



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ - ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ

**ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΑΡΑΓΟΜΕΝΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ
ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΪΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΑΛΓΟΡΙΘΜΙΚΩΝ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΩΝ ΒΑΘΙΑΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΜΑΘΗΣΗΣ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αγγελική Μπόκαρη

Επίβλεψη : .Νικόλαος Δουλάμης
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούνιος 2023

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κατάλογος Εικόνων και Πινάκων	5
Ευχαριστίες	1
Περίληψη	1
Abstract	2
1. Εισαγωγή.....	3
1.1. Αντικείμενο της Εργασίας	3
1.2. Δομή της εργασίας	3
2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	4
2.1. Ενέργεια	4
2.1.1. Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας	4
2.2. Φωτοβολταϊκά Συστήματα	9
2.2.1. Αρχή Λειτουργίας Φωτοβολταϊκού στοιχείου	9
2.2.2. Φωτοβολταϊκά Συστήματα.....	11
2.2.3. Παράγοντες που επηρεάζουν την παραγωγή φωτοβολταϊκής ενέργειας	15
2.2.4. Σημασία πρόβλεψης παραγόμενης ενέργειας	18
2.2.5. Χρονικός Ορίζοντας Πρόβλεψης.....	19
2.3. Μηχανική Μάθηση	20
2.3.1. Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης	21
2.3.2. Ανάλυση Χρονοσειρών.....	22
2.3.3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	26
2.3.4. Μοντέλα Πρόβλεψης Ενέργειας	30
2.3.5. Αλγόριθμοι Extreme Gradient Boosting Regression (XGBR).....	32
2.3.6. Νευρωνικά Δίκτυα Long short-term memory (LSTM).....	34
2.3.7. Νευρωνικά δίκτυα Gated recurrent units (GRU)	35
2.3.8. Μέθοδοι αξιολόγησης ακρίβειας Μοντέλων	36
3. Μεθοδολογία.....	39
3.1. Δεδομένα φωτοβολταϊκής παραγωγής που χρησιμοποιήθηκαν.....	39
3.2. Περιβάλλον ανάπτυξης και βιβλιοθήκες.....	43
3.3. Διαχείριση και προεπεξεργασία Δεδομένων.....	44
3.3.1. Διαχωρισμός χρήσιμης και μη πληροφορίας	44
3.3.2. Μείωση διασταστικότητας.....	48
3.3.3. Διαχείριση ακραίων τιμών και κενών στοιχείων	48
3.3.4. Κανονικοποίηση των δεδομένων	51
4. Παρουσίαση και Ανάλυση Αποτελεσμάτων.....	53

4.1.	Εφαρμογή νευρωνικού δικτύου LSTM.....	53
4.2.	Εφαρμογή νευρωνικού δικτύου GRU.....	56
4.3.	Εφαρμογή Αλγόριθμου XGBR.....	59
4.4.	Σύγκριση αποτελεσμάτων μοντέλων	61
5.	Συμπεράσματα	65
6.	Βιβλιογραφία	66

Κατάλογος Εικόνων και Πινάκων

Εικόνα 2. 1. Φωτοβολταϊκό Φαινόμενο	10
Εικόνα 2. 2. Δομικές μονάδες φωτοβολταϊκού πάρκου.....	12
Εικόνα 2. 3. Συστοιχίες φωτοβολταϊκού πάρκου.....	12
Εικόνα 2. 4. Καμπύλη I-V φωτοβολταϊκού πάνελ.....	16
Εικόνα 2. 5. Καμπύλη P-V φωτοβολταϊκού πάνελ.....	16
Εικόνα 2. 6. Παράδειγμα χρονοσειράς που σχηματίζει μοτίβο τάσης (trend).....	23
Εικόνα 2. 7. Παράδειγμα χρονοσειράς που σχηματίζει κυκλικό μοτίβο (cyclic).....	23
Εικόνα 2. 8. Παράδειγμα χρονοσειράς που σχηματίζει μοτίβο εποχικότητας (seasonal).....	24
Εικόνα 2. 9. Παράδειγμα χρονοσειράς με ακραίες τιμές (outliers)	24
Εικόνα 2. 10. Διάγραμμα ροής διαδικασίας μοντελοποίησης ANN.....	26
Εικόνα 2. 11. Αρχιτεκτονική Νευρωνικού Δικτύου	27
Εικόνα 2. 12. Αρχιτεκτονική ενός μεμονωμένου νευρώνα για νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης.....	28
Εικόνα 2. 13. Τύποι συνάρτησης ενεργοποίησης	28
Εικόνα 2. 14. Διάγραμμα σιγμοειδούς συνάρτησης	29
Εικόνα 2. 15. Διάγραμμα συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης	29
Εικόνα 2. 16. Διάγραμμα συνάρτησης ReLu.....	30
Εικόνα 3. 1. Διάγραμμα εγκαταστάσεων φωτοβολταϊκού πάρκου.....	40
Εικόνα 3. 2. Φωτοβολταϊκό πάρκο της παρούσας μελέτης	40
Εικόνα 3. 3. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2015	46
Εικόνα 3. 4. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2016	46
Εικόνα 3. 5. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2017	47
Εικόνα 3. 6. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2018	47
Εικόνα 3. 7. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος έτους 2018 μετά τον χειρισμό ακραίων τιμών και κενών στοιχείων.....	50
Εικόνα 3. 8. Διάγραμμα παραγόμενης ισχύος μια τυχαία μέρα χειμερινής περιόδου	50
Εικόνα 3. 9. Διάγραμμα παραγόμενης ισχύος μια τυχαία μέρα καλοκαιρινής περιόδου	51
Εικόνα 4. 1. Παράμετροι μοντέλου LSTM.....	53
Εικόνα 4. 2. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών - LSTM.....	54
Εικόνα 4. 3. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών σε μικρότερο δείγμα- LSTM	55
Εικόνα 4. 4. Παράμετροι μοντέλου GRU	56
Εικόνα 4. 5. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών - GRU	57
Εικόνα 4. 6. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών σε μικρότερο δείγμα - GRU	58
Εικόνα 4. 7. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών - XGBR	60
Εικόνα 4. 8. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών σε μικρότερο δείγμα - XGBR.....	60
Εικόνα 4. 9. Συγκεντρωτικό διάγραμμα μετρητικών σφαλμάτων για τα μοντέλα LSTM, GRU & XGBR.....	62
Εικόνα 4. 10. Συγκεντρωτικό διάγραμμα δείγματος προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR.....	63
Εικόνα 4. 11. Συγκεντρωτικό διάγραμμα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR σε ημέρα με υψηλή παραγωγή.....	63
Εικόνα 4. 12. Συγκεντρωτικό διάγραμμα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR σε ημέρα με μέτρια παραγωγή.....	64
Εικόνα 4. 13. Συγκεντρωτικό διάγραμμα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR σε ημέρα με χαμηλή παραγωγή	64
Πίνακας 3. 1. Βασικά χαρακτηριστικά φωτοβολταϊκού πάρκου	41

Πίνακας 3. 2. Δεδομένα που συλλέχθηκαν – Μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν	43
Πίνακας 3. 3. Δείγμα δεδομένων εισόδου και εξόδου	45
Πίνακας 3. 4. Συντελεστές Συσχέτισης μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου.....	45
Πίνακας 4. 1. Υπερπαράμετροι μοντέλου LSTM.....	54
Πίνακας 4. 2. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλου LSTM	55
Πίνακας 4. 3. Υπερπαράμετροι μοντέλου GRU	57
Πίνακας 4. 4. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλου GRU	58
Πίνακας 4. 5. Παράμετροι μοντέλου XGBR	59
Πίνακας 4. 6. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλου XGBR.....	61
Πίνακας 4. 7. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλων LSTM, GRU & XGBR.....	61

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κύριο Νίκο Δουλάμη, για τη συνεργασία, την καθοδήγηση του και τις ιδέες του κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας μου και την Διδάκτορα Μαρία Κασελίμη για τον χρόνο που διέθεσε παρέχοντας επιστημονική και συμβουλευτική καθοδήγηση σε όλα τα στάδια της συγγραφής της διπλωματικής μου εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για τη στήριξη και την υπομονή τους όλα τα χρόνια των σπουδών μου αλλά και τους φίλους και συναδέλφους μου.

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εστιάζει στην πρόβλεψη της παραγόμενης ενέργειας σε φωτοβολταϊκά συστήματα χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης, τονίζοντας την σημασία που έχει πραγματοποίηση τέτοιου είδους προβλέψεων. Η εργασία ξεκινά με μια ολοκληρωμένη βιβλιογραφική ανασκόπηση που καλύπτει θέματα που σχετίζονται με την ενέργεια, τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και τα φωτοβολταϊκά συστήματα. Διερευνά την αρχή λειτουργίας των φωτοβολταϊκών στοιχείων και τους παράγοντες που επηρεάζουν την παραγωγή φωτοβολταϊκής ενέργειας, δίνονται έμφαση στη σημασία της πρόβλεψης. Η ανασκόπηση εισάγει επίσης το πεδίο της μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένων κατηγοριών μηχανικής μάθησης, ανάλυσης χρονοσειρών και τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Συζητούνται μοντέλα πρόβλεψης ενέργειας, με ιδιαίτερη έμφαση στον αλγόριθμο Extreme Gradient Boosting Regression (XGBR) και σε αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων όπως η Long Short-Term Memory (LSTM) και η Gated Recurrent Units (GRU). Η διπλωματική εργασία παρουσιάζει περαιτέρω τη μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε, συμπεριλαμβανομένων των δεδομένων παραγωγής φωτοβολταϊκών που χρησιμοποιήθηκαν, του περιβάλλοντος ανάπτυξης και των βιβλιοθηκών που χρησιμοποιήθηκαν. Περιγράφονται τεχνικές διαχείρισης και προεπεξεργασίας δεδομένων, όπως διαχωρισμός χρήσιμων και μη χρήσιμων πληροφοριών, μείωση διαστάσεων, χειρισμός ακραίων τιμών και κενών στοιχείων και κανονικοποίηση δεδομένων. Η παρουσίαση και ανάλυση των αποτελεσμάτων αναδεικνύει την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων LSTM, των νευρωνικών δικτύων GRU και του αλγόριθμου XGBR για την πρόβλεψη ενέργειας. Τέλος, παρουσιάζεται μια σύγκριση των αποτελεσμάτων του μοντέλου, παρέχοντας πληροφορίες για την απόδοση και την ακρίβειά τους. Αυτή η έρευνα συμβάλλει στον τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας καταδεικνύοντας την αποτελεσματικότητα των τεχνικών μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας σε φωτοβολταϊκά συστήματα, επιτρέποντας τον καλύτερο σχεδιασμό και αξιοποίηση των ηλιακών πόρων.

Abstract

This thesis focuses on the forecasting of generated energy in photovoltaic systems using machine learning techniques, emphasizing the importance of making such predictions. The study begins with a comprehensive bibliographic review that covers topics related to energy, renewable energy sources, and photovoltaic systems. It explores the principle of operation of photovoltaic elements and factors influencing the production of photovoltaic energy, emphasizing the importance of forecasting. The thesis also introduces the field of machine learning, including categories of machine learning, time series analysis, and artificial neural networks. Energy prediction models are discussed, with a particular focus on the Extreme Gradient Boosting Regression (XGBR) algorithm and neural network architectures such as Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Units (GRU). The thesis further presents the methodology employed, including the photovoltaic generation data used, development environment, and libraries utilized. Data management and pre-processing techniques, such as separation of useful and non-useful information, dimensionality reduction, handling outliers and blanks, and data normalization, are described. The presentation and analysis of results highlight the application of LSTM neural networks, GRU neural networks, and the XGBR algorithm for energy forecasting. Finally, a comparison of the model results is presented, providing insights into their performance and accuracy. This research contributes to the field of renewable energy by demonstrating the effectiveness of machine learning techniques in predicting energy generation in photovoltaic systems, enabling better planning and utilization of solar resources.

1. Εισαγωγή

1.1. Αντικείμενο της Εργασίας

Η ενέργεια είναι πρωταρχικός παράγοντας οικονομικής ανάπτυξης και βασικός παράγοντας για την ανάπτυξη μιας χώρας. Με την πάροδο των ετών, η ζήτηση για ενέργεια, ιδιαίτερα ηλεκτρική ενέργεια, έχει αυξηθεί λόγω της εκβιομηχάνισης, του εκσυγχρονισμού και της πληθυσμιακής αύξησης, εκτός από το αυξανόμενο βιοτικό επίπεδο των ανθρώπων. Τον περασμένο αιώνα, η ηλεκτρική ενέργεια παράγεται κυρίως από ορυκτά καύσιμα (δηλαδή, πετρέλαιο, άνθρακας και φυσικό αέριο) και σήμερα εξακολουθεί να βασίζεται σε αυτά σημαντικά. Ωστόσο, αυτό το ζήτημα έχει δημιουργήσει περιβαλλοντικές ανησυχίες σχετικά με τις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου, την υπερθέρμανση του πλανήτη και την κλιματική αλλαγή. Η καύση ορυκτών καυσίμων απελευθερώνει διοξείδιο του άνθρακα και ορισμένα άλλα τοξικά αέρια στην ατμόσφαιρα, τα οποία συμβάλλουν στην υπερθέρμανση του πλανήτη, καθώς και στη ρύπανση του περιβάλλοντος. Ως εκ τούτου, ο σύγχρονος κόσμος θέλει να αυξήσει τη διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας εκτός από την ελαχιστοποίηση της χρήσης ορυκτών καυσίμων σε αυτόν τον τομέα.

Τα φωτοβολταϊκά συστήματα έχουν επιτύχει παγκόσμια αποδοχή και διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στην παροχή καθαρής και βιώσιμης ενέργειας. Ωστόσο, η παραγωγή φωτοβολταϊκής ισχύος εξαρτάται πλήρως από τους αβέβαιους μετεωρολογικούς παράγοντες, όπως η ηλιακή ακτινοβολία, η ατμοσφαιρική θερμοκρασία, η θερμοκρασία της μονάδας, η πίεση και η κατεύθυνση του ανέμου και η υγρασία. Η ισχύς εξόδου ενός φωτοβολταϊκού συστήματος αλλάζει δυναμικά με την πάροδο του χρόνου λόγω της μεταβλητότητας των περιβαλλοντικών παραγόντων. Ως εκ τούτου, η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από Φ/Β είναι αρκετά δύσκολη. Η απρόβλεπτη έξοδος ισχύος επηρεάζει αρνητικά τη σταθερότητα, την αξιοπιστία και τον προγραμματισμό της λειτουργίας του συστήματος ισχύος, εκτός από το οικονομικό όφελος. Μια ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας Φ/Β μπορεί να μειώσει τον αντίκτυπο της αβεβαιότητας της Φ/Β ισχύος στο δίκτυο, να βελτιώσει την αξιοπιστία του συστήματος, να διατηρήσει την ποιότητα ισχύος και να αυξήσει το επίπεδο διείσδυσης των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Ως εκ τούτου, η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από Φ/Β είναι μια μεγάλη πρόκληση για τους ερευνητές αυτή τη στιγμή.

Αντικείμενο και της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η εξήγηση της ανάγκης για την πραγματοποίηση όσο το δυνατόν πιο ακριβών προβλέψεων στον τομέα της ενέργειας και η πραγματοποίηση δοκιμών με τεχνικές νευρωνικών δικτύων και μηχανικής μάθησης σε πραγματικά μετεωρολογικά δεδομένα και δεδομένα ισχύος. Αρχικά, γίνεται μια ανασκόπηση στη βιβλιογραφία και παρατίθενται βασικές έννοιες που αφορούν τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, τις τεχνολογίες των φωτοβολταϊκών συστημάτων και την μηχανική μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα. Μετ'έπειτα γίνεται μια επεξήγηση της μεθοδολογίας και των μοντέλων που αναπτύχθηκαν. Στη συνέχεια, μετά από την υλοποίησή των μοντέλων παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα και γίνεται μια σύγκριση των μοντέλων νευρωνικών δικτύων και μηχανικής μάθησης.

1.2. Δομή της εργασίας

Στο πρώτο και παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η εισαγωγή, η οποία περιλαμβάνει το αντικείμενο της παρούσας εργασίας ενώ εκτιμάται η γενικότερη συνεισφορά της στην επιστήμη και αναλύεται η δομή της.

Το δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζει χρήσιμες έννοιες από τη διεθνή βιβλιογραφία. Συγκεκριμένα αναλύονται οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι αρχές λειτουργίας των φωτοβολταϊκών συστημάτων και των τεχνολογιών τους, ενώ τονίζεται η σημασία και η ανάγκη που υπάρχει για υλοποίηση τεχνικών και μοντέλων για την

πραγματοποίηση προβλέψεων ισχύος και ενέργειας. Τέλος, πραγματοποιείται μια ανάλυση για τα πλαίσια της εργασίας του τομέα της μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, επεξηγείται συνοπτικά η λογική της μηχανικής μάθησης, παρουσιάζονται τα πεδία και οι κατηγορίες που την απαρτίζουν, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τεχνικές παλινδρόμησης και γίνεται περαιτέρω ανάλυση στα μοντέλα που αναπτύχθηκαν για το σκοπό της εργασίας.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε. Παρατίθεται η πηγή και η μορφή των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν, οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν και διαδικασία της προεπεξεργασίας των δεδομένων, η οποία βασίστηκε στη διεθνή βιβλιογραφία.

Στο τέταρτο κεφάλαιο πραγματοποιείται η παρουσίαση των αποτελεσμάτων των μοντέλων που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της εργασίας. Συγκεκριμένα, παρατίθενται διαγράμματα των προβλέψεων σε σχέση με τις πραγματικές μετρημένες τιμές και τα μετρητικά συνολικά σφάλματά τους. Τέλος, με βάση τα παραγόμενα αποτελέσματα γίνεται μια αριθμητική σύγκριση των σφαλμάτων και μια ποιοτική σύγκριση των αποτελεσμάτων για την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την αποδοτικότητά τους.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της βιβλιογραφικής έρευνας σε συνδυασμό με τα αποτελέσματα των μοντέλων που αναπτύχθηκαν για την πραγματοποίηση βραχυπρόθεσμων προβλέψεων ισχύος ενός φωτοβολταϊκού πάρκου.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.1. Ενέργεια

Οι σύγχρονες κοινωνίες παρουσιάζουν όλο και μεγαλύτερη ζήτηση για ενέργεια με σκοπό την κάλυψη των ανθρώπινων αναγκών καθώς και για την λειτουργία παραγωγικών διαδικασιών. Η υπέμετρη μείωση των μη ανανεώσιμων πόρων σε συνδυασμό με την μόλυνση της ατμόσφαιρας κατά την διαδικασία παραγωγής ενέργειας, οδήγησε στην ανάγκη εύρεσης νέων πηγών ενέργειας. Μεγάλο μερίδιο της κάλυψης ορυκτών προσπαθεί έδω και χρόνια να αντικαταθεί με την αξιοποίηση φυσικών ανεξάντλητων πηγών. Τα δύο βασικά πλεονεκτήματα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας αποτελούν η μη εξάντληση των πηγών καθώς και τα πολύ χαμηλότερα ποσοστά ρύπανσης και εκπομπής αερίων θερμοκηπίου κατά την διαδικασία παραγωγής ενέργειας. Ως αποτέλεσμα τα κράτη παγκοσμίως να στρέφουν το ενδιαφέρον τους στην αύξηση των ποσοστών παραγωγής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές.

Οι επιστήμονες έρχονται συχνά αντιμέτωποι με προκλήσεις προσπαθώντας να βελτιώσουν διαρκώς την οικονομική βιωσιμότητα και την αξιοπιστία των ανανεώσιμων πόρων καθώς η μεταβολή των εποχών προκαλεί και αλλαγές στην παραγόμενη ποσότητα.

2.1.1. Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

Ο όρος ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αναφέρεται στις εναλλακτικές λύσεις παραγωγής ενέργειας αξιοποιώντας φυσικές ανεξάντλητες πηγές όπως ο ήλιος, ο αέρας, το νερό, η γεωθερμία, η βιομάζα και τα βιοκαύσιμα. Η κάθε μία πηγή ενέργειας απαιτεί και διαφορετικές υποδομές για την αξιοποίηση της.

Ηλιακή ενέργεια

Το ηλιακό φως αξιοποιείται με πολλαπλούς τρόπους, όπως η παραγωγή ενέργειας, η παραγωγή θερμότητας και η παραγωγή ηλιακών καυσίμων. Θεωρείται ως η πιο φιλική οικολογικά πηγή ενέργειας επειδή δεν παράγει ρύπανση ή εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου (Ribeiro, et al., 2014). Επιγραμματικά τα μέσα με τα αξιοποιείται το ηλιακό φως για την παραγωγή ενέργειας ή θερμότητας είναι:

- Φωτοβολταϊκά

Τα φωτοβολταϊκά πάνελ μετατρέπουν το φως του ήλιου σε ηλεκτρική ενέργεια. Η ηλεκτρονική διάταξη παράγει ηλεκτρική ενέργεια όταν δεχτεί ακτινοβολία. Η αρχή λειτουργίας των φωτοβολταϊκών στοιχείων βασίζεται στην δημιουργία ηλεκτρικού ρεύματος σε ένα φωτοβολταϊκό στοιχείο ως απόκριση στην ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία. Τα φωτοβολταϊκά συστήματα κατηγοριοποιούνται ως αυτόνομα και διασυνδεδεμένα με βάση τον τρόπο με τον οποίο χρησιμοποιούν το ρεύμα που παράγουν. Η ενέργεια που παράγεται από αυτόνομα φωτοβολταϊκά συστήματα χρησιμοποιείται αποκλειστικά στον τόπο παραγωγής και για τις ανάγκες της εγκατάστασης, αλλά η ενέργεια που παράγεται από διασυνδεδεμένα φωτοβολταϊκά συστήματα παρέχεται στο ηλεκτρικό δίκτυο ώστε να μπορεί να μεταφερθεί και να χρησιμοποιηθεί σε οποιαδήποτε άλλη διασυνδεδεμένη περιοχή.

- Ηλιοθερμικά συστήματα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας

Οι καθρέφτες μετακινούνται στα συστήματα CSP για να εστιάσουν την ηλιακή ενέργεια. Η ενέργεια συλλέγεται, μεταφέρεται σε ένα μέσο μεταφοράς θερμότητας, στη συνέχεια προωθείται μέσω εναλλάκτη θερμότητας σε έναν κύκλο παραγωγής και τέλος σε ατμοστρόβιλους, οι οποίοι τη μετατρέπουν σε ηλεκτρική ενέργεια.

- Ενεργητικά θερμικά ηλιακά συστήματα

Οι ενεργοί συλλέκτες χρησιμοποιούνται για την παραγωγή ζεστού νερού και θερμότητας χώρων συλλέγοντας, αποθηκεύοντας και διανέμοντας ηλιακή ενέργεια. Απαιτείται επίσης κυκλοφορητής ή αντλία για μεγάλα συστήματα.

- Παθητικά ηλιακά συστήματα

Η θερμότητα που παράγουν οι παθητικοί συλλέκτες από την ηλιακή ενέργεια συλλέγεται αμέσως, αποθηκεύεται και διασκορπίζεται. Σε ένα παθητικό σύστημα συλλογής, ολόκληρο το σπίτι λειτουργεί ως ηλιακός συλλέκτης αφού θερμαίνεται από αυτόν.

Υδροηλεκτρική ενέργεια

Σε ένα υδροηλεκτρικό εργοστάσιο το ηλεκτρικό ρεύμα παράγεται από την κίνηση του νερού. Απαιτείται η κατασκευή φράγματος κάθετα στο ποτάμι, το οποίο έχει σκοπό να συγκρατήσει και να ανυψώσει την στάθμη του νερού, δημιουργώντας υψομετρική διαφορά μεταξύ του ταμιευτήρα και του υδραυλικού στρόβιλου. Μέσω αγωγών το νερό οδηγείται με κατάλληλη ταχύτητα στον στρόβιλο, τον οποίο και περιστρέφει. Ο στρόβιλος συνδέεται με γεννήτρια μέσω άξονα. Η περιστροφή του στρόβιλου προκαλεί ύστερα την περιστροφή των ελίκων της γεννήτριας. Οι έλικες βρίσκονται μέσα σε μαγνητικό πεδίο και η κίνησής τους προκαλεί την παραγωγή ηλεκτρικού ρεύματος το οποίο διαχέεται μέσω καλωδίων στο δίκτυο. Το νερό που περνάει τον στρόβιλο επιστρέφει στον ποταμό και ακολουθεί την πορεία της κοίτης. Διασφαλίζεται η ομαλή κίνηση της υδρόβιας ζώης, δημιουργώντας διαδρόμους για την ομαλή πορεία των ψαριών του ποταμού. Μεγάλο πλεονέκτημα της χρήσης της υδροηλεκτρικής ενέργειας είναι η ευέλικτη και έγκαιρη ανταπόκριση στις αιχμές ενεργειακών απαιτήσεων. Επίσης, οι ταμιευτήρες, εκτός από την παραγωγή «καθαρής» ηλεκτρικής ενέργειας, συχνά παρέχουν και επιπλέον υπηρεσίες, συμβάλλοντας στην παροχή γλυκού νερού κατά τις περιόδους χαμηλών ροών και ξηρασίας. Ωστόσο, παρουσιάζει μεταβολές σε μεγαλύτερες χρονικές κλίμακες, καθώς είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την απορροή νερού και τις

βροχοπτώσεις.

Αιολική ενέργεια

Αιολική ενέργεια ονομάζεται η ενέργεια που παράγεται από την εκμετάλλευση της κινητικής ενέργειας του ανέμου, μέσω των ανεμογεννητριών. Ο άνεμος προσπίπτει στα πτερύγια της ανεμογεννήτριας, προκαλώντας την περιστροφή τους. Η κίνηση των πτερυγίων προκαλεί την περιστροφή του ρότορα, ο οποίος είναι συνδεδεμένος με τα πτερύγια. Η περιστροφή του ρότορα προκαλεί τέλος την περιστροφή της γεννήτριας μέσω της οποίας παράγεται η ηλεκτρική ενέργεια. Το σημαντικό ζήτημα με την κατασκευή αιολικών πάρκων είναι οι περιβαλλοντικές παρεμβάσεις και τα κοινωνικά ζητήματα που δημιουργούνται, τα οποία απαιτούν σοβαρή εξέταση πριν την επιλογή της τοποθεσίας. Οι προτεινόμενες θέσεις θα πρέπει να λαμβάνουν σοβαρά υπόψη την χλωρίδα και την πανίδα της περιοχής.

Ένα σημαντικό ζήτημα αναφορικά με την εγκατάσταση αιολικών πάρκων είναι οι περιβαλλοντικές παρεμβάσεις και τα κοινωνικά ζητήματα που δημιουργούνται, τα οποία απαιτούν σοβαρή εξέταση πριν την επιλογή της τοποθεσίας. Οι προτεινόμενες θέσεις θα πρέπει να λαμβάνουν σοβαρά υπόψη την χλωρίδα και την πανίδα της περιοχής. Η αιολική ενέργεια χρησιμοποιείται από τους ανθρώπους εδώ και χιλιάδες χρόνια. Στην σύγχρονη εποχή η κύρια χρήση της αιολικής ενέργειας είναι για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας (Μαλεβίτη, 2012). Σύμφωνα με τον Ταμπάκη η αιολική ενέργεια μπορεί να έχει την τάση να αντικαταστήσει την ενέργεια από ορυκτά καύσιμα, που σήμερα κατέχουν πρωταρχικό ρόλο στο παγκόσμιο ενεργειακό μείγμα (Tampakis, et al., 2013). Η αιολική ενέργεια και οι αντιδράσεις που προκαλεί σε κοινωνικούς τομείς η εγκατάσταση των αιολικών πάρκων παρουσιάζει θετικά και αρνητικά παραδείγματα εφαρμογής σε όλη την Ευρώπη (Tampakis, et al., 2013). Η αντίσταση των κατοίκων στην κατασκευή αιολικών πάρκων στην κοινότητά τους είναι ως επί το πλείστον αποτέλεσμα της έλλειψης γνώσης για την την τεχνολογία αλλά και της αγωνίας τους για τις αλλαγές που θα προκληθούν αλλά και για τους κινδύνους που πιθανόν θα προκύψουν (Upreti & van der Horst, 2004). Για παράδειγμα, μελέτες που πραγματοποιήθηκαν στη Σκωτία, την Ιρλανδία και την Ουαλία (Eltham, et al., 2008), καθώς και στη Σκωτία, διαπίστωσαν ότι οι άνθρωποι αρχικά ανταποκρίθηκαν αρνητικά στην πιθανότητα να κατασκευαστεί ένα αιολικό πάρκο κοντά. Επιπλέον, αυτός ήταν ένας από τους λόγους που αντιτάχθηκαν στη χρήση της αιολικής ενέργειας. Η στάση τους έχει βελτιωθεί και ήταν θετική έξι μήνες μετά την ανάπτυξή τους (Upreti & van der Horst, 2004).

Μερικά ακόμη από τα προβλήματα της αξιοποίησης της αιολικής ενέργειας είναι η στοχαστικότητα του ανέμου, η μορφολογία του εδάφους (η ηπειρωτική Ελλάδα αποτελείται ως επί το πλείστον από ορεινούς όγκους). Επιπλέον, η Ελλάδα είναι ένα ορεινό κράτος με μεγάλη ακτογραμμή. Ως αποτέλεσμα, ισχυροί άνεμοι είναι παρόντες τόσο σε ορεινές, νησιωτικές και παράκτιες περιοχές. Η Ελλάδα έχει ένα εξαιρετικά υψηλό αιολικό δυναμικό και αυτό είχε ως αποτέλεσμα την ανάπτυξη αιολικών πάρκων, σε μια σειρά από λοφώδεις περιοχές στην ηπειρωτική χώρα αλλά και νησιωτικές περιοχές. Εξάλλου στο νησί της Κύθνου δημιουργήθηκε το πρώτο αιολικό πάρκο στην Ευρώπη το 1982. Σύμφωνα με την Ελληνική Επιστημονική Ένωση Αιολικής Ενέργειας, οι συνολικές απαιτήσεις ισχύος της χώρας θα καλύπτονταν από το 13,6% του αξιοποιήσιμου αιολικού δυναμικού της. Επειδή βοηθά στην πρόληψη των επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής και λόγω των σημαντικών πλεονεκτημάτων που προσφέρει και περιβαλλοντικά αλλά και οικονομικά, η αιολική ενέργεια είναι πλέον η καλύτερη ενεργειακή επιλογή που αντιμετωπίζει ταυτόχρονα οικονομικά, τεχνολογικά και περιβαλλοντικά ζητήματα (ΕΛΕΤΑΕΝ, 2016).

Βιομάζα

Η βιοενέργεια παράγεται μέσω της καύσης βιομάζας, σε διάφορες μορφές όπως αστικά απόβλητα, ξύλο αλλά και αγροκαύσιμα. Η βιομάζα, είναι μια από τις σημαντικότερες μορφές ανανεώσιμης ενέργειας. Η βιομάζα μπορεί να προέρχεται από οργανικά υλικά όπως το ξύλο, τα υπολείμματα καλλιεργειών, αλλά και από σκουπίδια, ζωικά ή ακόμα και ανθρώπινα απόβλητα. Η χρήση της βιομάζας παρέχει πλεονεκτήματα

για το περιβάλλον, την οικονομία και την κοινωνία. Για παράδειγμα, η φυτοϋγειονομική κατάσταση των βουνών έχει βελτιωθεί, οι κίνδυνοι δασικών πυρκαγιών έχουν μειωθεί, οι εκπομπές CO₂, ο ορυκτός πλούτος δεν έχει αποξηραθεί και οι κάτοικοι των αγροτικών περιοχών έχουν θέσεις εργασίας (Solino, et al., 2009).

Επειδή το κοινό δεν γνωρίζει τα μακροπρόθεσμα πλεονεκτήματα που απορρέουν για το περιβάλλον από την χρήση της βιομάζας, αντιτίθεται στην χρήση της. Επιπλέον, η ανάπτυξη των θεωριών κινδύνου υποβοηθάται από τη γενική άγνοια της κοινής γνώμης για την τεχνολογία αυτή (Upreti & van der Horst, 2004). Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, στη χώρα μας τα εύκολα προσβάσιμα υπολείμματα (από τη γεωργία και τη δασοκομία) παράγουν παρόμοια ενέργεια, περίπου 3 - 4 εκατομμύρια τόνους πετρελαίου ετησίως. Επομένως, με βάση τις τρέχουσες στατιστικές, οι ενεργειακές καλλιέργειες είναι πιο αποτελεσματικές και έχουν μεγαλύτερη δυναμικότητα από τα υπολείμματα της γεωργίας και της δασοκομίας. Σύμφωνα με εκτιμήσεις της βιβλιογραφίας, αυτό δείχνει ότι η σωστή εκμετάλλευση της βιομάζας είναι ικανή να καλύψει συνολικά 14 από τις ηλεκτρολογικές ανάγκες της χώρας (Βουρδούμπας, 2002).

Γεωθερμική ενέργεια

Η γεωθερμική ενέργεια έχει χρησιμοποιηθεί με ποικίλους τρόπους από την αρχή του χρόνου, καλύπτοντας τις ανάγκες του ανθρώπου τόσο για ζεστασιά όσο και για καθαριότητα. Η Κίνα κατασκεύασε την πρώτη πισίνα θερμών πηγών στον κόσμο τον τρίτο αιώνα π.Χ. Τον πρώτο αιώνα μ.Χ. οι Ρωμαίοι άρχισαν να προμηθεύουν τα δημόσια λουτρά με ζεστό νερό πηγής. Μέχρι και τις αρχές του 20^{ου} αιώνα οι άνθρωποι πειραματίστηκαν με τη χρήση της γεωθερμικής ενέργειας. Η γεωθερμική ενέργεια αποτελεί μια καθαρή, ήπια και ανεξάντλητη πηγή ενέργειας που προερχόμενη από βαθιά κάτω από το έδαφος μπορεί να αξιοποιηθεί με ποικίλους τρόπους. Συχνά παίρνει τη μορφή ζεστού ατμού και νερού (Φυτίκας & Ανδρίτσος, 2004). Η θερμότητα ταξιδεύει από το εσωτερικό της γης (πυρήνας) προς την επιφάνεια ως αποτέλεσμα της σημαντικής διαφοράς μεταξύ της επιφάνειας και της εσωτερικής θερμοκρασίας της γης. Όσο πιο βαθιά βρίσκεται η δεξαμενή ή όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση, τόσο πιο ζεστό είναι το νερό που περιέχει η δεξαμενή. Το νερό ανεβαίνει υπό πίεση στην επιφάνεια, τρυπώντας τις δεξαμενές. Ο σκοπός των γεωθερμικών φυτών είναι η αξιοποίηση του ζεστού νερού που ανεβαίνει στην επιφάνεια. Παραδείγματα άμεσης χρήσης της γεωθερμικής ενέργειας αποτελούν η θέρμανση κτιρίων, θερμοκηπίων, ιχθυοτροφείων και άλλων εμπορικών ή βιομηχανικών εγκαταστάσεων αντλώντας ζεστό υπόγειο νερό στην επιφάνεια της Γης. Το σύστημα εξάγει θερμότητα από το εσωτερικό της γης και τη μεταφέρει στη δομή κατά τους χειμερινούς μήνες, καθώς η θερμοκρασία του αέρα είναι σημαντικά χαμηλότερη από τη θερμοκρασία του εδάφους. Το καλοκαίρι, συμβαίνει το αντίστροφο, ο μηχανισμός μεταφέρει θερμότητα στη γη. Η αξιοποίηση της γεωθερμικής ενέργειας δεν συμβάλει αρνητικά στο περιβάλλον, δεν παράγει ρύπους κανενός τύπου και αποκαθιστά πλήρως το τοπίο επειδή δεν υπάρχουν εξωτερικές μονάδες. Στην Ελλάδα αυτή τη στιγμή έχει χρησιμοποιηθεί σημαντικά λιγότερο από το 1% του πιστοποιημένου γεωθερμικού δυναμικού και δεν υπάρχουν εφαρμογές παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, σύμφωνα με φιλολογικές πηγές (Φυτίκας & Ανδρίτσος, 2004).

Χρήση Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας. Πλεονεκτήματα- Μειονεκτήματα

Η εύρεση εναλλακτικών ανανεώσιμων πηγών ενέργειας καθίσταται όλο και πιο σημαντική σε μια εποχή που η κάλυψη βασικών καθημερινών δραστηριοτήτων των ανθρώπων απαιτεί μεγάλη κατανάλωση ενέργειας. Παραδείγματα βασικών ανθρώπινων δραστηριοτήτων που απαιτούν μεγάλη κατανάλωση ενέργειας καθημερινά είναι η θέρμανση των κτιρίων, η λειτουργία των οχημάτων και η λειτουργία του βιομηχανικού τομέα. Το μεγαλύτερο ποσοστό της ενέργειας που χρησιμοποιείται προέρχεται από την καύση μη ανανεώσιμων ορυκτών τα οποία παρουσιάζουν γρήγορη εξάντληση καθώς επίσης προκαλούν και ποικίλα περιβαλλοντικά ζητήματα, το πιο σημαντικό από τα οποία είναι πιθανώς το φαινόμενο του θερμοκηπίου.

