



ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΦΟΡΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗ

Διπλωματική Εργασία

ΠΗΓΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΤΟΥΣ

της

ΚΑΛΔΗ ΚΥΡΙΑΚΗΣ

Επιβλέπων Καθηγητής: ΛΙΒΑΝΗΣ ΕΥΣΤΡΑΤΙΟΣ

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στη
Λογιστική Φορολογία και Χρηματοοικονομική Διοίκηση

Νοέμβριος 2020

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος «Λογιστικής Φορολογίας και Χρηματοοικονομικής Διοίκησης», του τμήματος Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας. Υπήρξε καθοριστική η συμβολή όλων των καθηγητών του τμήματος προκειμένου να μπορέσω να αποκομίσω όλα τα απαραίτητα εφόδια μέσω της διδασκαλίας τους. Θα ήθελα να τους ευχαριστήσω όλους, ιδιαίτερος δε τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Ευστράτιο Λιβάνη, για τη συμβολή του στην εκπόνηση αυτής της διατριβής. Μέσω της καθοδήγησης που μου παρείχε σε όλα τα στάδια της, συνέβαλε στη περαιτέρω εκμάθηση και κατανόηση του συγκεκριμένου γνωστικού αντικειμένου. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την συμπαράσταση και την υπομονή τους.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην σύγχρονη εποχή οι κοινωνίες καταναλώνουν τεράστιες ποσότητες ενέργειας με απώτερο στόχο την πρόοδο της οικονομίας και την αύξηση του βιοτικού επιπέδου των ανθρώπων, έχοντας ως αποτέλεσμα την αλματώδη αύξηση της ενεργειακής ζήτησης. Αυτό το γεγονός ώθησε την ΕΕ στη σύσταση σχετικής νομοθεσίας για την προώθηση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (άρθρο 5 της οδηγίας 2009/28/ΕΚ του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου).

Η βιομηχανία ηλεκτρικής ενέργειας εξελίσσεται σε μια ανταγωνιστική αγορά με την ενέργεια να μετατρέπεται σε άκρως εμπορεύσιμο αγαθό. Η αντίληψη της παροχής ηλεκτρικής ενέργειας ως δημόσια υπηρεσία αντικαθίσταται από την άποψη ότι μια ανταγωνιστική αγορά αποτελεί έναν καταλληλότερο μηχανισμό για την παροχή ενέργειας στους καταναλωτές με υψηλή αξιοπιστία και χαμηλό κόστος. Βασικό στοιχείο της αναδιάρθρωσης του τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας είναι ο καθορισμός μιας τιμής που βασίζεται στην αγορά, όπου η τιμή εξαρτάται από την εξέλιξη της ισορροπίας μεταξύ της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας και της διαθέσιμης παροχής. Τόσο οι παραγωγοί όσο και οι καταναλωτές χρειάζονται ακριβείς προβλέψεις για τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Πιο αναλυτικά, εάν ένας παραγωγός έχει μια ακριβή πρόβλεψη των τιμών, μπορεί να αναπτύξει μια στρατηγική υποβολής προσφορών για να μεγιστοποιήσει το κέρδος του. Από την πλευρά της ζήτησης, ορισμένες εταιρείες μπορούν να προγραμματίσουν τη λειτουργία τους σύμφωνα με τις ζώνες χαμηλών τιμών και να λειτουργήσουν αυτές τις ώρες ή μήνες. Για τους καταναλωτές αυτό σημαίνει ότι μπορούν να οδηγηθούν σε ένα σχέδιο για να ελαχιστοποιήσουν το δικό τους κόστος ηλεκτρικής ενέργειας.

Δεν θα έπρεπε όμως να παραληφθεί και το γεγονός ότι η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες της αγοράς, όπως η οικονομική ανάπτυξη, ο καιρός, το μείγμα σταθμού παραγωγής ενέργειας, οι τιμές των καυσίμων, η στρατηγική συμπεριφορά των μεγάλων παραγόντων (συνήθως από την πλευρά της παραγωγής), η μη δυνατότητα αποθήκευσης της, η διαφορετική συμπεριφορά τα Σαββατοκύριακα και τις αργίες, η εποχή, η υψηλή μεταβλητότητα, απότομες αυξήσεις τιμών κ.α. Λόγω όλων αυτών των χαρακτηριστικών, η ακριβής πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας γίνεται μια πολύ δύσκολη εργασία με τις βραχυπρόθεσμες τιμές ενέργειας να είναι ακόμα πιο επιρρεπής.

Τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί ένα μεγάλο ενδιαφέρον για την εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης, στους κόλπους της οποίας συναντάμε τα Νευρωνικά Δίκτυα και τη Μηχανική Μάθηση, προκειμένου να εξαχθούν ορθά και έγκυρα αποτελέσματα στην προσπάθεια πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Τα Νευρωνικά Δίκτυα παρουσιάζουν ευελιξία και αποτελεσματικότητα στο χειρισμό της πολυπλοκότητας και της μη γραμμικότητας της ηλεκτρικής ενέργειας καθιστώντας τα χρήσιμα εργαλεία στην προσπάθεια αυτή. Στην παγκόσμια βιβλιογραφία παρατηρείται η χρήση μοντέλων Νευρωνικών Δικτύων διαφορετικών κατηγοριών, με ποικίλες μεθόδους και με παράλληλη αξιολόγηση τους από συγκεκριμένους δείκτες.

Σε αυτή την μελέτη αναφερόμαστε στις πηγές ηλεκτρικής ενέργειας και στη πρόβλεψη των τιμών τους. Επιχειρούμε μια πρόβλεψη τιμών συστήματος για τη Νορβηγία χρησιμοποιώντας το Feed Forward Neural Network (Νευρωνικό Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης) με αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης (Back Propagation – BP). Λαμβάνουμε τα δεδομένα δοκιμής και εκπαίδευσης μας από την Elspot αγορά (Nord Pool), μια αγορά δημοπρασίας για τις συναλλαγές ηλεκτρικής ενέργειας στη Σκανδιναβική Περιοχή, αναφέροντας τα συμπεράσματα, τους περιορισμούς της έρευνας μας αλλά και παρέχοντας τροφή για μελλοντική εργασία.

Λέξεις – Κλειδιά: Ηλεκτρική Ενέργεια, Νευρωνικό Δίκτυο, Πρόβλεψη τιμών ενέργειας

ABSTRACT

In modern times, societies consume huge amounts of energy with the ultimate goal of advancing the economy and increasing the standard of living of people, resulting in a rapid increase in energy demand. This has prompted the EU to introduce legislation on the promotion of Renewable Energy Sources (Article 5 of Directive 2009/28 / EC of the European Parliament).

The electricity industry is evolving into a competitive market with energy becoming a highly tradable commodity. The perception of electricity supply as a public service is being replaced by the view that a competitive market is a more appropriate mechanism for providing energy to consumers with high reliability and low cost. A key element of the restructuring of the electricity sector is the setting of a market-based price, where the price depends on the evolution of the balance between electricity demand and available supply. Both electricity producers and consumers need accurate forecasts for electricity prices. More specifically, if a producer has an accurate price forecast, he can develop a bidding strategy to maximize his profit. On the demand side, some companies can schedule their operations according to low price zones and operate these hours or months. For consumers, this means they can come up with a plan to minimize their own electricity costs.

However, one should not overlook the fact that the price of electricity is influenced by many market factors, such as economic growth, weather, power plant mix, fuel prices, the strategic behavior of major players (usually production side), the inability to store it, the different behavior on weekends and holidays, the season, high volatility, sharp price increases, etc. Due to all these features, accurately predicting electricity prices becomes a very difficult task with short-term energy prices being even more prone.

In recent years there has been a great interest in the application of Artificial Intelligence, within which we meet the Neural Networks and Machine Learning, in order to extract correct and valid results in the effort to predict electricity prices. Neural Networks show flexibility and efficiency in handling the complexity and non-linearity of electricity making them useful tools in the price forecasting effort. In the world literature you observe

the use of Neural Network models of different categories, with various methods and with their parallel evaluation by specific indicators.

In this study we refer to electricity sources and their price forecast. We attempt a system price forecast for Norway using the Feed Forward Neural Network with Backpropagation (BP) algorithm. We receive our test and training data from the Elspot market (Nord Pool), an auction market for electricity trading in the Scandinavian Region, citing the findings, the limitations of our research but also providing food for future work.

Keywords: Electricity, Neural Network, Energy price forecast

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	2
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	3
ABSTRACT	5
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	9
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ	9
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	9
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο ΕΙΣΑΓΩΓΗ	15
1.1 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	15
1.2 ΣΚΟΠΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	15
1.3 ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ	18
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	49
3.1 ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ.....	49
3.1.1 ΜΗ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΕΣ ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	49
3.1.2 ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΕΣ ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	50
3.1.3 ΕΙΔΗ ΑΠΕ.....	51
3.1.4 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΑΠΕ	55
3.1.5 ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΑΠΕ	56
3.2 ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΚΟΙΝΟΒΟΥΛΙΟ ΚΑΙ ΟΔΗΓΙΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΑΠΕ	57
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ	61
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	61
4.2 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ	61
4.3 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	67
4.4 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	74
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	80
5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	80
5.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	81
5.3 ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	83

5.4 ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ	84
5.5 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	87
5.6 ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	96
5.7 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ.....	98
5.8 ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	99
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^ο ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΓΙΑ ΤΗ ΝΟΡΒΗΓΙΑ	104
6.1 ΣΚΑΝΔΙΝΑΒΙΚΗ ΑΓΟΡΑ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ.....	104
6.2 ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ.....	106
6.3 ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....	109
6.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ, ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΕΡΕΥΝΑ	111
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	113

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 Περιγραφικά στατιστικά για τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας στο Nord Pool.....	108
Πίνακας 2 Συνοπτικά στατιστικά στοιχεία απόδοσης του Νευρωνικού Μοντέλου.....	109
Πίνακας 3 Σύγκριση μεταξύ μοντέλου εκπαίδευσης και μοντέλου δοκιμής του Νευρωνικού Δικτύου.....	111

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 1 Day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας από το 2015 έως το 2020 στην αγορά	106
Διάγραμμα 2 Day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας από το 6/8/2018 έως 1/7/20202020 στην αγορά	107
Διάγραμμα 3 Day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας από το 5/2/2015 έως 5/8/2020 στην αγορά	107
Διάγραμμα 4 Empirical Loss (training error) και αλγεβρικές εκτιμήσεις του κινδύνου πρόβλεψης	110

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1 Μέθοδος BD-BPANN	19
Σχήμα 2 Μέθοδος CPSO-BD-BPANN	20
Σχήμα 3 Τοπικό Μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου Γραμμικού Κύματος βασισμένο σε Αλγόριθμο Οπίσθιας Διάδοσης.....	27

Σχήμα 4 Δομή ενός παραδοσιακού BP Νευρωνικού Δικτύου.....	28
Σχήμα 5 Δομή Βελτιωμένου Wavelet Neural Network	31
Σχήμα 6 Παράδειγμα DNN.....	35
Σχήμα 7 Η βασική δομή ενός long short memory (LSTM) block	46
Σχήμα 8 Το μοντέλο αρχιτεκτονικής BRIM.....	46
Σχήμα 9 Μοντέλο ANN για πρόβλεψη τιμών day-ahead.....	71
Σχήμα 10 Μοντέλο Recursive Neural Network (RNN) για την πρόβλεψη τιμών	72
Σχήμα 11 Νευρωνικό Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης	73
Σχήμα 12 Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα.....	74
Σχήμα 13 Μηχανή Μάθησης και Τεχνητή Νοημοσύνη.....	75
Σχήμα 14 Γενικός τρόπος λειτουργίας αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης.....	77
Σχήμα 15 Μηχανές Μάθησης και Βαθιά Μάθηση	78
Σχήμα 16 Ταξινόμηση των προσεγγίσεων πρόβλεψης τιμών.....	98
Σχήμα 17 Συσχέτιση μεταξύ σφάλματος πρόβλεψης (MAPE) και αριθμού παραμέτρων εισαγωγής που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.....	101
Σχήμα 18 Περιοχή Πλεονάσματος και Ελλείμματος.....	105

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

ΑΠΕ	Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας
ΔΕΗ	Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού ΑΕ
ΔΣΜ	Διαχειριστές συστημάτων μεταφοράς
ΕΕ	Ευρωπαϊκή Ένωση
ΕΣΕΚ	Εθνικά Σχέδια για την Ενέργεια και το Κλίμα
ADAM	Adaptive Moment Estimation - Προσαρμοστική Εκτίμηση Ροπής
ΑΕΜ	Κανονική Τιμή Ηλεκτρικής Μεταβλητότητας
ΑΕΜΟ	Αυστραλιανό Διαχειριστή Αγοράς Ενέργειας
ΑΙ (ή ΤΝ)	Τεχνητή Νοημοσύνη
ANN	Artificial Neural Networks - Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

ANOVA	Functional Analysis of Variance - Λειτουργική Ανάλυση της Διακύμανσης
AR	Autoregressive - Αυτοεπιθετική
ARIMA	Αυτόματη Παλινδρομική Ενσωματωμένη Κινητή Μέση Τιμή
ARMA	Αυτόματο Παλινδρομικό Μέσο Όρο
ARMAX	Μοντέλα Αυτόματης Αύξησης Κίνησης Μέσου Όρου
ARNX	ARX with Nonlinear Term - ARX με Μη Γραμμικό Όρο
ARX	Autoregressive with Exogenous Inputs - Αυτοεπιθετική με Εξωγενείς Εισόδους
BD	Bivariate Division - Διμερές Τμήμα
BDLSTM	Αμφίδρομο Βραχυπρόθεσμο Νευρωνικό Δίκτυο Μνήμης
BP	Back Propagation – Οπίσθια Διάδοση
BPANN	Back Propagation Neural Network- Νευρωνικό Δίκτυο Οπίσθιας Διάδοσης
BRIM	Bidirection Recurrent Neural Network and Integrated Market - Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο Αμφίδρομης Κατεύθυνσης και Ολοκληρωμένη Αγορά
BSV	Bayesian Στοχαστική Μεταβλητότητα
CATBOOST	Αλγόριθμος Κατηγοριοποίησης Ενίσχυσης
CNN	Convolutional Neural Network -Συμβατικό Νευρωνικό Δίκτυο
CPSO	Chaos Particle Swarm Optimization - Βελτιστοποίηση Σμήνους σωματιδίων χάους
CRO	Chemical Reaction Optimization – Βελτιστοποίηση Χημικής Αντίδρασης
DCANN	Dynamic Choosing Artificial Neural Network -Δυναμική Επιλογή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου
DE	Διαφορική εξέλιξη
DFNN	Deep Feedforward Neural Network – Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης
DNN	Deep Neural Network – Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο
DL	Deep Learning- Βαθιά Μάθηση
DR	Δυναμική Παλινδρόμηση
DT	Decision Tree- Δέντρο Απόφασης
DWPT	Discrete Wavelet Packet Transform -Μετασχηματισμός Πακέτου διακριτού Κύματος

ECNN	Enhanced Convolutional Neural Network – Βελτιωμένο Συμβατικό Νευρωνικό Δίκτυο
EEMD	Ensemble Empirical Mode Decomposition - Αποσύνθεση Εμπειρικού Τρόπου Συνόλου
ELM	Μηχανιαία Ακραία Εκμάθηση
EPF	Πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας
ESVR	Enhanced Support Vector Regression- Βελτιωμένη υποστήριξη Παλινδρόμησης Φορέα
FA	Αλγόριθμος Πυγολαμπίδας (firefly)
FEEMD	Fast Ensemble Empirical Mode Decomposition- Γρήγορη Αποσύνθεση Εμπειρικού Τρόπου Συνόλου
GA	Γενετικοί Αλγόριθμοι
GARCH	Γενικευμένη Αυτοεκτελεστική Ετεροσκεδαστικότητα υπό όρους
GARMA	Γενικευμένη Αυτοεπιθετική υπό όρους διαδικασία Ετεροσκεδαστικότητας
GELM	Generalized Extreme Learning Machine- Γενικευμένη Ακραία Μηχανή Μάθησης
GRU	Gated Recurrent Units - Περιορισμένες Επαναλαμβανόμενες Μονάδες
GS	Grid Search – Αναζήτηση Πλέγματος
HIRA	Hybrid Iterative Reactive Adaptive- Υβριδική Επαναληπτική Δραστική Προσαρμογή
HUPX	Hungarian Power Exchange- Ανταλλαγή Ενέργειας στην Ουγγαρία
IBSM	Index of Bad Samples Matrix- Ευρετήριο της Μήτρας Κακών Δειγμάτων
IEM	Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας Ινδίας
IESO	Independent Electricity System Operator- Ανεξάρτητος Διαχειριστής Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας
IMF	Intrinsic Mode Functions - Λειτουργίες Εσωτερικής Λειτουργίας
LLWNN	Local Linear Wavelet Neural Network-Τοπικό Γραμμικό Νευρωνικό Δίκτυο Κύματος
LSSVM	Μηχανή Τετραγώνων Υποστήριξης Φορέα
LSTM	Μακρά Βραχυπρόθεσμη Μνήμη
LTPF	Πρόβλεψη από μήνες έως έτη μπροστά
MA	Κινούμενο Μέσο Όρο

MAE	Mean Absolute Error- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα
MAPE	Mean Absolute Percentage Error- Σφάλμα Μέσο Απόλυτο Ποσοστού
MDEOA	Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ηχοτοποθέτησης Δελφινιών
MIBEL	Ιβηρική Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας
MLP	Νευρωνικό Δίκτυο Αντίληψης Πολλαπλών Επιπέδων
MLR	Multiple Linear Regression- Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση
MSE	Mean Square Error – Σφάλμα Μέσου Τετραγώνου
MTPF	Πρόβλεψη από ημέρες έως μήνες μπροστά
NARX	Μη Γραμμικά Νευρωνικά Δίκτυα Αυτόματης Επέμβασης
NN	Neural Network- Νευρωνικό Δίκτυο
NPL	Natural Language Processing – Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας
NSW	Πραγματική Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Αυστραλία
OA	Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης
OEM	Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας Οντάριο
PI	Διαστήματα Πρόβλεψης
PJM	1. Pennsylvania New Jersey Maryland, 2. Τιμή Ηλεκτρικής Ενέργειας Υψηλής Μεταβλητότητας
PUN	Ιταλική τιμή (Prezzo Unico Nazionale)
QLD	Πραγματική Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας στη Γαλλία
RBFN	Radial Basis Function Network- Δίκτυο Λειτουργίας Ακτινικής Βάσης
RF	Random Forest – Τυχαίο Δάσος
RFE	Recursive Feature Elimination - Αναδρομική Εξάλειψη Χαρακτηριστικών
RMSE/RMSD	Root Mean Square Error- Ριζικό Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα
RNN	Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα
RSI	Residual Supply Index- Δείκτης Υπολειμματικής Προσφοράς
SAE	Στοιβαγμένο Αυτόματο Κωδικοποιητή
sMAPE	Symmetric Mean Absolute Percentage Error- Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος
SMBO	Sequence Model-Based Optimization – Βελτιστοποίηση βάσει Μοντέλου Ακολουθίας
SVM	Support Vector Machine – Μηχανή Υποστήριξης Φορέα
SVN	Support Vector Regression – Υποστήριξη Διανύσματος Παλινδρόμησης

SC	Εποχιακών Συστατικών
SCAR	Seasonal Component Autoregressive – Εποχιακή Συνιστώσα Αυτοεπιθετική
SCANN	Seasonal Component Artificial Neural Network – Εποχιακή Συνιστώσα Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου
SCARX	Seasonal Component Autoregressive with Exogenous Inputs - Εποχιακή συνιστώσα Αυτοεπιθετική με Εξωγενείς Εισόδους
SVR	Παλινδρόμηση Φορέα Υποστήριξης
STPF	Πρόβλεψη Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας για την επόμενη μέρες/ώρες/εβδομάδες
SVM	Μηχανή Φορέα Υποστήριξης
TBATS	Exponential Smoothing State Space Model with Box-Cox transformation, ARMA errors, trend and seasonal components – Εκθετικό Μοντέλο Εξομάλυνσης Καταστάσεων με Μετασχηματισμό Box-Cox, σφάλματα ARMA, τάσεις και εποχιακά στοιχεία
TIC	Theil’s Inequality Coefficient – Συντελεστής Ανοσότητας Theil
UKF	Unscented Kalman filter – Φίλτρο Κάλμαν χωρίς άρωμα
VAR	Αυτόματη Παλινδρόμηση Διανύσματος
VMD	Variational Mode Descomposition – Παραλλαγή τρόπου Αποσύνθεσης
WMAE	Weekly Weighted Mean Absolute Error – Εβδομαδιαίο Σταθμισμένο Μέσο Απόλυτο Σφάλμα
WNN	Νευρωνικό Δίκτυο Κύματος -Wavelet Neural Network
WT	Wavelet Transform- Μετασχηματισμός Κύματος
XGB	XG-Boost

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται το θέμα της πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στην παγκόσμια αγορά ενέργειας. Δεδομένης της τροπής της συγκεκριμένης αγοράς από μονοπωλιακή σε ανταγωνιστική, δημιουργούνται σημαντικές ερευνητικές ευκαιρίες εξέτασης και μελέτης στον συγκεκριμένο χώρο.

Μετά από την ουσιαστική απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, δεν έχει βρεθεί ένα μοντέλο πρόβλεψης κοινώς αποδεκτό. Οι ερευνητές πειραματίζονται με μια ποικιλία μοντέλων προκειμένου να καταλήξουν σε συμπεράσματα για την δυνατότητα του κάθε ενός από αυτά στην επίτευξη μιας ορθής και αντικειμενικής πρόβλεψης. Κατά συνέπεια, η νέα δυναμική αυτού του κλάδου είναι που επιτάσσει την διενέργεια πιο σχολαστικών και σε βάθος ερευνητικών εγχειρημάτων προκειμένου να καταλήξουμε στο καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης.

Στην περίπτωση μας, το θέμα που μας απασχολεί είναι προσανατολισμένο στην πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά του Nord Pool για τη Νορβηγία χρησιμοποιώντας το Feed Forward Neural Network με αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης (BP). Η χρήση άλλωστε των Νευρωνικών Δικτύων στην πρόβλεψη τιμών στον χώρο της ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί μια σημαντική συνεισφορά, τόσο σε ακαδημαϊκό, όσο και σε πρακτικό επίπεδο, καθότι προσφέρει μια όσο το δυνατόν έγκυρη μέθοδο προς κάθε ενδιαφερόμενο (παραγωγούς, καταναλωτές κλπ) αναφορικά με την ικανότητα πρόβλεψης τιμών αλλά και με τη χρησιμότητα της πληροφόρησης αυτής ως προς την δημιουργία εκτιμήσεων για την μελλοντική πορεία των τιμών αυτών.

1.2 Σκοπός της Εργασίας

Ο σκοπός της παρούσας εργασίας μπορεί να επεξηγηθεί, εν μέρει, από τα όσα αναφέρθηκαν ανωτέρω (στο θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας), ωστόσο δεν περιορίζεται μόνο σε αυτά. Ένας από τους πιο σημαντικούς, ίσως, λόγους που οδήγησαν στην επιλογή του συγκεκριμένου θέματος, είναι η πληθώρα ερευνών των τελευταίων ετών που εξετάζουν τη δυνατότητα πρόβλεψης των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας για να επέλθει ισορροπία και συνάμα κερδοφορία στους συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας σε παγκόσμιο αλλά και σε εθνικό επίπεδο. Τόσο από θεωρητικής απόψεως, όσο και από την σκοπιά του εμπλουτισμού του ακαδημαϊκού γνωστικού κεφαλαίου, θεωρούμε ότι η εργασία αυτή μπορεί να συνδράμει ουσιαστικά στην κατανόηση της ανάγκης εξεύρεσης της καλύτερης μεθόδου πρόβλεψης στον τομέα αυτό.

Επιπροσθέτως, δύο ακόμα λόγοι που μας ωθούν προς την ενασχόληση με το συγκεκριμένο θέμα έχουν να κάνουν τόσο με το προσωπικό ενδιαφέρον της συγγραφέως με τη δυνατότητα ακριβής πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, όσο και με την πεποίθηση περί των προοπτικών άνθισης που θα έχει στο μέλλον η πρόβλεψη τιμών στην παγκόσμια αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, γεγονός που δικαιολογεί ακόμα περισσότερο την επιλογή του εν λόγω θέματος.

1.3 Δομή της Εργασίας

Η παρούσα εργασία αποτελείται από, συνολικά, έξι κεφάλαια. Η δομή της έχει ως εξής:

Στο πρώτο κεφάλαιο, εισαγωγή, παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο καθώς και ο σκοπός της εν λόγω εργασίας, μέσα από την συνοπτική παρουσίαση των σημαντικότερων λόγων που οδήγησαν στην ενασχόληση με το συγκεκριμένο θέμα. Ακολούθως, παρατίθεται η δομή της.

Το δεύτερο κεφάλαιο είναι αφιερωμένο στην επισκόπηση της παγκόσμιας βιβλιογραφίας της τελευταίας εξαετίας που άπτεται του θέματος της πρόβλεψης τιμών με τη

χρησιμοποίηση ποικίλων μοντέλων Νευρωνικών Δικτύων αλλά και της χρησιμότητάς τους στην παγκόσμια αγορά ενέργειας.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται, συνοπτικά, το θεωρητικό υπόβαθρο περί των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται αναφορά στις Ανανεώσιμες και Μη Πηγές Ενέργειας, τα είδη των ΑΠΕ καθώς και των μειονεκτημάτων/πλεονεκτημάτων τους. Ακολουθεί η Οδηγία που έχει εκδοθεί για τις ΑΠΕ και η συμβολή του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου προς αυτή την κατεύθυνση.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζεται, συνοπτικά, το θεωρητικό υπόβαθρο γύρω από τη Τεχνητή Νοημοσύνη. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται εμβάθυνση στις έννοιες της Τεχνητής Νοημοσύνης, στους κόλπους της οποίας συναντάμε τη Μηχανική Μάθηση και τα Νευρωνικά Δίκτυα.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται, συνοπτικά, το θεωρητικό υπόβαθρο περί της πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Πιο αναλυτικά, ασχολούμαστε με την παρουσίαση και την περιγραφή των μοντέλων, των κατηγοριών, των μεθόδων, την επιλογή χαρακτηριστικών, των κριτηρίων ταξινόμησης, των ποιοτικών και ποσοτικών μεθόδων αλλά και των δεικτών αξιολόγησης για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.

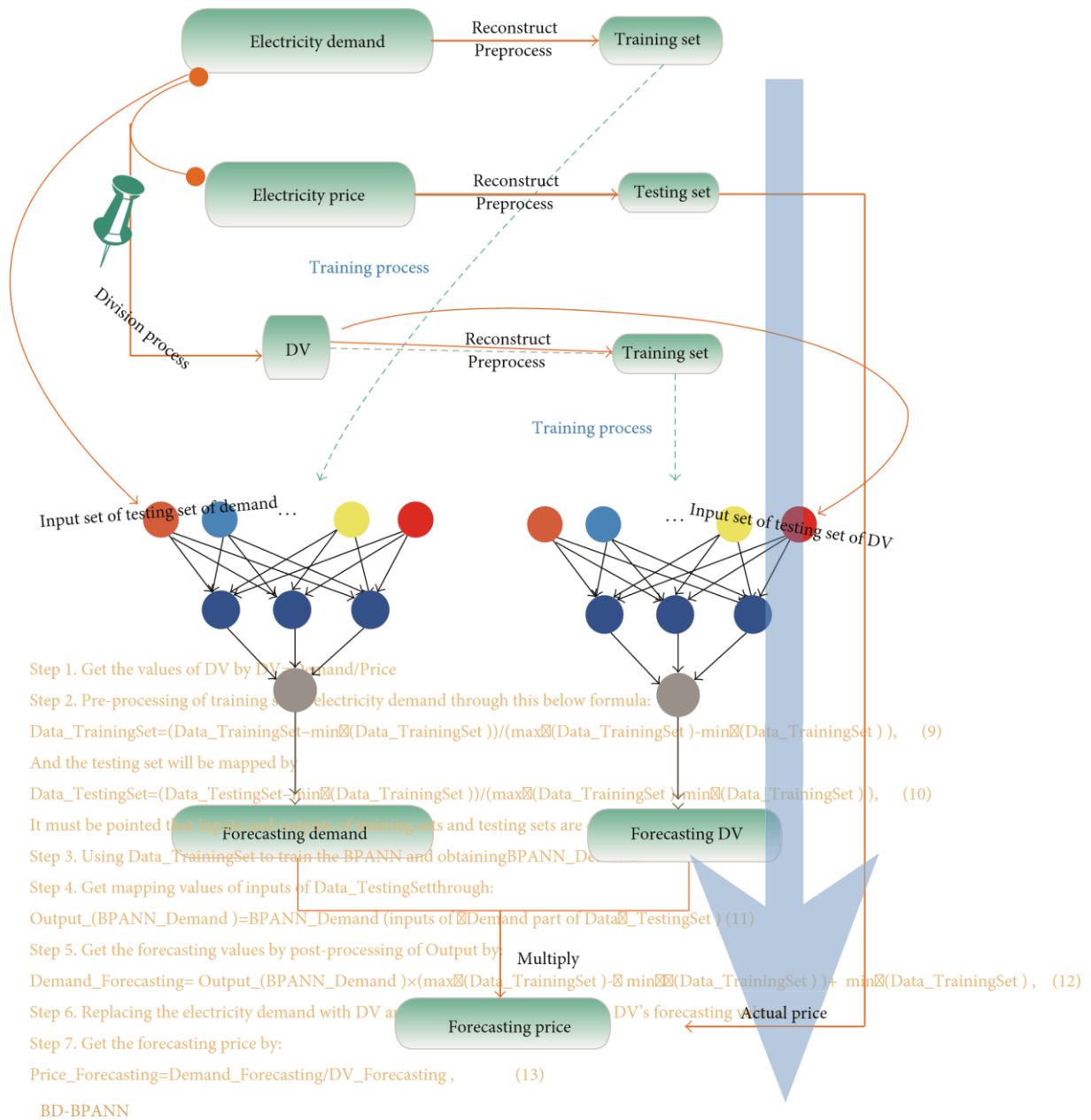
Τέλος, στο έκτο κεφάλαιο επιχειρούμε την πρόβλεψη τιμών στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας του Nord Pool για την Νορβηγία χρησιμοποιώντας το μοντέλο Feed Forward Neural Network (Νευρωνικό Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης) με αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης (BP). Αναλύουμε την μεθοδολογία που ακολουθήσαμε, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της εργασίας, οι περιορισμοί της, καθώς και οι προτάσεις για περαιτέρω έρευνα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

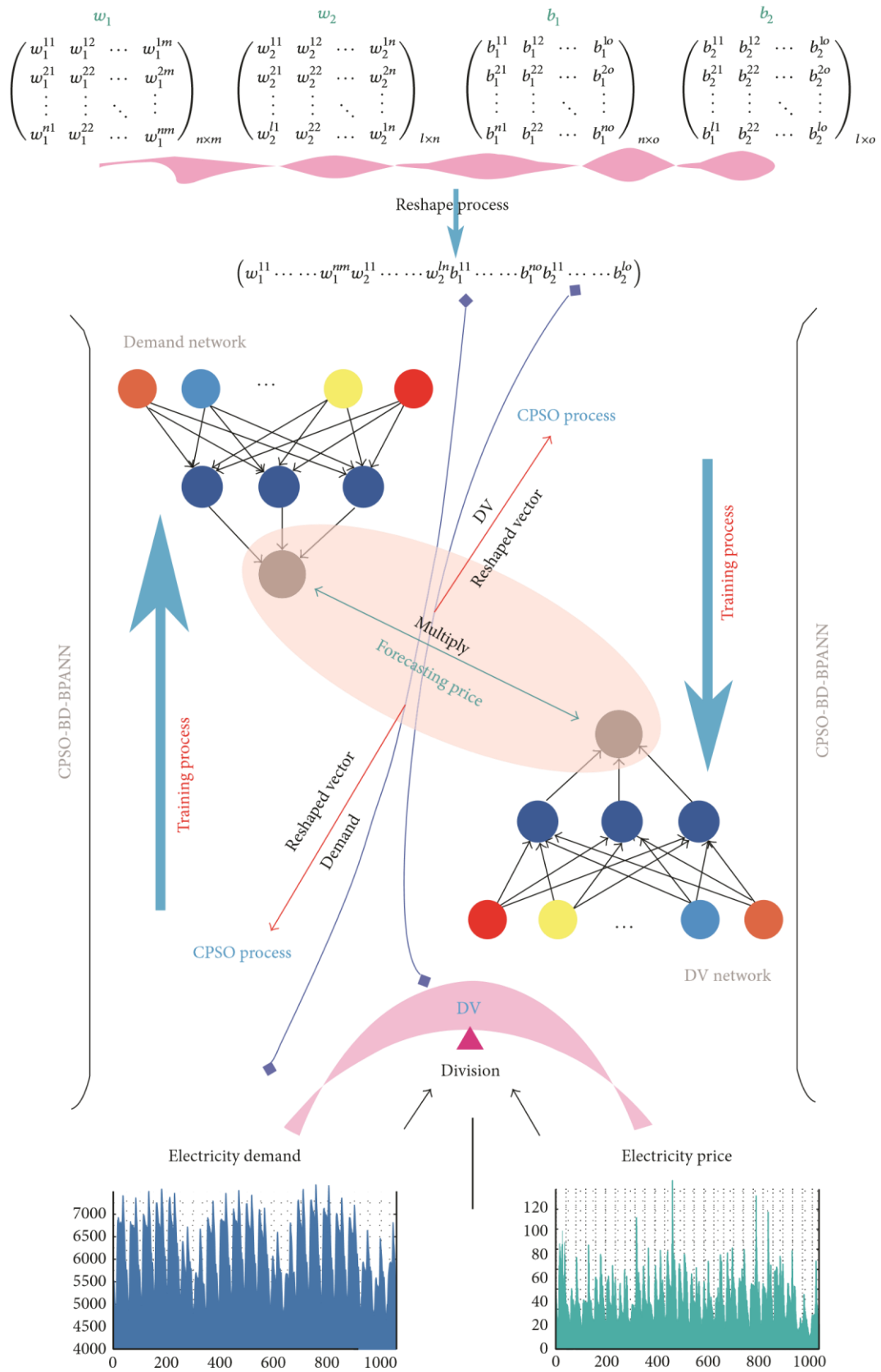
Στην απελευθερωμένη και ανταγωνιστική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία αντανακλά τη σχέση προσφοράς και ζήτησης ηλεκτρισμού, αποκτά σημαίνοντα ρόλο. Όλες οι αποφάσεις των συμμετεχόντων στην εν λόγω αγορά εξαρτώνται από την εν λόγω τιμή καθιστώντας αυτομάτως τη πρόβλεψη και τη μοντελοποίηση της από τους ακρογωνιαίους λίθους έρευνας στην αγορά ενέργειας. Καθώς όμως οι σειρές τιμών ηλεκτρικής ενέργειας χαρακτηρίζονται από μη γραμμικότητα, μη στασιμότητα και μεταβλητότητα και η ζήτηση ενέργειας εξαρτάται από παράγοντες όπως ο καιρός, η ένταση των επιχειρηματικών δραστηριοτήτων και οι καθημερινές δραστηριότητες, η πρόβλεψη τιμών με υψηλή ακρίβεια καθίσταται πολύ δύσκολη. Προκειμένου να αντιμετωπισθούν τα όποια προβλήματα, έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες έρευνας χρησιμοποιώντας ποικίλες μεθόδους πρόβλεψης και μοντελοποίησης. Παρακάτω παρατίθενται έρευνες της τελευταίας εξαετίας.

Οι Wang et al (2014) πρότειναν τη μέθοδο της διμερής διαίρεσης BPANN (BD-BPANN-βλ. Σχήμα 1) και τη μέθοδο CPSO-BD-BPANN για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας, βασιζόμενοι στη Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων Χάους (CPSO-Chaos Particle Swarm Optimization), του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Οπίσθιας Διάδοσης (BPANN) και στην ιδέα της διμερούς διαίρεσης. Τα δεδομένα ελήφθησαν από τη τιμή και τη ζήτηση ηλεκτρικού ρεύματος της Βικτώρια στην Αυστραλία για το έτος 2008. Για να συνδυάσουν την ιστορική τιμή και τη ζήτηση με σκοπό τη βελτίωση της πρόβλεψης της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας, πρότειναν μια νέα μεταβλητή, που ονομάζεται DV. Η εν λόγω μεταβλητή υπολογίστηκε με βάση την αρχή της διαίρεσης, προκειμένου να προβλέψει την day-ahead τιμή ηλεκτρικής ενέργειας πολλαπλασιάζοντας τις προβλεπόμενες τιμές του DV και τις προβλεπόμενες τιμές ζήτησης. Στη συνέχεια, για να βελτιωθεί η ακρίβεια του BD-BPANN, το CPSO και το BD-BPANN συνδυάζονται για να δημιουργηθεί ένα νέο μοντέλο, το CPSO-BD-BPANN (βλ. Σχήμα 2). Το CPSO χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση των αρχικών παραμέτρων του BD-BPANN για να κάνει την παραγωγή του πιο σταθερή από το αρχικό μοντέλο. Η εν λόγω έρευνα αξιολόγησε τα μοντέλα από την πλευρά της ακρίβειας της πρόβλεψης, του υπολογισμού του χρόνου και της σταθερότητας. Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν για την έρευνα είναι τα κάτωθι: CPSO-BD-BPANN, BD-BPANN, CPSO-BPANN και BPANN. Το συμπέρασμα που διεξήγαγαν ήταν ότι το μοντέλο CPSO-BD-

BPANN είναι συγκριτικά καλύτερο όταν εξετάζεται η ακρίβεια της πρόβλεψης, ενώ το μοντέλο BD-BPANN είναι συγκριτικά καλύτερο μοντέλο όταν το κόστος υπολογισμού πρέπει να είναι χαμηλότερο, ενώ η ακρίβεια παραμένει σε υψηλά επίπεδα.



Σχήμα 1 Μέθοδος BD-BPANN



Σχήμα 2 Μέθοδος CPSO-BD-BPANN

Οι Vijayalakshmi και Girish (2015) επιδεικνύουν την υπεροχή των μοντέλων ANN για την πρόβλεψη της βραχυπρόθεσμης spot τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε σύγκριση με τα οικονομετρικά μοντέλα χρονοσειρών, εξετάζοντας την αντίστοιχη βιβλιογραφία. Διατείνονται ότι επιτυγχάνοντας ακριβείς προβλέψεις τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, οι συμμετέχοντες στην αγορά θα επιτύχουν μεγιστοποίηση της κερδοφορίας τους αλλά και την εκπλήρωση των δεσμεύσεων τους χρησιμοποιώντας έναν κατάλληλο συνδυασμό συμφωνιών αγοράς ενέργειας διμερούς εμπορίου και αγοράς / πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας μέσω ανταλλαγών ηλεκτρικής ενέργειας με συνετό, αποδοτικό και αποτελεσματικό τρόπο.

Οι Abedinia et al (2015) πρότειναν μια μηχανή πρόβλεψης Συνδυασμένου Νευρωνικού Δικτύου (CNN) για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Ο κινητήρας πρόβλεψης του CNN είναι εξοπλισμένος με έναν νέο μηχανισμό εκπαίδευσης βασισμένο σε τροποποιημένο CRO. Αυτός ο εκπαιδευτικός μηχανισμός βασίζεται σε μια αποτελεσματική στοχαστική μέθοδο αναζήτησης, η οποία είναι μια τροποποιημένη έκδοση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης χημικών αντιδράσεων, δίνοντας υψηλή μαθησιακή ικανότητα στο CNN. Οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι εκμάθησης NN συνήθως αναζητούν το χώρο λύσης των βαρών του NN σε μια συγκεκριμένη κατεύθυνση (όπως η απότομη κατεύθυνση καθόδου σε αλγορίθμους μάθησης με βάση την κλίση) και έτσι μπορεί να παγιδευτούν σε τοπικά βέλτιστα. Από την άλλη πλευρά, ο προτεινόμενος τροποποιημένος CRO μπορεί να αναζητήσει το χώρο λύσης σε διάφορες κατευθύνσεις παράλληλα με υψηλή ικανότητα εξερεύνησης και ποικιλομορφία αναζήτησης, αποφεύγοντας την παγίδευση στο τοπικό βέλτιστο. Επιπλέον, το τροποποιημένο CRO διαθέτει τόσο μοναδικούς και πολλαπλούς, όσο και τοπικούς και παγκόσμιους τελεστές αναζήτησης, γεγονός που αυξάνει την πιθανότητα εύρεσης βέλτιστης λύσης για τα βάρη της μηχανής πρόβλεψης που βασίζεται στο CNN. Η προτεινόμενη στρατηγική πρόβλεψης τιμών δοκιμάστηκε στις πραγματικές αγορές ηλεκτρικής ενέργειας της Πενσυλβανίας – Νιου Τζέρσεϋ – Μέριλαντ (PJM) και της ηπειρωτικής Ισπανίας και τα ληφθέντα αποτελέσματά της συγκρίθηκαν εκτενώς με τα αποτελέσματα που ελήφθησαν από διάφορες άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Αυτές οι συγκρίσεις κατέδειξαν την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης στρατηγικής.

