα είναι πολύτιμες [22]. Οι συναρτήσεις κατανομής για p_t^{DAM} και p_t^{Imb} δίνονται από:

$$f(p_t^{DAM}) = a_t^{DAM} b_t^{DAM} \left(\frac{p_t^{DAM} - \underline{p}^{DAM}}{\overline{p}^{DAM} - \underline{p}^{DAM}} \right)^{a_t^{DAM}-1} \left(1 - \left(\frac{p_t^{DAM} - \underline{p}^{DAM}}{\overline{p}^{DAM} - \underline{p}^{DAM}} \right)^{a_t^{DAM}} \right)^{b_t^{DAM}-1} \quad (7.6)$$

$$f(p_t^{Imb}) = a_t^{Imb} b_t^{Imb} \left(\frac{p_t^{Imb} - \underline{p}^{Imb}}{\overline{p}^{Imb} - \underline{p}^{Imb}} \right)^{a_t^{Imb}-1} \left(1 - \left(\frac{p_t^{Imb} - \underline{p}^{Imb}}{\overline{p}^{Imb} - \underline{p}^{Imb}} \right)^{a_t^{Imb}} \right)^{b_t^{Imb}-1} \quad (7.7)$$

7.4.4 Κοινή κατανομή πιθανοτήτων τυχαίων μεταβλητών ενέργειας και τιμών

Η κοινή κατανομή πιθανότητας των τυχαίων μεταβλητών MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} κατασκευάζεται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο copula. Το copula είναι μια πολυμεταβλητή κατανομή πιθανότητας για την οποία η οριακή κατανομή πιθανότητας κάθε μεταβλητής είναι ομοιόμορφη. Οι copulas είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε αυτό το πλαίσιο επειδή μας επιτρέπουν να μοντελοποιήσουμε τις εξαρτήσεις μεταξύ τυχαίων μεταβλητών ξεχωριστά από τις οριακές κατανομές τους [23], [24]. Η Gaussian copula χρησιμοποιείται ευρέως λόγω της ικανότητάς της να αποτυπώνει ένα ευρύ φάσμα δομών εξάρτησης και της ευκολίας χρήσης της [25], [26].

Χρησιμοποιούμε την Gaussian copula, η οποία ορίζεται ως εξής:

$$C_\Phi(\mathbf{u}) = \Phi_\Sigma(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2), \dots, \Phi^{-1}(u_n)) \quad (7.8)$$

όπου $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ είναι οι οριακές αθροιστικές συναρτήσεις κατανομής των τυχαίων μεταβλητών, Φ είναι η CDF της τυπικής κανονικής κατανομής, Φ^{-1} είναι η αντίστροφη CDF της τυπικής κανονικής κατανομής και Φ_Σ είναι η CDF της πολυμεταβλητής κανονικής κατανομής με πίνακα συσχέτισης Σ .

Το πρώτο βήμα για τη χρήση της Gaussian copula είναι να μετασχηματιστούν οι οριακές κατανομές των MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} σε ομοιόμορφες κατανομές χρησιμοποιώντας τις αντίστοιχες CDF τους. Οι μετασχηματισμένες μεταβλητές, u_{MQ_t} , $u_{p_t^{DAM}}$, και $u_{p_t^{Imb}}$, δίνονται από:

$$u_{MQ_t} = F_{MQ_t}(MQ_t) \quad (7.9)$$

$$u_{p_t^{DAM}} = F_{p_t^{DAM}}(p_t^{DAM}) \quad (7.10)$$

$$u_{p_t^{Imb}} = F_{p_t^{Imb}}(p_t^{Imb}) \quad (7.11)$$

όπου F_{MQ_t} , $F_{p_t^{DAM}}$ και $F_{p_t^{Imb}}$ είναι οι CDF των MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} , αντίστοιχα. Στη συνέχεια, υπολογίζουμε τη συνάρτηση πυκνότητας Gaussian copula, η οποία είναι η κοινή πυκνότητα των κανονικών CDF των μετασχηματισμένων ομοιόμορφων μεταβλητών:

$$c_\Phi(\mathbf{u}; \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{\det(\Sigma)}} \exp \left(-\frac{1}{2} \mathbf{x}^\top (\Sigma^{-1} - I) \mathbf{x} \right) \quad (7.12)$$

όπου $\mathbf{x} = (\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2), \dots, \Phi^{-1}(u_n))$ και I είναι ο πίνακας ταυτότητας.

Για να ανακτήσουμε την κοινή κατανομή πιθανοτήτων, εφαρμόζουμε τις αντίστροφες CDF των οριακών κατανομών στο copula. Αυτός ο μετασχηματισμός εξασφαλίζει ότι η κοινή κατανομή έχει τις σωστές περιθωριακές τιμές:

$$\begin{aligned} f(MQ_t, p_t^{DAM}, p_t^{Imb}) = \\ c_\Phi(F_{MQ_t}(MQ_t), F_{p_t^{DAM}}(p_t^{DAM}), F_{p_t^{Imb}}(p_t^{Imb}); \Sigma) \\ \cdot f_{MQ_t}(MQ_t) \cdot f_{p_t^{DAM}}(p_t^{DAM}) \cdot f_{p_t^{Imb}}(p_t^{Imb}) \end{aligned} \quad (7.13)$$

όπου f_{MQ_t} , $f_{p_t^{DAM}}$ και $f_{p_t^{Imb}}$ είναι οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας των MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} , αντίστοιχα.

Τέλος, ο πίνακας συσχέτισης Σ του Gaussian copula, ο οποίος αποτυπώνει τη γραμμική εξάρτηση μεταξύ των τυχαίων μεταβλητών, εκτιμάται χρησιμοποιώντας τον συντελεστή συσχέτισης Pearson [27]. Αυτός ο συντελεστής υπολογίζει τη γραμμική συσχέτιση μεταξύ ζευγών μεταβλητών και υπολογίζεται από τα ιστορικά δεδομένα χρονοσειρών των MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} [28], [29]. Ο συντελεστής συσχέτισης Pearson ρ μεταξύ δύο μεταβλητών X και Y δίνεται από:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (7.14)$$

όπου $\bar{X}$ και $\bar{Y}$ είναι οι δειγματικοί μέσοι όροι των X και Y , αντίστοιχα. Ο πίνακας συσχέτισης Σ κατασκευάζεται στη συνέχεια χρησιμοποιώντας τους συντελεστές συσχέτισης Pearson για όλα τα ζεύγη των μεταβλητών MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} , με αποτέλεσμα να προκύπτει ένας συμμετρικός πίνακας όπου κάθε στοιχείο Σ_{ij} αντιπροσωπεύει τη συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών i^{th} και j^{th} . Αυτός ο πίνακας αποτελεί κρίσιμο στοιχείο στο μοντέλο Gaussian copula, καθώς καθορίζει την κοινή συμπεριφορά των ενεργειακών εκροών και των τιμών [30], [31].

7.4.5 Εκτίμηση της κατανομής πιθανότητας εσόδων βάσει σεναρίων

Προκειμένου να εκτιμήσουμε την κατανομή των εσόδων που σχετίζονται με διάφορα επίπεδα τιμών του προγράμματος αγοράς, εφαρμόζουμε μια προσέγγιση βάσει σεναρίου χρησιμοποιώντας την κοινή κατανομή πιθανότητας της παραγωγής ενέργειας MQ_t και των τιμών p_t^{DAM} , p_t^{Imb} . Δημιουργούμε τυχαία δείγματα από αυτή την κοινή κατανομή για να προσομοιώσουμε ένα ευρύ φάσμα πιθανών συνθηκών της αγοράς. Για κάθε σενάριο, υπολογίζουμε τα έσοδα για ένα διακριτό σύνολο τιμών MS , που κυμαίνονται από 0 έως την εγκατεστημένη ισχύ του χαρτοφυλακίου ΑΠΕ, με ίσα διαστήματα μεταξύ κάθε τιμής MS . Για κάθε MS , δημιουργούμε ένα δείγμα εσόδων αντικαθιστώντας τις αντίστοιχες τιμές MQ_t , p_t^{DAM} και p_t^{Imb} από τα σενάρια στη συνάρτηση εσόδων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα μια κατανομή πιθανών εσόδων για κάθε τιμή MS , η οποία αντικατοπτρίζει το πλήρες εύρος των συνθηκών της αγοράς και της παραγωγής, όπως αυτές αντιπροσωπεύονται από τις πιθανοτικές προβλέψεις μας.

Για να μοντελοποιήσουμε την κοινή κατανομή πιθανότητας των εσόδων R_t και της μεταβλητής απόφασης MS_t , εφαρμόζουμε διδιάστατη εκτίμηση πυκνότητας πυρήνα στη συλλογή δειγμάτων εσόδων και στις αντίστοιχες τιμές MS_t . Η 2D KDE είναι ένας μη παραμετρικός τρόπος εκτίμησης της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας μιας διδιάστατης τυχαίας μεταβλητής και είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν η μορφή της υποκείμενης κατανομής είναι άγνωστη. Ο εκτιμητής πυκνότητας πυρήνα για την εφαρμογή μας δίνεται από τη σχέση:

$$\hat{f}(R_t, MS_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K \left(\frac{R_t - R_{t,i}}{h_{R_t}}, \frac{MS_t - MS_{t,i}}{h_{MS_t}} \right) \quad (7.15)$$

όπου $\hat{f}(R_t, MS_t)$ είναι η εκτιμώμενη πυκνότητα στο σημείο (R_t, MS_t) , K είναι η συνάρτηση πυρήνα, $(R_{t,i}, MS_{t,i})$ είναι τα σημεία του δείγματος και h_{R_t} και h_{MS_t} είναι τα εύρη ζώνης για τις διαστάσεις των εσόδων και του προγράμματος αγοράς, αντίστοιχα. Αυτά τα εύρη ζώνης επιλέγονται συνήθως με τη χρήση μιας μεθόδου επιλογής εύρους ζώνης, όπως ο κανόνας του Silverman ή η διασταυρούμενη επικύρωση, η οποία βοηθά στην εξομάλυνση των σημείων δεδομένων χωρίς υπερπροσαρμογή ή υποπροσαρμογή της εκτίμησης της πυκνότητας. Χρησιμοποιώντας αυτή την προσέγγιση KDE, μπορούμε να οπτικοποιήσουμε και να αναλύσουμε την κοινή κατανομή των πιθανών εσόδων και των αντίστοιχων τιμών MS . Επιπλέον, από την κοινή κατανομή πιθανοτήτων $\hat{f}(R_t, MS_t)$, μπορούμε να εξάγουμε την υπό συνθήκη κατανομή πιθανοτήτων $\hat{f}(R_t | MS_t)$, η οποία

περιγράφει την πιθανότητα του R_t δεδομένης μιας συγκεκριμένης τιμής του MS_t . Αυτό επιτυγχάνεται με τον καθορισμό του MS_t σε μια συγκεκριμένη τιμή και την κανονικοποίηση της κοινής κατανομής επί του R_t . Μαθηματικά, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας υπό συνθήκη ορίζεται ως εξής:

$$\hat{f}(R_t | MS_t) = \frac{\hat{f}(R_t, MS_t)}{\int \hat{f}(R_t, MS_t) dR_t} \quad (7.16)$$

όπου ο παρονομαστής είναι η οριακή κατανομή του MS_t , που προκύπτει από την ολοκλήρωση της κοινής κατανομής $\hat{f}(R_t, MS_t)$ σε όλες τις πιθανές τιμές του R_t . Αυτή η κανονικοποίηση εξασφαλίζει ότι η υπό συνθήκη κατανομή πιθανοτήτων αθροίζεται στη μονάδα σε όλο το εύρος του R_t . Αξιολογώντας το $\hat{f}(R_t | MS_t)$ για διάφορες τιμές του MS_t , μπορούμε να αναλύσουμε πώς αλλάζει η κατανομή των πιθανών εσόδων με διαφορετικές τιμές του προγράμματος της αγοράς.