Οι ΑΠΕ διαφέρουν από τις προηγούμενες στο ότι ανανεώνονται συνεχώς, γεγονός που τις καθιστά βασικά

απεριόριστες. Δεδομένου ότι αποτελούν μέρος του φυσικού μας περιβάλλοντος και έχουν χρησιμοποιηθεί από τους ανθρώπους ως βασικές πηγές ενέργειας, τόσο πριν όσο και μετά την ανακάλυψη της χρήσης των υδρογονανθράκων, της ενέργειας του ήλιου, του ανέμου, των ποταμών και άλλων πηγών. Η παροχή ενέργειας από τις Α.Π.Ε. δεν εξαντλείται ποτέ. Στα περισσότερα έθνη σήμερα, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας όχι μόνο παρέχουν λύση στο πρόβλημα της ενεργειακής ανεξαρτησίας, αλλά χρησιμεύουν επίσης ως σημαντική εγχώρια πηγή ενέργειας που επιτρέπει τόσο την τοπική όσο και την εθνική ανάπτυξη.

Τα πλεονεκτήματα Α.Π.Ε.

Η παραγωγή, η επεξεργασία και η χρήση συμβατικών καυσίμων αντιπροσωπεύουν πάνω από το 95% της ατμοσφαιρικής ρύπανσης, καθιστώντας την ενέργεια την κύρια αιτία της περιβαλλοντικής ρύπανσης (Arkesteijn & Oerlemans, 2005). Η καύση μη ανανεώσιμων συμβατών ορυκτών (άνθρακας, φυσικό αέριο και πετρέλαιο) προκαλεί πάνω από το 95% της ατμοσφαιρικής ρύπανσης, καθιστώντας την ενέργεια την κύρια αιτία της περιβαλλοντικής ρύπανσης (Arkesteijn & Oerlemans, 2005). Η σύγκριση των ορυκτών καυσίμων με τις ΑΠΕ τονίζει τα οικονομικά και περιβαλλοντικά οφέλη που προσφέρει η αξιοποίηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Ειδικότερα, οι ΑΠΕ είναι ουσιαστικά ανεξάντλητες, γεγονός που διασφαλίζει ότι οι πελάτες θα έχουν πάντα πρόσβαση στην ενέργεια (Fast, 2013). Αποτελούν ενεργειακές πηγές που συμβάλλουν στην αύξηση της ανεξαρτησίας της χώρας από τον ανεφοδιασμό της με συμβατικά καύσιμα και ενεργειακούς πόρους, και ως αποτέλεσμα την απεξάρτηση από αυτούς που τους διαχειρίζονται. Οι ΑΠΕ δημιουργούν πλαίσιο ενεργειακής ασφάλειας και ανεξαρτησίας για να υπάρχει σταθερή ροή ενέργειας που απαιτείται για την υποστήριξη των δραστηριοτήτων μας (ΚΑΠΕ, 2012). Η κοινωνία συνήθως αποδέχεται τη χρήση τους επειδή είναι ευνοϊκά τόσο για το περιβάλλον όσο και για τον άνθρωπο συγκριτικά με άλλες μορφές παραγωγής ενέργειας. Με τη παραγωγή ενέργειας από Α.Π.Ε., ζητήματα όπως η όξινη βροχή, η αιθαλομίχλη αποφεύγονται ενώ τα αποτελέσματα από τη κλιματική αλλαγή ελαχιστοποιούνται καθώς μειώνονται οι ρύποι που θα παραγότουσαν από τη διαδικασία της καύσης ορυκτών (με εξαίρεση τη βιομάζα, που δεν προσθέτει νέο διοξείδιο στην ατμόσφαιρα) (Fast, 2013). Εξαιτίας της γεωγραφικής τους διασποράς και της ικανότητάς τους να καλύπτουν ενεργειακές απαιτήσεις τόσο σε τοπική όσο και σε περιφερειακή κλίμακα, η κατασκευή και ο τρόπος λειτουργίας για τα έργα ΑΠΕ έχει ως αποτέλεσμα την αποκέντρωση του ενεργειακού συστήματος. Οι απώλειες μεταφοράς της ενέργειας μειώνονται καθώς ταυτόχρονα αμβλύνονται τα συστήματα που αποτελούν την υποδομή για τη μεταφορά της (δίκτυα, αυτοκινητόδρομοι κ.λπ.) (Ζαφειρόπουλος & Στάμος, 2012). Ισχυροί πυρίνες για τη τοπική ανάπτυξη και τη περιβαλλοντική αναβάθμιση των περιοχών αναδεικνύονται ακόμη και στις τοποθεσίες που κατασκευάζονται τα συγκεκριμένα έργα και ιδιαίτερα σε περιοχές που είναι υποβαθμισμένες, με πολλά, ποσοτικά και σημαντικά πλεονεκτήματα για τις τοπικές κοινωνίες (Κυριτσάκη, 2009). Η προώθηση συναφών επενδύσεων που εμφανίζονται με την ενεργειακή χρησιμότητα των ΑΠΕ αποτελεί πεδίο τεχνολογικής προόδου και καινοτομίας, ενώ ταυτόχρονα παρέχουν έναν αρκετά σημαντικό αριθμό θέσεων εργασίας για τους κατοίκους των περιοχών όπου εγκαθίστανται (π.χ. θερμοκηπιακές καλλιέργειες που χρησιμοποιούν γεωθερμία ενέργεια, τηλεθέρμανση οικισμών κ.λπ.) (ΚΑΠΕ, 2012). Επίσης, η παραγωγή ενέργειας μέσα από εγκαταστάσεις ΑΠΕ παρέχει σταθερό ετήσιο εισόδημα για τις τοπικές κοινότητες και τους δήμους καθώς προσφέρουν το 2% από τα έσοδα τους. Η τυπική περίοδος κατασκευής για μία τέτοια εγκατάσταση εκμετάλλευσης ΑΠΕ είναι γενικά σύντομη, δημιουργώντας έτσι τις συνθήκες για άμεση ανταπόκριση στη προσφορά ενέργεια για τη ζήτηση τόσο σε μικρές όσο και σε μεγάλες κλίμακες εφαρμογές (Ζαφειρόπουλος & Στάμος, 2012). Τελευταίο αλλά εξίσου σημαντικό, το κόστος της λειτουργίας τους είναι φθινό και παραμένει ανεπηρέαστο από την κατάσταση της παγκόσμιας οικονομίας ή το κόστος των συμβατικών καυσίμων (Βρης, 2013).

Τα μειονεκτήματα των Α.Π.Ε.

Μαζί με τα προαναφερθέντα σημαντικά οφέλη, αρκετά χαρακτηριστικά απαιτούν επίσης προσεκτική εξέταση πριν από τη χρήση. Ειδικότερα, οι Α.Π.Ε. έχουν εξαιρετικά χαμηλό βαθμό απόδοσης, που μπορεί να φτάσει και το 30%. Αξιοποιούνται κυρίως ως συμπληρωματική πηγή ενέργειας, επειδή ακόμη και το

πρώτο κατασκευαστικό κόστος είναι αρκετά σημαντικό και απαιτεί την αφιέρωση μιας αρκετά μεγάλης έκτασης. Επιπλέον, ο ρυθμός απόδοσης των αιολικών, υδροηλεκτρικών και φωτοβολταϊκών επηρεάζονται άμεσα από τις κλιματικές συνθήκες και κατά συνέπεια από την εποχή του έτους. Σημαντικός είναι και ο παραγοντας της χωροθέτησης καθώς έχει βασικό ρόλο στην απόδοση η θέση όπου βρίσκονται οι μονάδες παραγωγής. Αυτό συνεπάγεται ότι πρέπει να διατηρηθεί διαθέσιμος εφοδιασμός άλλων παραδοσιακών πηγών ενέργειας, γεγονός που ανεβάζει την τιμή της παραγωγής. Σε κλίμακα μητροπολιτικής περιοχής είναι δύσκολο να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις καθώς δεν είναι εφικτό να συγκεντρωθούν και να αποθηκεύουν σημαντικές ποσότητες ηλεκτρικής ενέργειας, δεδομένου ότι η πυκνότητα ενέργειας και ισχύος που περιέχουν είναι αρκετά χαμηλή. Κατά καιρούς υπήρξαν παράπονα ως προς την αισθητική συγκεκριμένων στοιχείων των μονάδων παραγωγής αιολικής ενέργειας. Ως αποτέλεσμα των ποσοτήτων θορύβου που παράγουν καθώς και των θανάτων πουλιών που παγιδεύονται μέσα στα μηχανήματα τους, υπάρχουν επίσης παράπονα για τον τρόπο λειτουργίας τους. Τα έργα υδροηλεκτρικής ενέργειας δημιουργούν αρνητικές επιπτώσεις για τους βιότοπους όπου εγκαθίστανται τα αποτελέσματα του φαινομένου του θερμοκηπίου που προκαλείται από την εκπομπή μεθανίου εξαιτίας της αποσύνθεσης των φυτών που υπάρχουν σε υδρόβιους οικοτόπους αποτελούν ένα σημαντικό μειονέκτημα της τεχνολογίας αυτής.

2.2. Φωτοβολταϊκά Συστήματα

2.2.1. Αρχή Λειτουργίας Φωτοβολταϊκού στοιχείου

Η ηλιακή ενέργεια μετατρέπεται σε ηλεκτρική μέσω των φωτοβολταϊκών κυψελών. Η λειτουργία τους βασίζεται στην αρχή του φωτοβολταϊκού φαινομένου. Η τεχνολογία του φωτοβολταϊκού εμφανίστηκε για πρώτη φορά στη Γαλλία το 1838 από επιστήμονες που ειδικεύονταν στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Μέσω χημικών αντιδράσεων παρατήρησαν ότι η τοποθέτηση μιας συσκευής που είχαν κατασκευάσει στο φως του ήλιου προκαλούσε αύξηση της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας που παρήγαγε. Το 1954, η Bell Labs ανακοίνωσε την πρόοδο που έφερε τη φωτοβολταϊκή τεχνολογία από το πειραματικό στάδιο στην καθημερινή ζωή και παρουσίασε ένα μόνο φωτοβολταϊκό στοιχείο το οποίο ήταν κατασκευασμένο από σιλικόνη. Οι πρώτες εφαρμογές ήταν στις Ηνωμένες Πολιτείες τη δεκαετία του 1970 και η συνεχής χρήση τους μείωσε το κόστος παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από 300 δολάρια σε 4 δολάρια ανά Watt. Λόγω της χαμηλής αποδοτικότητας σε σχέση με το συνολικό κόστος, χρησιμοποιούνταν σε μονάδες χαμηλής χωρητικότητας ή σε περιοχές όπου η σύνδεση στο δίκτυο ήταν πολύ ακριβή (Μαμάσης & Στεφανάκος, 2010).

Οι αρχές των φωτοβολταϊκών στοιχείων βασίζονται στο φωτοβολταϊκό φαινόμενο, ένα φαινόμενο που συμβαίνει όταν τα φωτόνια, η βασική μονάδα φωτός, απορροφώνται από ορισμένα υλικά. Αυτή η απορρόφηση δημιουργεί ελεύθερα ηλεκτρόνια και σπές που μπορούν να διαχωριστούν από ένα ηλεκτρικό πεδίο για να δημιουργήσουν ηλεκτρικό ρεύμα (Green, 2001). Τα φωτοβολταϊκά κύτταρα, ή διαφορετικά οι φωτοβολταϊκές κυψέλες αποτελούνται από κρυσταλλοδιόδους, οι οποίοι απαρτίζονται από ημιαγωγούς. Τα υλικά των ημιαγωγών φέρουν την ιδιότητα της φωτοαγωγιμότητας και έχουν τη δυνατότητα να απορροφούν φωτόνια και στην συνέχεια να είναι σε θέση να μεταδίδουν το ποσοστό της ενέργειας αυτής, σε χωριστά ηλεκτρόνια. Η χρήση του πυριτίου είναι η πιο συχνή για την κατασκευή αυτών των ημιαγωγών και είναι ένα σχετικά οικονομικό υλικό (Μαμάσης & Στεφανάκος, 2010).

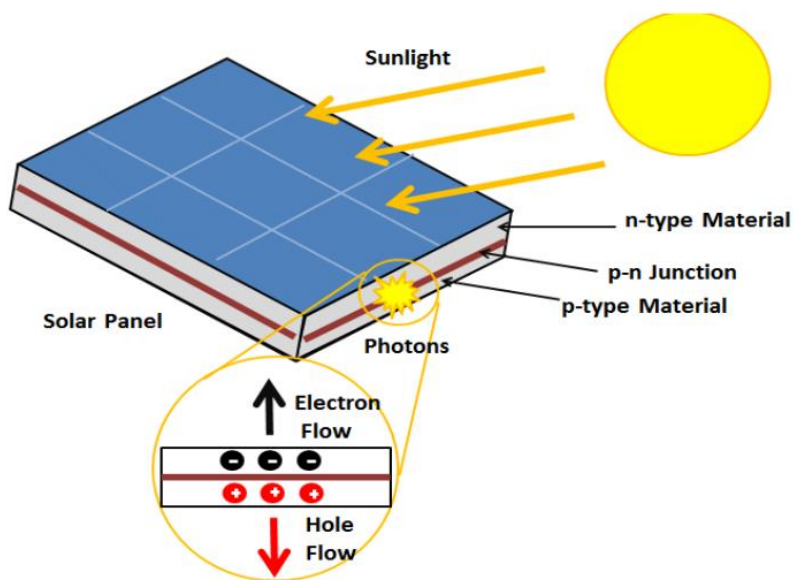
Όπως αναφέρεται στο άρθρο του L. Hernández-Callejo τα ηλιακά φωτοβολταϊκά κύτταρα βασίζονται στο φωτοηλεκτρικό φαινόμενο των ημιαγωγών και μπορεί να αποδειχθεί ότι σε ορισμένες συνθήκες, ένα ηλεκτρόνιο σε ένα υλικό μπορεί να απορροφήσει ένα φωτόνιο. Επομένως, το ηλεκτρόνιο κερδίζει την ενέργεια που σχετίζεται με αυτό το φωτόνιο και δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$E = h * \nu = h * \frac{c}{\lambda}$$

, όπου E είναι η ενέργεια του φωτονίου για τη συχνότητά του ν , ή το μήκος κύματός του, λ η είναι η σταθερά του Planck και c η ταχύτητα του φωτός (Hernández-Callejo, et al., 2019)

Η δομή ενός φωτοβολταϊκού στοιχείου αποτελείται από πολλαπλά στρώματα υλικών που λειτουργούν παράλληλα για να μετατρέψουν το ηλιακό φως σε ηλεκτρική ενέργεια. Ένα από τα βασικά συστατικά ενός φωτοβολταϊκού στοιχείου είναι η χρήση στρωμάτων ημιαγωγών τύπου p και τύπου n, τα οποία τροποποιούνται με συγκεκριμένα άτομα για να δημιουργήσουν μια ροή ηλεκτρονίων και «οπών» που δημιουργούν ρεύμα. Το στρώμα τύπου p τροποποιείται με ένα υλικό όπως το βόριο, το οποίο έχει ένα ηλεκτρόνιο σθένους λιγότερο από το πυρίτιο, δημιουργώντας μια «οπή» που μπορεί να λάβει ένα ηλεκτρόνιο από το στρώμα τύπου n. Το στρώμα τύπου n, από την άλλη πλευρά, τροποποιείται με ένα υλικό όπως ο φώσφορος, το οποίο έχει ένα ηλεκτρόνιο σθένους περισσότερο από το πυρίτιο, δημιουργώντας ελεύθερα ηλεκτρόνια που μπορούν να μετακινηθούν στο στρώμα τύπου p για να γεμίσουν τις οπές. Η αλληλεπίδραση μεταξύ των δύο στρωμάτων παράγει ένα ηλεκτρικό πεδίο που ωθεί τη ροή των ηλεκτρονίων, δημιουργώντας ένα ρεύμα στο εξωτερικό κύκλωμα.

Όταν το ηλιακό φως εισέρχεται στο κύτταρο, απορροφάται από το ημιαγωγικό υλικό στο στρώμα τύπου p, το οποίο δημιουργεί ελεύθερα ηλεκτρόνια και οπές. Το ηλεκτρικό πεδίο που δημιουργείται από τα αντίθετα φορτία στα στρώματα τύπου p και n προκαλεί τα ελεύθερα ηλεκτρόνια να κινηθούν προς το στρώμα τύπου n, ενώ οι οπές προς το στρώμα τύπου p. Αυτή η κίνηση φορτίου δημιουργεί μια ροή ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία μπορεί να αξιοποιηθεί για την παραγωγή ενέργειας (Shockley & Queisser, 1961).



Εικόνα 2. 1. Φωτοβολταϊκό Φαινόμενο

Πηγή: <https://qph.fs.quoracdn.net/main-qimg-75521565087a3ff01811d300da8111f3>

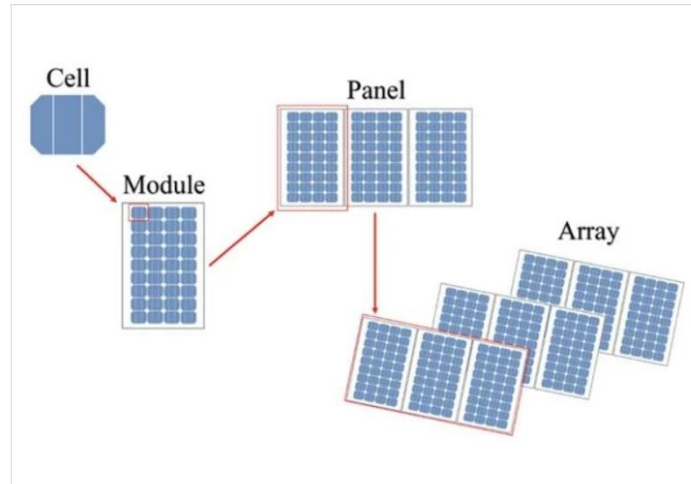
Για να αυξήσουν την απόδοση των φωτοβολταϊκών στοιχείων, οι ερευνητές έχουν αναπτύξει μια ποικιλία τεχνικών για τη βελτίωση της απορρόφησης του ηλιακού φωτός και του διαχωρισμού του φορτίου. Μια τέτοια τεχνική είναι η χρήση φωτοβολταϊκών κυψελών λεπτής μεμβράνης, τα οποία κατασκευάζονται από υλικά όπως το τελλουρίδιο του καδμίου ή το σεληνίδιο του γαλλίου του χαλκού (Jackson, et al., 2016).

Αυτά τα υλικά είναι λιγότερο ακριβά και πιο εύκαμπτα από τα παραδοσιακά φωτοβολταϊκά στοιχεία με βάση το πυρίτιο, αλλά είναι επίσης λιγότερο αποδοτικά. Μια άλλη τεχνική είναι η χρήση φωτοβολταϊκών στοιχείων πολλαπλών συνδέσεων, τα οποία αποτελούνται από πολλαπλά στρώματα ημιαγωγού υλικού με ποικίλα κενά ζώνης. Κάθε στρώμα είναι βελτιστοποιημένο για να απορροφά ένα συγκεκριμένο εύρος μηκών κύματος φωτός, το οποίο αυξάνει τη συνολική απόδοση της κυψέλης (Green, et al., 2010). Εκτός από τη βελτίωση της απόδοσης των φωτοβολταϊκών στοιχείων, οι ερευνητές εξερευνούν επίσης νέα υλικά και σχέδια για να τα κάνουν πιο ανθεκτικά και βιώσιμα. Για παράδειγμα, ορισμένοι ερευνητές αναπτύσσουν φωτοβολταϊκά στοιχεία κατασκευασμένα από οργανικά υλικά όπως τα πολυμερή, τα οποία είναι πιο φιλικά προς το περιβάλλον από τα παραδοσιακά υλικά ημιαγωγών (Green, et al., 2010).

Μια κοινή φωτοβολταϊκή κυψέλη μπορεί να απορροφήσει προσεγγιστικά κατά το μέγιστο 25% της ακτινοβολίας που θα δεχτεί ωστόσο στην πραγματικότητα το συνηθέστερο ποσοστό ανέρχεται σε λιγότερο από 15%. (Περδίο, 2010). Σύμφωνα με τον Περδίο, το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα αποτελεί το εύρος της περιοχής των συχνοτήτων που καλύπτουν τα διάφορα ηλεκτρομαγνητικά κύματα. Επομένως η ακτινοβολία που δέχονται οι κυψέλες δεν είναι μονοχρωματική και απαρτίζεται και από φωτόνια που έχουν διαφορετικά επίπεδα ακτινοβολίας. Τα φωτόνια που έχουν χαμηλά ποσοστά ενέργειας δεν μπορούν να διεγείρουν ηλεκτρόνια στον ημιαγωγό και η κύρια λειτουργία τους είναι να περνούν μέσα από το φωτοβολταϊκό στοιχείο. Η πρόοδος στα ημιαγωγικά υλικά επέτρεψε τη μετατροπή της ηλιακής ακτινοβολίας σε ηλεκτρική ενέργεια. Η χρήση αγωγικών υλικών, όπως τα μέταλλα, θα μπορούσε να οδηγήσει σε μεγαλύτερη ροή ηλεκτρονίων, αλλά αυτό θα παρήγαγε χαμηλότερη τάση.

2.2.2. Φωτοβολταϊκά Συστήματα

Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο ένα φωτοβολταϊκό στοιχείο ή φωτοβολταϊκή κυψέλη (PV Cell) μπορεί να παράγει ηλεκτρική ενέργεια όταν δέχεται ακτινοβολία. Μια ηλιακή κυψέλη παράγει μικρή ποσότητα ισχύος που είναι 1 με 2 W. Για να αυξηθεί η ισχύς στην έξοδο, τοποθετούμε πολλές κυψέλες μαζί (ενώνοντας τη θετική επαφή του ενός με την αρνητική του επόμενου, δηλαδή εν σειρά, αυξάνουμε την τάση, ενώ ενώνοντας τις θετικές μεταξύ τους και τις αρνητικές μεταξύ τους, δηλαδή παράλληλα, αυξάνουμε το ρεύμα) και έτσι δημιουργούνται τα φωτοβολταϊκά πλαίσια. Όταν ένα σύνολο φωτοβολταϊκών κυψελών συνδέονται ηλεκτρολογικά αποτελούν ένα φωτοβολταϊκό πλαίσιο (PV Module) και διαμορφώνουν τη δομική μονάδα ενός Φ/Β πάρκου. Με τη συνένωση πολλών πλαισίων μαζί τοποθετημένα συνήθως σε κοινή κατασκευή στήριξης δημιουργούνται μονάδες μεγαλύτερης ισχύος που λέγονται φωτοβολταϊκές συστοιχίες. Τέλος, όταν ένα σύνολο συστοιχιών που αποτελούν μια εγκατάσταση φωτοβολταϊκής μονάδας συνδέονται με το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας διαμορφώνουν ένα φωτοβολταϊκό πάρκο (PV Park). Ένα πάρκο μπορεί να καταναλώνει και να μοιράζει την ενέργεια που παράγει στο δίκτυο, δηλαδή η σύνδεση είναι αμφίδρομη.



Εικόνα 2. 2. Δομικές μονάδες φωτοβολταϊκού πάρκου

Πηγή: <https://eepower.com/technical-articles/understanding-the-composition-of-a-solar-cell/>



Εικόνα 2. 3. Συστοιχίες φωτοβολταϊκού πάρκου

Πηγή: <https://aktinovolia.com/measurement-photovoltaic-radiation/>

Το μέγεθος ενός PV πλαισίου χαρακτηρίζεται από την ισχύ που μπορεί να παράξει και συγκεκριμένα με βάση την ισχύ που δίνει υπό κάποιες ιδεατές συνθήκες ελέγχου (Standard Test Conditions). Συγκεκριμένα θερμοκρασίας φωτοβολταϊκού κυττάρου (25ο C) και ακτινοβολίας (1000W/m²) και είναι γνωστή ως «ισχύς αιχμής» (Watt peak, Wp). Για παράδειγμα όταν μια φωτοβολταϊκή γεννήτρια δύναται να παράγει 10 Wp αυτό σημαίνει ότι παράγει 10 W για ηλιακή ακτινοβολία 1000 W/m² και θερμοκρασία κυττάρου 25ο C (Καπλάνης, 2004).

Με βάση τα κοινά χαρακτηριστικά στον τρόπο λειτουργίας τους αλλά και σύμφωνα με τα ειδικότερα τεχνικά χαρακτηριστικά και τις τεχνικές εγκατάστασης τους, διακρίνουμε τις παρακάτω κατηγορίες φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Σταθερός τύπος φωτοβολταϊκής συστοιχίας : Ο σταθερός τύπος είναι ο πλέον απλός τρόπος διαμόρφωσης μιάς φωτοβολταϊκής συστοιχίας. Κύριο χαρακτηριστικό του τύπου αυτού είναι ότι η φωτοβολταϊκή συστοιχία αποτελείται από τμήματα που δεν μετακινούνται και αυτό ως ένα βαθμό θεωρείται πλεονέκτημα, ενώ ως μειονέκτημα τους καταγράφεται το ότι η σταθερή συστοιχία δεν εκτίθεται απόλυτα στις ηλιακές ακτίνες. Στον τύπο αυτό της συστοιχίας τα πλαίσια συνήθως τοποθετούνται με προσανατολισμό βορρά προς νότο και είναι στραμμένα σε μια τέτοια γωνία σε σχέση με την επιφάνεια της γης, η οποία προσεγγίζει την γωνία του γεωγραφικού πλάτους του τόπου που έχει τοποθετηθεί η συστοιχία. Παράλληλα είναι απαραίτητο ο επιμήκης άξονας της συστοιχίας να έχει προσανατολισμό από την Ανατολή στην Δύση. Αυτός ο τύπος φωτοβολταϊκής συστοιχίας είναι πολύ αξιοποιήσιμος και εύχρηστος λόγω του μικρού βάρους και της απλής κατασκευής του. Σημειώνεται όμως ότι παρόλα αυτά η κατασκευή τους δεν είναι λιγότερο δαπανηρή από κάποιο άλλο σύστημα.

Συστοιχίες με ανακλαστήρες: Έναν διαφορετικό τύπο σχεδιασμού αποτελούν οι συστοιχίες με ανακλαστήρες, μέσω του οποίου επιτυγχάνεται η αύξηση του ποσοστού της απόδοσης ενός φωτοβολταϊκού συστήματος. Στις συστοιχίες αυτές χρησιμοποιούνται επιπροσθέτως ανακλαστήρες ή κάτοπτρα τα οποία μπορεί να έχουν διάφορες μορφές (τριγωνικά, κοίλα, κωνικά, κτλ), χρησιμοποιούνται με σκοπό να ενισχύσουν το ποσοστό της προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας και επιπρόσθετα να αυξήσουν την ένταση του ποσοστού του φωτός το οποίο προσπίπτει και απορροφάται από τις συστοιχίες κατά ένα ποσοστό που ανέρχεται στο 1/3. Οι συστοιχίες με ανακλαστήρες ανήκουν στην κατηγορία των οπτικών συγκεντρωτικών διατάξεων που χρησιμοποιούν παραβολικά κάτοπτρα στις περισσότερες εφαρμογές. Σημειώνεται, επίσης ότι λόγω του υψηλού κόστους των παραβολικών κατόπτρων πολλές φορές, αντί αυτών, επιλέγονται και χρησιμοποιούνται οι φακοί Fresnel, οι οποίοι ενώ έχουν σε αντίθεση χαμηλό κόστος ενώ παράλληλα εμφανίζουν μια ικανοποιητική απόδοση της οπτικής συγκέντρωσης. Οι φακοί αυτοί κατασκευάζονται από ακρυλικό υλικό και διακινούνται στο εμπόριο σε δυο κατηγορίες, ανάλογα με το ποσοστό της επίδοσης και της συγκέντρωσης που εξασφαλίζουν αντίστοιχα (Αποστολοπούλου, 2013). Στην μια κατηγορία που υπάρχει στο εμπόριο περιλαμβάνεται ένας τύπος συστοιχιών που αποφέρει απόδοση 85% ενώ στη δεύτερη κατηγορία περιλαμβάνεται ένας τύπος, ο οποίος κατασκευάζεται από λεπτά στρώματα με κύριο χαρακτηριστικό του την πιο χαμηλή συγκέντρωση αλλά παράλληλα μεγαλύτερη απόδοση που αγγίζει το 90%.

Περιστροφικές συστοιχίες (trackers): Σε αντίθεση με τα σταθερά ηλιακά πάνελ, τα οποία παραμένουν ακίνητα, τα trackers έχουν τη δυνατότητα να παρακολουθούν την κίνηση του ήλιου όλη την ημέρα. Αυτό το δυναμικό χαρακτηριστικό επιτρέπει στα πάνελ να συλλαμβάνουν το ηλιακό φως με τη βέλτιστη γωνία, με αποτέλεσμα τη σημαντική αύξηση της παραγωγής ενέργειας. Χρησιμοποιούν μηχανοκίνητους μηχανισμούς που τους επιτρέπουν να προσαρμόζουν τη θέση και τον προσανατολισμό τους, διασφαλίζοντας ότι βλέπουν πάντα απευθείας τον ήλιο. Ευθυγραμμίζοντας συνεχώς με την τροχιά του ήλιου, τα πάνελ παρακολούθησης μπορούν να απορροφήσουν περισσότερο ηλιακό φως και να το μετατρέψουν σε ηλεκτρική ενέργεια πιο αποτελεσματικά. Αυτή η τεχνολογία είναι ιδιαίτερα ωφέλιμη σε περιοχές με ποικίλες καιρικές συνθήκες ή τοποθεσίες όπου η θέση του ήλιου αλλάζει σημαντικά κατά τη διάρκεια της ημέρας. Αξιοποιώντας τη δύναμη των ηλιακών ανιχνευτών, οι χρήστες μπορούν να μεγιστοποιήσουν την παραγωγή ηλιακής ενέργειας, καθιστώντας την ελκυστική επιλογή τόσο για οικιακές όσο και για εμπορικές εφαρμογές (Αποστολοπούλου, 2013). Άλλες αντίστοιχες κατασκευές που επίσης δεν είναι σταθερές είναι αυτές που διαθέτουν παράλληλο άξονα με εκείνον της περιστροφής της γης (άξονας ανύψωσης) και ένα δεύτερο κάθετο προς τον πολικό άξονα (άξονα απόκλισης). Σε κάθε σύστημα προσανατολισμού, η καθοδήγηση των εκάστοτε μηχανισμών γίνεται με την συμβολή (Αποστολοπούλου,

2013). Και στις δύο μεθόδους χρησιμοποιούνται μέρη τα οποία είναι κινητά. Το πλεονέκτημα που παρουσιάζει η χρήση των κινητών κατόπτρων, σε σχέση με τις κινητές συστοιχίες, είναι ότι η καταπόνηση που παρουσιάζεται σε αυτές, στα κάτοπτρα αποφεύγεται.

Με βάση τα προαναφερόμενα, τα φωτοβολταϊκά συστήματα μπορούν να διακριθούν σε τρεις μεγάλες κατηγορίες:

- Αυτόνομα ή αλλιώς φωτοβολταϊκά συστήματα εκτός δικτύου

Συστήματα τα οποία είναι συνδεδεμένα με το δίκτυο δεν συνδέονται με κάποιο εθνικό ή τοπικό δίκτυο παραγωγής ενέργειας. Τα αυτόνομα ή εκτός δικτύου φωτοβολταϊκά συστήματα είναι καινοτόμες λύσεις που επιτρέπουν στους χρήστες να παράγουν και να αποθηκεύουν τη δική τους ηλεκτρική ενέργεια ανεξάρτητα, χωρίς να βασίζονται σε δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτά τα συστήματα αποτελούνται από ηλιακούς συλλέκτες, μπαταρίες, ελεγκτές φόρτισης και μετατροπείς, που συνεργάζονται για τη συλλογή ηλιακής ενέργειας και την παροχή αυτοσυντηρούμενης τροφοδοσίας. Σε αντίθεση με τα συνδεδεμένα με το δίκτυο συστήματα, οι αυτόνομες εγκαταστάσεις φωτοβολταϊκών λειτουργούν σε απομακρυσμένες τοποθεσίες ή περιοχές όπου η σύνδεση με το δίκτυο δεν είναι πρακτική ή δεν είναι διαθέσιμη. Χρησιμοποιούνται συνήθως σε σπίτια εκτός δικτύου, καμπίνες, σκάφη ή για τροφοδοσία εξοπλισμού απομακρυσμένης παρακολούθησης. Οι ηλιακοί συλλέκτες συλλαμβάνουν το φως του ήλιου και το μετατρέπουν σε ηλεκτρική ενέργεια, η οποία στη συνέχεια αποθηκεύεται σε μπαταρίες για μελλοντική χρήση, εξασφαλίζοντας συνεχή τροφοδοσία ακόμη και κατά τις συνεφιασμένες μέρες ή τη νύχτα. Οι ελεγκτές φόρτισης ρυθμίζουν τη φόρτιση και την εκφόρτιση των μπαταριών, ενώ οι μετατροπείς μετατρέπουν την ισχύ DC που είναι αποθηκευμένη στις μπαταρίες σε εναλλασσόμενο ρεύμα για χρήση σε τυπικές ηλεκτρικές συσκευές. Αυτά τα συστήματα εκτός δικτύου προσφέρουν ενεργειακή ανεξαρτησία, περιβαλλοντική βιωσιμότητα και είναι ιδιαίτερα πολύτιμα σε περιοχές με αναξιόπιστη υποδομή δικτύου ή σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης (Μαμάσης & Στεφανάκος, 2010).

- Υβριδικά φωτοβολταϊκά Συστήματα

Τα υβριδικά φωτοβολταϊκά συστήματα είναι προηγμένες λύσεις ανανεώσιμων πηγών ενέργειας που συνδυάζουν τα οφέλη της ηλιακής ενέργειας με άλλες συμπληρωματικές πηγές ενέργειας. Αυτά τα συστήματα ενσωματώνουν ηλιακούς συλλέκτες με πρόσθετες τεχνολογίες όπως ανεμογεννήτριες, γεννήτριες ντίζελ ή συστήματα αποθήκευσης μπαταριών για να δημιουργήσουν ένα υβριδικό σύστημα παραγωγής και αποθήκευσης ενέργειας. Στόχος είναι η βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας και η διασφάλιση σταθερής τροφοδοσίας ακόμη και σε δύσκολες συνθήκες. Τα υβριδικά φωτοβολταϊκά συστήματα χρησιμοποιούν τις δυνάμεις κάθε πηγής ενέργειας, επιτρέποντας αυξημένη απόδοση και ευελιξία. Για παράδειγμα, σε περιόδους χαμηλής ηλιακής ακτινοβολίας, οι ανεμογεννήτριες μπορούν να αντισταθμίσουν τη μειωμένη ηλιακή ισχύ, εξασφαλίζοντας συνεχή παροχή ενέργειας. Τα συστήματα αποθήκευσης μπαταριών διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο σε αυτές τις ρυθμίσεις, αποθηκεύοντας την περίσσεια ηλεκτρικής ενέργειας που παράγεται κατά τις ώρες αιχμής του ηλιακού φωτός για χρήση σε περιόδους χαμηλής ηλιακής ενέργειας ή υψηλής ζήτησης. Αυτός ο συνδυασμός ανανεώσιμων πηγών και αποθήκευσης ενέργειας επιτρέπει στα υβριδικά φωτοβολταϊκά συστήματα να παρέχουν αξιόπιστη, βιώσιμη ισχύ τόσο για εφαρμογές συνδεδεμένες στο δίκτυο όσο και για εφαρμογές εκτός δικτύου, καθιστώντας τα εξαιρετική επιλογή για την επίτευξη ενεργειακής ανεξαρτησίας και τη μείωση της εξάρτησης από παραδοσιακές πηγές ενέργειας (Apergis & Payne, 2010).