Οι Pany και Ghoshal (2015) χρησιμοποίησαν Τοπικά Γραμμικά Νευρωνικά Δίκτυα Γραμμικών Κυμάτων για να βρουν τη τιμή εκκαθάρισης της αγοράς για μια δεδομένη περίοδο, η οποία βασίζεται σε προσέγγιση παρόμοιων ημερών. Έλαβαν τα δεδομένα τους από την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας του Οντάριο (OEM) (περίοδος 1/1/2004-26/12/2004) που

λειτουργεί σε περιβάλλον πλεονασματικής ισχύος και από την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας της Ινδίας (IEM) (περίοδος 1/10/2013-18/11/2014) που λειτουργεί σε περιβάλλον ελλειμματικής ισχύος. Το εν λόγω μοντέλο δεν απαιτεί εξωτερικό αποσυνθέτη/συνθέτη και με αυτό το τρόπο αποφεύγεται ο κίνδυνος απώλειας εξαρτημάτων υψηλής συχνότητας του σήματος τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν μέσω προσομοίωσης συγκρίνονται με άλλες εξελικτικές τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως της ευρετικής μεθόδου, του μοντέλου IESO, του μοντέλου MLR, του μοντέλου NN αλλά και μοντέλου Wavelet. Μέσω των αποτελεσμάτων αυτών κατέδειξαν τις δυνατότητες της προτεινόμενης προσέγγισης αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητα της για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Συγκεκριμένα, διαπίστωσαν ότι η πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας με βάση το προτεινόμενο μοντέλο δίνει καλύτερη απόδοση λόγω της ευνοϊκής ιδιότητας του να μοντελοποιεί τα μη στάσιμα σήματα υψηλής συχνότητας όπως η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι Wang et al (2016) με βάση το Index of Bad Samples Matrix (IBSM) (μια νέα μέθοδος για τη δυναμική επιβεβαίωση κακών εκπαιδευτικών δειγμάτων) και τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης (OA), πρότειναν ένα μοντέλο DCANN και Update DCANN για την πρόβλεψη της day-ahead τιμής. Αυτό το μοντέλο είναι ένα υβριδικό σύστημα εποπτευόμενης και μη εποπτευόμενης μάθησης και εφαρμόζει δημιουργικά την ιδέα της διαγραφής κακών δειγμάτων και αναζήτησης ποιοτικών εισροών για ανάπτυξη και μάθηση, κάτι που δεν είναι σε αντίθεση με τα BPANN, RBFN, SVM και LSSVM. Τα αριθμητικά αποτελέσματα με δεδομένα που ελήφθησαν από AEM (κανονική τιμή ηλεκτρικής μεταβλητότητας) και PJM (τιμή ηλεκτρικής ενέργειας υψηλής μεταβλητότητας) δείχνουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο δεν είναι μόνο ικανό να προσεγγίσει την πραγματική τιμή ηλεκτρικής ενέργειας (με κανονική ή υψηλή μεταβλητότητα), αλλά είναι και ένα αποτελεσματικό εργαλείο για την πρόβλεψη h-step-ahead (h-βήμα πρόβλεψης- είναι μικρότερο από 10) σε σύγκριση με τα σημεία αναφοράς.

Οι Bobinaite και Zutens (2016) είχαν ως στόχο τη μοντελοποίηση των προσδοκιών της γεννήτριας ηλεκτρικής ενέργειας σχετικά με την βραχυπρόθεσμη εξέλιξη των τιμών στη Λετονική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα επιχείρησαν και την αποκάλυψη του ρόλου των προσδοκιών στη διαδικασία λήψης αποφάσεων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας καθορίζοντας στη συνέχεια την επίδραση τους στο κέρδος ή στην ζημιά των γεννητριών, οι οποίες συμμετέχουν σε μια ανταγωνιστική αγορά. Έλαβαν δεδομένα από τη βάση του Nord Pool Spot (2016) για την περίοδο 3/6/2013-9/2/2016. Χρησιμοποίησαν μια προσέγγιση

Νευρωνικού Δικτύου για τη μοντελοποίηση και μεθόδους ανάλυσης συσχέτισης και ευαισθησίας για τον προσδιορισμό των βασικών καθοριστικών παραγόντων των προσδοκιών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Η τιμή πριν από μια μέρα είναι ο βασικός καθοριστικός παράγοντας των προσδοκιών των τιμών και η σημασία των καθυστερημένων τιμών μειώνεται καθώς ο χρόνος προς τα πίσω μεγαλώνει. Εννέα μοντέλα προσδοκιών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας προετοιμάστηκαν για διαφορετικές φυσικές εποχές και τύπους της ημέρας με βάση το MLP. Η ακρίβεια της πρόβλεψης των μοντέλων κυμαίνεται από υψηλή σε χαμηλή, καθώς τα σφάλματα είναι 7,02% έως 59,23% και η δύναμη πρόβλεψης των εν λόγω μοντέλων για τα σαββατοκύριακα μειώνεται. Συνεπώς, τα πρόσθετα καθοριστικά στοιχεία των προσδοκιών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη στα μοντέλα και οι μελλοντικοί αλγόριθμοι επιλογής εισόδου θα πρέπει να εφαρμόζονται σε μελλοντικές έρευνες. Οδηγήθηκαν στο συμπέρασμα ότι οι προσδοκίες τιμών ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζουν την απώλεια της γεννήτριας μέσω των αποφάσεων παραγωγής, οι οποίες λαμβάνουν υπόψη τις αναμενόμενες (προβλεπόμενες) τιμές. Ωστόσο, τα μοντέλα που χρησιμοποίησαν επιτρέπουν τη λήψη της απόφασης παραγωγής σε επαρκές επίπεδο ακρίβειας.

Οι Dash et al (2016) με σκοπό τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη day-ahead της ωριαίας τιμής ηλεκτρικής ενέργειας, παρουσίασαν μια αποτελεσματική μέθοδο βασισμένη σε ένα Υβριδικό Δυναμικό Νευρωνικό Δίκτυο Λειτουργικών Συνδέσμων (DNN) που εκπαιδεύεται από ένα προσαρμοστικό ισχυρό άρωμα Kalman (UKF). Το λειτουργικό μπλοκ συμβάλλει στην εισαγωγή της μη γραμμικότητας με την επέκταση του χώρου εισόδου σε χώρο υψηλότερης διάστασης μέσω μιας λειτουργίας βάσης χωρίς τη χρήση οποιουδήποτε κρυφού στρώματος, όπως η δομή MLP. Το DNN περιλαμβάνει ένα ή περισσότερα φίλτρα απόκρυψης παλμών στην μπροστινή διαδρομή παρέχοντας συνδέσεις ανατροφοδότησης μεταξύ εξόδων και εισόδων. Αυτό επιτρέπει τη ροή σήματος προς τα εμπρός και προς τα πίσω, δίνοντας στο δίκτυο μια δυναμική μνήμη χρήσιμη για τη μη μίμηση δυναμικών συστημάτων. Επιπρόσθετα, για να βελτιωθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης, οι πίνακες διακύμανσης θορύβου του UKF προσαρμόζονται αναδρομικά. Η προτεινόμενη μέθοδος δοκιμάστηκε στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας PJM και οι μετρήσεις/υπολείμματα του Μέσου Απόλυτου Σφάλματος συγκρίθηκαν με άλλων μεθόδων πρόβλεψης, υποδεικνύοντας τη βελτιωμένη ακρίβεια της προσέγγισης και την καταλληλότητα της να παράγει προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο. Παράλληλα, για τη σύγκριση της ακρίβειας της πρόβλεψης, επιχειρήθηκε μια εναλλακτική βελτιστοποίηση συνδιακύμανσης θορύβου UKF με τη χρήση Διαφορικής Εξέλιξης (DE). Αυτή η υβριδική

προσέγγιση είναι πιο χρονοβόρα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί όταν ο χρόνος πρόβλεψης δεν είναι κρίσιμος.

Οι Rafiei et al (2016) πρότειναν μια υβριδική προσέγγιση που βασίζεται σε Τροποποιημένο Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Ηχοτοποθέτησης Δελφινιών (MDEOA), προ επεξεργασία κύματος, Νευρωνικό Δίκτυο Κύματος (WNN) και τεχνική επιλογής χαρακτηριστικών. Ο εξελικτικός αλγόριθμος χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του WNN. Επιπρόσθετα, χρησιμοποίησαν τεχνική εκκίνησης για τον υπολογισμό της αβεβαιότητας και των Διαστημάτων Πρόβλεψης (PI) του μοντέλου. Με βάση τη διακύμανση του θορύβου και την αβεβαιότητα του μοντέλου επιτυγχάνονται διαστήματα πρόβλεψης. Αυτή η μέθοδος είναι μια υβριδική, ακριβής και αξιόπιστη προσέγγιση για την ωριαία πιθανή πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Για την αξιολόγηση της απόδοσης της μεθόδου, ελήφθησαν δεδομένα των αγορών του Οντάριο, της Νέας Αγγλίας και της Αυστραλίας για το έτος 2014. Τα αριθμητικά αποτελέσματα που προέκυψαν επιβεβαίωσαν ότι η προτεινόμενη μέθοδος έχει αποτελεσματική απόδοση, οπότε μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πρακτικές εφαρμογές για τη πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι Panarakidis και Dagoumas (2016) εξέτασαν τα μοντέλα Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN) για την πρόβλεψη day-ahead τιμών ενέργειας. Τα εν λόγω μοντέλα αναφέρονται στη μοναδική εφαρμογή των ANN ή σε υβριδικά μοντέλα όπου το ANN συνδυάζεται με αλγόριθμο ομαδοποίησης. Τα δεδομένα εκπαίδευσης συγκεντρώνονται σε ομοιογενείς ομάδες και για κάθε συστάδα χρησιμοποιείται ένας αποκλειστικός προβολέας. Τα προτεινόμενα μοντέλα χαρακτηρίζονται από ολοκληρωμένη λειτουργία και από υψηλό επίπεδο ευελιξίας. Μπορούν να ληφθούν υπόψη διαφορετικές εισροές και να εξεταστούν διαφορετικές τοπολογίες ANN. Κατόπιν τα μοντέλα δοκιμάζονται σε ένα σύνολο δεδομένων που αποτελείται από άτυπα μοτίβα τιμών και από πολλά ακραία σημεία. Τα υβριδικά μοντέλα δεν βελτίωσαν την αποδοτικότητα του διαδοχικού δικτύου, ωστόσο οδήγησαν σε χαμηλότερα σφάλματα στα υποσύνολα του κύριου σετ δοκιμών.

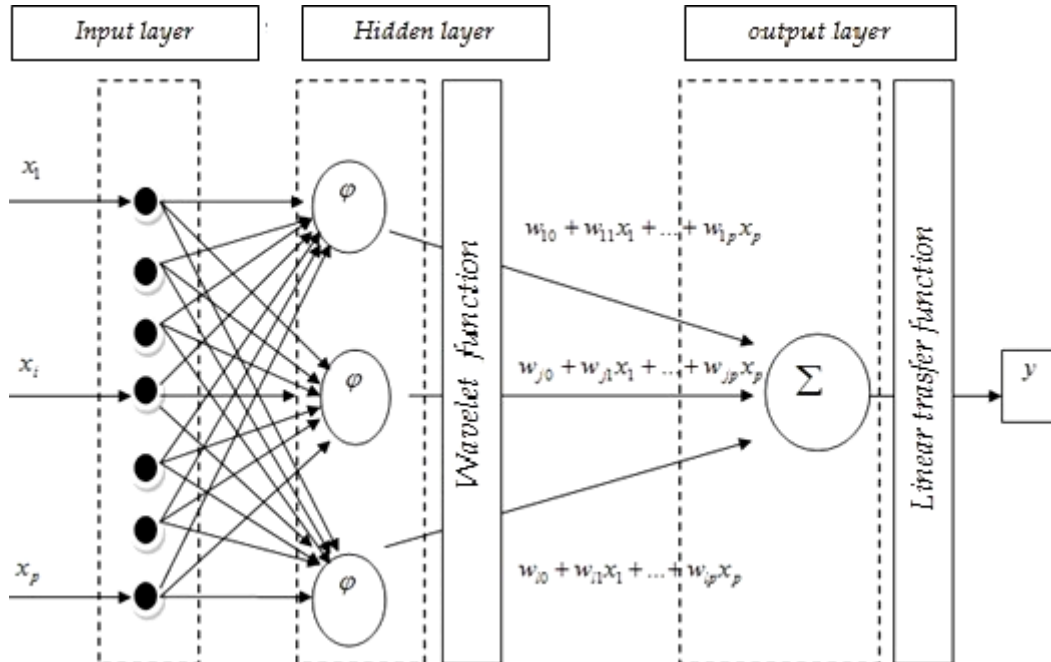
Οι Mosbah και El-Hawary (2016) διαπραγματεύτηκαν τη Βραχυπρόθεσμη Ωριαία Πρόβλεψη Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας (EPF) για τον επόμενο μήνα (στην έρευνα τους ήταν ο μήνας Ιανουάριος) του 2006, χρησιμοποιώντας τα ιστορικά ωριαία στοιχεία για το 2005 που δημοσιεύτηκαν από τον Αυστραλιανό Διαχειριστή Αγοράς Ενέργειας (AEMO). Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στη πρόβλεψη είναι ωριαία ιστορικά δεδομένα για τη θερμοκρασία, το φορτίο ηλεκτρικής ενέργειας και τη τιμή του φυσικού αερίου από τις αγορές

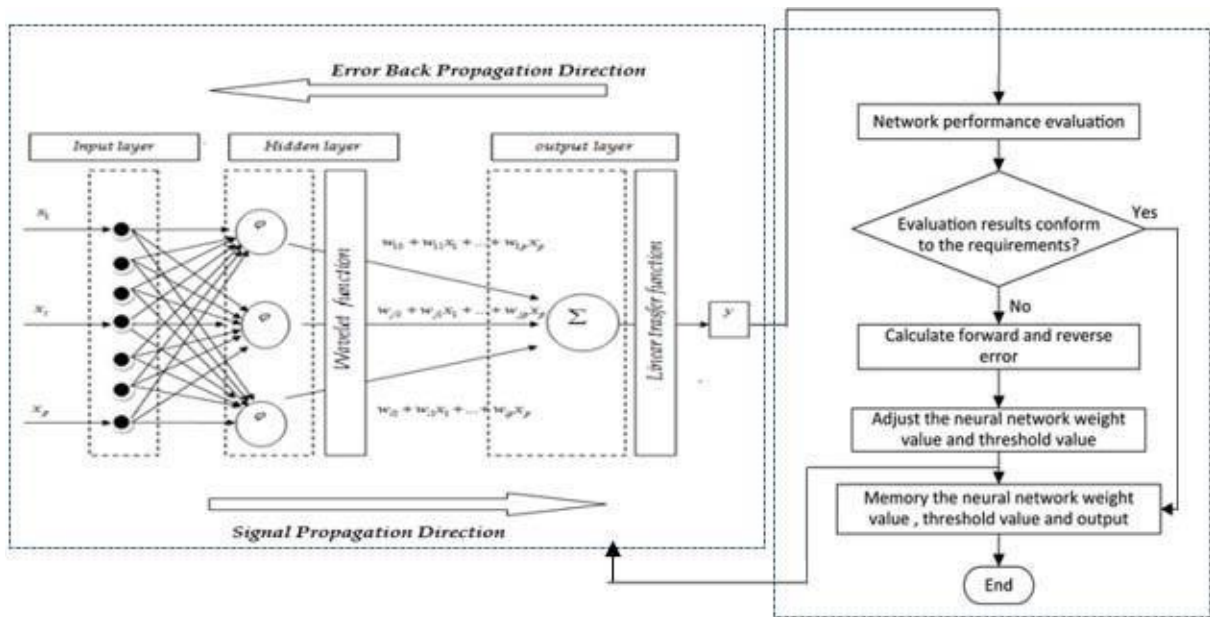
ηλεκτρικής ενέργειας της Αυστραλίας. Εφάρμοσαν μια νέα προσέγγιση Πολυεπίπεδων Νευρωνικών Δικτύων σε σύνθετες τοπολογίες προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης. Ο σκοπός της έρευνας τους ήταν να μελετηθεί η συμπεριφορά των διαφορετικών σύνθετων τοπολογιών για τη σύγκριση των δεικτών βέλτιστης απόδοσης που αξιολογούνται από το Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος (Mean Absolute Percentage Error) και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Square Error). Η απόδοση διαφορετικών τοπολογιών συγκρίνεται για τον προσδιορισμό της καλύτερης αρχιτεκτονικής σύνδεσης. Πιο αναλυτικά, προχώρησαν στη διασύνδεση τριών ξεχωριστών δικτύων σε μια τοπολογία καταρράκτη (cascade topology) και σε μια παράλληλη τοπολογία (parallel topology) προκειμένου να επιτύχουν την καλύτερη απόδοση βασισμένη στα αποτελέσματα προσομοίωσης. Η σύγκριση μεταξύ των δύο τοπολογιών έδειξε ότι η πρώτη (cascade topology) έχει ανώτερη απόδοση. Δηλαδή, η σύγκριση της τοπολογίας τύπου cascade-parallel-in-cascade με την cascade-parallel-in-parallel αποκαλύπτει ότι αρχίζοντας και τελειώνοντας με μια τοπολογία σύνδεσης καταρράκτη (cascade) αποδίδει καλύτερα. Από τη σύγκριση της εκτέλεσης της τοπολογίας cascade-parallel-in-parallel με την parallel-cascade in parallel, συμέραναν ότι αρχίζοντας τη τοπολογία με παράλληλη σύνδεση παράγει καλύτερα αποτελέσματα από την τοπολογία καταρράκτη. Επιπρόσθετα, οδηγήθηκαν στο συμπέρασμα ότι δεν υπάρχει διαφορά στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων μεταξύ parallel-cascade-in-cascade σύνδεσης και της parallel-cascade-in-parallel σύνδεσης. Από το προηγούμενο πείραμα θα μπορούσε να εξαχθεί το συμπέρασμα ότι η απόδοση της τοπολογίας cascade-parallel-in-cascade είναι γενικά ανώτερη όλων των προαναφερόμενων τοπολογιών. Μετά την ανάλυση της απόδοσης κάθε τοπολογίας, οδηγήθηκαν στο συμπέρασμα ότι η παράλληλη τοπολογία, η οποία υπολογίζει κατά μέσο όρο τα σφάλματα εξόδου, βελτιώνει την απόδοση των συστημάτων. Από την άλλη πλευρά, η τοπολογία του καταρράκτη συσσωρεύει το σφάλμα από κάθε στάδιο εκπαίδευσης, βελτιώνοντας κυρίως τη συνολική απόδοση στα συστήματα με υψηλή κατανομή δεδομένων.

Οι Amor et al (2017) επιχείρησαν και αυτοί την μοντελοποίηση και πρόβλεψη των spot τιμών ηλεκτρικής ενέργειας για την αγορά Nord Pool, με έμφαση στην ύπαρξη της εποχιακής μακράς μνήμης συμπεριφοράς στον υπό όρους μέσο όρο και στην υπό όρους διακύμανση. Αρχικά, εστίασαν στη μοντελοποίηση του μέσου όρου χρονοσειρών και για αυτό υιοθέτησαν μια γενικευμένη κλασματική διαδικασία k-factor Gegenbauer (k-factor GARMA¹). Η επιλογή αυτού του μοντέλου βασίζεται στην ικανότητα του να λαμβάνει υπόψη

¹ Το εν λόγω μοντέλο εφαρμόστηκε από αρκετούς συγγραφείς για την αναπαραγωγή των εποχιακών προτύπων.

ταυτόχρονα τη μακροχρόνια/βραχυχρόνια εξάρτηση καθώς και τις εποχιακές διακυμάνσεις σε διαφορετικές συχνότητες. Πιο συγκεκριμένα, επιτρέπει περισσότερη ποικιλομορφία στη δομή συνδιακύμανσης μιας μεταβλητής, η οποία παρατηρείται τόσο μέσω της λειτουργίας αυτοσυσχέτισης όσο και μέσω της συνάρτησης φασματικής πυκνότητας η οποία παρουσιάζει k μοναδικότητες. Στη συνέχεια, το υπόλοιπο του παραπάνω μοντέλου (το οποίο χαρακτηρίζεται από μια χρονική διακύμανση) χρησιμοποιήθηκε ως υποκατάστατο για την υπό όρους διακύμανση. Αυτά τα υπόλοιπα προβλέφθηκαν χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικές προσεγγίσεις: 1) στη πρώτη προσέγγιση αναπτύχθηκε ένα Τοπικό Μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου Γραμμικού Κύματος (LLWNN - Local Linear Wavelet Neural Network) προκειμένου να προβλεφθεί η υπό όρους διακύμανση χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους οπίσθιας διάδοσης (Back Propagation- BP), [βλ σχήμα 3], 2) στη δεύτερη προσέγγιση, υιοθετήθηκε η Gegenbauer γενικευμένη αυτοεπιθετική υπό όρους διαδικασία ετεροσκεδαστικότητας (G-GARMA) και οι παράμετροι του μοντέλου k -factor GARMA – G-GARMA εκτιμήθηκαν με τη χρήση μεθοδολογίας κύματος βασισμένης στη μεθοδολογία του Διακριτού Μετασχηματισμού Πακέτων Κύματος (Discrete Wavelet Packet Transform - DWPT). Τα εμπειρικά αποτελέσματα απέδειξαν ότι το μοντέλο k -factor GARMA – G-GARMA είναι καταλληλότερο για προβλέψεις από το μοντέλο DWPT.





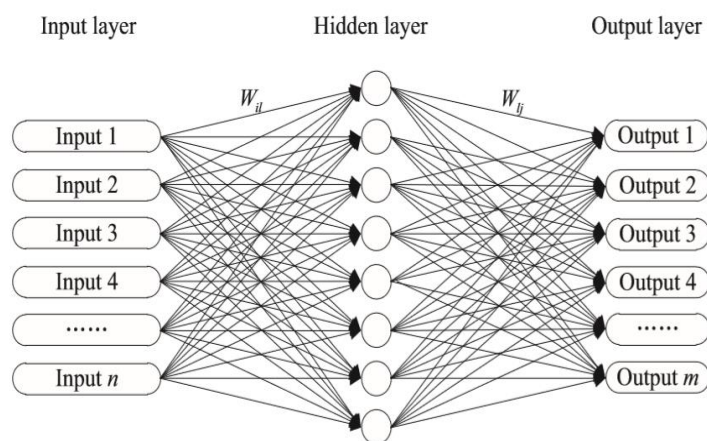
Σχήμα 3 Τοπικό Μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου Γραμμικού Κύματος βασισμένο σε Αλγόριθμο Οπίσθιας Διάδοσης

Οι Alshejari και Kodogiannis (2017) προσπάθησαν να διερευνήσουν την απόδοση ασύμμετρων μοντέλων Νευρο-Ασαφών Δικτύων για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη day ahead τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Ανέπτυξαν ένα μοντέλο από υπάρχοντα Ασαφή Συστήματα Takagi-Sugeno-Kang, αντικαθιστώντας το μέρος IF των ασαφών κανόνων με μια ασύμμετρη συνάρτηση Gauss. Επιπρόσθετα, χρησιμοποίησαν μια μέθοδο ομαδοποίησης ως σχήμα προ-επεξεργασίας για τον προσδιορισμό του αρχικού συνόλου και του επαρκούς αριθμού συστάδων και τελικά του αριθμού των κανόνων στο προτεινόμενο μοντέλο. Η εφαρμογή της προτεινόμενης προσέγγισης για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά ISO New England ήταν νέα όσον αφορά την αρχιτεκτονική του δικτύου και την απόδοση των προβλέψεων. Τα αποτελέσματα που αντιστοιχούν στην ελάχιστη και τη μέγιστη τιμή ηλεκτρικής ενέργειας έδειξαν ότι το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης θα μπορούσε να θεωρηθεί ως ένα βελτιωμένο εργαλείο για την ακρίβεια των προβλέψεων.

Οι Wang et al (2017) πρότειναν αρχικά μια τεχνική αποσύνθεσης δύο επιπέδων και στη συνέχεια ανέπτυξαν ένα υβριδικό μοντέλο βασισμένο στην Άμεση Αποσύνθεση του Συνόλου Εμπειρικής Λειτουργίας (Fast Ensemble Empirical Mode Decomposition - FEEMD), στην Αποσύνθεση της Λειτουργίας Παραλλαγής (Variational Mode Decomposition -VMD) και στο Νευρωνικό Μοντέλο Οπίσθιας Διάδοσης (Back Propagation (BP) Neural Network) βελτιστοποιημένο από τον Αλγόριθμο Πυγολαμπίδας (Firefly-FA). Ο αλγόριθμος

FA είναι βασισμένος στη νοημοσύνη των σμηγών και λαμβάνει των πλεονεκτημάτων όλων των αλγορίθμων βασισμένων στη νοημοσύνη των σμηγών αλλά επιπρόσθετα, διαθέτει το πλεονέκτημα της αυτόματης υποδιαίρεσης καθιστώντας το κατάλληλο για μη γραμμικά προβλήματα βελτιστοποίησης. Ένα δεύτερο πλεονέκτημα είναι ότι διαθέτει πολύτροπα χαρακτηριστικά που μπορούν να χειριστούν αποτελεσματικά τα πολύτροπα προβλήματα με ταχύτερο ρυθμό σύγκλισης. Η υπεροχή του εν λόγω αλγόριθμου έχει επαληθευτεί από πολλές έρευνες σε διαφορετικά πεδία εφαρμογής.

Το Νευρωνικό Δίκτυο BP είναι ένα είδος Νευρωνικού Δικτύου τροφοδοσίας με πολλαπλές στρώσεις. Η δομή του παρατίθεται στο ακόλουθο Σχήμα 4. Πρόκειται για ένα μοναδικό μοντέλο καθώς η VMD εφαρμόζεται ειδικά για την περαιτέρω αποσύνθεση των Εγγενών Λειτουργιών Υψηλής Συχνότητας (Intrinsic Mode Functions - IMFs) που εκπέμπονται από το FEEMD σε έναν αριθμό λειτουργιών προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης και η μείωση της μη στατικότητας. Πιο συγκεκριμένα, το FEEMD χρησιμοποιείται για την αποσύνθεση της σειράς τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε ένα αριθμό IMFs με διαφορετικές συχνότητες και υπολείμματα. Δεδομένου ότι η υψηλή συχνότητα IMF1 μπορεί να αυξήσει τη δυσκολία πρόβλεψης, το VMD εφαρμόζεται για την πραγματοποίηση της δευτερεύουσας αποσύνθεσης του IMF1 και λαμβάνονται σύνολα τρόπων. Κατόπιν, το μοντέλο BP, που βελτιστοποιείται από το FA, χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των λειτουργιών που λαμβάνονται από την αποσύνθεση VMD, τα IMF (εκτός από τα IMF1) και τα υπολείμματα.



Σχήμα 4 Δομή ενός παραδοσιακού BP Νευρωνικού Δικτύου

Προκειμένου λοιπόν να αποδειχθεί η αποτελεσματικότητα και η δυνατότητα εφαρμογής του προτεινόμενου FEEMD-VMD-FA-BP μοντέλου, διεξήχθησαν δύο εμπειρικές μελέτες λαμβάνοντας υπόψη τρεις σειρές τιμών ηλεκτρικής ενέργειας που συλλέχθηκαν από τις πραγματικές αγορές ηλεκτρικής ενέργειας της Αυστραλίας και της Γαλλίας (NSW και QLD). Δεδομένου του διαφορετικού κλίματος, του πληθυσμού, των γεωγραφικών θέσεων, των κλιματολογικών χαρακτηριστικών και των βιομηχανικών δομών, οι τρεις σειρές τιμών ηλεκτρικής ενέργειας που συλλέχθηκαν από τις δύο χώρες εμφανίζουν σημαντικές διαφορές, οι οποίες όμως συμβάλλουν στην αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας και της πρακτικότητας του προτεινόμενου μοντέλου. Στην πρώτη εμπειρική μελέτη, τα μοντέλα πρόβλεψης των BP, FA-BP, FEEMD-FA-BP και VMD-FA-BP, τα οποία αποτελούν συστατικά του προτεινόμενου μοντέλου, επιλέγονται ως μοντέλα αναφοράς για την επαλήθευση της απόδοσης της προτεινόμενης υβριδικής στρατηγικής, ενώ στο δεύτερο, προκειμένου να αξιολογηθεί διεξοδικά το προτεινόμενο μοντέλο, συγκρίνονται τρία υπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης, συμπεριλαμβανομένων των ARIMA, WT-GA-SVM και EEMD-GA-BP. Για την περαιτέρω ανάλυση της επίδρασης της τεχνικής αποσύνθεσης δύο επιπέδων και του αλγορίθμου βελτιστοποίησης FA στο προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο, πραγματοποιούνται στην πρώτη εμπειρική μελέτη τρεις κατηγορίες συγκρίσεων: 1) η Σύγκριση I έχει σχεδιαστεί για να πιστοποιεί τα πλεονεκτήματα της τεχνικής αποσύνθεσης δύο επιπέδων; 2) η Σύγκριση II έχει σχεδιαστεί για να αποδεικνύει τα θετικά αποτελέσματα των τεχνικών αποσύνθεσης; και 3) η Σύγκριση III έχει σχεδιαστεί για την επαλήθευση της συμβολής του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης FA στο μοντέλο BP; Με βάση τα αποτελέσματα του πειράματος, οι τιμές σφάλματος MAE, RMSE, MAPE και TIC του προτεινόμενου μοντέλου σε προβλέψεις ενός βήματος, δύο βημάτων, τεσσάρων βημάτων και έξι βημάτων είναι όλες μικρότερες σε σύγκριση με όλα τα μοντέλα συγκριτικής αξιολόγησης. Συνεπώς το προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο FEEMD-VMD-FA-BP, το οποίο βασίζεται σε τεχνική αποσύνθεσης δύο επιπέδων, έχει την καλύτερη απόδοση, παρόλο που είναι λίγο πιο χρονοβόρο. Επομένως, τέσσερα κύρια συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν:

1. το προτεινόμενο μοντέλο FEEMD-VMD-FA-BP κατέχει την καλύτερη απόδοση σε σύγκριση με όλα τα άλλα εξεταζόμενα μοντέλα αναφοράς, συμπεριλαμβανομένων των BP, FA-BP, FEEMD-FA-BP, VMD-FA-BP, WT-GA-SVM, EEMD-GA-BP και ARIMA για τους ορίζοντες πρόβλεψης ενός βήματος, δύο βημάτων, τεσσάρων βημάτων και έξι βημάτων μπροστά, κάτι που αποδεικνύει ότι το προτεινόμενο μοντέλο είναι κατάλληλο για τη μη στατική πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας,

2. η τεχνική αποσύνθεσης δύο επιπέδων (FEEMD + VMD) αποδίδει καλύτερα από τις μεθόδους απλής αποσύνθεσης (FEEMD και VMD) στη βελτίωση της ικανότητας πρόβλεψης των μοντέλων,
3. η τεχνική αποσύνθεσης (FEEMD και VMD) μπορεί να βελτιώσει την ικανότητα πρόβλεψης του μοντέλου FA-BP.

Η FA έχει θετική επίδραση στο μοντέλο BP βελτιστοποιώντας τα βάρη και τα όρια μεταξύ του στρώματος εισόδου και του κρυφού στρώματος. Έτσι, οι συγγραφείς κατέληξαν στο γενικό συμπέρασμα ότι το προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο που βασίζεται στην τεχνική αποσύνθεσης δύο στρωμάτων και το μοντέλο FA-BP μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια την τυχαία και μη στατική σειρά ηλεκτρικής ενέργειας.

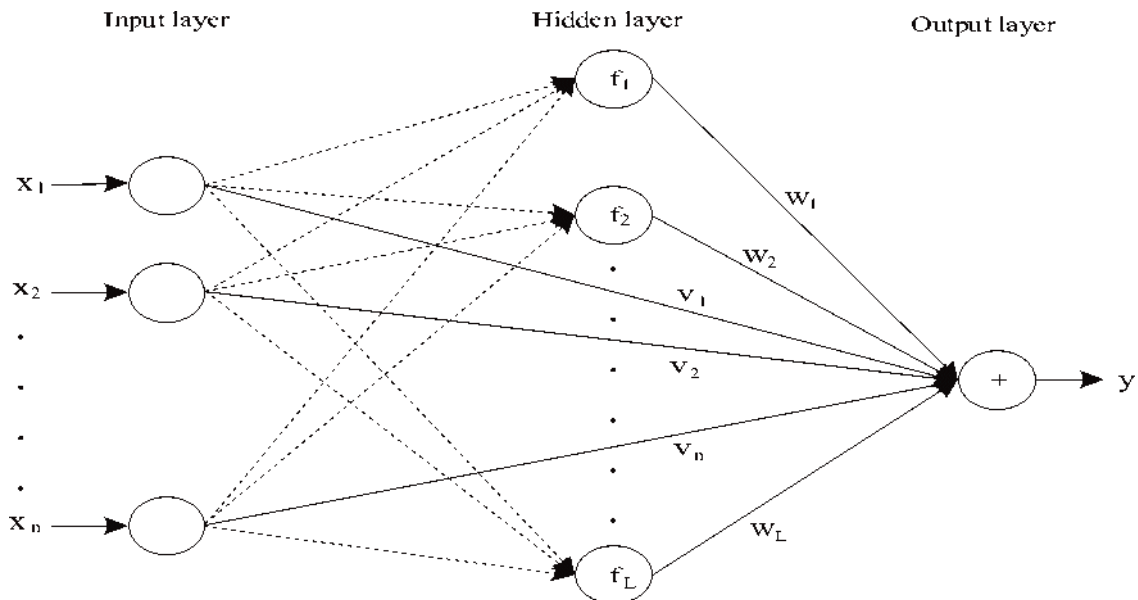
Οι Rafiei et al (2017) λαμβάνοντας υπόψη τη σημασία που έχει στις μέρες μας η πρόβλεψη της τιμής της ενέργειας επιχείρησαν την παρουσίαση μιας πιθανολογικής προσέγγισης για την ωριαία πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας για τις δύο επόμενες μέρες, χρησιμοποιώντας δεδομένα δύο προηγούμενων μηνών από την αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας του Οντάριο (IESO) και της Αυστραλίας (AEMO) για το έτος 2014. Η τεχνική εκκίνησης (bootstrapping technique²) χρησιμοποιείται για την εφαρμογή της αβεβαιότητας και δεδομένου ότι η μέθοδος χρειάζεται να είναι γρήγορη και χαμηλού υπολογιστικού κόστους στις καθημερινές προβλέψεις, εφαρμόζεται μια γενικευμένη μέθοδος μάθησης, η οποία έχει υψηλή ακρίβεια και ταχύτητα. Αυτή η μέθοδος βασίζεται σε μια γενικευμένη προσέγγιση μηχανών ακραίας μάθησης προκειμένου να χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση των Νευρωνικών Δικτύων Κύματος (WNN). Πιο συγκεκριμένα, στην έρευνα τους χρησιμοποίησαν ένα συνδυασμό γενικευμένου ELM³ (GELM) για βελτιωμένα Νευρωνικά Δίκτυα Κύματος, προεπεξεργασία κύματος και bootstrap. Το προτεινόμενο GELM χρησιμοποιείται για την εκμάθηση βελτιωμένων WNN μαζί με την προεπεξεργασία Wavelet για τη διαίρεση των σειρών τιμών σε υποκατηγορίες που έχουν καλή συμπεριφορά με σκοπό να επιτευχθεί μια πιο ακριβής πρόβλεψη. Μια χαρακτηριστική δομή Wavelet Neural Network παρουσιάζεται στο Σχήμα 5. Επιπρόσθετα, προκειμένου να ληφθούν υπόψη οι αβεβαιότητες του μοντέλου και να επιτευχθούν PIs⁴ γίνεται χρήση bootstrap. Η υψηλή απόδοση στη

² Πρόκειται για ένα ισχυρό εργαλείο για στατιστικές διαδικασίες συμπερασμάτων

³ Ακραίες μηχανές εκμάθησης

⁴ Διαστήματα πρόβλεψης

μοντελοποίηση της αβεβαιότητας και η εκπαίδευση υψηλής ακρίβειας μετέτρεψαν τη μέθοδο αυτή σε μια καλή επιλογή για πιθανές προβλέψεις της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας.



Σχήμα 5 Δομή Βελτιωμένου Wavelet Neural Network

Οι Beigaitė και Krilavičius (2018) επιχείρησαν την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη spot τιμών ηλεκτρικής ενέργειας για τη ζώνη τιμών της Λιθουανίας στην αγορά ενέργειας του Nord Pool με δεδομένα περιόδου από 1/1/2016-31/12/2017. Η υψηλότερη μέση ακρίβεια κατά τη διάρκεια των πειραμάτων πρόβλεψης επιτεύχθηκε χρησιμοποιώντας το Νευρωνικό Δίκτυο Elman. Η πιο ακριβής πρόβλεψη με σφάλμα MAPE ίσο με 2,94% έγινε χρησιμοποιώντας το δίκτυο Jordan. Σε σύγκριση με τη μέση μέθοδο αναφοράς, τόσο τα δίκτυα Elman όσο και τα δίκτυα Jordan επιτρέπουν την επίτευξη πιο ακριβών προβλέψεων, παρόλο που οι προβλέψεις που πραγματοποιούνται από αυτά τα επαναλαμβανόμενα δίκτυα είναι λιγότερο ακριβείς από τη χρήση συγκριτικής προσέγγισης Seasonal Naïve.

Οι Kuo και Huang (2018) πρότειναν ένα σύστημα πρόβλεψης τιμής ηλεκτρικής ενέργειας που βασίζεται σε ένα μοντέλο Βαθύ Νευρωνικού Δικτύου (EPnet) το οποίο συνδυάζει δύο Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα, το Convolutional Neural Network (CNN) και τη Μακροπρόθεσμη Μνήμη (LSTM). Το μοντέλο προβλέπει τη τιμή ηλεκτρικής ενέργειας της επόμενης ώρας με βάση τις τιμές των προηγούμενων 24 ωρών. Προκειμένου να συγκριθεί η συνολική απόδοση κάθε αλγορίθμου, εφαρμόστηκαν τα μέτρα αξιολόγησης του Μέσου

Απόλυτου Σφάλματος (MAE) και του Ριζικού Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE). Τα αποτελέσματα της έρευνας τους έδειξαν ότι σε σύγκριση με άλλες παραδοσιακές μεθόδους μάθησης (SVM, RF, DT, MLP, CNN και LSTM), η απόδοση της πρόβλεψης του μοντέλου προσομοίωσης που προτείνεται αποδεικνύεται ότι είναι καλύτερη καθώς έχει καλύτερες δυνατότητες πρόβλεψης και οι μέσες τιμές MAE και RMSE είναι χαμηλότερες. Συνδυάζοντας τα μοντέλα CNN και LSTM, επιβεβαιώνεται η σκοπιμότητα και η πρακτικότητα της πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι Marin et al (2018) επιχείρησαν να προβλέψουν τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας στην Κολομβιανή αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Εφάρμοσαν μια συμβατική ανάλυση οικονομετρικών χρονοσειρών και μία εναλλακτική τεχνική βασισμένη σε αλγόριθμους Τεχνητής Νοημοσύνης χρησιμοποιώντας μοντέλα Αυτόματης Αύξησης Κίνησης-Μέσου Όρου (ARMAX) και Μη Γραμμικά Νευρωνικά Δίκτυα Αυτόματης Επέμβασης (NARX). Μετά την εκτίμηση ενός υβριδικού μοντέλου που συνδυάζει μοντέλα ARMAX και ARNX, συμπεριλαμβανομένων εξωγενών εισόδων, προχώρησαν στη πρόβλεψη μιας χρονικής σειράς τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε ορίζοντα 12 μηνών μπροστά (Μάιος, 2017). Σε κάθε περίπτωση, εκτίμησαν το Ριζικό Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα της πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα της έρευνας τους έδειξαν ότι η απόδοση του μοντέλου NARX δεν είναι σημαντικά καλύτερη από αυτή του ARMAX. Μετά την εφαρμογή μιας δοκιμής Diebold-Mariano για πρόβλεψη ακρίβειας των ανταγωνιστικών οικονομετρικών μοντέλων, η μηδενική υπόθεση δεν απορρίπτεται. Αξίζει να σημειωθεί ότι, παρόλο που η διαδικασία που ακολουθήθηκε φαίνεται να μην προβλέπει με ακρίβεια το επίπεδο των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, μπορεί να αναπαράγει μελλοντικά πρότυπα τιμών με υψηλή ακρίβεια. Τέλος, όσον αφορά τις τιμές πρόβλεψης, η διαδικασία που εφάρμοσαν υποδηλώνει ότι οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας θα παρουσιάσουν μια αυξανόμενη τάση ενέργειας βραχυπρόθεσμα και θα εμφανίσουν μεταβολές επιπέδων και κάποια μορφή μεταβλητότητας.

Οι Ugurlu et al (2018) πρότειναν τη χρήση Περιορισμένων Επαναλαμβανόμενων Μονάδων (GRU - Gated Recurrent Units) ως μια νέα τεχνική πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Χρησιμοποίησαν μια ποικιλία αλγορίθμων με τριετές κυλιόμενο παράθυρο και συνέκριναν τα αποτελέσματα με τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN). Στα πειράματα τους οι GRUs τριών επιπέδων ξεπέρασαν τόσο όλες τις άλλες δομές Νευρωνικών Δικτύων όσο και τις τελευταίες τεχνολογίας στατιστικές μελέτες με στατιστικά σημαντικό τρόπο στην τούρκικη day-ahead αγορά.