7.5 Αξιολόγηση

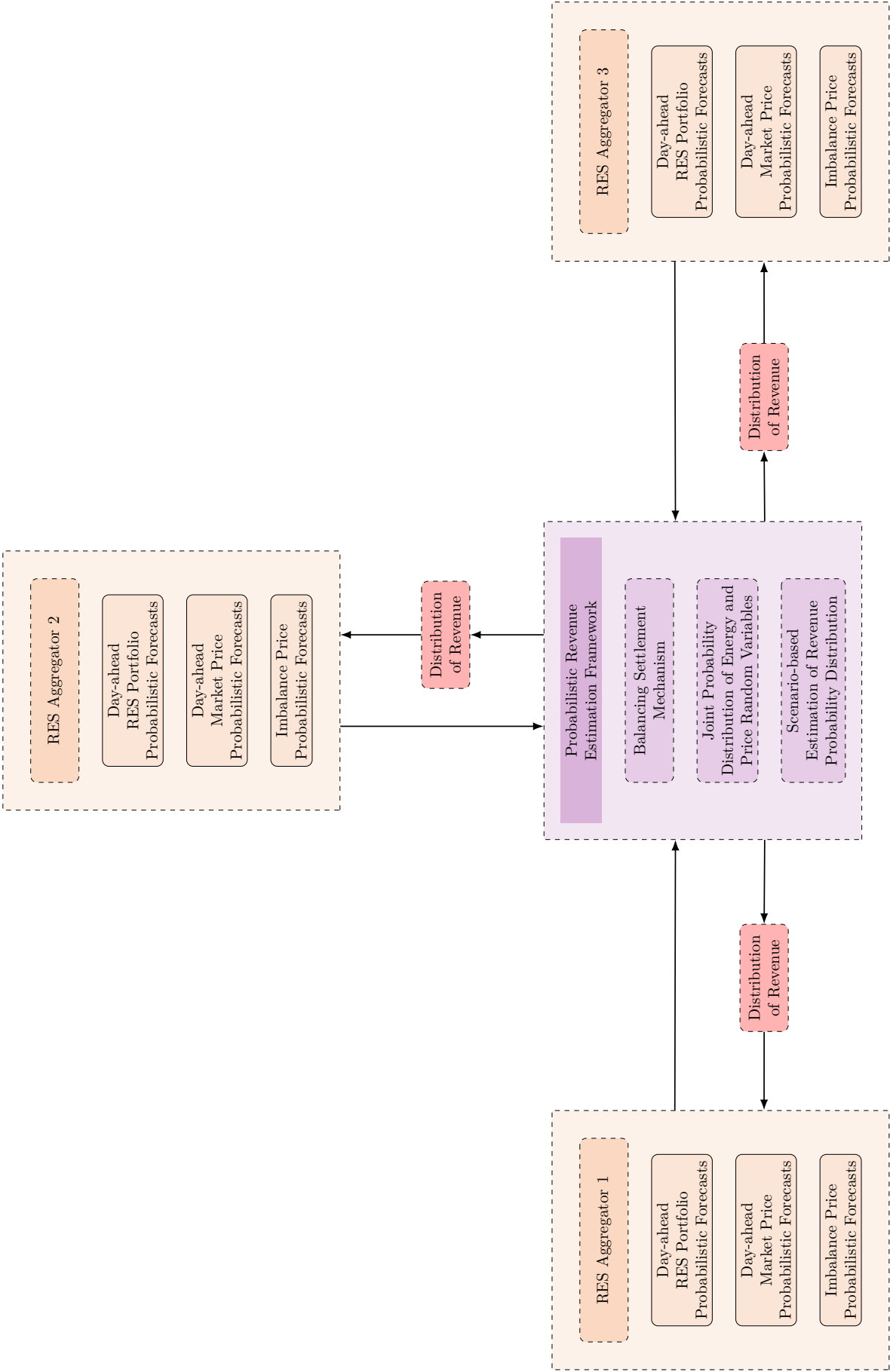
7.5.1 Δοκιμαστικές Περιπτώσεις

Για να επικυρώσουμε την αποτελεσματικότητα του πλαισίου αξιολόγησης των οικονομικών επιπτώσεων των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής καθώς και την ακρίβεια της πιθανοτικής εκτίμησης εσόδων πραγματοποιήθηκε μια σειρά δοκιμαστικών περιπτώσεων σε τρία διαφορετικά χαρτοφυλάκια ΦοΣΕ ΑΠΕ, όπως παρουσιάζεται στην εικόνα 7.1. Κάθε προφίλ αποτελεί παράδειγμα μιας διαφορετικής διαμόρφωσης χαρτοφυλακίου ΑΠΕ, ώστε να αξιολογηθεί η ευαισθησία του πλαισίου σε διαφορετικά χαρακτηριστικά πρόβλεψης ενέργειας. Το πρώτο χαρτοφυλάκιο (ΦοΣΕ ΑΠΕ 1) αποτελείται εξ ολοκλήρου από αιολικά πάρκα, το δεύτερο (ΦοΣΕ ΑΠΕ 2) αποτελείται εξ ολοκλήρου από Φ/Β πάρκα και το τρίτο (ΦοΣΕ ΑΠΕ 3) αντιπροσωπεύει ένα υβριδικό χαρτοφυλάκιο που ενσωματώνει τόσο αιολικές όσο και Φ/Β τεχνολογίες. Αυτές οι περιπτώσεις δοκιμών σχεδιάστηκαν σκόπιμα για να αξιολογήσουν την απόδοση του πλαισίου στην αντιμετώπιση της διαφορετικής αβεβαιότητας που εισάγει κάθε τεχνολογία ΑΠΕ και των διαφορετικών προτύπων παραγωγής που είναι εγγενείς στην αιολική και την φωτοβολταϊκή ενέργεια. Η αξιολόγηση αυτή είναι ζωτικής σημασίας για την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι διαφορετικές τεχνολογίες ανανεώσιμων πηγών ενέργειας επηρεάζουν την ακρίβεια και την αξιοπιστία των προβλέψεων εσόδων.

Για λόγους σαφήνειας και για να διευκολύνουμε την απλή σύγκριση των εσόδων ανά MWh, κανονικοποιούμε την εγκατεστημένη ισχύ του χαρτοφυλακίου κάθε ΦοΣΕ σε 1 MW. Αυτή η κανονικοποίηση μας επιτρέπει να παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα με κλιμακούμενο τρόπο, όπου τα παρατηρούμενα αποτελέσματα εσόδων μπορούν να προεκταθούν αναλογικά σε μεγαλύτερες εγκατεστημένες ισχύς που είναι χαρακτηριστικές για τους ΦοΣΕ ΑΠΕ στον πραγματικό κόσμο. Αυτό διασφαλίζει ότι τα ευρήματα της ανάλυσης παραμένουν εφαρμόσιμα και ουσιαστικά σε ένα ευρύ φάσμα λειτουργικών κλιμάκων. Αυτή η διπλή προσέγγιση παρέχει μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της αξιοπιστίας του πλαισίου, μετρώντας την επίδραση τόσο του τεχνολογικού μείγματος ΑΠΕ όσο και των παραδοχών που διέπουν τις προβλέψεις τιμών στην ακρίβεια των εκτιμήσεων εσόδων.

Αξιολόγηση της ευαισθησίας στην τεχνολογία ΑΠΕ

Η πρώτη περίπτωση στη διαδικασία αξιολόγησής μας βασίζεται στην ευαισθησία της εκτίμησης των εσόδων στην τεχνολογία ΑΠΕ που χρησιμοποιεί ο ΦοΣΕ. Για να απομονώσουμε αυτή την επίδραση, χρησιμοποιούμε πιθανοτική πρόβλεψη τιμών, η οποία εφαρμόζει τη μέθοδο που περιγράφεται στην υποενότητα *Πιθανοτική πρόβλεψη τιμών ενέργειας*, χρησιμοποιώντας την μέθοδο Nadaraya-Watson σε ιστορικές παρατηρήσεις των τιμών της προ-ημερήσιας αγοράς και της



Εικόνα 7.1. Πλαίσιο πιθανοτικής εκτίμησης εσόδων

αγοράς εξισορρόπησης. Η προσέγγιση αυτή παρέχει απλές, αλλά ακριβείς προβλέψεις τιμών. Για το παρόν σενάριο, όλες οι περιπτώσεις δοκιμής βασίζονται σε αυτές τις καθιερωμένες κατανομές τιμών, επιτρέποντάς μας να εξετάσουμε την ευαισθησία στην τεχνολογία ΑΠΕ χωρίς τη συγχυτική επίδραση της μεταβλητότητας των τιμών.

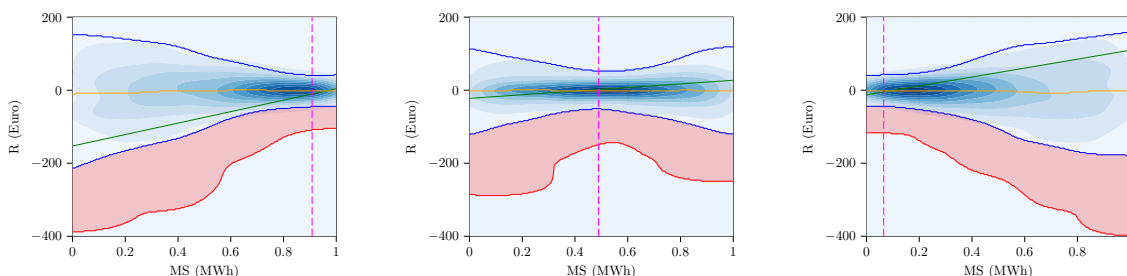
Αξιολόγηση της ευαισθησίας στις προβλέψεις τιμών

Στη δεύτερη περίπτωση, εστιάζουμε στην ευαισθησία της εκτίμησης των εσόδων στην ίδια την πιθανοτική μέθοδο πρόβλεψης τιμών. Για το σκοπό αυτό, εστιάζουμε αποκλειστικά στο χαρτοφυλάκιο 3, το οποίο περιλαμβάνει τόσο αιολικές όσο και φωτοβολταϊκές τεχνολογίες. Σε αυτή την περίπτωση, αποκλίνουμε από τον εκτιμητή Nadaraya-Watson και αντ' αυτού χρησιμοποιούμε ένα απλουστευμένο μοντέλο κανονικής κατανομής για την πρόβλεψη των τιμών. Αυτή η κανονική κατανομή επικεντρώνεται στην πραγματική τιμή της αγοράς για την εν λόγω ώρα, ενώ η τυπική απόκλιση χρησιμοποιείται ως μεταβλητή στο πλαίσιο της ανάλυσης ευαισθησίας. Αυξάνοντας σταδιακά την τυπική απόκλιση, αξιολογούμε την επίδραση της αυξημένης αβεβαιότητας των τιμών στη μεταβλητότητα της κατανομής των εσόδων για κάθε πιθανή τιμή MS_t .

7.5.2 Αποτελέσματα

Ανάλυση ευαισθησίας

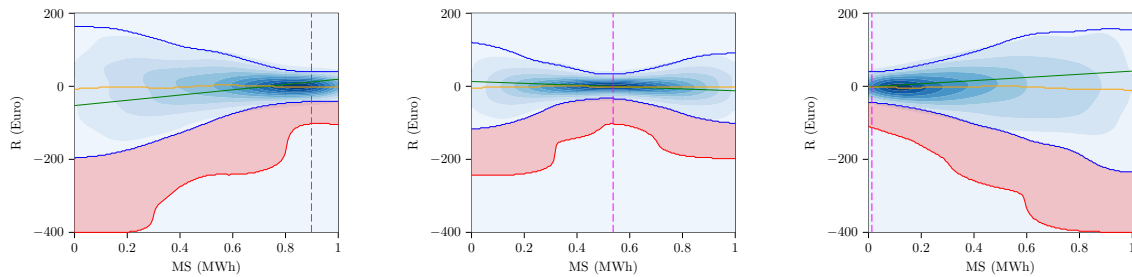
Τα αποτελέσματα από τις δύο περιπτώσεις αξιολόγησης αναδεικνύουν την ικανότητα του πλαισίου να προσαρμόζεται σε διαφορετικές τεχνολογίες ΑΠΕ και μεθόδους πρόβλεψης τιμών. Για την πρώτη περίπτωση, η οποία αξιολογεί την ευαισθησία της εκτίμησης των εσόδων στην τεχνολογία ΑΠΕ, η απόδοση του πλαισίου απεικονίζεται μέσω των Σχημάτων 7.2-7.4. Τα σχήματα αυτά απεικονίζουν την κοινή κατανομή των τιμών των εσόδων R_t και του χρονοδιαγράμματος αγοράς MS_t για διαφορετικά προβλεπόμενα επίπεδα παραγωγής ενέργειας.



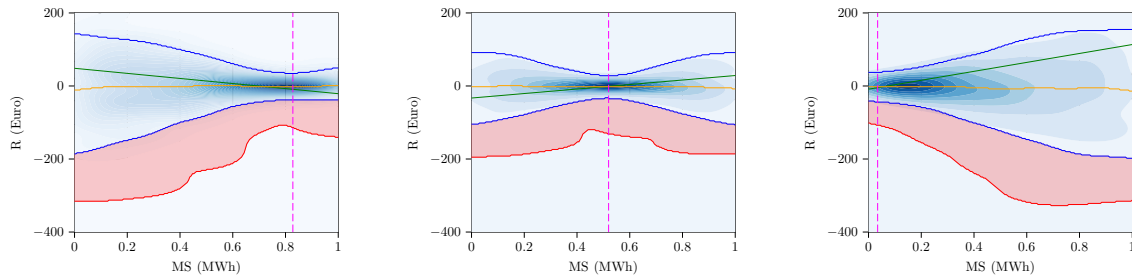
Εικόνα 7.2. Κατανομή της συνάρτησης εσόδων για υψηλή, μεσαία και χαμηλή προβλεπόμενη παραγωγή για το χαρτοφυλάκιο ΑΠΕ 1.

Σε κάθε σύνολο τριών υποσχημάτων, που αντιστοιχούν στους διαφορετικούς ΦοΣΕ ΑΠΕ, οι κατανομές απεικονίζονται για σενάρια με υψηλή, μεσαία και χαμηλή προβλεπόμενη παραγωγή. Τα σενάρια αυτά είναι αντιπροσωπευτικά του προβλεπόμενου εύρους: παραγωγή κοντά στην εγκατεστημένη ισχύ, κοντά στο μέσο της εγκατεστημένης και κοντά σε μηδενική παραγωγή. Ειδικότερα, κάθε σχήμα περιλαμβάνει τα εξής βασικά στοιχεία:

- Η μωβ διακεκομμένη γραμμή δείχνει την ντετερμινιστική πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας.
- Η συμπαγής πράσινη γραμμή αντιπροσωπεύει τα πραγματικά έσοδα για κάθε τιμή του MS_t .
- Η πορτοκαλί γραμμή δηλώνει την ντετερμινιστική εκτίμηση των εσόδων για κάθε τιμή MS_t .