- Φωτοβολταϊκά συστήματα συνδεδεμένα στο Δίκτυο

Τα φωτοβολταϊκά συστήματα τα οποία είναι συνδεδεμένα στο δίκτυο έχουν φθάσει να παράγουν σήμερα το πιο μεγάλο ποσοστό ισχύος από τα εγκατεστημένα Φ/Β συστήματα. Τα εν λόγω συστήματα είναι συνδεδεμένα με ένα δίκτυο διανομής ενέργειας μέσω του οποίου παρέχεται η απαιτούμενη για την κάλυψη

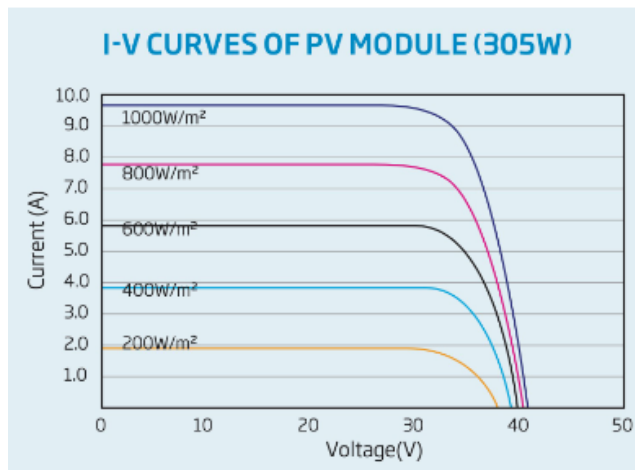
της υπάρχουσας ζήτησης ηλεκτρική ενέργεια αντλώντας άμεσα από το συνδεδεμένο με το δίκτυο φωτοβολταϊκό σύστημα την απαιτούμενη ηλεκτρική ισχύ που διαφορετικά δεν θα μπορούσε να καλυφθεί και με τον τρόπο αυτό δεν υπάρχει ανάγκη για την αποθήκευση της παραγόμενης από το φωτοβολταϊκό ηλεκτρικής ενέργειας . Τα καταναμημένα συστήματα συγκροτούν το μεγαλύτερο ποσοστό των συνδεδεμένων στο δίκτυο φωτοβολταϊκών συστημάτων σε παγκόσμιο επίπεδο και μπορούν να διακριθούν σε κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο που αλληλεπιδρούν με το αυτό ως εξής:

- Φωτοβολταϊκά συστήματα τα οποία χρησιμοποιούν το δίκτυο σαν μια βοηθητική πηγή ενέργειας
- Φωτοβολταϊκά συστήματα που λειτουργούν με συνεχή αλληλεπίδραση με το δίκτυο

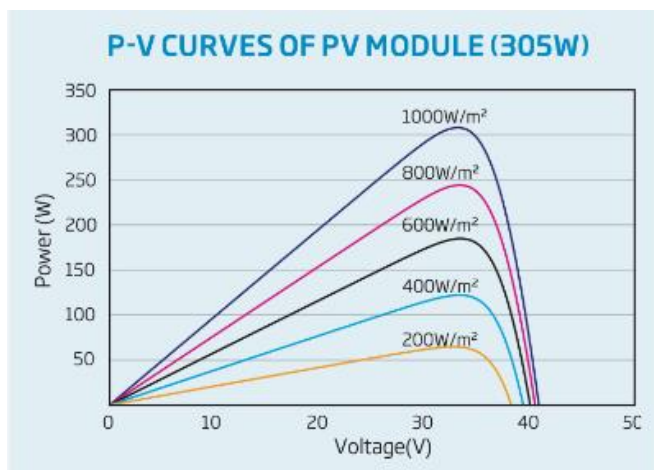
2.2.3. Παράγοντες που επηρεάζουν την παραγωγή φωτοβολταϊκής ενέργειας

Η απόδοση μιας φωτοβολταϊκής μονάδας επηρεάζεται από αρκετούς παράγοντες. Κάποιοι από αυτούς σχετίζονται με τα τεχνικά χαρακτηριστικά της ίδιας της μονάδας, ενώ άλλοι αφορούν στην τοποθεσία στην οποία βρίσκεται αυτή και στις περιβαλλοντικές συνθήκες που επικρατούν στην περιοχή της εγκατάστασης. Ενδεικτικά ως σημαντικοί παράγοντες θα μπορούσαν να αναφερθούν: η σταδιακή υποβάθμιση του υλικού με βάση το χρόνο λειτουργίας της, η προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία, η θερμοκρασία της ίδιας της μονάδας, οι παρασιτικές αντιστάσεις, ο παράγοντας πλήρωσης, η σκίαση, η ρύπανση, η γωνία κλίσης κ.α. Ειδικότερα (Vidyanandan, 2017):

- Υποβάθμιση του υλικού της φωτοβολταϊκής μονάδας: Συνήθως οι κατασκευαστές των ηλιακών φωτοβολταϊκών συστημάτων παρέχουν εγγυήσεις που αφορούν στη διάρκεια ζωής των μονάδων. Οι εγγυήσεις αυτές συνήθως ανέρχονται στα 25 έτη.
- Μεταβολή της ηλιακής ακτινοβολίας: Η προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία επηρεάζει την απόδοση των φωτοβολταϊκών μονάδων. Όταν οι συνθήκες φωτός μεταβάλλονται στο φυσικό περιβάλλον επηρεάζεται η απόδοση των φωτοβολταϊκών μονάδων και αυτό έχει σημαντική επίπτωση στην απόδοση των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Οι παρακάτω εικόνες παρουσιάζουν τις καμπύλες I-V και P-V ενός φωτοβολταϊκού στοιχείου υπό την πρόσπτωση διαφορετικών μεγεθών ακτινοβολίας. Όπως φαίνεται στις εικόνες το παραγόμενο ρεύμα είναι ανάλογο με την ένταση της ηλιακής ακτινοβολίας και κατ' επέκταση επηρεάζεται η ισχύς εξόδου.



Εικόνα 2. 4. Καμπύλη I-V φωτοβολταϊκού πάνελ



Εικόνα 2. 5. Καμπύλη P-V φωτοβολταϊκού πάνελ

Πηγή: <https://www.victronenergy.com/blog/2020/02/20/pv-panel-output-voltage-shadow-effect/>

- Θερμοκρασία μονάδας: Ένα φωτοβολταϊκό κύτταρο, όπως και κάθε άλλη συσκευή ημιαγωγών, έχει μεγάλη ευαισθησία στις συνθήκες θερμοκρασίας που επικρατούν στην περιοχή της εγκατάστασης. Όσο αυξάνεται η θερμοκρασία ενός φωτοβολταϊκού κυττάρου τόσο μειώνεται η απόδοση και η ισχύς εξόδου του. Βασικοί παράγοντες που επηρεάζουν τα θερμοκρασία μιας φωτοβολταϊκής μονάδας είναι η αύξηση της ηλιακής ακτινοβολίας και της θερμοκρασίας του αέρα. Με την συνδυαστική επίδραση αυτών των δυο παραγόντων αυξάνεται άμεσα η θερμοκρασία κάτω από την οποία λειτουργεί η φωτοβολταϊκή μονάδα και με τον τρόπο αυτό επηρεάζεται αρνητικά (μειώνεται) η απόδοσή της ενώ σε αντίθεση με τα προαναφερόμενα, η ενδεχόμενη αύξηση της ταχύτητας του αέρα στο σημείο της εγκατάστασης μειώνει τη θερμοκρασία της μονάδας και βελτιώνει την απόδοσή της. Επισημάνεται, επίσης, ότι κατά τους μήνες του καλοκαιριού, κυρίως τις ώρες που η θερμοκρασία και η ακρινοβολία είναι αυξημένες, οι θερμοκρασίες των φωτοβολταϊκών πλαισίων μπορεί να κυμανθούν μέχρι τους 60-65 °C. Όσο αυξάνεται η θερμοκρασία μειώνεται η ισχύς κατά 0.4 έως 0.5 %.

- Παράγοντας πλήρωσης “Fill Factor” (FF): Ένα σύγχρονο φωτοβολταϊκό πλαίσιο αναμένεται να έχει συντελεστή πληρότητας μεγαλύτερο του 70%. Με την πάροδο του χρόνου και κατά την αύξηση της θερμοκρασίας των κυψελών, ο παράγοντας πλήρωσης έχει την τάση να μειώνεται.
- Σκίαση: Η σκίαση είναι από τους πιο βασικούς παράγοντες που έχουν αρνητική επιρροή στη λειτουργία των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Θεωρείται αυτονόητο ότι φωτοβολταϊκά συστήματα που λειτουργούν κάτω από συνθήκες σκίασης παράγουν λιγότερη ενέργεια. Σημειώνεται ότι δεν απαιτείται πλήρης σκίαση για να υπάρξουν αρνητικές επιπτώσεις στη λειτουργία (απόδοση) των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Αρκεί ακόμη και η μερική σκίαση σε ένα μόνο τμήμα ενός πάνελ για να παρατηρηθεί σημαντική μείωση της ισχύος εξόδου και το γεγονός αυτό επηρεάζει την απόδοση ολόκληρης της σειράς, ακόμα και αν δεν βρίσκονται όλα τα πάνελ υπό σκίαση. Η σκίαση δεν παραμένει σταθερή κατά το χρόνο λειτουργίας των φωτοβολταϊκών συστημάτων αλλά αυξομειώνεται ανάλογα με τις εποχές του έτους. Ταυτόχρονα λαμβάνοντας υπόψη ότι και η γωνία του ήλιου αλλάζει κατά τη διάρκεια της ημέρας αλλά και στη διάρκεια του έτους, τα υπάρχοντα στο περιβάλλον μιας εγκατάστασης φυσικά εμπόδια (π.χ. δέντρα) ή άλλα τεχνητά εμπόδια (π.χ. κτίρια) μπορεί να προκαλέσουν διαφορετικού επιπέδου σκιάσεις κατά την διάρκεια της εναλλαγής των εποχών του έτους και αυτό πρέπει να λαμβάνεται υπόψη σε κατασκευαστικό επίπεδο. Σε κάθε περίπτωση, η προκαλούμενη σκίαση εξαρτάται βέβαια κι από το μέγεθος, το ύψος και την εγγύτητα των υπαρχόντων περιφερειακών εμποδίων. Για το λόγο αυτό είναι απαραίτητο να υπάρχει ο κατάλληλος σχεδιασμός του τρόπου εγκατάστασης των φωτοβολταϊκών συστημάτων και η κατασκευαστική μέριμνα ώστε να εξαλείφεται ή να ελαχιστοποιείται, κατά το δυνατόν, η προκαλούμενη σκίαση. Όμως επειδή οι συνθήκες πεδίου κάτω από τις οποίες εγκαθίστανται φωτοβολταϊκά συστήματα στο περιβάλλον δεν είναι ίδιες, δεν είναι δυνατόν να αποφεύγεται παντελώς η προκαλούμενη σκίαση, οπότε το βάρος της σχεδίασης των συστημάτων επικεντρώνεται στην κατά το δυνατόν ελαχιστοποίησή της πιθανότητας πρόκλησης ανεπιθύμητης σκίασης κατά τη διάρκεια των χρονικών περιόδων παραγωγικής αιχμής στο μέσο της ημέρας. Επομένως, για την εγκατάσταση των φωτοβολταϊκών συστημάτων στο πεδίο είναι σημαντικό να επιλέγονται τα καταλληλότερα σημεία που ευνοούνται από ανάγλυφο, τις κλίσεις του εδάφους και τον προσανατολισμό τους, ώστε να επιτυγχάνεται η μέγιστη δυνατή ηλιακή κάλυψη για τα πάνελ.
- Παράλειψη καθαρισμού των πανελ: Η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από τα φωτοβολταϊκά πάνελ επηρεάζεται αρνητικά (μειώνεται) όταν αυτά είναι λερωμένα από διάφορους φυσικούς κυρίως ρυπαντές. Ο όρος «φυσικοί ρυπαντές» αναφέρεται στην επικάλυψη των πανελ με λάσπη, σκόνη ή σκουπίδια που προέρχονται από το φυσικό περιβάλλον στην περιοχή εγκατάστασης και την δημιουργία στιγμάτων πάνω στην επιφάνεια των φωτοβολταϊκών πανελ. Η συσσώρευση αυτών των φυσικών ρύπων μπορεί να προκαλέσει σταδιακό σχηματισμό μιας λεπτής στρώσης ξένων υλικών πάνω στο πάνελ και να εμποδίσει την ηλιακή ακτινοβολία να απορροφηθεί από την επιφάνεια του πανελ. Για το λόγο αυτό είναι αρκετά σημαντικό, να πραγματοποιείται καθαρισμός των φωτοβολταϊκών. Σε περιοχές με συχνές βροχές, ο ελλειπής καθαρισμός του φωτοβολταϊκού δεν αποτελεί σημαντικό παράγοντα που επηρεάζει την απόδοσή τους, γιατί στις περιπτώσεις αυτές λόγω της βροχής, αποτρέπεται με φυσικό τρόπο η απόθεση σκόνης ή άλλων φυσικών ρυπαντών πάνω στα πάνελ. Όμως, σε περιοχές που παρατηρούνται μεγάλες ξηροθερμικές περιόδους (μεγάλα χρονικά διαστήματα ανομβρίας), τα

εγκατεστημένα φωτοβολταϊκά πάνελ πρέπει να συντηρούνται τακτικά από τους διαχειριστές τους, διαφορετικά θα αντιμετωπίσουν προβλήματα με την απόδοσή τους λόγω της δημιουργίας λεκέδων ή της εναπόθεσης «βρωμιάς» από τους προαναφερόμενους φυσικούς ρυπαντές. Ιδιαίτερη φροντίδα για την καθαριότητα των φωτοβολταϊκών πάνελ πρέπει να εξασφαλίζεται ιδίως στις περιοχές που βρίσκονται κοντά σε εργοστάσια ή βιομηχανικές περιοχές και γενικότερα σε περιοχές όπου η ύπαρξη των φυσικών ρύπων είναι αυξημένη (Vidyanandan, 2017).

2.2.4. Σημασία πρόβλεψης παραγόμενης ενέργειας

Η ηλιακή ενέργεια είναι μια ανανεώσιμη πηγή ενέργειας που βασίζεται στη διαθεσιμότητα και την ένταση του ηλιακού φωτός. Με την ακριβή πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής, οι χρήστες μπορούν να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τη διαχείριση ενέργειας, το μέγεθος του συστήματος, την ενοποίηση του δικτύου και τον οικονομικό προγραμματισμό.

Ένας από τους κύριους λόγους για την πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής είναι η βελτιστοποίηση της παραγωγής και της κατανάλωσης ενέργειας. Τα φωτοβολταϊκά (PV) πάνελ, παράγουν ηλεκτρική ενέργεια με βάση την ποσότητα του ηλιακού φωτός που λαμβάνεται. Προβλέποντας την ηλιακή παραγωγή, οι χρήστες μπορούν να εκτιμήσουν το δυναμικό παραγωγής ενέργειας και να προγραμματίσουν τη χρήση της ενέργειας ανάλογα. Αυτό τους δίνει τη δυνατότητα να ευθυγραμμίζουν τις δραστηριότητες υψηλής κατανάλωσης ενέργειας με τις περιόδους αιχμής ηλιακής παραγωγής, μεγιστοποιώντας την ιδιοκατανάλωση και μειώνοντας την εξάρτηση από το δίκτυο. Επιπλέον, οι ακριβείς προβλέψεις ηλιακής παραγωγής βοηθούν στον προσδιορισμό της κατάλληλης χωρητικότητας του συστήματος, διασφαλίζοντας το βέλτιστο μέγεθος και τη σχέση κόστους-αποτελεσματικότητας. Η υπερμεγέθης ή η μικρότερη του μεγέθους του συστήματος μπορεί να οδηγήσει σε αναποτελεσματική χρήση ενέργειας και οικονομικές επιπτώσεις. Ως εκ τούτου, οι ακριβείς προβλέψεις επιτρέπουν στους χρήστες να αντιστοιχίσουν τις ενεργειακές τους απαιτήσεις με τους διαθέσιμους ηλιακούς πόρους, με αποτέλεσμα τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του συστήματος. (Martinez-Anido, et al., 2016)

Εκτός από την ενσωμάτωση στο δίκτυο, η πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας διαδραματίζει ζωτικό ρόλο σε συστήματα μικροδικτύων και εκτός δικτύου που ενσωματώνουν αποθήκευση μπαταρίας. Οι μπαταρίες παρέχουν ένα μέσο αποθήκευσης της περίσσειας ηλιακής ενέργειας που παράγεται κατά τις περιόδους αιχμής παραγωγής και χρήσης της αργότερα όταν η παραγωγή ηλιακής ενέργειας είναι χαμηλότερη ή όταν η ζήτηση είναι υψηλή. Η πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας βοηθά στον καθορισμό των βέλτιστων στρατηγικών φόρτισης και εκφόρτισης για τις μπαταρίες, μεγιστοποιώντας τη χρήση τους και διασφαλίζοντας σταθερή παροχή ρεύματος. Με την ακριβή πρόβλεψη της παραγωγής ηλιακής ενέργειας, τα συστήματα μπαταριών μπορούν να βελτιστοποιηθούν ώστε να αποθηκεύουν ενέργεια σε περιόδους υψηλής ηλιακής παραγωγής και να την αποφορτίζουν όταν χρειάζεται, μειώνοντας την εξάρτηση από το δίκτυο και βελτιώνοντας την ενεργειακή αυτόαρκεια. Επιπλέον, η πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας βοηθά στη διαχείριση της κατάστασης φόρτισης των μπαταριών, αποτρέποντας την υπερφόρτιση ή την υπερβολική αποφόρτιση, η οποία μπορεί να επηρεάσει τη διάρκεια ζωής και την απόδοση της μπαταρίας. Η πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας βοηθά επίσης στο κατάλληλο μέγεθος των συστημάτων μπαταριών. Λαμβάνοντας υπόψη τις προβλέψεις της ηλιακής παραγωγής, οι διαχειριστές ενέργειας μπορούν να προσδιορίσουν την απαιτούμενη χωρητικότητα αποθήκευσης για την κάλυψη της ζήτησης σε περιόδους χαμηλής ηλιακής παραγωγής. Αυτό διασφαλίζει ότι το σύστημα μπαταρίας έχει επαρκές μέγεθος ώστε να παρέχει αξιόπιστη και συνεχή τροφοδοσία ρεύματος, ειδικά σε συστήματα εκτός δικτύου ή υβριδικά (Mauler, et al., 2021).

Επιπλέον, η πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής είναι ζωτικής σημασίας για την ολοκλήρωση και τη

σταθερότητα του δικτύου. Καθώς η ηλιακή ενέργεια συνεισφέρει σημαντικά στο ενεργειακό μείγμα, οι φορείς εκμετάλλευσης του δικτύου χρειάζονται ακριβείς προβλέψεις για να διαχειριστούν αποτελεσματικά την ισορροπία μεταξύ προσφοράς και ζήτησης. Η παραγωγή ηλιακής ενέργειας κυμαίνεται με ποικίλες καιρικές συνθήκες, όπως η νεφοκάλυψη και οι ατμοσφαιρικές συνθήκες. Με την πρόβλεψη της ισχύος, οι χειριστές του δικτύου μπορούν να προβλέψουν τις διακυμάνσεις και να προσαρμόσουν την παροχή ρεύματος από άλλες πηγές ή να διαχειριστούν συστήματα αποθήκευσης ενέργειας για να εξασφαλίσουν σταθερότητα και αξιοπιστία του δικτύου. Οι ακριβείς προβλέψεις ηλιακής παραγωγής διευκολύνουν την αποτελεσματική διαχείριση του δικτύου, μειώνουν την ανάγκη για δαπανηρές εφεδρικές πηγές ενέργειας και επιτρέπουν την καλύτερη ενσωμάτωση της ηλιακής ενέργειας στην υπάρχουσα υποδομή του δικτύου.

Η πρόβλεψη ηλιακής παραγωγής παίζει επίσης καθοριστικό ρόλο στον οικονομικό σχεδιασμό και τις επενδυτικές αποφάσεις. Τα έργα ηλιακής ενέργειας απαιτούν συχνά σημαντικές αρχικές επενδύσεις και η ακριβής πρόβλεψη της ηλιακής παραγωγής βοηθά στην αξιολόγηση της οικονομικής σκοπιμότητας και κερδοφορίας αυτών των έργων. Οι επενδυτές και οι προγραμματιστές έργων βασίζονται σε προβλέψεις ηλιακής παραγωγής για να εκτιμήσουν την αναμενόμενη παραγωγή ενέργειας και να υπολογίσουν την απόδοση της επένδυσης. Βοηθά στην αξιολόγηση της περιόδου απόσβεσης, στον καθορισμό των βέλτιστων επιλογών χρηματοδότησης και στην αξιολόγηση της συνολικής οικονομικής βιωσιμότητας του έργου. Επιπλέον, οι ακριβείς προβλέψεις επιτρέπουν καλύτερες διαπραγματεύσεις συμβάσεων με συμφωνίες αγοράς ενέργειας και προγράμματα τροφοδοσίας τιμολογίων, διασφαλίζοντας δίκαιη αποζημίωση για την παραγόμενη ενέργεια.

Επιπλέον, η πρόβλεψη της ηλιακής ενέργειας εξόδου ή ισχύος συμβάλλει στον σχεδιασμό και τη χάραξη πολιτικής του ενεργειακού συστήματος. Οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής και οι σχεδιαστές ενέργειας βασίζονται σε προβλέψεις ηλιακής παραγωγής για να λάβουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τους στόχους ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, την επέκταση του δικτύου και την ανάπτυξη υποδομών. Οι ακριβείς προβλέψεις βοηθούν στον εντοπισμό περιοχών με υψηλό ηλιακό δυναμικό, καθοδηγούν την ανάπτυξη συστημάτων ηλιακής ενέργειας και διατυπώνουν πολιτικές και κίνητρα για την προώθηση της υιοθέτησης της ηλιακής ενέργειας. Λαμβάνοντας υπόψη αξιόπιστες προβλέψεις ηλιακής παραγωγής, μπορεί να δημιουργηθεί ένα ευνοϊκό περιβάλλον για την ανάπτυξη της ηλιακής ενέργειας και να αναπτυχθούν μακροπρόθεσμα σχέδια βιώσιμης ενέργειας.

Εκτός αυτού, το μηδενικό οριακό κόστος της ηλιακής ενέργειας επηρεάζει το ηλεκτρικό δίκτυο όσον αφορά την αγορά ενέργειας. Λόγω των παραπάνω, υπάρχει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για την πρόβλεψη της φωτοβολταϊκής παραγωγής ειδικά σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας με μεγάλη διείσδυση φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων. Γεγονός αποτελεί, ότι για αυτό το λόγο, πολλές ρυθμιστικές αρχές χρησιμοποιούν εδώ και καιρό συστήματα πρόβλεψης φωτοβολταϊκής παραγωγής.

2.2.5. Χρονικός Ορίζοντας Πρόβλεψης

Ο χρονικός ορίζοντας μιας πρόβλεψης αναφέρεται στη χρονική περίοδο για την οποία θα πραγματοποιηθεί μια πρόβλεψη. Η ακρίβεια της πρόβλεψης μπορεί να μεταβάλλεται με την αλλαγή του ορίζοντα πρόβλεψης στο ίδιο μοντέλο. Είναι σημαντικό, ωστόσο να σημειωθεί ότι η ακρίβεια των προβλέψεων γενικά μειώνεται καθώς αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας. Επομένως, ο καθορισμός του χρονικού ορίζοντα είναι ένα βασικό στοιχείο που πρέπει να προσδιοριστεί πριν την ανάπτυξη κάποιου μοντέλου πρόβλεψης (Das, et al., 2018). Αν και δεν υπάρχει ένας οριστικός διαχωρισμός των ποικίλων χρονικών οριζόντων στη διεθνή βιβλιογραφία, ένας γενικός διαχωρισμός είναι ο εξής :

- Πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη: αναφέρονται σε προβλέψεις που γίνονται για χρονικό ορίζοντα λίγων λεπτών έως λίγων ωρών μπροστά, χωρίς να υπάρχει ομοφωνία για τον ακριβή αριθμό ωρών

στη βιβλιογραφία. Αυτές οι προβλέψεις παρέχουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο για την άμεση μελλοντική παραγωγή ηλιακής ενέργειας. Προηγμένες τεχνολογίες όπως δορυφορικές εικόνες, επίγειοι αισθητήρες και μοντέλα πρόγνωσης καιρού χρησιμοποιούνται για την παροχή ακριβών πολύ βραχυπρόθεσμων προβλέψεων ηλιακής ενέργειας (Foley, et al., 2010).

- Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη: Συνήθως καλύπτουν έναν χρονικό ορίζοντα που κυμαίνεται από μερικές ώρες έως μερικές ημέρες μπροστά. Αυτές οι προβλέψεις βοηθούν στο εμπόριο ενέργειας και στις λειτουργίες της αγοράς, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τις αγορές ή τις πωλήσεις ενέργειας. (Das, et al., 2018)
- Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη: καλύπτουν χρονικό ορίζοντα αρκετών ημερών έως λίγων εβδομάδων, διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στον ενεργειακό σχεδιασμό και τη διαχείριση του δικτύου. Μπορούν να χρησιμεύσουν στον προγραμματισμό της συντήρησης μιας μονάδας φωτοβολταϊκού συστήματος, των συμβατικών σταθμών ηλεκτροπαραγωγής, των μετασχηματιστών και των γραμμών μεταφοράς ενέργειας (Foley, et al., 2010).
- Μακροπρόθεσμη πρόβλεψη: κυμαίνονται από αρκετές εβδομάδες έως χρόνια μπροστά. Αυτές οι προβλέψεις διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στον ενεργειακό σχεδιασμό, τη χάραξη πολιτικής και τις επενδυτικές αποφάσεις. Βοηθούν στον εντοπισμό κατάλληλων τοποθεσιών για ηλιακές εγκαταστάσεις, στην εκτίμηση της ικανότητας παραγωγής ενέργειας και στην αξιολόγηση της οικονομικής βιωσιμότητας (Wan, et al., 2015).

2.3. Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) στηρίζεται στην ιδέα ότι μέσω του προγραμματισμού ένας αλγόριθμος μπορεί να προσαρμοστεί σε καινούργια δεδομένα και να μάθει χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση. Η μηχανική μάθηση είναι μια εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης (AI) μέσω της οποίας τα συστήματα έχουν τη δυνατότητα να εκπαιδεύονται και να αποκτούν εμπειρία με σκοπό να βελτιώνουν αυτόματα τα αποτελέσματά τους χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά. Η διαδικασία της εκμάθησης των αλγόριθμων ξεκινά με την εισαγωγή παρατηρήσεων ή δεδομένων, έτσι ώστε να αναλυθούν και να εντοπιστούν μοτίβα στα δεδομένα, τα οποία θα συμβάλουν στην λήψη καλύτερων αποφάσεων στο μέλλον βάσει των παραδειγμάτων που παρέχονται (Alloghani, et al., 2020).

Σήμερα, τα ευφυή συστήματα που προσφέρουν δυνατότητες τεχνητής νοημοσύνης βασίζονται συχνά στη μηχανική μάθηση. Η μηχανική μάθηση περιγράφει την ικανότητα των συστημάτων να μαθαίνουν από δεδομένα εκπαίδευσης ειδικά για το πρόβλημα για την αυτοματοποίηση της διαδικασίας δημιουργίας αναλυτικών μοντέλων και την επίλυση σχετικών εργασιών. Η βαθιά μάθηση είναι μια έννοια μηχανικής μάθησης που βασίζεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Για πολλές εφαρμογές, τα μοντέλα βαθιάς εκμάθησης υπερτερούν των ρηχών μοντέλων μηχανικής μάθησης και των παραδοσιακών προσεγγίσεων ανάλυσης δεδομένων (Janiesch, et al., 2021). Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης μπορούν να αντιμετωπίσουν προβλήματα που ο ρητός αλγόριθμος δεν είναι σε θέση να λύσει. Η ικανότητα ανάπτυξης μιας σχέσης μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου, ακόμη και όταν η αναπαράστασή τους είναι αδύνατη, καθιστά αυτά τα μοντέλα κατάλληλα για αναγνώριση προτύπων, ταξινόμηση, εξόρυξη δεδομένων και πρόβλεψη (Voyant, et al., 2017)

Στα παρακάτω υποκεφάλαια αναλύονται οι τύποι δεδομένων χρονοσειρών, τα νευρωνικά δίκτυα και τα μοντέλα που τελικά χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη φωτοβολταϊκής ενέργειας.

2.3.1. Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης εντάσσονται στις κατηγορίες εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης, μη εποπτευόμενης ενώ υπάρχει και η ημι-εποπτευόμενη μηχανική μάθηση. Οι περισσότερες τεχνικές μηχανικής μάθησης χτίζονται με χρήση της εποπτευόμενης μάθησης.

Η **εποπτευόμενη** μάθηση αποτελεί την διαδικασία κατά την οποία ένας αλγόριθμος προσπαθεί να εντοπίσει τη σχέση μεταξύ μιας μεταβλητής εισόδου X και μιας μεταβλητής εξόδου Y . Όταν δοθούν ως μεταβλητές εισόδου στον αλγόριθμο καινούργια δεδομένα X , αφού ο αλγόριθμος θα έχει εντοπίσει και χαρτογραφήσει αυτή τη σχέση με ακρίβεια θα μπορεί να προβλέψει τις νέες μεταβλητές εξόδου Y για τα καινούργια δεδομένα X . Κατά την εποπτευόμενη μάθηση ένας αλγόριθμος στηρίζεται σε ετικέτες (labels) για να εκπαιδευτεί επάνω στη διαδικασία εξαγωγής αποτελεσμάτων όταν του δίνονται νέα δεδομένα που δεν έχουν ετικέτες. Η εποπτευόμενη μάθηση σαν έννοια είναι απλή και μπορεί να εξηγηθεί ως εξής: Έστω ότι επιθυμούμε να διεκπεραιώσουμε μια πολύπλοκη διαδικασία μέσω του υπολογιστή και για να την υλοποιήσει πρέπει εμείς να του δώσουμε στοιχεία για το πώς να την κάνει. Οπότε για να το πετύχουμε αυτό θα πρέπει να εισάγουμε στον υπολογιστή κάποια δεδομένα για τα οποία όμως έχουμε ορίσει τι σημαίνουν. Αν για παράδειγμα εισάγουμε στον αλγόριθμο την εικόνα ενός αυτοκινήτου θα πρέπει να ορίσουμε στον αλγόριθμο την ετικέτα που χαρακτηρίζει αυτή την εικόνα, δηλαδή «αυτοκίνητο». Σε περιπτώσεις που ο ρόλος του αλγόριθμου είναι να αναγνωρίζει ένα αντικείμενο κάθε φορά (όπως για παράδειγμα ένα αυτοκίνητο), τότε θα πρέπει να τροφοδοτήσουμε το σύστημα με εικόνες που έχουν τις δύο πιθανές ετικέτες, δηλαδή «αυτοκίνητο» και «όχι αυτοκίνητο». Πραγματοποιείται, δηλαδή μια δυαδική κατηγοριοποίηση. Ανάλογα με την ποικιλία των περιπτώσεων που επιθυμούμε να αναδείξουμε ή να αναγνωρίσουμε μέσω του αλγόριθμου, θα πρέπει να τον τροφοδοτήσουμε με δεδομένα ή εικόνες που έχουν τις αντίστοιχες ετικέτες. Με αυτό τον τρόπο αναγνωρίζονται παραπάρνω από δύο κατηγορίες. Είναι μια διαδικασία που σύμφωνα με τη βιβλιογραφία ονομάζεται multiclass classification (Alloghani, et al., 2020).

Από την άλλη μεριά, οι αλγόριθμοι **μη εποπτευόμενης (unsupervised)** μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται όταν τα δεδομένα που δίνονται στον αλγόριθμο για την διαδικασία της εκπαίδευσης δεν κατηγοριοποιούνται ούτε επισημαίνονται με κάποιο τρόπο. Οι αλγόριθμοι που λειτουργούν με τεχνικές μη εποπτευόμενες μηχανικής μάθησης μπορούν να κατασκευάσουν μια συνάρτηση για να αποδόσουν και να αναγνωρίσουν μια κρυμμένη δομή πίσω από τα δεδομένα που δεν έχουν ετικέτες. Το σύστημα, αρχικά, δεν μπορεί να υπολογίσει τις σωστές τιμές εξόδου, αλλά μέσω επαναλήψεων μπορεί να διερευνήσει τα δεδομένα και τελικά να εξάγει συμπέρασμα για τη κατηγοριοποίηση των δεδομένων και τη συνάρτηση μέσω της οποίας μπορούν να περιγραφούν οι κρυφές δομές των δεδομένων.

Οι αλγόριθμοι που λειτουργούν με **ημι-εποπτευόμενες (semi-supervised)** τεχνικές μηχανικής μάθησης αποτελούν έναν συνδυασμό μεταξύ της εποπτευόμενης και της μη εποπτευόμενης μάθησης. Οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούν δεδομένα που είναι επισημασμένα αλλά και μη επισημασμένα για εκπαίδευση, ενώ τις περισσότερες φορές χρησιμοποιούν ένα μικρό ποσοστό επισημασμένων δεδομένων και ένα μεγάλο μη επισημασμένων. Οι αλγόριθμοι ημι-εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης έχουν το πλεονέκτημα ότι μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την ακρίβεια της μάθησης (Alloghani, et al., 2020).

Οι πρόσφατες εξελίξεις στη μηχανική μάθηση καθιστούν δυνατό τον σχεδιασμό αποτελεσματικών αλγορίθμων πρόβλεψης για σύνολα δεδομένων με τεράστιους αριθμούς παραμέτρων. Η μοντελοποίηση πληθυσμών ως κατανομές πιθανοτήτων είναι ένα σημαντικό βήμα στην πραγματοποίηση αλγοριθμικών προβλέψεων. Μας επιτρέπει να εκπροσωπούμε πληθυσμούς συνοπτικά, και μας δίνει τα μέσα να κάνουμε προβλέψεις για περιπτώσεις που εμείς δεν έχουν συναντήσει (Hardt & Recht, 2021).

Αρκετές μέθοδοι έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία σχετικά με το έργο της πρόβλεψης ισχύος εξόδου σε φωτοβολταϊκά συστήματα, χωρίς ωστόσο να λαμβάνεται υπόψη η επίδραση των εναλλασσόμενων καιρικών συνθηκών. Τα μοντέλα που λαμβάνουν υπόψη τις καιρικές συνθήκες μπορεί να παρουσιάσουν ενδιαφέροντα αποτελέσματα. Πολλοί ερευνητές επικεντρώνονται στην παροχή ενός εργαλείου πρόβλεψης προκειμένου να προβλέψουν την έξοδο ισχύος των φωτοβολταϊκών με καλή ακρίβεια. Οι προβλέψεις είναι το κλειδί για την αξιόπιστη σταθεροποίηση του συστήματος ισχύος και την εκτίμηση της παραγωγής. Έχει αναφερθεί ότι η πρόβλεψη της φωτοβολταϊκής ισχύος αποτελεί έναν σημαντικό τρόπο για την εξασφάλιση της σταθερότητας για τη συνδεδεμένη στο δίκτυο παραγωγή φωτοβολταϊκής ενέργειας (Yang, et al., 2013). Επιπλέον, είναι χρήσιμο για διαχείριση και αποθήκευση ενέργειας (Teo, et al., 2015).

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που έχουν προταθεί κατά την βιβλιογραφία μπορούν χονδρικά να ταξινομηθούν σε τρεις μεγάλες κατηγορίες: γραμμικές, μη γραμμικές και υβριδικές.

- Γραμμικές μέθοδοι, όπως τα μοντέλα Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), τα μοντέλα Autoregressive Moving Average (ARMA), η απλή γραμμική παλινδρόμηση και τα μοντέλα πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται παραδοσιακά και είναι οι πιο δημοφιλείς μέθοδοι λόγω των στατιστικών τους ιδιοτήτων.
- Από την αντίθετη σκοπιά, αναφερόμαστε σε μη γραμμικές μεθόδους, αναφερόμαστε σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANNs), Υποστήριξη Vector Machines (SVM), k Nearest Neighbor (kNN) κ.λπ. Επίσης, αξιοσημείωτη ερευνητική δραστηριότητα έχει επικεντρωθεί στην ανάπτυξη υβριδικών μεθόδων, με στόχο την εδραίωση των ευνοϊκών χαρακτηριστικών τόσο των γραμμικών όσο και των μη γραμμικών μεθόδων. Η ακριβής πρόβλεψη ισχύος εξόδου θα μπορούσε να αυξήσει την αξιοπιστία και την απόδοση των φωτοβολταϊκών συστημάτων και επίσης να αποτρέψει το περιττό λειτουργικό κόστος. Ως εκ τούτου, η υλοποίηση ακριβών, είτε γραμμικών είτε μη γραμμικών μοντέλων, είναι υψίστης σημασίας. Πολλοί ερευνητές που εργάζονται για την πρόβλεψη απόδοσης ισχύος χρησιμοποιούν μοντέλα που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα λόγω της μη γραμμικότητας των μετεωρολογικών δεδομένων (Ahmia & Farah, 2015), (Hamid Oudjana, et al., 2012), (Mellit, et al., 2013).

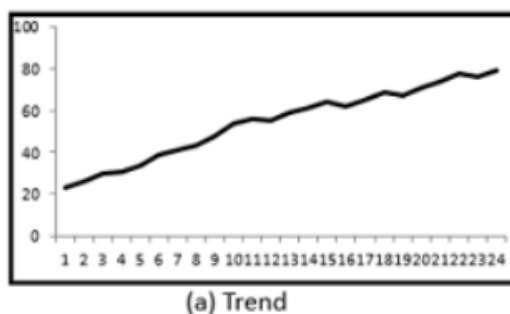
2.3.2. Ανάλυση Χρονοσειρών

Η ανάλυση χρονοσειρών είναι μια στατιστική τεχνική που εστιάζει στη μελέτη και τη μοντελοποίηση δεδομένων που συλλέγονται διαδοχικά με την πάροδο του χρόνου. Περιλαμβάνει την ανάλυση των προτύπων, των τάσεων και των εξαρτήσεων που υπάρχουν στα δεδομένα για να γίνουν προβλέψεις, να εντοπιστούν οι υποκείμενες σχέσεις και να αποκτηθούν γνώσεις σχετικά με τη συμπεριφορά των εμπλεκόμενων μεταβλητών. Η ανάλυση χρονοσειρών βρίσκει εφαρμογές σε διάφορους τομείς, όπως χρηματοοικονομικά, οικονομικά, πρόγνωση καιρού, ανάλυση χρηματιστηρίου, επιδημιολογία και άλλα. Με την εξέταση ιστορικών δεδομένων και τον εντοπισμό προτύπων, η ανάλυση χρονοσειρών μας επιτρέπει να κατανοήσουμε τη δυναμική των δεδομένων και να λάβουμε τεκμηριωμένες αποφάσεις. Τις τελευταίες δεκαετίες οι τεχνικές αυτές έχουν γνωρίσει μεγάλη εξέλιξη. Οι παρατηρήσεις μια χρονοσειράς μπορούν να λαμβάνονται κατά συνεχείς χρονικές σε λεπτά, ώρες, ημέρες, εβδομάδες, μήνες, έτη κ.λπ. Υπάρχουν πολλά είδη δεδομένων ή παρατηρήσεων, όπως δομημένα, ημιδομημένα, και αδόμητα, τα οποία είναι σημαντικό να αντιμετωπίζονται με διαφορετική τεχνική. Τα δεδομένα χρονοσειρών μπορούν να είναι δεδομένα από το χρηματιστήριο, τον καιρό, τα ποσοστά γεννήσεων, την κίνηση, τις εφαρμογές κοινής χρήσης ποδηλάτων κ.λπ (Vishwas & Patel, 2020).