Οι Chang et al (2018) επιχείρησαν να επαληθεύσουν την απόδοση του Νευρωνικού Δικτύου LSTM που βελτιστοποιήθηκε με το Adam (μια μέθοδος με αποτελεσματική στοχαστική βελτιστοποίηση) χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων από τη Νέα Νότια Ουαλία της Αυστραλίας. Πιο αναλυτικά, η μακρά βραχυπρόθεσμη μνήμη (LSTM), ένας τύπος επαναλαμβανόμενου Νευρωνικού Δικτύου, αποδίδει καλά σε αρκετούς τομείς, αλλά η απόδοση του δεν είναι ικανοποιητική για την επεξεργασία χρονοσειρών και των μη γνωστών προβλημάτων παλινδρόμησης. Η μέθοδος ADAM συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των δύο δημοφιλών μεθόδων βελτιστοποίησης: AdaCrad και RMSProp, οδηγώντας με αυτό το τρόπο το μοντέλο LSTM να έχει ακόμη καλύτερη απόδοση. Τα αποτελέσματα της έρευνας τους έδειξαν ότι το προτεινόμενο μοντέλο (το Νευρωνικό Δίκτυο AdamLS™) αποδίδει καλύτερα από τα υπάρχοντα δημοφιλή μοντέλα καθώς βελτιώνει αποτελεσματικά την ακρίβεια της πρόβλεψης.

Οι Lago et al (2018), με κίνητρο την αυξανόμενη ενσωμάτωση μεταξύ των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, προτείνουν ένα πλαίσιο μοντελοποίησης που μπορεί να βελτιώσει την προγνωστική ακρίβεια αξιοποιώντας τις σχέσεις μεταξύ των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας και κατά συνέπεια να συμβάλλει στην απόκτηση οικονομικά πιο αποτελεσματικών ενεργειακών συστημάτων. Αρχικά, προτείνουν ένα Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο (DNN - Deep Neural Networks)⁵ που εξετάζει χαρακτηριστικά από συνδεδεμένες αγορές για τη βελτίωση της προβλεπόμενης ακρίβειας σε μια τοπική αγορά (ένα γενικό DNN με δύο κρυφά στρώματα μπορεί να αναπαρασταθεί όπως στο Σχήμα 6). Το προτεινόμενο πλαίσιο μοντελοποίησης που βασίζεται σε DNN λαμβάνει υπόψη τα χαρακτηριστικά ολοκλήρωσης της αγοράς που είναι διαθέσιμα εκ των προτέρων σε όλες τις ευρωπαϊκές αγορές. Για να μετρήσουν τη σημασία αυτών των δυνατοτήτων προτείνουν έναν αλγόριθμο επιλογής χαρακτηριστικών. Ο εν λόγω αλγόριθμος χρησιμοποιεί την βελτιστοποίηση Bayesian και τη λειτουργική ανάλυση της διακύμανσης τα οποία αξιολογούν την επίδραση των χαρακτηριστικών στην απόδοση του αλγορίθμου. Το πρώτο αυτό μοντέλο, λαμβάνοντας υπόψη τις δυνατότητες από συνδεδεμένες αγορές, βελτιώνει την προγνωστική απόδοση.

⁵ Ο όρος βαθιά αναφέρεται στο γεγονός ότι, χάρις στις νέες εξελίξεις των τελευταίων ετών, είναι δυνατή πλέον η ύπαρξη διαφόρων Νευρωνικών Δικτύων των οποίων το βάθος δεν περιορίζεται σε ένα μόνο κρυμμένο στρώμα όπως στην παραδοσιακή πολυεπίπεδη perceptron, και το οποίο έχει δείξει συστηματικά καλύτερες δυνατότητες γενίκευσης. Ενώ υπάρχουν διαφορετικές αρχιτεκτονικές DNN στην εν λόγω έρευνα χρησιμοποιείται ένα τυπικό DNN, δηλαδή ένα πολυεπίπεδο perceptron με περισσότερα από ένα κρυμμένα επίπεδα.

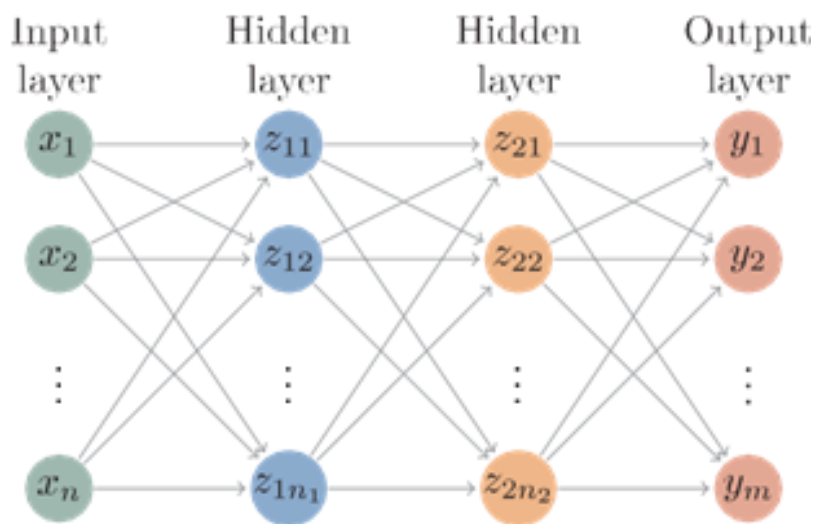
Συνεχίζουν την έρευνα τους και προτείνουν ένα δεύτερο μοντέλο, το οποίο με ταυτόχρονη πρόβλεψη τιμών από δύο αγορές, επιτυγχάνει ακόμη περισσότερο τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων.

Για την έρευνα τους έλαβαν υπόψη την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας του Βελγίου και της Γαλλίας και τις βελτιώσεις στην ακρίβεια των προβλέψεων όταν χρησιμοποιούνται διάφορα γαλλικά χαρακτηριστικά ηλεκτρικής ενέργειας. Υπάρχουν στοιχεία που δείχνουν ότι στην περίπτωση της Γαλλίας και του Βελγίου οι τιμές spot μοιράζονται ισχυρή κοινή δυναμική. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας τις προηγούμενες τιμές και τις διαθέσιμες στο κοινό προβλέψεις φόρτωσης/παραγωγής σε γειτονικές χώρες, προτείνουν έναν πρώτο προγνωστικό δείκτη όπου τα μοντέλα αποτελεσμάτων ολοκλήρωσης της αγοράς επηρεάζουν την δυναμική της αγοράς. Στη συνέχεια, προτείνουν μια δεύτερη πρόβλεψη που γενικεύει περαιτέρω την ολοκλήρωση της αγοράς. Εκτός από την μοντελοποίηση της ολοκλήρωσης της αγοράς χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά εισόδου, η δεύτερη πρόβλεψη περιλαμβάνει και την επίδραση στο χώρο εξόδου. Με την ταυτόχρονη πρόβλεψη των τιμών σε πολλές αγορές, ο προτεινόμενος προγνώστης μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια πρόβλεψης. Όσον αφορά το κομμάτι επιλογής του αλγορίθμου, οι ερευνητές προτείνουν τον αλγόριθμο επιλογής περιτυλίγματος που βασίζεται σε λειτουργικό ANOVA, το οποίο επιλέγει άμεσα χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας μη γραμμικά μοντέλα και χωρίς μετασχηματισμό χαρακτηριστικών. Με αυτό το τρόπο αντιμετωπίζονται τα μειονεκτήματα της χρησιμοποίησης αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται σε άλλες μελέτες. Τα εν λόγω μειονεκτήματα είναι τα κάτωθι: α) δεν εξετάζουν την απόδοση του μοντέλου άμεσα, με αποτέλεσμα οι δυνατότητες που προκύπτουν να είναι ελλιπείς ή περιττές, β) στην περίπτωση αλγορίθμων για μη γραμμικά μοντέλα τα εισαγόμενα στοιχεία πρέπει να μετατραπούν σε χώρους χαμηλότερης διάστασης με αποτέλεσμα πληροφορίες χαρακτηριστικών να χάνονται, και γ) ενώ παρέχουν μια επιλογή χαρακτηριστικών, δεν υπολογίζεται η σχετική σημασία κάθε χαρακτηριστικού.

Οι προαναφερθέντες ερευνητές απέδειξαν ότι τα δύο προτεινόμενα μοντέλα οδηγούν σε βελτιώσεις που είναι στατιστικά σημαντικές. Συγκεκριμένα, λόγω της ολοκλήρωσης της αγοράς η ακρίβεια πρόβλεψης βελτιώνεται από 15,7% σε 12,5% sMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error - Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος)⁶. Επιπλέον,

⁶ Ο λόγος για την επιλογή του sMAPE αντί του παραδοσιακού MAPE είναι το γεγονός ότι το MAPE παρουσιάζει ευαισθησία σε τιμές που πλησιάζουν το μηδέν.

επέδειξαν ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών μπορεί να πραγματοποιήσει μια σωστή αξιολόγηση, δηλαδή να απορρίψει τα άσχετα χαρακτηριστικά. Λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα της έρευνας, είναι σαφές ότι η ολοκλήρωση της αγοράς μπορεί να διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς η επίδραση των γειτονικών χωρών φαίνεται να είναι αρκετά σημαντική ώστε να δημιουργηθούν στατιστικά σημαντικές διαφορές όσον αφορά την ακρίβεια των προβλέψεων. Κατά συνέπεια, καθώς η ΕΕ έχει εφαρμόσει κανονισμούς για να σχηματίσει μια ολοκληρωμένη ευρωπαϊκή αγορά αλλά υπάρχει περιορισμένη αντίληψη για το αποτέλεσμα τέτοιων κανονισμών, αυτά τα αποτελέσματα κρίνονται σημαντικά για την χάραξη πολιτικής. Το γεγονός ότι η ολοκλήρωση της αγοράς τροποποιεί σε μεγάλο βαθμό τη δυναμική των τιμών μεταξύ Βελγίου και Γαλλίας, αποτελεί ένδειξη ότι λειτουργούν οι κανονισμοί που έχουν τεθεί σε ισχύ. Επιπρόσθετα, αυτά τα αποτελέσματα έχουν μεγάλη σημασία στη σταθερότητα μεταξύ των δικτύων και μπορούν να παρέχουν οικονομικό πλεονέκτημα στους παράγοντες της αγοράς.



Σχήμα 6 Παράδειγμα DNN

Ένα βασικό σημείο στη Πρόβλεψη Τιμών Ηλεκτρικής Ενέργειας (EPF) είναι η κατάλληλη αντιμετώπιση της εποχικότητας. Οι ημερήσιες και εβδομαδιαίες εποχικότητες λαμβάνονται πάντα υπόψη στην day-ahead πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά το μακροπρόθεσμο εποχιακό στοιχείο θεωρείται ότι προσθέτει περιττή πολυπλοκότητα και για αυτό το λόγο πολλές μελέτες το αγνοούν. Η πρόσφατη εισαγωγή του πλαισίου μοντελοποίησης Seasonal Component Autoregressive (SCAR) άλλαξε τα δεδομένα, αν και αυτό το πλαίσιο βασίζεται σε γραμμικά μοντέλα που υπολογίζονται με τη χρήση συνηθισμένων ελάχιστων τετραγώνων. Οι Marcjasz, Bartosz et al (2019) προσπάθησαν να

αποδείξουν ότι τα μοντέλα NARX με τα ίδια δεδομένα με τα αντίστοιχα μοντέλα τύπου SCAR μπορούν να οδηγήσουν σε ακόμη καλύτερες αποδόσεις. Με τη διεξαγωγή μιας εκτεταμένης εμπειρικής μελέτης, η οποία περιλαμβάνει αυτόματου επιπέδου αλλά και τύπου NARX μοντέλα Νευρωνικού Δικτύου και δύο ωριαίας ανάλυσης περιόδους δοκιμής διάρκειας 2 ετών από δύο διαφορετικές αγορές ηλεκτρικής ενέργειας (GEFCom2014-Παγκόσμιος Διαγωνισμός Πρόβλεψης Ενέργειας 2014⁷ και Nord Pool⁸), αντιμετώπισαν τρία σημαντικά ερωτήματα: (i) είναι η βελτίωση από τη χρήση της προσέγγισης εποχιακών συστατικών (SC) στην EPF επόμενης ημέρας ένα γενικό φαινόμενο το οποίο ισχύει και για μη γραμμικά μοντέλα τύπου NARX; (ii) είναι τα οφέλη από την ακρίβεια της χρήσης της προσέγγισης SC πιο ευεργετικά στο μη γραμμικό από ότι στο γραμμικό πλαίσιο μοντελοποίησης; και (iii) μπορούν τα «εποχιακά» μη γραμμικά μοντέλα να έχουν καλύτερη απόδοση από τις δομές τύπου SCAR; Η απάντηση είναι καταφατική και στις τρεις περιπτώσεις. Η απόδοση των μοντέλων Νευρωνικών Δικτύων τύπου NARX όχι μόνο μπορεί να βελτιωθεί με τη χρήση της προσέγγισης SC, αλλά είναι επίσης πιο ευαίσθητη στην αποσύνθεση του LTSC από ότι τα μοντέλα τύπου ARX. Τα καλύτερα μοντέλα τύπου SCANN⁹, δηλαδή μηχανήματα επιτροπών που αποτελούνται από πέντε δίκτυα SCANN πανομοιότυπων δομών αλλά με διαφορετικά βάρη (που συμβολίζονται με το SCANN5), απέδωσαν 0,72%–0,99% χαμηλότερα λάθη WMAE¹⁰ (Weekly-Weighted Mean Absolute Error) από το σημείο αναφοράς ANN5 και βελτίωση των προτύπων SCARX σε σχέση με το σημείο αναφοράς ARX (για WMAEs περίπου 11% για GEFCom 2014 και περίπου 8% για τη Nord Pool). Επιπλέον, τα μοντέλα SCANN5 ξεπερνούν τα μοντέλα SCARX και για τα δύο σύνολα δεδομένων κατά 0,21%–0,36% (σε όρους WMAE). Αυτό οδηγεί σε ένα πολύ υψηλότερο, αλλά ακόμα υποφερτό υπολογιστικό κόστος.

⁷ Το σύνολο δεδομένων για την συγκεκριμένη έρευνα καλύπτει την περίοδο 1.1.2011-17.12.2013

⁸ Για τη συγκεκριμένη έρευνα λαμβάνονται υπόψη τιμές για τέσσερις σκανδιναβικές χώρες (Δανία, Φιλανδία, Νορβηγία και Σουηδία) από την περίοδο 1.1.2013-26.12.2015.

⁹ Το πλαίσιο μοντελοποίησης SCANN είναι μια γενίκευση του μοντέλου ANN, ανάλογης της δομής SCAR για το μοντέλο ARX.

¹⁰ Το WMAE (Weekly-Weighted Mean Absolute Error) είναι ένα ισχυρό μέτρο παρόμοιο με το MAPE αλλά με το απόλυτο σφάλμα να κανονικοποιείται από τη μέση εβδομαδιαία τιμή, προκειμένου να αποφευχθούν οι αρνητικές επιπτώσεις των spot τιμών ηλεκτρικής ενέργειας που είναι αρνητικές ή πλησιάζουν το μηδέν. Επίσης, πρέπει να σημειωθεί ότι το WMAE απαιτεί η περίοδος δοκιμής να είναι πολλαπλάσια της εβδομάδας.

Οι Windler et al (2019) εφαρμόζουν μια προσέγγιση σταθμισμένου γειτονικού WNN, μια προσέγγιση TBATS και μια προσέγγιση Deep Feedforward Neural Network (DFNN) για την πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας EPEX Spot του Ευρωπαϊκού Χρηματιστηρίου Ενέργειας στη Γερμανία / Αυστρία για ορίζοντα πρόβλεψης έως και ένα μήνα. Συγκεκριμένα, πρότειναν τρία διαφορετικά μοντέλα, δηλαδή τα WNN, TBATS και DFNN, διαφορετικής πολυπλοκότητας και τα συγκρίνανε σύμφωνα με τα μέσα μέτρα σφάλματος για την καλύτερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων από την άποψη ενός υπεύθυνου σχεδιασμού παραγωγής. Για σκοπούς αξιολόγησης, υπολογίστηκαν 1357 διαφορετικές προβλέψεις για καθεμία από τις μεθόδους, επιτρέποντας έγκυρα συμπεράσματα ως προς την απόδοσή τους. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι όλες οι προσεγγίσεις οδηγούν σε αποδεκτές ακρίβειες. Ωστόσο, το DFNN υπερτερεί των WNN και TBATS παρέχοντας καλές προβλέψεις ακόμη και 29 ημέρες μπροστά.

Οι Zhou et al (2019) πρότειναν ένα βελτιστοποιημένο μοντέλο ετερογενούς δομής Μακροπρόθεσμου Νευρωνικού Δικτύου Μνήμης (LSTM) για την επίλυση των προβλημάτων της ενιαίας δομής δικτύου και της επιλογής υπερπαραμέτρων για το εν λόγω LSTM με σκοπό την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Η ετερογενής δομή LSTM κατασκευάζεται με βάση τα δεδομένα αποσύνθεσης και ανακατασκευής των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας και χρησιμοποιείται η Sequence Model-Based Optimization (SMBO) για τη βελτιστοποίηση των υπερπαραμέτρων του. Προκειμένου να επαληθεύσουν το προτεινόμενο μοντέλο, δοκιμάζουν τις ωριαίες προβλέψεις στο διαδίκτυο και τις ωριαίες day-ahead προβλέψεις στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας της Πενσυλβανίας, Νιου Τζέρσεϋ και Μέριλαντ (PJM). Τα αποτελέσματα των πειραμάτων έδειξαν ότι η απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου είναι πολύ καλύτερη από το γενικό μοντέλο LSTM αλλά και των παραδοσιακών μοντέλων όσον αφορά το κομμάτι της ακρίβειας και της σταθερότητας, προβάλλοντας μια νέα ιδέα για τη χρήση του LSTM για την πρόβλεψη χρονοσειρών.

Οι Zhang και Fleyeh (2019) προτείνουν μια νέα υβριδική προσέγγιση για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο Κατηγοριοποίησης Ενίσχυσης (Catboost) για την επιλογή χαρακτηριστικών και ένα αμφίδρομο Βραχυπρόθεσμο Νευρωνικό Δίκτυο Μνήμης (BDLSTM) για κύρια μηχανή πρόβλεψης. Προκειμένου να αξιολογήσουν το εν λόγω μοντέλο, λαμβάνουν δύο σύνολα δεδομένων για τις ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας της Στοκχόλμης από την αγορά NORD POOL για το 2018 και το συγκρίνουν με την απόδοση του Νευρωνικού Δικτύου Αντίληψης Πολλαπλών Επιπέδων (MLP), της Παλινδρόμησης Φορέα Υποστήριξης (SVR) και των

Μοντέλων Δέντρων Συνόλου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το προτεινόμενο μοντέλο είναι το πλέον κατάλληλο ως προς το Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος (MAPE), ωστόσο ο χρόνος εκπαίδευσης και πρόβλεψης του BDLSTM είναι μεγαλύτερος καθώς πρέπει να γίνει γνωστός μεγάλος αριθμός παραμέτρων.

Οι Zahid et al (2019) πρότειναν δύο μοντέλα, ένα για την πρόβλεψη φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας και ένα για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, χρησιμοποιώντας τεχνικές εξόρυξης δεδομένων και τεχνικές Deep Learning (DL). XG-Boost (XGB), Decision Tree (DT), Recursive Feature Elimination (RFE) και Random Forest (RF) χρησιμοποιούνται για την επιλογή χαρακτηριστικών και για εξαγωγή χαρακτηριστικών. Ως ταξινομητές χρησιμοποιούνται το Enhanced Convolutional Neural Network (ECNN) και το Enhanced Support Vector Regression (ESVR). Το Grid Search (GS) χρησιμοποιείται για το συντονισμό των παραμέτρων των ταξινομητών με σκοπό την αύξηση της απόδοσης τους. Ο κίνδυνος της υπερπλήρωσης μετριάζεται με την προσθήκη πολλαπλών επιπέδων στο ECNN. Τα προτεινόμενα μοντέλα συγκρίνονται με διαφορετικά σχήματα αναφοράς για την ανάλυση της σταθερότητας. Οι μετρήσεις απόδοσης MSE, RMSE, MAE και MAPE χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της απόδοσης τους. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι: 1) το ECNN είχε καλή απόδοση για την πρόβλεψη φορτίου και καλύτερη ακρίβεια από το CNN και 2) το ESVR είχε καλύτερη απόδοση για την πρόβλεψη τιμών και καλύτερη ακρίβεια από το SVR.

Οι Nascimento et al (2019) πρότειναν ένα νέο μοντέλο για την πρόβλεψη των day-ahead τιμών της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας με βάση την εφαρμογή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Η κύρια καινοτομία της έρευνας τους έγκειται στη φάση προεπεξεργασίας, στην οποία αναλύονται τα σχετικά δεδομένα που αναφέρονται στις διάφορες μεταβλητές οι οποίες έχουν άμεση επίδραση στις τιμές της αγοράς, όπως η παραγωγή, η θερμοκρασία και η κατανάλωση. Η συσχέτιση μεταξύ αυτών των μεταβλητών πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας συσχετισμό spearman από την οποία προκύπτει η αναγνώριση των δεδομένων που επηρεάζουν περισσότερο τη διακύμανση των τιμών της αγοράς. Αυτή η προκαταρκτική ανάλυση στη συνέχεια χρησιμοποιείται για την προσαρμογή της διαδικασίας εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα από την Ιβηρική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας (MIBEL) για την περίοδο 1/7/2016-30/7/2017 έδειξαν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση είναι σε θέση να επιτύχει πολύ χαμηλά σφάλματα πρόβλεψης μέσω της σωστής αναγνώρισης των πιο σχετικών μεταβλητών που πρέπει να ληφθούν υπόψη στη διαδικασία

εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Η αξιολόγηση απόδοσης πραγματοποιήθηκε και μέσω του Μέσου Απόλυτου Ποσοστού Σφάλματος (MAPE) και του Απόλυτου Σφάλματος (APE) επιδεικνύοντας υψηλή ακρίβεια.

Οι Zhang και Fleyeh (2019), αντιλαμβανόμενοι το κενό που υπήρχε στη βιβλιογραφία σχετικά με την επισκόπηση των πρόσφατων εφαρμογών Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, προσπάθησαν με την έρευνα τους να αναλύσουν τις υπάρχουσες προσεγγίσεις. Είναι γνωστό ότι για τη πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι τα πιο δημοφιλή λόγω της ευελιξίας και της αποτελεσματικότητας τους στο χειρισμό της πολυπλοκότητας και της μη γραμμικότητας και για αυτό το λόγο στην έρευνα τους γίνεται μια συνοπτική παρουσίαση του κάθε Νευρωνικού Δικτύου (βάσει του μοντέλου ANN) από το 2010 και μετά. Οι σημαντικές συνεισφορές, τα σύνολα δεδομένων που υιοθετήθηκαν καθώς και τα αντίστοιχα αποτελέσματα του κάθε πειράματος αναλύονται για κάθε μελέτη χωρίς όμως να είναι δυνατή η άμεση σύγκριση των αποτελεσμάτων τους, καθώς οι συγγραφείς χρησιμοποιούν διαφορετικά μέτρα απόδοσης αλλά και σύνολα δεδομένων από διαφορετικές αγορές. Για να επιτευχθεί η σύγκριση απαιτείται μια τυποποιημένη διαδικασία συγκριτικής αξιολόγησης.

Στη συνέχεια, εκτός από την ανασκόπηση των υπάρχουσών μελετών, προχώρησαν και στην λεπτομερή ανάλυση των πλεονεκτημάτων αλλά και μειονεκτημάτων κάθε τύπου μοντέλου Νευρωνικού Δικτύου. Σε σύγκριση με τα υβριδικά μοντέλα που βασίζονται σε Νευρωνικά Δίκτυα, ένα μόνο μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου είναι ευκολότερο να εφαρμοστεί, λιγότερο περίπλοκο και πιο αποτελεσματικό. Ωστόσο, μπορεί κάθε μεμονωμένο μοντέλο ANN που εξετάστηκε στην έρευνα τους να έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε σχέση με την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, έχει όμως ορισμένα μειονεκτήματα και μερικές φορές δεν είναι αρκετά αποτελεσματικό για την επίλυση πολύπλοκων πραγματικών προβλημάτων. Όταν πρόκειται για μια σειρά τιμών που είναι εξαιρετικά χαοτική και μη γραμμική, η απόδοση ενός συμβατικού ενιαίου ANN υποβαθμίζεται. Συνεπώς, μπορούν να εξεταστούν υβριδικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν δύο ή περισσότερα μοντέλα. Στις περισσότερες περιπτώσεις, οι υβριδικές προσεγγίσεις ξεπερνούν ένα μεμονωμένο μοντέλο καθώς κάθε μοντέλο χρησιμεύει για να αντισταθμίσει την αδυναμία ή να συμπληρώσει τη δύναμη άλλων μοντέλων που συμμετέχουν στην υβριδική προσέγγιση. Επιπρόσθετα, επεσήμαναν ότι το Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο είναι μια άλλη τάση. Τα Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν αποδειχθεί ανώτερα από τα Ρηγά όταν αντιμετωπίζουν πιο περίπλοκα προβλήματα πραγματικής ζωής, όπως προβλέψεις μακροπρόθεσμων χρονοσειρών. Κατέληξαν στη διαπίστωση ότι η

βιβλιογραφία επικεντρώνεται στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ οι μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις παραμένουν σχετικά ακάλυπτες, όπως επίσης και η προσέγγιση των Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων.

Οι Rostamnia και Rashid (2019) προσπάθησαν να αξιολογήσουν την έκταση ισχύος της τιμής στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Η έκταση ανταγωνιστικότητας της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας κατά τη διάρκεια συγκεκριμένων ωρών σε μια ημέρα θεωρείται ότι το επιτυγχάνει. Διερευνούν την επίδραση του ανταγωνισμού στη διαμόρφωση της μέσης σταθμισμένης τιμής σε μια αναδιαρθρωμένη αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Μια ακριβής αναγνώριση των χαρακτηριστικών της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας του Ιράν δείχνει ότι οι κοινές μεταβλητές, όπως η ιστορική τιμή, η ζήτηση, η κλιματική κατάσταση δεν είναι σε θέση να προβλέψουν με επαρκή ακρίβεια τις τιμές αγοράς. Αυτό οφείλεται στις διαφορές που υπάρχουν στη δομή και την αρχιτεκτονική της αναδιαρθρωμένης αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας σε σχέση με άλλες αγορές. Η συνειδητοποίηση της δομής της αγοράς βοηθάει τους συμμετέχοντες να προβλέπουν με μεγαλύτερη ακρίβεια καθώς η διάρθρωση της αγοράς επηρεάζει την απόδοση και την διαμόρφωση των τιμών.

Στη συνέχεια, προσπάθησαν να εκτιμήσουν την επίδραση της έκτασης της ανταγωνιστικότητας στην πρόβλεψη της ακρίβειας της ημερήσιας τιμής ισχύος. Χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο πρόβλεψης τιμών που βασίζεται στην αντίληψη πολλαπλών επιπέδων μέσω της οπίσθιας διάδοσης και στον μηχανισμό Levenberg-Marquardt. Ο Δείκτης Υπολειμματικής Προσφοράς (Residual Supply Index - RSI)¹¹ και άλλες μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν ως εισροές στο μοντέλο για την αξιολόγηση της ανταγωνιστικότητας της εν λόγω αγοράς. Η μεταβλητή τιμή είναι η κύρια μεταβλητή που χρησιμοποίησαν και η οποία περιλαμβάνει την τιμή εκκαθάρισης της αγοράς και τη σταθμισμένη μέση τιμή. Η διαφοροποίηση των δύο παραπάνω τιμών είναι σημαντική στην αγορά του Ιράν. Συγκεκριμένα στην έρευνα τους η γενική τιμή της κατάστασης της αγοράς είναι η μέση σταθμισμένη τιμή και η τιμή στόχος είναι η σταθμισμένη μέση τιμή για τις ώρες αιχμής και μη. Αυτομάτως η τιμή θεωρείται μεταβλητή εισόδου και εξόδου για το Νευρωνικό Δίκτυο, με τις ιστορικές τιμές αλλά και το προβλεπόμενο φορτίο να κατέχουν τη θέση μεταβλητών εισόδου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η χρήση δεικτών ισχύος στην αγορά συμβάλλει στην αύξηση της ακρίβειας των προβλέψεων. Συνεπώς η έκταση της ανταγωνιστικότητας της

¹¹ Δείκτης Υπολειμματικής Προσφοράς (RSI): είναι ένας από τους τρόπους που χρησιμοποιούνται στο τομέα της εκτίμησης της ανταγωνιστικότητας ισχύος στην αγορά.

ισχύος της αγοράς σε διαφορετικές ημερήσιες χρονικές περιόδους αποτελεί μια αξιοσημείωτη μεταβλητή στη διαμόρφωση τιμών. Επιπλέον, οι παράγοντες της αγοράς δεν μπορούν να αγνοήσουν την επεξηγηματική ισχύ της αγοράς στην πρόβλεψη τιμών.

Για την έρευνα τους χρησιμοποίησαν πραγματικά δεδομένα της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας από το 2013 με κύρια πηγή δεδομένων να είναι η εταιρεία διαχείρισης πλέγματος στο Ιράν. Ο διαχωρισμός των ημερών της εβδομάδας σε διάφορα πρότυπα βάσει του χρόνου για τον προσδιορισμό της συμπεριφοράς των καταναλωτών είναι μια από τις πτυχές της εν λόγω έρευνας. Συγκεκριμένα, οι ημέρες της εβδομάδας χωρίζονται σε τέσσερις κατηγορίες. Κάθε μοτίβο, στο οποίο έχει ανατεθεί ένας αριθμός, έχει διαφορετική συμπεριφορά, ενώ οι μέρες ενός μοτίβου απολαμβάνουν παρόμοια συμπεριφορά. Για την εξέταση του χρόνου που επηρεάζει την εκτίμηση της τιμής, του φορτίου και του RSI λαμβάνονται υπόψη ότι οι τιμές μια ώρα πριν την ίδια ημέρα, την προηγούμενη ημέρα, πριν μια εβδομάδα και πριν από δύο εβδομάδες. Επίκεντρο της έρευνας τους είναι η μοντελοποίηση τιμών ως μεταβλητή απόδοσης λαμβάνοντας υπόψη τον δείκτη ισχύος στην αγορά και τον βαθμό ανταγωνισμού ως διαρθρωτική μεταβλητή. Η μοντελοποίηση που επιχείρησαν μέσω Νευρωνικών Δικτύων είναι ένα πολύτιμο εργαλείο για την χάραξη πολιτικής και την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας της αγοράς.

Συνοψίζοντας, αυτή η μελέτη πραγματοποίησε μια μέτρηση της σταθμισμένης μέσης τιμής της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας στο Ιράν κατά τις ώρες αιχμής με χρήση Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων για την αξιολόγηση των επιπτώσεων του ανταγωνισμού στις τιμές στην αγορά. Θεωρητικά, η ένταση του ανταγωνισμού συνδέεται στενά με την παρατηρούμενη τιμή και η αγορά ισχύος είναι ένα από τα παραδείγματα που λόγω των χαρακτηριστικών της είναι ικανή για κατάλληλη αξιολόγηση. Επιπρόσθετα, σε αυτή τη μελέτη, εξετάστηκε η σχέση επίδρασης της δομής και της αγοράς ενέργειας. Υπήρχε προσπάθεια αύξησης του αριθμού των καταστάσεων λειτουργίας του μοντέλου και της παρατήρησης αποτελεσμάτων, χρησιμοποιώντας τα σενάρια της μοντελοποίησης συμπεριφοράς των καταναλωτών για την αύξηση της εγκυρότητας αυτών των αποτελεσμάτων. Για αυτόν τον λόγο, έτρεξαν το μοντέλο που δημιούργησαν δέκα φορές και η επίδραση του ανταγωνισμού στα αποτελέσματα αξιολογήθηκε κάθε φορά. Η εκτίμηση της έντασης του ανταγωνισμού έδειξε ότι η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας του Ιράν βρίσκεται σε μη ανταγωνιστική κατάσταση κατά τις ώρες αιχμής. Αυτό οδηγεί στην εφαρμογή της μη ανταγωνιστικής συμπεριφοράς για τις γεννήτριες. Επιπλέον, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η RSI μπορεί να καθορίσει καλά τη διάρθρωση της αγοράς και να βελτιώσει τη μοντελοποίηση τιμών. Από την άλλη πλευρά, δείχνουν ότι η

δύναμη του ανταγωνισμού επηρέασε την τιμή και τη βελτίωση της δομής του μοντέλου. Από πολιτική άποψη, η διερεύνηση της ισχύος του ανταγωνισμού στην πρόβλεψη τιμών είναι σημαντική και δείχνει ότι αυτός ο δείκτης είναι πολύτιμος για την πρόβλεψη τιμών στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Επίσης, οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής μπορούν να επηρεάσουν τις τιμές εστιάζοντας την πολιτική τους στη δομή της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Θεωρητικά, η δομή της αγοράς επηρεάζει την απόδοσή της. Σχετικά με αυτήν την άποψη, οι μελετητές προσπάθησαν να δείξουν την επίδραση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και του βαθμού ανταγωνισμού στην τιμή σε διάφορες χρονικές στιγμές. Καθώς παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και η βασική τους θεωρητική δομή, η επίδραση στη τιμή είναι προφανής. Εκτός αυτού, ο υπεύθυνος χάραξης πολιτικής μπορεί να επεκτείνει τους τομείς ανταγωνισμού για τον καθορισμό στόχων τιμών στην αγορά αντί να επιβάλλει περιορισμούς. Για να εκτιμηθεί με ακρίβεια η επίδραση της δύναμης του ανταγωνισμού στην αγορά του Ιράν, είναι πιθανό να μοντελοποιηθούν οι διαρθρωτικές αβεβαιότητες χρησιμοποιώντας Ασαφείς Νευρωνικές Μεθόδους. Επίσης, η χρησιμοποίηση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων και μετα-ευρετικών αλγορίθμων, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι συγκεχυμένων κανόνων εξόρυξης, μπορεί να βελτιώσει την ικανότητα του Νευρωνικού Δικτύου να αυξήσει την ακρίβεια της εκτίμησης.

Οι Brusaferrri et al (2019), λαμβάνοντας υπόψη ότι η διαθεσιμότητα ακριβών προβλέψεων για τις τιμές ενέργειας που θα προηγούνται της επόμενης μέρας είναι ζωτικής σημασίας για την επίτευξη επιτυχούς συμμετοχής στις απελευθερωμένες αγορές ηλεκτροδότησης, πρότειναν μια νέα μεθοδολογία με βάση τις Βαθιές Τεχνικές Μάθησης Bayesian. Πιο συγκεκριμένα, εφάρμοσαν ένα πλαίσιο συμπερασμάτων Bayesian που εισήγαγε κατανομές πιθανότητας σε βάρη Νευρωνικών Δικτύων και μια συνάρτηση πιθανότητας Gauss, ενσωματώνοντας τις προβλέψεις με αναφορά στις προηγούμενες με σκοπό να επιτύχουν προβλέψεις σε εκτός δείγματος συνθήκες. Αυτή η ολοκλήρωση περιθωριοποίησε την αβεβαιότητα που ενσωματώθηκε στις παραμέτρους του μοντέλου και εισήγαγε μια φυσική μορφή κανονικοποίησης. Στην πραγματικότητα, η εκτέλεση του EPF από την Bayesian Τεχνική παρέχει μια προσέγγιση σε ένα σύνολο άπειρου αριθμού ντετερμινιστικών Νευρωνικών Δικτύων, που διέπονται από την οπίσθια κατανομή. Προχώρησαν περαιτέρω επεκτείνοντας το μοντέλο παλινδρόμησης Bayesian συμπεριλαμβάνοντας ένα συγκεκριμένο Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο το οποίο προοριζόταν να μάθει τη λειτουργία διακύμανσης θορύβου και που παραμετροποιήθηκε από έναν χειριστή soft-plus. Με αυτό το τρόπο, απέκτησαν ένα σύστημα πρόβλεψης που υποστηρίζει αρχικά

την ετεροσκεδαστικότητα, δίνοντας συγκεκριμένες διακυμάνσεις θορύβου ανάλογα με την περίοδο. Στη συνέχεια, αντιμετώπισαν την υπολογιστική δυσκαμψία της Bayesian Τεχνικής στα βάρη του δικτύου για εφαρμογές EPF με λογικές διαστάσεις δικτύου. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποίησαν παραμετρικές διανομές παραλλαγών σε ένα πλαίσιο διαφοροποιητικών συμπερασμάτων. Στη συνέχεια, εφάρμοσαν πλήρως παραγοντοποιημένες Gaussian παραλλαγές για να απλοποιήσουν τους υπολογισμούς των στοιχείων κάτω από το όριο, ακολουθώντας την προσέγγιση ελάχιστου μήκους περιγραφής (Minimum Description Length Approach). Επεκτάθηκαν εφαρμόζοντας τη μέθοδο εκ νέου παραμετροποίησης, και πέτυχαν μια διαδικασία διαταραχής βάρους που υποστηρίζει την εξερεύνηση των πιο σχετικών τμημάτων του χώρου των παραμέτρων κατά μέσο όρο από το EPF.

Τέλος, δεν πρέπει να παραληφθεί ότι στην έρευνα τους συμπεριέλαβαν μια ποσοτική ανάλυση των κύριων χαρακτηριστικών της ιταλικής τιμής PUN, η οποία δεν ήταν διαθέσιμη στην ερευνητική βιβλιογραφία. Λόγω της έλλειψης κοινώς αποδεκτού βιομηχανικού προτύπου για την αξιολόγηση της ακρίβειας του EPF, συμπεριέλαβαν αρκετούς δείκτες που συνήθως υιοθετούνται στον τομέα της spot αγοράς. Σε σύγκριση με τις συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης σημείων, οι προγνωστικές κατανομές προωθούν τη βελτιωμένη λήψη αποφάσεων συμπεριλαμβανομένου του σχεδιασμού πολλαπλών στρατηγικών για το εύρος των πιθανών αποτελεσμάτων των τιμών και της βραχυπρόθεσμης διαχείρισης κινδύνου. Πραγματοποίησαν πειράματα για την αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου λαμβάνοντας δεδομένα από τους ιστότοπους Entso-e Transparency Platform και του GME/Terna, που χαρακτηρίζονται από διαφορετικές συμπεριφορές, σε 2 day-ahead αγορές, της Ιταλίας και του Βελγίου, για την περίοδο από τον Ιανουάριο του 2015 έως τον Νοέμβριο του 2018. Κατέληξαν αποδεικνύοντας την ικανότητα της προτεινόμενης μεθόδου να επιτύχει ισχυρές επιδόσεις σε συνθήκες εκτός δείγματος παρέχοντας ταυτόχρονα προβλέψεις αβεβαιότητας.

Οι Karabiber και Xydis (2019) επιχειρούν την day-ahead πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας για την Δυτική Δανία (μέρος της Nordpool Power Market) με εύρος προβλέψεων 24 ωρών και με ωριαία συχνότητα. Πιο συγκεκριμένα, η πρόβλεψη έγινε για 212 μέρες από τις αρχές του 2017 χρησιμοποιώντας δεδομένα από το 2016. Χρησιμοποίησαν τα μοντέλα: Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Trigonometric Seasonal Box-Cox Transformation με ARMA residuals Trend and Seasonal Components (TBATS) και Artificial Neural Networks (ANN) με σημείο αναφοράς την seasonal naïve forecast (εποχιακή αφελής

πρόβλεψη¹²). Ως κριτήρια ακρίβειας χρησιμοποιήθηκαν το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE) και το Τετραγωνικό Σφάλμα Ρίζας (RMSE). Ο στόχος της έρευνας τους ήταν αρχικά η εξεύρεση της καλύτερης μεθόδου πρόβλεψης λαμβάνοντας υπόψη τα υφιστάμενα μοντέλα (TBATS, ARIMA, ANN) μεταξύ των οποίων η καλύτερη απόδοση από την άποψη του μέσου σφάλματος παρέχεται από την ARIMA, ενώ και τα τρία μοντέλα ξεπερνούν το εποχιακό αφελές μοντέλο αναφοράς. Το μοντέλο TBATS παρουσίασε καλύτερη απόδοση από το ANN σε όρους μέσου σφάλματος. Ο δεύτερος στόχος τους ήταν τόσο να προτείνουν όσο και να εφαρμόσουν τρόπους βελτίωσης των μεμονωμένων προβλέψεων. Τα μοντέλα ARIMA και ANN χρησιμοποιούνται με εξωτερικές μεταβλητές και πραγματοποιείται ανάλυση μεταβλητών με σκοπό τη βελτίωση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης. Τα παραπάνω οδήγησαν στην παρατήρηση ότι ο αποκλεισμός της θερμοκρασίας από εξωτερικές μεταβλητές βελτιώνει τα αποτελέσματα πρόβλεψης. Στο τέλος, προχώρησαν σε ένα συνδυασμό των τριών προβλέψεων χρησιμοποιώντας απλό μέσο όρο και μεθόδους ANN προκειμένου να βελτιώσουν την ακρίβεια της πρόβλεψης. Το συμπέρασμα στο οποίο οδηγήθηκαν ήταν ότι όλες είναι ωφέλιμες, με τον απλό μέσο όρο να έχει καλύτερη ακρίβεια. Τέλος, ο τρίτος στόχος τους ήταν να επιδείξουν μια σταθερή μεθοδολογία, η οποία θα μπορεί να εφαρμοστεί σε διαφορετικά προβλήματα πρόβλεψης.