Εικόνα 7.3. Κατανομή της συνάρτησης εσόδων για υψηλή, μεσαία και χαμηλή προβλεπόμενη παραγωγή για το χαρτοφυλάκιο ΑΠΕ 2.



Εικόνα 7.4. Κατανομή της συνάρτησης εσόδων για υψηλή, μεσαία και χαμηλή προβλεπόμενη παραγωγή για το χαρτοφυλάκιο ΑΠΕ 3.

- Οι μπλε γραμμές ορίζουν τα 90% διαστήματα πιθανότητας της υπό συνθήκη κατανομής των εσόδων με δεδομένο το MS_t .
- Η κόκκινη σκιασμένη περιοχή απεικονίζει την αξία σε κίνδυνο (VaR) 5% για τα έσοδα σε κάθε επίπεδο MS_t .

Για τον ΦοΣΕ 1, ο οποίος αποτελείται εξ ολοκλήρου από αιολικά πάρκα, τα στοιχεία δείχνουν μια μεγάλη διασπορά των δυνητικών εσόδων σε όλα τα επίπεδα MS_t , υποδεικνύοντας την υψηλή μεταβλητότητα που χαρακτηρίζει την αιολική παραγωγή. Αυτή η μεταβλητότητα είναι έντονη στα σενάρια που προβλέπουν χαμηλή παραγωγή, όπως φαίνεται από τα εκτεταμένα μπλε διαστήματα πιθανότητας και τις σημαντικές κόκκινες περιοχές που αντιπροσωπεύουν την αξία κινδύνου 5%. Η διασπορά των δυνητικών εσόδων τείνει να αυξάνεται καθώς αυξάνεται η διαφορά μεταξύ της αναμενόμενης παραγωγής και του επιλεγμένου MS_t , υποδεικνύοντας αυξημένο οικονομικό κίνδυνο όταν υπάρχει σημαντική διαφορά μεταξύ των δύο. Αντίθετα, ο ΦοΣΕ 2, ο οποίος εκπροσωπεί αποκλειστικά φωτοβολταϊκά πάρκα, παρουσιάζει στενότερα διαστήματα πιθανότητας και μειωμένα εύρη τιμών σε κίνδυνο, υποδεικνύοντας τη συγκριτικά σταθερή φύση της ηλιακής παραγωγής. Τα στοιχεία για τον ΦοΣΕ 3, που παρουσιάζει ένα υβριδικό μείγμα αιολικών και φωτοβολταϊκών πόρων, δείχνουν ένα ενδιάμεσο εύρος δυνητικών εσόδων, υποδηλώνοντας ένα μετριασμένο προφίλ κινδύνου λόγω της διαφοροποίησης των πηγών ενέργειας. Οι πραγματικές γραμμές εσόδων (συμπαγές πράσινο) καταδεικνύουν ότι ο προσεκτικός σχεδιασμός του προγραμματος αγοράς μπορεί να χρησιμοποιήσει την εγγενή σταθερότητα της ηλιακής ενέργειας για να αντισταθμίσει την απρόβλεπτη αιολική ενέργεια, με αποτέλεσμα μια πιο αξιόπιστη ροή εσόδων.

Οι πορτοκαλί γραμμές στα σχήματα αντιπροσωπεύουν τις ντετερμινιστικές εκτιμήσεις εσόδων για κάθε τιμή MS_t . Αυτές οι γραμμές έρχονται σε έντονη αντίθεση με τα σκιασμένα διαστήματα πιθανότητας και τα περιγράμματα της αξίας σε κίνδυνο, υπογραμμίζοντας τους περιορισμούς των ντετερμινιστικών προσεγγίσεων. Ενώ η ντετερμινιστική πρόβλεψη παρέχει ένα ενιαίο αποτέλεσμα εσόδων για κάθε MS_t , αποτυγχάνει να συλλάβει την υποκείμενη αβεβαιότητα και τον κίνδυνο που σχετίζονται με την απόφαση προγραμματισμού. Αυτή η ανεπάρκεια είναι ιδιαίτερα εμφανής

σε σύγκριση με τις ευρύτερες κατανομές εσόδων που προβλέπει το πιθανοτικό μοντέλο, οι οποίες αποτυπώνουν αποτελεσματικά την πολύπλοκη αλληλεπίδραση μεταξύ της μεταβλητότητας της παραγωγής, των τιμών της αγοράς και των αποφάσεων προγραμματισμού. Ως εκ τούτου, η εξάρτηση από ντετερμινιστικές προβλέψεις θα μπορούσε να οδηγήσει σε μη βέλτιστο προγραμματισμό και διαχείριση κινδύνου, ενισχύοντας την ανάγκη για πιθανοτικά μοντέλα στον στρατηγικό σχεδιασμό των ΦοΣΕ ΑΠΕ.

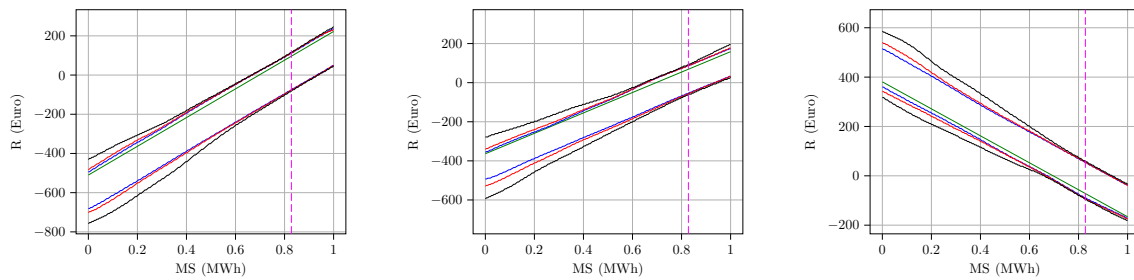
Η ανάλυση ευαισθησίας που πραγματοποιήθηκε στο χαρτοφυλάκιο 3, το οποίο περιλαμβάνει αιολικές και φωτοβολταϊκές τεχνολογίες, παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.5 για υψηλή αναμενόμενη παραγωγή, στο Σχήμα 7.6 για μεσαία αναμενόμενη παραγωγή και στο Σχήμα 7.7 για χαμηλή αναμενόμενη παραγωγή. Κάθε στήλη των σχημάτων αντιστοιχεί σε διαφορετικές περιπτώσεις αναμενόμενων τιμών προημερήσιας και αγοράς εξισορρόπησης, δείχνοντας τις διαφοροποιήσεις των επιπτώσεων των αποκλίσεων των προβλέψεων των τιμών στις κατανομές των εσόδων. Σε σενάρια με υψηλές αναμενόμενες τιμές της προημερήσιας αγοράς και χαμηλές τιμές εξισορρόπησης, τα σχήματα της πρώτης στήλης δείχνουν ότι η υπερεκτίμηση του MQ_i θα μπορούσε να οδηγήσει σε σημαντικές αρνητικές αποκλίσεις στα έσοδα λόγω της δυνατότητας πώλησης λιγότερης ενέργειας σε υψηλότερες αναμενόμενες τιμές. Αντίθετα, η υποεκτίμηση του MQ_i σε αυτό το σενάριο θα μπορούσε να οδηγήσει σε μικρότερη αρνητική επίπτωση στα έσοδα, όπως υποδεικνύεται από τα στενότερα διαστήματα εμπιστοσύνης. Η δεύτερη στήλη, η οποία αντιπροσωπεύει παρόμοιες αναμενόμενες τιμές προημερήσιας αγοράς και εξισορρόπησης, παρουσιάζει μια πιο συμμετρική κατανομή γύρω από τη γραμμή των πραγματικών εσόδων. Αυτό υποδηλώνει ότι όταν οι τιμές της αγοράς αναμένεται να είναι παρόμοιες, οι κίνδυνοι που συνδέονται με τον υπερπρογραμματισμό ή τον υποπρογραμματισμό είναι σχετικά ισορροπημένοι. Η τρίτη στήλη δείχνει μια περίπτωση με χαμηλές αναμενόμενες τιμές προημερήσιας αγοράς και υψηλές τιμές εξισορρόπησης. Εδώ, τα στοιχεία υποδηλώνουν ότι η υποεκτίμηση του MQ_i μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές θετικές αποκλίσεις εσόδων εάν η πραγματική παραγωγή υπερβαίνει τις προσδοκίες, ιδίως εάν οι τιμές εξισορρόπησης είναι ευνοϊκές.

Αξιολόγηση αξιοπιστίας

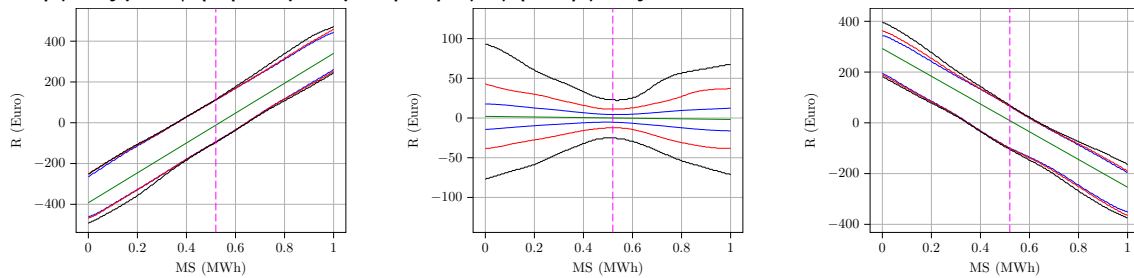
Μια σημαντική παρατήρηση σε όλα τα σχήματα είναι ο ρόλος της αξιόπιστης πιθανοτικής πρόβλεψης της παραγωγής. Όπως φαίνεται, όταν η πραγματική παραγωγή προσεγγίζει την αναμενόμενη παραγωγή, η απόκλιση των εσόδων - τόσο η θετική όσο και η αρνητική - ελαχιστοποιείται, ανεξάρτητα από την κατάσταση της πρόβλεψης των τιμών. Αυτό υπογραμμίζει την κρίσιμη σημασία των προβλέψεων παραγωγής ενέργειας για τη μείωση των αρνητικών επιπτώσεων των σφαλμάτων πρόβλεψης των τιμών ενέργειας στις εκτιμήσεις εσόδων. Η ανάλυση δείχνει επίσης ότι οι εκτιμώμενες κατανομές εσόδων είναι αξιόπιστες. Σε όλες τις περιπτώσεις, η πραγματική γραμμή εσόδων (συμπαγές πράσινο χρώμα) εμπίπτει εντός των εφικτών παρατηρήσεων που προβλέπουν οι πιθανοτικές κατανομές, επιβεβαιώνοντας την αξιοπιστία των εκτιμήσεων του πλαισίου. Αυτή η συνέπεια μεταξύ των πραγματικών εσόδων και των προβλέψεων του μοντέλου επιβεβαιώνει την αποτελεσματικότητα του πλαισίου στην αποτύπωση της πολύπλοκης δυναμικής της αγοράς ενέργειας.

Το διάγραμμα αξιοπιστίας που παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.8 αποτελεί βασικό εργαλείο για την αξιολόγηση της ακρίβειας των πιθανοτικών προβλέψεων που χρησιμοποιούν οι ΦοΣΕ. Η ονομαστική κάλυψη διαστήματος πιθανότητας αντιπροσωπεύει το ποσοστό των πραγματικών αποτελεσμάτων που εμπίπτουν στα προβλεπόμενα διαστήματα πιθανότητας. Στην ουσία, υπολογίζει την αξιοπιστία της πρόβλεψης συγκρίνοντας την ονομαστική κάλυψη των διαστημάτων με το πραγματικό ποσοστό με το οποίο αυτά τα διαστήματα περιγράφουν τα αποτελέσματα.