Οι παρατηρήσεις ενός συνόλου δεδομένων μπορεί να έχουν καταγραφεί για ένα συνεχές χρονικό διάστημα ή μπορεί να προέρχονται τυχαία από ένα χρονικό διάστημα. Μπορούν επίσης να κατηγοριοποιηθούν σε συνεχείς (τιμές θερμοκρασίας) και διακριτές παρατηρήσεις (τιμή κλεισίματος μετοχής).

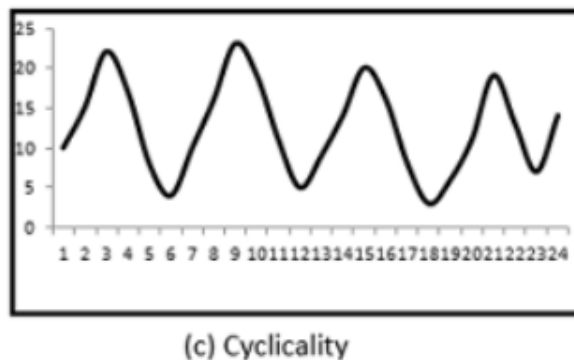
Μια θεμελιώδης πτυχή της ανάλυσης χρονοσειρών είναι η κατανόηση των συνιστωσών μιας χρονοσειράς. Μια χρονοσειρά μπορεί να αποσυντεθεί σε διάφορα στοιχεία, όπως τάση, εποχικότητα, κυκλικότητα και υπολειπόμενο ή θόρυβο. Μια ολοκληρωμένη μελέτη και ανάλυση δεδομένων χρονοσειράς προϋποθέτει την επισκόπηση της κατά του πέρασμα του χρόνου. Επομένως για να τις κατανοήσουμε καλύτερα είναι σημαντικό να μελετήσουμε τα βασικά της στοιχεία και τα χαρακτηριστικά της (Hamilton, 2020).

- Η συνιστώσα της τάσης (trend), αντιπροσωπεύει τη μακροπρόθεσμη συμπεριφορά των δεδομένων, υποδεικνύοντας τη συνολική τους κατεύθυνση και τάση προς αύξηση ή μείωση. Για να είναι δυνατή η αναγνώριση της τάσης είναι απαραίτητο να υπάρχει ένας σχετικά μεγάλος αριθμός παρατηρήσεων και να είναι καλά ορισμένο το διάστημα για το οποίο αναζητείται η εύρεση της τάσης. Η τάση μπορεί να έχει ανοδική πορεία, πτωτική ή μηδενική.



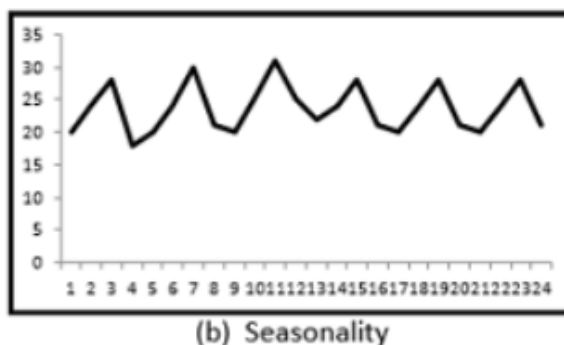
Εικόνα 2. 6. Παράδειγμα χρονοσειράς που σχηματίζει μοτίβο τάσης (trend)

- Η κυκλικότητα (cyclic), αντιπροσωπεύει διακυμάνσεις που συμβαίνουν σε μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, συνήθως περισσότερο από ένα έτος, χωρίς να είναι αυστηρά περιοδικές. Αυτή η χρονοσειρά αποτελεί ανοδική ή πτωτική περιοδική κυματοειδής μεταβολή.



Εικόνα 2. 7. Παράδειγμα χρονοσειράς που σχηματίζει κυκλικό μοτίβο (cyclic)

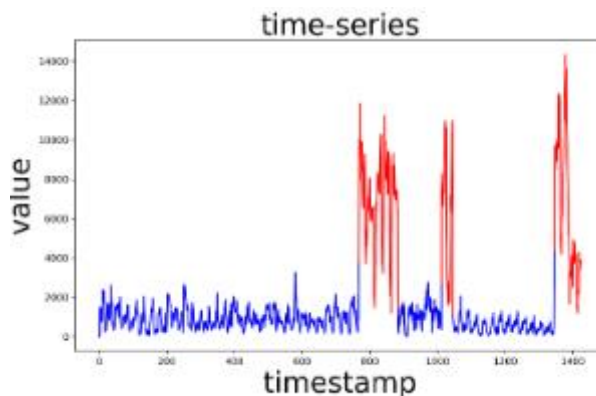
- Η εποχικότητα (seasonal), αναφέρεται σε τακτικά, περιοδικά μοτίβα που εμφανίζονται μέσα σε ένα συγκεκριμένο χρονικό πλαίσιο, όπως ημερήσιοι, εβδομαδιαίοι ή ετήσιοι κύκλοι. Το σταθερό της μήκος είναι το χαρακτηριστικό που την διακρίνει και που την διαφοροποιεί από την κυκλικότητα, αφού έχει μια σταθερή διακυμάνση και μπορεί να εμφανίζεται με συχνότητα ανά ημέρα, εβδομάδα ή μήνα. Στο πεδίο του χρόνου εμφανίζεται το ίδιο μοτίβο το οποίο είναι επαναλαμβανόμενο, οπότε αυτός ο τύπος χρονοσειράς είναι εύκολα κατανοητός και προβλέψιμος.



Εικόνα 2. 8. Παράδειγμα χρονοσειράς που σχηματίζει μοτίβο εποχικότητας (seasonal)

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/02/various-techniques-to-detect-and-isolate-time-series-components-using-python/>

- Οι ακραίες τιμές ή τα υπολειπόμενα στοιχεία καταγράφουν τον τυχαίο θόρυβο ή τις ανωμαλίες στα δεδομένα που δεν μπορούν να εξηγηθούν από τα άλλα στοιχεία. Αποτελούν απότομες εναλλαγές στο γράφημα κάποιας χρονοσειράς οι οποίες μπορεί να είναι παροδικές ή και μόνιμες. Οι παροδικές ακραίες τιμές (outliers) έχουν μικρή χρονική διάρκεια και εμφανίζονται σε τυχαία ή ασυνήθιστα σημεία και οφείλονται σε κάποιο εξωτερικό και ξεχωριστό παράγοντα. Οι ακραίες τιμές που έχουν μόνιμο χαρακτήρα παρουσιάζονται με μορφή μιας απότομης αλλαγής στο μέσο επίπεδο των τιμών μιας χρονοσειράς.



Εικόνα 2. 9. Παράδειγμα χρονοσειράς με ακραίες τιμές (outliers)

<https://www.mdpi.com/1424-8220/20/13/3738>

Μόλις εντοπιστούν τα στοιχεία μιας χρονοσειράς, μπορούν να εφαρμοστούν διαφορετικές τεχνικές για την ανάλυση και τη μοντελοποίηση των δεδομένων. Μια κοινή προσέγγιση είναι η περιγραφική ανάλυση, η οποία περιλαμβάνει την οπτικοποίηση των δεδομένων χρησιμοποιώντας γραφήματα, όπως γραφήματα γραμμής, διαγράμματα διασποράς και ιστογράμματα, για την κατανόηση των χαρακτηριστικών του και την ανίχνευση τυχόν προφανών μοτίβων ή ανωμαλιών. Περιγραφικές στατιστικές, όπως ο μέσος όρος, η τυπική απόκλιση και η αυτοσυσχέτιση, χρησιμοποιούνται επίσης για τη σύνοψη και την ποσοτικοποίηση των ιδιοτήτων των δεδομένων. Οι βασικοί στατιστικοί δείκτες είναι (Hamilton, 2020):

- Μέση τιμή (Average): Ο μέσος όρος μιας χρονοσειράς είναι το άθροισμα όλων των τιμών διαιρούμενο με τον συνολικό αριθμό των παρατηρήσεων. Παρέχει ένα μέτρο της κεντρικής τάσης των δεδομένων.
- Τυπική απόκλιση (Standard Deviation): Η τυπική απόκλιση μετρά τη διασπορά ή τη μεταβλητότητα των σημείων δεδομένων γύρω από τη μέση τιμή. Δείχνει πόσο κατανεμημένες είναι οι τιμές από τον μέσο όρο. Μια υψηλότερη τυπική απόκλιση υποδηλώνει μεγαλύτερη μεταβλητότητα ή διακύμανση στη χρονοσειρά.
- Διακύμανση (Variance): Η διακύμανση είναι το τετράγωνο της τυπικής απόκλισης. Ποσοτικοποιεί τη μέση τετραγωνική διαφορά μεταξύ κάθε σημείου δεδομένων και του μέσου όρου. Μια μεγαλύτερη απόκλιση υποδηλώνει μεγαλύτερη εξάπλωση των σημείων δεδομένων.
- Συνδιακύμανση (Covariance): Η συνδιακύμανση μετρά τη σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών σε μια χρονοσειρά. Υποδεικνύει πώς οι μεταβλητές κινούνται μαζί ή σε αντίθετες κατευθύνσεις. Μια θετική συνδιακύμανση υποδηλώνει μια θετική σχέση (όταν η μία μεταβλητή αυξάνεται, η άλλη τείνει να αυξηθεί επίσης), ενώ μια αρνητική συνδιακύμανση υποδηλώνει μια αρνητική σχέση (όταν η μία μεταβλητή αυξάνεται, η άλλη τείνει να μειώνεται).
- Συντελεστής αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation Coefficient): Η αυτοσυσχέτιση μετρά τη συσχέτιση μεταξύ μιας χρονολογικής σειράς και μιας καθυστερημένης εκδοχής του εαυτού της. Ποσοτικοποιεί τη γραμμική σχέση μεταξύ των παρατηρήσεων σε διαφορετικά χρονικά σημεία. Είναι χρήσιμος για τον εντοπισμό προτύπων και εξαρτήσεων εντός της χρονολογικής σειράς.
- Συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης (Partial Autocorrelation Coefficient): Η μερική αυτοσυσχέτιση μετρά τη συσχέτιση μεταξύ μιας χρονοσειράς και μιας καθυστερημένης εκδοχής του εαυτού της, ενώ ελέγχει την επίδραση των ενδιάμεσων καθυστερήσεων. Βοηθά στον εντοπισμό της άμεσης σχέσης μεταξύ των παρατηρήσεων σε διαφορετικά χρονικά σημεία, αποκλείοντας την έμμεση επιρροή των παρατηρήσεων που μεσολαβούν.
- Στασιμότητα (Stationarity): Η σταθερότητα αναφέρεται στην ιδιότητα μιας χρονοσειράς όπου οι στατιστικές της ιδιότητες, όπως ο μέσος όρος, η διακύμανση και η αυτοσυσχέτιση, παραμένουν σταθερές με την πάροδο του χρόνου. Μια σταθερή χρονοσειρά δεν παρουσιάζει τάσεις, εποχικότητα ή μεταβαλλόμενες διακυμάνσεις. Η σταθερότητα είναι σημαντική για πολλές τεχνικές ανάλυσης χρονοσειρών, καθώς συχνά υποθέτουν σταθερά δεδομένα.

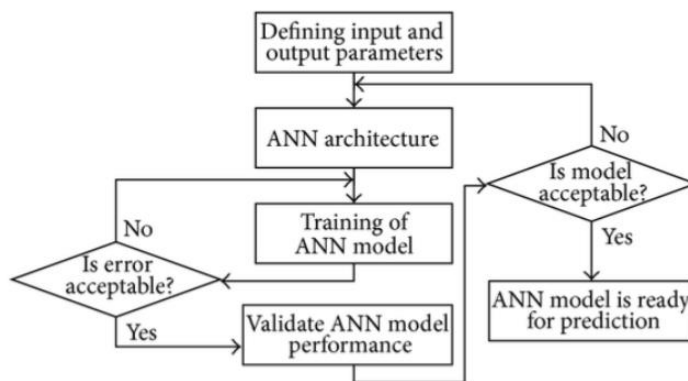
Συμπερασματικά, η ανάλυση χρονοσειρών είναι ένα ευέλικτο και ισχυρό εργαλείο για την ανάλυση

διαδοχικών δεδομένων και την εξαγωγή πολύτιμων γνώσεων. Διευκολύνει την πρόβλεψη, τον εντοπισμό τάσεων, τον εντοπισμό ανωμαλιών και τη λήψη αποφάσεων σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένων των οικονομικών, της οικονομίας, της πρόγνωσης καιρού, της επιδημιολογίας και της διαχείρισης ενέργειας. Με τις προόδους στις υπολογιστικές τεχνικές, τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και την ανάλυση μεγάλων δεδομένων, η ανάλυση χρονοσειρών συνεχίζει να εξελίσσεται και να παρέχει νέες ευκαιρίες για την κατανόηση και την αξιοποίηση της χρονικής δυναμικής σύνθετων συστημάτων. Οι εφαρμογές του επεκτείνονται, προσφέροντας σημαντικές δυνατότητες για τη βελτίωση της κατανόησης του κόσμου και τη λήψη αποφάσεων βάσει δεδομένων.

2.3.3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) είναι ένα υποσύνολο αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που εμπνέονται από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται για ένα ευρύ φάσμα εργασιών, όπως ταξινόμηση εικόνων, επεξεργασία φυσικής γλώσσας και ανάλυση χρονοσειρών.

Η έννοια των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μπορεί να εντοπιστεί στη δεκαετία του 1940 όταν οι Warren McCulloch και Walter Pitts πρότειναν ένα μαθηματικό μοντέλο ενός βιολογικού νευρώνα. Υπέθεσαν ότι οι νευρώνες στον εγκέφαλο θα μπορούσαν να μοντελοποιηθούν ως δυαδικοί διακόπτες και ότι η υπολογιστική ισχύς του εγκεφάλου οφειλόταν στις πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις αυτών των διακοπών. Αυτό οδήγησε στην ανάπτυξη του πρώτου τεχνητού νευρωνικού δικτύου το 1958 από τον Frank Rosenblatt, που ονομάζεται perceptron. Ωστόσο, το perceptron είχε περιορισμούς, καθώς μπορούσε να ταξινομήσει μόνο γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα. Αυτό οδήγησε στον «χειμώνα της τεχνητής νοημοσύνης» τη δεκαετία του 1970, όταν η χρηματοδότηση για την έρευνα της τεχνητής νοημοσύνης μειώθηκε δραστικά. Μόλις τη δεκαετία του 1980 αναπτύχθηκαν νέες τεχνικές, όπως η backpropagation, για την εκπαίδευση πιο περίπλοκων νευρωνικών δικτύων. Αυτό οδήγησε σε αναζωπύρωση του ενδιαφέροντος για τα ΤΝΔ και άρχισαν να χρησιμοποιούνται ευρέως τη δεκαετία του 1990 (Rojas, 2013).

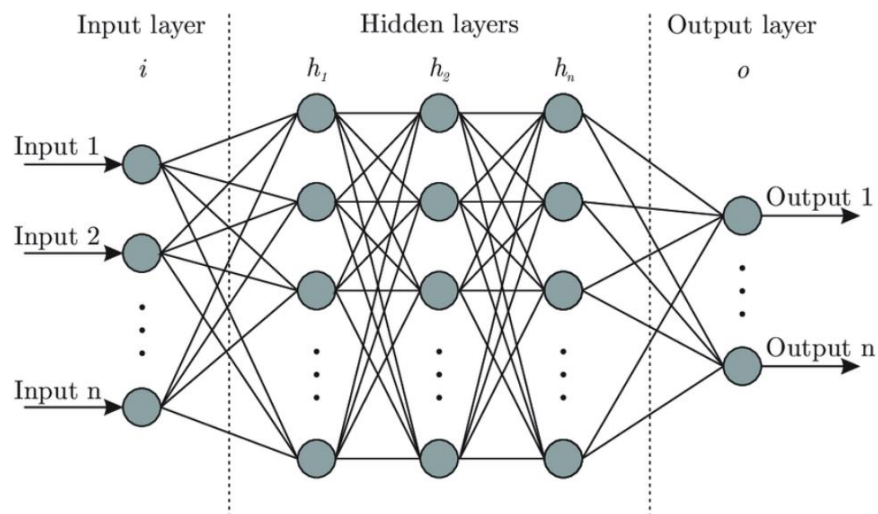


Εικόνα 2. 10. Διάγραμμα ροής διαδικασίας μοντελοποίησης ANN

Η βασική αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου αποτελείται από τρία επίπεδα: το επίπεδο εισόδου, τα κρυφά επίπεδα (hidden layers) και το επίπεδο εξόδου. Το επίπεδο εισόδου λαμβάνει τα

δεδομένα εισόδου και τα μεταβιβάζει στα κρυφά επίπεδα, τα οποία επεξεργάζονται τα δεδομένα χρησιμοποιώντας ένα σύνολο βαρών και πολώσεων (bias). Το επίπεδο εξόδου παράγει το τελικό αποτέλεσμα με βάση την επεξεργασία που γίνεται στα κρυφά επίπεδα.

Το παρακάτω σχήμα δείχνει μια βασική αρχιτεκτονική ενός ANN.



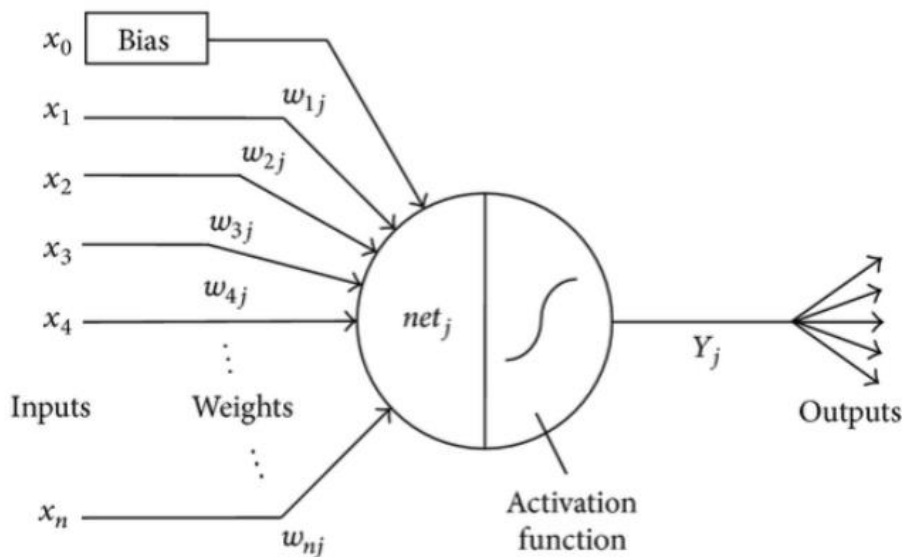
Εικόνα 2. 11. Αρχιτεκτονική Νευρωνικού Δικτύου

Κάθε κόμβος στο επίπεδο εισόδου αντιπροσωπεύει ένα χαρακτηριστικό εισόδου των δεδομένων, ενώ κάθε κόμβος στο επίπεδο εξόδου αντιπροσωπεύει μια πιθανή έξοδο. Οι κόμβοι στα κρυφά επίπεδα είναι υπεύθυνοι για τη μετατροπή των δεδομένων εισόδου σε μια πιο ουσιαστική μορφή που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παραγωγή του τελικού αποτελέσματος. Κάθε κόμβος στα κρυφά επίπεδα συνδέεται με κάθε κόμβο στο επίπεδο εισόδου και σε κάθε σύνδεση εκχωρείται ένα βάρος. Τα βάρη καθορίζουν την ισχύ της σύνδεσης μεταξύ δύο κόμβων και προσαρμόζονται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του δικτύου. Τα επεξεργασμένα δεδομένα μεταβιβάζονται στη συνέχεια στο επίπεδο εξόδου, το οποίο παράγει το τελικό αποτέλεσμα. Η έξοδος συγκρίνεται με την επιθυμητή έξοδο και τα βάρη προσαρμόζονται αναλόγως χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης όπως ο αλγόριθμος backpropagation (Ismail, et al., 2013).

Ο αλγόριθμος backpropagation είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Είναι ένας κοινός αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται στα ΤΝΔ για την προσαρμογή των βαρών και των πολώσεων των κόμβων στο δίκτυο. Ο αλγόριθμος λειτουργεί διαδίδοντας το σφάλμα από το επίπεδο εξόδου πίσω μέσω των κρυφών στρωμάτων στο επίπεδο εισόδου, προσαρμόζοντας τα βάρη και τις πολώσεις σε κάθε βήμα. Ο στόχος του αλγορίθμου είναι να ελαχιστοποιήσει τη διαφορά μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής εξόδου.

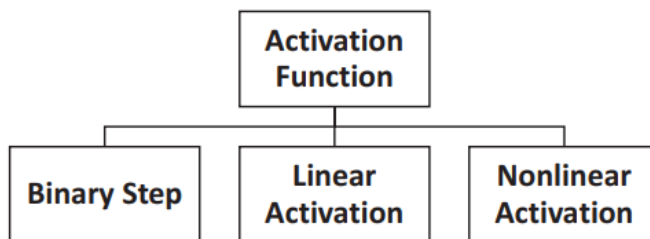
Η διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνει την προετοιμασία των δεδομένων, τον καθορισμό της αρχιτεκτονικής του δικτύου, την εκτέλεση του αλγορίθμου backpropagation για τη δημιουργία προβλέψεων, τον υπολογισμό της απώλειας, την εκ νέου διάδοση του σφάλματος για ενημέρωση των παραμέτρων του δικτύου και τη βελτιστοποίηση του μοντέλου χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία προσαρμόζει τα βάρη και τις προκαταλήψεις του δικτύου για να ελαχιστοποιήσει την απόκλιση μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών εξόδων. Η διαδικασία εκπαίδευσης απαιτεί τη διαίρεση του συνόλου δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης και το δίκτυο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας το σετ εκπαίδευσης ενώ παρακολουθεί την απόδοσή του στο σύνολο επικύρωσης. Η διαδικασία συνεχίζεται για πολλές εποχές

μέχρι να ικανοποιηθεί ένα κριτήριο διακοπής. Με την επαναληπτική προσαρμογή των παραμέτρων του δικτύου, η διαδικασία εκπαίδευσης επιτρέπει στο νευρωνικό δίκτυο να κάνει ακριβείς προβλέψεις για νέα, αόρατα δεδομένα.



Εικόνα 2. 12. Αρχιτεκτονική ενός μεμονωμένου νευρώνα για νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι βασικό στοιχείο ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Καθορίζει την έξοδο κάθε κόμβου στα κρυφά επίπεδα και στο επίπεδο εξόδου με βάση το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι επίσης γνωστή ως συνάρτηση ακτινικής βάσης. Είναι μια μαθηματική συνάρτηση ή τύπος που δίνει αποτέλεσμα συνήθως από 0 έως 1 και από -1 έως 1. Εάν δεν χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση ενεργοποίησης, η έξοδος κάθε επιπέδου θα είναι μια γραμμική συνάρτηση της εισόδου του ανώτερου επιπέδου. Δεν έχει σημασία πόσα επίπεδα έχει το νευρωνικό δίκτυο, αλλά η έξοδος θα είναι ένας γραμμικός συνδυασμός εισόδων. Εάν χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση ενεργοποίησης, εισάγει μη γραμμικούς παράγοντες στον νευρώνα, έτσι ώστε το νευρωνικό δίκτυο να μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε μη γραμμική συνάρτηση αυθαίρετα και να μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλά μη γραμμικά μοντέλα (Vishwas & PATEL, 2020).



Εικόνα 2. 13. Τύποι συνάρτησης ενεργοποίησης

<https://www.hindawi.com/journals/aot/2013/415837/>

Υπάρχουν διάφοροι τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης. Κάποιοι από αυτούς είναι:

- Η σιγμοειδής συνάρτηση με τύπο:

$$f(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

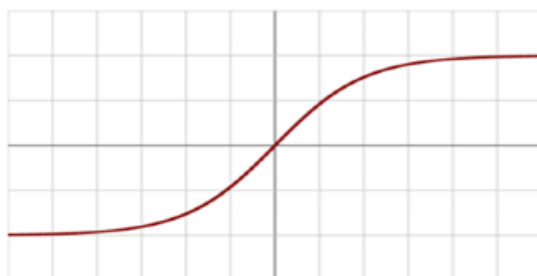


Εικόνα 2. 14. Διάγραμμα σιγμοειδούς συνάρτησης

Μια συνάρτηση ενεργοποίησης σιγμοειδούς είναι δεσμευμένη στο εύρος τιμών εξόδου $[0, 1]$. Με άλλα λόγια, μπορούμε να πούμε ότι κανονικοποιεί τις τιμές εξόδου κάθε επιπέδου. Δεν μπορεί να χειριστεί το πρόβλημα της κλίσης εξαφάνισης όταν τα υψηλά και χαμηλά ποσά της τιμής εισόδου και είναι υπολογιστικά πολύπλοκη.

- Η υπερβολική εφαπτόμενη συνάρτηση (TanH) με τύπο:

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



Εικόνα 2. 15. Διάγραμμα συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης tanH είναι δεσμευμένη στο εύρος τιμών εξόδου $[-1, 1]$. Αυτό είναι το μηδενικό μοντέλο, όπου ένα μοντέλο μπορεί να χειριστεί ισχυρές αρνητικές, ουδέτερες και έντονα θετικές τιμές. Είναι παρόμοια με τη συνάρτηση σιγμοειδούς εκτός από το εύρος.

- Η Διορθωμένη Γραμμική ή Συνάρτηση Ράμπας (ReLU) με τύπο:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x \leq 0 \\ x & \text{for } x > 0 \end{cases}$$



Εικόνα 2. 16. Διάγραμμα συνάρτησης ReLu

Η διορθωμένη γραμμική μονάδα (ReLU), είναι απαραίτητη και ευρέως χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης σε νευρωνικά δίκτυα. Η συνάρτηση είναι ικανή να χειρίζεται υπολογισμούς και οι εκφράσεις που είναι παρόμοιες με μια συνάρτηση γραμμικής ενεργοποίησης, αλλά επιτρέπει την αντίστροφη διάδοση (backpropagation). Όταν η τιμή εισόδου είναι μηδέν ή αρνητική, δεν μπορεί να εκτελέσει backpropagation και να σταματήσει την εκμάθηση. Αυτό είναι ένα γνωστό πρόβλημα της ReLU. Η συνάρτηση ReLU γίνεται δημοφιλής τα τελευταία χρόνια λόγω της απλότητας και της αποτελεσματικότητάς της (Vishwas & Patel, 2020).

Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης και ο αριθμός των κόμβων στα κρυφά επίπεδα είναι υπερπαραμέτροι που μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοση του δικτύου. Πολύ λίγοι κόμβοι στα κρυφά επίπεδα μπορεί να οδηγήσουν σε υποπροσαρμογή, όπου το δίκτυο δεν μπορεί να καταγράψει τις πολύπλοκες σχέσεις στα δεδομένα. Πάρα πολλοί κόμβοι μπορεί να οδηγήσουν σε υπερπροσαρμογή, όπου το δίκτυο είναι υπερβολικά περίπλοκο και έχει καλή απόδοση στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά κακή στα νέα δεδομένα.

Εκτός από τη βασική αρχιτεκτονική που περιγράφεται παραπάνω, υπάρχουν διάφορες παραλλαγές των ΤΝΔ, συμπεριλαμβανομένων των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (CNN) και των επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων (RNNs). Τα CNN χρησιμοποιούνται συνήθως για εργασίες αναγνώρισης εικόνας, ενώ τα RNN χρησιμοποιούνται για διαδοχικά δεδομένα όπως η αναγνώριση ομιλίας και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Αυτές οι παραλλαγές διαφέρουν ως προς την αρχιτεκτονική τους και τον τρόπο με τον οποίο επεξεργάζονται δεδομένα, αλλά μοιράζονται τις ίδιες βασικές αρχές με τα παραδοσιακά ANN.

2.3.4. Μοντέλα Πρόβλεψης Ενέργειας

Τα μοντέλα πρόβλεψης της παραγωγής από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας διαχωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες (Hardt & Recht, 2021):

- Τα φυσικά μοντέλα πρόβλεψης
- Τα στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης, δηλαδή με χρήση χρονοσειρών κ.α.

Τα φυσικά μοντέλα πρόβλεψης χρησιμοποιούν αριθμητικά μοντέλα μετεωρολογικών προβλέψεων (Numerical Weather Prediction, NWP models), καθώς και μοντέλα στα οποία χαρτογραφούνται οι νεφώσεις (cloud imagery). Οι πληροφορίες αυτές λαμβάνονται από επίγειους μετεωρολογικούς σταθμούς, ή από δορυφόρους (Kardakos, et al., 2013). Ένα βασικό πλεονέκτημα των φυσικών μοντέλων είναι ότι δεν χρειάζονται ιστορικά δεδομένα. Με αυτό τον τρόπο μπορούν να πραγματοποιηθούν προβλέψεις ισχύος

μιας μονάδας, πριν από την κατασκευή της, έχοντας ως δεδομένο μόνο τις τεχνικές προδιαγραφές της και τα αριθμητικά μοντέλα NWP.

Τα φυσικά μοντέλα, ωστόσο, έχουν το μειονέκτημα ότι εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τα μοντέλα NWP, τα οποία αποτελούζ την κύρια πηγή σφάλματος της προσέγγισης αυτής. Για την αντιμετώπιση αυτού του μειονεκτήματος, στις προβλέψεις που παρέχονται από τα φυσικά μοντέλα μπορούν να εφαρμοστούν τα στατιστικά μοντέλα εξόδου (Model Output Statistics, MOS). Η εφαρμογή τους, βέβαια απαιτεί κάποια ιστορικά δεδομένα καιρού, τα οποία μπορεί να μην δυσεύρετα (Antonanzas, et al., 2016). Ένα επιπλέον μειονέκτημα είναι ότι τα μοντέλα μετεωρολογικών προβλέψεων καλύπτουν συνήθως μεγάλες εκτάσεις και δεν μπορούν να προσεγγίσουν με ακρίβεια την κατάσταση του καιρού στην ακριβή θέση ενός φωτοβολταϊκού πάρκου (Κιτσαράς-Νάσσης & Καλόγηρος, 2013).

Τα στατιστικά μοντέλα πραγματοποιούν προβλέψεις μετά από στατιστική επεξεργασία των ιστορικών δεδομένων της ηλιακής ακτινοβολίας ή της ηλεκτρικής ισχύος των φωτοβολταϊκών (Kardakos, et al., 2013). Η προσέγγιση αυτή έχει την ικανότητα να διορθώνει τα συστηματικά σφάλματα που έχουν σχέση με τη μέτρηση των εισόδων (Antonanzas, et al., 2016). Η ορθή επιλογή ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης έχει τεράστια σημασία για την ακρίβεια του αναπτυγμένου μοντέλου. Η βελτιστοποίηση του συνόλου των εισόδων μπορεί να πραγματοποιηθεί με την εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων, της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO), της βηματικής παλινδρόμησης (stepwise regression), της ασαφούς λογικής (fuzzy logic) ή της ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA). Αυτές οι τεχνικές καθορίζουν τον συνδυασμό μεταβλητών που αποδίδουν καλύτερα αποτελέσματα και δημιουργούν μια ισορροπία μεταξύ πολυπλοκότητας και ακρίβειας (Antonanzas, et al., 2016). Κάποια από τα στατιστικά μοντέλα αναγράφονται παρακάτω:

- Τεχνικές Παλινδρόμησης: Είναι στατιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση και ανάλυση της σχέσης μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Ανάλογα με το πώς αντιμετωπίζονται οι χρονολογικές σειρές (ως γραμμικές ή μη γραμμικές και ως στάσιμες ή μη στάσιμες), εμφανίζεται μια επιπλέον ταξινόμηση (Antonanzas, et al., 2016)
- Γραμμικά στάσιμα μοντέλα : Τα γραμμικά σταθερά μοντέλα είναι μια κατηγορία μοντέλων χρονοσειρών που εμφανίζουν σταθερή μέση τιμή και δομή συνδιακύμανσης με την πάροδο του χρόνου. Αυτά τα μοντέλα βασίζονται στην υπόθεση ότι οι στατιστικές ιδιότητες των χρονοσειρών, όπως ο μέσος όρος και η διακύμανση, δεν αλλάζουν με το χρόνο. Τα γραμμικά σταθερά μοντέλα χρησιμοποιούνται ευρέως στην ανάλυση και την πρόβλεψη χρονοσειρών λόγω της απλότητας και της ερμηνευτικότητάς τους. Ένα δημοφιλές παράδειγμα ενός γραμμικού σταθερού μοντέλου είναι το μοντέλο αυτοπαλινδρομικού κινήτου μέσου όρου (ARMA), το οποίο συνδυάζει στοιχεία αυτοπαλινδρομικής (AR) και κινούμενου μέσου όρου (MA).
- Γραμμικά μη στάσιμα μοντέλα: Τα γραμμικά μη στάσιμα μοντέλα είναι μια κατηγορία μοντέλων χρονοσειρών που επιτρέπουν αλλαγές στο μέσο όρο και/ή τη διακύμανση των δεδομένων με την πάροδο του χρόνου. Ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο γραμμικό μη σταθερό μοντέλο είναι το μοντέλο αυτοπαλινδρομικής ολοκληρωμένης κινούμενης μέσης τιμής (ARIMA), το οποίο περιλαμβάνει ένα πρόσθετο βήμα διαφοροποίησης για την αφαίρεση τάσεων ή εποχικότητας από τα δεδομένα πριν από την εφαρμογή της συνιστώσας ARMA.
- Μη γραμμικά στάσιμα μοντέλα: Τα μη γραμμικά σταθερά μοντέλα είναι μια κατηγορία μοντέλων χρονοσειρών που επιτρέπουν μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ μεταβλητών διατηρώντας τις ιδιότητες

σταθερότητας. Παραδείγματα μη γραμμικών σταθερών μοντέλων περιλαμβάνουν μοντέλα αυτοπαλινδρομικής ετεροσκεδαστικότητας υπό όρους (ARCH) και τις παραλλαγές τους, τα οποία ενσωματώνουν ομαδοποίηση μεταβλητότητας και χρονικά μεταβαλλόμενες υπό όρους διακυμάνσεις στην ανάλυση χρηματοοικονομικών χρονοσειρών. Ένα άλλο δημοφιλές μη γραμμικό σταθερό μοντέλο είναι το μοντέλο κατωφλίου αυτοπαλινδρόμου (TAR), το οποίο καταγράφει τις αλλαγές καθεστώτος και τη μη γραμμική δυναμική ορίζοντας διαφορετικά καθεστάτα με διακριτές σχέσεις υπό όρους. (Antonanzas, et al., 2016)

Τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (AI): Η τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα τεχνικών και μεθοδολογιών. Οι κυριότερες τεχνικές είναι οι εξής :

- Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)
- Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)
- Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP)
- Computer Vision κ.α.

Αυτές είναι μερικές μόνο από τις κύριες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης. Ο συνδυασμός διαφορετικών τεχνικών και μεθοδολογιών συχνά οδηγεί σε ισχυρά συστήματα τεχνητής νοημοσύνης που μπορούν να αντιμετωπίσουν πολύπλοκες προκλήσεις. Σε κάποιες περιπτώσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν κατάλληλοι συνδυασμοί των παραπάνω μοντέλων (υβριδικά μοντέλα) προκειμένου να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης.

2.3.5. Αλγόριθμοι Extreme Gradient Boosting Regression (XGBR)

Το XGBoost (Extreme Gradient Boosting) είναι ένας ισχυρός και ευρέως χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος μηχανικής εκμάθησης που ανήκει στην οικογένεια gradient boosting. Το XGBoost έχει σχεδιαστεί ειδικά για να παρέχει ακριβείς και αποτελεσματικές προβλέψεις για εργασίες παλινδρόμησης και ταξινόμησης. Σε αυτό το κείμενο, θα επικεντρωθούμε στο μοντέλο XGBRegression, το οποίο είναι προσαρμοσμένο για προβλήματα παλινδρόμησης.