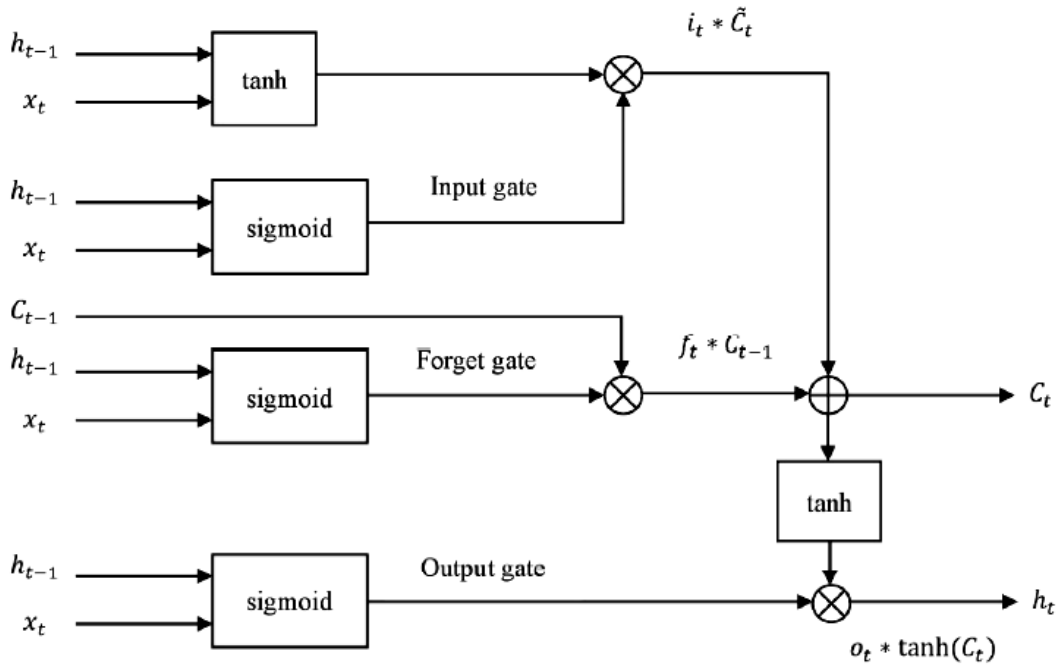
Οι Cerjan et al (2019) εστιάζουν την έρευνα τους στη πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας με δεδομένα της Ουγγαρίας (Hungarian Power Exchange - HUPX) από το 2015 έως το 2018 (συγκεκριμένα από 1/5/2017-01/06/2018). Επιχειρούν την δημιουργία μιας βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία θα αντιμετωπίζει τα προβλήματα της μεταβλητότητας των τιμών, των ποικίλων αλλά και πολλών παραμέτρων εισόδου και της πλεονάζουσας διαθεσιμότητας. Προτείνουν το μοντέλο HIRA (Hybrid Iterative Reactive Adaptive), το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε οποιαδήποτε αγορά υπό οποιοσδήποτε συνθήκες. Πιο αναλυτικά, το εν λόγω μοντέλο αποτελείται από δύο φάσεις. Αρχικά είναι η φάση ανάλυσης: ανάλυση του συστήματος ισχύος για την οποία γίνεται πρόβλεψη της τιμής, και ανάλυση των γειτονικών συστημάτων ισχύος, με σκοπό τον προσδιορισμό των παραμέτρων που επηρεάζουν τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας στην υπό εξέταση αγορά. Οι ληφθείσες παράμετροι διαλέγονται, κατηγοριοποιούνται και

¹² Υποθέτει ότι η επόμενη πρόβλεψη είναι ίδια με τα προηγούμενα διαθέσιμα δεδομένα. Στη συγκεκριμένη έρευνα χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς και σημαίνει ότι αν τα άλλα δοκιμασμένα μοντέλα αποδίδουν χειρότερα από την εποχιακή αφελής μέθοδο, είναι δυνατό να οδηγηθούμε στο συμπέρασμα ότι δεν λειτουργούν σωστά.

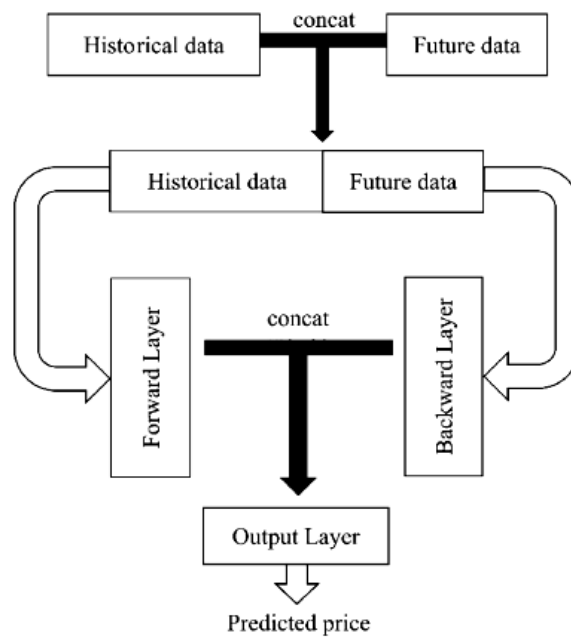
τακτοποιούνται χρησιμοποιώντας απλούς δείκτες που συμβάλλουν στη προσαρμοστικότητα και αντιδραστικότητα του μοντέλου στις νέες συνθήκες της αγοράς με σκοπό την επίτευξη πρόβλεψης υψηλής ακρίβειας. Η δεύτερη φάση είναι η φάση της πρόβλεψης, στην οποία η πρόβλεψη τιμών στηρίζεται στις παραμέτρους που ελήφθησαν στην φάση ανάλυσης. Η φάση αυτή χρησιμοποιεί μια υβριδική μέθοδο η οποία συνδυάζει μια στατιστική μέθοδο παρόμοιων ημερών και μια μέθοδο Νευρωνικού Δικτύου για το χειρισμό ενός μεγάλου όγκου δεδομένων και οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας προβλέπονται εφαρμόζοντας αρκετές επαναλήψεις. Η προτεινόμενη μέθοδος αποδείχθηκε ότι οδηγεί σε μια βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε συνθήκες πραγματικής αγοράς, όπου το σφάλμα είναι σταθερό ανεξαρτήτου της αστάθειας των τιμών επιτυγχάνοντας παράλληλα αποτελεσματική διαχείριση του χαρτοφυλακίου που εκτίθεται στην spot αγορά.

Οι Chen et al (2019) πρότειναν ένα μοντέλο πρόβλεψης για τις day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας βασισμένο στην αμφίδρομη Βραχυπρόθεσμη Μνήμη (LSTM) και το BRIM, λαμβάνοντας υπόψη ότι τα επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN) είναι κατάλληλα για την επεξεργασία χρονοσειρών. Το προτεινόμενο μοντέλο χωρίζει τους νευρώνες ενός κανονικού RNN σε δύο μέρη: (i) στα forward states χρησιμοποιώντας τις ιστορικές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και τα οποία έχουν σχεδιαστεί για την επεξεργασία των δεδομένων σε θετική κατεύθυνση χρόνου, και (ii) στα backward states χρησιμοποιώντας τις διαθέσιμες πληροφορίες για τις μελλοντικές τιμές σε διασυνδεδεμένες αγορές για τα δεδομένα σε αρνητική κατεύθυνση χρόνου. Δεν πρέπει να παραληφθεί ότι μπορεί να ενσωματωθεί και να χρησιμοποιηθεί η επίδραση των γειτονικών αγορών στην ακρίβεια της πρόβλεψης, καθώς οι διασυνδεδεμένες αγορές ανταλλαγής ενέργειας καταδεικνύουν τη κοινή τάση που υπάρχει μεταξύ των γειτονικών αγορών. Επιπρόσθετα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα στοιχεία της μίας αγοράς για την άλλη ως πληροφορίες σηματοδότησης. Οι μελλοντικές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας των διασυνδεδεμένων αγορών χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εισόδου τόσο σε forward LSTM όσο και σε backward LSTM. Εξετάζοντας λοιπόν τις day ahead τιμές στο European Power Exchange (EPEX), απέδειξαν την ακρίβεια της πρόβλεψης του προτεινόμενου μοντέλου επαληθεύοντας την απόδοση της πρόβλεψης με όρους Μέσου Απόλυτου Σφάλματος (MAE) και Συμμετρικού Μέσου Απόλυτου Ποσοστού Σφάλματος (sMAPE). Πιο αναλυτικά, απέδειξαν ότι η αμφίδρομη δομή του δικτύου LSTM είναι στατιστικά σημαντική σε μεγαλύτερο βαθμό σε σχέση με τη μονοκατευθυντική δομή του Νευρωνικού Δικτύου και της υβριδικής LSTM-DNN δομής η οποία διαχωρίζει τις πληροφορίες σε διαφορετικά Νευρωνικά Δίκτυα. Τέλος, δεν πρέπει να παραληφθεί και το

γεγονός ότι μέσω του πειράματος, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα της γαλλικής αγοράς, αποδείχθηκε η σημαντικότητα της λήψης μελλοντικών πληροφοριών σε παρακαείμενες αγορές με σκοπό την βελτίωση της προβλεπτικής ακρίβειας.



Σχήμα 7 Η βασική δομή ενός long short memory (LSTM) block



Σχήμα 8 Το μοντέλο αρχιτεκτονικής BRIM

Οι Jahangir et al (2020) εφάρμοσαν την ανάλυση συσχέτισης Grey τόσο για την επιλογή των αποτελεσματικών παραμέτρων στο βραχυπρόθεσμο πρόβλημα του EPF όσο και για να εξαλείψουν τους περιττούς παράγοντες που βασίζονται στους χαμηλούς βαθμούς συσχέτισης. Στη συνέχεια, χρησιμοποίησαν ένα Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο με αυτοματοποιημένους κωδικοποιητές για να ορίσουν μεμονωμένα σύνολα δεδομένων από διαφορετικές πηγές. Κατόπιν, για την ανίχνευση των κύριων χαρακτηριστικών των δεδομένων εισαγωγής και την κατάργηση των περιττών χαρακτηριστικών, εφάρμοσαν τη διαδικασία μείωσης διαστάσεων. Τέλος, εκτέλεσαν το αρχικό Νευρωνικό Δίκτυο τραχιάς δομής (ANN) για την πρόβλεψη της ημερήσιας τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόζεται στα δεδομένα του Οντάριο του Καναδά για την πρόβλεψη τιμών του έτους 2018 λαμβάνοντας ως δεδομένα στοιχεία από 1/1/2016-30/12/2017 με χρονικό διάστημα μιας ώρας. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης συγκρίνονται με διαφορετικές δομές του Νευρωνικού Δικτύου ANN, με μεθόδους συγκριτικής αξιολόγησης SVM και LSTM αλλά και με προβλέψεις βάσης δεδομένων που εξαρτώνται από ανεξάρτητο χειριστή συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (Independent Electricity System Operator - IESO). Βάσει των αποτελεσμάτων της έρευνας οδηγήθηκαν στο συμπέρασμα ότι η συγκεκριμένη μέθοδος είναι αποτελεσματική όσον αφορά τη μείωση του κριτηρίου σφάλματος και ότι βελτιώνει το σφάλμα πρόβλεψης περίπου 5-10% σε σύγκριση με το IESO. Αυτό είναι ένα αξιοσημείωτο επίτευγμα στο τομέα του EPF.

Οι Lihong και Qian (2020) πρότειναν ένα μοντέλο πρόβλεψης βραχυπρόθεσμων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας που βασίζεται στο Νευρωνικό Δίκτυο Long Short-Term Memory (LSTM). Το μοντέλο αυτό χρησιμοποίησε το κριτήριο rauta και το πολυώνυμο παρεμβολής Lagrange για να επεξεργαστεί τα ιστορικά δεδομένα και να τα εισαγάγει στο επίπεδο δικτύου LSTM, χρησιμοποιώντας το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα ως λειτουργία απώλειας. Ο συντελεστής βάρους του Νευρωνικού Δικτύου LSTM ενημερώθηκε από τον αλγόριθμο Adam. Στο τέλος, έγινε πρόβλεψη για το συγχρονισμό του Νευρωνικού Δικτύου LSTM. Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα σε πραγματικό χρόνο της αγοράς ενέργειας PJM των ΗΠΑ, αποδείχθηκε ότι η ακρίβεια αυτής της μεθόδου είναι υψηλότερη από εκείνη του Νευρωνικού Δικτύου BP, του Cart Regression Tree και της πολυωνυμικής παλινδρόμησης.

Οι Qiao και Yang (2020) πειραματίστηκαν με τον μετασχηματισμό Wavelet (WT), ως αλγόριθμο προ επεξεργασίας δεδομένων, καθώς έχει εφαρμοστεί ευρέως στην πρόβλεψη

τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, αυτός ο ντετερμινιστικός αλγόριθμος δεν παρουσιάζει σταθερή απόδοση λόγω της βιωματικής επιλογής των παραγγελιών και των επιπέδων του. Για τον καθορισμό της επιλογής των παραγγελιών και των επιπέδων της WT στις προβλέψεις τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στις ΗΠΑ, σχεδίασαν ένα πείραμα crossover με 240 σχήματα επιλογής παραμέτρων WT και προέβλεψαν κάθε σχήμα με στοιβαγμένο αυτόματο κωδικοποιητή (SAE) και μακροπρόθεσμη μνήμη (LSTM), δημιουργώντας ένα νέο υβριδικό μοντέλο WT-SAE-LSTM. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το προτεινόμενο μοντέλο υπερνικά τα μειονεκτήματα του προσδιορισμού των παραγγελιών και των επιπέδων wavelet με βάση την εμπειρία. Επιπρόσθετα υπερτερεί των άλλων μοντέλων AI (Τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης) στην πρόβλεψη της ακρίβειας καθώς επιτυγχάνεται η βελτίωση της ακρίβειας με βάση ορισμένους γενικούς δείκτες αξιολόγησης (δλδ MAPE). Η ακρίβεια της πρόβλεψης είναι υψηλότερη από αυτή της χρήσης μακροπρόθεσμης μνήμης μόνο για την πρόβλεψη τιμών οικιακής, εμπορικής και βιομηχανικής ενέργειας, γεγονός που επαληθεύει τη διαπίστωση ότι το αναπτυγμένο μοντέλο προβλέψεων βελτιώνει τις αδυναμίες της μακροπρόθεσμης μνήμης σε κάποιο βαθμό. Επιπλέον, η διαφορά μεταξύ του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης και του αποτελέσματος πρόβλεψης της Energy Information Administration των Η.Π.Α. είναι μικρή. Εν κατακλείδι, πέτυχαν με την έρευνα τους να καθορίσουν τις βέλτιστες παραγγελίες και τα βέλτιστα επίπεδα WT στις προβλέψεις τιμών ηλεκτρικής ενέργειας των ΗΠΑ.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

3.1 ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

«Πηγές ενέργειας ή ενεργειακή πηγή ονομάζεται κάθε φυσικός πόρος που παρέχει ενέργεια και διακρίνονται στις Ανανεώσιμες και στις Μη Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας»¹³. Οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας, σε αντίθεση με τις Μη Ανανεώσιμες (πχ πετρέλαιο), δεν είναι εύκολο να εξαντληθούν καθώς υπάρχουν σε απεριόριστες ποσότητες μέσα στο περιβάλλον (πχ ηλιακή ενέργεια).

Στην σύγχρονη εποχή, οι κοινωνίες καταναλώνουν τεράστιες ποσότητες ενέργειας για τη θέρμανση χώρων (κατοικιών και γραφείων), για τα μέσα μεταφοράς κλπ με απώτερο στόχο την πρόοδο της οικονομίας και την αύξηση του βιοτικού επιπέδου των ανθρώπων. Αυτό οδηγεί στην αλματώδη αύξηση της ενεργειακής ζήτησης. Ωστόσο η αύξηση αυτή προέρχεται από τη χρήση Μη Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (πετρέλαιο, βενζίνη, άνθρακας), η χρήση των οποίων μακροχρόνια οδηγεί σε μια σειρά από περιβαλλοντικά προβλήματα με κυριότερο το φαινόμενο του θερμοκηπίου.

3.1.1 ΜΗ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΕΣ ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Οι Μη Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας υπάρχουν στο φυσικό περιβάλλον σε περιορισμένες ποσότητες και διακρίνονται στις κάτωθι κατηγορίες:

¹³https://el.wikipedia.org/wiki/Πηγή_ενέργειας,

http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm

- γαιάνθρακας: «δημιουργείται στο υπέδαφος από πλούσιο οργανικό υλικό με την πρώτη εξόρυξη του να έχει πραγματοποιηθεί τον 13^ο αιώνα. Τα είδη των γαιανθράκων είναι ο λιγνίτης, ο γραφίτης, ο λιθάνθρακας και η τύρφη. Τα μειονεκτήματα του είναι: α) η δύσκολη εξόρυξη του, β) το ακριβό κόστος μεταφοράς, γ) η ρύπανση του περιβάλλοντος»¹⁴.
- πετρέλαιο: «σχηματίστηκε πριν από εκατομμύρια χρόνια από νεκρούς φυτικούς και ζωικούς μικροοργανισμούς. Έχει αποκτήσει τεράστια σημασία καθώς αποκαλείται «χρυσός». Το γεγονός ότι είναι εύκολο στη μεταφορά του συνετέλεσε στην επικράτηση του έναντι του γαιάνθρακα»¹⁵.
- φυσικό αέριο: «είναι ένα καύσιμο το οποίο βρίσκεται σε υπόγειες κοιλάτητες με υψηλή πίεση και δεν χρειάζεται πολύ επεξεργασία προκειμένου να χρησιμοποιηθεί. Πρέπει να σημειωθεί ότι το φυσικό αέριο είναι το φιλικότερο από τις άλλες Μη Ανανεώσιμες Πηγές όσον αφορά τη ρύπανση του περιβάλλοντος»¹⁶.

3.1.2 ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΕΣ ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Οι «Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ)» ή οι «ήπιες μορφές ενέργειας» ή οι «νέες πηγές ενέργειας» ή η «πράσινη ενέργεια» υπάρχουν σε αφθονία στο φυσικό περιβάλλον. Προέρχονται από φυσικές διαδικασίες όπως είναι ο ήλιος και για αυτό το λόγο θεωρούνται πρακτικά ανεξάντλητες. Είναι οι πρώτες μορφές ενέργειας που χρησιμοποίησε ο άνθρωπος μέχρι τις αρχές του 20^{ου} αιώνα καθώς μετά στράφηκε στις Μη Ανανεώσιμες Πηγές. Επανήλθαν στο προσκήνιο μετά την πρώτη πετρελαϊκή κρίση του 1979 και με τη συνειδητοποίηση των παγκόσμιων περιβαλλοντικών συνεπειών που είχε η χρήση των Μη Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας.¹⁷

¹⁴ https://el.wikipedia.org/wiki/Πηγή_ενέργειας

¹⁵ https://el.wikipedia.org/wiki/Πηγή_ενέργειας

¹⁶ https://el.wikipedia.org/wiki/Πηγή_ενέργειας

¹⁷ https://el.wikipedia.org/wiki/Ανανεώσιμες_πηγές_ενέργειας

Ως «Ανανεώσιμες Πηγές»¹⁸ θεωρούνται γενικά οι εναλλακτικές μορφές ενέργειας, όπως η αιολική και η ηλιακή ενέργεια. Ωστόσο ο χαρακτηρισμός «Ανανεώσιμες» μπορεί να θεωρηθεί καταχρηστικός καθώς κάποιες εξ' αυτών των πηγών (πχ η γεωθερμική ενέργεια) δεν ανανεώνονται σε κλίμακα χιλιετιών.

Ο όρος «ήπιες»¹⁹ αναφέρεται σε δύο βασικά χαρακτηριστικά τους: α) για την εκμετάλλευση τους δεν απαιτείται κάποια ενεργειακή παρέμβαση και β) πρόκειται για καθαρές μορφές ενέργειας, πολύ φιλικές στο περιβάλλον. Αυτά τα δύο χαρακτηριστικά οδήγησαν στο συμπέρασμα ότι ενδεχομένως μπορούν να συμβάλλουν στην επίλυση των οικολογικών προβλημάτων που αντιμετωπίζει πλέον αρκετά έντονα ο πλανήτης, καθώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν είτε άμεσα (κυρίως για θέρμανση) είτε μετατρέπομενες σε άλλες μορφές ενέργειας (κυρίως ηλεκτρισμό ή μηχανική ενέργεια). Ωστόσο, η κοστολόγηση των νέων ενεργειακών εφαρμογών, τα τεχνικά προβλήματα εφαρμογής καθώς και πολιτικές και οικονομικές σκοπιμότητες αποτέλεσαν τροχοπέδη στην περαιτέρω εκμετάλλευση αυτού του δυναμικού. Σήμερα πλέον λαμβάνονται υπόψη στους επίσημους σχεδιασμούς των ανεπτυγμένων κρατών για την ενέργεια, καθώς το κόστος τους μειώνεται σημαντικά με την αιολική, υδροηλεκτρική ενέργεια και τη βιομάζα να ανταγωνίζονται ισάξια τις παραδοσιακές πηγές ενέργειας.

3.1.3 ΕΙΔΗ ΑΠΕ

Σύμφωνα με την οδηγία 2009/28/ΕΚ του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου²⁰ ως ενέργεια από Ανανεώσιμες Μη ορυκτές Πηγές θεωρείται η αιολική, η ηλιακή, η γεωθερμική, η ενέργεια των ωκεανών, η υδροηλεκτρική, από βιομάζα και βιοκαύσιμα²¹.

¹⁸https://el.wikipedia.org/wiki/Ανανεώσιμες_πηγές_ενέργειας,
<https://laconialive.gr/ανανεώσιμες-πηγές-ενέργειας-πλεονεκ/>

¹⁹https://el.wikipedia.org/wiki/Ανανεώσιμες_πηγές_ενέργειας,
<https://laconialive.gr/ανανεώσιμες-πηγές-ενέργειας-πλεονεκ/>

²⁰ <https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>

²¹ http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm

Παρακάτω αναλύονται οι βασικές κατηγορίες των ΑΠΕ:

- ΑΙΟΛΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ «ονομάζουμε την ενέργεια που μας δίνει ο άνεμος. Η πρόσληψη της πραγματοποιείται μέσω ανεμογεννητριών και αιολικών πάρκων με σκοπό τη μετατροπή του ρεύματος σε ηλεκτρικό ρεύμα. Στην χώρα μας λόγω της ύπαρξης αρκετών νησιωτικών περιοχών υπάρχουν αρκετά αιολικά πάρκα. Τα μειονεκτήματα της συγκεκριμένης μορφής ενέργειας έγκεινται στο ότι οι ανεμογεννήτριες μπορεί να προκαλέσουν τραυματισμούς ή θανατώσεις πουλιών ενώ παράλληλα παράγεται θόρυβος από τη λειτουργία των μηχανών. Στο παρελθόν είχε χρησιμοποιηθεί για την άντληση νερού από πηγάδια καθώς και για μηχανικές εφαρμογές (πχ για την άλεση στους ανεμόμυλους)»²².
- ΗΛΙΑΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ «ονομάζουμε την ενέργεια που παρέχεται από τον ήλιο. Η εφαρμογή της γίνεται με τους εξής τρόπους: α) με παθητικά ηλιακά συστήματα (αφορούν αρχιτεκτονικές λύσεις και χρήση κατάλληλων δομικών υλικών για τη μεγιστοποίηση της απευθείας εκμετάλλευσης της ηλιακής ενέργειας για τη θέρμανση, το κλιματισμό ή φωτισμό), β) με ενεργειακά ηλιακά συστήματα (μετατρέπουν την ηλιακή ακτινοβολία σε θερμότητα, π.χ. ηλιακός θερμοσίφοντας), γ) με φωτοβολταϊκά συστήματα (μετατρέπουν την ηλιακή ενέργεια άμεσα σε ηλεκτρική ενέργεια). Το μειονέκτημα είναι ότι λόγω της μη ύπαρξης συσκευών που μπορούν να χρησιμοποιούν όλη την ενέργεια, η ηλιακή ενέργεια έχει αξιοποιηθεί σε ελάχιστο βαθμό. Τα πλεονεκτήματα της συγκεκριμένης μορφής ενέργειας έγκεινται στην αξιοπιστία της, στην αποκέντρωσή της, στην αυτονομία της, στη δημιουργία νέων θέσεων εργασίας, στην ευκολία που παρέχει, στην εξοικονόμηση χρημάτων, στην εξοικονόμηση ενέργειας και στη προστασία του περιβάλλοντος λόγω των κλιματικών αλλαγών»²³.
- ΕΝΕΡΓΕΙΑ ΚΑΙ ΒΙΟΜΑΖΑ. «Βιομάζα αποκαλείται το αποτέλεσμα της φωτοσυνθετικής δραστηριότητας, πιο συγκεκριμένα η χρησιμοποίηση των αστικών αποβλήτων και απορριμμάτων αλλά και των υδατανθράκων των φυτών (κυρίως

²²http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

²³ http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

αποβλήτων της βιομηχανίας ξύλου, τροφίμων και ζωοτροφών και της βιομηχανίας ζάχαρης) με σκοπό την αποδέσμευση της ενέργειας που δεσμεύτηκε από το φυτό με τη φωτοσύνθεση. Η χημική ενέργεια που αποθηκεύεται σε φυτά και ζώα (τα οποία τρέφονται με φυτά ή άλλα ζώα) ή στα απόβλητα που αυτά παράγουν λέγεται βιοενέργεια και εφαρμόζεται α) με την καύση των ξύλων για θέρμανση και μαγείρεμα, β) με υγρό ή αέριο καύσιμο (πχ αιθανόλη από καλλιέργειες ζαχαρότευτλων ή βιοαέριο από ζωικά απόβλητα). Τα πλεονεκτήματα της εν λόγω ενέργειας είναι ότι: α) παρέχει ενέργεια αποθηκευμένη με χημική μορφή, β) έχει μηδενικό ισοζύγιο διοξειδίου του άνθρακα, γ) μειώνει την εξάρτηση από εισαγόμενα καύσιμα, δ) αυξάνει την απασχόληση στις αγροτικές περιοχές, ε) η χρήση της είναι φθηνότερη για τον καταναλωτή σε σχέση με τη χρήση πετρελαίου ή φυσικού αερίου, δ) μπορεί να παράγει βιοαιθανόλη και βιοαέριο, καύσιμα φιλικά προς το περιβάλλον. Στα μειονεκτήματα της συγκαταλέγονται: α) ο αυξημένος όγκος και η μεγάλη περιεκτικότητα σε υγρασία που έχουν ως αποτέλεσμα τη δύσκολη ενεργειακή αξιοποίηση της βιομάζας, β) την εποχιακή παραγωγή της βιομάζας η οποία δυσκολεύει τη συνεχή τροφοδοσία, γ) το υψηλό κόστος εξοπλισμού, δ) τον ευτροφισμό των υδάτων και το νέφος. Είναι μια πηγή ενέργειας με πολλές δυνατότητες και εφαρμογές, που θεωρείται ότι θα λάβει ευρείας χρήσης στο μέλλον»²⁴.

- **ΓΕΩΘΕΡΜΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ**: «βρίσκεται στη λιθόσφαιρα της Γης και χρησιμοποιείται για την παραγωγή ηλεκτρικού ρεύματος μέσω της παραγωγής θερμότητας από τη ραδιενεργό αποσύνθεση των πετρωμάτων της γης. Η μετάδοση της θερμότητας πραγματοποιείται είτε με αγωγή από το εσωτερικό προς την επιφάνεια είτε με ρεύματα μεταφοράς τα οποία όμως περιορίζονται στις ζώνες κοντά στα σύνορα των λιθοσφαιρικών πλακών. Η Ελλάδα διαθέτει σημαντικές γεωθερμικές πηγές. Η συγκεκριμένη μορφή ενέργειας εφαρμόζεται κυρίως στην παραγωγή ηλεκτρισμού, στη θέρμανση χώρων, στη θέρμανση θερμοκηπίων, στις ιχθυοκαλλιέργειες, στη παραγωγή γλυκού νερού καθώς επίσης και στη θέρμανση ή και ξήρανση ξυλείας και αγροτικών προϊόντων. Βασικό πλεονέκτημα της είναι ότι το υπόγειο νερό ή ο ατμός που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας με την κατάλληλη

²⁴http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

διαχείριση, μπορεί να μην περιοριστεί ως ποσότητα με την προϋπόθεση της μη ύπαρξης υπεράντλησης»²⁵.

- ΥΔΡΟΗΛΕΚΤΡΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ «είναι η μετατροπή της ενέργειας των υδατοπτώσεων με τη χρήση υδροηλεκτρικών έργων με στόχο την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Εφαρμόζεται με υδατοταμιευτήρες, φράγματα, κλειστό αγωγό πτώσεως, υδροστρόβιλο, ηλεκτρογεννήτρια, διώρυγα φυγής. Στα πλεονεκτήματα της συγκαταλέγονται: α) οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί οι οποίοι μπορούν να τεθούν άμεσα σε λειτουργία χωρίς χρόνο προετοιμασίας, β) η εξοικονόμηση φυσικών πόρων, και συνεπώς η προστασία του περιβάλλοντος, γ) η δυνατότητα να ικανοποιηθούν περαιτέρω ανάγκες, όπως ύδρευση, άρδευση, ανάσχεση χειμάρρων, δημιουργία υγροτόπων, περιοχών αναψυχής και αθλητισμού. Στα μειονεκτήματα μπορούν να αναφερθούν: α) το μεγάλο κόστος κατασκευής φραγμάτων, β) η περιβαλλοντική αλλοίωση που μπορεί να επέλθει στην περιοχή επηρεάζοντας τη πανίδα, τη χλωρίδα αλλά και τη γεωμορφολογία, γ) τη μετακίνηση των ψαριών άγριας ζωής με τελικό αποτέλεσμα την επιρροή σε ολόκληρο το οικοσύστημα καθώς μεταβάλλεται ριζικά η μορφολογία. Αξίζει να σημειωθεί ότι είναι η πιο διαδεδομένη μορφή Ανανεώσιμης Πηγής Ενέργειας»²⁶.
- ΕΝΕΡΓΕΙΑ ΑΠΟ ΤΗ ΘΑΛΑΣΣΑ (ΠΑΛΙΡΡΟΙΕΣ, ΩΚΕΑΝΟΙ ΚΑΙ ΘΑΛΑΣΣΙΑ ΚΥΜΑΤΑ) «είναι η ενέργεια που πηγάζει από άμπωτες και παλίρροιες στη θάλασσα αλλά και στο χαμηλότερο τμήμα των ποταμών. Η ενέργεια από τα κύματα συντελείται εκμεταλλευόμενη την κινητική ενέργεια των κυμάτων της θάλασσας, ενώ η ενέργεια από ωκεανούς εκμεταλλευόμενη τη διαφορά θερμοκρασίας ανάμεσα στα στρώματα του ωκεανού κάνοντας χρήση θερμικών κύκλων. Υπάρχει αποτελεσματική αποθήκευση του νερού καθώς ανεβαίνει ενώ κατά την κάθοδο του περνάει μέσα από μια τουρμπίνα παράγοντας ηλεκτρισμό. Είναι μια κατηγορία ΑΠΕ η οποία βρίσκεται στο στάδιο της έρευνας»²⁷.

²⁵http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

²⁶ http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

²⁷ http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

Τέλος, θα μπορούσαμε να αναφέρουμε και την ύπαρξη της ΩΣΜΩΤΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ. Πιο συγκεκριμένα, είναι η ενέργεια που παράγεται όταν το νερό του ποταμού και το θαλασσινό νερό είναι διαχωρισμένα από μια ημιδιαπερατή μεμβράνη και το γλυκό νερό περνάει μέσω αυτής απελευθερώνοντας μεγάλες ποσότητες ενέργειας²⁸.

3.1.4 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΑΠΕ

Θα μπορούσαμε να αναφέρουμε ότι τα πλεονεκτήματα των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας είναι τα κάτωθι ²⁹:

1. είναι φιλικές προς το περιβάλλον καθώς έχουν μηδενικά κατάλοιπα και απόβλητα,
2. είναι ανεξάντλητες πηγές ενέργειας σε αντίθεση με τα ορυκτά καύσιμα,
3. είναι εγχώριες πηγές ενέργειας και συνεισφέρουν στην ενίσχυση της ενεργειακής ανεξαρτησίας και της ασφάλειας του ενεργειακού εφοδιασμού σε εθνικό επίπεδο, ενώ παράλληλα μπορούν να αποτελέσουν την εναλλακτική πρόταση σε σχέση με την οικονομία του πετρελαίου,
4. είναι ευέλικτες εφαρμογές οι οποίες μπορούν να παράγουν ενέργεια ανάλογα με τις ανάγκες του εκάστοτε πληθυσμού μιας περιοχής/χώρας, καταργώντας την ανάγκη για ύπαρξη τεράστιων μονάδων παραγωγής ενέργειας αλλά και για μεταφορά της ενέργειας σε μεγάλες αποστάσεις,
5. επιδοτούνται πλέον από τις περισσότερες κυβερνήσεις,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

²⁸ http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

²⁹ http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm,

https://el.wikipedia.org/wiki/Ανανεώσιμες_πηγές_ενέργειας,

<https://www.terna-energy.com/i-etairaia/o-klados/>,

<http://www.hellasres.gr/Greek/giati-ape/giati-ape.htm>,

<https://laconialive.gr/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας-πλεονεκ/>,

http://eco-lab.blogspot.com/2010/09/blog-post_26.html

6. ο εξοπλισμός που απαιτείται είναι απλός στην κατασκευή με μακροχρόνια ωφέλιμη ζωή,
7. συμβάλλει στη μικρότερη υπερθέρμανση του πλανήτη,
8. απαντούν στο ενεργειακό πρόβλημα για τη σταθεροποίηση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα και των υπολοίπων αερίων του θερμοκηπίου.
9. προσφέρουν δυνατότητα ορθολογικής αξιοποίησης των ενεργειακών πόρων, καλύπτοντας ένα ευρύ φάσμα των ενεργειακών αναγκών (πχ ηλιακή ενέργεια για θερμότητα χαμηλών θερμοκρασιών, αιολική ενέργεια για την ηλεκτροπαραγωγή),
10. έχουν συνήθως χαμηλό λειτουργικό κόστος που δεν επηρεάζεται από τις διακυμάνσεις της διεθνούς οικονομίας και ειδικότερα των τιμών των συμβατικών καυσίμων,
11. οι επενδύσεις των ΑΠΕ δημιουργούν σημαντικό αριθμό νέων θέσεων εργασίας, ιδιαίτερα σε τοπικό επίπεδο,
12. μπορούν να αποτελέσουν σε πολλές περιπτώσεις πυρήνα για την αναζωογόνηση οικονομικά και κοινωνικά υποβαθμισμένων περιοχών και πόλο για την τοπική ανάπτυξη, με την προώθηση ανάλογων επενδύσεων (πχ καλλιέργειες θερμοκηπίου με τη χρήση γεωθερμικής ενέργειας)
13. μπορούν να επιτύχουν βελτίωση της δημόσιας υγείας, καθώς η ρύπανση του αέρα και των υδάτων που εκπέμπονται από τα εργοστάσια άνθρακα και φυσικού αερίου συνδέεται με προβλήματα στην αναπνοή, νευρολογικές βλάβες, καρδιακές προσβολές, καρκίνο, πρόωρο θάνατο και πολλά άλλα σοβαρά προβλήματα υγείας.

3.1.5 ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΑΠΕ

Τα μειονεκτήματα που θα μπορούσαν να αποδοθούν στις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας είναι τα κάτωθι³⁰:

³⁰ https://el.wikipedia.org/wiki/Ανανεώσιμες_πηγές_ενέργειας,
<https://laconialive.gr/ανανεώσιμες-πηγές-ενέργειας-πλεονεκ/>,
http://eco-lab.blogspot.com/2010/09/blog-post_26.html

1. έχουν αρκετά μικρό συντελεστή απόδοσης, με αποτέλεσμα να απαιτείται αρκετά μεγάλο αρχικό κόστος εφαρμογής σε μεγάλη επιφάνεια της γης. Αυτό συνετέλεσε στη χρήση τους ως συμπληρωματικές πηγές ενέργειας,
2. σε συνέχεια του παραπάνω μειονεκτήματος, δεν συνίστανται για κάλυψη των αναγκών μεγάλων αστικών κέντρων,
3. η παροχή και η απόδοση της αιολικής, υδροηλεκτρικής και ηλιακής ενέργειας εξαρτάται τόσο από την εποχή του έτους αλλά και από το γεωγραφικό πλάτος και κλίμα της περιοχής,
4. για τις αιολικές μηχανές υπάρχει η άποψη ότι πέραν του αισθητικού τμήματος προκαλούν θόρυβο αλλά και θανάτους πουλιών. Ωστόσο, με την εξέλιξη της τεχνολογίας και την προσεκτικότερη επιλογή χώρων εγκατάστασης (πχ σε πλατφόρμες στην ανοιχτή θάλασσα) αυτά τα προβλήματα έχουν σχεδόν εξαλειφθεί,
5. υπάρχει ο ισχυρισμός ότι τα υδροηλεκτρικά έργα προκαλούν έκλυση μεθανίου από την αποσύνθεση των φυτών που βρίσκονται κάτω από το νερό με αποτέλεσμα να συμβάλλουν αρνητικά στο φαινόμενο του θερμοκηπίου.

3.2 ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΚΟΙΝΟΒΟΥΛΙΟ ΚΑΙ ΟΔΗΓΙΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΑΠΕ³¹

Η νομοθεσία της ΕΕ για την προώθηση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας έχει εξελιχθεί σημαντικά κατά τα τελευταία έτη. «Σύμφωνα με το άρθρο 5 της οδηγίας 2009/28/ΕΚ του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου, τα κράτη μέλη μπορούν να συμφωνούν και να προβαίνουν σε ρυθμίσεις για τη στατιστική μεταβίβαση συγκεκριμένης ποσότητας ΑΠΕ από ένα κράτος μέλος σε άλλο. Η μεταβιβαζόμενη ποσότητα αφαιρείται από το μεταβιβάζον και προστίθεται στο κράτος που δέχεται τη μεταβίβαση. Η στατιστική μεταβίβαση δεν επηρεάζει την επίτευξη του εθνικού στόχου του μεταβιβάζοντος κράτους μέλους»³². Από το 2021, στο πλαίσιο της νέας δέσμης μέτρων «Καθαρή ενέργεια για όλους τους Ευρωπαίους», η οδηγία θέσπισε

³¹ <https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>,
<https://op.europa.eu/webpub/com/factsheets/energy/el/>,

https://europa.eu/european-union/topics/energy_el

³² <https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>

γενικό στόχο για τις ΑΠΕ της ΕΕ για το 2030 σύμφωνα με την οποία τα κράτη μέλη της ΕΕ θα προτείνουν εθνικούς ενεργειακούς στόχους σε 10ετή εθνικά σχέδια για την ενέργεια και το κλίμα (ΕΣΕΚ).³³

Το Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο έχει ζητήσει στο παρελθόν να δημιουργηθεί μακροπρόθεσμα ένα σύστημα κινήτρων σε επίπεδο ΕΕ για τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας, υποστηρίζοντας παράλληλα την Τεχνολογία Ευφών Δικτύων. Επιπρόσθετα, το Κοινοβούλιο έχει καλέσει επίσης πολλές φορές την Επιτροπή να προτείνει νομικό πλαίσιο για τη θέρμανση και τη ψύξη από Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας, το οποίο θα μπορούσε να αυξήσει το μερίδιό τους στην παραγωγή ενέργειας.

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να αναφέρουμε ότι η Ευρωπαϊκή Επιτροπή, ορμώμενη από το μείζον πολιτικό πρόβλημα της ανόδου των τιμών ενέργειας, ανταποκρίθηκε στο αίτημα που είχε υποβάλει το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο και προχώρησε σε μια ενδελεχή ανάλυση των τιμών και του κόστους της ενέργειας στην Ευρώπη. Συνέταξε λοιπόν μια έκθεση που αφορά την πενταετία 2008-2012, εστιάζοντας κυρίως στις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου με κύριο στόχο να βοηθήσει τους υπεύθυνους για τη χάραξη πολιτικής κατανοώντας το ιστορικό πλαίσιο, τις επιπτώσεις της ανόδου των τιμών για τους καταναλωτές, καθώς και τις πολιτικές συνέπειες. Δεν έγινε αναφορά στη παγκόσμια αγορά πετρελαίου και άνθρακα λόγω της μη ύπαρξης σημαντικής διαφοροποίησης στις τιμές που καταβάλλουν οι καταναλωτές παγκοσμίως.³⁴

Πιο αναλυτικά, η έκθεση αναφέρει ότι η διαφοροποίηση των τιμών ενέργειας μεταξύ της ΕΕ και των οικονομικών εταίρων παρουσίασε αύξηση για τους εξής λόγους: ι) η προσπάθεια απαλλαγής από τον άνθρακα, οδήγησε στην ανάπτυξη της αιολικής και ηλιακής ενέργειας επηρεάζοντας τα δίκτυα αλλά και το κόστος παραγωγής ενέργειας, ιι) η παράλληλη ανάπτυξη του φυσικού αερίου απαιτούσε περαιτέρω επενδύσεις, ιιι) η μεταφορά από τα κρατικά μονοπώλια της Ευρώπης σε ιδιωτικές εταιρείες φυσικού αερίου και ηλεκτρικής ενέργειας μετατόπισε το κόστος των νέων επενδύσεων στους χρήστες και όχι στους φορολογούμενους.