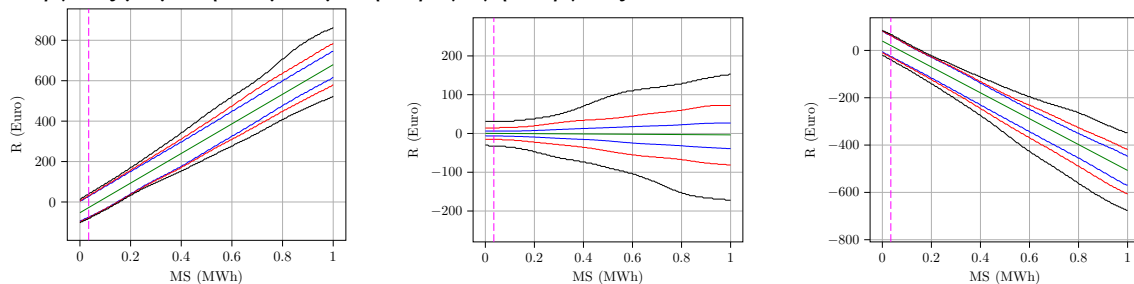
Στο γράφημα, ο άξονας x δείχνει την προβλεπόμενη PINC ($P\hat{I}NC$), η οποία είναι η ονομαστική κάλυψη που επιδιώκουν τα διαστήματα πρόβλεψης, ενώ ο άξονας y δείχνει την πραγματική PINC, η οποία είναι η πραγματική κάλυψη που επιτυγχάνεται. Η ιδανική σχέση μεταξύ του προβλεπόμε-



Εικόνα 7.5. Χαρτοφυλάκιο 3: Ανάλυση ευαισθησίας ως προς τα σφάλματα πρόβλεψης των τιμών ενέργειας με υψηλή αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας

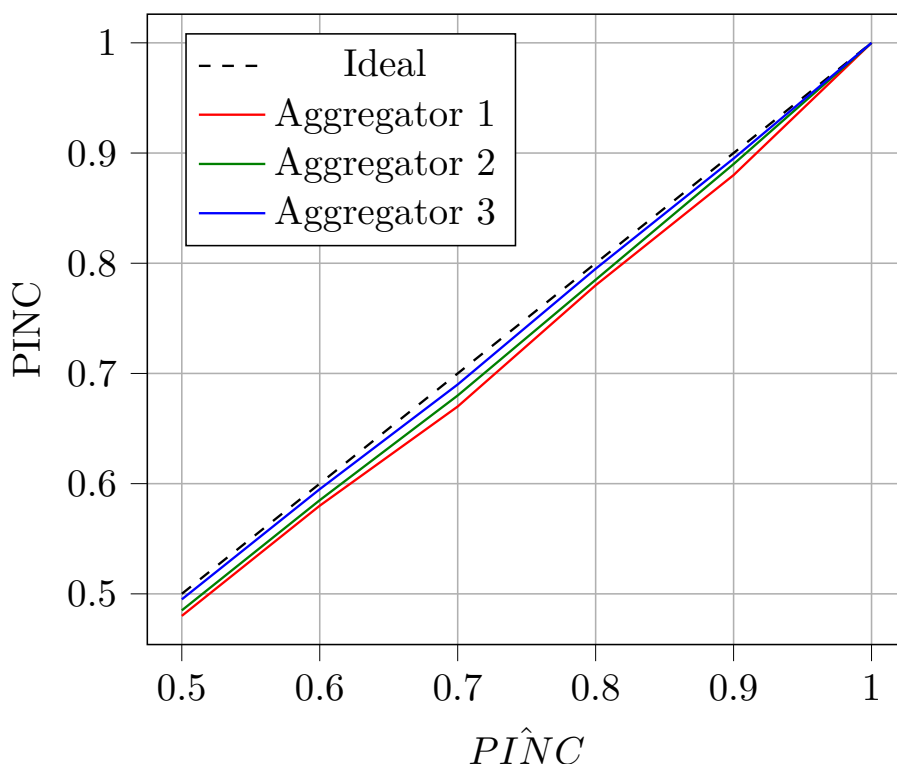


Εικόνα 7.6. Χαρτοφυλάκιο 3: Ανάλυση ευαισθησίας ως προς τα σφάλματα πρόβλεψης των τιμών ενέργειας με μέση αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας



Εικόνα 7.7. Χαρτοφυλάκιο 3: Ανάλυση ευαισθησίας ως προς τα σφάλματα πρόβλεψης των τιμών ενέργειας με χαμηλή αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας

μενου και του πραγματικού PINC αναπαρίσταται από τη διακεκομμένη μαύρη γραμμή, όπου τα προβλεπόμενα διαστήματα αντιστοιχούν απόλυτα στα παρατηρούμενα αποτελέσματα. Η εγγύτητα των γραμμών για τους ΦοΣΕ 1, 2 και 3 σε αυτή την ιδανική γραμμή υποδηλώνει το βαθμό αξιοπιστίας των προβλέψεών τους. Η βαθμολογία αξιοπιστίας δείχνει σαφώς ότι ο ΦοΣΕ ΑΠΕ 3, ο οποίος περιλαμβάνει ένα μείγμα τεχνολογιών αιολικής και φωτοβολταϊκής ενέργειας, επιτυγχάνει ανώτερη αξιοπιστία στις εκτιμήσεις των εσόδων του σε σύγκριση με τα χαρτοφυλάκια μεμονωμένων τεχνολογιών. Η σύγκριση της γραμμής αξιοπιστίας του με την ιδανική δείχνει υψηλό βαθμό ακρίβειας στις πιθανοτικές προβλέψεις, επιβεβαιώνοντας ότι η ποικιλομορφία των πηγών ενέργειας στο χαρτοφυλάκιο του συμβάλλει σε ακριβέστερη πρόβλεψη των αποτελεσμάτων. Αυτή η ετερογένεια των ενεργειακών πηγών φαίνεται να βελτιώνει τη βαθμονόμηση των προβλέψεων, καθώς τα διαφορετικά προφίλ παραγωγής μειώνουν τις επιμέρους αβεβαιότητες που ενυπάρχουν στις προβλέψεις για την αιολική και την ηλιακή ενέργεια. Ως αποτέλεσμα, αυτός ο συνδυασμός τεχνολογιών στον ΦοΣΕ ΑΠΕ 3 δεν οδηγεί μόνο σε πιο ακριβή πρόβλεψη παραγωγή ενέργειας, αλλά μεταφράζεται επίσης σε πιο αξιόπιστες οικονομικές προβλέψεις, ενισχύοντας έτσι τη διαδικασία λήψης αποφάσεων για τη διαχείριση χαρτοφυλακίου στην ασταθή αγορά ενέργειας.



Εικόνα 7.8. Διαγράμματα αξιοπιστίας και των τριών χαρτοφυλακίων

7.6 Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, στα πλαίσια του παρόντος κεφαλαίου παρουσιάστηκε ένα πλαίσιο αξιολόγησης των οικονομικών επιπτώσεων της αβεβαιότητας των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής από ΑΠΕ, στα πλαίσια των αγορών ενέργειας. Το πλαίσιο αξιολόγησης βασίζεται στην ποσοτικοποίηση της αβεβαιότητας εκτίμησης εσόδων ενός ΦοΣΕ ΑΠΕ, το οποίο ανέδειξε τα σημαντικά πλεονεκτήματα της χρήσης πιθανοτικών προβλέψεων έναντι των ντετερμινιστικών μεθόδων όσον αφορά την εκτίμηση των εσόδων για τους ΦοΣΕ ΑΠΕ. Το πιθανοτικό πλαίσιο εκτίμησης εσόδων που παρουσιάστηκε εδώ παρέχει στους ΦοΣΕ βαθύτερη κατανόηση της συμμετοχής στην αγορά και της λήψης στρατηγικών αποφάσεων. Μέσω πρακτικών περιπτώσεων δοκιμής, αποδείξαμε την αποτελεσματικότητα αυτού του πλαισίου στην αντιμετώπιση των εγγενών αβεβαιοτήτων που σχετίζονται με τις ΑΠΕ.

Τα αποτελέσματα της μελέτης μας υπογραμμίζουν την κρίσιμη σημασία της ακριβούς πιθανοτικής πρόβλεψης της παραγωγής για τον μετριασμό των επιπτώσεων των ανακριβειών της πρόβλεψης των τιμών στην εκτίμηση των εσόδων. Επικυρώσαμε την ανθεκτικότητα του πλαισίου μας συγκρίνοντας τα πραγματικά αποτελέσματα των εσόδων με τις πιθανοτικές προβλέψεις, αναδεικνύοντας περαιτέρω την πρακτική του αξία. Η παρούσα έρευνα όχι μόνο αποτελεί ένα σημαντικό βήμα προς τη βελτίωση των στρατηγικών σχεδιασμού της αγοράς και διαχείρισης κινδύνων που εφαρμόζουν οι ΦοΣΕ ΑΠΕ, αλλά και για τη συνέχιση της διερεύνησης και της έρευνας σε προηγμένα μοντέλα πρόβλεψης. Οι προσπάθειες αυτές είναι απαραίτητες για την ενίσχυση της ανθεκτικότητας της αγοράς ενέργειας απέναντι σε ένα εξελισσόμενο ενεργειακό τοπίο και για την προώθηση της παγκόσμιας μετάβασης προς τη βιωσιμότητα.

Στο παρόν κεφάλαιο, θέσαμε τις βάσεις για τη χρήση των εργαλείων και των μεθοδολογιών που παρουσιάστηκαν σε προηγούμενα κεφάλαια. Βασιζόμενοι στα θεμέλια του πιθανοτικού πλαισίου πρόβλεψης των ΑΠΕ και του περιφερειακού πλαισίου πρόβλεψης της παραγωγής ΑΠΕ, ο πρωταρχικός μας στόχος είναι να εφαρμόσουμε αυτά τα εργαλεία στο πλαίσιο κατανεμημένων

χαρτοφυλακίων ΦοΣΕ ΑΠΕ σε μια περιοχή. Αυτό περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός ισχυρού πλαισίου για την πιθανοτική εκτίμηση των εσόδων για τους ΦοΣΕ ΑΠΕ που συμμετέχουν ενεργά στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας. Επιπλέον, εστιάζουμε στην εξαγωγή της συνάρτησης εσόδων που χαρακτηρίζει τις λειτουργίες των ΦοΣΕ ΑΠΕ στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας. Εμβαθύνουμε στην πολύπλοκη διαδικασία μοντελοποίησης των τυχαίων μεταβλητών που συμβάλλουν στη συνάρτηση αυτή και εξετάσαμε προσεκτικά τους παράγοντες που επηρεάζουν τα αποτελέσματα των εσόδων. Ο γενικός μας στόχος είναι να παρέχουμε μια ολοκληρωμένη κατανόηση της στοχαστικής φύσης των εσόδων στο πλαίσιο της ενσωμάτωσης των ΑΠΕ. Επιπρόσθετα, είναι σημαντικό να αναγνωρίσουμε τον κεντρικό ρόλο της πιθανοτικής εκτίμησης των εσόδων στην καθοδήγηση της λήψης αποφάσεων, της διαχείρισης κινδύνων και του στρατηγικού σχεδιασμού για τους ΦοΣΕ ΑΠΕ. Το κεφάλαιο αυτό χρησιμεύει ως σημαντική γέφυρα μεταξύ θεωρίας και πρακτικής, παρέχοντας ένα ρεαλιστικό πλαίσιο για την πλοήγηση στο εξελισσόμενο τοπίο των ΑΠΕ στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας.

Βιβλιογραφικές Αναφορές για Κεφάλαιο 7

- [1] International Energy Agency, *Renewable energy market update - june 2023*, <https://www.iea.org/reports/renewable-energy-market-update-june-2023>, License: CC BY 4.0, Paris: IEA, 2023.
- [2] G. W. E. Council, *Global wind report 2023*, <https://gwec.net/global-wind-report-2023>, 2023.
- [3] E. P. I. Association, *Global market outlook for solar power 2023-2024*, <https://www.epia.org/publications/global-market-outlook-for-solar-power-2023-2024>, 2023.
- [4] A. H. Murphy, "What is a good forecast? an essay on the nature of goodness in weather forecasting," *Weather and forecasting*, vol. 8, no. 2, pp. 281–293, 1993.
- [5] A. M. Foley, P. G. Leahy, A. Marvuglia, and E. J. McKeogh, "Current methods and advances in forecasting of wind power generation," *Renewable Energy*, vol. 37, no. 1, pp. 1–8, 2012.
- [6] R. J. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, Z. Zhou, and J. Wang, "Time adaptive conditional kernel density estimation for wind power forecasting," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 3, no. 4, pp. 660–669, 2012.
- [7] International Renewable Energy Agency (IRENA), *Renewable energy forecasting: Innovation landscape brief*, <https://www.irena.org/>, 2013.
- [8] Q. Wang, C. Brancucci Martinez-Anido, H. Wu, A. Florita, and B.-M. Hodge, "Quantifying the economic and grid reliability impacts of improved wind power forecasting," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 7, pp. 1–1, Oct. 2016. DOI: [10.1109/TSTE.2016.2560628](https://doi.org/10.1109/TSTE.2016.2560628).
- [9] R. Barthelmie, F. Murray, and S. Pryor, "The economic benefit of short-term forecasting for wind energy in the uk electricity market," *Energy Policy*, vol. 36, no. 5, pp. 1687–1696, 2008, ISSN: 0301-4215. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.01.027>. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421508000323>.
- [10] R. J. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, and J. Wang, "'good' or 'bad' wind power forecasts: A relative concept," *Wind Energy*, vol. 14, no. 5, pp. 625–636, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1002/we.444>. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/we.444>.
- [11] T. Hong *et al.*, "Probabilistic energy forecasting: Global energy forecasting competition 2014 and beyond," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 3, pp. 1593–1609, 2016.
- [12] J. Nowotarski and R. Weron, "Recent advances in electricity price forecasting: A review of probabilistic forecasting," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 1548–1568, 2018.