Το μοντέλο XGBRegression δημιουργεί ένα σύνολο αδύναμων μοντέλων πρόβλεψης, συνήθως δέντρα αποφάσεων, με διαδοχικό τρόπο. Κάθε νέο μοντέλο εκπαιδεύεται να διορθώνει τα λάθη που έγιναν από τα προηγούμενα μοντέλα του συνόλου. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία επιτρέπει στο μοντέλο XGBRegression να βελτιώνει συνεχώς τις προβλέψεις του ελαχιστοποιώντας μια καθορισμένη συνάρτηση απώλειας. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα του XGBoost είναι η ικανότητά του να χειρίζεται σύνθετες σχέσεις μεταξύ μεταβλητών. Μπορεί να καταγράψει αυτόματα μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις, αλληλεπιδράσεις χαρακτηριστικών και μεταβλητή σημασία χωρίς να απαιτείται εκτενής μηχανική χαρακτηριστικών. Το XGBoost ενσωματώνει επίσης τεχνικές τακτοποίησης για την αποφυγή υπερβολικής προσαρμογής, όπως η τακτοποίηση L1 και L2, οι οποίες βοηθούν στον έλεγχο της πολυπλοκότητας του μοντέλου και στη μείωση του κινδύνου υπερβολικής προσαρμογής.

Η αρχιτεκτονική XGBoost βασίζεται σε ένα σύνολο αδύναμων μοντέλων πρόβλεψης που ονομάζονται δέντρα αποφάσεων. Αυτά τα δέντρα αποφάσεων οργανώνονται διαδοχικά, όπου κάθε επόμενο δέντρο είναι χτισμένο για να διορθώνει τα λάθη που έγιναν από τα προηγούμενα δέντρα. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία επιτρέπει στο XGBoost να βελτιώνει συνεχώς τις προβλέψεις του εστιάζοντας στα μοτίβα που δεν είχαν αποτυπωθεί αποτελεσματικά στα προηγούμενα δέντρα.

Συγκεκριμένα, η αρχιτεκτονική αποτελείται από τρία κύρια στοιχεία: τα δεδομένα εισόδου, τους αδύναμους μαθητές (δέντρα απόφασης) και τη συνάρτηση αντικειμένου. Ειδικότερα:

Δεδομένα εισόδου: Το XGBoost λαμβάνει δομημένα δεδομένα ως είσοδο, όπου κάθε παρατήρηση αντιπροσωπεύεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών και μια αντίστοιχη μεταβλητή στόχο. Τα χαρακτηριστικά είναι αριθμητικές ή κατηγορικές μεταβλητές που παρέχουν πληροφορίες για την πραγματοποίηση προβλέψεων, ενώ η μεταβλητή στόχος αντιπροσωπεύει την ποσότητα που πρέπει να προβλεφθεί σε εργασίες παλινδρόμησης.

Weak Learners (Decision Trees): Οι αδύναμοι μαθητές στο XGBoost είναι δέντρα αποφάσεων, που αναφέρονται συγκεκριμένα ως "CART" (Δέντρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης). Τα δέντρα απόφασης είναι δυαδικά δέντρα που αποτελούνται από εσωτερικούς κόμβους και κόμβους φύλλων. Κάθε εσωτερικός κόμβος αντιπροσωπεύει μια διαίρεση με βάση ένα χαρακτηριστικό και ένα κατώφλι, ενώ κάθε κόμβος φύλλου αντιπροσωπεύει μια προβλεπόμενη τιμή. Στο XGBoost, τα δέντρα απόφασης είναι ρηχά, συνήθως με μικρό αριθμό επιπέδων, για να αποφευχθεί η υπερβολική προσαρμογή και να βελτιωθεί η υπολογιστική απόδοση.

Objective Function: Η αντικειμενική συνάρτηση στο XGBoost μετρά την ποιότητα των προβλέψεων του μοντέλου και καθοδηγεί τη διαδικασία εκπαίδευσης. Το XGBoost χρησιμοποιεί ένα πλαίσιο ενίσχυσης κλίσης, όπου η αντικειμενική συνάρτηση ορίζεται ως το άθροισμα μιας συνάρτησης απώλειας και ενός όρου τακτοποίησης. Η συνάρτηση απώλειας ποσοτικοποιεί την απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχου. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές συναρτήσεις απώλειας ανάλογα με τη φύση του προβλήματος, όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) για εργασίες παλινδρόμησης. Ο όρος τακτοποίησης βοηθά στον έλεγχο της πολυπλοκότητας του μοντέλου για να αποφευχθεί η υπερβολική προσαρμογή. Αποτελείται από το άθροισμα ενός όρου τακτοποίησης L1 (Lasso) και ενός όρου κανονικοποίησης L2 (Ridge), σταθμισμένο με τις παραμέτρους κανονικοποίησης άλφα και λάμδα, αντίστοιχα.

Η αρχιτεκτονική του XGBoost ενσωματώνει επίσης διάφορες τεχνικές για τη βελτίωση της απόδοσης και την αποφυγή υπερβολικής προσαρμογής, όπως:

Βελτιστοποίηση με βάση τη διαβάθμιση: Το XGBoost χρησιμοποιεί ντεγκραντέ κάθοδο για να ενημερώσει επαναληπτικά τις παραμέτρους του μοντέλου (διαχωρισμένα κατώφλια, τιμές φύλλων) και να ελαχιστοποιήσει την αντικειμενική συνάρτηση. Οι διαβαθμίσεις της συνάρτησης απώλειας σε σχέση με τις προβλέψεις υπολογίζονται και χρησιμοποιούνται για την ενημέρωση του μοντέλου προς μια κατεύθυνση που μειώνει την απώλεια.

Κλάδεμα δέντρων: Το XGBoost εφαρμόζει μια τεχνική που ονομάζεται "κλάδεμα" για τον έλεγχο της πολυπλοκότητας των δέντρων απόφασης. Το κλάδεμα περιλαμβάνει την αφαίρεση κόμβων από τα δέντρα που δεν συμβάλλουν σημαντικά στη βελτίωση της αντικειμενικής λειτουργίας. Αυτό βοηθά στην αποφυγή της δημιουργίας υπερβολικά πολύπλοκων δέντρων που μπορεί να ταιριάζουν υπερβολικά στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Υποδειγματοληψία στήλης: Το XGBoost εισάγει την έννοια της υποδειγματοληψίας στηλών ή της υποδειγματοληψίας χαρακτηριστικών. Αντί να λαμβάνονται υπόψη όλα τα χαρακτηριστικά για κάθε διαχωρισμό, επιλέγεται ένα τυχαίο υποσύνολο χαρακτηριστικών σε κάθε επίπεδο δέντρου. Αυτή η τεχνική βοηθά στη διαφοροποίηση των δέντρων και στη μείωση των επιπτώσεων θορυβωδών ή άσχετων χαρακτηριστικών.

Parallel Computing: Το XGBoost έχει σχεδιαστεί για να αξιοποιεί τους παράλληλους υπολογιστές για να

επιταχύνει τη διαδικασία εκπαίδευσης. Υποστηρίζει την παραλληλοποίηση τόσο σε επίπεδο χαρακτηριστικών όσο και σε επίπεδο δέντρου, επιτρέποντας αποτελεσματικούς υπολογισμούς σε πολυπύρηνες CPU ή κατανεμημένα υπολογιστικά πλαίσια όπως το Apache Spark.

Η αρχιτεκτονική του XGBoost παρέχει ένα ισχυρό πλαίσιο για τη δημιουργία ακριβών και κλιμακούμενων μοντέλων παλινδρόμησης. Συνδυάζοντας το σύνολο των δέντρων αποφάσεων, τη βελτιστοποίηση βάσει κλίσης, τις τεχνικές τακτοποίησης και το κλάδεμα, το XGBoost καταγράφει αποτελεσματικά πολύπλοκα μοτίβα στα δεδομένα, διατηρώντας παράλληλα την ερμηνευσιμότητα του μοντέλου και αποτρέποντας την υπερβολική προσαρμογή.

2.3.6. Νευρωνικά Δίκτυα Long short-term memory (LSTM)

Το μοντέλο μακράς-βραχείας μνήμης (LSTM) αναφέρθηκε για πρώτη φορά το 1997 από τον Sepp Hoch Reiter και Jürgen Schmid Huber. Η προκαταρκτική έκδοση του μοντέλου LSTM ενσωμάτωσε κελιά, πύλες εισόδου και εξόδου. Είναι διάσημο για τον σχεδιασμό του, ο οποίος είναι ένας συγκεκριμένος τύπος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου (RNN). Το μεγαλύτερο πρόβλημα ενός RNN είναι ότι διατηρεί μόνο τις πληροφορίες της προηγούμενης κατάστασης, προκαλώντας το πρόβλημα της διαβάθμισης. Αυτό το πρόβλημα έχει λυθεί από το LSTM, το οποίο κατασκευάστηκε για να αποφευχθεί το ζήτημα των μακροχρόνιων εξαρτήσεων. Η απομνημόνευση πληροφοριών για μεγάλο χρονικό διάστημα είναι βασικά η προεπιλεγμένη συμπεριφορά του. Όλα τα RNN έχουν επαναλαμβανόμενες μονάδες αλυσίδας του νευρωνικού δικτύου. Αυτή η επαναλαμβανόμενη μονάδα είναι μια απλή δομή, όπως το στρώμα tanH σε ένα RNN. Το LSTM έχει επίσης μια πανομοιότυπη δομή αλυσίδας αντί να έχει ένα ενιαίο στρώμα νευρωνικού δικτύου (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Τα νευρωνικά δίκτυα LSTM (Long Short-Term Memory) είναι ένας τύπος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου που έχει σχεδιαστεί για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης που εμφανίζεται στα παραδοσιακά RNN. Αυτό το πρόβλημα παρουσιάζεται όταν οι διαβαθμίσεις γίνονται πολύ μικρές για να είναι χρήσιμες για την ενημέρωση των βαρών κατά την οπισθοδιάδοση. Τα LSTM λύνουν αυτό το πρόβλημα εισάγοντας μια κυψέλη μνήμης που μπορεί να αποθηκεύσει πληροφορίες για μεγάλες χρονικές περιόδους, επιτρέποντας στο δίκτυο να διατηρεί σημαντικές πληροφορίες από προηγούμενα χρονικά βήματα.

Η αρχιτεκτονική ενός δικτύου LSTM αποτελείται από μια κατάσταση κυψέλης, πύλη εισόδου (input gate), πύλη εξόδου (output gate) και πύλη λήθης (forget gate). Η κατάσταση κυψέλης αποθηκεύει τη μακροπρόθεσμη μνήμη του δικτύου, ενώ οι πύλες ρυθμίζουν τη ροή πληροφοριών μέσα και έξω από την κατάσταση κυψέλης. Η πύλη εισόδου ελέγχει τον όγκο των νέων πληροφοριών που προστίθενται στην κατάσταση κελιού, ενώ η πύλη λήθης αποφασίζει ποιες πληροφορίες θα απορριφθούν. Η πύλη εξόδου καθορίζει τον όγκο των πληροφοριών που χρησιμοποιούνται για να γίνουν προβλέψεις. Αυτός ο μηχανισμός πύλης επιτρέπει στο δίκτυο να εστιάζει επιλεκτικά σε σημαντικές πληροφορίες και να αγνοεί άσχετες πληροφορίες, καθιστώντας το ιδιαίτερα αποτελεσματικό στην επεξεργασία διαδοχικών δεδομένων.

Τα LSTM έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης χρονοσειρών, της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, της αναγνώρισης ομιλίας και της ανάλυσης εικόνας. Στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας, τα LSTM έχουν χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία κειμένου που είναι συνεκτικό και γραμματικά σωστό. Έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί για εργασίες όπως η μετάφραση γλώσσας και η ανάλυση συναισθημάτων. Στην αναγνώριση ομιλίας, τα LSTMs έχουν αποδειχθεί ότι ξεπερνούν τα παραδοσιακά μοντέλα, όπως τα μοντέλα Gaussian mix και τα κρυφά μοντέλα Markov. Στην ανάλυση εικόνας, τα LSTMs έχουν χρησιμοποιηθεί για εργασίες όπως η αναγνώριση αντικειμένων, η κατανόηση σκηνής και η δημιουργία λεζάντας εικόνας.

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα των LSTM είναι η ικανότητά τους να χειρίζονται ακολουθίες εισόδου διαφορετικού μήκους. Τα παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής εκμάθησης απαιτούν είσοδο σταθερού μήκους, κάτι που μπορεί να αποτελεί περιορισμό όταν αντιμετωπίζουμε δεδομένα μεταβλητού μήκους, όπως ομιλία και κείμενο. Τα LSTM μπορούν να επεξεργάζονται ακολουθίες εισόδου οποιουδήποτε μήκους, καθιστώντας τα κατάλληλα για εργασίες όπως η αναγνώριση ομιλίας και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας.

Ωστόσο, ένα μειονέκτημα των LSTM είναι ότι μπορεί να είναι υπολογιστικά ακριβά και απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων εκπαίδευσης. Επιπλέον, μπορεί να είναι δύσκολο να ερμηνευθούν, γεγονός που καθιστά δύσκολη την κατανόηση του πώς κάνουν προβλέψεις. Έχουν προταθεί αρκετές μέθοδοι για την ερμηνεία της εξόδου των LSTMs, όπως η οπτικοποίηση των προτύπων ενεργοποίησης μεμονωμένων νευρώνων και η ανάλυση της συμβολής διαφορετικών χαρακτηριστικών εισόδου στην τελική έξοδο.

2.3.7. Νευρωνικά δίκτυα Gated recurrent units (GRU)

Ένας συγκεκριμένος τύπος RNN που έχει κερδίσει σημαντική προσοχή τα τελευταία χρόνια είναι το νευρωνικό δίκτυο Gated Recurrent Unit (GRU). Τα νευρωνικά δίκτυα GRU που εισήχθησαν από τους Cho et al. το 2014, έχουν επιδείξει αξιοσημείωτες επιδόσεις στη μοντελοποίηση διαδοχικών δεδομένων λόγω της ικανότητάς τους να καταγράφουν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις, ενώ μετριάζουν το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης που σχετίζεται με τα παραδοσιακά RNN.

Σύμφωνα με τους (Cho, et al., 2014) η αρχιτεκτονική δικτύου GRU αποτελείται από ένα σύνολο επαναλαμβανόμενων μονάδων που διαδίδουν πληροφορίες στο χρόνο. Σε αντίθεση με τα τυπικά RNN, τα δίκτυα GRU ενσωματώνουν μηχανισμούς πύλης για τον έλεγχο της ροής πληροφοριών, επιτρέποντάς τους να διατηρούν σχετικές πληροφορίες για μεγαλύτερες περιόδους. Μια τυπική μονάδα GRU αποτελείται από τρία κύρια στοιχεία: μια πύλη ενημέρωσης, μια πύλη επαναφοράς και μια κρυφή κατάσταση. Η πύλη ενημέρωσης καθορίζει πόσο από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση θα πρέπει να περάσει στο τρέχον βήμα χρόνου. Ελέγχει τον βαθμό στον οποίο το δίκτυο διατηρεί πληροφορίες από το παρελθόν. Η πύλη επαναφοράς, από την άλλη πλευρά, αποφασίζει πόσο από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση θα πρέπει να αγνοηθεί. Αυτές οι δύο πύλες συνεργάζονται για να ρυθμίσουν τη ροή πληροφοριών εντός του δικτύου. Η κρυφή κατάσταση της μονάδας GRU αντιπροσωπεύει τη μνήμη του δικτύου, η οποία κωδικοποιεί τις σχετικές πληροφορίες από το παρελθόν.

Η διαδικασία εκπαίδευσης των δικτύων GRU περιλαμβάνει τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του μοντέλου για να ελαχιστοποιηθεί η απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων εξόδων και των ετικετών αλήθειας εδάφους. Αυτό γίνεται τυπικά μέσω της backpropagation μέσω του χρόνου (BPTT) σε συνδυασμό με αλγόριθμους βελτιστοποίησης που βασίζονται σε gradient descent, όπως ο Adam ή ο RMSprop. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το δίκτυο GRU μαθαίνει να ενημερώνει τις εσωτερικές πύλες και την κρυφή του κατάσταση με βάση την ακολουθία εισόδου. Οι διαβαθμίσεις που υπολογίζονται κατά τη διάρκεια της οπίσθιας διάδοσης χρησιμοποιούνται για την προσαρμογή των βαρών του δικτύου, επιτρέποντάς του να προσαρμοστεί στην εκάστοτε εργασία. Η αποτελεσματική ικανότητα εκμάθησης των δικτύων GRU έχει συμβάλει στην ευρεία υιοθέτησή τους σε διάφορες εφαρμογές.

Τα δίκτυα GRU προσφέρουν πολλά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις παραδοσιακές αρχιτεκτονικές RNN. Πρώτον, είναι σε θέση να συλλάβουν πιο αποτελεσματικά τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις λόγω των μηχανισμών τους. Αυτό τους επιτρέπει να διατηρούν πληροφορίες σε μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα, κάτι που είναι κρίσιμο για εργασίες που περιλαμβάνουν διαδοχικά δεδομένα. Δεύτερον, τα δίκτυα GRU μετριάζουν το εξαφανιζόμενο πρόβλημα κλίσης που μπορεί να εμποδίσει την εκπαίδευση αρχιτεκτονικών βαθιάς RNN. Πυλώνοντας προσεκτικά τη ροή πληροφοριών, τα δίκτυα GRU μπορούν να διαδώσουν πιο

αποτελεσματικά τις διαβαθμίσεις, επιτρέποντας καλύτερη ροή διαβάθμισης στο χρόνο. Επιπλέον, τα δίκτυα GRU έχουν απλούστερη αρχιτεκτονική σε σύγκριση με άλλες παραλλαγές RNN, όπως τα δίκτυα μακράς βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM). Με λιγότερες παραμέτρους προς εκμάθηση, τα δίκτυα GRU μπορούν να εκπαιδεύονται πιο αποτελεσματικά και είναι λιγότερο επιρρεπή σε υπερπροσαρμογή, ειδικά όταν τα δεδομένα είναι περιορισμένα.

Τα δίκτυα GRU έχουν βρει εφαρμογές σε διάφορους τομείς, επιδεικνύοντας την ευελιξία και την αποτελεσματικότητά τους στη μοντελοποίηση διαδοχικών δεδομένων. Έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία στην ανάλυση και την πρόβλεψη χρονοσειρών. Μπορούν να συλλάβουν μοτίβα και εξαρτήσεις σε δεδομένα χρονοσειρών, καθιστώντας τα κατάλληλα για την πρόβλεψη τιμών μετοχών, καιρικών προτύπων και κατανάλωση ενέργειας, μεταξύ άλλων. Η ικανότητα των δικτύων GRU να διατηρούν σχετικές πληροφορίες από το παρελθόν τους επιτρέπει να κάνουν ακριβείς προβλέψεις βασισμένες σε ιστορικά πρότυπα.

Ενώ τα δίκτυα GRU προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα σε σχέση με τα παραδοσιακά RNN, δεν είναι χωρίς περιορισμούς. Ένας περιορισμός είναι η ευπάθειά τους στην υπερβολική προσαρμογή όταν ασχολούνται με μικρά σύνολα δεδομένων. Όταν τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης είναι περιορισμένα, τα δίκτυα GRU μπορεί να δυσκολεύονται να γενικεύσουν καλά σε αόρατα παραδείγματα. Οι τεχνικές τακτοποίησης, όπως η διαρροή και η μείωση του βάρους, μπορούν να βοηθήσουν στην ανακούφιση αυτού του προβλήματος.

Μια άλλη πρόκληση είναι η δυσκολία ερμηνείας των εσωτερικών αναπαραστάσεων που μαθαίνονται από τα δίκτυα GRU. Λόγω της πολύπλοκης αρχιτεκτονικής τους, η κατανόηση του συγκεκριμένου συλλογισμού πίσω από τις προβλέψεις τους μπορεί να είναι πρόκληση. Οι ερευνητικές προσπάθειες συνεχίζονται για την ανάπτυξη μεθόδων ερμηνευσιμότητας και επεξήγησης σε μοντέλα βαθιάς μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των δικτύων GRU.

Όσον αφορά τις μελλοντικές κατευθύνσεις, οι ερευνητές διερευνούν τρόπους για να βελτιώσουν την απόδοση των δικτύων GRU ενσωματώνοντας μηχανισμούς προσοχής. Οι μηχανισμοί προσοχής επιτρέπουν στο δίκτυο να εστιάζει σε σχετικά μέρη της ακολουθίας εισόδου, επιτρέποντας καλύτερη μοντελοποίηση εξαρτήσεων μεγάλης εμβέλειας. Ο συνδυασμός δικτύων GRU με μηχανισμούς προσοχής έχει δείξει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα σε εργασίες όπως η αυτόματη μετάφραση και η δημιουργία λεζάντας εικόνων.

Επιπλέον, υπάρχει συνεχής έρευνα για την ανάπτυξη πιο προηγμένων παραλλαγών δικτύων GRU, όπως η Variational Recurrent Unit (VRU) και η Zoneout Recurrent Unit (ZRU). Αυτές οι παραλλαγές στοχεύουν στη βελτίωση των δυνατοτήτων μοντελοποίησης των δικτύων GRU με την εισαγωγή πρόσθετων στοιχείων ή την τροποποίηση των μηχανισμών πύλης.

2.3.8. Μέθοδοι αξιολόγησης ακρίβειας Μοντέλων

Η αξιολόγηση της απόδοσης και της αποτελεσματικότητας των νευρωνικών δικτύων είναι ζωτικής σημασίας για την αξιολόγηση των δυνατοτήτων τους και τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων σχετικά με την ανάπτυξή τους. Διάφορες μέθοδοι αξιολόγησης έχουν αναπτυχθεί για την αξιολόγηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων σε διαφορετικές εργασίες, όπως η ταξινόμηση, η παλινδρόμηση και η παραγωγική μοντελοποίηση.

Μία από τις θεμελιώδεις μετρήσεις αξιολόγησης για τα νευρωνικά δίκτυα είναι η ακρίβεια, η οποία μετρά το ποσοστό των σωστών προβλέψεων που γίνονται από το μοντέλο. Η ακρίβεια χρησιμοποιείται ευρέως σε εργασίες ταξινόμησης, όπου ο στόχος είναι να εκχωρηθούν δεδομένα εισόδου σε μία από πολλές

προκαθορισμένες κλάσεις. Ωστόσο, η ακρίβεια από μόνη της μπορεί να μην παρέχει μια πλήρη εικόνα της απόδοσης ενός μοντέλου, ειδικά όταν πρόκειται για μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων. Σε τέτοιες περιπτώσεις, μετρήσεις όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και η βαθμολογία F1 χρησιμοποιούνται συνήθως για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου σε μεμονωμένες κλάσεις και την αποτελεσματική διαχείριση των ανισορροπιών κλάσεων (Japkowicz & Shah, 2011).

Μια άλλη συνήθως χρησιμοποιούμενη μέθοδος αξιολόγησης είναι η διασταυρούμενη επικύρωση, η οποία περιλαμβάνει τη διαίρεση του συνόλου δεδομένων σε πολλαπλά υποσύνολα και την εκπαίδευση του μοντέλου σε διαφορετικούς συνδυασμούς αυτών των υποσυνόλων. Αυτή η τεχνική βοηθά στην εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου σε αόρατα δεδομένα και μετριάξει ζητήματα που σχετίζονται με την υπερπροσαρμογή. Η διασταυρούμενη επικύρωση K-fold είναι μια δημοφιλής προσέγγιση, όπου το σύνολο δεδομένων διαιρείται σε υποσύνολα ίσου μεγέθους K και το μοντέλο εκπαιδεύεται και αξιολογείται K φορές, κάθε φορά χρησιμοποιώντας ένα διαφορετικό υποσύνολο ως σύνολο επικύρωσης. Στη συνέχεια, οι τελικές μετρήσεις απόδοσης υπολογίζονται κατά μέσο όρο στις επαναλήψεις K (Kohavi & others, 1995).

Εκτός από την ακρίβεια και τη διασταυρούμενη επικύρωση, οι μέθοδοι αξιολόγησης για νευρωνικά δίκτυα συχνά περιλαμβάνουν μετρήσεις όπως το μέσο τετράγωνο σφάλμα (MSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και το ριζικό μέσο τετράγωνο σφάλμα (RMSE). Αυτές οι μετρήσεις χρησιμοποιούνται συνήθως σε εργασίες παλινδρόμησης, όπου ο στόχος είναι η πρόβλεψη συνεχών ή πραγματικών εκροών. Το MSE μετρά τη μέση τετραγωνική διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών, ενώ το MAE υπολογίζει τη μέση απόλυτη διαφορά. Το RMSE είναι η τετραγωνική ρίζα του MSE και παρέχει ένα πιο ερμηνεύσιμο μέτρο του σφάλματος. Αυτές οι μετρήσεις βοηθούν στην ποσοτικοποίηση της απόδοσης του μοντέλου όσον αφορά την απόκλιση μεταξύ προβλεπόμενων και βασικών τιμών αλήθειας (Willmott & Matsuura, 2005).

Κατά την αξιολόγηση μοντέλων δημιουργίας, όπως οι αυτοκωδικοποιητές παραλλαγών (VAE) και τα παραγωγικά ανταγωνιστικά δίκτυα (GAN), οι παραδοσιακές μετρήσεις όπως η ακρίβεια και το σφάλμα είναι συχνά ανεπαρκείς. Σε τέτοιες περιπτώσεις, χρησιμοποιούνται συνήθως μέθοδοι αξιολόγησης όπως η βαθμολογία έναρξης και η απόσταση έναρξης Fréchet (FID). Η βαθμολογία έναρξης μετρά την ποιότητα και την ποικιλομορφία των δημιουργούμενων εικόνων υπολογίζοντας τη μέση εντροπία υπό όρους των προβλεπόμενων ετικετών κλάσης και την οριακή εντροπία της προβλεπόμενης κατανομής κλάσεων. Από την άλλη πλευρά, το FID μετρά την ομοιότητα μεταξύ των αναπαραστάσεων χαρακτηριστικών πραγματικών και παραγόμενων δεδομένων χρησιμοποιώντας ένα προεκπαιδευμένο βαθύ νευρωνικό δίκτυο (Salimans, et al., 2016).

Εκτός από αυτές τις μετρήσεις, είναι σημαντικό να ληφθούν υπόψη και άλλες πτυχές κατά την αξιολόγηση των νευρωνικών δικτύων, όπως η υπολογιστική απόδοση, η ερμηνευτικότητα και η ευρωστία σε αντίπαλες επιθέσεις. Η υπολογιστική απόδοση μετρά τις απαιτήσεις ταχύτητας και πόρων του μοντέλου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και των συμπερασμάτων, κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό για εφαρμογές μεγάλης κλίμακας. Η ερμηνευσιμότητα αναφέρεται στην ικανότητα κατανόησης και επεξήγησης των αποφάσεων που λαμβάνονται από το μοντέλο, κάτι που είναι κρίσιμο για τομείς όπως η υγειονομική περίθαλψη και τα οικονομικά. Η αξιολόγηση ευρωστίας περιλαμβάνει τον έλεγχο της απόδοσης του μοντέλου κάτω από διαφορετικούς τύπους αντίθετων επιθέσεων, όπως διαταραχές εισόδου ή κακόβουλα κατασκευασμένες εισόδους (Carlini & Wagner, 2017).

Τα τελευταία χρόνια, ο τομέας της αξιολόγησης νευρωνικών δικτύων έχει σημειώσει προόδους στην ανάπτυξη πλαισίων αξιολόγησης και συνόλων δεδομένων αναφοράς. Αυτά τα πλαίσια, όπως το TensorFlow, το PyTorch και το scikit-learn, παρέχουν ένα ευρύ φάσμα μετρήσεων αξιολόγησης και εργαλείων για την αξιολόγηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων σε διάφορες εργασίες. Τα σύνολα δεδομένων συγκριτικής αξιολόγησης, όπως το ImageNet και το CIFAR-10, χρησιμεύουν ως τυποποιημένες βάσεις δοκιμών για την αξιολόγηση και τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων και αλγορίθμων. Αυτά τα

σύνολα δεδομένων διασφαλίζουν δίκαιες και συνεπείς πρακτικές αξιολόγησης, επιτρέποντας στους ερευνητές και τους επαγγελματίες να κάνουν ουσιαστικές συγκρίσεις (Abadi, et al., 2016).

Εκτός από τις παραδοσιακές μεθόδους αξιολόγησης, έχουν εμφανιστεί νεότερες τεχνικές για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων προκλήσεων στην αξιολόγηση νευρωνικών δικτύων. Μια τέτοια προσέγγιση είναι η εκτίμηση της αβεβαιότητας, η οποία στοχεύει να ποσοτικοποιήσει την αβεβαιότητα που σχετίζεται με τις προβλέψεις του μοντέλου. Τα νευρωνικά δίκτυα Bayes και η εγκατάλειψη του Μόντε Κάρλο είναι παραδείγματα μεθόδων που παρέχουν εκτιμήσεις αβεβαιότητας με δειγματοληψία από την μεταγενέστερη κατανομή του μοντέλου. Αυτά τα μέτρα αβεβαιότητας μπορεί να είναι πολύτιμα σε εφαρμογές όπου η εμπιστοσύνη και η αξιοπιστία του μοντέλου είναι ζωτικής σημασίας, όπως η ιατρική διάγνωση ή η αυτόνομη οδήγηση.

Οι μέθοδοι συνόλου είναι μια άλλη δημοφιλής προσέγγιση για την αξιολόγηση των νευρωνικών δικτύων. Η εκμάθηση συνόλου περιλαμβάνει την εκπαίδευση πολλαπλών μοντέλων ανεξάρτητα και το συνδυασμό των προβλέψεών τους για να ληφθεί ένα τελικό αποτέλεσμα. Αυτή η τεχνική αξιοποιεί την ποικιλομορφία των μεμονωμένων μοντέλων για τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης και στιβαρότητας. Οι μέθοδοι συνόλου μπορούν να εφαρμοστούν σε διάφορες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, συμπεριλαμβανομένων των δικτύων τροφοδοσίας, των επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων (RNN) και των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (CNN), και έχει αποδειχθεί ότι βελτιώνουν την απόδοση σε εργασίες όπως η ταξινόμηση εικόνας και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας.

Επιπλέον, η αξιολόγηση των νευρωνικών δικτύων εκτείνεται πέρα από τις ποσοτικές μετρήσεις και συχνά περιλαμβάνει ποιοτική αξιολόγηση. Η οπτική επιθεώρηση των εξόδων του μοντέλου, όπως οι δημιουργημένες εικόνες ή τα ανακατασκευασμένα δείγματα, μπορεί να προσφέρει πολύτιμες πληροφορίες για την απόδοσή του και να εντοπίσει πιθανούς περιορισμούς ή περιοχές προς βελτίωση. Η ποιοτική αξιολόγηση μπορεί επίσης να περιλαμβάνει μελέτες χρηστών ή αξιολογήσεις ειδικών, όπου οι ανθρώπινοι αξιολογητές παρέχουν υποκειμενική ανατροφοδότηση για τα αποτελέσματα του μοντέλου με βάση προκαθορισμένα κριτήρια. Αυτές οι ποιοτικές αξιολογήσεις βοηθούν στην κατανόηση της συμπεριφοράς του μοντέλου και στην αντιμετώπιση τυχόν ζητημάτων που μπορεί να μην αποτυπωθούν μόνο από ποσοτικές μετρήσεις (Amershi, et al., 2019).

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η επιλογή της μεθόδου αξιολόγησης εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εργασία, τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και τους στόχους της εφαρμογής του νευρωνικού δικτύου. Κάθε μέθοδος αξιολόγησης έχει τα πλεονεκτήματά και τους περιορισμούς της, και συχνά συνιστάται η χρήση πολλαπλών μεθόδων για να επιτευχθεί μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης ενός νευρωνικού δικτύου. Επιπλέον, οι μέθοδοι αξιολόγησης θα πρέπει να χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τον κατάλληλο πειραματικό σχεδιασμό, συμπεριλαμβανομένων των κατάλληλων διαχωρισμών δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης, συντονισμού υπερπαραμέτρων και αυστηρής στατιστικής ανάλυσης, για να διασφαλιστούν αξιόπιστα και αναπαραγώγιμα αποτελέσματα (Demšar, 2006).

Συμπερασματικά, η αξιολόγηση των νευρωνικών δικτύων περιλαμβάνει ένα ποικίλο σύνολο μεθόδων και μετρήσεων προσαρμοσμένων σε διαφορετικά καθήκοντα και στόχους. Η ακρίβεια, η διασταυρούμενη επικύρωση, οι μετρήσεις σφάλματος και τα εξειδικευμένα μέτρα αξιολόγησης, όπως η βαθμολογία έναρξης και το FID, χρησιμοποιούνται συνήθως για την αξιολόγηση της απόδοσης σε εργασίες ταξινόμησης, παλινδρόμησης και γενετικής μοντελοποίησης. Ωστόσο, εκτιμήσεις όπως η υπολογιστική απόδοση, η ερμηνευτικότητα και η ευρωστία είναι εξίσου σημαντικές για την αξιολόγηση των νευρωνικών δικτύων. Με τις εξελίξεις στα πλαίσια αξιολόγησης, τα σύνολα δεδομένων αναφοράς και τις αναδυόμενες τεχνικές όπως η εκτίμηση της αβεβαιότητας και η μάθηση συνόλου, οι ερευνητές και οι επαγγελματίες έχουν μια ευρύτερη σειρά εργαλείων και προσεγγίσεων για την αξιολόγηση των δυνατοτήτων και των περιορισμών των νευρωνικών δικτύων.

3. Μεθοδολογία

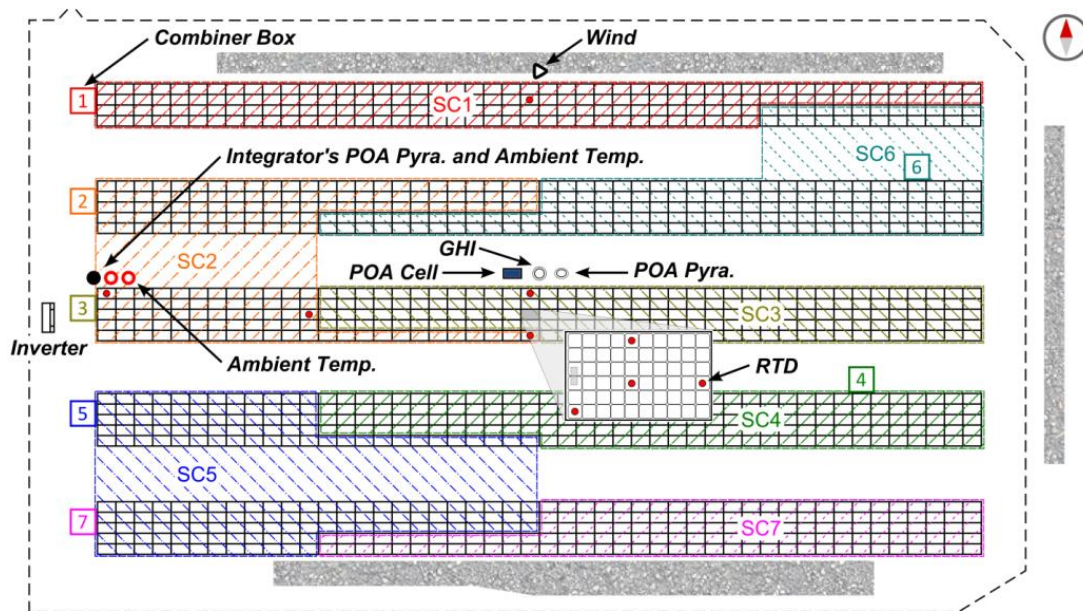
Σε αυτό το κεφάλαιο, παρουσιάζεται η μεθοδολογία εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται τα αρχικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, η δομή τους, τα περιεχόμενά τους και τα ποιοτικά τους χαρακτηριστικά. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι βιβλιοθήκες και τα λογισμικά που χρησιμοποιήθηκαν για τη μελέτη και τη πρόβλεψη της παραγωγής ηλεκτρικής ισχύος από φωτοβολταϊκό πάρκο. Μετ' έπειτα περιγράφεται η προ-επεξεργασία των δεδομένων, η οποία είναι μια διαδικασία απαραίτητη και υψίστης σημασίας έτσι ώστε τα αποτελέσματα να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στα πραγματικά.

3.1. Δεδομένα φωτοβολταϊκής παραγωγής που χρησιμοποιήθηκαν

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της ενέργειας φωτοβολταϊκού πάρκου αντλήθηκαν από ιστότοπο που διαθέτει σύνολα δεδομένων, τα οποία προορίζονται για δημόσια πρόσβαση και χρήση. Τα δεδομένα αποτελούν μετρήσεις μετεωρολογικών δεδομένων και μετρήσεις ενέργειας και ισχύος ενός φωτοβολταϊκού πάρκου που βρίσκεται σε λειτουργία και έχουν ληφθεί σε τακτά χρονικά διαστήματα, αποτελώντας δεδομένα χρονοσειρών.