Είναι γνωστό σε οικονομικούς όρους ότι η απελευθέρωση της αγοράς εντείνει τον ανταγωνισμό οδηγώντας σε πιο αποδοτικό και φθηνό προϊόν. Το ίδιο ισχύει και στην περίπτωση της ενέργειας. Για να μπορέσει όμως η Ευρώπη να διαχειριστεί τις αλλαγές που

³³ <https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/ανανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>

³⁴ <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/HTML/?uri=CELEX:52014DC0021&from=EN>

προκύπτουν και να παραμείνει ανταγωνιστική, πρέπει να υπάρξει σύμπνοια τόσο σε ευρωπαϊκό όσο και σε εθνικό επίπεδο, χωρίς να εξαιρείται η συμβολή των καταναλωτών και της βιομηχανίας. Οι τιμές που καταβάλλουν οι καταναλωτές δεν εξαρτώνται μόνο από τη ποσότητα της ενέργειας που καταναλώνουν αλλά και από τις δυνάμεις της αγοράς καθώς και της εκάστοτε κυβερνητικής πολιτικής. Ενδιαφέρον παρουσιάζει το πως περιγράφεται η τιμή, η οποία διακρίνεται στη τιμή χονδρικής και στη τιμή λιανικής πώλησης. Στην πρώτη περίπτωση, η τιμή διαμορφώνεται λαμβάνοντας υπόψη το κόστος που επωμίζονται οι εταιρείες για τη διοχέτευση της ενέργειας στο δίκτυο, την αγορά καυσίμων και την παραγωγή, τη μεταφορά, την επεξεργασία, το κόστος κατασκευής/λειτουργίας και απαξίωσης των μονάδων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Οι τιμές λιανικής από την άλλη πλευρά διαμορφώνονται με βάση το κόστος πώλησης, το οποίο επηρεάζεται από το κόστος συντήρησης και επέκτασης αλλά και της απώλειας που έχουν τα δίκτυα μεταφοράς και διανομής. Στα παραπάνω θα πρέπει να προστεθούν οι φόροι ή οι ειδικές εισφορές που επιβάλλονται με στόχο την υποστήριξη των πολιτικών που θα ακολουθηθούν για την ενέργεια και το κλίμα και η επιβολή των οποίων οδηγούν σε σημαντικές αποκλίσεις ανάμεσα στις τιμές των κρατών μελών. Το αποτέλεσμα είναι οι τιμές χονδρικής πώλησης παρουσιάζουν πτωτική πορεία ενώ οι τιμές λιανικής πώλησης κυμαίνονται σε υψηλά επίπεδα αποθαρρύνοντας νέους εταίρους-ανταγωνιστές να εισέλθουν και να επενδύσουν στην αγορά ενέργειας. Στην περίπτωση των τιμών του φυσικού αερίου, οι τιμές εξακολουθούν να σχετίζονται με την τιμή του πετρελαίου επιβαρύνοντας καταναλωτές και βιομηχανίες σε συγκεκριμένες περιοχές.

Εν κατακλείδι, η έκθεση οδηγείται στο συμπέρασμα ότι η Ευρώπη θα μπορέσει να αντιμετωπίσει τις προκλήσεις του ενεργειακού μετασχηματισμού σε συνέργεια όμως με τα κράτη μέλη, τα νοικοκυριά και τις βιομηχανίες επιτυγχάνοντας με αυτό το τρόπο την οικοδόμηση μιας ανταγωνιστικής οικονομίας, η οποία θα στηρίζεται σε ένα βιώσιμο και οικονομικά προσιτό ενεργειακό σύστημα. Προς αυτή την ίδια κατεύθυνση κινείται και το πλαίσιο της ενεργειακής και κλιματικής πολιτικής της Επιτροπής για το 2030. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται σαφή αναφορά σε ένα ευρύ φάσμα εργασιών που πρέπει να πραγματοποιηθούν με σκοπό την κατανόηση των μελλοντικών προσδοκιών του κόστους της ενέργειας και των τελικών τιμών, λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη τη δυναμική των αγορών σε παγκόσμιο και ευρωπαϊκό επίπεδο, τις κρατικές πολιτικές που θα πρέπει να εφαρμοστούν αλλά και τη συμπεριφορά των καταναλωτών και της βιομηχανίας. Ο χάρτης πορείας για την ενέργεια με ορίζοντα το 2050 αναφέρει ότι οι τιμές των ορυκτών καυσίμων θα συνεχίσουν να

αυξάνονται και θα επηρεάζουν το κόστος της ενέργειας, ενώ οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας θα αυξάνονται μέχρι το 2020, λόγω της αύξησης του κόστους των ορυκτών καυσίμων και του κόστους των απαραίτητων επενδύσεων στις υποδομές και την παραγωγική ικανότητα. Το τοπίο σταδιακά θα αρχίσει να αλλάζει μετά το 2020 καθώς λόγω της σταδιακής αντικατάστασης των ορυκτών καυσίμων με τις ΑΠΕ θεωρείται ότι θα επέλθει σταθεροποίηση του κόστους με μετέπειτα μικρή πτωτική πορεία.

Τέλος, δεν πρέπει να παραληφθεί το γεγονός ότι τον Ιανουάριο του 2020, το Κοινοβούλιο ενέκρινε ψήφισμα³⁵ σχετικά με την «Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία», ένα πράσινο σύμφωνο για την Ευρώπη που υπέβαλε η Επιτροπή τον Δεκέμβριο του 2019. Το Κοινοβούλιο διατύπωσε μια σειρά συστάσεων, μεταξύ των οποίων είναι η παροχή καθαρής, οικονομικά προσιτής και ασφαλούς ενέργειας. Στο πνεύμα αυτό, ζήτησε την αναθεώρηση της οδηγίας για τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και τον καθορισμό δεσμευτικών εθνικών στόχων για κάθε κράτος μέλος, και συνέστησε την εφαρμογή της αρχής «προτεραιότητα στην ενέργεια» σε όλους τους τομείς και τις πολιτικές.

³⁵ Ψήφισμα του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου της 15^{ης} Ιανουαρίου 2020 σχετικά με την Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία, https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2020-0005_EN.html

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^Ο ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η μετάβαση της βιομηχανίας ηλεκτρικής ενέργειας από μια παραδοσιακή αγορά κοινής ωφέλειας σε μια ανταγωνιστική αγορά δημιουργεί την ανάγκη για ακριβή μοντέλα προβλέψεων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας τόσο για τους προμηθευτές όσο και για τους καταναλωτές. Οι συμμετέχοντες στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να αντιμετωπίσουν την πρόκληση της διαχείρισης των εσόδων τους δεδομένου των ασταθών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς σε μια ανταγωνιστική αγορά η καλή γνώση της δυναμικής των διαδικασιών τιμής κρίνεται απαραίτητη. Ωστόσο, η μοντελοποίηση της συμπεριφοράς της τιμής του ηλεκτρικού ρεύματος καθίσταται δύσκολη προσπάθεια λόγω των διακριτικών χαρακτηριστικών της ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι δραστηριότητες των συμμετεχόντων περιλαμβάνουν την πρόβλεψη τιμών, τη διαχείριση των επενδυτικών κινδύνων, την ανάπτυξη στρατηγικής υποβολής προσφορών και την αξιολόγηση των λειτουργικών πολιτικών για την παραγωγή και τη μεταφορά στοιχείων. Η διαχείριση κινδύνου και η αποτίμηση περιουσιακών στοιχείων είναι βασικά ζητήματα για επενδυτές και φορείς εκμετάλλευσης αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, δεδομένου ότι ο κίνδυνος σχετίζεται με την αβεβαιότητα.

Τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί ένα μεγάλο ενδιαφέρον για την εφαρμογή στο κλάδο της ηλεκτρικής ενέργειας της Τεχνητής Νοημοσύνης, στους κόλπους της οποίας συναντάμε τα Νευρωνικά Δίκτυα και τη Μηχανική Μάθηση. Χρησιμοποιώντας τα εργαλεία της ΤΝ, καταβάλλονται προσπάθειες με σκοπό την εξαγωγή ορθών και έγκυρων προβλέψεων για τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας.

4.2 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

Στη βιβλιογραφία ως Τεχνητή Νοημοσύνη ορίζεται ο κλάδος της επιστήμης της πληροφορικής ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και υλοποίηση προγραμμάτων τα οποία μπορούν να μιμηθούν την ανθρώπινη συμπεριφορά. Τα εν λόγω προγράμματα εμφανίζουν κάποια χαρακτηριστικά της ανθρώπινης συμπεριφοράς επιδεικνύοντας μια στοιχειώδη ευφυΐα, όπως πχ η επίλυση προβλημάτων, η εξαγωγή συμπερασμάτων, η αντίληψη μέσω όρασης, η μάθηση κλπ. Ο Alan Turing (1913-1954), ο οποίος θεωρείται ο πατέρας της ΤΝ έδωσε τον εξής ορισμό: «επιστήμη και μεθοδολογία της δημιουργίας νοημόνων μηχανών».

Η ΤΝ βρίσκει εφαρμογή σε πληθώρα πεδία, όπως είναι η κατάστρωση σχεδίου (planning), η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning), αναγνώριση εικόνων (image recognition), ρομποτική (robotics), ευφυείς υπηρεσίες διαδικτύου και σημασιολογικό διαδίκτυο (semantic web), σχεδιασμός ενεργειών και χρονοπρογραμματισμός κα. Προκύπτει από τη σύνδεση πολλαπλών επιστημών: πληροφορικής, ψυχολογίας, φιλοσοφίας, νευρολογίας, γλωσσολογίας και επιστήμης μηχανικών με απώτερο στόχο τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς κυρίως σε μηχανές και υπολογιστές/λογισμικά.

Υπάρχουν δύο προσεγγίσεις για τη ΤΝ. Η μία είναι η κλασική ή συμβολική (symbolic AI), η οποία αποσκοπεί στην εξομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης μέσω αλγορίθμων. Για να το επιτύχει αυτό χρησιμοποιεί σύμβολα και λογικούς κανόνες. Η δεύτερη προσέγγιση είναι η υπολογιστική νοημοσύνη (computational intelligence) ή συνδετική (connectionist) ή μη-συμβολική ή υποσυμβολική. Αυτή η προσέγγιση επιχειρεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα μέσω στοιχειωδών αριθμητικών μοντέλων. Βασίζεται στην προσομοίωση των βιολογικών διαδικασιών/λειτουργιών του ανθρώπινου εγκεφάλου και μπορεί να εφαρμόσει στατιστικές μεθοδολογίες για την επίλυση προβλημάτων ΤΝ. Η παραπάνω διάκριση έγκειται στα χρησιμοποιούμενα εργαλεία της κάθε προσέγγισης ενώ δεν απορρίπτεται και ο συνδυασμός τους προκειμένου να επιλυθεί ένα πρόβλημα ΤΝ.

Η συμβατική ΤΝ στηρίζεται σε μεθόδους Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning) και διακρίνεται σε:

- Εμπειρα ή Εξειδικευμένα συστήματα (Expert systems), τα οποία επεξεργάζονται μεγάλο όγκο πληροφοριών εφαρμόζοντας ρουτίνες λογικής οι οποίες είναι προγραμματισμένες και αφορούν μία συγκεκριμένη εργασία με σκοπό τη διεξαγωγή ενός συμπεράσματος

- Λογική κατά περίπτωση (Case based reasoning) σύμφωνα με την οποία η επίλυση ενός προβλήματος προέρχεται από την επίλυση προηγούμενων παρόμοιων προβλημάτων
- Μπαϊεσιανά Δίκτυα (Bayesian Networks) τα οποία βασίζονται στη στατιστική ανάλυση προκειμένου να ληφθούν κάποιες αποφάσεις
- Συμπεριφορική Τεχνητή Νοημοσύνη (Behavior based AI) είναι μια μέθοδος τμηματοποίησης μιας λογικής διαδικασίας και κατόπιν εξαγωγής ενός αποτελέσματος με χειροκίνητο τρόπο.

Η υπολογιστική ΤΝ από την άλλη πλευρά έχει ως βάση τη μάθηση που προκύπτει μέσω επαναληπτικών διαδικασιών και εμπειρικών δεδομένων και διακρίνεται σε:

- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks), τα οποία προσομοιάζουν τη λειτουργία των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου
- Συστήματα Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic Systems), τα οποία αποτελούν τεχνικές λήψης απόφασης κάτω από αβεβαιότητα και χωρίς αυστηρό διαχωρισμό των καταστάσεων, αλλά λαμβάνοντας διαφορετική βαρύτητα ανάλογα με την περίπτωση
- Εξελικτική Υπολογιστική (Evolutionary Computation), η οποία προέκυψε από τη μελέτη των έμβιων οργανισμών. Οι μέθοδοι αυτής της κατηγορίας μπορούν να λάβουν περαιτέρω κατηγοριοποίηση: α) σε εξελικτικούς αλγόριθμους (evolutionary algorithms) και β) σε νοημοσύνη σμήνους (swarm intelligence).

Ας δούμε όμως την πορεία εξέλιξης της ΤΝ:

- Το 1943 ο McCulloch και ο Pitts πρότειναν ένα μοντέλο Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου χωρίς ιδιαίτερες δυνατότητες για την επίλυση αριθμητικών προβλημάτων.
- Το 1950 ο μαθηματικός Alan Turing (1913-1954) πρότεινε ένα τεστ, το λεγόμενο Turing Test, το οποίο είχε ως στόχο την εξακρίβωση αν μια μηχανή διαθέτει ευφυΐα.
- Το 1951 ο Minsky και ο Edmonds δημιούργησαν το πρώτο Νευρωνικό Δίκτυο, το SNARC.
- Το 1956 διοργανώθηκε στο Dartmouth ένα συνέδριο με Αμερικανούς επιστήμονες (McCarthy, Minsky, Marvin, Shannon και Rochester) σχετικά με τα Νευρωνικά Δίκτυα και τη μελέτη της ευφυΐας. Παρουσιάστηκε το Logic Theorist (LT) το οποίο απεδείκνυε μαθηματικά θεωρήματα στηριζόμενο σε κανόνες τυπικής λογικής και σε αλγορίθμους αναζήτησης. Το σημαντικότερο όμως σημείο του συνεδρίου ήταν η πρόταση του McCarthy για την ονομασία του νέου αυτού τομέα: *Τεχνητή Νοημοσύνη*.
- Το 1958 ο McCarthy εφηύρε τη γλώσσα προγραμματισμού LISP.

- Το 1958 ο Friedberg προτείνει τους γενετικούς αλγόριθμους.
- Το 1962 ο Rosenblatt παρουσιάζει το βελτιωμένο Νευρωνικό Δίκτυο Perceptron.
- Το 1965 ο Έντουαρτ Φάιγκενμαουμ ξεκινά το Dendral, το πρώτο έμπειρο σύστημα. Πρόκειται για μια προσπάθεια δέκα ετών η οποία οδήγησε στην ανάπτυξη ενός λογισμικού με σκοπό την αναγνώριση της μοριακής δομής οργανικών ενώσεων μέσω των ενδείξεων των επιστημονικών οργάνων.
- Το 1966 ιδρύεται το Εργαστήριο Μηχανικής Νοημοσύνης στο Εδιμβούργο.
- Το 1968 χρησιμοποιείται σε τεστ ευφυΐας το πρόγραμμα ANALOGY του Tom Evans για την επίλυση προβλημάτων γεωμετρικής αναλογίας.
- Το 1970 αναπτύσσεται το Planner και χρησιμοποιείται στο SHRDLU (Winograd). Πρόκειται για μια εντυπωσιακή επίδειξη αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή.
- Το 1971 ξεκινά στο Εδιμβούργο η εργασία πάνω στο σύστημα αυτόματης απόδειξης θεωρημάτων Boyer-Moore.
- Το 1972 αναπτύσσεται η γλώσσα Prolog από τον Allan Colmerauer.
- Το 1973 δημιουργήθηκε στο Εδιμβούργο το Ρομπότ συναρμολόγησης «Φρέντι», το οποίο ελέγχεται από υπολογιστές.
- Το 1974 ο Tes Shortliffe γράφει τη διατριβή του για το πρόγραμμα MYCIN (Stanford), το οποίο αφορά στη διάγνωση μολύνσεων του αίματος.
- Το 1981 οι Ιάπωνες ανακοινώνουν το πρόγραμμα πέμπτης γενιάς. Πρόκειται για ένα δεκαετές πρόγραμμα με σκοπό την κατασκευή υπολογιστών με γλώσσα μηχανής την Prolog.
- Στη δεκαετία του 1980 έχουμε την επανεμφάνιση των Νευρωνικών Δικτύων, πιο δυναμικά και με περισσότερες εφαρμογές.
- Το 1991 χρησιμοποιείται στον Α' Πόλεμο του Κόλπου η εφαρμογή σχεδίασης ενεργειών DART ανταμείβοντας μέσω των αποτελεσμάτων της τα 30 χρόνια έρευνας στην ΤΝ του Αμερικανικού Στρατού.
- Το 1994 οι Dickmanns και Daimler-Benz οδηγούν περισσότερο από 1000 km σε μια εθνική οδό του Παρισιού υπό συνθήκες βαρείας κυκλοφορίας και σε ταχύτητες έως και 130 km/ώρα επιδεικνύοντας την αυτόνομη οδήγηση σε ελεύθερες παρόδους, αλλαγή παρόδων και αυτόματη προσπέραση άλλων οχημάτων.

- Το 1997 υπολογιστής Deep Blue της IBM κερδίζει τον παγκόσμιο πρωταθλητή σκακιού Garry Kasparov.
- Το 1998 κυκλοφορεί ο «Φέρμι» της Tiger Electronics και γίνεται η πρώτη επιτυχημένη εμφάνιση TN σε οικιακό περιβάλλον.
- Το 1999 η εταιρεία Sony λανσάρει το «AIBO», που είναι ένα από τα πρώτα αυτόνομα κατοικίδια TN, το οποίο έχει δυνατότητες αυτονομίας, αναγνώριση ομιλίας αλλά και δυνατότητα έκφρασης συναισθημάτων μέσω του λόγου ή των κινήσεων.
- Το 2000 το ρομπότ «Nomad» εξερευνεί απομακρυσμένες περιοχές στην Ανταρκτική αναζητώντας δείγματα μετεωριτών.
- Το 2004 η DARPA (Υπηρεσία Έρευνας Προηγμένων Αμυντικών Προγραμμάτων του Υπουργείου Άμυνας των ΗΠΑ) ξεκινά το πρόγραμμα DARPA Grand Challenge («Μεγάλη Πρόκληση DARPA»), που προκαλεί τους συμμετέχοντες να δημιουργήσουν αυτόνομα οχήματα για ένα χρηματικό βραβείο.
- Το 2005 γεννιέται το Blue Brain, ένα project που προσομοιάζει τον εγκέφαλο σε μοριακό επίπεδο.
- Το 2009 η Google δημιουργεί το πρώτο αυτο-οδηγούμενο αυτοκίνητο.

Αξίζει να σημειωθεί ότι τη δεκαετία του 1990 με την ταχεία ανάπτυξη του internet εξελίχθηκαν οι «ευφυείς πράκτορες», ένα αυτόνομο λογισμικό TN εγκατεστημένο σε ένα περιβάλλον με το οποίο υπάρχει αλληλεπίδραση. Στόχος τους είναι η παροχή βοήθειας όσον αφορά το κομμάτι της συλλογής ή/και ανάλυσης μεγάλου όγκου δεδομένων ή στην αυτοματοποίηση εργασιών που επαναλαμβάνονται.

Η TN (AI) έχει οδηγήσει τις μηχανές να μπορούν να μαθαίνουν μέσω της εμπειρίας, να προσαρμόζονται σε νέα δεδομένα και να εκτελούν ποικίλες εργασίες. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμη καθώς:

- ✓ Αυτοματοποιεί τη μάθηση μέσω της επανάληψης
- ✓ Προσθέτει ευφυία σε υπάρχοντα προϊόντα
- ✓ Επιτυγχάνεται η προσαρμογή μέσω προοδευτικών αλγορίθμων εκμάθησης
- ✓ Επιτυγχάνει την ανάλυση περισσότερων δεδομένων μέσω των κρυφών επιπέδων των Νευρωνικών Δικτύων
- ✓ Επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια μέσω των Deep Neural Networks
- ✓ Αξιοποιεί στο μέγιστο όλα τα δεδομένα

Η ΤΝ είναι ένας ευρύς τομέας που συνδυάζει μεγάλο όγκο δεδομένων με αλγόριθμους οδηγώντας στην αυτόματη μάθηση του λογισμικού. Πολλές τεχνολογίες διευκολύνουν και στηρίζουν τη ΤΝ, όπως για παράδειγμα οι μονάδες επεξεργασίας γραφικών (graphical processing units), το διαδίκτυο των πραγμάτων (internet of things-παραγωγή μαζικών δεδομένων από συνδεδεμένες συσκευές), προηγμένοι αλγόριθμοι (advanced algorithms), διεπαφές επεξεργασίας εφαρμογής (application processing interfaces-φορητά πακέτα κωδικών τα οποία μπορούν να παρέχουν λειτουργικότητες ΤΝ σε υφιστάμενα προϊόντα/πακέτα λογισμικού). Περιλαμβάνει στους κόλπους της:

- a) Τη Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)
- b) Τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
- c) Τη Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)
- d) Τη γνωστική υπολογιστική (προσομοίωση ανθρώπινων αλληλεπιδράσεων)
- e) Computer vision (αναγνώριση μορφών και Deep Learning με σκοπό την αναγνώριση του τι υπάρχει σε μια εικόνα ή ένα βίντεο)
- f) Την επεξεργασία φυσικής γλώσσας (natural language processing - NPL) η οποία σχετίζεται με την ικανότητα των υπολογιστών να αναλύουν/κατανοούν/παράγουν ομιλία.

Η σύγχρονη ΤΝ εξελίσσεται με ταχείς ρυθμούς χρησιμοποιώντας κυρίως υποσυμβολικές μεθόδους, στηριζόμενη στις μηχανικές επιστήμες και στα εφαρμοσμένα μαθηματικά. Παρατηρείται η αυξανόμενη χρήση της ρομποτικής και της Μηχανικής Μάθησης με σκοπό την παροχή αποδοτικότερων λύσεων προσαρμοσμένων στις ανθρώπινες ανάγκες. Στον αντίποδα όμως υπάρχει και το ερώτημα αν όλες αυτές οι εξελίξεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν με κακόβουλο τρόπο. Ήδη έχει μεταφερθεί μεγάλο κομμάτι των προσωπικών δεδομένων σε μεγάλες εταιρείες (πχ google, facebook), οι οποίες γνωρίζουν σε μεγάλο βαθμό τις επιθυμίες του κάθε ανθρώπου αποκομίζοντας παράλληλα μεγάλα κέρδη. Ο στόχος της ΤΝ είναι η παροχή ανθρωπόμορφων αλληλεπιδράσεων με λογισμικά συμβάλλοντας στη λήψη αποφάσεων χωρίς όμως να αποτελέσει υποκατάστατο του ανθρώπου.

4.3 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Η ανάπτυξη των Νευρωνικών Δικτύων προήλθε από έρευνες που διεξήχθησαν πάνω στο τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης. Ουσιαστικά έγιναν προσπάθειες εξαγωγής πληροφοριών μέσω απομίμησης των βιολογικών νευρικών συστημάτων. Θα μπορούσε να ειπωθεί ότι πρόκειται για ένα δίκτυο από νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους προσομοιάζοντας στο ανθρώπινο εγκέφαλο.

Τα τελευταία χρόνια παρατηρούμε ότι το ενδιαφέρον για τα Νευρωνικά Δίκτυα έχει πάρει μεγάλες διαστάσεις λόγω της επιτυχούς εφαρμογής τους σε πολλές επιστήμες, όπως η ιατρική, η γεωλογία, η φυσική, η ρομποτική, στη χρηματοοικονομική διοίκηση κα. Τα εν λόγω δίκτυα κρίθηκαν προσοδοφόρα σε θέματα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου λόγω της ευχρηστίας τους και των αποτελεσμάτων τους ακόμη και σε περίπλοκες καταστάσεις. Πιο συγκεκριμένα, τα Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να μοντελοποιήσουν αρκετά πολύπλοκες λειτουργίες ακόμη και στην περίπτωση μη γραμμικότητας. Ωστόσο, εμφανίζουν ένα μειονέκτημα, το οποίο αφορά την προσπάθεια μοντελοποίησης μη γραμμικών συναρτήσεων με αρκετά μεγάλο αριθμό μεταβλητών.

Οι βασικές λειτουργίες ενός Νευρωνικού Δικτύου αφορούν την εκπαίδευση και την πρόβλεψη. Στην περίπτωση της εκπαίδευσης οι νευρώνες αποτελούν δομικό στοιχείο ενός δικτύου. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο τροφοδοσίας αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου νευρώνων πηγής, τουλάχιστον ένα μεσαίο ή κρυφό στρώμα υπολογιστικών νευρώνων, και ένα στρώμα εξόδου υπολογιστικών νευρώνων. Κάθε κόμβος-επίπεδο εισόδου γίνεται δέκτης ενός συνόλου εισόδων από άλλους νευρώνες ή από το περιβάλλον και αναδιανέμει αυτά τα σήματα σε όλους τους νευρώνες στο κρυφό στρώμα. Στη συνέχεια προχωράει σε υπολογισμό λαμβάνοντας ως βάση τις εισόδους και καταλήγει παράγοντας μία έξοδο. Είναι οι νευρώνες στο κρυφό στρώμα που επιτρέπουν στα Νευρωνικά Δίκτυα να ανιχνεύσουν το χαρακτηριστικό, να συλλάβουν το μοτίβο στα δεδομένα και να εκτελέσουν περίπλοκη μη γραμμική χαρτογράφηση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Πιο αναλυτικά, οι υπολογιστικοί αυτοί νευρώνες προχωρούν σε πολλαπλασιασμό της κάθε εισόδου με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος³⁶ και καταλήγουν στον υπολογισμό του αθροίσματος των

³⁶ Συναπτικό βάρος ονομάζεται το ποσοστό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που μεταδίδεται τελικά στην είσοδο

γινομένων. Το παραπάνω άθροισμα αποτελεί το όρισμα στη συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία υλοποιείται εσωτερικά από τον κάθε κόμβο. Η τιμή της συνάρτησης αποτελεί την έξοδο του νευρώνα για τις δεδομένες εισόδους και τα λαμβανόμενα βάρη. Εάν x_{ki} είναι η i -οστή είσοδος του k νευρώνα, w_{ki} : το i -οστό συναπτικό βάρος του k νευρώνα και ϕ η συνάρτηση ενεργοποίησης του Νευρωνικού Δικτύου, τότε η έξοδος y_k του k νευρώνα δίνεται από την εξίσωση³⁷:

$$y_k = \phi \left(\sum_{i=0}^N x_{ki} w_{ki} \right)$$

Στον k -οστό νευρώνα υπάρχει ένα συναπτικό βάρος w_{k0} το οποίο καλείται πόλωση ή κατώφλι και η τιμή της εισόδου του είναι πάντα η μονάδα, $x_{k0} = 1$ ³⁸. Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται, σε διαφορετική περίπτωση ο νευρώνας παραμένει ανενεργός. Το επίπεδο εξόδου καθορίζει το μοτίβο εξόδου ολόκληρου του δικτύου με απώτερο στόχο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος.

Μια συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να έχει τις εξής μορφές: βηματική (step transfer function), γραμμική (linear transfer function), μη γραμμική (non-linear transfer function) και στοχαστική (stochastic transfer function). Η βηματική συνάρτηση έχει το μειονέκτημα ότι η παράγωγός της απειρίζεται, με αποτέλεσμα να χρησιμοποιείται η σιγμοειδής συνάρτηση, η οποία έχει ομοιότητες με τη βηματική αλλά παράλληλα παρέχει τη δυνατότητα της συνέχειας και της παραγωγισιμότητας³⁹.

Δεν πρέπει να παραλειφθεί ότι η μάθηση προϋποθέτει τον σωστό προσδιορισμό των κατάλληλων συντελεστών βάρους και πραγματοποιείται με τη βοήθεια αλγορίθμων οδηγώντας στην επίλυση του προβλήματος. Οι γνώσεις που απαιτούνται από τον χρήστη αφορούν το κομμάτι της επιλογής και προετοιμασίας των δεδομένων που θα χρησιμοποιήσει, την επιλογή του κατάλληλου ανά περίπτωση Νευρωνικού Δικτύου και τέλος στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων που θα εξαχθούν. Οι μέθοδοι μάθησης θα μπορούσαν να κατηγοριοποιηθούν ως εξής: μάθηση με επίβλεψη και μάθηση χωρίς επίβλεψη. Στην πρώτη

³⁷ https://el.wikipedia.org/wiki/Νευρωνικό_δίκτυο

³⁸ https://el.wikipedia.org/wiki/Νευρωνικό_δίκτυο

³⁹ https://el.wikipedia.org/wiki/Νευρωνικό_δίκτυο

περίπτωση έχουμε την μάθηση με σκοπό τη διόρθωση κάποιου σφάλματος υπό την επίβλεψη ενός εξωτερικού εκπαιδευτή. Στην δεύτερη περίπτωση δεν υπάρχει κάποιος εξωτερικός εκπαιδευτής, με τους αλγόριθμους να οργανώνουν από μόνοι τους τα δεδομένα, πχ ο αλγόριθμος Hebbian⁴⁰.

Η πρόβλεψη από την άλλη πλευρά είναι μια διαδικασία χρονοβόρα καθώς μπορεί να απαιτήσει την πραγματοποίηση πολλών επαναλήψεων. Τα μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων αποδίδουν εξαιρετικά καλά όταν η μεταβλητή πρόβλεψης έχει παρόμοια συμπεριφορά τόσο στην περίοδο πρόβλεψης όσο και σε αυτήν που χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση. Η διαδικασία γενικά της πρόβλεψης τιμών στα Νευρωνικά Δίκτυα θα μπορούσε να αποτυπωθεί ως εξής:

- Συλλογή δεδομένων
- Προσδιορισμό του εύρους του προτεινόμενου Νευρωνικού Δικτύου
- Καθορισμό του χρονικού πλαισίου για την επιλογή των παρόμοιων ημερών για μια υπό εξέταση ημέρα
- Εξέταση για N παρόμοιες μέρες
- Εξέταση όλου του εύρους των υπό εξέταση ημερών
- Εκτέλεση επαναλήψεων στο συγκεκριμένο εύρος
- Επιλογή παρόμοιων ημερών για τις ημέρες πρόβλεψης
- Πρόβλεψη χρησιμοποιώντας παρόμοιες μέρες και Νευρωνικά Δίκτυα

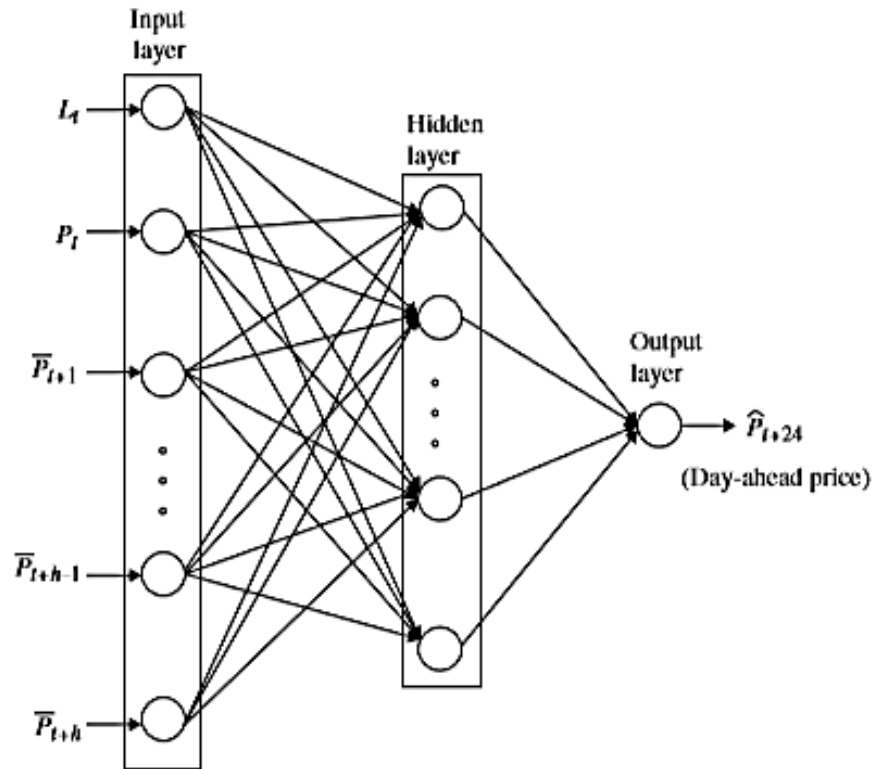
Στο τομέα της πρόβλεψης τιμών ενέργειας, οι μέθοδοι που βασίζονται σε χρονοσειρές ή Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN) είναι πιο συνηθισμένες λόγω της ευελιξίας τους και της ευκολίας εφαρμογής τους. Αρκετές δημοσιεύσεις ανέφεραν μεθόδους πρόβλεψης που βασίζονται σε τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και ειδικά τα ANN έχουν λάβει μεγάλο ενδιαφέρον καθώς παρέχουν καλές λύσεις σε μοντέλα σύνθετων μη γραμμικών σχέσεων σε σύγκριση με τα παραδοσιακά γραμμικά μοντέλα. Ένα τυπικό Νευρωνικό Δίκτυο για πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας είναι είτε ένα Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών Επιπέδων Perceptron (MLP) είτε ένα Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο. Έχει γίνει

⁴⁰ ADVANCES IN ELECTRIC POWER AND ENERGY SYSTEMS, Load and Price Forecasting, Edited by Mohamed E. El-Hawary, Copyright © 2017 by The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. All rights reserved, p.21-22

σαφές ότι ένα καλό εργαλείο πρόβλεψης τιμών σε απελευθερωμένες αγορές πρέπει να είναι σε θέση να αποτυπώσει την αβεβαιότητα που σχετίζεται με αυτές τις τιμές.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί στη παρούσα ενότητα, ένα τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο αποτελείται από έναν αριθμό πολύ απλών και διασυνδεδεμένων επεξεργαστών, που ονομάζονται νευρώνες, οι οποίοι είναι ανάλογοι με τους βιολογικούς νευρώνες του ανθρώπινου εγκεφάλου. Οι νευρώνες συνδέονται με σταθμισμένους συνδέσμους που περνούν σήματα από έναν νευρώνα στον άλλο. Τα ANN είναι ικανά να συνάγουν κρυφή σχέση (χαρτογράφηση) σε δεδομένα και είναι μια κατηγορία ευέλικτων μη γραμμικών μοντέλων. Θεωρητικά έχει αποδειχθεί ότι, δεδομένου του κατάλληλου αριθμού μη γραμμικών μονάδων επεξεργασίας, ένα ANN μπορεί να μάθει από την εμπειρία και να εκτιμήσει οποιαδήποτε περίπλοκη λειτουργική σχέση με υψηλή ακρίβεια. Στα συστήματα ισχύος το ANN έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων όπως πρόβλεψη φορτίου, διάγνωση σφαλμάτων εξαρτημάτων και συστήματος, αξιολόγηση ασφάλειας, δέσμευση μονάδας. Στις εφαρμογές πρόβλεψης τιμών η κύρια λειτουργία του ANN είναι να προβλέψει την τιμή για τις επόμενες ώρες, ημέρες ή εβδομάδες.

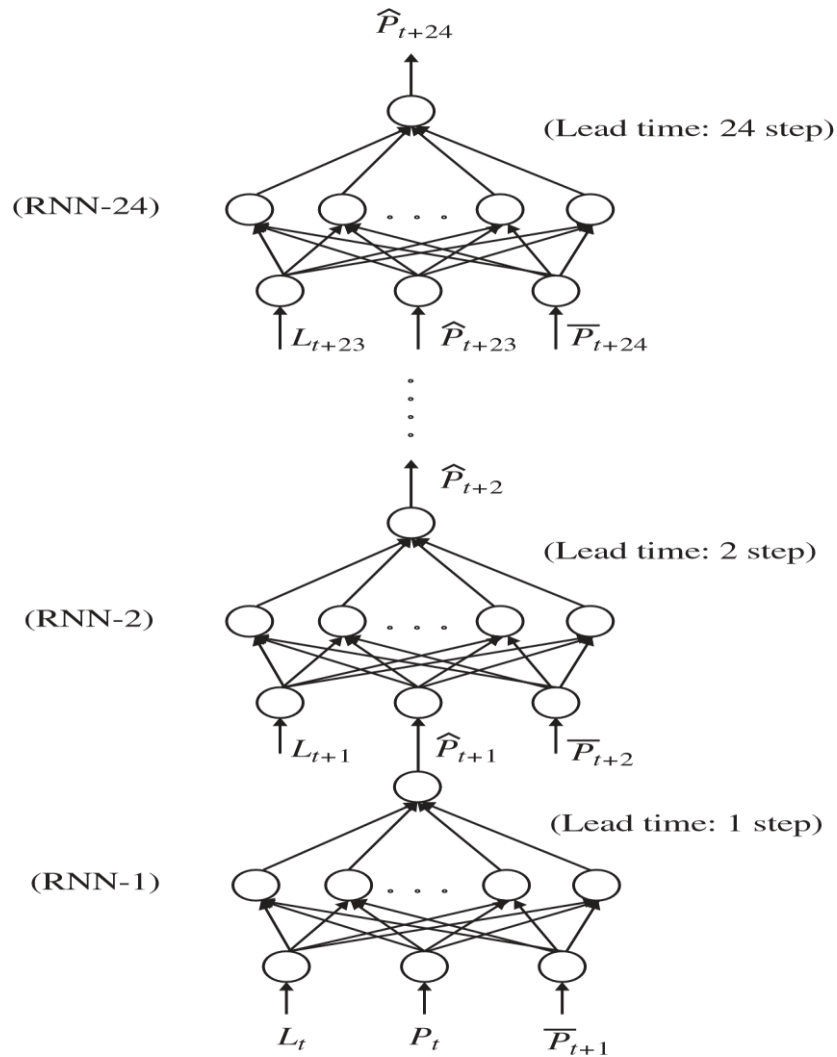
Ένα μοντέλο ANN αποτυπώνεται στο Σχήμα 9.



Σχήμα 9 Μοντέλο ANN για πρόβλεψη τιμών day-ahead⁴¹

Εκτός όμως από την προσέγγιση ANN για τις προβλέψεις τιμών, μια άλλη προσέγγιση για την πρόβλεψη των ωριαίων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας είναι το μοντέλο RNN. Το RNN είναι μια προσέγγιση πολλαπλών βημάτων με βάση έναν κόμβο εξόδου, την πρόβλεψη της τιμής ένα βήμα μπροστά ($t + 1$), και το δίκτυο. Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου μοντέλου RNN φαίνεται στο Σχήμα 10 και το οποίο είναι ικανό να μοντελοποιεί μη γραμμικές και γρήγορες παραλλαγές, καθώς και περίπλοκες σχέσεις εισόδου / εξόδου μέσω εκπαιδευτικών διαδικασιών με ιστορικά δεδομένα.

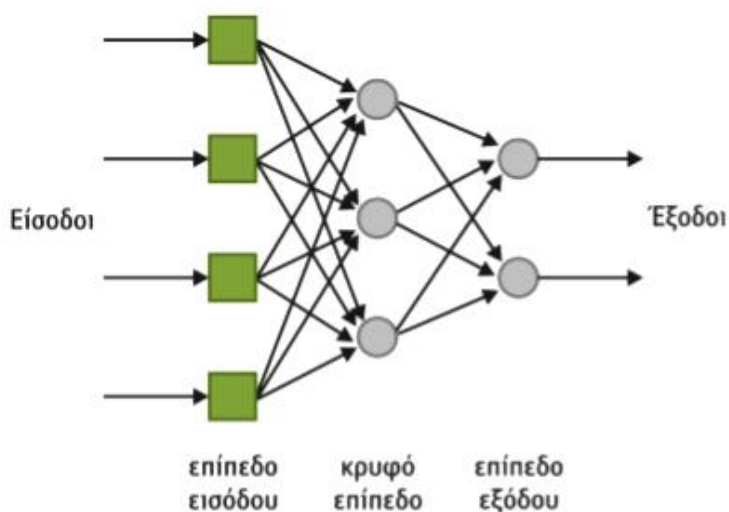
⁴¹ ADVANCES IN ELECTRIC POWER AND ENERGY SYSTEMS, Load and Price Forecasting, Edited by Mohamed E. El-Hawary, Copyright © 2017 by The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. All rights reserved, p223



Σχήμα 10 Μοντέλο Recursive Neural Network (RNN) για την πρόβλεψη τιμών⁴²

Επιπρόσθετα, υπάρχουν και δύο άλλες κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων ανάλογα με τον τρόπο που είναι συνδεδεμένες οι μονάδες μεταξύ τους: πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) και οπίσθιας τροφοδότησης (feed backward). Στην πρώτη περίπτωση η κάθε μονάδα τροφοδοτεί τη μονάδα του επόμενου επιπέδου χωρίς να υπάρχει έξοδος μονάδας ενός επιπέδου η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μονάδα εισόδου στο ίδιο ή σε προηγούμενο επίπεδο.