- [13] R. Weron, “Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future,” *International Journal of Forecasting*, vol. 30, no. 4, pp. 1030–1081, 2014.
- [14] A. J. Conejo, M. A. Plazas, R. Espínola, and A. B. Molina, “Day-ahead electricity price forecasting using the wavelet transform and arima models,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 2, pp. 1035–1042, 2010.
- [15] J. M. Morales and D. W. Bunn, “Electricity price forecasting through transfer function models,” *Journal of the Operational Research Society*, vol. 64, no. 2, pp. 157–172, 2013.
- [16] Y. Zhang, J. Wang, and X. Wang, “Day-ahead electricity price forecasting using a multi-model composite approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, no. 2, pp. 1544–1554, 2020.
- [17] J. B. Bremnes, “Probabilistic wind power forecasts using local quantile regression,” *Wind Energy*, 2004.
- [18] P. Pinson, “Adaptive forecasting of electricity prices: A robust approach using quantile regression and ensemble learning,” *Journal of Forecasting*, vol. 31, no. 6, pp. 511–524, 2012.
- [19] J. Sweeney, “Renewable energy in the uk: Past, present and future,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 37, pp. 499–507, 2013.
- [20] F. Ziel and R. Steinert, “Probabilistic forecasting of day-ahead electricity prices using quantile regression,” *Energy Economics*, vol. 59, pp. 118–125, 2016.
- [21] C. Monteiro, I. J. Ramirez-Rosado, L. A. Fernandez-Jimenez, and M. Ribeiro, “New probabilistic price forecasting models: Application to the iberian electricity market,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 103, pp. 483–496, 2018, ISSN: 0142-0615.
- [22] T. Konstantinou and N. Hatziaargyriou, “Day-ahead parametric probabilistic forecasting of wind and solar power generation using bounded probability distributions and hybrid neural networks,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 14, no. 4, pp. 2109–2120, 2023.
- [23] R. B. Nelsen, *An Introduction to Copulas*, 2nd ed. Springer, 2006, ISBN: 978-0-387-28659-4.
- [24] H. Joe, *Dependence Modeling with Copulas*. CRC Press, 2014, ISBN: 978-1-032-47737-4.
- [25] D. X. Li, “On default correlation: A copula function approach,” *Journal of Fixed Income*, vol. 9, no. 4, pp. 43–54, 2000.
- [26] A. J. McNeil, R. Frey, and P. Embrechts, *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*, Revised. Princeton University Press, 2015, ISBN: 978-0-691-16627-8.
- [27] J. L. Rodgers and W. A. Nicewander, “Thirteen ways to look at the correlation coefficient,” *The American Statistician*, vol. 42, no. 1, pp. 59–66, 1988.
- [28] Y. H. Lee and T. Y. Kim, “A copula-based approach to option pricing and risk assessment,” *Mathematical and Computer Modelling*, vol. 49, no. 5-6, pp. 1158–1167, 2009.
- [29] M. Fischer, L. Kock, S. Schlüter, and F. Weigert, *Copulae in Mathematical and Quantitative Finance*. Springer Proceedings in Mathematics, 2010, vol. 1, ISBN: 978-3-642-12465-5.
- [30] U. Cherubini, E. Luciano, and W. Vecchiato, *Copula Methods in Finance*. John Wiley Sons, 2004, ISBN: 978-0-470-86344-2.
- [31] P. Embrechts, A. J. McNeil, and D. Straumann, “Correlation and dependence in risk management: Properties and pitfalls,” in *Risk Management: Value at Risk and Beyond*, M. A. H. Dempster, Ed. Cambridge University Press, 2002, pp. 176–223.

Κεφάλαιο 8

Συμπεράσματα

Η παρούσα διδακτορική διατριβή επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ, με έμφαση στην αιολική και ηλιακή ενέργεια. Η ανάγκη για ακριβείς προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ προκύπτει από τη σημασία της ενσωμάτωσης αυτών των πηγών ενέργειας στα υφιστάμενα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, προκειμένου να διασφαλιστεί η σταθερότητα και η αξιοπιστία των ενεργειακών συστημάτων. Οι στόχοι της έρευνας περιλάμβαναν την ανάπτυξη νέων μεθόδων πρόβλεψης, την αξιολόγηση της ακρίβειας και της συνέπειας των προβλέψεων και την εφαρμογή αυτών των μεθόδων σε πραγματικά συστήματα.

8.1 Σύνοψη Βασικών Ευρημάτων

Κεφάλαιο 5: Υβριδικά Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Εκτίμησης Κατανομών Πιθανότητας

Η έρευνα στο κεφάλαιο αυτό επικεντρώθηκε στη χρήση υβριδικών νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση κατανομών πιθανότητας στην πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ. Αναπτύχθηκε μια νέα παραμετρική μέθοδος βασισμένη σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, η οποία συνδυάζει τις διαδικασίες πρόβλεψης σε ομάδες και εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας σε μια ενιαία αρχιτεκτονική πολλαπλών συνιστωσών. Χρησιμοποιήθηκε η κατανομή Kumaraswamy, η οποία είναι περιορισμένη σε συγκεκριμένο πεδίο ορισμού, όπως αυτό της παραγωγής ΑΠΕ. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η νέα μέθοδος προσφέρει υψηλή ακρίβεια και αξιοπιστία στις πιθανοτικές προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ.

Κεφάλαιο 4: Επεξεργασία Αριθμητικών Προβλέψεων Καιρού

Η πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την ακριβή πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας. Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάστηκε μια μέθοδος βασισμένη σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, η οποία προσεγγίζει τις συναρτήσεις των κατανομών πιθανοτήτων για τις ταχύτητες ανέμου. Η μέθοδος αυτή παρείχε πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την αβεβαιότητα και τη μεταβλητότητα των συνθηκών ανέμου, βοηθώντας τους φορείς εκμετάλλευσης να εντοπίσουν περιόδους υψηλής ή χαμηλής πιθανότητας ταχύτητας ανέμου, ράμπες ταχύτητας ανέμου και ριπές. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η νέα μέθοδος μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην πρόοδο των λειτουργιών των αιολικών πάρκων και στη μετάβαση σε ένα πιο βιώσιμο ενεργειακό μέλλον.

Κεφάλαιο 6: Πρόβλεψη Παραγωγής ΑΠΕ Εκτεταμένων Περιφερειών

Η πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ από γεωγραφικά κατανεμημένες μονάδες σε μεγάλες περιοχές αποτελεί μια σημαντική πρόκληση λόγω του μεγάλου αριθμού δεδομένων εισόδου που βασίζονται στις προβλέψεις καιρού. Στο κεφάλαιο αυτό, προτάθηκε μια μέθοδος μείωσης της διαστατικότητας, η οποία χωρίζει τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού σε υποπεριοχές και επιλέγει μόνο τις πιο σχετικές για χρήση ως είσοδοι στα μοντέλα πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μέθοδος αυτή βελτίωσε σημαντικά την ακρίβεια των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ σε μεγάλες περιοχές και μπορεί να εφαρμοστεί σε πραγματικά συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας.

Κεφάλαιο 7: Πιθανοτική Πρόβλεψη Παραγωγής ΑΠΕ: Ακρίβεια, Συνέπεια ή Αξία;

Η ακρίβεια, η συνέπεια και η αξία των πιθανοτικών προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ είναι κρίσιμες για την αποτελεσματική λειτουργία των ενεργειακών αγορών και των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Στο κεφάλαιο αυτό, αναλύθηκαν οι βασικές αρχές των ενεργειακών αγορών και οι στρατηγικές που χρησιμοποιούν οι φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ για τη βελτιστοποίηση των εσόδων τους. Η ανάλυση περιελάμβανε τη χρήση πιθανοτικών μοντέλων για την πρόβλεψη της συνολικής παραγωγής και τη διαχείριση των κινδύνων που συνδέονται με τις διακυμάνσεις των τιμών και τη μεταβλητότητα της παραγωγής ενέργειας. Τα ευρήματα έδειξαν ότι οι πιθανοτικές προβλέψεις μπορούν να προσφέρουν σημαντική αξία, βοηθώντας τους συμμετέχοντες στην αγορά να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις και να μειώνουν τους κινδύνους.

8.2 Συνεισφορές της Έρευνας

8.2.1 Επιστημονικές και Τεχνικές Συνεισφορές - Επιστημονικές Δημοσιεύσεις

Η παρούσα έρευνα συνέβαλε σημαντικά στην ανάπτυξη νέων μεθόδων και τεχνικών για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ, παρέχοντας σημαντικές βελτιώσεις στις υπάρχουσες προσεγγίσεις. Οι κύριες συνεισφορές της έρευνας περιλαμβάνουν:

- **Την ανάπτυξη υβριδικών νευρωνικών δικτύων που μπορούν να εκτιμήσουν κατανομές πιθανότητας και να παρέχουν ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις:** Τα υβριδικά νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν με στόχο να συνδυάζουν τα πλεονεκτήματα διαφόρων τεχνικών μηχανικής μάθησης. Στην έρευνα αυτή, δημιουργήθηκαν μοντέλα που συνδυάζουν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με άλλα στατιστικά εργαλεία, όπως η κατανομή Kumaraswamy, για την πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ. Τα υβριδικά αυτά δίκτυα είναι ικανά να χειριστούν την πολυπλοκότητα και την αβεβαιότητα των δεδομένων παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ, προσφέροντας ακριβέστερες και αξιόπιστες προβλέψεις σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους.

Η χρήση της κατανομής Kumaraswamy, συγκεκριμένα, επιτρέπει την εκτίμηση κατανομών πιθανότητας που είναι περιορισμένες σε ένα συγκεκριμένο πεδίο ορισμού, όπως αυτό της παραγωγής ΑΠΕ. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για την πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας, καθώς επιτρέπει τη μοντελοποίηση της αβεβαιότητας και της διακύμανσης με μεγαλύτερη ακρίβεια. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα υβριδικά νευρωνικά δίκτυα παρέχουν υψηλή ακρίβεια και αξιοπιστία στις πιθανοτικές προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ, συμβάλλοντας στη βελτίωση της διαχείρισης των ενεργειακών συστημάτων.

- **Τη βελτίωση της ακρίβειας των αριθμητικών προβλέψεων καιρού μέσω της χρήσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων:** Οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού (Numerical Weather Predictions, NWP) αποτελούν βασική είσοδο για τα μοντέλα πρόβλεψης παραγωγής ΑΠΕ. Η έρευνα αυτή ανέπτυξε και εφάρμοσε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την επεξεργασία και

βελτίωση της ακρίβειας των NWP. Οι βελτιωμένες προβλέψεις καιρού επιτρέπουν την ακριβέστερη πρόβλεψη των μεταβλητών που επηρεάζουν την παραγωγή ενέργειας, όπως η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου, η ηλιακή ακτινοβολία και η θερμοκρασία.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν για να μάθουν τα μοτίβα και τις σχέσεις μεταξύ των μετεωρολογικών δεδομένων και της παραγωγής ΑΠΕ, βελτιώνοντας την ακρίβεια των προβλέψεων καιρού και κατ' επέκταση των προβλέψεων παραγωγής ενέργειας. Αυτή η προσέγγιση επέτρεψε την ανάπτυξη προηγμένων μοντέλων που μπορούν να προσαρμοστούν δυναμικά στις μεταβαλλόμενες συνθήκες και να παρέχουν πιο αξιόπιστες προβλέψεις.

- **Την εφαρμογή μεθόδων μείωσης της διαστατικότητας για την πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ από γεωγραφικά κατανομημένες μονάδες:** Η πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ σε μεγάλες γεωγραφικές περιοχές αποτελεί πρόκληση λόγω του μεγάλου αριθμού δεδομένων εισόδου που βασίζονται στις προβλέψεις καιρού. Η έρευνα αυτή πρότεινε και εφάρμοσε μεθόδους μείωσης της διαστατικότητας, όπως η Μπεϋζιανή επιλογή χαρακτηριστικών και η μέθοδος διαχωρισμού και αφαίρεσης, για τη μείωση του αριθμού των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα πρόβλεψης.

Οι μέθοδοι αυτές επιτρέπουν την επιλογή των πιο σχετικών δεδομένων από τις αριθμητικές προβλέψεις καιρού και την απομάκρυνση των μη πληροφοριακών δεδομένων. Αυτό βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ και μειώνει την πολυπλοκότητα των μοντέλων, καθιστώντας τα πιο αποδοτικά και εύκολα στη χρήση. Η εφαρμογή αυτών των μεθόδων σε πραγματικά δεδομένα έδειξε ότι η μείωση της διαστατικότητας μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης, κάνοντάς τα πιο κατάλληλα για χρήση σε ευρεία κλίμακα.

- **Τη χρήση πιθανοτικών μοντέλων για τη βελτιστοποίηση των στρατηγικών των φορέων σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ στις ενεργειακές αγορές:** Οι φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη διαχείριση και την εμπορία της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ στις ενεργειακές αγορές. Η έρευνα αυτή ανέπτυξε πιθανοτικά μοντέλα που βοηθούν τους φορείς να βελτιστοποιήσουν τις στρατηγικές τους, λαμβάνοντας υπόψη την αβεβαιότητα και τη διακύμανση της παραγωγής ΑΠΕ.

Τα πιθανοτικά μοντέλα επιτρέπουν την εκτίμηση των πιθανών σεναρίων παραγωγής και την ανάπτυξη στρατηγικών που μεγιστοποιούν τα έσοδα και μειώνουν τους κινδύνους. Αυτά τα μοντέλα βοηθούν τους φορείς να λαμβάνουν πιο ενημερωμένες αποφάσεις σχετικά με την προσφορά και τη ζήτηση ενέργειας, την αποθήκευση και την εμπορία της ενέργειας, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα και την ανταγωνιστικότητα στις αγορές ενέργειας.