Συγκεκριμένα, το Εθνικό Ινστιτούτο Προτύπων και Τεχνολογίας (NIST) ολοκλήρωσε την κατασκευή τριών φωτοβολταϊκών (PV) συστοιχιών στην πανεπιστημιούπολη του Gaithersburg, MD. Εγκαταστάθηκαν ολοκληρωμένα συστήματα συλλογής δεδομένων και κατασκευάστηκε επίσης ένας επιτόπιος μετεωρολογικός σταθμός για τη συλλογή βοηθητικών ηλιακών και μετεωρολογικών μετρήσεων που απαιτούνται για τον πλήρη χαρακτηρισμό και τη μοντελοποίηση των φωτοβολταϊκών συστοιχιών. Το σύνολο δεδομένων παρέχει υψηλής ανάλυσης, χαμηλής αβεβαιότητας μετρήσεις φωτοβολταϊκών επιδόσεων και καιρού για εκτεταμένες, συνεχείς χρονικές περιόδους. Τα δεδομένα έχουν συλλεχθεί για περίπου τέσσερα χρόνια 2015-2019. Οι τρεις συστοιχίες είναι τοποθετημένες σε διαφορετικές διαμορφώσεις: η διάταξη Canopy είναι τοποθετημένη σε στέγαστρα με ανατολική/δυτική όψη πάνω από ένα χώρο στάθμευσης, η Συστοιχία εδάφους είναι τοποθετημένη σε κεκλιμένα στηρίγματα εδάφους σε ανοιχτό πεδίο και το Roof Array είναι τοποθετημένο σε κεκλιμένες, σταθμισμένες σχάρες σε επίπεδο στέγη κτιρίου. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα που αφορούν το πάρκο που είναι εγκατεστημένο στο έδαφος. Οι συστοιχίες είναι εξοπλισμένες με αισθητήρες ερευνητικού βαθμού που μετρούν διάφορες ηλεκτρικές, θερμοκρασιακές και μετεωρολογικές παραμέτρους. Σε κάθε συστοιχία γίνονται μετρήσεις ανέμου, θερμοκρασίας περιβάλλοντος και διάφορες ηλιακές μετρήσεις. Υπάρχει επίσης ένας ολοκληρωμένος μετεωρολογικός σταθμός εγκατεστημένος σε ένα κοντινό κτίριο. Ο μετεωρολογικός σταθμός περιλαμβάνει όργανα που μετρούν τα διάφορα ηλιακά στοιχεία, τις φασματικές καμπύλες, την ενέργεια υπεριώδους (UV) και υπέρυθρης ακτινοβολίας (IR) και μια πλήρη σειρά τυπικών καιρικών συνθηκών (Boyd, 2015) (Boyd, 2017)

Το φωτοβολταϊκό πάρκο της παρούσας μελέτης αποτελείται από πέντε κεκλιμένες σειρές ή συστοιχίες, που εκτείνονται ανατολικά-δυτικά και έχει εγκατεστημένη ονομαστική ισχύ 271 kW. Όλες οι σειρές έχουν σταθερή κλίση 20° με κατεύθυνση βορρά προς νότο. Η περιοδική τοπική σκίαση στις συστοιχίες προκαλείται από τη σκίαση μεταξύ των σειρών, από τριώροφο κτίριο ακριβώς δυτικά του πάρκου, τη βλάστηση στην περιοχή και τον φράκτης καλωδιακής σιδηροτροχιάς που περιβάλλει τη συστοιχία ύψους 1,2μ. Ένα διάγραμμα των εγκαταστάσεων και όλων των θέσεων οργάνων και αισθητήρων παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα (Boyd, 2015).



Εικόνα 3. 1. Διάγραμμα εγκαταστάσεων φωτοβολταϊκού πάρκου

Στο παραπάνω διάγραμμα διακρίνονται οι θέσεις του εγκατεστημένου εξοπλισμού με τον οποίο καταγράφηκαν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν.



Εικόνα 3. 2. Φωτοβολταϊκό πάρκο της παρούσας μελέτης

Όλες οι μετρήσεις συγκεντρώνονται σε τιμές 1 λεπτού, χρησιμοποιώντας είτε μέσο όρο, ελάχιστο, μέγιστο ή άθροισμα, όποιο είναι καταλληλότερο. Ενώ καταβλήθηκε κάθε προσπάθεια για να ελαχιστοποιηθούν οι διακοπές στη ροή δεδομένων, υπήρξαν στιγμές κατά τη διάρκεια της καταγραφής που τα δεδομένα δεν ήταν διαθέσιμα ή οι συγκεκριμένες μετρήσεις ήταν εσφαλμένες. Ωστόσο, η απώλεια δεδομένων και τα σφάλματα περιορίστηκαν στο ελάχιστο, με αυτά τα δύο χρόνια δεδομένων να έχουν συνδυασμένη διαθεσιμότητα δεδομένων μεγαλύτερη από 99 % (Boyd, 2017) (Boyd, 2015).

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα βασικά χαρακτηριστικά του φωτοβολταϊκού πάρκου στη στήλη Ground.

	Canopy	Ground	Roof
Array Rated DC Power [kW]	243	271	73
Latitude [°N]	39.1385	39.1319	39.1354
Longitude [°E]	-77.2155	-77.2141	-77.2156
Elevation^a [m]	137	138	149
Height^b [m]	5.11	0.67	0.08
Tilt [°]	5	20	10
Azimuth [° CW from N.]	90, 270	180	180
Number of Modules	1032	1152	312
Module Manufacturer	Sharp ²		
Module Model	NU-U235F2		
Module Technology	monocrystalline silicon – front contact		
Module Rated Power [W]	235		
Modules Per String	12		
Number of Source Circuits	86	96	26
Number of Combiner Boxes	7	7	4
Number of Inverters	1	1	1
Inverter Manufacturer	PV Powered (now Advanced Energy)		Satcon
Inverter Model	PVP260kW		PVS-75 480
Inverter Rated Power [kW]	260		75

Πίνακας 3. 1. Βασικά χαρακτηριστικά φωτοβολταϊκού πάρκου

Στον ακόλουθο πίνακα παρουσιάζονται τα μετρημένα μεγέθη που περιέχονται στα δεδομένα μας.

Measurement	Instrument
AC Voltage, Current, Freq., Power, Energy	AC Power Meter with Current Transformers (CTs)
Ambient Temperature (inside inverter)	RTD Air Probe in Custom Ventilated Enclosure
Ambient Temperature (outdoors) (1)	RTD Probe in a Multi-Plate Passively Ventilated Radiation Shield
Ambient Temperature (outdoors) (2)	RTD Probe in a Multi-Plate Passively Ventilated Radiation Shield
Current Signal	Shunt Resistor
DC Voltage	Voltage Divider in a Custom Circuit and Enclosure
DC Current (1)	Shunt Resistor
DC Current (2)	Shunt Resistor
Digital Image (1)	PTZ Camera
Digital Image (2)	Campbell Scientific
Global Horizontal Irradiance (GHI)	Thermopile Pyranometer
Module Backsheet Surface Temperature (1)	RTD
Module Backsheet Surface Temperature (2)	RTD
Module Backsheet Surface Temperature (3)	Thermocouple
Module Backsheet Surface Temperature (4)	RTD
Plane-of-Array (POA) Irradiance (1)	Thermopile Pyranometer
Plane-of-Array (POA) Irradiance (2)	Flat-Plate Silicon Irradiance Sensor
Plane-of-Array (POA) Irradiance (3)	Domed Diffused Silicon-Cell Pyranometer
Reference Module I-V Curve and Maximum Power Point	I-V Curve Tracer with Maximum Power Tracker and Load
RTD Current	Shunt Resistor

Shunt Voltage	Remote Terminal Unit
Voltage Signal	Data Logger
Voltage Signal and RTD	Remote Terminal Unit
Voltage Divider Output Voltage	Analog Transmitter
Wind Speed and Direction	Ultrasonic Wind Sensor

Πίνακας 3. 2. Δεδομένα που συλλέχθηκαν – Μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν

Πηγές εικόνων – πινάκων : <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/TechnicalNotes/NIST.TN.1913.pdf>

3.2. Περιβάλλον ανάπτυξης και βιβλιοθήκες

Για την πρόβλεψη της παραγόμενης ενέργειας αναπτύχθηκαν δύο μοντέλα βαθιάς μηχανικής μάθησης, ένα μοντέλο LSTM και ένα μοντέλο GRU, με χρήση της προγραμματιστικής γλώσσας Python. Η Python είναι μια γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου, γενικής χρήσης που χρησιμοποιείται ευρέως για διάφορες εφαρμογές, όπως ανάλυση δεδομένων, μηχανική μάθηση, ανάπτυξη ιστού και επιστημονικούς υπολογιστές. Δημιουργήθηκε από τον Guido van Rossum και κυκλοφόρησε για πρώτη φορά το 1991. Η Python είναι γνωστή για την απλότητα, την αναγνωσιμότητα και την ευκολία στη χρήση της, καθιστώντας την μια δημοφιλή επιλογή τόσο για αρχάριους όσο και για έμπειρους προγραμματιστές. Έχει μια μεγάλη και ενεργή κοινότητα που συμβάλλει στο εκτεταμένο οικοσύστημα βιβλιοθηκών της, το οποίο παρέχει εργαλεία και πλαίσια για διάφορους τομείς. Η ευελιξία της Python, σε συνδυασμό με την ευρωστία και την επεκτασιμότητα της, την έχουν καταστήσει μια από τις πιο ευρέως διαδεδομένες γλώσσες προγραμματισμού στον κόσμο (Van Rossum & Drake Jr, 1995). Κάποιες από τις βασικές βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν είναι η Pandas η οποία περιέχει ένα μεγάλο σύνολο συναρτήσεων για τη διαχείριση και τη μελέτη συνόλων δεδομένων, η Matplotlib η οποία χρησιμοποιείται για αναπαράσταση γραφικών παραστάσεων και η NumPy η οποία διαθέτει ένα εύρος συναρτήσεων για μαθηματικές πράξεις μέχρι και συναρτήσεις για διαχείριση και μελέτη πινάκων.

Οι Keras, TensorFlow και scikit-learn (sklearn) είναι ισχυρές βιβλιοθήκες που χρησιμοποιούνται ευρέως στη μηχανική μάθηση και στην επιστήμη δεδομένων. Το Keras είναι ένα API νευρωνικών δικτύων υψηλού επιπέδου που τρέχει πάνω από το TensorFlow, μια βιβλιοθήκη βαθιάς μάθησης ανοιχτού κώδικα. Το Keras παρέχει μια φιλική προς το χρήστη διεπαφή για το σχεδιασμό, την εκπαίδευση και την αξιολόγηση μοντέλων βαθιάς μάθησης. Προσφέρει μια σπονδυλωτή και διαισθητική προσέγγιση για τη δημιουργία νευρωνικών δικτύων, επιτρέποντας στους χρήστες να πρωτοτυπούν γρήγορα και να πειραματίζονται με διαφορετικές αρχιτεκτονικές. Το TensorFlow, από την άλλη πλευρά, είναι ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο που παρέχει λειτουργίες χαμηλού επιπέδου και δυνατότητες υπολογιστικών γραφημάτων για τη δημιουργία και την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής εκμάθησης. Προσφέρει εξαιρετική υποστήριξη για κατανεμημένους υπολογιστές και επιτρέπει την αποτελεσματική ανάπτυξη σε διάφορες πλατφόρμες Keras and TensorFlow: Εκτός από τη βαθιά μάθηση, η scikit-learn (sklearn) είναι μια δημοφιλής βιβλιοθήκη για μηχανική μάθηση στην Python. Παρέχει ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων και εργαλείων για εργασίες όπως ταξινόμηση, παλινδρόμηση, ομαδοποίηση και μείωση διαστάσεων. Το Sklearn είναι γνωστό για την απλότητα και την ευκολία χρήσης του, καθιστώντας το κατάλληλο τόσο για αρχάριους όσο και για έμπειρους επαγγελματίες (Pedregosa, et al., 2011).

Το Anaconda είναι μια διανομή ανοιχτού κώδικα της γλώσσας προγραμματισμού Python που στοχεύει στην απλοποίηση της διαχείρισης πακέτων και της ανάπτυξης περιβαλλόντων επιστήμης δεδομένων και

μηχανικής μάθησης. Παρέχει μια ολοκληρωμένη συλλογή προ-μεταγλωττισμένων πακέτων και εργαλείων, συμπεριλαμβανομένων δημοφιλών βιβλιοθηκών όπως NumPy, Pandas και scikit-learn. Το Anaconda επιτρέπει στους χρήστες να δημιουργούν απομονωμένα περιβάλλοντα, διευκολύνοντας τη διαχείριση των εξαρτήσεων και διασφαλίζοντας την αναπαραγωγιμότητα στα έργα. Το Jupyter Notebook, από την άλλη πλευρά, είναι ένα διαδραστικό περιβάλλον υπολογιστών που επιτρέπει στους χρήστες να δημιουργούν και να μοιράζονται έγγραφα που περιέχουν ζωντανό κώδικα, οπτικοποιήσεις και αφηγηματικό κείμενο. Υποστηρίζει πολλές γλώσσες προγραμματισμού, συμπεριλαμβανομένης της Python, και παρέχει έναν βολικό τρόπο ανάπτυξης, τεκμηρίωσης και επικοινωνίας ροών εργασίας ανάλυσης δεδομένων. Το Jupyter Notebook περιλαμβάνεται συχνά ως μέρος της διανομής Anaconda, προσφέροντας ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον για τους επιστήμονες δεδομένων και τους ερευνητές να εξερευνήσουν και να παρουσιάσουν τη δουλειά τους (Rolon-Mérette, et al., 2016).

3.3. Διαχείριση και προεπεξεργασία Δεδομένων

Η προεπεξεργασία των δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για τα αποτελέσματα των μοντέλων νευρωνικών δικτύων. Τα δεδομένα της παρούσας εργασίας έχουν καταγραφεί για διάστημα 4 ετών για τα έτη 2015-2019 και συγκεκριμένα με διακριτότητα ενός λεπτού. Παρακάτω, περιγράφονται οι μέθοδοι και τα βήματα που ακολουθήθηκαν για να την ετοιμασία και την μετατροπή των δεδομένων σε μορφή που μπορεί να εισαχθεί στα μοντέλα και να δώσει όσο το δυνατόν βέλτιστα αποτελέσματα.

3.3.1. Διαχωρισμός χρήσιμης και μη πληροφορίας

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι διαθέσιμα σε μορφή υπολογιστικού φύλλου csv. Συγκεκριμένα, τα δεδομένα περιλαμβάνουν πολλαπλά αρχεία csv με μετρήσεις ανα λεπτό και για κάθε μέρα για το χρονικό διάστημα 2015-2019.

Σε πρώτη φάση, έγινε ομαδοποίηση των δεδομένων ανά χρονιά και με τη χρήση των βιβλιοθηκών os, pandas και glob ενοποιήθηκαν όλα τα διαθέσιμα αρχεία csv σε ένα ενιαίο για κάθε χρονιά. Το πλήθος των στηλών, δηλαδή των μετρήσεων στο κάθε υπολογιστικό φύλλο είναι 100, καθώς περιλαμβάνονται οι μέσες, οι μικρότερες και οι μεγαλύτερες τιμές από κάθε μέτρηση. Από αυτό το σύνολο πραγματοποιήθηκε ένας διαχωρισμός των μετρήσεων σε δεδομένα εισόδου (input) και δεδομένα εξόδου (output). Τα δεδομένα εξόδου των μοντέλων είναι οι καταγεγραμμένες τιμές της πραγματικής παραγωγής ενέργειας του κάθε λεπτού σε μονάδες ισχύος. Για τα δεδομένα εισόδου, επιλέχθηκαν από τις 100 οι μεταβλητές που θεωρήθηκαν χρήσιμες για την κατασκευή των μοντέλων και συγκεκριμένα επιλέχθηκαν με κριτήριο, το ποιος από αυτές ενδέχεται να επηρεάσουν την ηλιακή ακτινοβολία και κατ'επέκταση την παραγόμενη ισχύ. Επιπρόσθετα, χρησιμοποιήθηκαν οι καταγεγραμμένες μέσες τιμές των μεταβλητών.

Συμπληρωματικά χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση corr μέσω της οποίας λαμβάνουμε τις πιθανές συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών των δεδομένων. Συγκεκριμένα, η συνάρτηση corr που παρέχεται από τη βιβλιοθήκη Pandas της Python υπολογίζει τον συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών σε ένα DataFrame, ενώ μπορεί να υπολογίζει τη συσχέτιση μεταξύ μιας μεταβλητής και των υπόλοιπων μεταβλητών. Μετρά τη γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών και επιστρέφει μια τιμή μεταξύ -1 και 1, υποδεικνύοντας την ισχύ και την κατεύθυνση της συσχέτισης. Στην περίπτωσή μας, έγινε υπολογισμός των συσχετίσεων μεταξύ των μεταβλητών που επιλέχθηκαν ως δεδομένα εισόδου και της μεταβλητής που επιλέχθηκε ως output, δηλαδή της παραγόμενης ισχύος.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα δεδομένα εισόδου που επιλέχθηκαν για να εισαχθούν στα μοντέλα, οι τιμές εξόδου, κάποιες ενδεικτικές τιμές από το DataFrame και οι συσχετίσεις που προέκυψαν μετά από την εφαρμογή της συνάρτησης μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΑΡΑΓΟΜΕΝΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΪΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΙΚΩΝ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΩΝ ΒΑΘΙΑΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

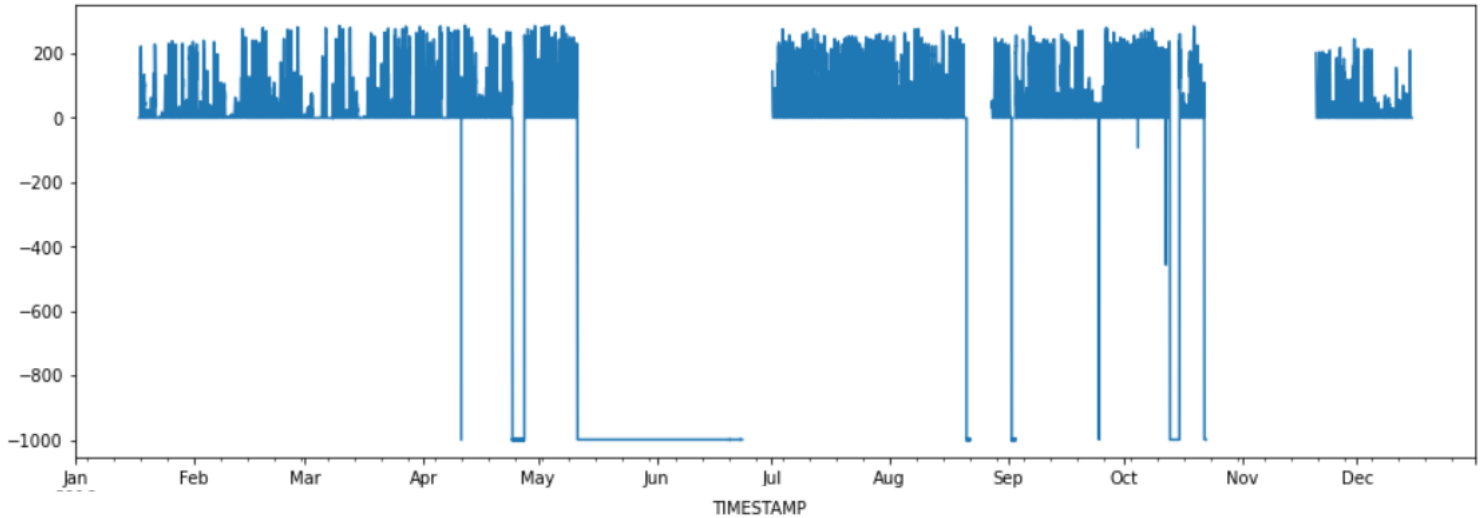
TIMESTAMP	Pyra1_Wm2	CR1000Temp_C	RefCell1_Wm2	AmbTemp_C	SEWSAmbientTemp_C	SEWSModuleTemp_C	InvVDVoltage_V	SEWSPOAlrrad_Wm2	WindSpeed_ms	WindDir_deg	WindDirStdDev_deg	Παραγόμενη Ισχύς kW
	Input 1	Input 2	Input 3	Input 4	Input 5	Input 6	Input 7	Input 8	Input 9	Input 10	Input 11	OUTPUT
1/1/2018 0:00	-11.679419	-11.72	0.408	-10.1	-10.77	-12.81	17.74	-0.038	2.64	302.4	16.23	0
1/1/2018 0:15	-11.410928	-11.67	0.408	-10.04	-10.7	-12.56	17.47	-0.038	2.298	309.2	13.4	0
1/1/2018 0:30	-12.619143	-11.61	0.408	-10.1	-10.79	-12.85	17.44	-0.038	1.877	341.4	18.46	0
1/1/2018 0:45	-11.679419	-11.61	0.408	-10.35	-11	-13.01	16.99	-0.038	2.435	295.1	13.67	0
1/1/2018 1:00	-12.082158	-11.63	0.408	-10.37	-11.05	-13.22	16.66	-0.038	1.865	293.8	11.6	0
...
1/1/2018 11:00	493.8918	-4.7	766	-7.848	-8.43	-1.067	380.9	559.7	2.982	328.3	22.17	221.8
1/1/2018 11:15	477.37952	-4.236	744.8	-7.171	-7.782	0.837	385.9	601.3	5.04	301.1	12.33	223.6
1/1/2018 11:30	398.3085	-3.319	602.8	-7.743	-8.32	-1.887	386.9	497.8	3.745	336.3	14.49	175.2
1/1/2018 11:45	449.9933	-2.978	676.1	-7.939	-8.55	-4.336	382.2	578.3	3.835	313.9	21.23	200.9
1/1/2018 12:00	273.0568	-3.107	348.7	-7.944	-8.48	-4.399	369.7	223.2	2.892	304.3	9.15	102.5

Πίνακας 3. 3. Δείγμα δεδομένων εισόδου και εξόδου

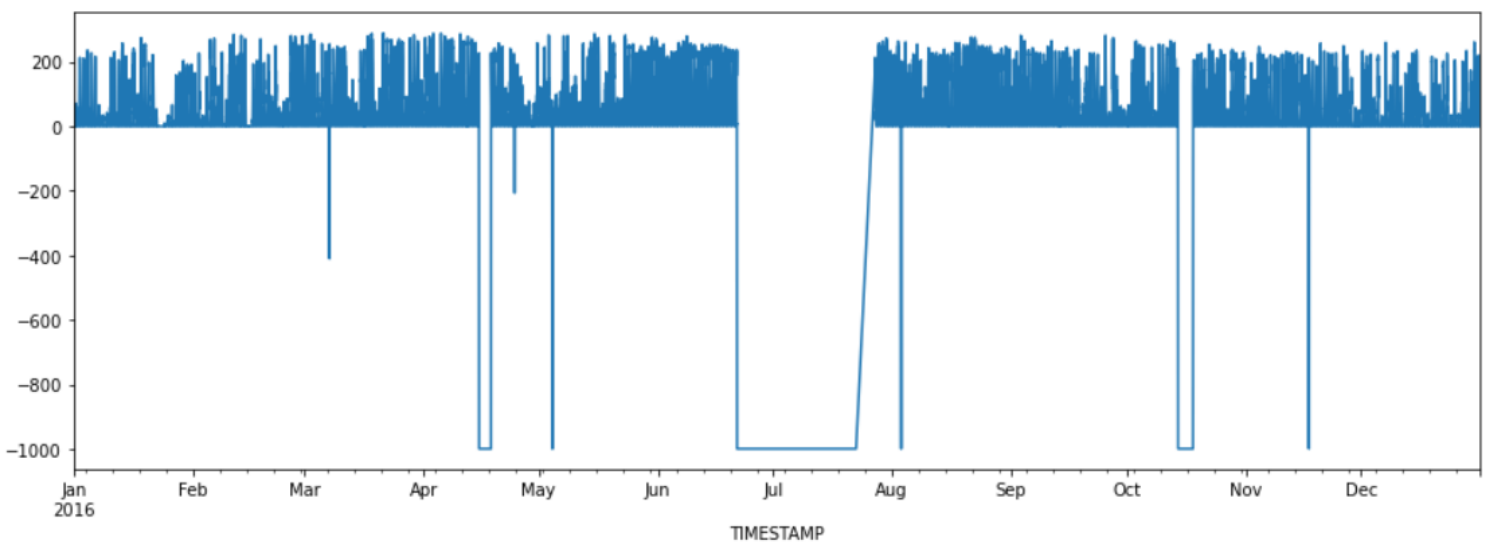
ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ	ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΗΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ
Pyra1_Wm2	0.8666745474
CR1000Temp_C	0.7194347340
RefCell1_Wm2	0.8977173395
AmbTemp_C	0.5435202420
SEWSAmbientTemp_C	0.8467513330
SEWSModuleTemp_C	0.7883062999
InvVDVoltage_V	0.4767133721
SEWSPOAlrrad_Wm2	0.9786636670
WindSpeedAve_ms	0.4721836456
WindDirAve_deg	0.1816814416
WindDirStdDev_deg	0.0273781876
ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΞΟΔΟΥ	ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΗΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ
InvPDC_kW	1

Πίνακας 3. 4. Συντελεστές Συσχέτισης μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου

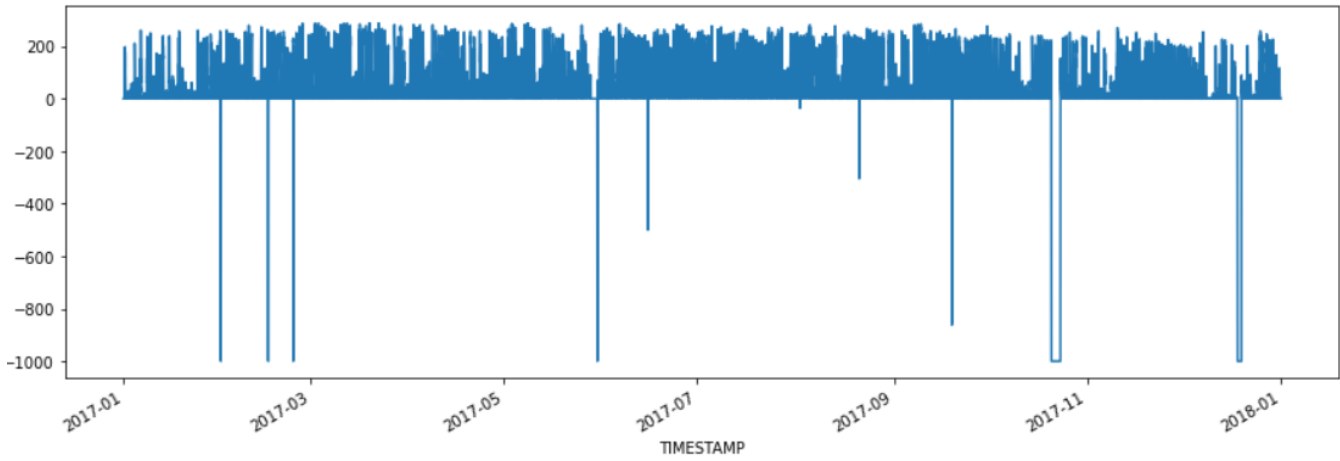
Στη συνέχεια, με τη χρήση της συνάρτησης plot της βιβλιοθήκης Matplotlib, η οποία χρησιμοποιείται για την δημιουργία γραφικών παραστάσεων και διαγραμμάτων, πραγματοποιήθηκε η οπτικοποίηση των δεδομένων εξόδων για κάθε χρονιά. Τα διαγράμματα παρουσιάζονται παρακάτω:



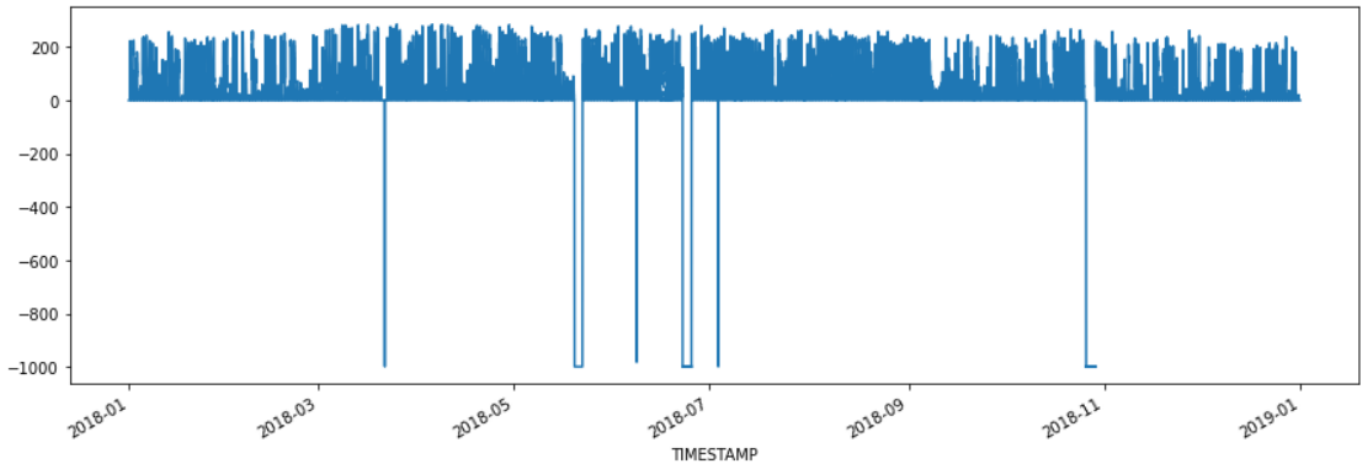
Εικόνα 3. 3. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2015



Εικόνα 3. 4. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2016



Εικόνα 3. 5. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2017



Εικόνα 3. 6. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος για το έτος 2018

Όπως φαίνεται στα παραπάνω σχήματα τα δεδομένα που έχουν καταγραφεί τις χρονιές 2015 και 2016 έχουν ένα αρκετά μεγάλο ποσοστό ακραίων τιμών και τιμών που λείπουν. Για αυτό το λόγο κρίθηκε απαραίτητο να εξαιρεθούν αυτές οι μετρήσεις από τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν στα μοντέλα και να επιλεχθεί μια χρονική περίοδος με μετρήσεις με τα λιγότερα συγκριτικά σφάλματα. Οι μετρήσεις αυτές είναι αυτές που καταγράφηκαν το 2018.

3.3.2. Μείωση διασταστικότητα

Σε ορισμένες περιπτώσεις, τα σύνολα δεδομένων μπορεί να έχουν μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών εισόδου, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε αυξημένη πολυπλοκότητα του μοντέλου και μεγαλύτερους χρόνους εκπαίδευσης. Οι τεχνικές μείωσης διαστάσεων μπορούν να βοηθήσουν στη μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών εισόδου διατηρώντας παράλληλα σημαντικές πληροφορίες, οδηγώντας σε πιο αποτελεσματικούς υπολογισμούς κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και των συμπερασμάτων. Επιπλέον, τα σύνολα δεδομένων υψηλών διαστάσεων είναι επιρρεπή σε υπερπροσαρμογή, όπου το νευρωνικό δίκτυο εξειδικεύεται υπερβολικά στα δεδομένα εκπαίδευσης και έχει κακή απόδοση σε νέα δεδομένα. Η μείωση διαστάσεων μπορεί να μετριάσει την υπερπροσαρμογή μειώνοντας την πολυπλοκότητα του μοντέλου και βελτιώνοντας την ικανότητα γενίκευσής του. Ακόμη, τα νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο αριθμό δεδομένων εισόδου ενδέχεται να είναι δύσκολο να ερμηνευτούν και να κατανοηθούν. Οι τεχνικές μείωσης διαστάσεων μπορούν να μετατρέψουν τα δεδομένα σε ένα χώρο χαμηλότερης διάστασης που είναι ευκολότερο να οπτικοποιηθεί και να κατανοηθεί, βοηθώντας στην ανάλυση και ερμηνεία της συμπεριφοράς του μοντέλου. Κάποιες τεχνικές προεπεξεργασίας είναι η ανάλυση κυρίων συνηστωσών (PCA) ή η επιλογή χαρακτηριστικών και μπορούν να μειώσουν τη διάσταση των δεδομένων διατηρώντας παράλληλα τις σχετικές πληροφορίες (Hinton & Salakhutdinov, 2006)

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, τα δεδομένα είναι καταγεγραμμένα με timestamp ανα ένα λεπτό, ενώ ταυτόχρονα, στις προβλέψεις ενέργειας οι βραχύτεροι χρόνοι πρόβλεψης θεωρούνται τα 15 λεπτά ή η 1 ώρα. Επομένως, για την κατασκευή των μοντέλων, επιλέχθηκε οι προβλέψεις ενέργειας να έχουν χρονικό ορίζοντα 15 λεπτά. Αυτό επιτεύχθηκε υπολογίζοντας τους μέσους όρους των τιμών της κάθε μεταβλητής για κάθε 15 διαδοχικά λεπτά με χρήση της συνάρτησης rolling() που επιτρέπει να εκτελούνται υπολογισμοί κυλιόμενου παραθύρου σε μια σειρά ή πλαίσιο δεδομένων. Επομένως, το τελικό dataset περιέχει τις μετρήσεις της χρονικής περιόδου 2018-2019 με μέσες τιμές της κάθε μεταβλητής ανά 15 λεπτά.

3.3.3. Διαχείριση ακραίων τιμών και κενών στοιχείων

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω το σύνολο των δεδομένων περιέχει ένα μικρό ποσοστό σφαλμάτων και κενών στοιχείων και γι αυτό το λόγο κρίθηκε σκόπιμο να χρησιμοποιηθούν στα μοντέλα που αναπτύχθηκαν τα δεδομένα με τα λιγότερα σφάλματα. Ωστόσο, ο χειρισμός των δεδομένων που λείπουν και των ακραίων τιμών είναι σημαντικό να αντιμετωπίζονται για διάφορους λόγους. Η έλλειψη δεδομένων μπορεί να οδηγήσει σε μεροληπτικά ή ανακριβή αποτελέσματα πρόβλεψης. Τα ελλιπή δεδομένα μπορούν να οδηγήσουν σε μεροληπτικές εκτιμήσεις παραμέτρων και να επηρεάσουν την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης. Ο χειρισμός τους είναι ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση της ακεραιότητας και της αξιοπιστίας του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη. Επίσης, οι ακραίες τιμές, οι οποίες τιμές που αποκλίνουν από τα αναμενόμενα πρότυπα, μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την ακρίβεια της πρόβλεψης. Μπορούν να στρεβλώσουν τις στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων, επηρεάζοντας τις υποθέσεις του μοντέλου και οδηγώντας σε κακές προβλέψεις. Ο χειρισμός των ακραίων τιμών είναι απαραίτητος για τον μετριασμό της επιρροής τους και τη βελτίωση της ποιότητας της διαδικασίας πρόβλεψης. Επιπρόσθετα, τα ελλιπή δεδομένα και τα ακραία στοιχεία μπορούν να

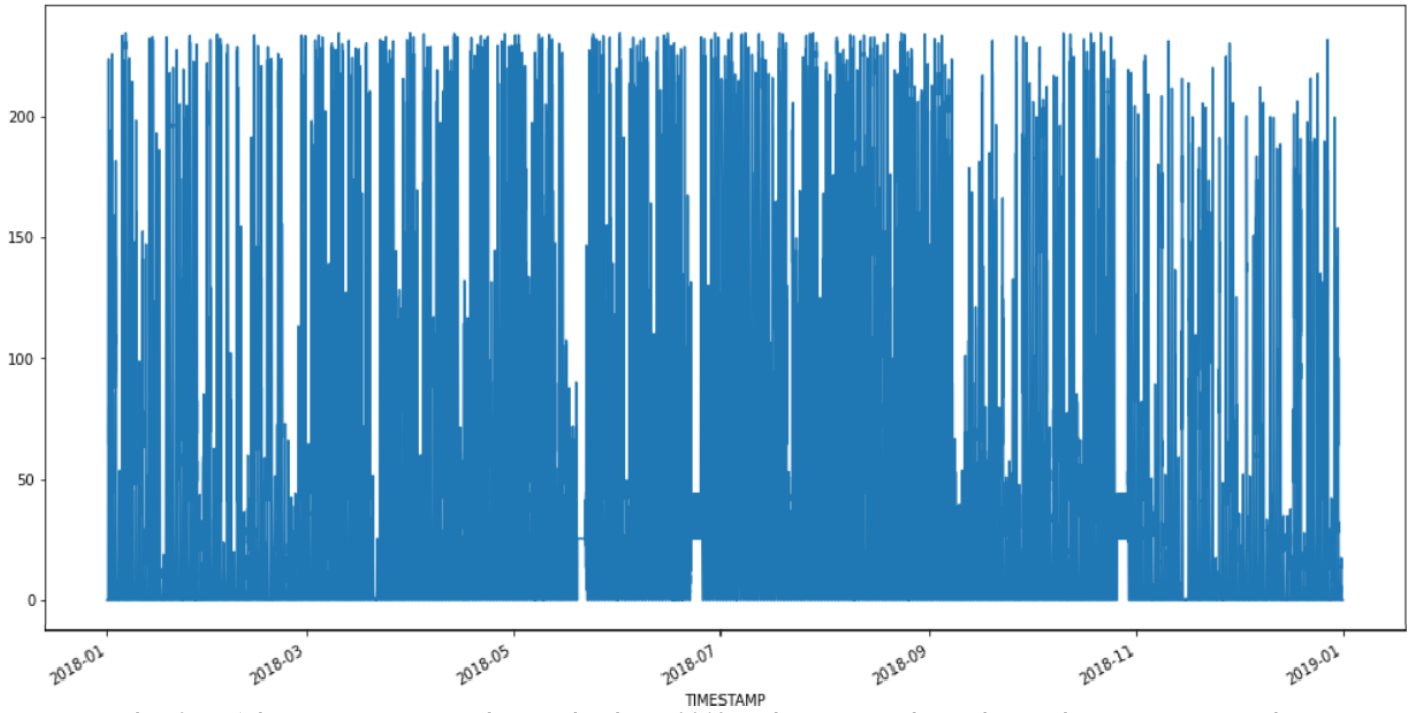
υποβαθμίσουν την απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης. Οι τιμές που λείπουν μπορεί να διαταράξουν τα χρονικά μοτίβα στα δεδομένα και να επηρεάσουν την ικανότητα του μοντέλου να αποτυπώνει με ακρίβεια τις υποκείμενες δυναμικές (Hair, et al., 2018). Η αντιμετώπιση δεδομένων που λείπουν και ακραίων τιμών συμβάλλει στη μείωση του θορύβου και στη βελτίωση της ικανότητας του μοντέλου να μαθαίνει και να κάνει ακριβείς προβλέψεις. Επομένως, ο χειρισμός τους ενισχύει την ερμηνευσιμότητα των αποτελεσμάτων πρόβλεψης, ενώ η διαδικασία πρόβλεψης γίνεται πιο διαφανής, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία την ακρίβεια των αποτελεσμάτων .