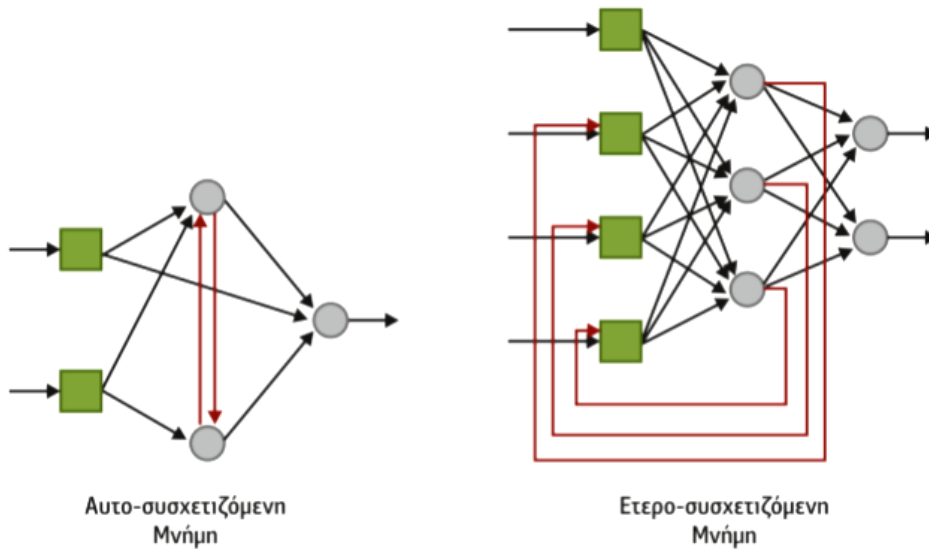
⁴² ADVANCES IN ELECTRIC POWER AND ENERGY SYSTEMS, Load and Price Forecasting, Edited by Mohamed E. El-Hawary, Copyright © 2017 by The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. All rights reserved, p.224



Σχήμα 11 Νευρωνικό Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης⁴³

Τα Νευρωνικά Δίκτυα της δεύτερης περίπτωσης, δηλαδή της οπίσθιας τροφοδότησης, αποκαλούνται και ανατροφοδοτούμενα ΝΔ (recurrent ANN) καθώς επιτρέπουν την ανατροφοδότηση του ίδιου ή προηγούμενου επιπέδου. Ανάλογα με το αν η ανατροφοδότηση πραγματοποιείται στο ίδιο επίπεδο ή σε διαφορετικά, τα δίκτυα κατηγοριοποιούνται αντίστοιχα ως αυτοσυσχετιζόμενες μνήμες (autoassociated memories) ή ετεροσυσχετιζόμενες μνήμες (heteroassociated memories).

⁴³ https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf



Σχήμα 12 Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα⁴⁴

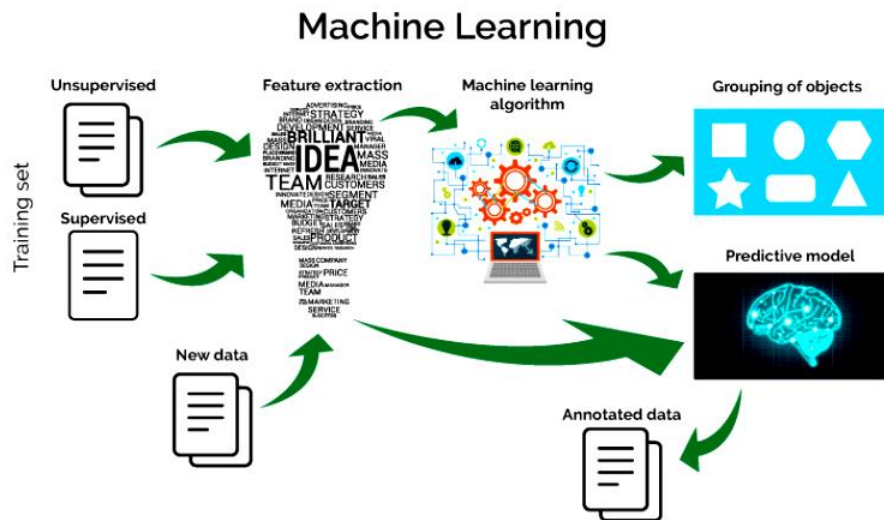
Στη βιβλιογραφία και σε έρευνες με σκοπό την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας έχουν χρησιμοποιηθεί ποικίλα μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων πολλά από τα οποία προήλθαν κατόπιν συνδυασμών.

4.4 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η Μηχανική Μάθηση αποτελεί έναν από τους πιο αναπτυσσόμενους κλάδους της Τεχνητής Νοημοσύνης λόγω των εντυπωσιακών αποτελεσμάτων που προσφέρουν οι χρησιμοποιούμενοι μέθοδοι της σε ποικίλες εφαρμογές οι οποίες απαιτούν ευφυΐα. Το 1959 ο Άρθουρ Σάμουελ ορίζει τη μηχανική μάθηση ως "Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί". Ο Carbonell το 1987 την ορίζει ως «η μελέτη υπολογιστικών μεθόδων για την απόκτηση νέας γνώσης, νέων δεξιοτήτων και νέων τρόπων οργάνωσης της υπάρχουσας γνώσης». Ο Tom M. Mitchell το 1997 πρότεινε έναν πιο επίσημο ορισμό που χρησιμοποιείται ευρέως: «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από εμπειρία E ως προς μια κλάση εργασιών T

⁴⁴ https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf

και ένα μέτρο επίδοσης P, αν η επίδοσή του σε εργασίες της κλάσης T, όπως αποτιμάται από το μέτρο P, βελτιώνεται με την εμπειρία E». Το 2000 οι Witten & Frank ορίζουν τη Μηχανική Μάθηση με τον ακόλουθο τρόπο: «Κάτι μαθαίνει όταν αλλάζει τη συμπεριφορά του κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποδίδει καλύτερα στο μέλλον».



Σχήμα 13 Μηχανή Μάθησης και Τεχνητή Νοημοσύνη⁴⁵

Η Μηχανική Μάθηση άρχισε να εξελίσσεται ως ένα ξεχωριστό πεδίο κατά τη δεκαετία του 1990. Ορμώμενη αρχικά από την Τεχνητή Νοημοσύνη στην επίλυση προβλημάτων πρακτικής φύσης, άρχισε να δίνει έμφαση τόσο σε μεθόδους όσο και σε μοντέλα της στατιστικής και της θεωρίας πιθανοτήτων επωφελούμενη της δυναμικής του Διαδικτύου για λήψη και μετάδοση πληροφοριών. Είναι ένας κλάδος ο οποίος εστιάζει στη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων οι οποίοι θα μπορούν να μαθαίνουν από τα δεδομένα και να παράγουν προβλέψεις με επαρκή ακρίβεια. Οι εφαρμογές της βρίσκουν ανταπόκριση σε ποικίλους κλάδους, όπως στη Χρηματιστηριακή Ανάλυση, στη Βιοπληροφορική, στα Λογισμικά, στη Μηχανική Αντίληψη, στην Ιατρική Διάγνωση κα.

Υπάρχουν τρεις βασικοί τύποι Μηχανικής Μάθησης: α) η μάθηση με επίβλεψη, β) η μάθηση χωρίς επίβλεψη και γ) η μάθηση με ενίσχυση. Οι χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι χωρίζονται σε αυτούς που λαμβάνουν υπόψη μόνο τις μεταβλητές εισόδου/ παρατηρήσεις και σε αυτούς που λαμβάνουν υπόψη και την προϋπάρχουσα γνώση. Πιο αναλυτικά:

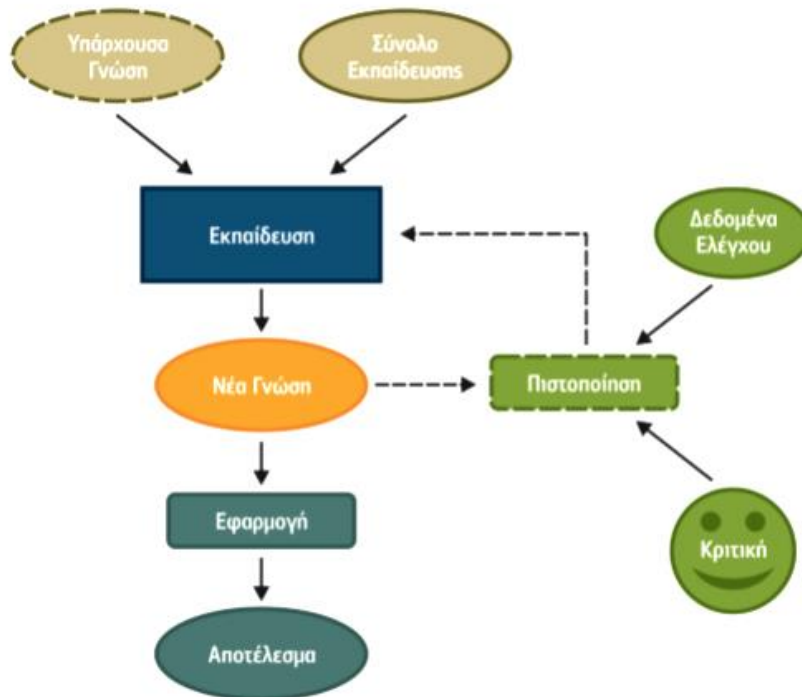
⁴⁵ <https://www.csc.com.gr/machine-learning-μηχανική-μάθηση-τι-είναι/>

A) Μάθηση με Επίβλεψη (Supervised Learning) είναι η διαδικασία στην οποία κατασκευάζεται μια συνάρτηση από έναν αλγόριθμο και η οποία δέχεται τόσο τα δεδομένα/τις εισόδους όσο και τα επιθυμητά αποτελέσματα από τον «εκπαιδευτή». Ο στόχος είναι να δημιουργηθεί ένας γενικός κανόνας σύμφωνα με τον οποίο θα αντιστοιχίζονται τα δεδομένα (μεταβλητές εισόδου) με τα αποτελέσματα. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης, προβλέψεων και διερμηνείας.

B) Μη επιτηρούμενη Μάθηση (Unsupervised learning) είναι η διαδικασία στην οποία ένας αλγόριθμος δημιουργεί μοντέλα/δομές για τις μεταβλητές εισόδου χωρίς όμως να έχει λάβει γνώση για τα αποτελέσματα, τις πιθανές μεταβλητές εξόδου. Χρησιμοποιείται κυρίως σε ανάλυση συσχετίσεων και ομαδοποίησης.

Γ) Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning) είναι η διαδικασία στην οποία ο αλγόριθμος αλληλοεπιδρά δυναμικά με το περιβάλλον προκειμένου να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος χωρίς να υπάρχει κάποιος εκπαιδευτής ο οποίος θα δίνει κατευθύνσεις. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού.

Αξίζει να σημειωθεί ότι μεταξύ της επιτηρούμενης και μη μάθησης είναι η ημι-επιτηρούμενη. Στην συγκεκριμένη διαδικασία ο «εκπαιδευτής» παρέχει κάποιες μεταβλητές εισόδου αλλά χωρίς να παρέχει όλα τα αποτελέσματα/στόχους.



Σχήμα 14 Γενικός τρόπος λειτουργίας αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης⁴⁶

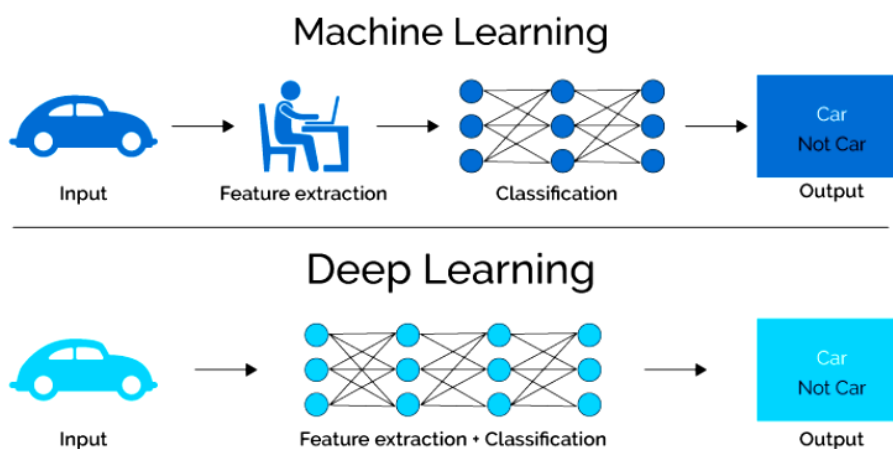
Στο παραπάνω σχήμα απεικονίζεται ένας γενικός τρόπος λειτουργίας αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης. Η πιο σημαντική φάση ενός αλγόριθμου όπως μπορεί να γίνει αντιληπτό από το σχήμα είναι η εκπαίδευση. Ο χρησιμοποιούμενος κάθε φορά αλγόριθμος χρησιμοποιεί ένα σύνολο μεταβλητών εισόδου/δεδομένων με σκοπό να οδηγηθεί σε ένα αποτέλεσμα-γνώση. Μπορεί να χρησιμοποιήσει ή όχι την υπάρχουσα εμπειρία/γνώση για να περάσει στη συνέχεια από τη φάση της εκπαίδευσης στη φάση της πιστοποίησης. Στην εν λόγω φάση γίνεται έλεγχος της πιστοποίησης του αποτελέσματος που διεξήχθη τόσο χρησιμοποιώντας τα δεδομένα ελέγχου όσο και της κριτικής ικανότητας του χρήστη.

Δεν πρέπει να παραληφθεί ότι μεταξύ των παραπάνω κατηγοριών υπάρχει και η διαδικασία εκμάθησης. Πρόκειται για την διαδικασία εκπαίδευσης της μηχανής να οδηγείται σε δικά της αποτελέσματα λαμβάνοντας υπόψη την προηγούμενη εμπειρία.

Στην πάροδο των ετών έχουν αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης προκειμένου να λυθούν ποικίλα προβλήματα με τους κυριότερους να είναι οι κάτωθι:

⁴⁶ https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf

- ❖ Δένδρο απόφασης: Χρησιμοποιείται κυρίως σε θέματα ταξινόμησης. Αρχικά λαμβάνεται από το σύνολο των παραμέτρων της εκπαίδευσης μία παράμετρος η οποία χρησιμοποιείται ως προγνωστικό μοντέλο. Το αποτέλεσμα είναι δενδροειδούς μορφής όπου αντιστοιχίζονται οι παρατηρήσεις πάνω σε ένα δεδομένο/στοιχείο με τα συμπεράσματα σχετικά με την τιμή/στόχο.
- ❖ Κανόνες Συσχέτισης: Πρόκειται για μια μέθοδο με την οποία ανακαλύπτονται ενδιαφέρουσες σχέσεις ανάμεσα σε μεταβλητές που υπάρχουν σε μεγάλες βάσεις δεδομένων.
- ❖ Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: Πρόκειται για ένα αλγόριθμο που εμπνέεται από τη λειτουργία των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Μια ομάδα από τεχνητούς νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους επεξεργάζονται τις ληφθείσες πληροφορίες και εκτελούν τους αντίστοιχους υπολογισμούς.
- ❖ Βαθιά Μάθηση: Πρόκειται για την προσπάθεια μοντελοποίησης του τρόπου μετατροπής του φωτός και του ήχου σε όραση και ακοή από τον ανθρώπινο εγκέφαλο.



Σχήμα 15 Μηχανές Μάθησης και Βαθιά Μάθηση⁴⁷

- ❖ Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης: Χρησιμοποιούνται κυρίως σε περιπτώσεις ταξινόμησης και παλινδρόμησης. Μια τέτοιου είδους μηχανή προχωράει στην κατασκευή ενός μοντέλου το οποίο προβλέπει λαμβάνοντας υπόψη ένα

⁴⁷ <https://www.csc.com.gr/machine-learning-μηχανική-μάθηση-τι-είναι/>

σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης αλλά και σε ποια κατηγορία εμπίπτει το νέο παράδειγμα.

- ❖ Ομαδοποίηση: Πρόκειται για τον διαχωρισμό ενός συνόλου παρατηρήσεων σε κατηγορίες ανάλογα με την ομοιότητα τους με άλλες παρατηρήσεις. Ανάλογα με τη τεχνική κατηγοριοποίησης θα προκύψουν και διαφορετικές υποθέσεις όσον αφορά τη δομή των δεδομένων.
- ❖ Δίκτυα Bayes: Πρόκειται για ένα άκυκλο γραφικό μοντέλο με το οποίο απεικονίζεται ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών και η μεταξύ τους υποθετική ανεξαρτησία.
- ❖ Ενισχυτική Μάθηση: Πρόκειται για την προσπάθεια ανεύρεσης του τρόπου αντίδρασης ενός υποκειμένου σε μια κατάσταση του περιβάλλοντος.
- ❖ Εκμάθηση με μέτρο ομοιότητας: Παρέχοντας στη Μηχανή Μάθησης τόσο παραδείγματα που είναι όμοια όσο και ανόμοια, πρέπει να κατανοήσει μια συνάρτηση ομοιότητας με σκοπό την πρόβλεψη της ύπαρξης ομοιότητας ή μη σε δύο καινούρια αντικείμενα.
- ❖ Γενετικοί Αλγόριθμοι (GA): Αποσκοπεί στην αναζήτηση λύσεων σε προβλήματα χρησιμοποιώντας μεθόδους μετάλλαξης ή διασταύρωσης, καθώς τα προβλήματα αυτά εξαρτώνται από ένα μεγάλο πλήθος παραμέτρων οι οποίες δεν είναι κατανοητές και παρουσιάζουν μεγάλο βαθμό αλληλεξάρτησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στην περίοδο που διανύουμε η βιομηχανία ηλεκτρικής ενέργειας προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει τις επιβλαβείς περιβαλλοντικές επιπτώσεις της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ανταποκρινόμενη στις αυξανόμενες απαιτήσεις των πελατών. Τα ορυκτά καύσιμα δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν λόγω του υψηλού κόστους εξαγωγής και των περιβαλλοντικών εκπομπών και η αντικατάσταση των θερμικών μονάδων από Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ) είναι ένα βήμα προς τους στόχους ελαχιστοποίησης των εκπομπών. Η χρήση ΑΠΕ μπορεί να μειώσει την απώλεια μετάδοσης μαζί με τις εκπομπές που παράγονται από τον κύκλο παραγωγής ενέργειας σε μια μονάδα παραγωγής ενέργειας. Αυτό μπορεί εύκολα να επιτευχθεί με ακριβή σχεδιασμό και έξυπνη λειτουργία ΑΠΕ.

Βασικό στοιχείο της αναδιάρθρωσης του τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας είναι και ο καθορισμός μιας τιμής για την ηλεκτρική ενέργεια που βασίζεται στην αγορά. Πολλοί παράγοντες όμως είναι παρόντες στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας, όπως οι έμποροι, οι διαχειριστές συστημάτων μεταφοράς (ΔΣΜ) αλλά και νέοι παραγωγοί ενέργειας που εισέρχονται στο κλάδο ενώ οι υφιστάμενοι παραγωγοί επεκτείνουν και εκσυγχρονίζουν το δίκτυο τους. Αυτό συμβάλει στη μείωση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Για να επιτευχθεί αυτό όμως πρέπει οι συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας να έχουν τη δυνατότητα αγοράς ή πώλησης υπαρχόντων ή μελλοντικών τεμαχίων ηλεκτρικής ενέργειας. Το παραπάνω επιτάσσει την ανάγκη ύπαρξης ενός μηχανισμού πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας με γνώμονα την εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης επιτυγχάνοντας παράλληλα την διαχείριση των κινδύνων που πηγάζουν από την αστάθεια των τιμών. Οι εταιρείες ενεργειακής προμήθειας, ιδίως οι υδροηλεκτρικές μονάδες τύπου φυσικού αερίου, το φυσικό αέριο και οι μονάδες παραγωγής καυσίμου, θα μπορούσαν να βελτιστοποιήσουν τις στρατηγικές προμηθειών τους σύμφωνα με τις προβλέψεις τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Καθώς το μερίδιο των ρυθμιζόμενων αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, όπως οι αγορές

μελλοντικής εξισορρόπησης, αυξάνεται μέρα με τη μέρα, οι διμερείς συμβάσεις λαμβάνουν επίσης τις τιμές της αγοράς ως σημείο αναφοράς. Παραγωγοί και καταναλωτές μέσω αυτών των διμερών συμβάσεων θα μπορούν να ανταποκρίνονται αποδοτικότερα στις ανάγκες της κάθε πλευράς με το μικρότερο δυνατό κόστος. Από την πλευρά της ζήτησης, ορισμένες εταιρείες μπορούν να προγραμματίσουν τη λειτουργία τους σύμφωνα με τις ζώνες χαμηλών τιμών και να λειτουργήσουν αυτές τις ώρες ή μήνες.

Η μελλοντική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένας τύπος ανταλλαγής ισχύος που χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλές περιοχές του κόσμου⁴⁸. Στη γενικότερη μορφή του, οι παραγωγοί και οι καταναλωτές πρέπει να υποβάλουν προσφορές για τις 24 ώρες της ημέρας d πριν από κάποια προθεσμία την ημέρα - d 1 (στις περισσότερες ευρωπαϊκές αγορές αυτή η προθεσμία λήγει στις 11:00 π.μ. ή 12:00 π.μ.). Εκτός από ορισμένες αγορές, αυτές οι προσφορές συνήθως καθορίζονται ανά ώρα, δηλαδή κάθε παίκτης της αγοράς πρέπει να υποβάλει 24 προσφορές. Μετά την προθεσμία, ο διαχειριστής της αγοράς λαμβάνει υπόψη όλες τις προσφορές και υπολογίζει την τιμή εκκαθάρισης της αγοράς για καθεμία από τις 24 ώρες. Στη συνέχεια, οι προσφορές καταναλωτή / παραγωγού εγκρίνονται μεγαλύτερες / χαμηλότερες ή ίσες από τις τιμές εκκαθάρισης της αγοράς και συνάπτεται σύμβαση. Ένας χρήσιμος προγνωστικός δείκτης της ημέρας θα πρέπει να είναι σε θέση να προβλέψει το σύνολο των 24 τιμών εκκαθάρισης της αγοράς της ημέρας d με βάση τις διαθέσιμες πληροφορίες πριν από την προθεσμία της ημέρας - d 1.

5.2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Η βιβλιογραφία πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας (EPF) άρχισε να αναπτύσσεται στις αρχές της δεκαετίας του 2000. Παρατηρούμε ότι από την πρόβλεψη του φορτίου προχωρήσαμε στη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία είναι μια πρόκληση λόγω των διακριτικών χαρακτηριστικών της ηλεκτρικής ενέργειας.

⁴⁸ Jesus Lagoa,b, Fjo De Ridderb, Peter Vrancxc, Bart De Schuttera, 2018, Article “Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration”

Οι τιμές ποικίλουν με την πάροδο του χρόνου και για αυτό το λόγο έχουν γίνει μελέτες για τις τιμές ημέρας της ενέργειας με μοντέλα παραγωγικού κόστους, συνεχή χρονικά μοντέλα, μοντέλα χρονοσειρών, μοντέλα προσομοίωσης, με τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και μοντέλα θεωρίας παιγνίων. Δεδομένου ότι οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας δεν είναι εξίσου ανεπτυγμένες, έχουν εισαχθεί διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης τιμών για μεμονωμένες αγορές. Για να δημιουργηθεί ένα μοντέλο εξομοίωσης για την πορεία της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας στην τρέχουσα αγορά, πρέπει να λάβουμε υπόψη την εποχικότητα, τη μέση αναστροφή (mean reversion), τη μεταβλητότητα, τις αιχμές (δηλαδή την ύπαρξη τεράστιων αποκλίσεων σε μικρό χρονικό διάστημα), τη συσχέτιση μεταξύ τιμής και φορτίου, τις διακοπές ρεύματος και τη θερμοκρασία⁴⁹.

Η βιομηχανία της ηλεκτρικής ενέργειας έχει μεταμορφωθεί από μια τεχνική επιχείρηση σε μια όπου τα προϊόντα αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο με τα άλλα εμπορεύματα. Είναι γνωστό ότι σε μια αγορά εμπορευμάτων, το εμπόριο και η διαχείριση κινδύνου είναι τα κλειδιά για την επιτυχία. Στον κλάδο της ενέργειας όμως υπάρχει η ιδιαιτερότητα ότι αυτό που παράγεται δεν μπορεί να αποθηκευτεί καθώς είναι οικονομικά ασύμφορο, καθιστώντας τη ζήτηση και τη προσφορά ηλεκτρικής ενέργειας εξαιρετικά ανελαστική. Επιπρόσθετα, η συνολική ζήτηση και προσφορά ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να ισορροπούν συνεχώς έτσι ώστε να διατηρηθεί η ποιότητα του τροφοδοτικού και η αξιοπιστία του συστήματος. Δεδομένου λοιπόν του γεγονότος ότι οι διαταραχές της προφοράς και της ζήτησης δεν μπορούν να εξομαλυνθούν από τα αποθέματα, οι ημερήσιες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας είναι πιο ασταθείς από αυτές των εμπορευμάτων.

Η πρόβλεψη τιμής καθίσταται εξίσου σημαντική τόσο για τις εταιρείες παραγωγής, προκειμένου να προγραμματίσουν την παραγωγή τους με το ελάχιστο δυνατό κόστος, όσο και για τους εμπόρους αλλά και καταναλωτές, προκειμένου να λάβουν ενέργεια στη χαμηλότερη δυνατή τιμή. Οι τιμές όμως παρουσιάζουν υψηλή συχνότητα, μη σταθερή μέση τιμή και διασπορά, ημερήσια και εβδομαδιαία εποχικότητα, διαφορετική συμπεριφορά τα Σαββατοκύριακα και τις αργίες αλλά και υψηλή αστάθεια, επηρεάζονται από εποχιακές αλλαγές στη ζήτηση ενέργειας, από τη συμπεριφορά εξοικονόμησης ενέργειας των καταναλωτών, τη μη δυνατότητα αποθήκευσης της ενέργειας, από χρηματοοικονομικούς

⁴⁹ Mohamed E. El-Hawary (2017), “Advances in Electric Power and Energy Systems, Load and Price Forecasting”

κανονισμούς, από τιμολόγηση φορτίων ανταγωνιστών, από δυναμικούς παράγοντες της αγοράς και άλλες μακροοικονομικές οικονομικές συνθήκες.

Η ακριβής πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένα δύσκολο ερευνητικό έργο, λόγω της μεταβλητότητας και της μη γραμμικότητας των χρονολογικών σειρών των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, παρέχει σημαντικές πληροφορίες για τον προγραμματισμό παραγωγής και για τις στρατηγικές προσφορές τιμών από τους παραγωγούς. Η ακριβής πρόβλεψη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ελαχιστοποίηση του κόστους, τον μετριασμό των πιθανών κινδύνων καθώς και την επίτευξη των στόχων περιβαλλοντικής πολιτικής.

5.3 ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Καθώς η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από πολλούς παράγοντες όπως ο καιρός, η ένταση των επιχειρηματικών δραστηριοτήτων και οι καθημερινές δραστηριότητες, η ηλεκτρική ενέργεια έχει τα δικά της ειδικά χαρακτηριστικά, όπως η τυχαιότητα, η μη στασιμότητα και η μη γραμμικότητα, γεγονός που καθιστά την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας συχνά κυμαινόμενη. Επομένως, δεν είναι εύκολο να προβλεφθεί η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας με υψηλή ακρίβεια.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας που έχουν χρησιμοποιηθεί μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες⁵⁰. Η μία είναι η μέθοδος πρόβλεψης αιτιώδους σχέσης που αναζητά αιτιώδεις σχέσεις μεταξύ ανεξάρτητων μεταβλητών και τιμών πρόβλεψης και η άλλη είναι η μέθοδος πρόβλεψης χρονοσειρών που βασίζεται στην υπόθεση ότι η τιμή πρόβλεψης σχετίζεται με τις ιστορικές σειρές. Η τιμή όμως του ηλεκτρικού ρεύματος όπως έχει ήδη αναφερθεί επηρεάζεται από πολλούς πολύπλοκους παράγοντες που είναι δύσκολο να προσδιοριστούν στην πρακτική ζωή, επομένως, είναι μια μεγάλη πρόκληση για τη δημιουργία ενός ακριβούς μοντέλου πρόβλεψης χρησιμοποιώντας τη μέθοδο πρόβλεψης αιτιώδους

⁵⁰ Deyun Wang, Hongyuan Luo, Olivier Grunder, Yanbing Lin, Haixiang Guo (2017), Multi-step ahead electricity price forecasting using a hybrid model based on two-layer decomposition technique and BP neural network optimized by firefly algorithm

σχέσης. Ως εκ τούτου, πολλοί ερευνητές στρέφονται στην πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας με βάση τη μέθοδο πρόβλεψης χρονοσειρών.

Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών μπορούν να χωριστούν σε τρεις κατηγορίες: τα στατιστικά μοντέλα, τα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) και τα υβριδικά μοντέλα. Στην πρώτη κατηγορία, τα ευρέως εφαρμοζόμενα μοντέλα περιλαμβάνουν κυρίως το Αυτόματο Παλινδρομικό Μέσο Όρο (ARMA), την Αυτόματη Παλινδρομική Ενσωματωμένη Κινητή Μέση Τιμή (ARIMA), την Αυτόματη Παλινδρόμηση Διανύσματος (VAR), τη Γενικευμένη Αυτοεκτελεστική Ετεροσκεδαστικότητα Υπό Όρους (GARCH). Στη δεύτερη κατηγορία, ένας μεγάλος αριθμός μεθόδων AI έχουν χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικά πεδία πρόβλεψης, όπως το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN), η Μηχανή Ακραίας Εκμάθησης (ELM), η Μηχανή Φορέα Υποστήριξης (SVM) και η Μηχανή Τετραγώνων Υποστήριξης Φορέα (SSVM). Ωστόσο, τα παραδοσιακά μοντέλα μονής πρόβλεψης που εφαρμόζονται στην αρχική σειρά δεδομένων δεν μπορούν να αποκαλύψουν με ακρίβεια τις περίπλοκες σχέσεις που υπάρχουν στη σειρά μη γραμμικών και μη στατικών δεδομένων. Ως εκ τούτου, πολλοί ερευνητές έχουν καταβάλει προσπάθειες για τον χειρισμό της μη γραμμικότητας και της μη στασιμότητας που υπάρχουν στη σειρά δεδομένων χρησιμοποιώντας διαφορετικές τεχνικές αποσύνθεσης δεδομένων πριν από την πρόβλεψη μέσω υβριδικών μοντέλων. Παρόλο όμως που τα υβριδικά μοντέλα μπορούν να βελτιώσουν την ικανότητα πρόβλεψης σε κάποιο βαθμό, η χρησιμοποίηση των τεχνικών απλής αποσύνθεσης δεν μπορεί να αντιμετωπίσει διεξοδικά τη μη σταθερότητα των τυχαίων και ακανόνιστων σειρών δεδομένων. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να υπάρχουν ακόμη ορισμένες πιθανότητες βελτίωσης της ικανότητας πρόβλεψης των συγκεκριμένων μοντέλων.

5.4 ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ

Η επιλογή χαρακτηριστικών ορίζεται ως η διαδικασία για την επιλογή, για ένα συγκεκριμένο μοντέλο, του υποσυνόλου σημαντικών και σχετικών μεταβλητών εισόδου, δηλαδή

χαρακτηριστικών⁵¹. Συνήθως, υπάρχουν τρεις οικογένειες μεθόδων για την εκτέλεση επιλογής χαρακτηριστικών: το φίλτρο, το περιτύλιγμα και οι ενσωματωμένες μέθοδοι. Οι μέθοδοι φίλτρου εφαρμόζουν σωματοστατικές μετρήσεις για να αξιολογήσουν τις σημαντικές λειτουργίες. Το κύριο μειονέκτημά τους είναι ότι, καθώς η συγκεκριμένη απόδοση του μοντέλου δεν αξιολογείται και οι σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών δεν λαμβάνονται υπόψη, μπορούν να επιλέξουν περιττές πληροφορίες ή να αποφύγουν την επιλογή ορισμένων σημαντικών χαρακτηριστικών. Το κύριο πλεονέκτημά τους είναι ότι το μοντέλο δεν χρειάζεται να εκτιμηθεί και είναι πολύ γρήγορο. Αντίθετα, οι μέθοδοι περιτύλιξης εκτελούν μια αναζήτηση σε σύνολα χαρακτηριστικών, αξιολογώντας την απόδοση του συνόλου που υπολογίζεται με την πρώτη εκτίμηση του μοντέλου πρόβλεψης και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας την προγνωστική ακρίβεια του μοντέλου ως μέτρο απόδοσης του συνόλου. Το κύριο πλεονέκτημά τους είναι ότι θεωρούν μια πιο ρεαλιστική αξιολόγηση της απόδοσης και των συσχετίσεων των χαρακτηριστικών. Το μειονέκτημά τους είναι ο μεγάλος χρόνος υπολογισμού που απαιτείται. Τέλος, έχουμε τις ενσωματωμένες μεθόδους (π.χ. κανονικοποίηση). Το πλεονέκτημά τους είναι ότι, ενώ είναι λιγότερο υπολογιστικά ακριβή μέθοδος από τις μεθόδους περιτυλίγματος, εξακολουθούν να θεωρούν το υποκείμενο μοντέλο. Ωστόσο, ως μειονέκτημα μπορεί να δηλωθεί ότι είναι ιδιαίτερα εξειδικευμένα για έναν αλγόριθμο μάθησης, και συνεπώς δεν μπορούν πάντα να εφαρμοστούν.

Στη βιβλιογραφία, χρησιμοποιούνται δύο προσεγγίσεις⁵² για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας ημέρας, η επαναληπτική προσέγγιση και η άμεση προσέγγιση. Στην πρώτη προσέγγιση, υπάρχει μόνο ένας νευρώνας εξόδου και τα δεδομένα εισόδου τροφοδοτούνται επαναληπτικά ως η επόμενη είσοδος για τη δημιουργία των τιμών πρόβλεψης. Ωστόσο, στη δεύτερη περίπτωση, υπάρχουν 24 νευρώνες στην έξοδο και οι προβλέψεις για όλες τις 24 ώρες της επόμενης ημέρας μπορούν να προβλεφθούν σε κάθε επανάληψη.

Οι προσεγγίσεις από την άλλη πλευρά για την επιλογή χαρακτηριστικών ποικίλλουν ανάλογα με το μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται. Για μεθόδους χρονοσειρών που χρησιμοποιούν μόνο τιμές συνήθως χρησιμοποιούνται τα σχέδια ARIMA. Στην περίπτωση

⁵¹ Jesus Lagoa,b,*, Fjo De Ridderb, Peter Vrancxc, Bart De Schuttera, 2018, Article “Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration”

⁵² Sujit Kumar Dash, Ranjeeta Bisoi, P. K. Dash1 (2016), “A hybrid functional link dynamic neural network and evolutionary unscented Kalman filter for short-term electricity price forecasting”

των προβλέψεων με επεξηγηματικές μεταβλητές, π.χ. Νευρωνικά Δίκτυα, οι περισσότεροι ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει μεθόδους δοκιμής και σφάλματος ή φίλτρου βασισμένες σε τεχνικές γραμμικής ανάλυσης: ανάλυση στατιστικής ευαισθησίας, ανάλυση συσχετισμού ή ανάλυση κύριων συστατικών. Δεδομένου ότι οι τιμές εμφανίζουν μη γραμμική δυναμική, οι αναφερόμενες τεχνικές ενδέχεται να είναι περιορισμένες. Για να αντιμετωπιστεί αυτό, έχουν προταθεί μέθοδοι μη γραμμικού φίλτρου όπως ο αλγόριθμος ανακούφισης ή τεχνικές που βασίζονται σε αμοιβαίες πληροφορίες. Πιο πρόσφατα, ένα υβριδικό μη γραμμικό φίλτρο έχει προταθεί ως μέθοδος, το οποίο χρησιμοποιεί περιεχόμενο αμοιβαίας πληροφόρησης ως πρώτο βήμα και ένα πραγματικό κωδικοποιημένο γενετικό αλγόριθμο ως δεύτερο βήμα περιτύλιξης.

Στη φάση ανάλυσης συστήματος ισχύος⁵³ η παρατηρούμενη αγορά αναλύεται καθώς επίσης και οι γειτονικές αγορές. Το αποτέλεσμα της ανάλυσης είναι ένα σύνολο εσωτερικών και εξωτερικών παραμέτρων που επηρεάζουν τη διαμόρφωση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στην παρατηρούμενη αγορά. Οι εσωτερικές παράμετροι περιγράφουν την αγορά για την οποία προβλέπεται η τιμή. Τα εσωτερικά δεδομένα εισόδου περιλαμβάνουν βασικά δεδομένα για τη λειτουργία του παρατηρούμενου συστήματος ισχύος, τα οποία μπορούν να ταξινομηθούν ως δεδομένα για την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας, την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και τη διασυννοριακή ανταλλαγή ηλεκτρικής ενέργειας (εισαγωγή / εξαγωγή). Οι εξωτερικοί παράγοντες μπορούν επίσης να επηρεάσουν τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας. Ένας εξωτερικός παράγοντας θα μπορούσε να είναι η συμπεριφορά των εμπόρων της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας που πετυχαίνουν κερδοφορία μέσω διαδικασιών διαιτησίας σε διάφορες σχετικές αγορές, επομένως οι κερδοσκοπικές ενέργειές τους μπορούν να επηρεάσουν τη διαμόρφωση των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας. Ένα άλλο παράδειγμα εξωτερικής επιρροής είναι η υψηλή παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από υδροηλεκτρικούς σταθμούς ή άλλες Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας, όπως η αιολική στο γειτονικό σύστημα ισχύος. Κατά τις ώρες που η παραγωγή αιολικής ενέργειας είναι υψηλή, αυξάνεται η εισροή ενέργειας από το γειτονικό ηλεκτρικό σύστημα, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε μείωση των τιμών στην παρατηρούμενη αγορά. Οι εξωτερικές παράμετροι καθορίζονται με τη συλλογή δεδομένων εξωτερικής εισόδου που περιγράφουν τις θεμελιώδεις παραμέτρους των γειτονικών αγορών, τη διασυννοριακή ροή ενέργειας, τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας, τα

⁵³ Marin Cerjan, Ana Petricic and Marko Delimar (2019), “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”

δεδομένα από οργανωμένες αγορές όπου πραγματοποιείται συνεχής εμπορία ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και άλλες παράμετροι που μπορούν να επηρεάσουν την αντίληψη των εμπόρων όταν γίνεται διαπραγμάτευση σε μια αγορά spot.

Η πρόβλεψη τιμών είναι ένα σχετικά δύσκολο έργο λόγω των ενδογενών χαρακτηριστικών των τιμών. Δεδομένου ότι ο καθορισμός της ωριαίας τιμής εκκαθάρισης αγοράς (MCP) διατηρείται σε ένα δυναμικό και ανταγωνιστικό περιβάλλον, η MCP χαρακτηρίζεται από μεταβλητότητα και η χρονολογική της εξέλιξη επηρεάζεται από ένα σύνολο διαφορετικών παραμέτρων όπως η ζήτηση, οι τιμές των καυσίμων, ο άνθρακας, το φυσικό αέριο, η αξία των μονάδων παραγωγής, η ικανότητα υδροηλεκτρικής ενέργειας, η στρατηγική αγορά των συμμετεχόντων, η συμφόρηση του δικτύου κα. Από τα παραπάνω γίνεται αντιληπτό ότι πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή εισόδων/μεταβλητών, στις παραμέτρους, στη βαθμονόμηση του μοντέλου, στην αξιολόγηση του μοντέλου και γενικά στο πείραμα που θα μας οδηγήσει σε ένα ισχυρό προγνωστικό παράγοντα. Το πρόβλημα της πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, συνδέεται στενά με σύγχρονα επιστημονικά και μηχανολογικά προβλήματα, όπως ο βέλτιστος προγραμματισμός μονάδων παραγωγής ενέργειας, κατανάλωση καυσίμου, εκμετάλλευση ενεργειακών πόρων, εκπομπές αερίου θερμοκηπίου, προσομοίωση συστημάτων ισχύος και μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Ένα αξιόπιστο πρόγραμμα πρόβλεψης πρέπει να είναι εύκολο να εφαρμοστεί και να χαρακτηρίζεται από υψηλό επίπεδο παραμετροποίησης. Η πλειονότητα της βιβλιογραφίας σχετικά με την πρόβλεψη τιμών επικεντρώνεται σε συγκεκριμένες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας με σχετικά ομαλά δεδομένα.

5.5 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Η πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας περιλαμβάνει πρόβλεψη σημείων και πιθανές προβλέψεις. Η πιθανότητα πρόβλεψης σημαίνει την παροχή εξόδου πρόβλεψης με τη μορφή σεναρίων, διαστημάτων, πιθανοτήτων, λειτουργιών. Λαμβάνοντας υπόψη ότι η διανομή εξαρτάται από τη διαθεσιμότητα κατά τη διάρκεια της ζωής και ότι παρέχεται το πιθανό εύρος τιμών διακύμανσης και η μέση τιμή κατά τη διάρκεια μιας χρονικής περιόδου, οι

πιθανές προβλέψεις χρησιμοποιούνται κυρίως για μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Η πλειονότητα των υπαρχόντων συστημάτων πρόβλεψης τιμής ηλεκτρικής ενέργειας επικεντρώθηκε στην πρόβλεψη σημείων, η οποία προβλέπει την ειδική αναμενόμενη τιμή κάθε μελλοντικού σημείου πρόβλεψης.

Στην πάροδο των ετών έγιναν προσπάθειες πρόβλεψης των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας με διάφορες μεθόδους. Κάποια μοντέλα πρόβλεψης, όπως της προσομοίωσης, δεν ήταν εύχρηστα, άλλα μοντέλα οδηγούσαν σε μεθόδους πρόβλεψης χωρίς όμως ικανοποιητικά αποτελέσματα, ενώ με την είσοδο των Νευρωνικών Δικτύων το τοπίο άρχισε να αλλάζει. Μοντέλα χρονοσειρών, μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης και παλινδρόμησης⁵⁴ συνέβαλλαν και αυτά στην προσπάθεια πρόβλεψης.