Οι παραπάνω συνεισφορές έχουν σημαντικό αντίκτυπο τόσο στην ακαδημαϊκή κοινότητα όσο και στη βιομηχανία. Στην ακαδημαϊκή κοινότητα, οι νέες μέθοδοι και τεχνικές που αναπτύχθηκαν στην έρευνα αυτή προωθούν την κατανόηση και την εξέλιξη της πιθανοτικής πρόβλεψης παραγωγής ΑΠΕ. Τα αποτελέσματα της έρευνας μπορούν να αποτελέσουν βάση για περαιτέρω μελέτες και βελτιώσεις, συμβάλλοντας στην ανάπτυξη νέων θεωριών και μοντέλων.

Στη βιομηχανία, οι πρακτικές εφαρμογές των νέων μεθόδων μπορούν να βελτιώσουν τη διαχείριση των ενεργειακών συστημάτων, μειώνοντας την αβεβαιότητα και τους κινδύνους που συνδέονται με την παραγωγή και την εμπορία ενέργειας από ΑΠΕ. Οι διαχειριστές συστημάτων, οι φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ και οι συμμετέχοντες στις ενεργειακές αγορές μπορούν να χρησιμοποιήσουν τα ευρήματα της έρευνας για να αναπτύξουν πιο αποδοτικές και αξιόπιστες στρατηγικές, βελτιώνοντας την απόδοση και τη βιωσιμότητα των ενεργειακών συστημάτων.

Εν κατακλείδι, η έρευνα αυτή παρέχει ένα σημαντικό βήμα προς την κατεύθυνση της ανάπτυξης και της εφαρμογής προηγμένων τεχνικών πιθανοτικής πρόβλεψης παραγωγής ΑΠΕ. Οι νέες μέθοδοι και τεχνικές που αναπτύχθηκαν προσφέρουν σημαντικές βελτιώσεις στην ακρίβεια και την αξιοπιστία των προβλέψεων, ενισχύοντας την ικανότητα των ενεργειακών συστημάτων να διαχειρίζονται την αβεβαιότητα και τη διακύμανση της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ. Οι συνεισφορές αυτές έχουν σημαντικό αντίκτυπο τόσο στην επιστημονική κοινότητα όσο και στη βιομηχανία, προωθώντας την ανάπτυξη πιο αποδοτικών, αξιόπιστων και βιώσιμων ενεργειακών συστημάτων.

Η συνεισφορά της παρούσας διατριβής αποτυπώνεται και στις ακόλουθες δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά και σε πρακτικά διεθνών συνεδρίων που πραγματοποιήθηκαν στα πλαίσια της διατριβής:

Δημοσιεύσεις σε Επιστημονικά Περιοδικά:

- T. Konstantinou and N. Hatziargyriou, "Day-Ahead Parametric Probabilistic Forecasting of Wind and Solar Power Generation Using Bounded Probability Distributions and Hybrid Neural Networks," in IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 14, no. 4, pp. 2109-2120, Oct. 2023
- Konstantinou, T. and Hatziargyriou, N., 2024. Regional Wind Power Forecasting Based On Bayesian Feature Selection. IEEE Transactions on Power Systems.
- Konstantinou, T. and Hatziargyriou, N., 2024. Complex terrains and wind power: enhancing forecasting accuracy through CNNs and DeepSHAP analysis. Frontiers in Energy Research, 11, p.1328899.
- Tan, J., Wu, Q., Zhang, M., Wei, W., Hatziargyriou, N., Liu, F. and Konstantinou, T., 2021. Wind power scenario generation with non-separable spatio-temporal covariance function and fluctuation-based clustering. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 130, p.106955.
- Bazionis, I.K., Kousounadis-Knudsen, M.A., Konstantinou, T. and Georgilakis, P.S., 2021. A wt-lube-pso-cwc wind power probabilistic forecasting model for prediction interval construction and seasonality analysis. Energies, 14(18), p.5942.

Δημοσιεύσεις σε πρακτικά Διεθνών Συνεδρίων:

- Konstantinou, T., Savvopoulos, N. and Hatziargyriou, N., 2020, August. Post-processing numerical weather prediction for probabilistic wind forecasting. In 2020 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS) (pp. 1-6). IEEE.
- Konstantinou, T., Savvopoulos, N. and Hatziargyriou, N., 2021, September. Scenario Based Probabilistic Energy Demand Forecasting using Autoencoders and Gaussian Mixture Models. In 2021 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST) (pp. 1-6). IEEE.
- Konstantinou, T., Savvopoulos, N. and Hatziargyriou, N., 2019, September. Probabilistic Ampacity Forecasting for Overhead Transmission Lines. In 2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST) (pp. 1-6). IEEE.
- Savvopoulos, N., Konstantinou, T. and Hatziargyriou, N., 2019, September. TSO-DSO coordination in decentralized ancillary services markets. In 2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST) (pp. 1-6). IEEE.

- Savvopoulos, N., Evrenosoglu, C.Y., Konstantinou, T., Demiray, T. and Hatziaargyriou, N., 2021, September. Contribution of Residential PV and BESS to the Operational Flexibility at the TSO-DSO Interface. In 2021 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST) (pp. 1-6). IEEE.

8.2.2 Πρακτικές Εφαρμογές και Οφέλη

Οι πρακτικές εφαρμογές των ευρημάτων της έρευνας περιλαμβάνουν:

- **Βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ, οδηγώντας σε καλύτερη διαχείριση των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας:** Η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ είναι κρίσιμη για τη σταθερότητα και την αποδοτικότητα των ενεργειακών συστημάτων. Οι προτεινόμενες μέθοδοι βελτίωσης των προβλέψεων συμβάλλουν στη μείωση της αβεβαιότητας και στην εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης ενέργειας. Με ακριβέστερες προβλέψεις, οι διαχειριστές συστημάτων μπορούν να προγραμματίσουν καλύτερα τη λειτουργία των ενεργειακών μονάδων, να μειώσουν τις απώλειες και να μεγιστοποιήσουν την απόδοση. Αυτό οδηγεί σε πιο αποδοτική χρήση των πόρων και στη μείωση του κόστους λειτουργίας.
- **Μείωση των κινδύνων για τους συμμετέχοντες στις ενεργειακές αγορές μέσω της χρήσης πιθανοτικών μοντέλων πρόβλεψης:** Οι πιθανοτικές προβλέψεις παρέχουν μια πλήρη εικόνα της αβεβαιότητας που συνδέεται με την παραγωγή ΑΠΕ, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες στις ενεργειακές αγορές να διαχειριστούν καλύτερα τους κινδύνους. Η κατανόηση των πιθανοτήτων διαφόρων σεναρίων παραγωγής επιτρέπει στους διαχειριστές να αναπτύξουν στρατηγικές μετριασμού των κινδύνων, όπως η αγορά ή η πώληση ενεργειακών συμβολαίων, η χρήση παράγωγων προϊόντων για την αντιστάθμιση των κινδύνων και η προσαρμογή των προσφορών τους στις αγορές. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε σταθερότερα έσοδα και να μειώσει τις οικονομικές απώλειες από απρόβλεπτες διακυμάνσεις στην παραγωγή ενέργειας.
- **Αύξηση της αποδοτικότητας και της αξιοπιστίας των συστημάτων ΑΠΕ, προάγοντας τη βιωσιμότητα και την ενεργειακή ανεξαρτησία:** Η βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων παραγωγής συμβάλλει στην αύξηση της αξιοπιστίας των συστημάτων ΑΠΕ. Η αποτελεσματική διαχείριση της παραγωγής και η βελτιστοποίηση της ενσωμάτωσης των ΑΠΕ στο δίκτυο μειώνει την ανάγκη για εφεδρική ισχύ από συμβατικές πηγές ενέργειας, όπως τα ορυκτά καύσιμα. Αυτό μειώνει τις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου και προάγει τη βιώσιμη ανάπτυξη. Επιπλέον, η ενίσχυση της ενεργειακής ανεξαρτησίας μέσω της αυξημένης χρήσης των ΑΠΕ συμβάλλει στη μείωση της εξάρτησης από εισαγόμενες πηγές ενέργειας και ενισχύει την ενεργειακή ασφάλεια των χωρών.
- **Υποστήριξη της λήψης τεκμηριωμένων αποφάσεων από τους διαχειριστές συστημάτων και τους φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ:** Οι διαχειριστές συστημάτων και οι φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ μπορούν να χρησιμοποιήσουν τις ακριβέστερες προβλέψεις για να λαμβάνουν πιο τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τη λειτουργία και τη συντήρηση των ενεργειακών συστημάτων. Αυτό περιλαμβάνει την καλύτερη κατανομή των πόρων, την πρόβλεψη και διαχείριση της ζήτησης, την αξιοποίηση των δυνατοτήτων αποθήκευσης ενέργειας και την ανάπτυξη στρατηγικών για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης των συστημάτων ΑΠΕ. Επιπλέον, οι τεκμηριωμένες αποφάσεις συμβάλλουν στην αύξηση της εμπιστοσύνης των επενδυτών και στη διευκόλυνση της χρηματοδότησης νέων έργων ΑΠΕ.

Τα οφέλη από την εφαρμογή των προτεινόμενων μεθόδων είναι πολλαπλά και αναμένεται να συμβάλλουν στην προώθηση ενός πιο βιώσιμου ενεργειακού μέλλοντος. Αναλυτικότερα:

Η βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ συμβάλλει στη σταθερότητα του ενεργειακού δικτύου. Καθώς οι προβλέψεις γίνονται πιο αξιόπιστες, οι διαχειριστές συστημάτων μπορούν να μειώσουν την ανάγκη για εφεδρική ισχύ και να βελτιστοποιήσουν την απόδοση των δικτύων, μειώνοντας ταυτόχρονα τα κόστη. Οι ακριβείς προβλέψεις επιτρέπουν τον καλύτερο προγραμματισμό των εργασιών συντήρησης και την αποτελεσματική κατανομή των διαθέσιμων πόρων. Η μείωση των διακυμάνσεων στην παραγωγή και η εξασφάλιση σταθερής παροχής ενέργειας από ΑΠΕ συμβάλλει στη μείωση της ανάγκης για χρήση συμβατικών πηγών ενέργειας, όπως τα ορυκτά καύσιμα, μειώνοντας έτσι τις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου και προάγοντας τη βιωσιμότητα.

Η χρήση πιθανοτικών μοντέλων πρόβλεψης προσφέρει μια πολυδιάστατη προσέγγιση στη διαχείριση των κινδύνων στις ενεργειακές αγορές. Οι συμμετέχοντες μπορούν να αναλύουν την πλήρη κατανομή των πιθανοτήτων παραγωγής ενέργειας, ενσωματώνοντας διάφορα σενάρια στις στρατηγικές τους. Αυτό επιτρέπει την ανάπτυξη προσαρμοστικών στρατηγικών που μειώνουν τις πιθανές οικονομικές απώλειες και αυξάνουν τα έσοδα. Οι πιθανοτικές προβλέψεις διευκολύνουν την καλύτερη κατανόηση των κινδύνων και την ανάπτυξη μέτρων αντιστάθμισης, όπως η χρήση παράγωγων χρηματοπιστωτικών προϊόντων για την προστασία από τις διακυμάνσεις των τιμών.

Η αποδοτικότητα και η αξιοπιστία των συστημάτων ΑΠΕ είναι κρίσιμα για τη μακροπρόθεσμη βιωσιμότητα και την ενεργειακή ασφάλεια. Οι ακριβείς προβλέψεις παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ συμβάλλουν στην αποδοτική λειτουργία των ενεργειακών συστημάτων, μειώνοντας τις απώλειες και βελτιστοποιώντας τη χρήση των πόρων. Η βελτίωση της αξιοπιστίας των συστημάτων ΑΠΕ ενισχύει την εμπιστοσύνη των καταναλωτών και των επενδυτών, προωθώντας την περαιτέρω ανάπτυξη των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η ενεργειακή ανεξαρτησία που προκύπτει από την αυξημένη χρήση των ΑΠΕ μειώνει την εξάρτηση από τις εισαγωγές ενεργειακών πόρων και ενισχύει την ενεργειακή ασφάλεια των χωρών, συμβάλλοντας στη σταθερότητα και την αυτονομία των εθνικών ενεργειακών συστημάτων.

Οι διαχειριστές συστημάτων και οι φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ επωφελούνται από τις ακριβέστερες προβλέψεις μέσω της δυνατότητας λήψης πιο τεκμηριωμένων και στρατηγικών αποφάσεων. Οι ακριβείς προβλέψεις επιτρέπουν τον βέλτιστο προγραμματισμό και τη λειτουργία των ενεργειακών συστημάτων, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα και τη σταθερότητα του δικτύου. Οι τεκμηριωμένες αποφάσεις βασισμένες σε αξιόπιστες προβλέψεις μειώνουν τον κίνδυνο λανθασμένων εκτιμήσεων και επιτρέπουν την αποτελεσματική διαχείριση των ενεργειακών πόρων. Επιπλέον, η εμπιστοσύνη στις προβλέψεις ενισχύει την επενδυτική δραστηριότητα, διευκολύνοντας τη χρηματοδότηση νέων έργων και τη διεύρυνση της χρήσης των ΑΠΕ.