Στη συνέχεια περιγράφονται ορισμένες τεχνικές που χρησιμοποιούνται συνήθως και υποστηρίζονται από την έρευνα στη βιβλιογραφία. Οι τιμές που λείπουν μπορούν να συμπληρωθούν χρησιμοποιώντας μεθόδους όπως γραμμική παρεμβολή, κινούμενος μέσος όρος ή μεθόδους παλινδρόμησης. Οι τεχνικές αυτές βοηθούν στη διατήρηση της χρονικής συνέχειας των δεδομένων. Εάν τα δεδομένα που λείπουν είναι εκτεταμένα και δεν μπορούν να αποδοθούν αξιόπιστα, μπορεί να εξεταστεί η κατάργηση των αντίστοιχων γραμμών ή στηλών (Hair, et al., 2018). Ωστόσο, θα πρέπει να δίνεται προσοχή για να αποφευχθεί η απώλεια σημαντικών χρονικών πληροφοριών.

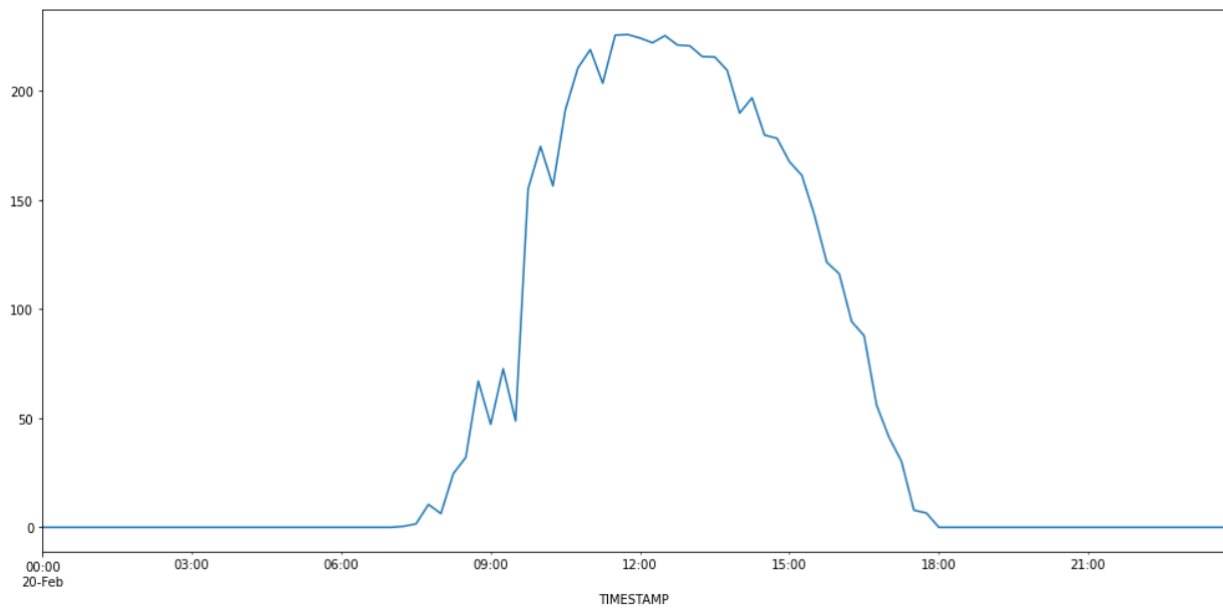
Για την αντιμετώπιση των ακραίων τιμών μπορούν να χρησιμοποιηθούν στατιστικές προσεγγίσεις όπως το Z-score, το τροποποιημένο Z-score ή οι μέθοδοι που βασίζονται σε εκατοστημόριο μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό των ακραίων τιμών με βάση την κατανομή των δεδομένων (Hair et al., 2019). Οι ακραίες τιμές μπορούν να αφαιρεθούν, να αντικατασταθούν με πιο αντιπροσωπευτικές τιμές ή να μετασχηματιστούν. Άλλες τεχνικές είναι αυτές που βασίζονται στον χρόνο, όπως οι κινούμενοι μέσοι όροι, η εκθετική εξομάλυνση ή η αποσύνθεση τάσεων μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό και την εξομάλυνση των ακραίων τιμών ειδικά για δεδομένα χρονοσειρών (Hamilton, 2020). Αυτές οι μέθοδοι λαμβάνουν υπόψη το χρονικό πλαίσιο και βοηθούν στη διατήρηση των υποκείμενων προτύπων.

Ο σωστός χειρισμός των δεδομένων που λείπουν και των ακραίων στοιχείων διασφαλίζει την ακεραιότητα και την αξιοπιστία του πλαισίου δεδομένων χρονοσειρών που χρησιμοποιείται για ανάλυση και μοντελοποίηση.

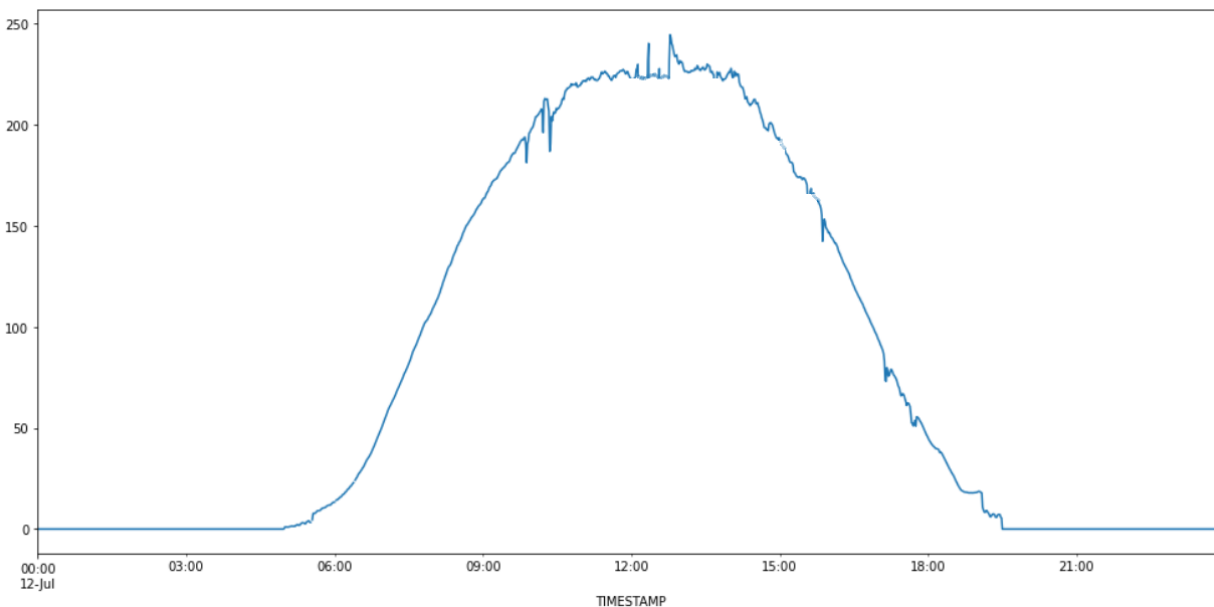
Για τον χειρισμό των ακραίων τιμών των δεδομένων μας χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Z-score. Με τη μέθοδο Z-score μετράται η απόκλιση κάθε σημείου δεδομένων από τη μέση τιμή ως προς τις τυπικές αποκλίσεις. Υπολογίζοντας αυτή την απόκλιση για κάθε παρατήρηση στο πλαίσιο δεδομένων, τα ακραία σημεία μπορούν να αναγνωριστούν ως σημεία δεδομένων με βαθμολογίες Z που υπερβαίνουν ένα ορισμένο όριο, συνήθως 2 ή 3. Αυτή η προσέγγιση βοηθά στον εντοπισμό ακραίων τιμών που αποκλίνουν σημαντικά από τα αναμενόμενα πρότυπα. Η μέθοδος Z-score υποστηρίζεται από στατιστική βιβλιογραφία και έχει εφαρμοστεί εκτενώς σε διάφορα πεδία για ανίχνευση ακραίων τιμών. Παρέχει έναν απλό και αποτελεσματικό τρόπο για τον εντοπισμό των ακραίων τιμών με βάση την απόκλισή τους από τον μέσο όρο, βοηθώντας στον καθαρισμό των δεδομένων και στην επακόλουθη ανάλυση (Hair, et al., 2018). Αφού εντοπίστηκαν οι ακραίες τιμές για κάθε στήλη/μεταβλητή στη συνέχεια αντικαταστάθηκαν από νέες τιμές που προέκυψαν από γραμμική παλινδρόμηση των τιμών που βρίσκονται εκατέρωθεν των ακραίων τιμών. Αντίστοιχη αντιμετώπιση είχε ο χειρισμός των κενών στοιχείων. Έτσι, το τελικό dataset έχει την μορφή που παρουσιάζεται παρακάτω. Επίσης, παρουσιάζονται διαγράμματα των παραγωγών κάποιων ενδεικτικών ημερών της χρονικής περιόδου 2018-2019.



Εικόνα 3. 7. Διάγραμμα καταγεγραμμένης ισχύος έτους 2018 μετά τον χειρισμό ακραίων τιμών και κενων στοιχείων



Εικόνα 3. 8. Διάγραμμα παραγόμενης ισχύος μια τυχαία μέρα χειμερινής περιόδου



Εικόνα 3. 9. Διάγραμμα παραγόμενης ισχύος μια τυχαία μέρα καλοκαιρινής περιόδου

3.3.4. Κανονικοποίηση των δεδομένων

Η κανονικοποίηση ενός συνόλου δεδομένων είναι ένα κρίσιμο βήμα προεπεξεργασίας κατά τη χρήση του σε νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα, η κανονικοποίηση περιλαμβάνει την κλιμάκωση των αριθμητικών χαρακτηριστικών στο πλαίσιο δεδομένων σε ένα κοινό εύρος, συνήθως μεταξύ 0 και 1, διατηρώντας παράλληλα την αρχική κατανομή των δεδομένων. Αυτή η διαδικασία κανονικοποίησης είναι υψίστης σημασίας για διάφορους λόγους.

Πρώτον, η κανονικοποίηση βοηθά στη βελτιστοποίηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αυτά τα δίκτυα χρησιμοποιούν συχνά αλγόριθμους βελτιστοποίησης, όπως *gradient descent* για να ενημερώσουν τις παραμέτρους του μοντέλου. Με την κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου, οι διαβαθμίσεις που υπολογίζονται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας διασφαλίζεται ότι έχουν παρόμοια κλίμακα σε διαφορετικά χαρακτηριστικά. Αυτή η εξίσωση των κλιμάκων διευκολύνει την ταχύτερη σύγκλιση και την πιο σταθερή εκπαίδευση, καθώς εμποδίζει ορισμένα χαρακτηριστικά να κυριαρχούν στη διαδικασία μάθησης μόνο λόγω των μεγαλύτερων τιμών τους (LeCun, et al., 2015).

Δεύτερον, η κανονικοποίηση αντιμετωπίζει την πρόκληση της εργασίας με χαρακτηριστικά που παρουσιάζουν διαφορετικές κλίμακες. Στα σύνολα δεδομένων του πραγματικού κόσμου, διαφορετικά χαρακτηριστικά μπορεί να έχουν πολύ διαφορετικές μονάδες μέτρησης και εύρη. Για παράδειγμα, εάν ένα σύνολο δεδομένων περιέχει τόσο την ηλικία όσο και το εισόδημα ως χαρακτηριστικά και χρησιμοποιηθεί ως έχει, το χαρακτηριστικό εισοδήματος, με τις σημαντικά μεγαλύτερες τιμές του, μπορεί να επισκιάσει το χαρακτηριστικό ηλικίας κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης μοντέλου. Με την κανονικοποίηση των δεδομένων, όλα τα χαρακτηριστικά φέρονται σε ένα τυποποιημένο εύρος, αποτρέποντας τις προκαταλήψεις που σχετίζονται με κλίμακα στις προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου και διασφαλίζοντας δίκαιη εξέταση όλων των χαρακτηριστικών (Müller & Guido, 2016).

Μια κοινή προσέγγιση για την κανονικοποίηση είναι η τεχνική κλιμάκωσης Min-Max, η οποία χρησιμοποιήθηκε στη παρούσα εργασία, επίσης γνωστή ως Min-Max normalization ή Min-Max scaler. Μετατρέπει τα δεδομένα γραμμικά σε ένα καθορισμένο εύρος, μεταξύ 0 και 1, με βάση τις ελάχιστες και μέγιστες τιμές κάθε χαρακτηριστικού. Ο τύπος για την κλιμάκωση Min-Max έχει ως εξής:

$$X_{\text{normalized}} = (X - X_{\text{min}}) / (X_{\text{max}} - X_{\text{min}})$$

Ο κλιμακωτής Min-Max είναι μια ευρέως διαδεδομένη και αποτελεσματική τεχνική για την κανονικοποίηση δεδομένων σε νευρωνικά δίκτυα. Υποστηρίζεται από δημοφιλείς βιβλιοθήκες ανάλυσης δεδομένων όπως το scikit-learn στην Python, προσφέροντας ένα βολικό και αξιόπιστο εργαλείο για την προεπεξεργασία δεδομένων (Pedregosa, et al., 2011).

Συνοπτικά, η κανονικοποίηση ενός πλαισίου δεδομένων κατά τη χρήση του σε νευρωνικά δίκτυα είναι ζωτικής σημασίας για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του μοντέλου, τον χειρισμό διαφορετικών κλιμάκων μεταξύ των χαρακτηριστικών και τη διασφάλιση της δίκαιης εξέτασης όλων των εισροών.

4. Παρουσίαση και Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Στο κεφάλαιο αυτό, θα παρουσιαστούν οι παράμετροι, τα πειραματικά αποτελέσματα και τα σφάλματα των μοντέλων που εφαρμόστηκαν και θα γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων των μοντέλων για τα ιστορικά δεδομένα της χρονικής περιόδου 01/01/2018 – 31/12/2018. Όπως έχει αναφερθεί στο προηγούμενο κεφάλαιο για την πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος αναπτύχθηκαν 3 μοντέλα: δύο μοντέλα νευρωνικών δικτύων LSTM και GRU και ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης XBGR.

4.1. Εφαρμογή νευρωνικού δικτύου LSTM

Για την δημιουργία των προβλέψεων μέσω των LSTM νευρωνικών και για την εύρεση της αποδοτικότερης αρχιτεκτονικής, πραγματοποιήθηκαν διάφορες δοκιμές του μοντέλου με εισαγωγή του ίδιου συνόλου δεδομένων έτσι ώστε να βρεθεί η βέλτιστη. Η αρχιτεκτονική του μοντέλου και οι υπερπαράμετροι επιλέχθηκαν προσεκτικά για να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή απόδοση. Παρακάτω, παρουσιάζονται οι παράμετροι που επιλέχθηκαν. Επιπλέον επισημάνεται, ότι δοκιμάστηκε η χρήση διαφορετικών χρονικών οριζώντων συγκεκριμένα του ενός λεπτού και των 15 λεπτών και διαπιστώθηκε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα επέρχονται από τις δοκιμές των 15 λεπτών.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d_8 (Conv1D)	(None, 13, 60)	1860
lstm_16 (LSTM)	(None, 13, 100)	64400
lstm_17 (LSTM)	(None, 13, 15)	6960
dropout_8 (Dropout)	(None, 13, 15)	0
reshape_8 (Reshape)	(None, 15, 13)	0
dense_8 (Dense)	(None, 15, 1)	14

Εικόνα 4. 1. Παράμετροι μοντέλου LSTM

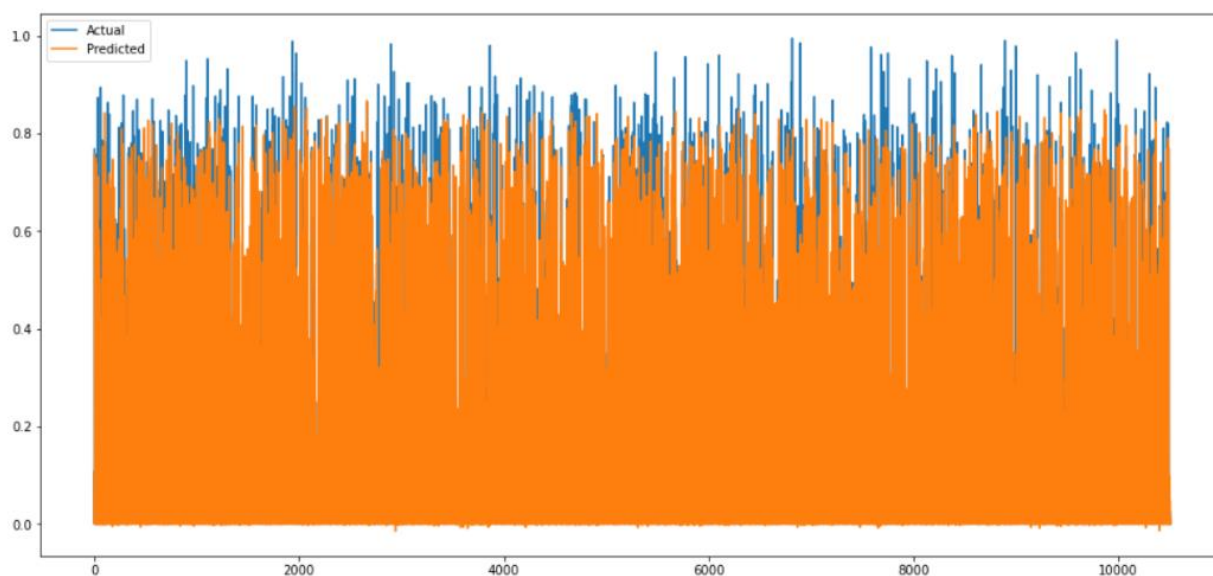
Συνοπτικά, ο παραπάνω πίνακας υποδεικνύει τα επίπεδα του νευρώνα και τον αριθμό των νευρώνων του κάθε επιπέδου. Οι παράμετροι κάθε επιπέδου αντιπροσωπεύουν τον αριθμό των εκπαιδευσιμων βαρών σε αυτό το επίπεδο. Αυτά τα βάρη μαθαίνονται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του μοντέλου. Ο αριθμός των παραμέτρων εξαρτάται από τον τύπο του επιπέδου, το σχήμα της εισόδου του επιπέδου και τον αριθμό των μονάδων ή των φίλτρων στο επίπεδο.

ΜΟΝΤΕΛΟ LSTM	
Υπερπαράμετροι	Δοκιμές
Συνάρτηση ενεργοποίησης	tanh, ReLU
Αλγόριθμος ενεργοποίησης	Adam
Batch size	12, 32, 64
Epochs	20

Πίνακας 4. 1. Υπερπαράμετροι μοντέλου LSTM

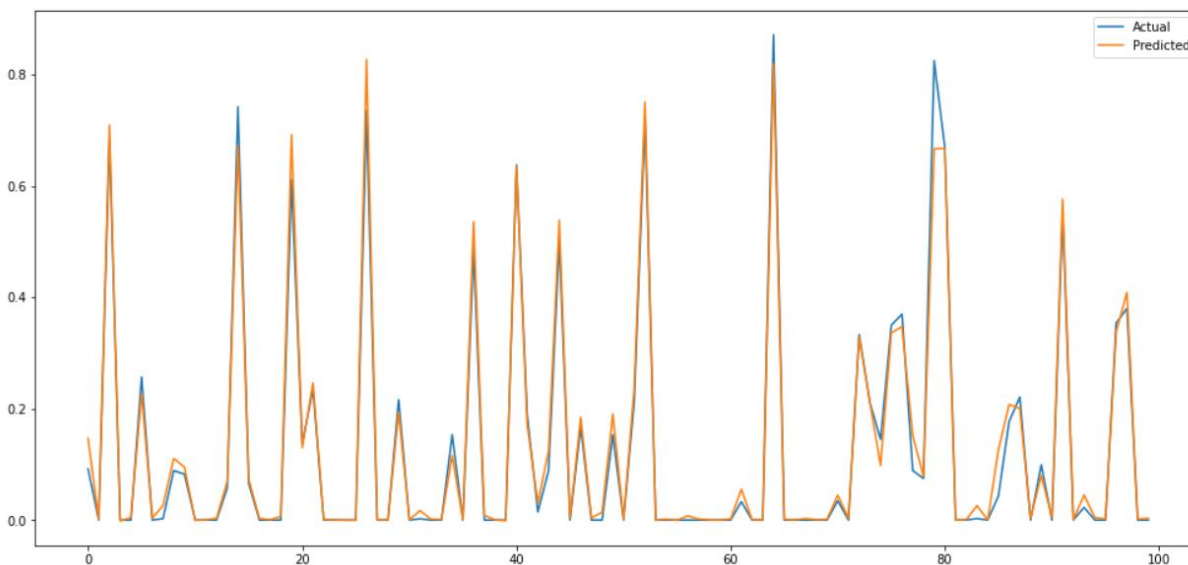
Μια επιπλέον παράμετρος που καθορίστηκε στο lstm μοντέλο είναι το μέγεθος ενός παραθύρου που αντιπροσωπεύει το μήκος των ακολουθιών εισόδου και εξόδου που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Συγκεκριμένα, ο κώδικας επεξεργάστηκε τα δεδομένα σε υποακολουθίες μήκους 15. Έτσι, δημιουργείται ένα συρόμενο παράθυρο πάνω από τους πίνακες εισόδου και εξόδου, όπου κάθε παράθυρο έχει μήκος 15 διαδοχικών χρονικών βημάτων. Αυτές οι υποακολουθίες χρησιμοποιούνται ως δείγματα εκπαίδευσης για το μοντέλο LSTM.

Για την ανάπτυξη του μοντέλου, τα δεδομένα μας χωρίστηκαν σε 2 υπο-ομάδες: τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου. Για να επιτευχθεί αυτό, επιλέχθηκε ως σύνολο εκπαίδευσης το 70% του αρχικού συνόλου δεδομένων, ενώ ως σύνολο ελέγχου το υπόλοιπο 30%. Στη χρονική περίοδο για την οποία διαθέτουμε καταγεγραμμένα δεδομένα και με δεδομένο ότι αυτά είναι υπολογισμένα ανά 15 λεπτά, αντιστοιχούν 35025 εγγραφές από κάθε μεταβλητή εισόδου και εξόδου. Επομένως τα δεδομένα εκπαίδευσης διαθέτουν συνολικά 24517 εγγραφές ενώ το σύνολο ελέγχου 10507 εγγραφές. Μετά τον ορισμό των βέλτιστων παραμέτρων, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε για 20 εποχές και στην συνέχεια προβλέπεται το αντίστοιχο διάλυμα δεδομένων. Τα αποτελέσματα των προβλέψεων απεικονίζονται στο παρακάτω διάγραμμα.



Εικόνα 4. 2. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών - LSTM

Παρακάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για ένα μικρότερο δείγμα δεδομένων με τυχαία σειρά.



Εικόνα 4. 3. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών σε μικρότερο δείγμα- LSTM

Στα πλαίσια ανάπτυξης ενός μοντέλου LSTM νευρωνικού δικτύου, υπολογίστηκαν κάποια σφάλματα για την αξιολόγηση της απόδοσής του και για την εκτίμηση της ακρίβειας και τη μεταβλητότητας των προβλέψεων του μοντέλου, επιτρέποντας σύγκριση και αξιολόγηση διαφορετικών μοντέλων ή ρυθμίσεων παραμέτρων. Συγκεκριμένα, υπολογίστηκαν στα κανονικοποιημένα δεδομένα τα σφάλματα MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error), R2 (Συντελεστής Προσδιορισμού) και το RMSE (Root Mean Squared Error) . Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

ΜΟΝΤΕΛΟ LSTM	
MAE	0.025601342
MSE	0.005318888
R2	0.909220738
RMSE	0.072930708

Πίνακας 4. 2. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλου LSTM

4.2. Εφαρμογή νευρωνικού δικτύου GRU

Το επόμενο νευρωνικό δίκτυο που δοκιμάστηκε είναι το μοντέλο GRU. Όπως και στο μοντέλο lstm έγιναν διάφορες δοκιμές στις παραμέτρους έτσι ώστε να βρεθεί η βέλτιστη δοκιμή. Συγκεκριμένα, εφαρμόστηκαν διαφορετικοί αριθμοί εποχών, μεγέθους batch size και νευρώνων των κρυμμένων επιπέδων. Παρακάτω, παρουσιάζονται οι διάφοροι παράμετροι που δοκιμάστηκαν.

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru_21 (GRU)	(None, 1, 100)	34200
gru_22 (GRU)	(None, 1, 60)	29160
gru_23 (GRU)	(None, 60)	21960
dense_7 (Dense)	(None, 1)	61

=====
 Total params: 85,381
 Trainable params: 85,381
 Non-trainable params: 0
 =====

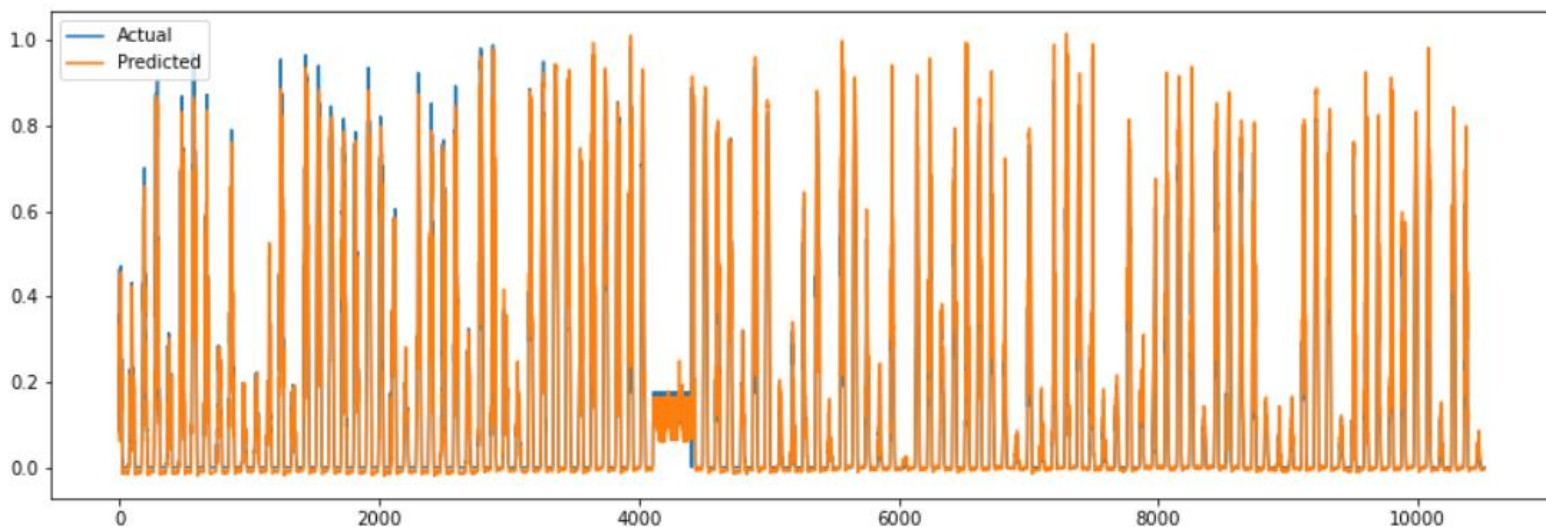
Εικόνα 4. 4. Παράμετροι μοντέλου GRU

Στην συνέχεια, πραγματοποιήθηκε έλεγχος με δοκιμές σχετικά με το πως επηρεάζεται η ακρίβεια του δικτύου αλλάζοντάς το μέγεθος batch size. Είναι μια υπερπαραμέτρος που καθορίζει πόσα δείγματα διαδίδονται μέσω του νευρωνικού δικτύου προτού ενημερωθούν τα βάρη. Ένα μεγαλύτερο batch size μπορεί να οδηγήσει σε πιο σταθερές εκτιμήσεις κλίσης, καθώς οι διαβαθμίσεις υπολογίζονται κατά μέσο όρο σε μεγαλύτερο αριθμό δειγμάτων. Αυτό μπορεί ενδεχομένως να επιταχύνει τη διαδικασία εκπαίδευσης και να κάνει καλύτερη χρήση των παράλληλων υπολογιστικών πόρων. Ωστόσο, τα μεγαλύτερα batch sizes απαιτούν επίσης περισσότερη μνήμη για την αποθήκευση ενδιάμεσων υπολογισμών και μπορεί να οδηγήσουν σε πιο αργή σύγκλιση ή υπερπροσαρμογή εάν το μοντέλο δεν ρυθμιστεί σωστά. Αντίθετα, ένα μικρότερο μέγεθος batch size χρησιμοποιεί λιγότερα δείγματα για κάθε βήμα εκπαίδευσης, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε πιο θορυβώδεις εκτιμήσεις κλίσης. Ωστόσο, τα μικρότερα batch sizes μπορούν να βοηθήσουν το μοντέλο να συγκλίνει ταχύτερα και να γενικεύεται καλύτερα, εάν τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι διαφορετικά και το μοντέλο είναι σωστά ρυθμισμένο. Τελικά, το μέγεθος batch size που επικράτησε είναι 256, το οποίο ήταν υπολογιστικά πιο γρήγορο και προέκυψαν μικρότερα σφάλματα σε σχέση με τα υπόλοιπα.

ΜΟΝΤΕΛΟ GRU	
Υπερπαράμετροι	Δοκιμές
Συνάρτηση ενεργοποίησης	ReLU
Optimizer	Adam
Batch size	32, 64, 256
Epochs	20

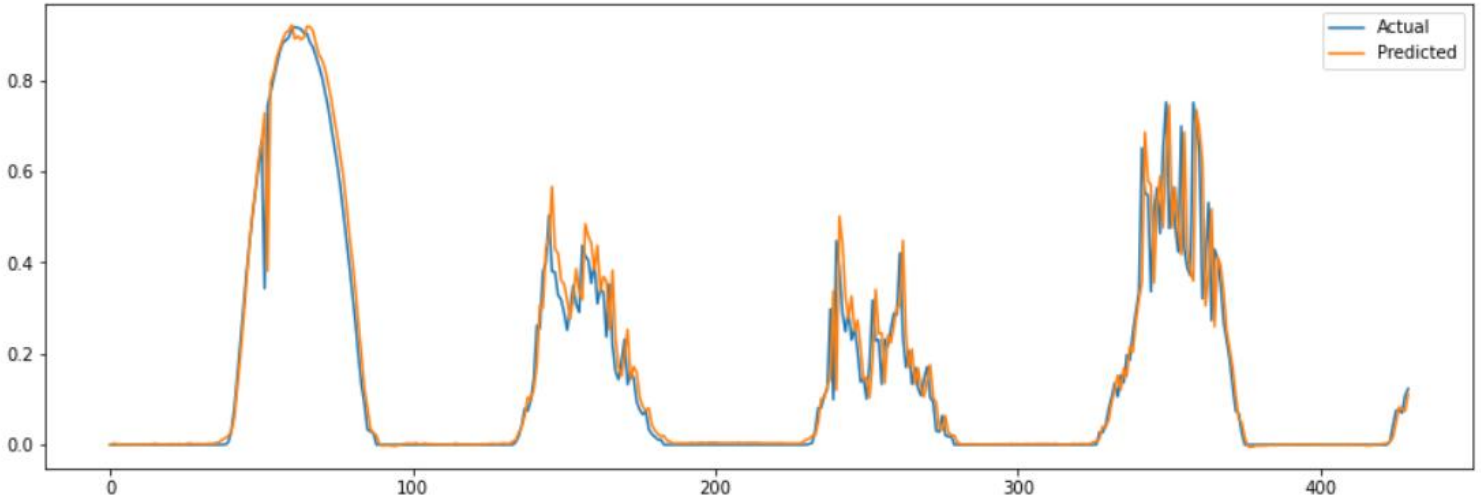
Πίνακας 4. 3. Υπερπαράμετροι μοντέλου GRU

Τα δεδομένα χωρίστηκαν αντίστοιχα σε δεδομένα εκπαίδευσης με ποσοστό 70% και σε δεδομένα ελέγχου με ποσοστό 30%. Επομένως, έχουμε αντίστοιχα με το μοντέλο lstm ίδιο αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου. Παρακάτω, παρουσιάζεται το διάγραμμα με τα δεδομένα ελέγχου και τις προβλέψεις για αυτά.



Εικόνα 4. 5. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών - GRU

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζονται για 4 τυχαίες μέρες οι πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές ισχύος.



Εικόνα 4. 6. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών σε μικρότερο δείγμα - GRU

Ο πίνακας που ακολουθεί περιέχει τα μετρητικά συνολικά σφάλματα του μοντέλου GRU.

ΜΟΝΤΕΛΟ GRU	
MAE	0.028643915
MSE	0.005260822
R2	0.87258529
RMSE	0.072531527

Πίνακας 4. 4. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλου GRU

4.3. Εφαρμογή Αλγόριθμου XGBR

Το τελευταίο μοντέλο που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της ισχύς είναι το το μοντέλο XGBRegressor. Το μοντέλο αυτό έχει πολλές σημαντικές παραμέτρους που μπορούν να ρυθμιστούν για τη βελτιστοποίηση της απόδοσής του. Μερικές από τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται συνήθως είναι:

- `n_estimators`: Ο αριθμός των κύκλων ενίσχυσης κλίσης ή δέντρων στο μοντέλο.
- `Learning_rate`: Ελέγχει τη συμβολή κάθε δέντρου στο σύνολο. Μια μικρότερη τιμή απαιτεί περισσότερα δέντρα για τη μοντελοποίηση των δεδομένων.
- `max_depth`: Το μέγιστο βάθος κάθε δέντρου στο σύνολο.
- `υποδείγμα`: Το κλάσμα των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση κάθε δέντρου.
- `colsample_bytree`: Το κλάσμα των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση κάθε δέντρου.
- `reg_alpha`: όρος τακτοποίησης L1 στα βάρη.
- `reg_lambda`: όρος τακτοποίησης L2 στα βάρη.
- `γάμμα`: Ελάχιστη μείωση απώλειας που απαιτείται για να γίνει μια περαιτέρω κατάτμηση σε έναν κόμβο φύλλου.
- `min_child_weight`: Ελάχιστο άθροισμα βάρους παρουσίας (hessian) που απαιτείται σε έναν θυγατρικό κόμβο.

Στην περίπτωση του αλγόριθμου που αναπτύχθηκε στα πλαίσια αυτής της εργασίας οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής.