Η βιβλιογραφία πρόβλεψης τιμών χωρίζει τα μοντέλα πρόβλεψης συνήθως σε έξι κατηγορίες⁵⁵: (1) τα στατιστικά μοντέλα που περιλαμβάνουν χρονοσειρές και οικονομετρικά μοντέλα και χρησιμοποιούν στατιστικές ιδιότητες ηλεκτρικής ενέργειας για αξιολόγηση κινδύνου και παραγών, (2) τις Τεχνικές Μεθόδους Νοημοσύνης, που χρησιμοποιούνται ειδικά για την αντιμετώπιση των μη γραμμικών δεδομένων, (3) τα μοντέλα θεωρίας πολλαπλών πρακτόρων ή παιχνιδιών που προσομοιώνουν τη λειτουργία των πρακτόρων της αγοράς, (4) τα θεμελιώδη Μοντέλα, βασικές μέθοδοι που χρησιμοποιούν φυσικούς και οικονομικούς παράγοντες, (5) τα μοντέλα μειωμένης μορφής που χρησιμοποιούν στατιστικές ιδιότητες του εμπορίου ηλεκτρικής ενέργειας για αξιολόγηση κινδύνου και παραγών και τέλος (6) τα μοντέλα πολλαπλών παραγόντων.

Για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών, ή γενικά οποιουδήποτε άλλου τύπου spot τιμών ηλεκτρικού ρεύματος, οι στατιστικές και οι τεχνικές στατιστικών πληροφοριών έδειξαν να αποδίδουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Τυπικές στατιστικές μέθοδοι είναι τα μοντέλα AR και ARX, τα μοντέλα ARIMA, η δυναμική παλινδρόμηση, οι συναρτήσεις μεταφοράς, ημι / μη παραμετρικά μοντέλα ή μοντέλα που βασίζονται στο GARCH. Επιπλέον, εντός της ίδιας κατηγορίας μεθόδων, έχουν επίσης εφαρμοστεί διαφορετικά υβριδικά μοντέλα, π.χ. μοντέλα

⁵⁴ η χρήση ωστόσο ενός τόσο απλού μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης δεν μπορεί να συλλάβει την περίπλοκη μη γραμμική δυναμική σχέση μεταξύ των τιμών φορτίου και ηλεκτρικής ενέργειας

⁵⁵ Jesus Lagoa,b, Fjo De Ridderb, Peter Vrancxc, Bart De Schuttera, 2018, Article “Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration”,

Yiyuan Chen, Yufeng Wang, Jianhua Ma and Qun Jin (2019), “BRIM: An Accurate Electricity Spot Price Prediction Scheme-Based Bidirectional Recurrent Neural Network and Integrated Market”

βασισμένα σε κύματα. Τα στατιστικά μοντέλα είναι συνήθως γραμμικοί προγνώστες και, ως εκ τούτου, είναι επιτυχείς στις περιοχές όπου η συχνότητα των δεδομένων είναι χαμηλή, π.χ. προχωρημένα μοτίβα. Ωστόσο, για τις πρώτες τιμές, η γραμμική συμπεριφορά των δεδομένων μπορεί να είναι πολύ περίπλοκη για να προβλεφθεί. Ως αποτέλεσμα, λόγω της ανάγκης για προβλέψεις που είναι σε θέση να προβλέψουν τη μη γραμμική συμπεριφορά των ωριαίων τιμών, έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι Τεχνητής Νοημοσύνης. Μεταξύ αυτών των μεθόδων, τα αρτηριακά Νευρωνικά Δίκτυα, τα υποστηρικτικά διανυσματικά παλινδρομικά, τα ακτινικά δίκτυα λειτουργιών βάσης και τα Ασαφή Δίκτυα συγκαταλέγονται μεταξύ των πιο συχνά χρησιμοποιούμενων. Γενικά, η αποτελεσματικότητα κάθε μοντέλου φαίνεται να εξαρτάται από την υπό μελέτη αγορά και από την εξεταζόμενη περίοδο.

Πιο αναλυτικά, τα Στατιστικά Μοντέλα⁵⁶ αντιπροσωπεύονται από μαθηματικούς συνδυασμούς προηγούμενων τιμών και άλλων εξωγενών παραγόντων όπως οι καιρικές συνθήκες και τα πρότυπα κατανάλωσης. Τα στοιχεία των στατιστικών μοντέλων είναι ερμηνεύσιμα. Σημαντικοί θεμελιώδεις παράγοντες όπως η ιστορική ζήτηση, η τιμή των καυσίμων, οι προβλέψεις του καιρού και οι καταναλώσεις μπορούν να ενσωματωθούν στο μοντέλο. Ωστόσο, τα στατιστικά μοντέλα δεν είναι κατάλληλα για μοντελοποίηση της μη γραμμικότητας της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Επιπλέον, όταν παρουσιάζονται αιχμές στα δεδομένα τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, τα στατιστικά μοντέλα δεν αποδίδουν καλά καθώς οι αιχμές πρέπει να φιλτράρονται και να αντικαθίστανται με κανονικές τιμές.

Οι μέθοδοι χρονολογικών σειρών χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας λαμβάνοντας υπόψη τις προηγούμενες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και τις προηγούμενες τιμές των παραγόντων που διαμορφώνουν την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Σε πολλά μοντέλα χρονοσειρών, τα δεδομένα κατανάλωσης και παραγωγής χρησιμοποιούνται ως είσοδο. Ανάλογα με μια ποικιλία παραγόντων, τα μοντέλα χρονοσειρών είναι univariate και multivariate. Τα συγκεκριμένα μοντέλα είναι ελκυστικά, καθώς οι σχέσεις που καθορίζονται σε αυτά βοηθούν στην καλύτερη κατανόηση της συμπεριφοράς της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ παράλληλα καταγράφουν χαρακτηριστικά των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας (αιχμές, μεταβλητότητα, μη στασιμότητα κ.λπ.) σε επαρκές επίπεδο ακρίβειας και παρέχουν καλή απόδοση. Ωστόσο, οι μέθοδοι χρονοσειρών επικρίνονται λόγω

⁵⁶ Fan Zhang and Hasan Fleyeh (2019), “A Review of Single Artificial Neural Network Models for Electricity Spot Price Forecasting”

της αδύναμης σχέσης τους με τις οικονομικές θεωρίες και της περιορισμένης ικανότητας διαμόρφωσης μιας μη γραμμικής συμπεριφοράς της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας.

Τα παραδοσιακά μοντέλα, όπως το ARIMA (Αυτοεκτεταμένο Ενσωματωμένο Κινούμενο Μέσο Όρο) και το GARCH (Γενικευμένη Αυτοεκτελεστική Ετεροσκεδαστικότητα υπό όρους), έχουν καλή απόδοση πρόβλεψης σε μια αγορά ηλεκτρικής ενέργειας με μικρή διακύμανση. Ωστόσο λόγω των γρήγορων μεταβολών των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, δεν μπορούν να λάβουν υπόψη την επίδραση άλλων παραγόντων στις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Τα μοντέλα χρονοσειρών απαιτούν ιστορικές τιμές της ποσότητας υπό πρόβλεψη και υποθέτουν ότι η εξέλιξη της ποσότητας ακολουθεί ένα συγκεκριμένο μοτίβο. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται μέσω της επέκτασης του προτύπου σε μια προκαθορισμένη μελλοντική χρονική περίοδο. Οι παραπάνω λόγοι οδηγούν στο συμπέρασμα ότι οι παραδοσιακές μέθοδοι πρόβλεψης δείχνουν ότι δεν μπορούν να έχουν καλό αποτέλεσμα πρόβλεψης. Μπορούν όμως να χρησιμεύσουν ως μοντέλα αναφοράς για περαιτέρω σύγκριση μοντέλων, μπορούν ακόμη να συνδυαστούν με άλλα μοντέλα αναφοράς για περαιτέρω σύγκριση μοντέλων και τέλος, μπορούν να συνδυαστούν και με άλλα μοντέλα που οδηγούν στο σχηματισμό υβριδικών μοντέλων.

Ας δούμε όμως πιο αναλυτικά το μοντέλο ARIMA. Είναι ένα γραμμικό μοντέλο που χρησιμοποιείται για τη πρόβλεψη τιμής και σφαλμάτων που ωστόσο δεν μπορεί να ακολουθήσει τη συμπεριφορά των σημάτων τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Το εν λόγω μοντέλο αποτελείται από τρία μέρη: το autoregressive (AR), το integral και το κινούμενο μέσο όρο (MA). Το AR αναφέρεται στη χρήση των καθυστερημένων εισόδων για την πρόβλεψη των μελλοντικών δεδομένων. Το Integral αναφέρεται σε διαφορές που απαιτούνται για να σταματήσουν τα δεδομένα. Το MA είναι παρόμοιο με το AR, καθώς χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του σφάλματος χρησιμοποιώντας τα προηγούμενα (καθυστερημένα) σφάλματα. Με αυτήν τη σύντομη εξήγηση, το μοντέλο ARIMA (p, d, q) σημαίνει ότι τα δεδομένα διαφέρουν d φορές. Τα σημεία με υστέρηση p χρησιμοποιούνται σε AR και τα σφάλματα με καθυστέρηση q χρησιμοποιούνται σε MA. Ένα μοντέλο ARIMA (p, 0, q) μπορεί επίσης να αναφέρεται ως μοντέλο ARMA (p, q), καθώς δεν υπάρχει διαφορά.

Η Bayesian βελτιστοποίηση γνωστή ως ενεργή βελτιστοποίηση χρησιμοποιεί ένα υποκατάστατο μοντέλο για να εφαρμόσει την πραγματική αντικειμενική λειτουργία και επιλέγει προληπτικά τα περισσότερα πιθανά σημεία αξιολόγησης με βάση τα αποτελέσματα λήψης για να αποφευχθεί η περιττή δειγματοληψία. Το πλαίσιο βελτιστοποίησης Bayesian

χρησιμοποιεί αποτελεσματικά όλες τις ιστορικές πληροφορίες για τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας αναζήτησης.

Συνοψίζοντας, θα μπορούσαμε να πούμε ότι τα ενσωματωμένα μοντέλα αυτόματης παλινδρόμησης (ARIMA) και τα μη στάσιμα μοντέλα χρονοσειρών, όπως το Γενικευμένο Αυτόματο Παλινδρομικό Ετεροσκεδαστικό (GARCH) και η δυναμική παλινδρόμηση (DR), χρησιμοποιούνται ως επί το πλείστον ως μοντέλα για πρόβλεψη χρονοσειρών. Η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας δεν είναι μια γραμμική συνάρτηση των παραμέτρων εισόδου της και αυτό μπορεί να δημιουργήσει ένα σημαντικό πρόβλημα για τις τεχνικές χρονοσειρών για την ακριβή καταγραφή της δυναμικής απόδοσης του σήματος τιμών, καθώς τα περισσότερα μοντέλα χρονοσειρών βασίζονται σε γραμμικές προβλέψεις. Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα, τα μοντέλα που βασίζονται σε Νευρωνικά Δίκτυα (NN) και ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα (FNN) έχουν εισαχθεί στην πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.

Ως Υπολογιστικά μοντέλα⁵⁷ νοημοσύνης ορίζονται τα μοντέλα που χρησιμοποιούν διαφορετικές τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως μηχανική εκμάθηση και αλγόριθμους μαλακού υπολογισμού. Η ασαφής λογική, τα ANN και οι μηχανές φορέα υποστήριξης έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στην πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Μεταξύ όλων των υπολογιστικών μοντέλων νοημοσύνης, τα ANN είναι τα πιο δημοφιλή. Τα μοντέλα υπολογιστικής ευφυΐας είναι ικανά να αντιμετωπίζουν τη μη γραμμικότητα και να συλλαμβάνουν πολύπλοκα μοτίβα, καθώς και αιχμές που υπάρχουν στα δεδομένα τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Τα Νευρωνικά Δίκτυα (NN) και άλλα ευφυή συστήματα απολαμβάνουν μεγάλη εφαρμογή στην πρόβλεψη τιμών λόγω της απλής και ευέλικτης αρχιτεκτονικής τους.

Λόγω της δυνατότητας τους να προσομοιώνουν δεδομένα με πολύπλοκες και μη γραμμικές σχέσεις, τα μοντέλα ANN (μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου-ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS) είναι προτιμότερα σε περιπτώσεις όπου ένα μοντέλο περιγράφει δεδομένα που απουσιάζουν. Τα ANN είναι μοντέλα βάσει δεδομένων που εκπαιδεύονται με περιορισμένο αριθμό δεδομένων και πρόκειται να παρέχουν μια γενίκευση της λειτουργίας τους. Οι τεχνικές ANN μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε 4 διαφορετικές προσεγγίσεις: (α) Feed-Forward Neural Networks (NN) - Νευρωνικά Δίκτυα Έμπροστης Τροφοδότησης, (β) Recurrent NNs – Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα, (γ) Fuzzy NNs - Ασαφή

⁵⁷ Fan Zhang and Hasan Fleyeh (2019), “A Review of Single Artificial Neural Network Models for Electricity Spot Price Forecasting”

Νευρωνικά Δίκτυα και (δ) support vector machines - μηχανήματα υποστηρικτικού φορέα⁵⁸. Το πλεονέκτημα των τεχνικών ANN σε σχέση με τα οικονομετρικά μοντέλα χρονικών σειρών έγκειται στο ότι μπορούν να χειριστούν το θέμα της μη γραμμικότητας αλλά μαστίζονται από το ζήτημα των τοπικά βέλτιστων λύσεων.

Αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης AI μπορεί να βρουν καλύτερα τα μη γραμμικά δεδομένα και έχουν δείξει καλά αποτελέσματα στην πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, ηλιακής ακτινοβολίας, αιολικής ενέργειας, χρηματιστηρίου κα. Τα κυριότερα μοντέλα AI περιλαμβάνουν το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN), το μηχανήμα φορέα υποστήριξης, το μοντέλο ensemble, και τον αλγόριθμο μετα-ευρετικής βελτιστοποίησης. Οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης εμφανίζουν περιορισμένη ακρίβεια για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Η Βαθιά Μάθηση έχει μελετηθεί ευρέως λόγω της εξαιρετικής της απόδοσης. Το Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο (RNN) είναι ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης με ένα επαναλαμβανόμενο πλαίσιο δικτύου ανατροφοδότησης. Σε σύγκριση με τους παραδοσιακούς αλγόριθμους AI, το παραπάνω δίκτυο μπορεί να εξετάσει τη χρονική συσχέτιση των χρονοσειρών, οι οποίες μπορούν να εκτελέσουν μια σειρά ολοκληρωμένων μοντέλων.

Πιο αναλυτικά, τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN) είναι ισχυρά μοντέλα για την επεξεργασία διαδοχικών δεδομένων, τα οποία διαφέρουν από τα παραδοσιακά δίκτυα πρόωθησης με την έννοια ότι δεν έχουν μόνο νευρικές συνδέσεις σε μία μόνο κατεύθυνση. Με άλλα λόγια, οι νευρώνες μπορούν να περάσουν τα δεδομένα προγενέστερα ή στο ίδιο επίπεδο. Αντί για νευρώνες, τα δίκτυα LSTM έχουν μπλοκ μνήμης που συνδέονται μέσω στρωμάτων. Κάθε μπλοκ περιέχει πύλες που διαχειρίζονται την έξοδο και την κατάσταση του μπλοκ και έχει μνήμη για την πιο πρόσφατη ακολουθία, ένα στοιχείο που το καθιστά πιο έξυπνο από τους κλασικούς νευρώνες. Το μπλοκ λειτουργεί με την ακολουθία εισόδου και κάθε πύλη μέσα στο μπλοκ χρησιμοποιεί μια μονάδα ενεργοποίησης σιγμοειδούς για να ελέγξει εάν ενεργοποιείται κάνοντας την αλλαγή κατάστασης και την προσθήκη πληροφοριών που ρέουν μέσω του μπλοκ. Το πλεονέκτημα της χρήσης αυτών των Νευρωνικών Δικτύων σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους έγκεινται στην ικανότητα τους να αναλύουν πολύπλοκα μοτίβα γρήγορα με χαμηλό σφάλμα.

⁵⁸ S. Vijayalakshmi and G. P. Girish (2015), "Artificial Neural Networks for Spot Electricity Price Forecasting: A Review"

Τα τελευταία χρόνια, ο αριθμός των εγγράφων σχετικά με την εφαρμογή των Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας έχει αυξηθεί σημαντικά. Αυτό οφείλεται στο πλεονέκτημα του Νευρωνικού Δικτύου να μοντελοποιήσει μια μη γραμμική συμπεριφορά των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, μια σαφή και εύκολη εφαρμογή με καλή απόδοση και το χαρακτηριστικό του να είναι λιγότερο χρονοβόρο. Ωστόσο, τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν περιορισμούς. Προκύπτουν από το μειονέκτημα του Νευρωνικού Δικτύου για τη λήψη ορισμένων χαρακτηριστικών των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε υψηλό επίπεδο. Οι επιστήμονες παρατήρησαν ότι οι αυξήσεις των τιμών θα μπορούσαν να προβλεφθούν με μεγαλύτερη ακρίβεια συμπεριλαμβάνοντας επιπλέον καθοριστικούς παράγοντες. Τα Νευρωνικά Δίκτυα δέχονται κριτική λόγω έλλειψης θεωρητικού υποβάθρου και συστηματικής διαδικασίας για την κατασκευή του μοντέλου. Κατά συνέπεια, η κατασκευή του μοντέλου περιλαμβάνει την πειραματική επιλογή ενός μεγάλου αριθμού παραμέτρων από δοκιμή και σφάλμα. Τα Νευρωνικά Δίκτυα τριών και τεσσάρων επιπέδων τροφοδοσίας, όπως και τα διαδοχικά ΝΔ, είναι η πιο κοινή αρχιτεκτονική. Θεωρητικά, τα ΝΔ θα μπορούσαν να λάβουν υπόψη μια ποικιλία εισόδων. Ωστόσο, έρευνες έδειξαν ότι οι καθυστερημένες τιμές και ένας συνδυασμός καθυστερημένων τιμών και ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας είναι οι πιο σχετικές εισροές στα μοντέλα, τα οποία βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων. Έτσι, θα μπορούσε να δηλωθεί ότι οι προσδοκίες για τις τιμές θα μπορούσαν να μοντελοποιηθούν με διάφορες μεθόδους πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίες διαφέρουν ως προς την εκτέλεση των μαθηματικών συσκευών, τις εισόδους που περιλαμβάνονται, το χρόνο που καταναλώνεται κ.λπ. και εφαρμόζονται ευρέως στην πράξη.

Δεν θα έπρεπε επίσης να παραληφθεί και το γεγονός ότι πριν χρησιμοποιηθεί ένα υβριδικό μοντέλο⁵⁹, είναι σημαντικό να προσδιοριστεί ποιες παράμετροι εισόδου είναι σχετικές. Αυτό το βήμα είναι απαραίτητο για τη μείωση ενός συνόλου δεδομένων εισόδου και για την επίτευξη καλύτερων επιδόσεων επεξεργασίας Νευρωνικών Δικτύων.

Όσον αφορά τα μοντέλα θεωρίας παιχνιδιών, αυτά αντλούν συμπεράσματα σχετικά με τις προσδοκίες των τιμών μέσω της ανάλυσης της καθιερωμένης διαδικασίας διαμόρφωσης τιμών, η οποία ταιριάζει με τη ζήτηση και την προσφορά σε έναν συγκεκριμένο τύπο αγοράς και τη στρατηγική συμπεριφορά υποβολής προσφορών. Τα μοντέλα χρησιμοποιούνται για

⁵⁹ Marin Cerjan, Ana Petričić and Marko Delimar (2019), “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”

την πρόβλεψη των τιμών στις υποθετικές αγορές, οι οποίες όμως δεν έχουν ιστορικές τιμές, αλλά οι συμμετέχοντες στην αγορά ενδιαφέρονται για το εάν οι τιμές θα είναι πάνω από το οριακό κόστος και πώς αυτό θα επηρεάσει το κέρδος των συμμετεχόντων. Τα μοντέλα εξετάζουν πολλά στοιχεία (συμμετέχοντες, στρατηγικές και αλληλεπιδράσεις τους). Έτσι, υπάρχει κίνδυνος μοντελοποίησης τιμών. Επιπλέον, τα μοντέλα αντιμετωπίζουν προβλήματα βάσει του αιτήματος πολύ ακριβών προβλέψεων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε ποσοτικούς όρους.

Τα Θεμελιώδη Μοντέλα βασίζονται στην προσέγγιση «από κάτω προς τα πάνω»⁶⁰ και στοχεύουν στην απεικόνιση των διαδικασιών παραγωγής, κατανάλωσης και εμπορίας ηλεκτρικής ενέργειας στο μοντέλο σε πολύ υψηλό επίπεδο ακρίβειας. Χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση των τιμών στους αυθεντικούς τομείς ισχύος και αγοράς. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται ένας μεγάλος όγκος πραγματικών δεδομένων σχετικά με θεμελιώδεις παράγοντες όπως το πρότυπο ζήτησης, η ικανότητα παραγωγής και μετάδοσης, το κόστος καυσίμου, η απόδοση παραγωγής, οι τιμές εκπομπών CO₂, οι διασυνοριακές ροές ηλεκτρικής ενέργειας και άλλα δεδομένα. Τα θεμελιώδη μοντέλα υποθέτουν σχέσεις μεταξύ θεμελιωδών οδηγών, όπως θερμοκρασία, πρότυπα ζήτησης, κόστος εγκατάστασης κ.λπ. και τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτοί οι φυσικοί και οικονομικοί παράγοντες χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση της δυναμικής των τιμών. Οι ακριβείς φυσικές και οικονομικές σχέσεις που αντικατοπτρίζουν στενά την πραγματικότητα δημιουργούνται μέσω εξελιγμένων μαθηματικών εξισώσεων. Έτσι, αυτά είναι μοντέλα πλούσια σε παραμέτρους. Δεδομένου ότι απαιτείται μεγάλη ποσότητα πληροφοριών για την κατασκευή ενός θεμελιώδους μοντέλου, το εν λόγω μοντέλο χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση μεσοπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας και όχι βραχυπρόθεσμων. Επιπρόσθετα, τα ιστορικά δεδομένα των παρατηρήσιμων θεμελιωδών εισόδων μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως ένα νέο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης για τέτοια μοντέλα. Άλλοι σημαντικοί παράγοντες, όπως η θερμοκρασία με δεκαετίες διαθέσιμων μετρήσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βαθμονόμηση των παραμέτρων του μοντέλου με θεμελιώδη προσέγγιση μοντελοποίησης. Ωστόσο, λόγω των συγκεκριμένων παραδοχών των φυσικών και οικονομικών σχέσεων στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας, το αποτέλεσμα της πρόβλεψης είναι ευαίσθητο σε παραβιάσεις των υποθέσεων. Εκτός αυτού, η προσπάθεια προσδιορισμού

⁶⁰ Fan Zhang and Hasan Fleyeh (2019), “A Review of Single Artificial Neural Network Models for Electricity Spot Price Forecasting”

παραμέτρων μοντέλου αυξάνεται ανάλογα με το επίπεδο λεπτομέρειας ενός βασικού μοντέλου.

Τα μοντέλα μειωμένης μορφής αναπτύχθηκαν για να καταγράψουν τα ειδικά χαρακτηριστικά (αιχμές, μεταβλητότητες, μέση αναστροφή κ.λπ.) των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Τα αποτελέσματα της μοντελοποίησης παρέχουν μια ρεαλιστική εικόνα της δυναμικής των τιμών και χρησιμοποιούνται συνήθως για παράγωγες τιμές και ανάλυση κινδύνου. Ως μοντέλα μειωμένης μορφής⁶¹ θεωρούνται τα οικονομικά μαθηματικά μοντέλα και επικεντρώνονται στη μοντελοποίηση της στοχαστικής συμπεριφοράς της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Τυπικοί στοχαστικοί παράγοντες είναι η διάχυση άλματος, η αλλαγή καθεστώτος, η μέση αναστροφή. Τέτοια μοντέλα έχουν καλή απόδοση στην αύξηση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας και στην πρόβλεψη μεταβλητότητας. Είναι μοντέλα σχετικά απλά, αλλά μπορούν να μοντελοποιήσουν σωστά τη δυναμική των τιμών. Από την άλλη πλευρά, τα συγκεκριμένα μοντέλα χρησιμοποιούνται γενικά για την προσομοίωση σημαντικών χαρακτηριστικών της ημερήσιας τιμής ηλεκτρικής ενέργειας αντί της πρόβλεψης τιμών.

Τέλος, τα μοντέλα πολλαπλών παραγόντων προσομοιώνουν τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ ετερογενών παραγόντων και του περιβάλλοντος. Πιο συγκεκριμένοι, οι πράκτορες μαθαίνουν από την εμπειρία του παρελθόντος, στη συνέχεια αντιδρούν στο μεταβαλλόμενο περιβάλλον (δυναμική προσφοράς και ζήτησης, στρατηγικές αποφάσεις άλλων ανταγωνιστών κ.λπ.) και προβλέπουν την τιμή αναλόγως. Τέτοια μοντέλα είναι ευέλικτα στη λήψη στρατηγικών αποφάσεων ενσωματώνοντας τις δυναμικές αλλαγές στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, η διαδικασία προσδιορισμού του περιβάλλοντος, των παραγόντων και του τρόπου αλληλεπίδρασης μεταξύ τους, των στρατηγικών κ.λπ. είναι περίπλοκη. Εκτός αυτού, αντί να παρέχουν πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, τα μοντέλα που βασίζονται σε πολλούς αντιπροσώπους είναι πιο κατάλληλα για ανάλυση εάν η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας θα υπερβεί το οριακό κόστος ή όχι.

⁶¹ Fan Zhang and Hasan Fleyeh (2019), “A Review of Single Artificial Neural Network Models for Electricity Spot Price Forecasting”

5.6 ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Τα υπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης για την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με διαφορετικά κριτήρια ταξινόμησης, δηλαδή μπορεί να γίνει ταξινόμηση βάσει μοντέλων πρόβλεψης και ταξινόμηση βάσει ορίζοντα πρόβλεψης. Τα περισσότερα μοντέλα πρόβλεψης δεν μπορούν να ταξινομηθούν σε μία κατηγορία με βάση την ταξινόμηση των μοντέλων πρόβλεψης, διότι αυξάνονται οι αριθμοί των υβριδικών ή συνδυασμένων μοντέλων καθώς αναπτύσσεται ο κλάδος της ηλεκτρικής ενέργειας, με στόχο την εξεύρεση αποτελεσμάτων με την ανώτερη απόδοση. Σύμφωνα με το δεύτερο κριτήριο ταξινόμησης (καθώς το πρώτο έχει ήδη αναπτυχθεί σε άλλη ενότητα), τα μοντέλα πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις κατηγορίες: τα βραχυπρόθεσμα - STPF (πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας για τις επόμενες μέρες, ώρες ή εβδομάδα), τα μεσοπρόθεσμα MTPF (πρόβλεψη από ημέρες έως μήνες μπροστά) και τα μακροπρόθεσμα μοντέλα LTPF (η πρόβλεψη κυμαίνεται από μήνες έως έτη μπροστά).

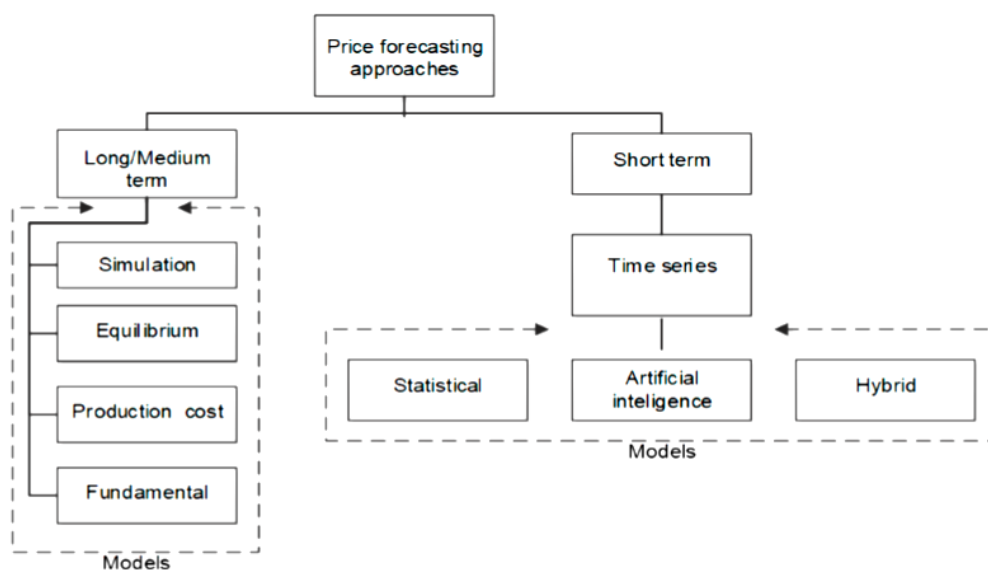
Πιο αναλυτικά, τα βραχυπρόθεσμα αποτελέσματα πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν από μια εταιρεία για την ανάπτυξη υποβολής στρατηγικών προσφορών για την απόκτηση μεγιστοποιημένου κέρδους. Είναι απαραίτητα για τους συμμετέχοντες στην αγορά για να προσαρμόσουν το χρονοδιάγραμμα παραγωγής και να προσδιορίσουν το χρόνο αγοράς ή πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας όταν είναι πιο συμφέρουσα νομισματικά η απόκτηση μεγιστοποιημένου κέρδους. Οι μεσοπρόθεσμες προβλέψεις βρίσκουν εφαρμογή στη διαχείριση κινδύνων, στις τιμές παραγωγών/τιμολόγηση παραγωγών, σε υπολογισμούς ισολογισμού και σε διμερείς συμβάσεις. Η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας είναι χρήσιμη για την ανάλυση κερδοφορίας των επενδύσεων, τον προγραμματισμό επέκτασης δικτύου ή μεταφοράς. Οι μελέτες σχετικά με την μακροπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας είναι σχετικά λίγες σε σύγκριση με τον αριθμό των μελετών για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις.

Λαμβάνοντας υπόψη τις ιδιαιτερότητες μιας παρατηρούμενης αγοράς, οι προσεγγίσεις ισορροπίας δημιουργούν σενάρια τιμών με βάση μοντέλα ισορροπίας⁶². Τα μοντέλα κόστους

⁶² Marin Cerjan, Ana Petričić and Marko Delimar (2019), "HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting"

παραγωγής προσομοιώνουν τη λειτουργία μονάδων παραγωγής για να ικανοποιήσουν τη ζήτηση του συστήματος με ελάχιστο κόστος βάσει της λίστας παραγγελιών αξίας. Εκτός από τους μηνιαίους ή ετήσιους χρονικούς ορίζοντες, ο βραχυπρόθεσμος προγραμματισμός είναι σημαντικός για τις γεννήτριες, τα βοηθητικά προγράμματα και τους συμμετέχοντες στην αγορά για την επιχειρησιακή υλοποίηση μακροπρόθεσμων και μεσοπρόθεσμων σχεδίων. Σε περιβάλλον τύπου δημοπρασίας όταν υποβάλλουν προσφορές για ηλεκτρικό ρεύμα, οι συμμετέχοντες στην αγορά καλούνται να υποβάλουν τις προσφορές τους σε όρους τιμών και ποσοτήτων. Οι παραγγελίες γίνονται δεκτές με σειρά αύξησης ή μείωσης των τιμών έως ότου ικανοποιηθεί η συνολική ζήτηση και προσφορά. Μια γεννήτρια που μπορεί να προβλέψει ακριβείς τιμές spot μπορεί να προσαρμόσει ανάλογα το δικό της πρόγραμμα παραγωγής και, ως εκ τούτου, να μεγιστοποιήσει τα κέρδη της. Η ημερήσια αγορά spot αποτελείται συνήθως από 24ωρες δημοπρασίες (ή 96 από 15 λεπτά) που πραγματοποιούνται ταυτόχρονα μία ημέρα νωρίτερα. Συνεπώς, το STPF με χρόνους παράδοσης από μερικές ώρες έως λίγες ημέρες είναι πρωταρχικής σημασίας στις καθημερινές λειτουργίες της αγοράς. Σε συστήματα ισχύος με πολύπλοκες δομές αγοράς, εταιρείες παραγωγής και άλλοι παράγοντες της αγοράς μπορούν να πουλήσουν ή να αγοράσουν ηλεκτρική ενέργεια είτε απευθείας μέσω διμερών συμβάσεων είτε από μια κεντρική ομάδα ενέργειας.

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στο STPF μπορούν να χωριστούν σε τρεις κατηγορίες: στα στατιστικά μοντέλα (μοντέλα χρονοσειρών), στα μοντέλα βασισμένα στην Τεχνητή Νοημοσύνη (ANN) και στα υβριδικά μοντέλα. Λαμβάνοντας υπόψη τη σημασία και την πολυπλοκότητα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης τιμών οι ερευνητές οδηγήθηκαν σε διάφορες μεθόδους πρόβλεψης τιμών.



Σχήμα 16 Ταξινόμηση των προσεγγίσεων πρόβλεψης τιμών⁶³

5.7 ΠΟΣΟΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΟΙΟΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ

Οι προσεγγίσεις που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τη μοντελοποίηση των προσδοκιών των τιμών κάνουν στενή αναφορά στις μεθόδους πρόβλεψης τιμών. Δηλαδή, οι προβλέψεις τιμών που λαμβάνονται από την εφαρμογή της μεθόδου πρόβλεψης θα μπορούσαν να ληφθούν από τους οικονομικούς παράγοντες ως πληρεξούσιο για να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με την αναμενόμενη τιμή. Ο καθιερωμένος σύνδεσμος μεταξύ των προβλεπόμενων και των αναμενόμενων τιμών υποδηλώνει ότι οι προσδοκίες των τιμών θα μπορούσαν να μοντελοποιηθούν εφαρμόζοντας τις μεθόδους πρόβλεψης των τιμών. Αυτές οι μέθοδοι είναι ποιοτικές και ποσοτικές⁶⁴.

⁶³ Article “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”, Marin Cerjan, Ana Petričić and Marko Delimar, Energies 2019.

⁶⁴ Viktorija Bobinaite and Jānis Zuters (2016), “Modelling Electricity Price Expectations in a Day-Ahead Market: A Case of Latvia”

Οι ποιοτικές μέθοδοι είναι μια ομάδα διαισθητικών μεθόδων πρόβλεψης που αναφέρονται έντονα στον ανθρώπινο παράγοντα, δηλαδή, σε μια υποκειμενική γνώμη εμπειρογνομόνων, τις γνώσεις και τη διαίσθηση τους σχετικά με τις αλλαγές των τιμών στο μέλλον. Οι μέθοδοι αυτοί συνιστώνται να χρησιμοποιούνται όταν το μέλλον της τιμής δεν μπορεί να αποφασιστεί ρητά χρησιμοποιώντας άλλες μεθόδους, επειδή δεν είναι ακριβείς και σε περιπτώσεις έλλειψης δεδομένων.

Οι ποσοτικές μέθοδοι είναι μια μεγάλη ομάδα μεθόδων πρόβλεψης, οι οποίες αναφέρονται στην ανάλυση των σχέσεων μεταξύ των ιστορικών τιμών και των παραγόντων που τις σχηματίζουν. Κατά την εφαρμογή αυτών των μεθόδων πρόβλεψης, λαμβάνεται η υπόθεση ότι οι σταθερές προηγούμενες τάσεις θα παραμείνουν στο μέλλον. Η πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας πραγματοποιείται εφαρμόζοντας μια ποικιλία τέτοιων μεθόδων πρόβλεψης.

5.8 ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΙΜΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Τα μέτρα ακρίβειας που βασίζονται σε απόλυτα σφάλματα χρησιμοποιούνται ως επί το πλείστον για την αξιολόγηση των προβλέψεων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Το σφάλμα προσδιορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής και της τιμής πρόβλεψης για την αντίστοιχη περίοδο. Λόγω της εύκολης ερμηνείας, το πιο δημοφιλές μέτρο στη βιβλιογραφία είναι το Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος (MAPE).

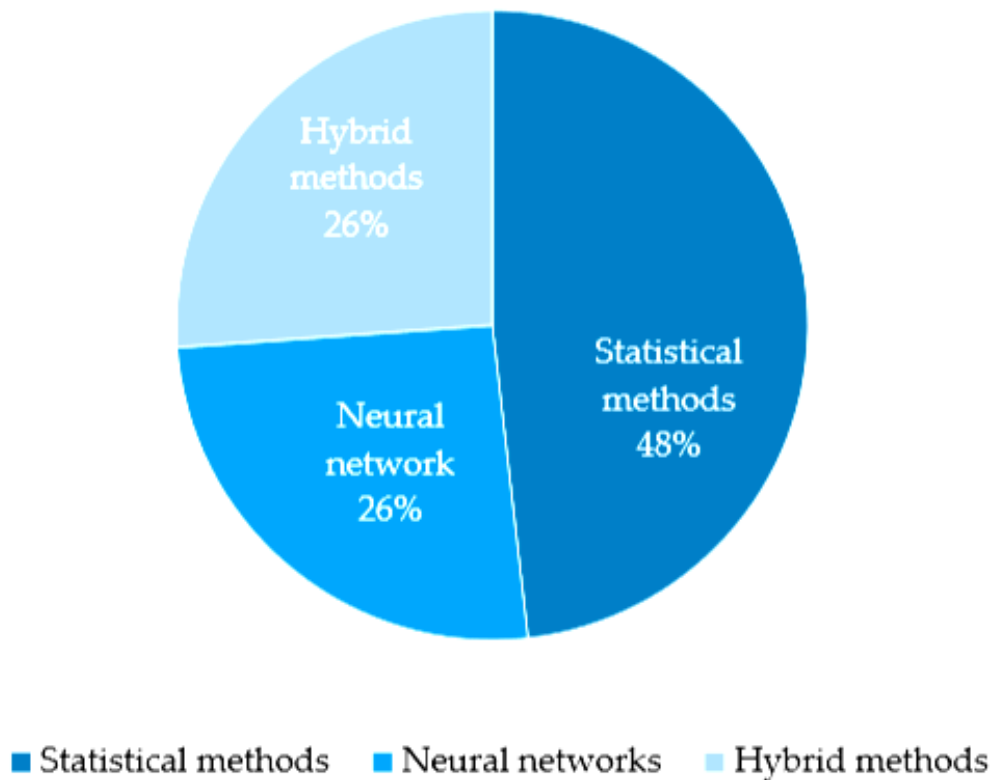
Ο πιο κοινός δείκτης αξιολόγησης στις εφαρμογές πρόβλεψης φορτίων και τιμών είναι, όπως αναφέρθηκε, ο δείκτης MAPE⁶⁵ (Σφάλμα Μέσου Απόλυτου Ποσοστού). Ωστόσο, το σφάλμα MAPE μπορεί να είναι παραπλανητικό παρουσία σχεδόν μηδενικών τιμών. Ως εκ τούτου, χρησιμοποιούμε το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE) και το Ριζικό Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (RMSE) για την αξιολόγηση της ακρίβειας ενός μοντέλου. Το μέτρο RMSE θεωρείται ότι έχει το πλεονέκτημα σχετικά με την εμφάνιση μεγαλύτερων αποκλίσεων και την παροχή μιας πλήρους εικόνας της κατανομής σφαλμάτων καθώς και την αποφυγή της

⁶⁵ https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_percentage_error

χρήσης απόλυτης τιμής, η οποία είναι ιδιαίτερα ανεπιθύμητη σε πολλούς μαθηματικούς υπολογισμούς.

Η συσχέτιση μεταξύ MAPE και του αριθμού των παραμέτρων εισαγωγής που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη φαίνεται στο Σχήμα 17. Πολλά μοντέλα λαμβάνουν μόνο ένα μικρό σύνολο παραμέτρων εισόδου ως βάση για τον υπολογισμό των τιμών, ενώ είναι αξιοσημείωτο ότι με τη χρήση ενός μεγαλύτερου αριθμού παραμέτρων εισόδου και συνόλων δεδομένων εισόδου, το σφάλμα πρόβλεψης (MAPE) μειώνεται. Είναι σημαντικό σε κάθε μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται να εκφράζεται το σφάλμα πρόβλεψης μέσω του απόλυτου ποσού, επειδή σε χαμηλές τιμές ακόμη και ένα μικρό σφάλμα πρόβλεψης οδηγεί σε πολύ υψηλό ποσοστό, το οποίο μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένα συμπεράσματα⁶⁶.

⁶⁶ Marin Cerjan, Ana Petričić and Marko Delimar (2019), “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”



Σχήμα 17 Συσχέτιση μεταξύ σφάλματος πρόβλεψης (MAPE) και αριθμού παραμέτρων εισαγωγής που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη τιμών ηλεκτρικής ενέργειας⁶⁷

Ο δείκτης MAPE αποτυπώνεται ως κάτωθι:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|,$$

όπου A_t είναι η πραγματική τιμή και F_t είναι η τιμή πρόβλεψης. Η διαφορά μεταξύ A_t και F_t διαιρείται με την πραγματική τιμή A_t . Η απόλυτη τιμή σε αυτόν τον υπολογισμό αθροίζεται για κάθε προβλεπόμενη χρονική στιγμή και διαιρείται με τον αριθμό των τοποθετημένων σημείων n . Ο πολλαπλασιασμός με 100% το καθιστά ποσοστό σφάλματος.

Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι ένα μέτρο σφαλμάτων μεταξύ ζευγαρωμένων παρατηρήσεων που εκφράζουν το ίδιο φαινόμενο. Παραδείγματα Y έναντι X περιλαμβάνουν

⁶⁷ Marin Cerjan, Ana Petričić and Marko Delimar, Energies 2019, “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”.