Η έρευνα αυτή αναδεικνύει τη σημασία της τεχνολογικής καινοτομίας στη βελτίωση των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ και της συνολικής απόδοσης των ενεργειακών συστημάτων. Οι προτεινόμενες μέθοδοι προσφέρουν ένα αξιόπιστο και αποδοτικό πλαίσιο για την πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, υποστηρίζοντας τη μετάβαση σε ένα πιο βιώσιμο και αποδοτικό ενεργειακό μέλλον. Με την εφαρμογή των ευρημάτων αυτής της έρευνας, οι χώρες και οι οργανισμοί μπορούν να επιτύχουν καλύτερη διαχείριση των ενεργειακών τους πόρων, προάγοντας τη βιώσιμη ανάπτυξη και την ενεργειακή ανεξαρτησία.

8.3 Περιορισμοί και Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

8.3.1 Περιορισμοί της Παρούσας Έρευνας

Η παρούσα έρευνα αντιμετώπισε ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι περιλαμβάνουν:

- **Τη διαθεσιμότητα δεδομένων καιρού και παραγωγής ΑΠΕ, η οποία μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια των προβλέψεων:** Ένας από τους κύριους περιορισμούς της έρευνας είναι η εξάρτηση από τα διαθέσιμα δεδομένα καιρού και παραγωγής ΑΠΕ. Η ακρίβεια των

προβλέψεων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα και την πυκνότητα των δεδομένων εισόδου. Σε ορισμένες περιοχές, τα δεδομένα μετεωρολογικών παρατηρήσεων μπορεί να είναι αραιά ή μη αξιόπιστα, επηρεάζοντας αρνητικά την ακρίβεια των προβλέψεων παραγωγής. Επιπλέον, η διαθεσιμότητα ιστορικών δεδομένων παραγωγής από ΑΠΕ μπορεί να είναι περιορισμένη, ειδικά για νεοεγκατεστημένα πάρκα ή σε περιοχές όπου η χρήση ΑΠΕ είναι ακόμα σε αρχικά στάδια ανάπτυξης. Η έλλειψη αυτών των δεδομένων καθιστά δύσκολη την εκπαίδευση και τη βελτιστοποίηση των μοντέλων πρόβλεψης.

- **Τις παραδοχές των μοντέλων, οι οποίες μπορεί να μην ανταποκρίνονται πλήρως στις πραγματικές συνθήκες:** Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ βασίζονται σε ορισμένες παραδοχές που μπορεί να μην ισχύουν πάντα στις πραγματικές συνθήκες. Για παράδειγμα, τα νευρωνικά δίκτυα και άλλα μοντέλα μηχανικής μάθησης προϋποθέτουν ότι οι σχέσεις μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου είναι σταθερές και αναλλοίωτες στον χρόνο. Ωστόσο, στην πραγματικότητα, οι συνθήκες παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ μπορεί να μεταβάλλονται λόγω αλλαγών στις καιρικές συνθήκες, την εποχή, ή ακόμα και λόγω τεχνικών προβλημάτων στα συστήματα παραγωγής. Αυτές οι μεταβολές μπορεί να επηρεάσουν την απόδοση των μοντέλων και να οδηγήσουν σε λιγότερο ακριβείς προβλέψεις.
- **Τη δυσκολία στην ενσωμάτωση των προβλέψεων σε υφιστάμενα συστήματα λόγω της πολυπλοκότητας των ενεργειακών αγορών και των τεχνικών περιορισμών:** Η ενσωμάτωση των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ σε υφιστάμενα ενεργειακά συστήματα και αγορές μπορεί να παρουσιάζει σημαντικές δυσκολίες. Οι ενεργειακές αγορές είναι πολύπλοκα συστήματα που περιλαμβάνουν πολλούς παράγοντες και συμμετέχοντες, όπως οι διαχειριστές συστημάτων, οι παραγωγοί ενέργειας, οι καταναλωτές και οι ρυθμιστικές αρχές. Η πολυπλοκότητα αυτή καθιστά δύσκολη την εφαρμογή και την ενσωμάτωση νέων μεθόδων πρόβλεψης, καθώς απαιτούνται αλλαγές στις διαδικασίες και τα συστήματα διαχείρισης. Επιπλέον, οι τεχνικοί περιορισμοί των υφιστάμενων συστημάτων μπορεί να περιορίζουν την ικανότητα ενσωμάτωσης των νέων μεθόδων, απαιτώντας σημαντικές επενδύσεις σε αναβάθμιση του εξοπλισμού και των υποδομών.
- **Η επεξεργασία μεγάλων όγκων δεδομένων και η ανάγκη για υψηλή υπολογιστική ισχύ:** Οι μέθοδοι πρόβλεψης που αναπτύχθηκαν στην παρούσα έρευνα απαιτούν την επεξεργασία μεγάλων όγκων δεδομένων καιρού και παραγωγής. Η ανάλυση αυτών των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο απαιτεί υψηλή υπολογιστική ισχύ και πόρους, γεγονός που μπορεί να αποτελεί περιορισμό για ορισμένους φορείς και οργανισμούς. Επιπλέον, η διαχείριση και η αποθήκευση αυτών των δεδομένων απαιτεί σύγχρονα και αποδοτικά συστήματα υποδομής, τα οποία μπορεί να είναι δαπανηρά και να απαιτούν εξειδικευμένο προσωπικό για τη συντήρησή τους.
- **Η αβεβαιότητα των μακροπρόθεσμων προβλέψεων και η ανάγκη για συνεχή επικαιροποίηση των μοντέλων:** Οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ ενέχουν μεγαλύτερη αβεβαιότητα σε σύγκριση με τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Οι αλλαγές στις καιρικές συνθήκες, οι τεχνολογικές εξελίξεις και οι αλλαγές στις κανονιστικές ρυθμίσεις μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια των μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Ως εκ τούτου, τα μοντέλα πρόβλεψης πρέπει να επικαιροποιούνται συνεχώς με νέα δεδομένα και να προσαρμόζονται στις μεταβαλλόμενες συνθήκες. Η διαδικασία αυτή μπορεί να είναι απαιτητική και χρονοβόρα, καθώς απαιτεί τη συνεχή συλλογή και ανάλυση δεδομένων, καθώς και την αναπροσαρμογή των αλγορίθμων πρόβλεψης.
- **Η διαλειτουργικότητα των συστημάτων και η ανάγκη για πρότυπα:** Η ενσωμάτωση των προβλέψεων παραγωγής ΑΠΕ σε διαφορετικά συστήματα και πλατφόρμες απαιτεί τη δια-

λειτουργικότητα των συστημάτων και τη χρήση κοινών προτύπων. Η έλλειψη προτύπων και η ποικιλία των τεχνολογιών που χρησιμοποιούνται από διαφορετικούς φορείς μπορεί να δημιουργήσουν προβλήματα στην ανταλλαγή και την επεξεργασία δεδομένων. Η ανάπτυξη και η υιοθέτηση διεθνών προτύπων είναι κρίσιμη για τη διευκόλυνση της διαλειτουργικότητας και την ενίσχυση της συνεργασίας μεταξύ των διαφόρων συμμετεχόντων στην αγορά ενέργειας.

- **Οι περιβαλλοντικοί και κοινωνικοί παράγοντες:** Οι προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ πρέπει να λαμβάνουν υπόψη τους περιβαλλοντικούς και κοινωνικούς παράγοντες που μπορεί να επηρεάσουν την παραγωγή και τη χρήση ενέργειας. Για παράδειγμα, η κλιματική αλλαγή μπορεί να επηρεάσει τις καιρικές συνθήκες και, κατ' επέκταση, την παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ. Επίσης, η αποδοχή των ΑΠΕ από τις τοπικές κοινότητες και η αλληλεπίδραση με τις ανθρώπινες δραστηριότητες μπορεί να επηρεάσει την ανάπτυξη και τη λειτουργία των έργων ΑΠΕ. Η ενσωμάτωση αυτών των παραγόντων στις προβλέψεις απαιτεί διεπιστημονική προσέγγιση και συνεργασία μεταξύ επιστημόνων και φορέων χάραξης πολιτικής.
- **Η κανονιστική και ρυθμιστική αβεβαιότητα:** Η ρυθμιστική αβεβαιότητα και οι αλλαγές στις κανονιστικές ρυθμίσεις μπορούν να επηρεάσουν την εφαρμογή των μεθόδων πρόβλεψης και την ανάπτυξη των ΑΠΕ. Οι φορείς και οι επενδυτές στον τομέα της ενέργειας χρειάζονται σαφή και σταθερά κανονιστικά πλαίσια για να λάβουν αποφάσεις και να αναπτύξουν στρατηγικές. Οι αλλαγές στις πολιτικές και τις ρυθμίσεις μπορούν να δημιουργήσουν αβεβαιότητα και να επηρεάσουν αρνητικά την πρόβλεψη και τη διαχείριση της παραγωγής ΑΠΕ. Η συνεργασία μεταξύ κυβερνήσεων, ρυθμιστικών αρχών και βιομηχανίας είναι απαραίτητη για τη διασφάλιση ενός σταθερού και ευνοϊκού περιβάλλοντος για την ανάπτυξη των ΑΠΕ.

Παρά τους περιορισμούς αυτούς, η έρευνα παρείχε πολύτιμες γνώσεις και ανέδειξε νέες μεθόδους που μπορούν να βελτιώσουν την πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ. Οι προτεινόμενες μέθοδοι έχουν τη δυνατότητα να συμβάλλουν στη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας των προβλέψεων, παρέχοντας ένα ισχυρό εργαλείο για τη διαχείριση της αβεβαιότητας και των κινδύνων που συνδέονται με την παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές. Επιπλέον, η συνεχής έρευνα και η ανάπτυξη νέων τεχνικών μπορεί να αντιμετωπίσει ορισμένους από τους περιορισμούς που εντοπίστηκαν, προωθώντας την ανάπτυξη πιο αποδοτικών και βιώσιμων ενεργειακών συστημάτων.

8.3.2 Κατευθύνσεις για Μελλοντική Έρευνα

Η μελλοντική έρευνα μπορεί να εστιάσει σε αρκετές σημαντικές κατευθύνσεις, οι οποίες έχουν τη δυνατότητα να επεκτείνουν τις γνώσεις μας και να βελτιώσουν περαιτέρω τις προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ. Ακολουθούν οι κύριες προτάσεις:

- **Πιθανοτική πρόβλεψη και άλλων μετεωρολογικών μεταβλητών όπως διεύθυνση ανέμου, νεφώσεις και θερμοκρασία:** Η πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας εξαρτάται από πολλαπλές μετεωρολογικές μεταβλητές. Παρόλο που η ταχύτητα του ανέμου και η ηλιακή ακτινοβολία είναι κρίσιμες παράμετροι, η διεύθυνση του ανέμου, οι νεφώσεις και η θερμοκρασία μπορούν επίσης να επηρεάσουν σημαντικά την παραγωγή. Επεκτείνοντας τις μεθόδους πρόβλεψης για να συμπεριλάβουν αυτές τις μεταβλητές, οι προβλέψεις μπορούν να γίνουν ακόμα πιο ακριβείς. Για παράδειγμα, η διεύθυνση του ανέμου μπορεί να επηρεάσει την απόδοση των αιολικών πάρκων, ενώ οι νεφώσεις και η θερμοκρασία επηρεάζουν την ηλιακή απόδοση. Η ενσωμάτωση τέτοιων μεταβλητών μπορεί να απαιτήσει τη χρήση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης που μπορούν να χειριστούν πολυδιάστατα δεδομένα και να εκτιμήσουν την αλληλεξάρτηση μεταξύ των διαφορετικών παραμέτρων.