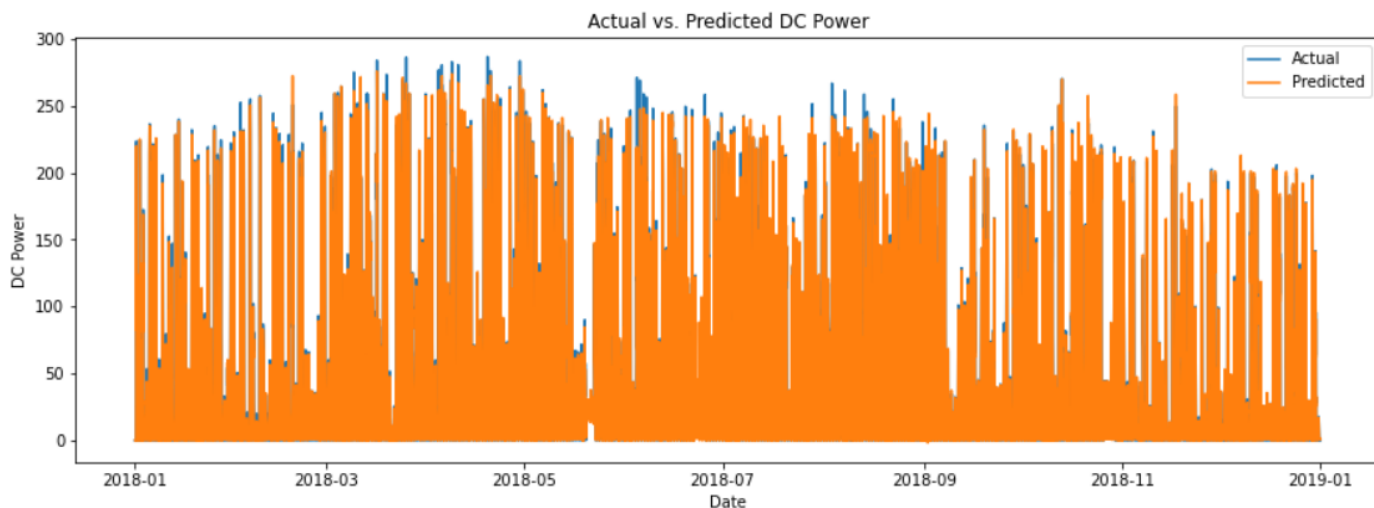
```
XGBRegressor(base_score=None, booster=None, callbacks=None,
              colsample_bylevel=None, colsample_bynode=None,
              colsample_bytree=None, early_stopping_rounds=None,
              enable_categorical=False, eval_metric=None, feature_types=None,
              gamma=None, gpu_id=None, grow_policy=None, importance_type=None,
              interaction_constraints=None, learning_rate=0.1, max_bin=None,
              max_cat_threshold=None, max_cat_to_onehot=None,
              max_delta_step=None, max_depth=None, max_leaves=None,
              min_child_weight=None, missing=nan, monotone_constraints=None,
              n_estimators=100, n_jobs=None, num_parallel_tree=None,
              predictor=None, random_state=0, ...)
```

Πίνακας 4. 5. Παράμετροι μοντέλου XGBR

Συνοπτικά, το `Learning_rate` τέθηκε ως 0.1. Ο ρυθμός εκμάθησης καθορίζει το μέγεθος του βήματος σε κάθε επανάληψη ενίσχυσης. Μια χαμηλότερη τιμή κάνει το μοντέλο πιο συντηρητικό κάνοντας μικρότερα βήματα. Επιπλέον, η παράμετρος `n_estimators` τέθηκε ως 100: Η συγκεκριμένη παράμετρο αποτελεί τον αριθμό των γύρων ενίσχυσης ή των δέντρων στο μοντέλο. Στην περίπτωση μας χρησιμοποιήσαμε 100 δέντρα. Στη συνέχεια, η παράμετρος `max_depth`, η οποία ελέγχει το μέγιστο βάθος κάθε δέντρου, έχει την προεπιλεγμένη τιμή του `None`, επιτρέποντας στα δέντρα να μεγαλώνουν έως ότου όλα τα `tree nodes` να είναι καθαρά. Αντίστοιχα, η παράμετρος `min_child_weight`, η οποία ορίζει το ελάχιστο άθροισμα του βάρους της παρουσίας (hessian) που απαιτείται σε έναν θυγατρικό κόμβο παρέμεινε στη default επιλογή που είναι η `None` επιτρέποντας στον αλγόριθμο να χωρίσει τους κόμβους δέντρου με βάση αποκλειστικά το `max_depth`. Συνολικά, το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε έχει ρυθμό εκμάθησης 0,1, αποτελείται από

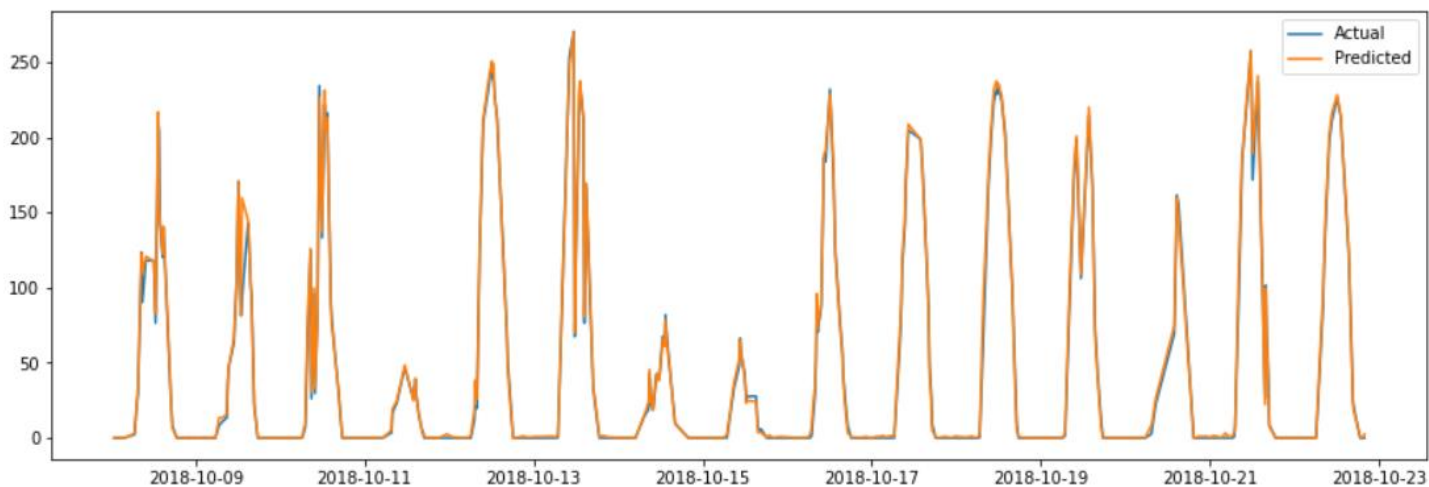
100 γύρους ενίσχυσης.

Σε αυτό το σημείο, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι όπως και στα άλλα δύο μοντέλα που δοκιμάστηκαν, έτσι και στον συγκεκριμένο αλγόριθμο τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου στα ίδια ποσοστά, δηλαδή 70% και 30% αντίστοιχα. Παρακάτω, απεικονίζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής του αλγόριθμου XGBR για τα δεδομένα ελέγχου.



Εικόνα 4. 7. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών - XGBR

Στο ακόλουθο διάγραμμα παρουσιάζονται οι προβλέψεις σε μεγαλύτερη κλίμακα για κάποιες τυχαίες ημέρες των δεδομένων ελέγχου.



Εικόνα 4. 8. Διάγραμμα πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών σε μικρότερο δείγμα - XGBR

Τέλος, για να μπορέσει να γίνει σύγκριση των μοντέλων υπολογίστηκαν τα συνολικά σφάλματα του αλγόριθμου MAE, MSE, R2 και RMSE στις κανονικοποιημένες μορφές των δεδομένων ελέγχου και τις προβλέψεις. Έτσι προέκυψαν οι παρακάτω τιμές σφαλμάτων.

ΜΟΝΤΕΛΟ XGBR	
MAE	0.014207722
MSE	0.000616825
R2	0.989414146
RMSE	0.02483596

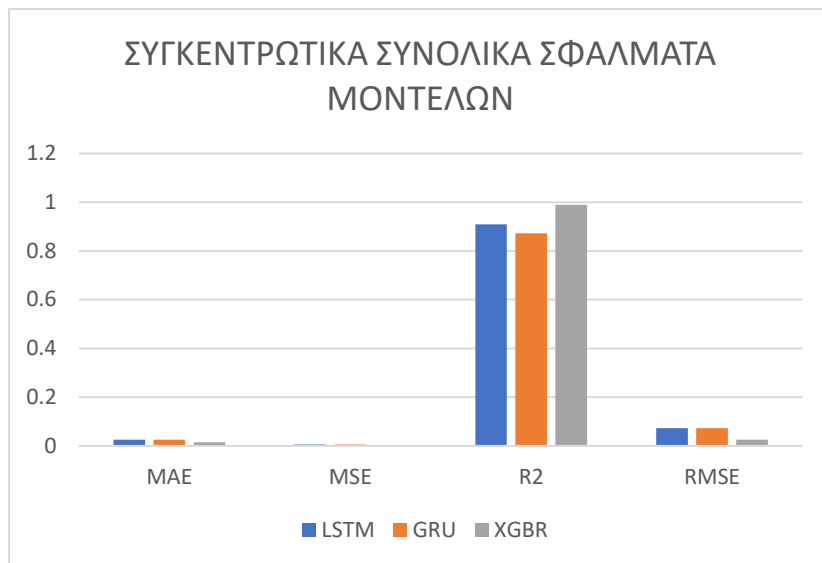
Πίνακας 4. 6. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλου XGBR

4.4. Σύγκριση αποτελεσμάτων μοντέλων

Αναλύοντας, όλα τα διαφορετικά μοντέλα στο παραπάνω κεφάλαιο, κρίνεται χρήσιμη η σύγκρισή τους. Κατά την ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων LSTM και GRU και του αλγόριθμου μηχανικής μάθησης XGBR καταβλήθηκε η προσπάθεια να προσαρμοστούν οι παράμετροι που υπεισέρχονται και να γίνουν αρκετές δοκιμές στο κάθε μοντέλο, έτσι ώστε να προκύψουν τα βέλτιστα δυνατά αποτελέσματα από το κάθε μοντέλο για να δεδομένα της εργασίας. Αρχικά, στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα συνολικά σφάλματα των μοντέλων συγκεντρωτικά.

ΜΟΝΤΕΛΑ/ΣΦΑΛΜΑΤΑ	MAE	MSE	R2	RMSE
LSTM	0.025601	0.005319	0.909221	0.072931
GRU	0.024644	0.005261	0.872585	0.072532
XGBR	0.014208	0.000617	0.989414	0.024836

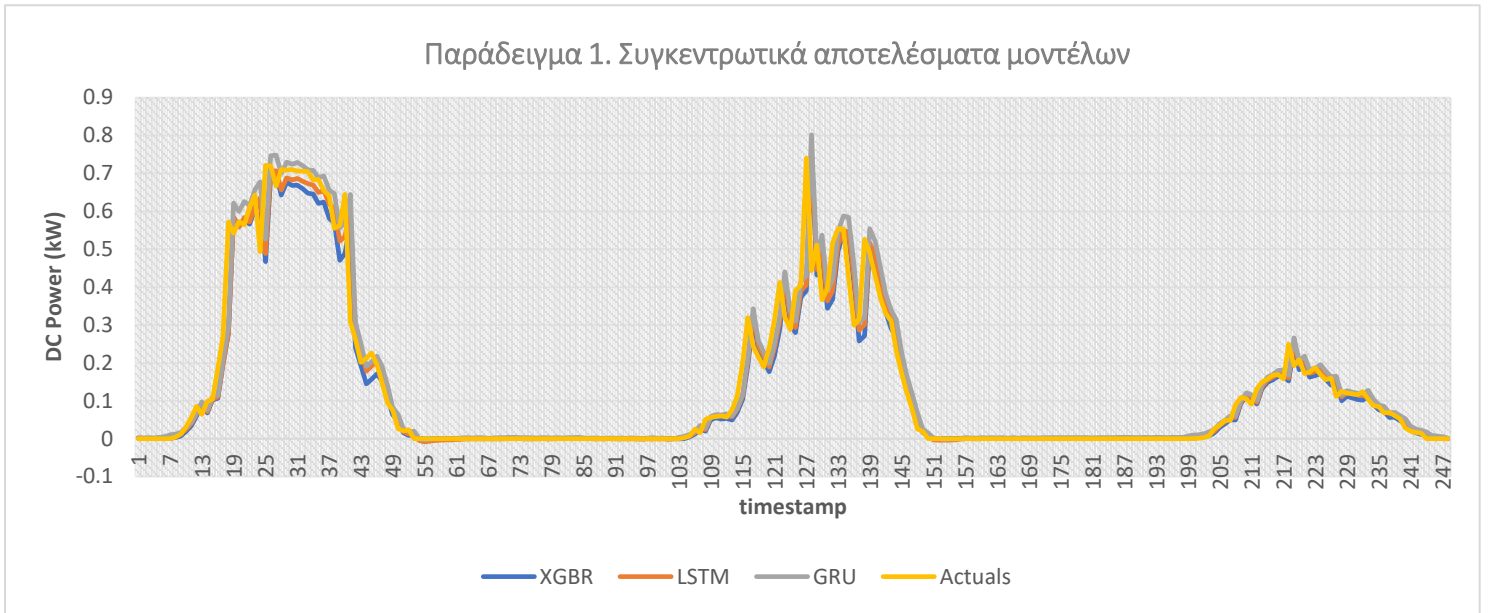
Πίνακας 4. 7. Μετρητικά συνολικά σφάλματα μοντέλων LSTM, GRU & XGBR



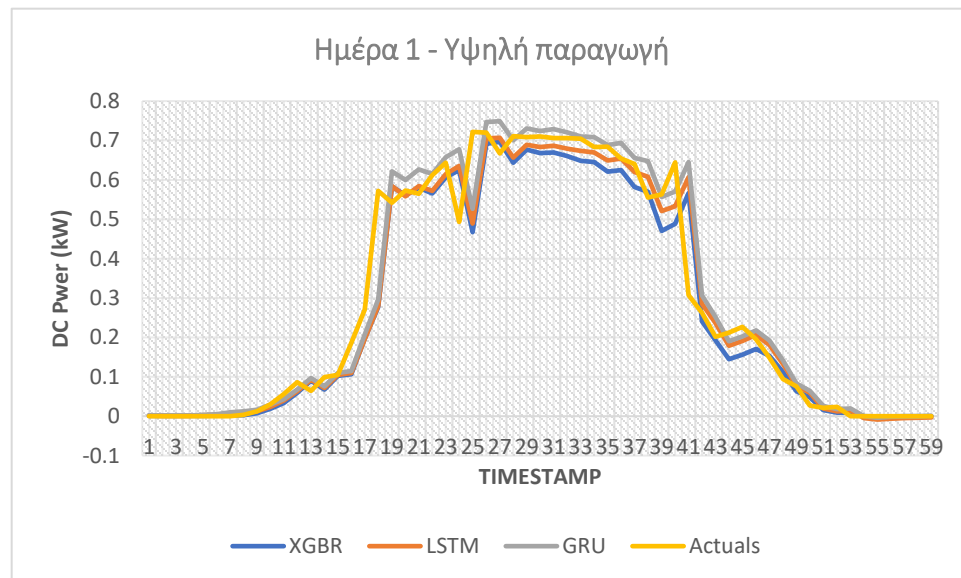
Εικόνα 4. 9. Συγκεντρωτικό διάγραμμα μετρητικών σφαλμάτων για τα μοντέλα LSTM, GRU & XGBR

Από τον παραπάνω πίνακα και διάγραμμα μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι τα σφάλματα των μοντέλων νευρωνικών δικτύων LSTM και GRU έχουν πολύ μικρές διαφορές, με το μοντέλο LSTM να έχει ελαφρώς μεγαλύτερα σφάλματα. Ο αλγόριθμος ενδυνάμωσης XGBR παρατηρείται ότι εκ των 3 μοντέλων έχει μικρότερα σφάλματα.

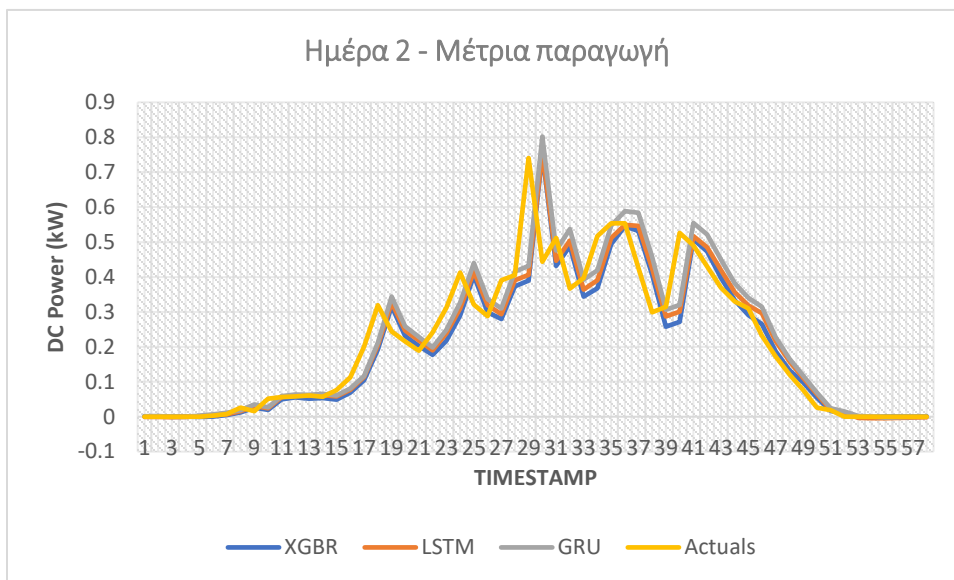
Για να γίνει πιο σαφής και κατανοητή η διαφορά των αποτελεσμάτων των μοντέλων, παρακάτω παρουσιάζονται διαγράμματα με τις προβλέψεις και τις πραγματικές τιμές των μοντέλων συγκεντρωτικά. Για να γίνει εφικτή η απεικόνιση των αποτελεσμάτων σε ένα ενιαίο διάγραμμα έγινε εξαγωγή των δεδομένων ελέγχου και των προβλέψεων του κάθε μοντέλου, διατηρώντας την ίδια κλίμακα και τους δείκτες ή την χρονική τους σειρά. Έχουν επιλεγεί κάποιες ημέρες της χρονικής περιόδου που μελετάται με κριτήριο την ισχύ, δηλαδή ημέρες που είχαν υψηλή παραγωγή και άλλες που είχαν χαμηλή. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να πραγματοποιηθεί ένας ποιοτικός έλεγχος των προβλέψεων αλλά και να διαπιστωθεί το πόσο καλά έχουν ανταποκριθεί τα μοντέλα στις διαφοροποιήσεις της ισχύος ή των καιρικών συνθηκών.



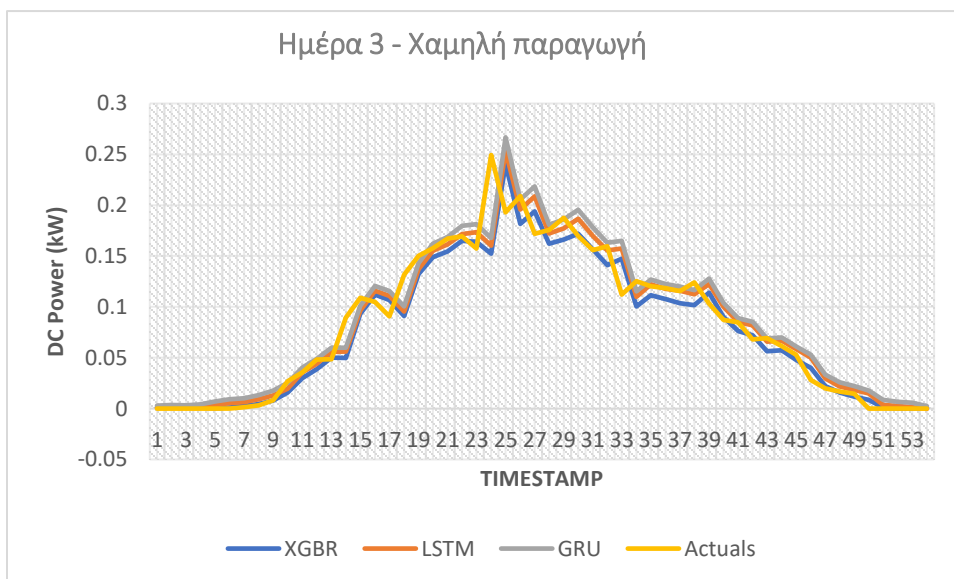
Εικόνα 4. 10. Συγκεντρωτικό διάγραμμα δείγματος προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR



Εικόνα 4. 11. Συγκεντρωτικό διάγραμμα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR σε ημέρα με υψηλή παραγωγή



Εικόνα 4. 12. Συγκεντρωτικό διάγραμμα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR σε ημέρα με μέτρια παραγωγή



Εικόνα 4. 13. Συγκεντρωτικό διάγραμμα προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών ισχύος μοντέλων LSTM, GRU & XGBR σε ημέρα με χαμηλή παραγωγή

Όπως υποδεικνύουν τα υπολογισμένα συνολικά σφάλματα των μοντέλων μπορούμε να διακρίνουμε στα διαγράμματα ότι οι προβλέψεις του μοντέλου XGBR είναι ελαφρώς πιο κοντά στις πραγματικές μετρημένες τιμές της ισχύος. Ωστόσο, παρατηρείται επιπλέον ότι όταν έχουμε υψηλότερες τιμές ισχύος το μοντέλο LSTM φαίνεται να καταφέρνει να προσεγγίσει καλύτερα τις πραγματικές τιμές. Μετά από την παρατήρηση των αποτελεσμάτων μπορούμε να εξάγουμε το συμπέρασμα ότι σε γενικές γραμμές και τα τρία μοντέλα εμφανίζουν ικανοποιητικά αποτελέσματα και μπορούν να μοντελοποιήσουν σε μεγάλο βαθμό τα ιστορικά δεδομένα και τις προβλέψεις ισχύος του φωτοβολταϊκού πάρκου.

Είναι σημαντικό, ωστόσο, να αναγνωρίσουμε τις αδυναμίες των μεθόδων πρόβλεψης αυτής της εργασίας.

Ειδικότερα, παρ' ότι έχουν επιτευχθεί αποτελέσματα που είναι ικανοποιητικά, αξίζει να τονιστεί ότι τα μοντέλα τροφοδοτήθηκαν με δεδομένα που δεν ήταν άρτια. Για σχετικά μεγάλες χρονικές περιόδους τα δεδομένα μας περιείχαν πολλές συνεχόμενες ακραίες τιμές και μετρήσεις που δεν ανταποκρίνονταν στην πραγματικές και απέκλειαν κατά πολύ από αυτές και μετρήσεις που έλλειπαν. Παρά το γεγονός ότι πραγματοποιήθηκε προσπάθεια για τον μετριασμό αυτών των τιμών, γίνεται σαφές ότι η ύπαρξή τους ενδεχομένως να αποπροσανατόλισε τα μοντέλα και να διέκοψε τη συνέχεια του μοτίβου που σχηματίζουν τα δεδομένα μας και θα βοηθούσε τους αλγόριθμους να προσαρμοστούν καλύτερα σε αυτά.

Τέλος, παρ' ότι τα μοντέλα παρουσιάζουν αρκετά αξιόλογα αποτελέσματα, ο συνδυασμός περισσότερων μεθόδων πρόβλεψης, η εκπαίδευση των δεδομένων σε απομονωμένες περιόδους με παρόμοια χαρακτηριστικά όπως οι μήνες του καλοκαιριού ή του χειμώνα και η ανάπτυξη ενός υβριδικού μοντέλου θα μπορούσε ενδεχομένως να βελτιώσει σημαντικά τη συνολική αποδοτικότητα των μοντέλων και να ξεπεράσει τις αδυναμίες που αναφέρονται παραπάνω.

5. Συμπεράσματα

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, πραγματοποιήθηκε μια συστηματική και ολοκληρωμένη βιβλιογραφική ανασκόπηση για τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, τις τεχνολογίες των φωτοβολταϊκών, την μηχανική μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα και για τα μοντέλα και τεχνικές άμεσης πρόβλεψης ισχύος φωτοβολταϊκών συστημάτων. Αναπτύχθηκαν κάποια από αυτά τα μοντέλα για την δοκιμή τους στις προβλέψεις σε πραγματικά δεδομένα ισχύος και μετεωρολογικά δεδομένα. Τα μοντέλα αυτά προέβλεψαν την ισχύ με βάση τον βραχυπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης. Επιπλέον, έχει ληφθεί υπόψη η σημασία της συσχέτισης των μετεωρολογικών και των δεδομένων εξόδου ισχύος ΦΒ και η προεπεξεργασία των δεδομένων εισόδου του μοντέλου. Τα ευρήματα δείχνουν ότι η ακρίβεια ενός μοντέλου αυξάνεται όταν οι εισοδοί που χρησιμοποιούνται στο μοντέλο έχουν υψηλό συντελεστή συσχέτισης με την έξοδο. Επιπλέον, η ακρίβεια του αποτελέσματος πρόβλεψης ενισχύεται όταν χρησιμοποιούνται προεπεξεργασμένα δεδομένα εισόδου. Τα ευρήματα δείχνουν ότι τα αποτελέσματα των μοντέλων πρόβλεψης εξαρτώνται από τον ορίζοντα πρόβλεψης, τα διαθέσιμα δεδομένα και τη μέθοδο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη.

Ωστόσο, τονίζεται η προβληματική ότι έχει ιδιαίτερη σημασία να δοθεί έμφαση στους λόγους που κρίνεται σημαντική μια ακριβής πρόβλεψη στον τομέα της ενέργειας και συγκεκριμένα στα φωτοβολταϊκά συστήματα. Η ενσωμάτωση της φωτοβολταϊκής ενέργειας στο δίκτυο έχει γίνει θέμα ερευνητικού ενδιαφέροντος λόγω της κλιματικής αλλαγής και της υπερθέρμανσης του πλανήτη τα τελευταία χρόνια. Η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ισχύος και ενέργειας από φωτοβολταϊκά συστήματα είναι απαραίτητη λόγω της ανάγκης κάλυψης της αυξανόμενης ζήτησης ενέργειας, μετριασμού της κλιματικής αλλαγής και σταθεροποίησης των συστημάτων ηλεκτρικού δικτύου. Η ακριβής πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας, ή της ισχύος και κατ'επέκταση της ενέργειας είναι σημαντική για την ενσωμάτωση των φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων σε ένα ηλεκτρικό δίκτυο. Με αυτό τον τρόπο οι φορείς εκμετάλλευσης του δικτύου μπορούν να βελτιστοποιήσουν την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας να μειώσουν το πρόσθετο κόστος με την προετοιμασία μιας κατάλληλης στρατηγικής. Ενώ, η φωτοβολταϊκή ισχύς παραμένει μη πλήρως προβλέψιμη, οι προβλέψεις με τη χρήση νευρωνικών δικτύων και μοντέλων μηχανικής μάθησης μπορούν να βελτιώσουν τη δυνατότητα διανομής φωτοβολταϊκής ενέργειας, τη βελτιστοποίηση της παραγωγής της και τον προγραμματισμό της αποθήκευσής της, καθιστώντας την έναν πιο αξιόπιστο ενεργειακό πόρο. Ειδικότερα, ο έλεγχος της αποθήκευσης ενέργειας μπορεί να μετριάσει την ασυνέχεια της παραγωγής φωτοβολταϊκών σε διάφορες χρονικές περιόδους. Επομένως, μια ακριβής πρόβλεψη της ισχύος εξόδου των φωτοβολταϊκών συστημάτων είναι απαραίτητη για τον έλεγχο της ενέργειας ενός συστήματος που περιέχει Φ/Β και κατ'επέκταση για την αποθήκευση ενέργειας.

6. Βιβλιογραφία

- Abadi, M. και συν., 2016. *Tensorflow: a system for large-scale machine learning*. USA, s.n., pp. 265--283.
- Ahmia, O. & Farah, N., 2015. *Parallel seasonal approach for electrical load forecasting*. Annaba, Algeria, In International Work-Conference on Time Series (ITISE).
- Alloghani, M. και συν., 2020. *A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science*. s.l.:s.n.
- Almeida, M. P., Perpignan, O. & Narvarte, L., 2015. PV power forecast using a nonparametric PV model. *Solar Energy*, Τόμος 115, pp. 354-368.
- Amershi, S. και συν., 2019. *Guidelines for human-AI interaction*. s.l., roceedings of the 2019 chi conference on human factors in computing systems.
- Antonanzas, J. και συν., 2016. *Review of photovoltaic power forecasting*. s.l., Solar Energy.
- Apergis, N. & Payne, J., 2010. Renewable energy consumption and growth in Eurasia.. *Energy economics*, Τόμος 32, pp. 1392--1397.
- Arkesteijn, K. & Oerlemans, L., 2005. The early adoption of green power by Dutch households: An empirical exploration of factors influencing the early adoption of green electricity for domestic purposes. *Energy Policy*, pp. 183-196.
- Barnett, V. & Lewis, T., 1994. *Outliers in statistical data*. s.l.:Wiley New York.
- Boyd, M. J., 2015. High-Speed Monitoring of Multiple Grid-Connected Photovoltaic Array Configurations.
- Boyd, M. J., 2015. NIST Weather Station for Photovoltaic and Building System Research.
- Boyd, M. J., 2017. Performance Data From the Nist Photovoltaic Arrays And Weather Station.
- Carlini, N. & Wagner, D., 2017. *Towards evaluating the robustness of neural networks*. s.l., 2017 ieeesymposium on security and privacy (sp).
- Cho, K., B., V. M., Bahdanau, D. & Bengio, Y., 2014. On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches. *arXiv preprint arXiv:1409.1259*.
- Das, U. K. και συν., 2018. Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Τόμος 81, pp. 912--928.
- Demšar, J., 2006. Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets. *The Journal of Machine learning research*, Τόμος 7, pp. 1--30.
- Eltham, D., Harrison, G. & Allen, S., 2008. Change in public attitudes towards a Cornish wind farm: Implications for planning. *Energy policy*, Τόμος 36, pp. 23-33.
- Fast, S., 2013. *Public opinion and communicative action around renewable energy projects*. Canada: University of Ottawa (Canada).
- Foley, A., Leahy, P. & McKeogh, E., 2010. *Wind power forecasting & prediction methods*. s.l., IEEE, pp. 61--64.
- Green, M., 2001. Third generation photovoltaics: Ultra-high conversion efficiency at low cost.. *Progress in photovoltaics: Research and Applications*, Τόμος 9, pp. 123--135.
- Green, M., Emery, K., Hishikawa, Y. & Warta, W., 2010. Solar cell efficiency tables (version 36).. *Progress in photovoltaics: research and applications*, Τόμος 18, p. 346.
- Hair, B. J. F., Black, W. C. & Anderson, R. E., 2018. *Multivariate Data Analysis, 8th, illustr ed*. s.l.:Cengage.
- Hamid Oudjana, S., Hellal, A. & Hadj Mahamed, I., 2012. *Short term photovoltaic power generation forecasting using neural network*. Venice, Italy, s.n., pp. 706-711.
- Hamilton, J. D., 2020. *Time series analysis*. s.l.:Princeton university press.
- Hardt, M. & Recht, B., 2021. *Patterns, predictions, and actions: A story about machine learning*. s.l.:s.n.

- Hernández-Callejo, L., Gallardo-Saavedra, S. & Alonso-Gómez, V. 2., 2019. A review of photovoltaic systems: Design, operation and maintenance. *Solar Energy*, Τόμος 188, pp. 426--440.
- Hinton, G. E. & Salakhutdinov, R. R., 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, Τόμος 313, pp. 504--507}.
- Hochreiter, S. & Schmidhuber, J., 1997. Long short-term memory. *Neural computation*, Τόμος 9, pp. 1735-1780.
- Ismail, M. I. S., Okamoto, Y. & Okada, A., 2013. Neural Network Modeling for Prediction of Weld Bead Geometry in Laser Microwelding. *Advances in Optical Technologies*.
- Jackson, P. και συν., 2016. Effects of heavy alkali elements in Cu (In, Ga) Se₂ solar cells with efficiencies up to 22.6%. *physica status solidi (RRL)--Rapid Research Letters*, Τόμος 10, pp. 583--586.
- Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K., 2021. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, pp. 685-695.
- Japkowicz, N. & Shah, M., 2011. *Evaluating learning algorithms: a classification perspective*. s.l.:Cambridge University Press.
- Kardakos, E. G. και συν., 2013. *Application of time series and artificial neural network models in short-term forecasting of PV power generation*. Dublin, Ireland, 2013 48th International Universities' Power Engineering Conference (UPEC).
- Kohavi, R. & others, 1995. *A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection*. s.l., s.n., pp. 1137--1145.
- LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G., 2015. Deep learning. *nature*, pp. 436--444.
- Martínez-Anido, C. B. και συν., 2016. The value of day-ahead solar power forecasting improvement. *Solar Energy*, Τόμος 129, pp. 192--203.
- Mauler, L., Duffner, F., Zeier, W. G. & Leker, J., 2021. Battery cost forecasting: a review of methods and results with an outlook to 2050. *Energy & Environmental Science*, Τόμος 14, pp. 4712--4739.
- Mellit, A., Sağlam, S. & Kalogirou, S., 2013. Artificial neural network-based model for estimating the produced power of a photovoltaic module. *Renewable Energy*.
- Müller, A. & Guido, S., 2016. *Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists*. s.l.:O'Reilly Media, Inc.
- Pedregosa, F. και συν., 2011. Scikit-learn: Machine learning in Python. *the Journal of machine Learning research*, Τόμος 12, pp. 2825--2830.
- Ribeiro, F., Ferreira, P., Araújo, M. & Braga, A., 2014. Public opinion on renewable energy technologies in Portugal. *Energy*, Τόμος 69, pp. 39--50.
- Rojas, R., 2013. *Neural networks: a systematic introduction..* s.l.:Springer Science & Business Media.
- Rolon-Mérette, D. και συν., 2016. Introduction to Anaconda and Python: Installation and setup. *Quant. Methods Psychol*, Τόμος 16, pp. S3--S11.
- Salimans, T. και συν., 2016. Improved techniques for training gans. *Advances in neural information processing systems*, Τόμος 29.
- Schmidhuber, J., 2015. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, Τόμος 61, pp. 85--117.
- Shockley, W. & Queisser, H. J., 1961. Detailed balance limit of efficiency of p-n junction solar cells. *Journal of applied physics*, Τόμος 32, pp. 510--519.
- Solino, M., Vazquez, M. & Prada, A., 2009. Social demand for electricity from forest biomass in Spain: Does payment periodicity affect the willingness to pay?. *Energy Policy*, pp. 531-540.
- Tampakis, S., Tsantopoulos, G., Arabatzis, G. & Rerras, I., 2013. Citizens' views on various forms of energy and their contribution to the environment. *Renewable and Sustainable Energy*

Reviews, pp. 473-482.

- Teo, T. T., Logenthiran, T. & Woo, W. L., 2015. *Forecasting of photovoltaic power using extreme learning machine*. Bangkok, s.n., pp. 1-6.
- Upreti, B. & van der Horst, D., 2004. National renewable energy policy and local opposition in the UK: the failed development of a biomass electricity plant. *Biomass and bioenergy*, pp. 61-69.
- Van Rossum, G. & Drake Jr, F. L., 1995. *Python tutorial*. s.l.:Centrum voor Wiskunde en Informatica Amsterdam, The Netherlands.
- Vidyanandan, K., 2017. An overview of factors affecting the performance of solar PV systems. *Energy Scan*, p. 216.
- Vishwas, B. V. & Patel, A., 2020. *Hands-on Time Series Analysis with Python*. s.l.:Springer.
- Vishwas, B. V. & PATEL, A., 2020. *Hands-on Time Series Analysis with Python*. s.l.:s.n.
- Voyant, C. και συν., 2017. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Volume 105*, pp. 569-582.
- Wan, C. και συν., 2015. Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, Τόμος 1, pp. 38--46.
- Willmott, C. J. & Matsuura, K., 2005. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*, Τόμος 30, pp. 79--82.
- Yang, X., Jiang, F. & Huan, L., 2013. *Short-Term Solar Radiation Prediction based on SVM with Similar Data*. Beijing, s.n., pp. 1-4.
- Αποστολοπούλου, Α., 2013. Σύνθετες διατάξεις φωτοβολταϊκών και θερμικών ηλιακών συσκευών. (*Doctoral dissertation, University of Patras*).
- Βουρδούμπας, Γ., 2002. Εισαγωγή στις τεχνολογίες της ενεργειακής αξιοποίησης της βιομάζας. *Εκτύπωση-Βιβλιοδεσία Τμήμα γραφικών τεχνών και εκτυπώσεων Μεσογειακού Αγρονομικού Ινστιτούτου Χανίων*.
- Βρης, Α., 2013. Εμπειρική μελέτη για την στάση των πολιτών απέναντι στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας: Σύγκριση Ελλάδος-Βουλγαρίας. *Doctoral dissertation*.
- ΕΛΕΤΑΕΝ, 2016. *ΕΛΕΤΑΕΝ*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://eletaen.gr/dt-hwea-wind-statistics-greece-2015/>
- Ζαφειρόπουλος, Α. & Στάμος, Ν., 2012. *Σχεδιασμός ΠΙ ελεγκτών τριφασικών μετατροπέων ισχύος για εφαρμογές λειτουργίας ΑΠΕ με ισχυρό ή ασθενές δίκτυο*, Πάτρα: s.n.
- ΚΑΠΕ, 2012. *ΚΕΝΤΡΟ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΩΝ ΠΗΓΩΝ ΚΑΙ ΕΞΟΙΚΟΝΟΜΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <http://www.cres.gr/kape/education/Apeoikistika.pdf>
- Καπλάνης, Σ., 2004. *Ήπιες Μορφές Ενέργειας ΙΙΙ. Μηχανική Των Φωτοβολταϊκών Συστημάτων*. s.l.:Ιων.
- Κιτσαράς-Νάσσης, Κ. & Καλόγηρος, Κ., 2013. Πρόβλεψη Φ/Β ισχύος στην Ελλάδα. *Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Πολυτεχνική Σχολή, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών (Τομέας Ηλεκτρικής Ενέργειας)*.
- Κυριτσάκη, Ο., 2009. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας στην Ελλάδα. *Doctoral dissertation, ΤΕΙ Δυτικής Μακεδονίας*.
- Μαλεβίτη, Ε., 2012. Ενεργειακή διαχείριση και ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. *Εξοικονόμηση ενέργειας σε κτίρια*, pp. 69-74.
- Μαμάσης, Ν. & Στεφανάκος, Ι., 2010. Εισαγωγή στην Ενεργειακή Τεχνολογία. *Τομέας Υδάτινων Πόρων και Περιβάλλοντος, ΕΜΠ, Αθήνα*.
- Περδός, Σ. Δ., 2010. *Φωτοβολταϊκές Εγκαταστάσεις*. Αθήνα: Εκδόσεις ΣΕΛΚΑ-4Μ.
- Φυτίκας, Μ. & Ανδρίτσος, Ν., 2004. *Γεωθερμία*. Θεσσαλονίκη: ΤΖΙΟΛΑ.