συγκρίσεις προβλεπόμενης έναντι παρατηρούμενης, επακόλουθου χρόνου έναντι αρχικού χρόνου, και μία τεχνική μέτρησης έναντι εναλλακτικής τεχνικής μέτρησης. Το MAE υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n}.$$

Είναι λοιπόν ένας αριθμητικός μέσος όρος των απόλυτων σφαλμάτων $|e_i| = |y_i - x_i|$ όπου y_i είναι η πρόβλεψη και x_i η πραγματική αξία. Το μέσο απόλυτο σφάλμα χρησιμοποιεί την ίδια κλίμακα με τα δεδομένα που μετρούνται. Αυτό είναι γνωστό ως μέτρο ακρίβειας που εξαρτάται από την κλίμακα και, ως εκ τούτου, δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να γίνει σύγκριση μεταξύ σειρών χρησιμοποιώντας διαφορετικές κλίμακες. Επιπλέον, είναι ένα κοινό μέτρο του σφάλματος πρόβλεψης στην ανάλυση χρονοσειρών και μερικές φορές χρησιμοποιείται σε σύγκριση με τον πιο τυπικό ορισμό της μέσης απόλυτης απόκλισης.

Το Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (SMAPE ή sMAPE) είναι ένα μέτρο ακρίβειας που βασίζεται σε ποσοστά σφαλμάτων. Ορίζεται συνήθως ως εξής:

$$\text{SMAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2}$$

όπου A_t είναι η πραγματική τιμή και F_t είναι η τιμή πρόβλεψης. Η απόλυτη διαφορά μεταξύ A_t και F_t διαιρείται με το ήμισυ του αθροίσματος των απόλυτων τιμών της πραγματικής τιμής A_t και της τιμής πρόβλεψης F_t . Η τιμή αυτού του υπολογισμού αθροίζεται για κάθε προσαρμοσμένο σημείο t και διαιρείται ξανά με τον αριθμό των τοποθετημένων σημείων n .

Το RMSE ή RMSD των προβλεπόμενων τιμών \hat{y}_t για τους χρόνους t μιας εξαρτώμενης μεταβλητής y_t παλινδρόμησης, με μεταβλητές που παρατηρούνται T φορές, υπολογίζεται για T διαφορετικές προβλέψεις και ορίζεται ως η Τετραγωνική Ρίζα του Μέσου Όρου των τετραγώνων των αποκλίσεων:

$$\text{RMSD} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2}{T}}.$$

Δεν πρέπει να παραλείψουμε και τον δείκτη APE (Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος) αλλά και τον Weekly-Weighted Mean Absolute Error (WMAE). Το WMAE⁶⁸ είναι ένα ισχυρό μέτρο παρόμοιο με το MAPE, αλλά με το απόλυτο σφάλμα να κανονικοποιείται από τη μέση εβδομαδιαία τιμή, προκειμένου να αποφευχθούν οι αρνητικές επιπτώσεις των spot τιμών ηλεκτρικής ενέργειας που είναι αρνητικές ή πλησιάζουν το μηδέν. Αξιολογούμε την απόδοση της πρόβλεψης χρησιμοποιώντας εβδομαδιαία χρονικά διαστήματα, το καθένα με $24 \times 7 = 168$ ωριαίες παρατηρήσεις.

$$\begin{aligned} \text{WMAE}_i &= \frac{1}{\bar{P}_{168}} \text{MAE}_i \\ &= \frac{1}{168 \cdot \bar{P}_{168}} \sum_{d=1}^7 \sum_{h=1}^{24} |P_{d,h} - \hat{P}_{d,h}^i|, \end{aligned}$$

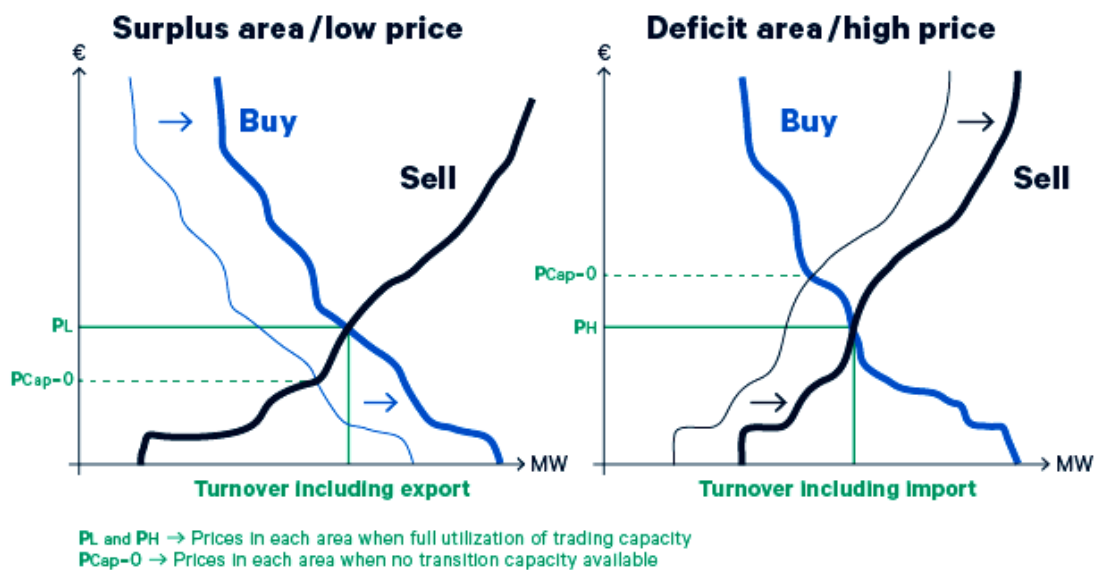
όπου $P_{d,h}$ είναι η πραγματική τιμή για την ημέρα d και την ώρα h , $\hat{P}_{d,h}^i$ είναι η προβλεπόμενη τιμή για εκείνη την ημέρα και ώρα που λαμβάνονται από το μοντέλο i , και \bar{P}_{168} είναι ο μέσος όρος τιμή για μια δεδομένη εβδομάδα.

⁶⁸ Grzegorz Marcjasza, Bartosz Uniejewski and Rafał Weron (2019), “On the importance of the long-term seasonal component in day-ahead electricity price forecasting with NARX neural networks”

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^ο ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΓΙΑ ΤΗ ΝΟΡΒΗΓΙΑ

6.1 ΣΚΑΝΔΙΝΑΒΙΚΗ ΑΓΟΡΑ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Οι σκανδιναβικές και οι βαλτικές περιοχές χωρίζονται σε περιοχές υποβολής προσφορών από έναν διαχειριστή συστήματος μεταφοράς προκειμένου να αντιμετωπιστεί η συμφόρηση στο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας, διασφαλίζοντας παράλληλα την αξιοπιστία, δικαιοσύνη και διαφάνεια στις συναλλαγές. Οι περιοχές υποβολής προσφορών μπορεί να έχουν ισοροπία, έλλειμμα ή πλεόνασμα ηλεκτρικής ενέργειας οδηγώντας την ροή της από περιοχές όπου η προσφερόμενη τιμή είναι χαμηλότερη προς περιοχές όπου η ζήτηση είναι υψηλή και η προσφερόμενη τιμή είναι υψηλότερη. Εάν η ικανότητα μετάδοσης μεταξύ περιοχών υποβολής προσφορών δεν επαρκεί για την επίτευξη πλήρους σύγκλισης τιμών μεταξύ των περιοχών, η συμφόρηση θα οδηγήσει σε περιοχές υποβολής προσφορών με διαφορετικές τιμές. Εάν η ροή ισχύος μεταξύ των περιοχών υποβολής προσφορών είναι εντός των ορίων χωρητικότητας που έχουν καθοριστεί από τους διαχειριστές συστημάτων μεταφοράς, οι τιμές σε αυτές τις διαφορετικές περιοχές υποβολής προσφορών θα είναι ίδιες. Όλοι οι παραγωγοί πληρώνονται σύμφωνα με την υπολογιζόμενη τιμή της έκτασης και ομοίως όλοι οι καταναλωτές πληρώνουν την ίδια τιμή.



Σχήμα 18 Περιοχή Πλεονάσματος και Ελλείμματος⁶⁹

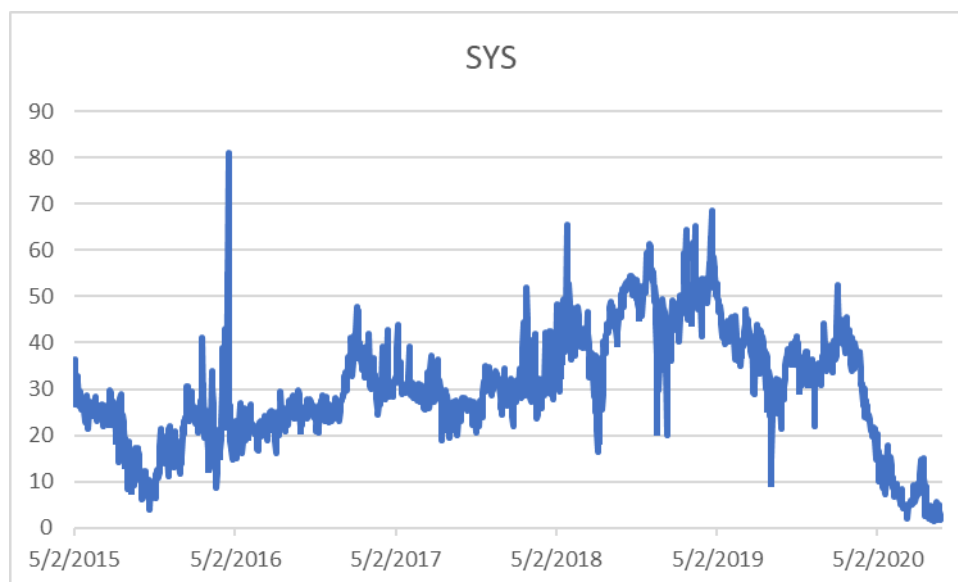
Η τιμή του συστήματος είναι μια μη περιορισμένη τιμή αναφοράς εκκαθάρισης αγοράς. Υπολογίζεται χωρίς περιορισμούς συμφόρησης θέτοντας χωρητικότητα στο άπειρο ενώ παράλληλα ο υπολογισμός της πραγματοποιείται τοπικά στο Nord Pool, αφού οι τιμές της περιοχής υπολογίζονται για όλες τις περιοχές υποβολής προσφορών. Οι ροές μεταξύ των Σκανδιναβικών και των Κάτω Χωρών, της Γερμανίας, της Πολωνίας και των Βαλτικών λαμβάνονται υπόψη στον υπολογισμό της τιμής του συστήματος. Αυτές οι ροές χρησιμοποιούνται κατά τον υπολογισμό της τιμής συστήματος είτε ως εισαγωγές / πωλήσεις είτε ως εντολές εξαγωγής / αγοράς.

Η διαμόρφωση περιοχής που χρησιμοποιείται στον υπολογισμό τιμών συστήματος διαφέρει από τη διαμόρφωση που χρησιμοποιείται στον υπολογισμό τιμών περιοχής. Οι περιοχές υποβολής προσφορών στη Νορβηγία, τη Δανία, τη Σουηδία και τη Φινλανδία αποτελούν έναν κοινό χώρο υποβολής προσφορών (δεδομένου ότι η χωρητικότητα μεταξύ αυτών ορίζεται στο άπειρο). Τα περισσότερα τυπικά χρηματοοικονομικά συμβόλαια που διαπραγματεύονται στη σκανδιναβική περιοχή χρησιμοποιούν την τιμή συστήματος ως τιμή αναφοράς.

⁶⁹ <https://www.nordpoolgroup.com/trading/Day-ahead-trading/Price-calculation/>

6.2 ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

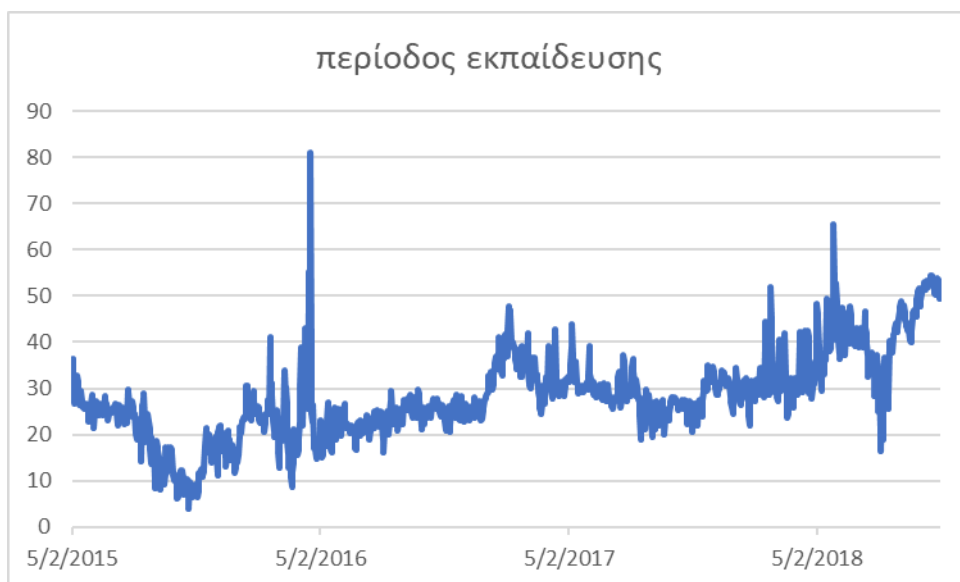
Ο στόχος της μελέτης μας είναι η πρόβλεψη μελλοντικής τιμής ενέργειας στην αγορά του Nord Pool για τη Νορβηγία χρησιμοποιώντας ένα μη γραμμικό Νευρωνικό Δίκτυο, το Feed Forward Neural Network με αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης (BP -back propagation). Το εν λόγω δίκτυο, βάσει και της βιβλιογραφίας, μπορεί να παρέχει καλύτερη πληροφόρηση έναντι ενός γραμμικού μοντέλου. Πιο αναλυτικά, λαμβάνουμε τα δεδομένα μας από την Elspot αγορά, μια αγορά δημοπρασίας για τις συναλλαγές ηλεκτρικής ενέργειας στη Σκανδιναβική Περιοχή. Στην εν λόγω αγορά, οι συμμετέχοντες μπορούν να αγοράσουν ή να πουλήσουν ηλεκτρικό ρεύμα για φυσική παράδοση την επόμενη μέρα στη Νορβηγία, στη Σουηδία, στη Φιλανδία, τη Δανία και τη Γερμανία. Η ανάλυση μας θα επικεντρωθεί στις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας λαμβάνοντας τα δεδομένα μας από την ιστοσελίδα <https://www.nordpoolgroup.com/Market-data1/#/nordic/table> για την περίοδο από 5 Φεβρουαρίου του 2015 έως 1 Ιουλίου του 2020. Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης καλύπτει την περίοδο από 5 Φεβρουαρίου 2015 έως και 5 Αυγούστου 2018 και το σύνολο δεδομένων δοκιμής καλύπτει την περίοδο από 6 Αυγούστου 2018 έως 1 Ιουλίου 2020. Ως σημείο αναφοράς χρησιμοποιούμε ένα μοντέλο πολλαπλών παραλλαγών γραμμικής παλινδρόμησης.



Διάγραμμα 1 Day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας από το 2015 έως το 2020 στην αγορά



Διάγραμμα 2 Day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας από το 6/8/2018 έως 1/7/20202020 στην αγορά



Διάγραμμα

Διάγραμμα 3 Day-ahead τιμές ηλεκτρικής ενέργειας από το 5/2/2015 έως 5/8/2020 στην αγορά

Τα περιγραφικά στατιστικά στοιχεία για τις τιμές συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας του μοντέλου δοκιμής στο Nord Pool αναφέρονται στον παρακάτω πίνακα. Με αυτά μπορούμε να παρατηρήσουμε τα κύρια χαρακτηριστικά των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας που συναντήσαμε στη διερεύνηση της βιβλιογραφίας. Δηλαδή, ότι οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζονται από την εποχή, την υψηλή μεταβλητότητα, τη μη σταθερή μέση τιμή και τη διακύμανση αλλά και από την ύπαρξη ακραίων τιμών.

Πίνακας 1 Περιγραφικά στατιστικά για τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας στο Nord Pool

	MIN	MAX	MEAN	Std. Dev	Variance	Skewness	Kurtosis
SYS	1,48	81	30,06781	12,37813	153,2958	0,060624	0,07181

Για να προβλέψουμε την τιμή ημέρας ηλεκτρικής ενέργειας y_t , βάσει του Pao⁷⁰, χρησιμοποιούμε το τύπο $x_t = (y_{t-7}, y_{t-14}, y_{t-21}, y_{t-28}, y_{t-35})$ ως φορέα εισόδου⁷¹. Δηλώνουμε ως τιμή ηλεκτρικής ενέργειας της ημέρας την ημέρα t και κατόπιν δηλώνουμε με $g_\lambda(x;w)$ την έξοδο ενός πλήρως συνδεδεμένου με ένα κρυφό στρώμα Νευρωνικού Δικτύου με λ κρυφές μονάδες και ένα όρο μεροληψίας, για ένα δεδομένο διάνυσμα εισόδου των προηγούμενων επιστροφών των day ahead τιμών x , και ένα διάνυσμα παραμέτρων w . Από το να προχωρήσουμε σε εκτίμηση μέσω μιας συγκεκριμένης παραμετρικής φόρμας για το $f(x_t|y_t)$, μπορούμε να το εκτιμήσουμε μη παραμετρικά, μέσω ενός Νευρωνικού Δικτύου με ένα κρυφό επίπεδο και μία μονάδα εξόδου. Δηλαδή, μπορούμε να προχωρήσουμε σε εκτίμηση της day-ahead τιμής ηλεκτρικής ενέργειας ως εξής:

$$\hat{y}_t = g_\lambda(\mathbf{x}_t | y_t; \hat{\mathbf{w}}_D) \equiv \xi(\mathbf{x}_t | y_t) \text{ όπου}$$

$$g_\lambda(\mathbf{x}_t | y_t; \hat{\mathbf{w}}_D) = \gamma \left(\sum w_j \gamma \left(\sum w_{ij} x_i + w_{m+1,j} \right) + w_{\lambda+1} \right)$$

όπου, το $\hat{\mathbf{w}}_D$ υποδηλώνει το διάνυσμα παραμέτρων που υπολογίστηκε από το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης D με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης οπίσθιας διάδοσης, το w_{ij} δηλώνει το βάρος της σύνδεσης μεταξύ της εισόδου i και της κρυφής μονάδας j , $w_{m+1,j}$ είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ του όρου πόλωσης του στρώματος εισόδου $m+1$ και της κρυφής μονάδας j , w_j είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ της κρυφής μονάδας j και της μονάδας εξόδου και $w_{\lambda+1}$ είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ του όρου πόλωσης του κρυφού στρώματος $\lambda+1$ και της μονάδας εξόδου. Η συνάρτηση γ είναι το τυπικό ασύμμετρο σιγμοειδές. Ο αριθμός των κρυφών μονάδων λ εκτιμήθηκε με βάση την αρχή του ελάχιστου κινδύνου πρόβλεψης. Ο κίνδυνος πρόβλεψης είναι το Αναμενόμενο Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα εκτός δείγματος και υπολογίστηκε αλγεβρικά.

⁷⁰ E. Livanis and A. Zapranis, "Forecasting the Day-Ahead Electricity Price in Nord Pool With Neural Networks: Some Preliminary Results",

H. Pao, 2007, "Forecasting Electricity market pricing using artificial neural networks", Energy Conversion and Management 48, 907-912

⁷¹ Χρησιμοποιούμε δηλαδή ως εισόδους τη τιμή ηλεκτρικής ενέργειας 7,14,21,28 και 35 ημέρες πριν

Για να έχουμε συγκρίσιμα αποτελέσματα με παρόμοιες μελέτες μετρήσαμε την απόδοση χρησιμοποιώντας τα ακόλουθα στατιστικά στοιχεία:

$$\text{Root Mean Square Error (RMSE)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_{\text{forecasted}} - y_{\text{actual}})^2}{N}}$$

$$\text{Mean Absolute Error (MAE)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{\text{forecasted}} - y_{\text{actual}}|$$

$$\text{Mean Absolute Percentage Error (MAPE)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_{\text{forecasted}} - y_{\text{actual}}|}{y_{\text{actual}}} * 100$$

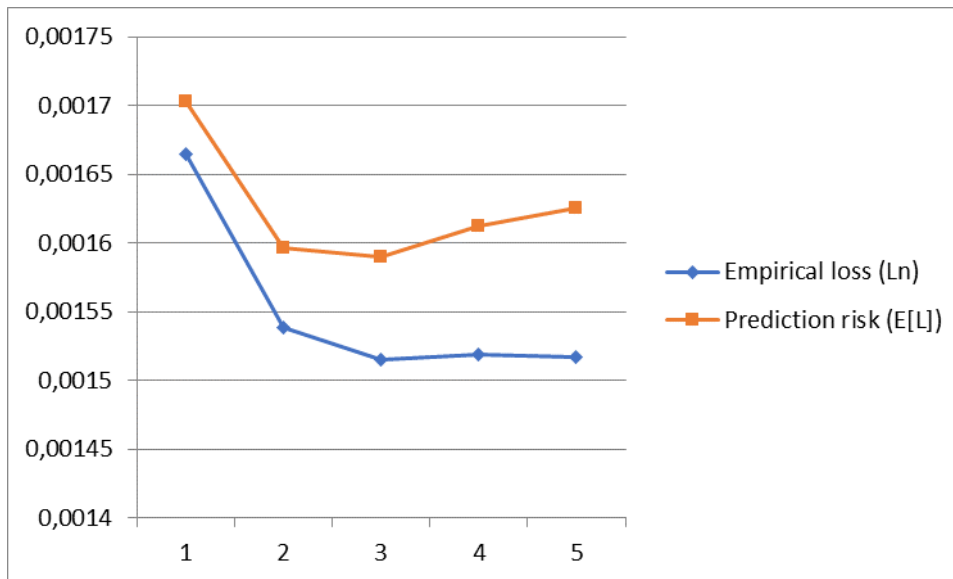
6.3 ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στον πίνακα που ακολουθεί απεικονίζονται συνοπτικά τα στατιστικά στοιχεία απόδοσης για το μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου που χρησιμοποιήσαμε.

Πίνακας 2 Συνοπτικά στατιστικά στοιχεία απόδοσης του Νευρωνικού Μοντέλου

	1HU	2HU	3HU	4HU	5HU
Average Squared Error (ASE)	0,00333	0,003078	0,00303	0,003039	0,003033
Standard error of the estimate (SE)	0,057708	0,055477	0,055049	0,055125	0,055077
Mean absolute error (MAE)	0,039532	0,038013	0,037292	0,037107	0,037185
Empirical loss (Ln)	0,001665	0,001539	0,001515	0,001519	0,001517
Prediction risk (E[L])	0,001703	0,001596	0,00159	0,001612	0,001625
Prediction risk st. dev.	0,00001	0,000012	0,000013	0,000014	0,000014
Generalised Cross Validation (GCV)	0,003369	0,003146	0,003129	0,00317	0,003198
Final Prediction Error (FPE)	0,003369	0,003145	0,003128	0,003169	0,003196
R-squared	71,917176	74,04235	74,45031	74,37682	74,41905
R-squared (adjusted for d.f.)	71,279591	73,07409	73,18767	72,81397	72,5982
R-SQR for the LR of forecasts vs. targets	72,432262	74,38195	74,70193	74,47466	74,53039

Παρατηρούμε ότι το R-squared, το οποίο αποτυπώνει τη σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου παρουσιάζει την υψηλότερη τιμή στους τρεις κρυφούς νευρώνες.



Διάγραμμα 4 Empirical Loss (training error) και αλγεβρικές εκτιμήσεις του κινδύνου πρόβλεψης

Στο Διάγραμμα 4 απεικονίζεται το σφάλμα εκπαίδευσης και η αλγεβρική εκτίμηση του κινδύνου πρόβλεψης ως συνάρτηση του αριθμού των κρυφών μονάδων. Παρατηρούμε ότι η καλύτερη εκτίμηση πρόβλεψης μπορεί να επιτευχθεί με 3 κρυφούς νευρώνες/μονάδες, καθώς τότε παρουσιάζεται η χαμηλότερη αλγεβρική εκτίμηση του κινδύνου πρόβλεψης και παράλληλα η εμπειρική απώλεια (το σφάλμα εκπαίδευσης) αρχίζει να σταθεροποιείται.

Ο πίνακας 3 αναφέρει τα στατιστικά στοιχεία απόδοσης για το NORD POOL σύμφωνα με το μοντέλο μας αλλά και σύμφωνα με το μοντέλο του Ραο. Όπως μπορεί να παρατηρηθεί, οι τιμές για τα τρία στατιστικά στοιχεία (RMSE, MAE, MAPE) εμφανίζουν αποκλίσεις. Το δείγμα Εκπαίδευσης μας εμφανίζεται καλύτερο καθώς παρέχει μικρότερο MAPE σε σχέση με το δείγμα ελέγχου, το οποίο υπερτερεί στη μέτρηση μέσω MAE και RMSE. Ωστόσο, τα αποτελέσματα του μοντέλου του Ραο υπερéχουν σε σχέση με το δικό μας μοντέλο. Ενδεχομένως, προκειμένου να γίνει πιο αποτελεσματικό το μοντέλο τις, να πρέπει να εισάγουμε και τις μεταβλητές, τις πχ το καιρό, τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, τις διακοπές λειτουργίας κα.

Πίνακας 3 Σύγκριση μεταξύ μοντέλου εκπαίδευσης και μοντέλου δοκιμής του Νευρωνικού Δικτύου

	ΔΕΙΓΜΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	ΔΕΙΓΜΑ ΕΛΕΓΧΟΥ	Neural Network (PAO)	Autoreg model
RMSE	62,11	5,718	3,21	5,70
MAE	59,34	4,5	2,71	4,79
MAPE	15,66	734,99	9,02	15,16

Στα σχέδια μας είναι η προσθήκη και άλλων μεταβλητών εισόδου στο μοντέλο μας, με σκοπό τη περαιτέρω μείωση του δείκτη MAPE. Με αυτές τις τροποποιήσεις θα μπορούσαμε να οδηγηθούμε σε ένα πιο ακριβές μοντέλο πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.

6.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ, ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΕΡΕΥΝΑ

Τις τελευταίες δεκαετίες παρατηρούμε μια σημαντική αλλαγή στο κλάδο της ενέργειας, καθώς παγκοσμίως έχει μετατραπεί σε ένα άκρως εμπορεύσιμο προϊόν. Τόσο οι παραγωγοί όσο και οι καταναλωτές χρειάζονται ακριβείς προβλέψεις για τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό θα συμβάλλει στον ορθό προγραμματισμό και σχεδιασμό για τις βραχυπρόθεσμες αλλά και μακροπρόθεσμες προοπτικές του κλάδου. Πιο αναλυτικά, οι συμμετέχοντες στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας θα μπορούν να αγοράσουν ή να πουλήσουν τρέχουσα ή μελλοντική ηλεκτρική ενέργεια, αντιμετωπίζοντας το πρόβλημα της υπερπαραγωγής ή της έλλειψης διαχειριζόμενοι παράλληλα τους κινδύνους που ελλοχεύουν. Αυτοί οι λόγοι έκαναν επιτακτική την ανάγκη για την επιστημονική κοινότητα και τους συμμετέχοντες στην αγορά να οδηγηθούν στην προσπάθεια πρόβλεψης των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη ότι οι βραχυπρόθεσμες τιμές ενέργειας είναι αρκετά επιρρεπής και μεταβλητές.

Σε αυτή την μελέτη αναφερόμαστε στην βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμής ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιώντας το μοντέλο Feed Forward Neural Network με αλγόριθμο οπίσθιας

διάδοσης (Back Propagation). Χρησιμοποιώντας ιστορικά στοιχεία, επιχειρούμε την πρόβλεψη ηλεκτρικής ενέργειας για την περίοδο δοκιμής/δείγμα ελέγχου μας. Χρησιμοποιούμε πέντε κρυφούς νευρώνες, με το μοντέλο μας να επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα με τους τρεις κρυφούς νευρώνες, καθώς τότε παρουσιάζεται η χαμηλότερη αλγεβρική εκτίμηση του κινδύνου πρόβλεψης και παράλληλα η εμπειρική απώλεια (το σφάλμα εκπαίδευσης) αρχίζει να σταθεροποιείται.

Τα αποτελέσματα μας όμως βασίζονται μόνο σε ιστορικές τιμές. Συνεπώς, υπάρχει δυνατότητα για επέκταση της έρευνας μας εισάγοντας και άλλους παράγοντες που επηρεάζουν τα αποτελέσματα, όπως είναι η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, η θερμοκρασία του καιρού, η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας, η κυκλοφοριακή συμφόρηση, οι διακοπές λειτουργίας, τα αποθεματικά περιστροφής, μαζί με τη μελέτη της μεταβλητότητας και το ρίσκο στη πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα, θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί περαιτέρω έρευνα στο τομέα της εκτίμησης των διαστημάτων πρόβλεψης Νευρωνικών Δικτύων. Οι διαχειριστές κινδύνων ενδεχομένως να παρουσιάζουν ενδιαφέρον για την πρόβλεψη διαστημάτων μελλοντικών κινήσεων τιμών σε σχέση με τις εκτιμήσεις σημείου. Δεν θα έπρεπε να παραλείψουμε, τέλος, και την χρήση της ανάλυσης κύματος καθώς είναι κατάλληλη για την ανάλυση των μη στατικών σημάτων σε συνδυασμό με τα ΝΔ και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση, την αποσύνθεση και τη σύνθεση της ηλεκτρικής ενέργειας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική Βιβλιογραφία

Ι. Βλαχάβας, Π Κεφαλάς, Ν Βασιλειάδης, Φ Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου, Γ Έκδοση, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, 23 Νοεμ 2011 «Τεχνητή Νοημοσύνη»

Διαμανταράς Κωνσταντίνος και Μπότσης Α. Δημήτρης, Εκδόσεις ΚΛΕΙΔΑΡΙΘΜΟΣ , Ιούλιος 2019, «Μηχανική Μάθηση»

Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία

Abed Bagheri, Vahid Vahidinasab and Kamyar Mehran (IET 2017), “A novel multiobjective generate-on and transmission investment framework for implementing 100% renewable energy sources”

Abeer Alshejari and Vassilis S. Kodogiannis (2017 IEEE), “Electricity Price Forecastin using Asymmetric Fuzzy Neural Network Systems”

Alessandro Brusaferrri, Matteo Matteucci, Pietro Portolani and Andrea Vitali (Applied Energy 250(2019) 1158-1175), “Bayesian deep learning based method for probabilistic forecast of day-ahead electricity prices”

Deyun Wang, Hongyuan Luo, Olivier Grunder, Yanbing Lin and Haixiang Guo (Applied Energy 190- 2017), “Multi-step ahead electricity price forecasting using a hybrid model based on two layer decomposition technique and BP neural network optimized by firefly algorithm”

DONG Lihong and XIE Qian (CISAI 2019, Journal Of Physics: Conference Series 1453 (2020) 012103), “Short-term electricity price forecast based on log short-term memory neural network”

E. Livanis and A. Zapranis, “Forecasting the Day-Ahead Electricity Price in Nord Pool With Neural Networks: Some Preliminary Results”

Fan Zhang and Hasan Fleyeh (2019IEEE), “A Review Of Single Artificial Neural Network Models for Electricity Spot Price Forecasting”

Fan Zhang and Hasan Fleyeh (2019IEEE), “Short Term Electricity Spot Price Forecasting Using Catboost and Bidirectional Long Short Term Memory Neural Network”

Giancarlo Fortino, Xiaoou Li, Ray Perez, Dmitry Goldgof, Andreas Molisch, Linda Shafer, Don Heirman, Saeid Nahavandi, Mohammad Shahidehpour, Ekram Hossain, Jeffrey Nanzer, Zidong Wang (2017 by The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. All rights reserved) “Advances in Electric power and energy systems Load and Price Forecasting”

Grzegorz Marcjasz, Bartosz Uniejewski and Rafal Weron (International Journal of Forecasting 35(2019) 1520-1532), “On the importance of the long-term seasonal component in day-ahead electricity price forecasting with NARX neural networks”

H. Pao, 2007, “Forecasting Electricity market pricing using artificial neural networks”, Energy Conversion and Management 48, 907-912

Hamidreza Jahangir, Hanif Tayarani, Sina Baghali, Ali Ahmadian, Ali Elkamel, Masoud Aliakbar Golkar and Miguel Castilla (IEEE Transactions of Industrial Informatics, Vol 16, No 4, April 2020), “A novel Electricity Price Forecasting Approach Based on Dimension Reduction Strategy and Rough Artificial Neural Networks”

Hossam Mosbah and Mohamed El-Hawary (Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol 39, No 4, Fall 2016), “Hourly Electricity Price Forecasting for the Next Month Using Multilayer Neural Network”

Ioannis P. Panapakidis and Athanasios S. Dagoumas (Applied energy 172(2016), 132-151), “Day-ahead electricity price forecasting via the application of artificial neural network based models”

Jesus Lago, Fjo De Ridder, Peter Vrancx and Bart De Schutter (Applied Energy 211 (2018) 890-903), “Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration”

Jianzhou Wang, Feng Liu, Yiliao Song and Jing Zhao (Applied Soft Computing, 4S (2016), 281-297), “A novel model: Dynamic choice artificial neural network (DCANN) for an electricity price forecasting system”

João Nascimento, Tiago Pinto and Zita Vale (2019IEEE), “Day-ahead electricity market price forecasting using artificial neural network with spearman data correlation”

Jorge Barrientos Marin, Elkin Tabares Orozco and Esteban Velilla (International Journal of Energy Economics and Policy 2018, 8(3), 97-106), “Forecasting Electricity Price in Colombia: A Comparison Between Neural Network, ARMA Process and Hybrid Models”

Maheen Zahid, Fahad Ahmed, Nadeem Javaid, Raza Abid Abbasi, Hafiza Syeda Zainab Kazmi, Atia Javaid, Muhammad Bilal, Mariam Akbar and Manzoor Ilahi (Electronics 2019,8, 122), “Electricity Price and Load Forecasting using Enhanced Convolutional Neural Network and Enhanced Support Vector Regression in Smart Grids”

Marin Cerjan, Ana Petričić and Marko Delimar (Energies 2019,12, 568), “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”

Mehdi Rafiei, Taher Niknam and Mohammad Hassan Khooban (Journal Of Intelligent & Fuzzy Systems 31 (2016) 301-312), “A novel intelligent strategy for probabilistic electricity price forecasting: Wavelet neural network based modified dolphin optimization algorithm”

Mehdi Rafiei, Taher Niknam and Mohammad-Hassan Khooban (IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol 13, NO 1, February 2017), “Probabilistic Forecasting of Hourly Electricity Price by Generalization of ELM for Usage in Improved Wavelet Neural Network”

Naser Rostamnia and Tarik A. Rashid (The Electricity Journal 32(2019) 106628), “Investigating the effect of competitiveness power in estimating the average weighted price in electricity market”

O. Abedinia, N. Amjady, M. Shafie-khah and J.P.S. Catalão (Energy Conversion and Management 105 (2015) 642-654), “Electricity price forecast using Combinatorial Neural Network trained by a new stochastic search method”

Orhan Altuğ Karabiber and George Xydis (Energies 2019, 12, 928), “Electricity Price Forecasting in the Danish Day-Ahead Market Using the TBATS, ANN and ARIMA Methods”

Ping-Huan Kuo and Chiou-Jye Huang (Sustainability 2018, 10,1280), “An Electricity Price Forecasting Model by Hybrid Structured Deep Neural Networks”

Prasanta Kumar Pany and S.P. Ghoshal (Neural Comput & Applic (2015) 26:2039-2047), “Dynamic electricity price forecasting using local linear wavelet neural network”

Rita Beigaitė and Tomas Krilavičius (CEUR-WS. Org/Vol -2145/p12), “Electricity Price Forecasting for Nord Pool Data Using Recurrent Neural Networks”

Russel Stuart and Norvig Peter, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Δεκέμβριος 2005 «Τεχνητή Νοημοσύνη, Μια σύγχρονη Προσέγγιση».

S. Vijayalakshmi and D.P. Girish (International Journal of Energy Economics and Policy 2015, 5(4),1092-1097), “Artificial Neural Networks for Spot Electricity Price Forecasting: A Review”

Siyu Zhou, Lin Zhou, Mingxuan Mao, Heng-Ming Tai and Yihao Wan (IEEE Access 2019.2932999), “An Optimized Heterogeneous Structure LSTM Network for Electricity Price Forecasting”, Vol. 7

Souhir Ben Amor, Heni Boubaker and Lotfi Belkacem (Word Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Economics and Management Engineering Vol: 11, No 9,2017), “Forecasting Electricity Spot Price with Generalized Long Memory Modeling: Wavelet and Neural Network”

Sujit Kumar Dash, Ranjeeta Bisoi and P.K. Dash (Neural Comput & Applic 2016 27:2123-2140), “A hybrid functional link dynamic neural network and evolutionary unscented Kalman filter for short-term electricity price forecasting”

Tereza Sustrova (International Journal of Engineering Business Management 2016), “An Artificial Neural Network Model for a Wholesale Company’s Order-cycle Management”

Tingwen Huang, Jiancheng Lv, Changyin Sun, Alexander V. Tuzikov (Eds.)«Advances in Neural Networks -ISNN 2018», 15th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2018 Minsk,Belarus, June 25-28, 2018, , © Springer International Publishing AG, part of Springer Nature 2018

Torben Windler, Jan Busse and Julia Rieck (Journal of Cleaner Production 238 (2019) 117910), “One month-ahead electricity price forecasting in the context of production palnning”

U. S. Energy Information Administration / Monthly Energy Review November 2018 , “Renewable Energy”, p 170-188

Umut Ugurlu, Ilkay Oksuz and Oktay Tas (Energies 2018,11,1255), “Electricity Price Forecasting Using Recurrent Neural Networks”

Viktorija Bobinaite and Jānis Zuters (Economics and Business 2016/29), “Modelling Electricity Price Expectations in a Day-Ahead Market: A Case of Latvia”

Weibiao Qiao and Zhe Yang (Energy 193 (2020) 116704), “Forecast the electricity price of U.S. using a wavelet transform-based hybrid model”

Yiyan Chen, Yufeng Wang, Jianhua Ma and Qun Jin (Energies 2019,12,2241), “BRIM: An Accurate Electricity Spot Price Prediction Scheme-Based Bidirectional Recurrent Neural Network and Integrated Market”

Zhilong Wang, Feng Liu, Jie Wu and Jianzhou Wang (Hindawi Publishing Corporation, Abstract and Applied Analysis, Vol 2014, Article ID249208), “A Hybrid Forecasting Model Based on Bivariate Division and a Backpropagation Artificial Neural Network Optimized by Chaos Particle Swarm Optimization for Day-Ahead Electricity Price”

Zihan Chang, Yang Zhang and Wenbo Chen (2018 IEEE), “Effective Adam-optimized LSTM Neural Network for Electricity Price Forecasting”

Ηλεκτρονικές Πηγές

<http://www.admie.gr/deltia-agoras/miniaia-deltia-energeias/>

<http://www.lagie.gr/systema-eggyimenon-timon/ape-sithya/miniaia-deltia-eidikoy-logariasmy-ape-sithya/>

http://www.rae.gr/site/categories_new/renewable_power/monreport.csp

<https://www.nordpoolgroup.com/trading/Day-ahead-trading/Price-calculation/>

<https://www.nordpoolgroup.com/Market-data1/#/nordic/table>

<https://www.dpa.gr/>

<https://www.nordpoolgroup.com/>

www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm

<https://www.europarl.europa.eu/factsheets/el/sheet/70/αναανεωσιμες-πηγες-ενεργειας>

https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Renewable_energy_statistics/el

<https://energypress.gr/news/ananeosimes-phges>

<https://www.wwf.gr/sustainable-economy/clean-energy/ape>

<http://www.ypeka.gr/el-gr/Ενέργεια/Ανανεώσιμες-Πηγές-Ενέργειας>

https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Electricity_price_statistics/el

<https://www.admie.gr/agora/enimerotika-deltia/deltio-energeias>

<https://www.dei.gr/el/miniaia-pliroforiaka-deltia/miniaia-deltia-timwn-ilektrikis-energeias-kai-prwtwn-ulwn>

<https://energypress.gr/news/prokliseis-provlepseis-kai-prosdokies-stin-agora-energeias-gia-2020>

<https://www.admie.gr/agora/statistika-agoras/dedomena>

<https://www.csc.com.gr/machine-learning-μηχανική-μάθηση-τι-είναι/>

https://el.wikipedia.org/wiki/Πηγή_ενέργειας,

http://www.cres.gr/kape/energeia_politis/energeia_politis.htm

https://el.wikipedia.org/wiki/Ανανεώσιμες_πηγές_ενέργειας,

https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2020-0005_EN.html

<https://www.terna-energy.com/i-etaireia/o-klados/>

<http://www.hellasres.gr/Greek/giati-ape/giati-ape.htm>

<https://laconialive.gr/ανανεώσιμες-πηγές-ενέργειας-πλεονεκ/>

http://eco-lab.blogspot.com/2010/09/blog-post_26.html

<https://op.europa.eu/webpub/com/factsheets/energy/el/>

https://europa.eu/european-union/topics/energy_el

<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/HTML/?uri=CELEX:52014DC0021&from=EN>

https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_percentage_error

https://el.wikipedia.org/wiki/Νευρωνικό_δίκτυο

<https://www.csc.com.gr/machine-learning-μηχανική-μάθηση-τι-είναι/>

https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf

https://en.wikipedia.org/wiki/Symmetric_mean_absolute_percentage_error

https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_error