- **Εφαρμογή του PDE-NN στη πρόβλεψη και άλλων μεγεθών όπως η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και προβλέψεις των τιμών των αγορών ενέργειας:** Το PDE-NN έχει αποδειχθεί ότι είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ. Η επέκταση της χρήσης του PDE-NN για την πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της διαχείρισης του φορτίου και της ισορροπίας του συστήματος. Επιπλέον, η πρόβλεψη των τιμών των αγορών ενέργειας είναι ζωτικής σημασίας για τους φορείς εκμετάλλευσης και τους συμμετέχοντες στην αγορά. Η εφαρμογή του PDE-NN σε αυτούς τους τομείς μπορεί να βοηθήσει στην ανάπτυξη πιο ολοκληρωμένων μοντέλων πρόβλεψης, τα οποία μπορούν να συνδυάσουν δεδομένα από την παραγωγή και τη ζήτηση, προσφέροντας έτσι μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της αγοράς ενέργειας.
- **Εφαρμογή του πλαισίου προβλέψεων σε εκτεταμένες περιοχές για πιθανοτική πρόβλεψη, καθώς και σε προβλέψεις ζήτησης φορτίου ολόκληρων συστημάτων ενέργειας:** Η πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ σε μεγάλες γεωγραφικές περιοχές είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική διαχείριση των εθνικών και περιφερειακών ενεργειακών συστημάτων. Το πλαίσιο που αναπτύχθηκε σε αυτή τη διατριβή μπορεί να επεκταθεί για να συμπεριλάβει μεγαλύτερες περιοχές, λαμβάνοντας υπόψη τις τοπικές διαφοροποιήσεις και τις περιφερειακές αλληλεπιδράσεις. Επιπλέον, η πρόβλεψη της ζήτησης φορτίου για ολόκληρα συστήματα ενέργειας μπορεί να βελτιώσει τη λειτουργία των ενεργειακών δικτύων, μειώνοντας την ανάγκη για εφεδρική ισχύ και βελτιστοποιώντας τη χρήση των διαθέσιμων πόρων. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω της ανάπτυξης ολοκληρωμένων μοντέλων που συνδυάζουν προβλέψεις παραγωγής και ζήτησης, χρησιμοποιώντας δεδομένα σε πραγματικό χρόνο και ιστορικά δεδομένα.
- **Στο πλαίσιο αξιολόγησης πιθανοτικών προβλέψεων ΑΠΕ μέσω της συνάρτησης εσόδων ΦοΣΕ ΑΠΕ, να ενσωματωθούν οι όροι και από τη συμμετοχή στις ενδοημερήσιες αγορές, καθώς και προέκταση της μελέτης σε ακραίες συνθήκες των αγορών ενέργειας:** Οι πιθανοτικές προβλέψεις παραγωγής ΑΠΕ είναι ιδιαίτερα σημαντικές για τους φορείς σωρευτικής εκπροσώπησης ΑΠΕ, καθώς επηρεάζουν άμεσα τα έσοδά τους. Ενσωματώνοντας τις προβλέψεις αυτές στις στρατηγικές συμμετοχής στις ενδοημερήσιες αγορές, οι φορείς μπορούν να βελτιώσουν τη διαχείριση των κινδύνων και να μεγιστοποιήσουν τα έσοδά τους. Επιπλέον, η μελέτη των πιθανοτικών προβλέψεων σε ακραίες συνθήκες των αγορών ενέργειας, όπως οι έντονες διακυμάνσεις των τιμών ή οι ξαφνικές μεταβολές στη ζήτηση, μπορεί να προσφέρει πολύτιμες γνώσεις για τη βελτίωση των στρατηγικών διαχείρισης και την ανθεκτικότητα των συστημάτων.
- **Ανάπτυξη νέων μεθόδων πρόβλεψης που λαμβάνουν υπόψη περισσότερες μεταβλητές και δεδομένα από διαφορετικές πηγές:** Οι μελλοντικές μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να επωφεληθούν από τη συνδυαστική χρήση δεδομένων από πολλαπλές πηγές, όπως οι δορυφορικές εικόνες, τα μετεωρολογικά δεδομένα, και οι πληροφορίες από αισθητήρες πεδίου. Η ανάπτυξη τεχνικών που μπορούν να ενοποιήσουν και να επεξεργαστούν αυτά τα δεδομένα θα επιτρέψει την πρόβλεψη με μεγαλύτερη ακρίβεια και αξιοπιστία. Οι εξελίξεις στη μηχανική μάθηση και στην τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να προσφέρουν νέα εργαλεία για την ανάλυση μεγάλων δεδομένων και την εκτίμηση των σύνθετων αλληλεπιδράσεων μεταξύ των διαφόρων παραγόντων.
- **Βελτίωση των υφιστάμενων μοντέλων μέσω της ενσωμάτωσης νέων τεχνολογιών και τεχνικών μηχανικής μάθησης:** Η συνεχής πρόοδος στις τεχνολογίες μηχανικής μάθησης, όπως οι βαθιές νευρωνικές δομές και οι αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης, μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές βελτιώσεις στα μοντέλα πρόβλεψης. Η ενσωμάτωση αυτών των τεχνολογιών μπορεί να επιτρέψει την ανάλυση μεγαλύτερων και πιο πολύπλοκων συνόλων δεδομένων, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την αποδοτικότητα των προβλέψεων. Επιπλέον, οι νέες

τεχνολογίες μπορούν να βοηθήσουν στη δημιουργία προσαρμοστικών μοντέλων που μπορούν να ενημερώνονται δυναμικά με νέα δεδομένα, παρέχοντας έτσι προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο.

- **Επέκταση της έρευνας σε άλλες περιοχές και εφαρμογή των μεθόδων σε διαφορετικά κλίματα και γεωγραφικά περιβάλλοντα:** Οι μέθοδοι που αναπτύχθηκαν σε αυτή τη διατριβή μπορούν να εφαρμοστούν σε διάφορες γεωγραφικές περιοχές και κλίματα, επιτρέποντας τη γενίκευση των αποτελεσμάτων και την προσαρμογή τους στις τοπικές συνθήκες. Η μελλοντική έρευνα μπορεί να εξετάσει την εφαρμογή των μοντέλων σε διαφορετικά περιβάλλοντα, όπως περιοχές με έντονες εποχιακές διακυμάνσεις ή ακραία καιρικά φαινόμενα, για να εκτιμήσει την απόδοσή τους και να αναπτύξει προσαρμοστικές στρατηγικές.
- **Διερεύνηση των κοινωνικο-οικονομικών επιπτώσεων από την εφαρμογή των προβλέψεων και ανάπτυξη στρατηγικών για τη βελτίωση της αποδοχής και της υιοθέτησης των ΑΠΕ:** Η επιτυχής ενσωμάτωση των ΑΠΕ στα ενεργειακά συστήματα απαιτεί την κατανόηση και τη διαχείριση των κοινωνικο-οικονομικών παραγόντων που επηρεάζουν την αποδοχή τους. Η μελλοντική έρευνα μπορεί να εστιάσει στη διερεύνηση των επιπτώσεων από την εφαρμογή των προβλέψεων στην κοινωνία και την οικονομία, καθώς και στην ανάπτυξη στρατηγικών για τη βελτίωση της αποδοχής και της υιοθέτησης των ΑΠΕ από τους καταναλωτές και τις κοινότητες. Οι στρατηγικές αυτές μπορεί να περιλαμβάνουν την εκπαίδευση και την ευαισθητοποίηση του κοινού, την παροχή κινήτρων για τη χρήση ΑΠΕ και την ανάπτυξη πολιτικών που προωθούν τη βιώσιμη ανάπτυξη.

Οι προτάσεις αυτές αναμένεται να συμβάλουν στην περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας και της συνέπειας των προβλέψεων και να προωθήσουν την ανάπτυξη πιο αποδοτικών και βιώσιμων ενεργειακών συστημάτων. Η συνεχιζόμενη έρευνα σε αυτούς τους τομείς μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές ανακαλύψεις και βελτιώσεις, ενισχύοντας την ικανότητά μας να αντιμετωπίσουμε τις προκλήσεις που σχετίζονται με την παραγωγή και τη διαχείριση της ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές.

8.4 Συμπεράσματα

Η παρούσα διδακτορική διατριβή επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ, με έμφαση στην αιολική και ηλιακή ενέργεια. Οι κύριοι στόχοι της έρευνας περιλάμβαναν την ανάπτυξη νέων μεθόδων πρόβλεψης, την αξιολόγηση της ακρίβειας και της συνέπειας των προβλέψεων και την εφαρμογή αυτών των μεθόδων σε πραγματικά συστήματα.

Καθώς η ανάπτυξη αιολικών πάρκων συνεχίζει να αυξάνεται, η βελτιστοποίηση των λειτουργιών τους γίνεται όλο και πιο κρίσιμη. Δύο βασικές πτυχές της διαχείρισης αιολικών πάρκων είναι η διαχείριση κινδύνων και η κατανομή πόρων. Οι αποτελεσματικές στρατηγικές διαχείρισης κινδύνου συμβάλλουν στον μετριασμό των αβεβαιοτήτων και των πιθανών απωλειών, ενώ η αποτελεσματική κατανομή των πόρων διασφαλίζει τη βέλτιστη αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων. Οι πιθανολογικές προβλέψεις ταχύτητας ανέμου παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη μεταβλητότητα και την αβεβαιότητα των συνθηκών του ανέμου, επιτρέποντας τη λήψη προληπτικών αποφάσεων, όπως η βελτιστοποίηση της κατανομής ενέργειας, ο προγραμματισμός δραστηριοτήτων συντήρησης και η διαχείριση στρατηγικών ενσωμάτωσης στο δίκτυο. Η αποτελεσματική κατανομή των πόρων είναι ζωτικής σημασίας για τη μεγιστοποίηση της απόδοσης και της αποδοτικότητας των λειτουργιών των αιολικών πάρκων. Οι πιθανοτικές προβλέψεις ταχύτητας ανέμου προσφέρουν πληροφορίες σχετικά με τη χρονική και χωρική μεταβλητότητα των συνθηκών ανέμου, βοηθώντας τους φορείς εκμετάλλευσης να εντοπίσουν περιόδους με υψηλές ή χαμηλές πιθανότητες ταχύτητας ανέμου, ράμπες ταχύτητας ανέμου και ριπές ανέμου. Οι πληροφορίες αυτές

επιτρέπουν τον βελτιστοποιημένο προγραμματισμό των δραστηριοτήτων συντήρησης, των επιθεωρήσεων των ανεμογεννητριών και των επισκευών. Επιπλέον, η κατανομή των πόρων μπορεί να βελτιωθεί μέσω της ενσωμάτωσης προηγμένων τεχνικών ανάλυσης δεδομένων και μηχανικής μάθησης, επιτρέποντας τη βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο της απόδοσης των ανεμογεννητριών, της ενσωμάτωσης στο δίκτυο και της χρήσης της αποθήκευσης ενέργειας.

Η έρευνα αυτή συνέβαλε σημαντικά στην ανάπτυξη προηγμένων τεχνικών για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ΑΠΕ. Αναπτύχθηκαν υβριδικά νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση κατανομών πιθανότητας, βελτιώθηκαν οι αριθμητικές προβλέψεις καιρού και εφαρμόστηκαν μέθοδοι μείωσης της διαστατικότητας για την πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ από γεωγραφικά καταγεγραμμένες μονάδες. Η χρήση της κατανομής Kumaraswamy για την πιθανοτική πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα, επιτρέποντας την ακριβή μοντελοποίηση των κατανομών πιθανότητας με βάση τις παραμέτρους. Η αντικειμενική συνάρτηση CRPS αποδείχθηκε πιο αποτελεσματική από την MLE στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, παρέχοντας καλύτερες κατανομές πρόβλεψης. Η προσέγγιση της επιβλεπόμενης ομαδοποίησης συμβάλλει στην καλύτερη οργάνωση των δεδομένων εκπαίδευσης, επιτρέποντας τη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας των προβλέψεων του μοντέλου. Στο πλαίσιο των αγορών ενέργειας, η πιθανοτική πρόβλεψη παραγωγής ΑΠΕ αποδείχθηκε εξαιρετικά πολύτιμη. Η αξιολόγηση των οικονομικών επιπτώσεων της αβεβαιότητας των πιθανοτικών προβλέψεων παρείχε βαθύτερη κατανόηση της συμμετοχής στην αγορά και της λήψης στρατηγικών αποφάσεων. Μέσω πρακτικών περιπτώσεων δοκιμής, αποδείχθηκε η αποτελεσματικότητα του πλαισίου στην αντιμετώπιση των εγγενών αβεβαιοτήτων που σχετίζονται με τις ΑΠΕ, υπογραμμίζοντας την κρίσιμη σημασία της ακριβούς πιθανοτικής πρόβλεψης της παραγωγής για τον μετριασμό των επιπτώσεων των ανακρίβειών της πρόβλεψης των τιμών στην εκτίμηση των εσόδων.

Η μελέτη αυτή επιβεβαίωσε την ανθεκτικότητα των προτεινόμενων πλαισίων, συγκρίνοντας τα πραγματικά αποτελέσματα των εσόδων με τις πιθανοτικές προβλέψεις, αναδεικνύοντας περαιτέρω την πρακτική τους αξία. Η παρούσα έρευνα αποτελεί ένα σημαντικό βήμα προς τη βελτίωση των στρατηγικών σχεδιασμού της αγοράς και διαχείρισης κινδύνων που εφαρμόζουν οι ΦοΣΕ ΑΠΕ, καθώς και για τη συνέχιση της διερεύνησης και της έρευνας σε προηγμένα μοντέλα πρόβλεψης. Η έρευνα αυτή έχει σημαντικό αντίκτυπο στην επιστημονική και τεχνική κοινότητα, προωθώντας την κατανόηση και την εφαρμογή των νέων τεχνικών πρόβλεψης παραγωγής ΑΠΕ. Οι πρακτικές εφαρμογές των ευρημάτων συμβάλλουν στη βελτίωση της διαχείρισης των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, στη μείωση των κινδύνων για τους συμμετέχοντες στις ενεργειακές αγορές και στην αύξηση της αποδοτικότητας και της αξιοπιστίας των συστημάτων ΑΠΕ. Η συνεχής έρευνα και ανάπτυξη στον τομέα αυτό αναμένεται να οδηγήσει σε περαιτέρω βελτιώσεις και να προωθήσει τη μετάβαση σε ένα πιο βιώσιμο ενεργειακό μέλλον.

Συνοψίζοντας, η παρούσα διατριβή προσφέρει νέες μεθόδους και βελτιώσεις στις υπάρχουσες τεχνικές πρόβλεψης παραγωγής ΑΠΕ, ενισχύοντας την ακρίβεια και την αξιοπιστία των προβλέψεων και συμβάλλοντας στη βιώσιμη ανάπτυξη των ενεργειακών συστημάτων.

